

APPLICATION À LARGE ÉCHELLE DE TECHNIQUES D'ANALYSE D'IMAGES BASÉES OBJET POUR L'IMAGERIE SATELLITE À TRÈS HAUTE RÉOLUTION

David Youssefi¹, Julien Michel², Manuel Grizonnet²

1: CS, Parc de la Plaine, rue Brindejonn des Moulinais, 31506 Toulouse, France

2: CNES, 18 avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse, France

Résumé

La segmentation est une opération très utilisée pour le traitement des images satellites à très haute résolution, notamment comme préalable à l'analyse d'image basée objet. Les ressources en mémoire disponibles étant limitées, il est cependant souvent impossible de réaliser ce traitement à l'échelle d'une image sans effectuer un traitement par morceaux, ce qui dans le cas de la segmentation introduit des artefacts importants. Les travaux présentés dans cet article proposent une solution garantissant un résultat identique à celui produit sans traitement par morceaux dans le cas de l'algorithme de segmentation Mean-Shift. Dans une première partie, nous introduisons la notion de stabilité d'un algorithme de segmentation. Après avoir défini une méthodologie pour mesurer la stabilité des algorithmes de segmentations, nous montrons que parmi les algorithmes Mean-Shift, watershed et composantes connexes, seul ce dernier est réellement stable. Dans un second temps, une version stabilisée de l'algorithme Mean-Shift est présentée, et cette version est utilisée pour construire une solution exacte et rigoureuse pour le traitement par morceaux. Enfin, des exemples d'application permettent d'illustrer la méthode développée. Cette méthode est disponible dans la librairie libre Orfeo ToolBox à partir de la version 3.20, et son utilisation est détaillée dans le guide utilisateur du logiciel.

Mots clés : Télédétection, Traitement d'image, Segmentation, Mean-Shift, Stabilité, Analyse d'image basée objet

Abstract

Segmentation is a widely used operation in very high resolution remote sensing processing such as object based image analysis. Since the available memory resource might be limited, it is often impossible to process a whole satellite image without using piece-wise processing, which in the case of segmentation introduces a huge amount of artifacts. The work presented in this paper introduce a solution to this problem in the case of the Mean-Shift algorithm, which guarantees that piece-wise segmentation results matches exactly those of full image processing at once. First, we define a new property of segmentation algorithms called stability. After proposing a methodology to measure the stability of segmentation algorithms, we demonstrate that among the Mean-Shift, watershed and connected components algorithms, only the latter is stable. Then, we propose a stabilized version of the Mean-Shift algorithm and use it to build a rigorous and exact solution for piece-wise processing of this algorithm. Last, we present some examples demonstrating the usefulness of the proposed method. This method is available in the Orfeo ToolBox free software, and documented in the software guide.

Keywords : Remote Sensing, Image Processing, Image Segmentation, Mean-Shift, Stability of Segmentation, Object Based Image Analysis

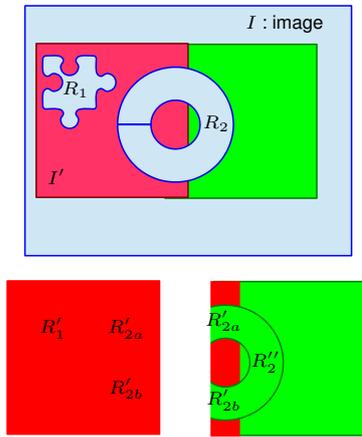
1. Introduction

L'augmentation de la résolution des images satellite d'observation de la Terre, conduit à utiliser des approches d'analyse d'images basées sur les objets (Blaschke et al., 2000), leurs attributs et leur agencement spatial (Vane-gas et al., 2013). Plutôt que de considérer les pixels de manière isolée, des méthodes réalisent ainsi des classifications d'objets selon leurs caractéristiques et celles des objets qui les entourent par exemple. Seulement, les objets doivent au préalable être segmentés (détourés) dans les images ce qui peut poser des problèmes lors de la réalisation (Michel et al., 2012).

Réaliser une segmentation à l'échelle d'une image de grande taille oblige à employer une stratégie de découpage par bloc. Le problème est que les algorithmes

de segmentation ne se prêtent pas naturellement à un tel tuilage de l'image ce qui laisse apparaître dans le résultat final des irrégularités aux bords et à l'intérieur des tuiles. L'analyse de ce phénomène d'instabilité jusqu'à sa correction est présentée dans ce papier.

Dans la section 2, une définition formelle de la stabilité est proposée qui est ensuite appliquée à l'algorithme Mean-Shift (Commaniciu, 2002). Au cours de la section 3, la version stabilisée du Mean-Shift utilisée à large échelle est présentée. Enfin, la section 4 permet de montrer des exemples d'applications.



$$R_1 = R'_1$$

$$R_2 \cap I' = R'_{2a} \cup R'_{2b}$$

$$R_2 = R'_{2a} \cup R'_{2b} \cup R''_2$$

FIGURE 1: Stabilité des algorithmes de segmentation

2. Stabilité des algorithmes de segmentation

2.1. Définition de la stabilité

Soient I une image et $S : I \rightarrow S(I)$ un algorithme de segmentation. $S(I)$ forme une partition de l'image I :

$$S(I) = \{R_i, i \in [1, n]\}, \begin{cases} I = \bigcup_{i=1}^n R_i, \\ i \neq j \Rightarrow R_i \cap R_j = \emptyset. \end{cases} \quad (1)$$

Soit $I' \subset I$ un sous-ensemble de I , $S(I) \cap I'$ la restriction de S à I' est définie par :

$$S(I) \cap I' = \{R'_i = R_i \cap I', i \in [1, n]\} \quad (2)$$

(1) et (2) permettent de déduire :

$$I' = \bigcup_{i=1}^n R'_i \quad (3)$$

Enfin, pour une région $R \in S(I)$, $S_R(I')$ est définie telle que :

$$S_R(I') = \{R'_i \in S(I'), R'_i \cap R \neq \emptyset\} \quad (4)$$

Définition. $S(I)$ et $S(I')$ sont les segmentations de l'image I et de l'extrait $I' \subset I$ respectivement.

S est dit stable si $\forall R \in S(I)$, les propriétés suivantes sont respectées (cf. fig 1) :

$$R \subset I' \Rightarrow \exists R' \in S(I'), R' = R \quad (5)$$

$$R \cap I' \neq \emptyset \Rightarrow R \cap I' = \bigcup_{R'_i \in S_R(I')} R'_i \quad (6)$$

$$\text{où } S_R(I') = \{R'_i \in S(I'), R'_i \cap R \neq \emptyset\}$$

Plus intuitivement :

- Étant donné une image et un objet d'intérêt dans cette image, un algorithme de segmentation est considéré comme stable si n'importe quel extrait de cette image englobant l'objet produit la même segmentation de ce même objet,
- Étant donné une image et deux extraits de cette image se chevauchant, un algorithme de segmentation est considéré comme stable si les segmentations de ces deux extraits correspondent exactement.

La stabilité d'un algorithme de segmentation offre notamment deux avantages. Premièrement, si un algorithme de segmentation est stable alors le résultat de la segmentation est indépendant du tuilage utilisé. Ainsi, segmenter l'image par tuile ou segmenter l'image entière est équivalent pourvu qu'on sache recoller les morceaux. La reconstruction de la segmentation finale est alors une union des tuiles segmentées. Deuxièmement, lorsqu'il existe des objets d'intérêt identiques dans une scène, un algorithme de segmentation stable produit des segmentations identiques de ces objets.

2.2. Mesure de la stabilité

Pour mesurer la stabilité des algorithmes de segmentation, il s'agit de savoir quelle conséquence peut avoir la modification de la zone observée par ces algorithmes. Le protocole général est donc le suivant. Une première région est extraite d'une image choisie préalablement (extrait de 300x300 pixels). Cette région est ensuite segmentée. La segmentation résultante est considérée alors comme la segmentation de référence. Pour créer la segmentation de comparaison, une région interne à la région précédente est sélectionnée en supprimant une bordure d'un pixel (soit un extrait de 298x298 pixels). Cette seconde est ensuite segmentée. Grâce aux métriques de Hoover (Hoover et al., 1996) et d'Ortiz (Ortiz et Oliver, 2006) (cf. fig 2), les deux segmentations sont alors comparées sur la région intérieure de 298x298 pixels.

2.3. Comparaison d'algorithmes de segmentation

Quatre algorithmes disponibles dans l'Orfeo Toolbox (OTB) (OTB-Development-Team, 2013) sont comparés (cf. fig 3) :

- l'implémentation **Edison** du *Mean-Shift*
- l'implémentation OTB du **Mean-Shift**
- la segmentation en composantes connexes utilisant une distance colorimétrique entre pixels voisins **CC** pour *Connected Component*
- la segmentation par ligne de partage des eaux **Watershed**

La métrique utilisée est la métrique de **Hoover** mentionnée précédemment (cf. fig 2) qui permet de classer chaque segment dans une de ces quatre instances :

- Instance de bonne détection **RC** (vert)
- Instance de sursegmentation **RF** (jaune)
- Instance de sous-segmentation **RA** (violet)
- Instance de non détection **RM** (rouge)

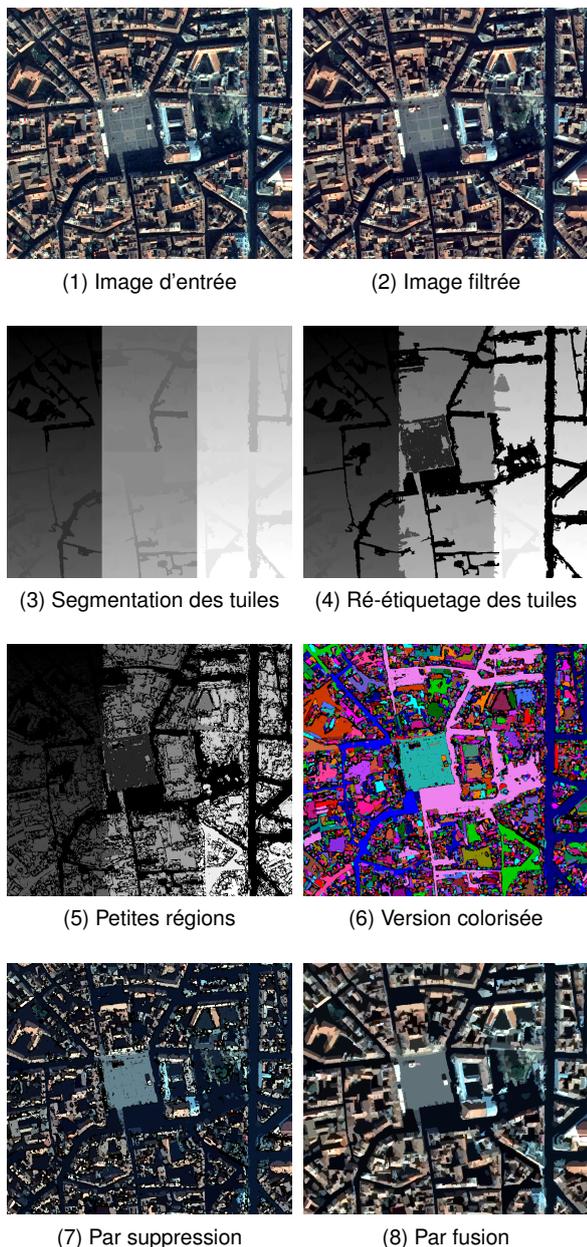


FIGURE 4: Étapes de la méthode proposée sur une image panchromatique Pleiades de Toulouse, France : (1) image de départ, (2) image filtrée, (3) segmentation des tuiles, (4) ré-étiquetage des tuiles, (5) traitement des petites régions, (6) la version colorisée, traitement des petites régions (7) par suppression et (8) par fusion

La segmentation en composantes connexes utilisant une distance colorimétrique entre pixels voisins est maintenant appliquée à l'image filtrée afin de regrouper les pixels adjacents proches spectralement. Ce regroupement de pixels est garanti stable étant donné que la segmentation en composantes connexes est insensible au tuilage. Pour cela, un autre tuilage avec recouvrement est utilisé qui correspond à une marge d'une ligne de pixels à droite et en bas de chaque tuile. Cette marge permet de faire la transition entre une tuile et ses voisines de droite et d'en bas et donc, par construction, lier

l'ensemble des tuiles.

Les tuiles segmentées sont ensuite ré-étiquetées afin de regrouper les régions fragmentées par le tuilage. Pour cela, il s'agit d'utiliser la marge afin de calculer la table de correspondance entre les différentes étiquettes. La méthode est la suivante. Considérant deux tuiles adjacentes, la même frontière est extraite dans les deux segmentations. Grâce à cette frontière, il est possible de savoir quelle étiquette dans la seconde tuile correspond à l'étiquette de la première tuile. Ceci est fait pour l'ensemble des tuiles ce qui permet de les ré-étiqueter et ainsi fusionner les régions qui doivent l'être.

Deux options sont possibles pour traiter les "petites régions". Elles peuvent être supprimées, dans ce cas, l'étiquette 0 est affectée à ces régions. En général, les régions de taille minimale correspondent à des contours et n'appartiennent donc pas à une région particulière. Cependant, il arrive, dans le cas des objets sur-éclairés par exemple, que des régions soient très sursegmentées. Pour résoudre ce problème, la seconde solution consiste à fusionner les régions de taille minimale à la région adjacente la plus proche spectralement.

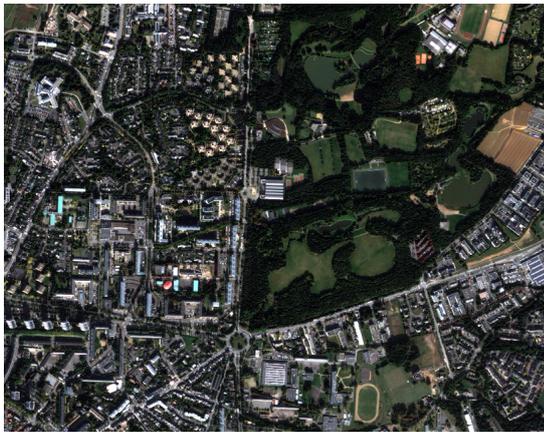
Si la première option est choisie, il suffit de parcourir une première fois l'image par tuile (sans recouvrement) pour calculer le nombre de pixels par étiquette puis une seconde fois pour affecter l'étiquette 0 aux régions de taille minimale. Si la seconde option est privilégiée, il s'agit, en plus de savoir combien de pixels composent chaque région, de connaître les radiométries de chaque segment. Pour cela, il faut aussi parcourir l'image d'entrée et calculer les moyennes radiométriques par étiquette. Ensuite, il suffit de parcourir une nouvelle fois les tuiles de l'image segmentée afin de savoir avec quelle région adjacente chaque région de taille minimale doit fusionner. Une fois que la région adjacente la plus proche spectralement est connue, il suffit de renseigner une table de correspondance afin de ré-étiqueter la segmentation. Ces régions de taille minimale sont traitées par ordre croissant ce qui permet de fusionner en premier les régions les plus petites qui s'apparentent en général à du bruit.

4. Applications

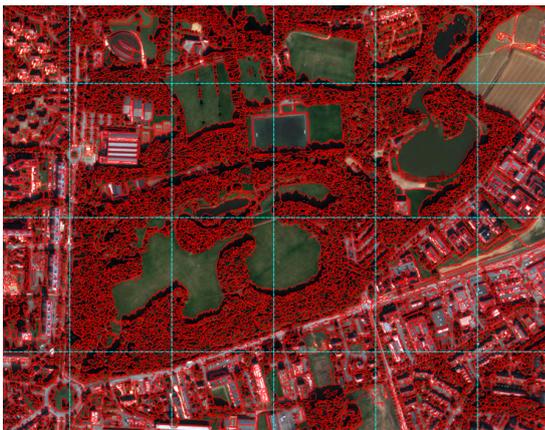
Deux applications liées à la méthode de segmentation proposée dans cet article sont présentées.

4.1. Classification basée objet

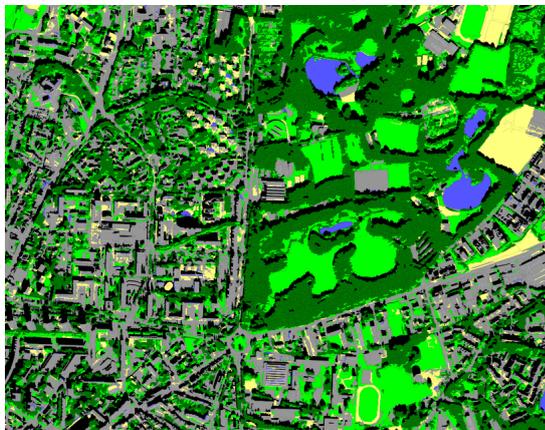
La méthode de segmentation est appliquée à un produit fusionné P+XS Pleiades de la ville de Rennes dont la taille est de 9091x12707 pixels. Après avoir segmenté cette image, les objets d'intérêt sont classés à l'aide de leurs moyennes radiométriques dans une des six catégories suivantes : sol nu (beige), prairie (vert clair), arbre (vert foncé), eau (bleu), bâti et route (gris) et ombre (noir).



(1) Image d'entrée



(2) Segmentation



(3) Classification

FIGURE 5: Extrait de la segmentation de l'image pan-chromatique de Rennes, France (9091x12707 pixels). La segmentation a été réalisée en utilisant 20x20 tuiles (8 sont visibles en bleu sur la figure 52). La figure 53 correspond au résultat de la classification.

4.2. Comptage d'objets

La seconde application est une application thématique utilisant l'analyse géospatiale et réalisée sur un produit P+XS Pleiades de Merguellil en Tunisie (cf. fig 6) dont la taille est de 16383x23692 pixels.

À la demande d'un utilisateur ORFEO, l'objectif est

de séparer les champs d'oliviers en fonction de l'espacement entre oliviers. Suivant cet espacement, il est possible de les classer suivant qu'ils soient non irrigués (distance ≥ 20 m) ou avec irrigation d'appoint (entre 20 m et 10 m) par exemple. L'idée est de créer une carte de la densité d'oliviers par champ.

Pour cela, une couche vecteur de champs est créée en appliquant l'algorithme Mean-Shift stabilisé et en fixant le critère de région minimale suffisamment haut pour que les oliviers soient fusionnés aux champs. La figure 7 correspond au résultat de cette segmentation.

Deuxièmement, l'indice de végétation NDVI pour *Normalized Difference Vegetation Index* est utilisé pour détecter les oliviers. Le NDVI est un indicateur graphique simple typiquement utilisé dans le cas de mesures de télédétection pour évaluer si l'image contient de la végétation. Cet indice est calculé de la manière suivante :

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (7)$$

où *NIR* et *R* correspondent respectivement au proche infrarouge (*Near Infrared*) et au rouge.

L'image est seuillée grâce au *NDVI* pour isoler les oliviers. Puis, grâce à l'algorithme utilisant la distance colorimétrique entre pixels voisins, la couche vecteur des oliviers est créée.

Une requête spatiale (cf. fig 8) permet ensuite de calculer le nombre d'oliviers par champ. La figure 9 présente la carte de densité obtenue.

5. Conclusion

Dans cet article, la notion de stabilité pour les algorithmes de segmentation a été définie de manière formelle. À partir de cette définition, un protocole a été établi afin d'estimer de manière empirique la stabilité de quatre algorithmes de segmentation.

Une démarche a ensuite été menée afin de stabiliser l'algorithme *Mean-Shift*. Pour cela, il a fallu analyser le comportement de cet algorithme et ainsi, déduire les causes d'instabilité. Grâce à cette analyse, une méthode de segmentation reposant sur le *Mean-Shift* a été mise au point. Cette méthode a été appliquée à des cas concrets comme de la classification et de l'estimation de la densité d'oliviers par champ.

Enfin, le code est disponible dans le logiciel open source Orfeo Toolbox (OTB-Development-Team, 2013) (à partir de la version 3.20) et la méthodologie décrite dans ce papier est détaillée dans (Michel et al., 2015).

Références

- Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., Zeil, P., 2000. Object-oriented image processing in an integrated gis/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. *Environmental information for planning, politics and the public* 2, 555–570.
- Comaniciu, D., 2002. Mean Shift : A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (5), 603–619.



FIGURE 6: Produit P+XS Pleiades de Merguellil en Tunisie (16383x23692 pixels)

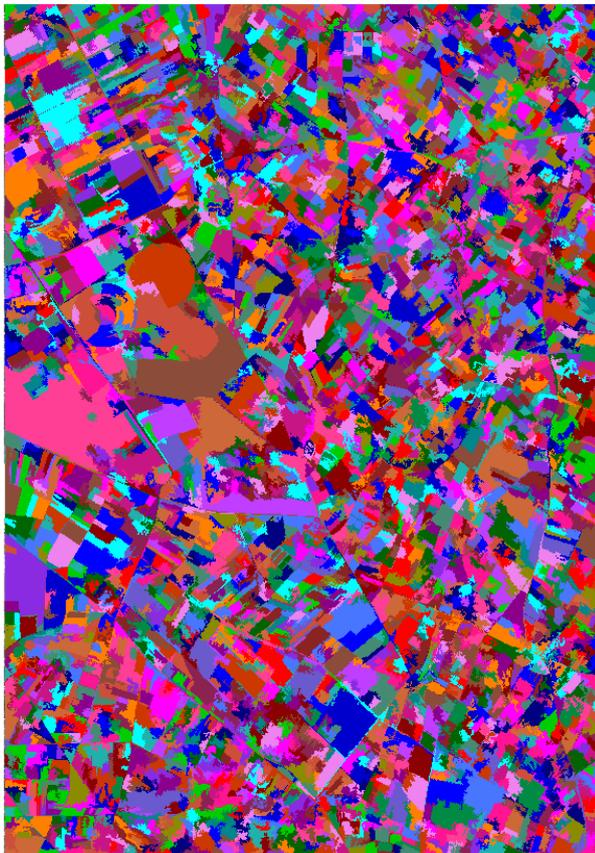


FIGURE 7: Segmentation des champs de Merguellil

Créer une table listant le nombre d'oliviers par champ

CREATE TABLE nbtreesbyfield AS
Contenant le nombre d'oliviers, l'étiquette et la géométrie associés au champ

SELECT COUNT(*) AS nbtree, f.label AS label, f.geom AS geom

Depuis les tables "oliviers" et "champs"

FROM trees t, fields f

Restreindre le décompte des oliviers à ceux contenus dans le champ

WHERE st_contains(f.geom,t.geom)

Grouper par étiquette et par géométrie

GROUP BY f.label,f.geom;

FIGURE 8: Calcul du nombre d'oliviers par champs

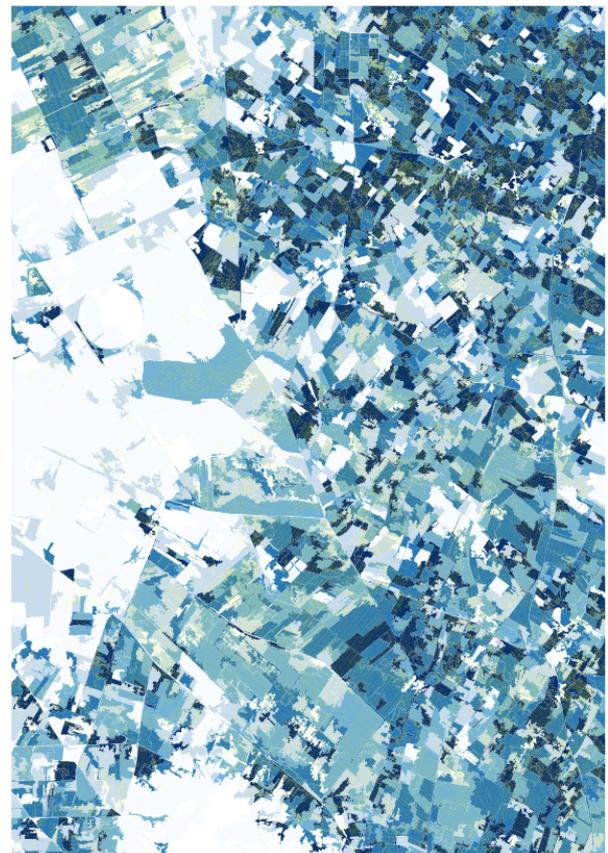


FIGURE 9: Représentation de la couche d'oliviers en jaune et de la couche de champs en bleu (bleu clair = faible densité et bleu foncé = forte densité)

Hoover, A., Jean-Baptiste, G., Jiang, X., Flynn, P. J., Bunke, H., Goldgof, D. B., Bowyer, K., Eggert, D. W., Fitzgibbon, A., Fisher, R. B., 1996. An experimental comparison of range image segmentation algorithms. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on 18 (7), 673–689.

Michel, J., Grizonnet, M., Jaen, A., Harasse, S., Hermitte, L., Guinet, J., Malik, J., Savinaud, M., 2012. Open tools and methods for large scale segmentation of very high resolution satellite images. Dans : *OGRS 2012 Symposium proceedings*, Yverdon les Bains, Suisse. OGRS, pp. 179–184.

- Michel, J., Youssefi, D., Grizonnet, M., Feb 2015. Stable mean-shift algorithm and its application to the segmentation of arbitrarily large remote sensing images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 53 (2), 952–964.
- Ortiz, A., Oliver, G., 2006. On the use of the overlapping area matrix for image segmentation evaluation : A survey and new performance measures. *Pattern Recognition Letters* 27 (16), 1916–1926.
- OTB-Development-Team, 2013. *The Orfeo ToolBox Cookbook, a guide for non-developers Updated for OTB-3.20*. Cnes.
- Vanegas, M., Bloch, I., Inglada, J., 2013. Alignment and parallelism for the description of high-resolution remote sensing images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 51 (6), 3542–3557.