

Segmentation multi-image : Approche collaborative basée sur les arbres binaires de partitions

38ème journée ISS France

Jimmy Francky Randrianasoa¹
Camille Kurtz² Éric Desjardin¹ Nicolas Passat¹

¹ Université de Reims Champagne-Ardenne, CReSTIC, France

² Université Paris-Descartes, LIPADE, France
jimmy.randrianasoa@univ-reims.fr

05 février 2015



Plan

- 1 Contexte et travaux connexes
- 2 Arbre binaire de partitions multi-images
- 3 Premières expérimentations
- 4 Conclusion et perspectives

Plan

- 1 Contexte et travaux connexes
- 2 Arbre binaire de partitions multi-images
- 3 Premières expérimentations
- 4 Conclusion et perspectives

Analyse / traitement d'image

Segmentation

- **Tâche cruciale** pour l'analyse d'image
- Définitions :
 - 1 Extraction d'une structure (objet) du reste de l'image (fond)
 - Modèles déformables
 - coupes de graphe
 - 2 Extraction de zones homogènes significatives (partitionnement de l'image)
 - *Watersheds*
 - *Split-and-merge*
 - Opérateurs connexes [12]
- Principale invariant : paradigme "une image, un algorithme"



(a) Image

(b) Un partitionnement

Figure: Exemple de segmentation.

Analyse / traitement d'image

Segmentation

- **Tâche cruciale** pour l'analyse d'image
- Définitions :
 - 1 Extraction d'une structure (objet) du reste de l'image (fond)
 - Modèles déformables
 - coupes de graphe
 - 2 Extraction de zones homogènes significatives (partitionnement de l'image)
 - *Watersheds*
 - *Split-and-merge*
 - Opérateurs connexes [12]
- Principale invariant : paradigme "une image, un algorithme"

Problème mal posé

- Un algorithme spécifique suivant le problème considéré
- Résultat obtenu à partir d'une seule image pas totalement satisfaisant

Fusion de segmentations

Extension du paradigme “une image, un algorithme”

- “ n images, un algorithme” \Rightarrow enrichir / améliorer les informations en entrée
- “une image, n algorithmes” \Rightarrow enrichir / améliorer les informations en sortie

Enjeu

- Établissement **d’un consensus entre plusieurs résultats** de segmentation

Fusion de segmentations

Extension du paradigme “une image, un algorithme”

- “ n images, un algorithme” \Rightarrow enrichir / améliorer les informations en entrée
- “une image, n algorithmes” \Rightarrow enrichir / améliorer les informations en sortie

Enjeu

- Établissement **d'un consensus entre plusieurs résultats** de segmentation

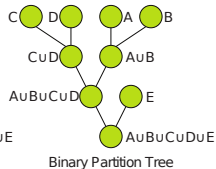
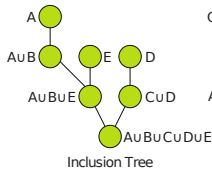
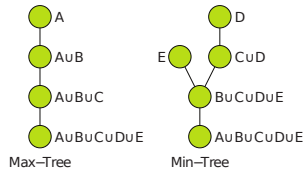
Travaux connexes

- Problème d'interpolation géométrique [9, 14]
- *Watersheds* stochastiques [2]
- *Stochastic minimum spanning forest* [4]
- *Random walkers* [17]
- Apprentissage automatique
 - Stratégie de consensus pour le *clustering* [13, 5]
 - Approche basée sur deux étapes successives de K-MEANS [7]
 - Schéma bayésien [16]

Hiérarchies morphologiques

Segmentation hiérarchique

- Arbres classiques par fusion des zones plates
 - Arbres de coupes [11]
 - Arbres de formes [8]



Hiérarchies morphologiques

Segmentation hiérarchique

- Arbres classiques par fusion des zones plates
 - Arbres de coupes [11]
 - Arbres de formes [8]

Inconvénient

Forte dépendance à l'information spectrale de l'image \Rightarrow difficulté avec les images satellites

Solution

Arbre binaire de partitions (BPT) [10, 15, 3] (segmentations d'images satellites)

Extension du BPT pour n images satellites : travaux existants

- Images satellites multi-résolutions [6]
- Hiérarchie morphologique multiple [1]

Multi-images

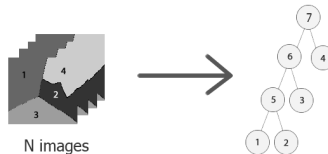
Intérêts du multi-images

- Amélioration de la segmentation hiérarchique
- Complémentarité des données disponibles

Contributions

Obtention d'un consensus lors de la définition de l'espace de recherche

- 1 **Paradigme “ n images, un algorithme”**
- 2 **Extension des modèles hiérarchiques** existants (BPT)
 - Possibilité d'adaptation de la construction
 - Souvent utilisé en télédétection
- 3 **Utilisation des stratégies de fusions** (apprentissage automatique)
 - pas de prise en compte de l'organisation spatiale dans l'image



Plan

- 1 Contexte et travaux connexes
- 2 Arbre binaire de partitions multi-images**
- 3 Premières expérimentations
- 4 Conclusion et perspectives

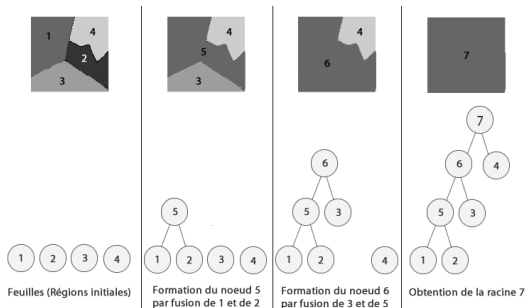
Arbre binaire de partitions nono-image

Structure générale

Représentation structurée des régions contenues dans une image.

- Feuilles : pixels (régions initiales)
- Nœuds : fusions paire à paire de régions voisines
- Racine : partition englobant toutes les régions de l'image

Algorithme : Création de l'arbre basée sur un algorithme ascendant



Structure de données à définir et à mettre à jour

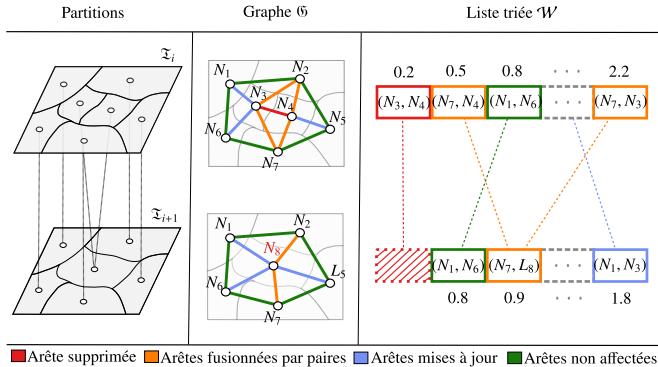
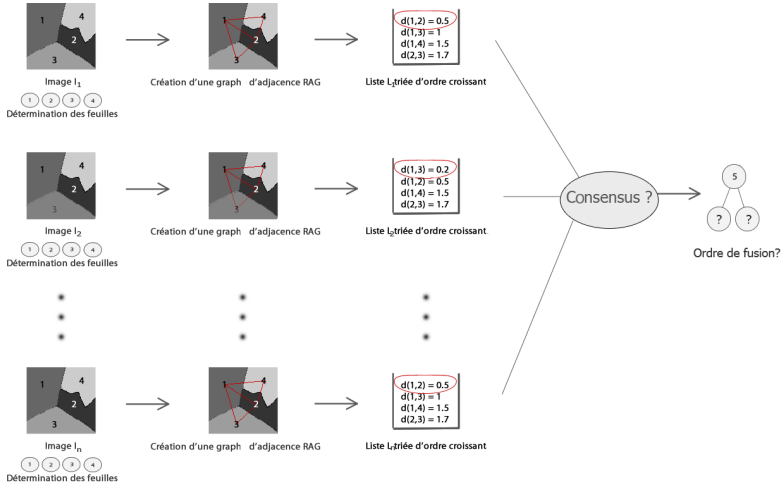


Figure: Une étape de la construction de BPT mono-image.

Généralisation de l'algorithme dans le cas multi-images



Arbre binaire de partitions multi-images

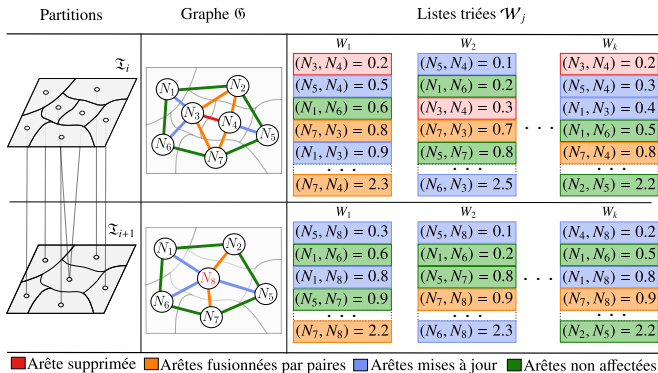


Figure: Une étape de la construction de BPT à partir de k images.

Stratégies de consensus

Consensus d'informations absolues

- *min of mean*
- *min of min*

Consensus d'informations relatives locales

- *majority vote*
- *most frequent (potentiellement pondérée)*

Consensus d'informations relatives globales

- *best average*
- *best median ranking*

Coût algorithmique et structurel

Table: Coût en temps et en espace de la construction de BPT pour différentes familles de politiques de consensus. Les symboles Θ and Ω réfèrent ici aux notations de Landau. (Supp. : suppression ; Maj. : mise à jour).

Politiques de consensus	$\# \mathcal{W}_*$	Choix d'arête	Supp. d'arête	Maj. d'arêtes	Tri des listes
Informations absolues	1	$\Theta(1)$	$\Theta(1)$	$\Theta(1)$	$\Theta(\log_2 \mathcal{W}_*)$
Inf. relatives locales	k	$\Omega(k)$	$\Theta(k)$	$\Theta(k)$	$\Theta(k \cdot \log_2 \mathcal{W}_*)$
Inf. relatives globales	k	$\Omega(k \cdot \mathcal{W}_*)$	$\Theta(k)$	$\Theta(k)$	$\Theta(k \cdot \log_2 \mathcal{W}_*)$

Plan

- 1 Contexte et travaux connexes
- 2 Arbre binaire de partitions multi-images
- 3 Premières expérimentations**
- 4 Conclusion et perspectives

Image urbaines bruitées



(a) Originale

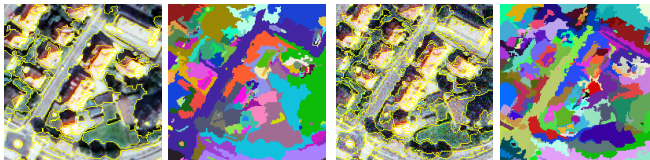
(b) Exemple bruité

Image urbaines bruitées



(a) Originale

(b) Exemple bruité

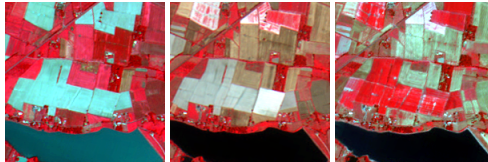


(c) Segmentation de (a)

(d) Segmentation de (b) + images bruitées

Figure: Expérimentation sur des échantillons zoomés (200×200 pixels) d'images PLÉIADES bruitées (bruit gaussien ($\sigma = 10\%$) et bruit impulsionnel (5%)) de Strasbourg prises en 2012.

Images agricoles multi-temporelles



(a) Mai

(b) Juillet

(c) Août

Images agricoles multi-temporelles

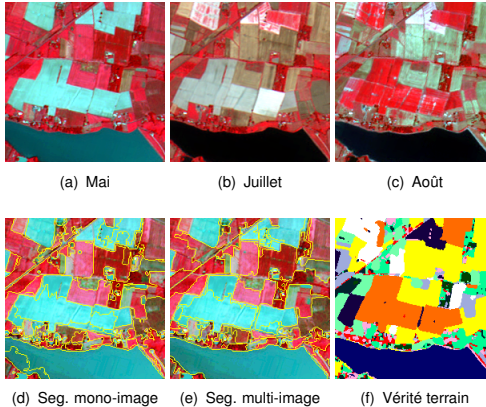


Figure: Expérimentation sur des échantillons (200×200 pixels) d'une série temporelle d'images FORMOSAT-2 de Toulouse prises en 2007.

Plan

- 1 Contexte et travaux connexes
- 2 Arbre binaire de partitions multi-images
- 3 Premières expérimentations
- 4 Conclusion et perspectives**

Conclusion

Contributions

- Présentation d'une approche de fusion de segmentation basée sur des stratégies de consensus pour la construction d'un BPT unique à partir de plusieurs images
- Qualité des hiérarchies morphologiques induites suffisante pour la segmentation

Perspectives

- Intégration d'un consensus de plus haut niveau
- Utilisation d'informations sémantiques pour les décisions des fusions
- Utilisation d'un consensus local entre les images menant à des hyper-arbres

Merci de votre attention !

Références I



H. G. Akcay and S. Aksoy.

Automatic detection of geospatial objects using multiple hierarchical segmentations.
IEEE TGRS, 46:2097–2111, 2008.



J. Angulo and D. Jeulin.

Stochastic watershed segmentation.
In *ISMM*, pages 265–276, 2007.



J. A. Benediktsson, L. Bruzzone, J. Chanussot, M. Dalla Mura, P. Salembier, and S. Valero.

Hierarchical analysis of remote sensing data: Morphological attribute profiles and binary partition trees.
In *ISMM*, pages 306–319, 2011.



K. Bernard, Y. Tarabalka, J. Angulo, J. Chanussot, and J. A. Benediktsson.

Spectral-spatial classification of hyperspectral data based on a stochastic minimum spanning forest approach.
IEEE TIP, 21:2008–2021, 2012.



L. Franek, D. Duarte Abdala, S. Vega-Pons, and X. Jiang.

Image segmentation fusion using general ensemble clustering methods.
In *ACCV*, pages 373–384, 2010.

Références II



C. Kurtz, N. Passat, P. Gañçarski, and A. Puissant.

Extraction of complex patterns from multiresolution remote sensing images: A hierarchical top-down methodology.
PR, 45:685–706, 2012.



M. Mignotte.

Segmentation by fusion of histogram-based K-means clusters in different color spaces.
IEEE TIP, 17:780–787, 2008.



P. Monasse and F. Guichard.

Scale-space from a level lines tree.
JVCIR, 11:224–236, 2000.



T. Rohlfing and C. R. Maurer Jr.

Shape-based averaging.
IEEE TIP, 16:153–161, 2007.



P. Salembier and L. Garrido.

Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval.
IEEE TIP, 9:561–576, 2000.

Références III

-  [P. Salembier, A. Oliveras, and L. Garrido.](#)
Antiextensive connected operators for image and sequence processing.
IEEE TIP, 7:555–570, 1998.
-  [P. Salembier and M. H. F. Wilkinson.](#)
Connected operators: A review of region-based morphological image processing techniques.
IEEE SPM, 26:136–157, 2009.
-  [A. Topchy, A. K. Jain, and W. Punch.](#)
Clustering ensembles: Models of consensus and weak partitions.
IEEE TPAMI, 27:1866–1881, 2005.
-  [J. Vidal, J. Crespo, and V. Maojo.](#)
A shape interpolation technique based on inclusion relationships and median sets.
IVC, 25:1530–1542, 2007.
-  [V. Vilaplana, F. Marques, and P. Salembier.](#)
Binary partition trees for object detection.
IEEE TIP, 17:2201–2216, 2008.
-  [H. Wang, Y. Zhang, R. Nie, Y. Yang, B. Peng, and T. Li.](#)
Bayesian image segmentation fusion.
KBS, 71:162–168, 2014.

Références IV



P. Wattuya, K. Rothaus, J.-S. Praßni, and X. Jiang.
A random walker based approach to combining multiple segmentations.
In *ICPR*, pages 1–4, 2008.