

# Un algorithme ICM basé sur la compacité pour la segmentation des images satellites à très haute résolution

Jérémie Sublime<sup>\*,\*\*</sup> Younès Bennani<sup>\*\*</sup>, Antoine Cornuéjols<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>AgroParisTech, INRA UMR MIA 518  
16 rue Claude Bernard, F-75231 Paris Cedex 5, France  
jeremie.sublime@agroparistech.fr, antoine.cornuejols@agroparistech.fr,

<sup>\*\*</sup>Université Paris 13 - Sorbonne Paris Cité  
Laboratoire d'Informatique de Paris-Nord - CNRS UMR 7030  
younes.bennani@lipn.univ-paris13.fr

**Résumé.** Dans cet article nous proposons une modification pour l'algorithme "Iterated Conditional Modes" (ICM) appliqué à la segmentation d'images à très haute résolution. Pour ce faire, nous introduisons un nouveau critère de convergence basé sur la compacité des clusters et qui repose sur une fonction d'énergie adaptée aux modèles de voisinages irréguliers de ce type d'images. Grâce à cette méthode, nos premières expériences ont montré que nous obtenons des résultats plus fiables en terme de convergence et de meilleure qualité qu'en utilisant l'énergie globale comme critère d'arrêt.

## 1 Introduction

Avec la récente explosion du nombre d'images et de données satellites disponibles, la conception de systèmes capables d'interpréter automatiquement de telles données est devenue un domaine florissant. En effet, les satellites modernes sont capables d'acquérir des images à très hautes résolutions (THR) avec une définition de plus en plus élevée sur un large domaine spectral. Or, les algorithmes capables de traiter un tel volume de données en un temps raisonnable sont pour le moment assez rares.

La segmentation de telles données d'imageries peut se faire en utilisant des algorithmes basés sur les champs de Markov, (Roth et Black, 2011). Les champs de Markov reposent sur la notion de voisinage pour modéliser les dépendances qui peuvent exister entre des données telles que des pixels adjacents, ou des super-pixels adjacents (groupes de pixels).

Dans ces modèles, on considère  $S = \{s_1, \dots, s_N\}$ ,  $s_i \in 1..K$  un ensemble de variables aléatoires représentant les états (labels) des données. Ces états sont supposés liés dans l'espace par des relations de voisinages et émettent des observations  $X = \{x_1, \dots, x_N\}$  où les  $x_i$  sont des vecteurs contenant les attributs de chaque donnée (RGB pour les modèles les plus simples). L'objectif est alors de déterminer la configuration idéale de  $S$ , c'est à dire de trouver les valeurs des  $s_i$  afin d'obtenir une segmentation optimale.

Une des méthodes possibles pour résoudre ce problème est l'utilisation du couple ICM-EM, (Zhang et al., 2001). Le choix de l'algorithme ICM (Besag, 1986) vient du fait que cet

l'algorithme a une complexité plus faible que celles des algorithmes plus récents utilisés pour les champs de Markov, ce qui est un atout non-négligeables pour traiter le volume important des données d'une image à très haute résolution. De plus, la plupart des données issues de telles images sont déjà pré-traitées et l'ICM est donc suffisant pour les segmenter. Il est également important de préciser qu'à ce jour, l'algorithme ICM est le seul à avoir été adapté pour pouvoir optimiser le modèle d'énergie contenant des informations sémantiques utiles dans le cadre des images satellites que nous avons proposé dans de précédents travaux (Sublime et al., 2014).

L'objectif de l'algorithme ICM est d'optimiser itérativement une fonction d'énergie locale dérivant du logarithme de  $P(x|s, \theta_s)P(s)$ . Bien que cet algorithme ait montré son efficacité pour résoudre ce problème, il a cependant plusieurs défauts tels que son critère d'arrêt mal défini et l'absence de garantie de convergence. En effet, cet algorithme essaye d'optimiser une fonction non-convexe, et il a été montré qu'après un processus d'optimisation relativement rapide de forme parabolique, l'algorithme ne se stabilisait pas toujours et pouvait même se mettre à diverger entraînant ainsi une détérioration des résultats (Zhang, 1989). Une des difficultés récurrente de la segmentation d'image dans le cadre non-supervisé est qu'il est difficile d'évaluer la qualité des résultats. Dans le cas de l'ICM, le critère d'arrêt repose sur l'énergie globale liée aux champs de Markov (somme des énergies locales) et sur l'hypothèse que cette énergie va se stabiliser. Le problème d'une telle approche est précisément que cette énergie globale ne se stabilise pas toujours, l'algorithme n'ayant pas de garantie de convergence, et que même dans le cas où elle se stabilise cette stabilisation n'intervient pas nécessairement au moment où les résultats de la segmentation sont les meilleurs. De plus, en se basant sur l'énergie globale avec un nombre de données élevé, il y a un risque non négligeable d'"overflow" ou d'arrondi de cette énergie.

Dans cet article, nous proposons un nouveau critère d'arrêt pouvant être facilement calculé et qui repose sur un modèle d'énergie adapté aux images satellites à très haute résolution.

## 2 Algorithme proposé

On note  $V_x$  le voisinage d'une observation  $x$ , et  $A = \{a_{i,j}\}_{K \times K}$  la matrice de voisinage de l'image, où chaque  $a_{i,j}$  est la probabilité de passer de l'état  $i$  à l'état  $j$  entre deux données voisines. A partir de ces notations nous utilisons comme modèle d'énergie locale le modèle défini lors de nos précédents travaux (Sublime et al., 2014) :

$$U(s, x) = (x - \mu_s)^T \Sigma_s^{-1} (x - \mu_s) + \log(\sqrt{|\Sigma_s|} (2\pi)^d) - \sum_{v \in V_x} \tau_{x,v} \times \log(a_{s_v, s}) \quad (1)$$

La fonction d'énergie décrite précédemment utilise une énergie locale dérivant de la loi normale dans laquelle  $\mu_s$  est la valeur moyenne associée à l'état  $s$  et  $\Sigma_s$  sa matrice de covariance. Le dernier membre de cette énergie qui décrit l'énergie de voisinage est une fonction positive calculée à partir des éléments de la matrice  $A$ . Le facteur  $\tau_{x,v}$  représente le poids de  $v$  en tant que voisin de la donnée  $x$  selon la proportion de frontière qu'il occupe. Ce modèle repose sur l'idée que des données voisines ayant des clusters différents ne sont pas nécessairement incompatibles, et peut être vu comme une version relaxée du graph-cut.

La matrice de voisinage  $A$  de ce modèle d'énergie contient des informations sémantiques telles que les affinités des différents clusters ou leur compacité sur l'image. En effet, la diagonale de la matrice  $A$  contient la probabilité pour chaque cluster d'avoir un voisinage plus ou moins composé d'éléments du même cluster. Cette diagonale peut par conséquent être considérée comme un indicateur de compacité des clusters. Les éléments non-diagonaux quant à eux fournissent des informations plus ou moins interprétables sur les affinités des clusters.

Étant donné que l'objectif principal de l'utilisation des champs de Markov en segmentation d'image est d'obtenir des zones homogènes, nous avons décidé d'utiliser cette information de compacité contenue dans notre matrice de voisinage et d'en faire le nouveau critère d'arrêt de notre algorithme C-ICM : "Compactness-based Iterated Conditional Modes".

Il est en effet raisonnable de supposer qu'il faut arrêter l'algorithme lorsque la compacité des clusters cesse d'augmenter. Aussi, nous utilisons les variations de la trace de la matrice  $A$  comme nouveau critère d'arrêt. Ce critère présente plusieurs avantages : Les calculs sont faciles et plus rapides que ceux pour obtenir l'énergie globale, ce critère permet également de repérer les cas où un cluster commence à en absorber d'autres, ce qui arrive assez souvent avec l'ICM. Un tel cas de figure provoquerait rapidement la convergence de la trace de  $A$  vers 1. Dans l'algorithme (1), nous montrons comment nous avons adapté le framework EM-ICM pour notre critère d'arrêt :

---

**Algorithme 1** : Algorithme C-ICM
 

---

```

Initialisation de  $S$  et  $\Theta = (\mu, \Sigma)$  avec l'EM, calcul initial de  $A$ 
Compacité=0
tant que  $Tr(A) > Compacité$  faire
  Comapacité =  $Tr(A)$ 
  Mise à jour de la meilleure configuration de  $S$ 
  pour tout  $x \in X$  faire
    | Minimisation de  $U(s, x)$ , Equation (1)
  fin
  Mise à jour de  $A$ 
fin
return dernière meilleure configuration de  $S$ 

```

---

## 3 Experiments

### 3.1 Données pixel hautes résolution : Granville

Dans une première expérience, nous appliquons notre algorithme sur une image satellite à haute résolution (2014 CNES/Spot Image, DigitalGlobe, Google). Cette image est seulement en haute résolution et utilise le modèle pixel RGB sur lequel nous avons appliqué notre algorithme avec des voisinages d'ordre 1 avec pour objectif de trouver 6 clusters.

Sur la Figure (1), on peut voir plusieurs étapes de l'évolution de la segmentation, sur une zone choisie de l'image, pendant cette première expérience. La Figure (2) quant à elle montre l'évolution comparative de l'énergie globale et de la compacité calculée avec notre modèle.

## Algorithme C-ICM pour la segmentation des images satellites THR

Compacité et énergie globale sont toutes deux normalisées entre 0 et 1 pour pouvoir être visualisées sur un même graphique.

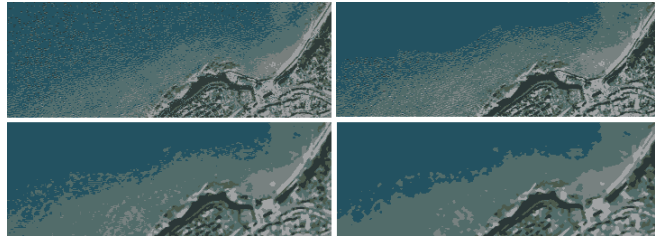


FIG. 1 – Segmentation, résultats des itérations 1, 8, 43 et 50

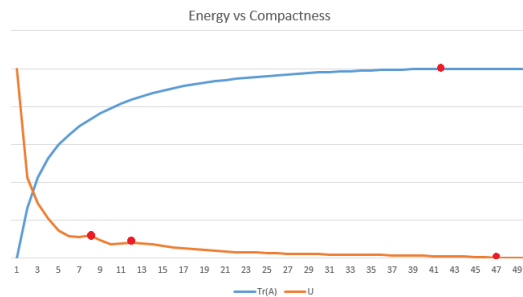


FIG. 2 – Évolution de l'énergie globale (orange) et de la compacité des clusters (bleu).

Comme on peut le voir sur la Figure (2), le critère d'arrêt basé sur l'énergie aurait conduit l'algorithme à s'arrêter après la 8ème itération. Or, sur la Figure (1) l'état de fusion des zones homogènes n'est pas encore assez avancé après l'itération 8 : La mer et une partie des bâtiments sont encore très fragmentés. Le critère de compacité aurait de son côté amené l'algorithme à s'arrêter après l'itération 43 ce qui aurait conduit à des zones nettement plus homogènes : routes, eau, gros bâtiments, etc.

On notera également que les deux critères se stabilisent définitivement après l'itération 47, itération après laquelle l'image n'évolue presque plus. Sur l'image prise après la 50ème itération de l'algorithme, on constate même le début assez marqué d'un phénomène de détérioration avec certains clusters qui ont commencé à déborder sur d'autres.

De cette première expérience, nous pouvons tirer les conclusions suivantes : Tout d'abord, elle confirme la difficulté évoquée dans notre introduction de trouver un critère d'arrêt idéal. En effet, le critère basé sur l'énergie aurait ici arrêté la segmentation trop tôt et l'énergie rebondit deux fois avant d'atteindre sa stabilisation finale. Ensuite, on voit que notre critère basé sur la compacité semble plus stable : il n'y a pas de rebond. Enfin, on notera que lorsque les deux critères semblent finalement se mettre d'accord pour arrêter la segmentation (itération 43 pour la compacité, et itération 47 pour la stabilisation définitive de l'énergie), on s'aperçoit que nous sommes déjà dangereusement proche de la zone à partir de laquelle la segmentation commence à se détériorer.

### 3.2 Données THR Strasbourg

Notre seconde expérience a été effectuée sur un jeu de données construit à partir d'une image satellite à très haute résolution de la ville de Strasbourg (Rougier et Puissant, 2014). Ce jeu de données pré-traitées utilise le modèle des super-pixels (agglomérats de pixels) avec des voisinages irréguliers : chaque super-pixel a entre 1 à 15 voisins. L'image est représentée sous forme de 187.058 super-pixels ayant chacun 27 attributs radio-métriques et géométriques.

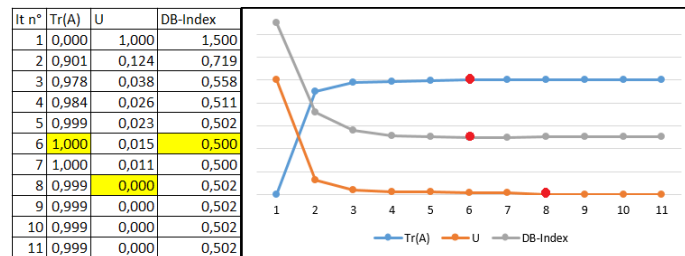


FIG. 3 – Évolution de l'énergie globale (orange), de la compacité (bleu) et du DB-Index (gris).

Le tableau et le graphiques montrés dans la Figure (3) sont issus d'une segmentation à 9 clusters sur ce jeu de données THR Strasbourg. On y voit l'évolution de l'énergie globale et celle de la compacité (normalisées entre 0 et 1), ainsi que celle d'un indice de qualité de clustering : l'indice de Davies-Bouldin, Davies et Bouldin (1979), (normalisé entre 0.5 et 1.5) dont la valeur doit être la plus basse possible.

On constate à l'issue de cette expérience que notre indice de compacité tombe d'accord avec l'indice de qualité de clustering pour déterminer quand arrêter l'algorithme. On notera tout de même qu'il y a peu de différence en terme de qualité de résultats entre le moment d'arrêt décidé par le critère de compacité, et celui décidé par le critère classique d'énergie. Cependant, sur une image satellite à très haute résolution de cette taille, 2 itérations supplémentaires coûtent plusieurs minutes de calcul pour avoir dans le cas de cette expérience un résultat légèrement moins bon. Notre critère d'arrêt semble donc être ici un choix plus judicieux pour décider d'arrêter l'algorithme au bon moment et économiser du temps de calcul.

## 4 Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une amélioration de l'algorithme ICM pour la segmentation des images satellites à très haute résolution. Notre algorithme C-ICM introduit un nouveau critère d'arrêt basé sur un modèle d'énergie spécifique permettant d'avoir des informations sur les relations entre les différents clusters. Notre critère repose ainsi sur la compacité et l'homogénéité des clusters dans la segmentation plutôt que sur le traditionnel critère d'énergie globale. Nos expériences préliminaires ont montré des résultats intéressants qui pourraient mener à une amélioration globale de l'efficacité et à une vitesse accrue du traitement des images à très haute résolution par de futurs algorithmes. Nos futurs travaux incluront notamment l'application et la validation de cet algorithme sur un plus grand nombre de jeux de données.

## Références

- Besag, J. (1986). On the statistical analysis of dirty pictures. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B* 48(3), 259–302.
- Davies, D. L. et D. W. Bouldin (1979). A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1(2), 224–227.
- Roth, S. et M. J. Black (2011). Fields of experts. In A. Blake, P. Kohli, et C. Rother (Eds.), *Markov Random Fields for Vision and Image Processing*, pp. 297–310. MIT Press.
- Rougier, S. et A. Puissant (2014). Improvements of urban vegetation segmentation and classification using multi-temporal pleiades images. *5th International Conference on Geographic Object-Based Image Analysis*, 6.
- Sublime, J., A. Cornuéjols, et Y. Bennani (2014). A new energy model for the hidden markov random fields. In *ICONIP 2014, Part II, Lecture Notes in Computer Science*, Volume 8835, pp. 60–67.
- Zhang, H. (1989). *Image Restoration : Flexible Neighborhood Systems and Iterated Conditional Expectations*. Stanford University. Dept. of Statistics. Laboratory for Computational Statistics.
- Zhang, Y., M. Brady, et S. M. Smith (2001). Segmentation of brain mr images through a hidden markov random field model and the expectation maximization algorithm. *IEEE Trans. Med. Imaging* 20(1), 45–57.

## Acknowledgements

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet ANR COCLICO, ANR-12-MONU-0001.

## Summary

In this article we propose a modification to the Iterated Conditional Modes algorithm applied to image segmentation. To do so, we introduce a new confidence criterion to determine whether or not the algorithm should keep updating the segmentation. This criterion relies on a transition matrix parameter and is based on the compactness of the segmented areas rather than the image global energy. By using this method, we ensure a more effective segmentation that gives more compact and meaningful areas than when using the traditional global energy criterion. Our initial experiments on Very High Resolution images have shown promising results.