



[Bea1989c]

**Segmentation Hiérarchique de l'Image par
Optimisation Séquentielle**

Author: **Beaulieu Jean-Marie**

In Book: **Téledétection et Gestion des Ressources**

Bernier, Bonn, Gagnon, Eds., Ste-Foy, Québec

1989, vol. Vol. VI, pp. 245-251

Publisher: **Association Québécoise de Télédétection, Québec**

Abstract: A hierarchical segmentation algorithm based upon step-wise optimization is presented. The algorithm starts with an initial picture partition, and at each iteration, the two most similar segments are merged by optimizing a “step-wise criterion”. This yields a hierarchical decomposition of the picture, which is data driven with no restriction on segment shapes. The algorithm is designed so as to reduce the computing time. Hence, the fact that a segment merge affects only the surrounding segments is exploited. Good results are produced because of the global and gradual manner of the sequential optimization.

“Segmentation Hiérarchique de l'Image par Optimisation Séquentielle,”
Beaulieu Jean-Marie,
in *Téledétection et Gestion des Ressources*, Bernier, Bonn, Gagnon, Eds., Ste-Foy, Québec, Association Québécoise de Télédétection, Québec, 1989, vol. Vol. VI, pp. 245-251.

[\[Bibtex\]](#)

DOWNLOAD [the author accepted version](#)

See also [\[Bea1988b\]](#).

SEGMENTATION HIERARCHIQUE DE L'IMAGE PAR OPTIMISATION SEQUENTIELLE

Jean-Marie Beaulieu

Département d'Informatique
Université Laval
Québec, Québec, G1K-7P4

Aperçu biographique

M. Jean-Marie Beaulieu a reçu un Baccalauréat (1974) et une Maîtrise (1976) en Génie Electrique de l'Université de Sherbrooke, et un Doctorat (1985) en Génie Electrique de l'Université d'Ottawa. Il a, par la suite, travaillé au Conseil National de Recherche du Canada pour le Bureau de Projet de la Sécurité Publique. Depuis 1987, il est professeur au Département d'Informatique de l'université Laval. Ses domaines de recherche sont l'analyse et le traitement de l'image, et la reconnaissance des formes.

RESUME

Un algorithme de segmentation hiérarchique de l'image basé sur une optimisation séquentielle est présenté. Il débute avec une partition initiale, et réduit séquentiellement le nombre de segments en les fusionnant. Ceci produit une décomposition hiérarchique de l'image, qui est fonction seulement des valeurs des pixels, sans restriction pré-établie sur la forme des segments. L'algorithme est conçu de manière à réduire le temps de calcul, en exploitant particulièrement le fait que la fusion de deux segments affecte seulement leurs voisins. Les bonnes performances de l'algorithme proviennent de la nature globale et graduelle de l'optimisation séquentielle.

ABSTRACT

A hierarchical segmentation algorithm based upon step-wise optimization is presented. The algorithm starts with an initial picture partition, and at each iteration, the two most similar segments are merged by optimizing a "step-wise criterion". This yields a hierarchical decomposition of the picture, which is data driven with no restriction on segment shapes. The algorithm is designed so as to reduce the computing time. Hence, the fact that a segment merge affects only the surrounding segments is exploited. Good results are produced because of the global and gradual manner of the sequential optimization.

1 - INTRODUCTION

La segmentation est un problème central pour l'analyse de l'image, et consiste dans la partition de l'image en régions disjointes qui sont homogènes suivant un critère donné. Désignons par $I = \{(x,y)\}$ l'ensemble des pixels de l'image, alors une partition de l'image, P , est un ensemble de segments, $\{S_i\}$, tel que $S_i \subset I$, $S_i \cap S_j = \emptyset$ si $i \neq j$, et $\cup S_i = I$.

Une segmentation hiérarchique implique la fusion ou la division de segments et peut être représentée par une structure d'arbre où les noeuds correspondent aux segments (Zucker, 1976). Dans cette structure, les segments des niveaux inférieurs sont fusionnés pour former ceux des niveaux supérieurs. Ces niveaux hiérarchiques peuvent être associés à différents niveaux de résolution.

Cet article présente un algorithme de segmentation hiérarchique basé sur une optimisation séquentielle. Il produit une décomposition hiérarchique de l'image, qui est fonction seulement des valeurs des pixels sans restriction pré-établie sur la forme des segments. Cet algorithme est inspiré des techniques de regroupement hiérarchique des données (Ward, 1963). Suivant un schème agglomératif, un regroupement hiérarchique débute avec N groupes, chaque groupe contenant une seule donnée, et séquentiellement, réduit ce nombre par fusion. A chaque itération, une mesure de similarité, $d(C_i, C_j)$, est calculée pour toutes les paires possibles de groupes, (C_i, C_j) . Les groupes appartenant à la paire qui minimise la mesure sont fusionnés. Ce processus de fusion est répété jusqu'à ce que le nombre voulu de groupes soit atteint.

Cependant, le regroupement hiérarchique est sévèrement limité par l'accroissement rapide du temps de calcul avec le nombre de données initiales. S'il y a N groupes, alors la mesure de similarité doit être calculée pour $N \cdot (N-1)$ paires possibles. Dans la segmentation d'image, cependant, seulement les segments adjacents peuvent être fusionnés, réduisant ainsi le nombre de paires possibles à $N \cdot M$, où N est le nombre de segments et M est le nombre moyen de voisins par segment. M est généralement petit ($4 \leq M \leq 8$) et indépendant de N . De plus, la fusion de segments affecte seulement ceux qui les entourent, et seulement les paires impliquant ces voisins doivent être modifiées ou mises à jour. Ainsi, seulement un nombre limité de nouvelles paires de segments doit être considéré à chaque itération.

Dans la prochaine section, nous décrivons l'algorithme et son implantation. Puis, nous examinons comment choisir le critère de similarité et présentons un exemple d'application.

SEGMENTATION HIÉRARCHIQUE DE L'IMAGE

2 - DESCRIPTION DE L'ALGORITHME

Nous proposons un nouvel algorithme de Segmentation Hiérarchique par Optimisation Séquentielle (SHOS). L'algorithme débute avec une partition initiale, $P^0 = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, et réduit séquentiellement le nombre de segments en les fusionnant. A chaque itération, une mesure de similarité $C_{i,j}$, correspondant au coût de la fusion des segments S_i et S_j , est calculé pour toutes les paires de segments voisins, (S_i, S_j) . Un processus d'optimisation est alors utilisé pour choisir la paire de segments qui minimise le critère, $C_{i,j}$. Les deux segments correspondants sont alors fusionnés. Les variables utilisées dans l'algorithme sont:

- 1) B_i , la liste des segments S_j adjacents à S_i ,
- 2) D_i , des paramètres décrivant le segment S_i , e.g. la valeur moyenne et la grandeur d'un segment, et
- 3) $C_{i,j} = C(D_i, D_j)$, le coût de la fusion du segment S_i avec S_j , où $S_j \in B_i$.

Le choix du critère et de la condition d'arrêt doit tenir compte du type d'application, et un exemple est donné dans la prochaine section.

L'algorithme comprend des étapes suivantes:

I - Initialisation:

Calculer une partition initiale, $P^0 = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, et pour chaque S_i ($\in P^0$) calculer:

- 1) les paramètres descripteurs, D_i ;
- 2) la liste des voisins, $B_i = \{ S_j \mid S_j \text{ est adjacent à } S_i \}$
- 3) les critères, $\{C_{i,j} \mid S_j \in B_i\}$,

$C_{i,j}$ = coût de la fusion de S_i avec S_j

II - Trouver le critère minimum, $C_{m,n} = \text{Minimum} \{ C_{i,j} \}$

et fusionner S_m et S_n pour produire le segment S_v

- 1) calculer D_v à partir de D_m et D_n
- 2) calculer $B_v = B_m \cup B_n \cap \overline{\{S_m, S_n\}}$

III- Mise à jour des listes de voisin et des critères:

Pour tous les voisins de S_v ($\forall S_j \in B_v$)

- 1) calculer $B_j = B_j \cup \{S_v\} \cap \overline{\{S_m, S_n\}}$
- 2) enlever $C_{j,m}$, $C_{m,j}$, $C_{j,n}$ et $C_{n,j}$
- 3) ajouter $C_{v,j}$ et $C_{j,v}$

IV - Condition d'arrêt:

Terminer si aucune fusion supplémentaire n'est requise.

Sinon, aller à l'étape II

J.-M. BEAULIEU

A l'étape I, une partition initiale de l'image, $P^0 = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, composée de segments strictement homogènes, est d'abord choisie. Par exemple, chaque segment peut être défini comme possédant un seul pixel. Par la suite, pour chaque paire de segments, (S_i, S_j) , le critère $C_{i,j}$ est calculé. Celui-ci est une mesure du coût de la fusion des deux segments, par exemple, une mesure de l'accroissement de l'écart autour de la moyenne du segment.

A chaque itération (étapes II à IV), la paire de segments, (S_m, S_n) , qui minimise le critère $C_{i,j}$ est trouvée et fusionnée pour produire un nouveau segment, S_v . Les valeurs des critères et des listes de voisin sont alors mises à jour. Ceci est répété jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit satisfaite.

La conception de l'algorithme vise la réduction du temps de calcul. Les réévaluations sont réduites au minimum 1) en rendant explicite les informations nécessaires, et 2) en remettant à jour seulement les valeurs modifiées par une fusion. Les informations requises pour le calcul de $C_{i,j}$ sont contenues dans B_i et D_i . Les listes de voisin, B_i , permettent de déterminer tous les segments adjacents à S_i , et servent à déterminer les critères $C_{i,j}$ qui doivent être calculés, $\{C_{i,j} \text{ tel que } S_j \in B_i\}$. L'évaluation de $C_{i,i}$ est faite à partir des paramètres descriptifs des segments, D_i et D_j , $C_{i,j} = C(D_i, D_j)$. Par conséquent, les valeurs du critère peuvent être rapidement calculées à partir de B_i et D_i . De plus, ceci peut être réduit de moitié si le critère est symétrique, $C_{i,j} = C_{j,i}$.

Lors de l'initialisation (l'étape I), B_i et D_i sont calculés directement à partir de l'image, $f(x,y)$, et d'une fonction d'appartenance spécifiant à quel segment, S_i , appartient un pixel (x,y) . Cependant, dans la partie itérative (étapes II à IV), les valeurs B_v et D_v pour un nouveau segment S_v sont calculées d'une manière récursive, i.e. à partir des valeurs connues pour les segments S_m et S_n .

Nous pouvons, de même, exploiter le fait que la fusion de deux segments affecte seulement leurs voisins. Ainsi, à l'étape III, la mise à jour des listes de voisin est restreinte aux segments adjacents à S_v . Il en va de même pour la mise à jour des critères. Le faible nombre de critères modifiés à chaque itération peut également être exploité pour accélérer la recherche du critère minimum $C_{m,n}$.

Pour résumer, le temps de calcul de l'étape d'initialisation est fonction de la taille de l'image, du nombre initial de segments et du nombre moyen de voisins par segment. D'autre part, le temps de calcul de chaque itération est principalement fonction du nombre de voisins S_v . Le nombre d'itérations dépend du nombre initial et final de segments, chaque itération réduisant le nombre de segments par un. L'algorithme requière cependant un espace de mémoire important pour contenir les paramètres descriptifs des segments, les listes de voisin et les valeurs du critère.

SEGMENTATION HIÉRARCHIQUE DE L'IMAGE

Les bonnes performances de l'algorithme proviennent de la nature globale et graduelle de l'optimisation séquentielle. A chaque itération, l'information globale de l'image est utilisée par l'examen de toutes les paires de segments, (S_i, S_j) , lors de la recherche du minimum de $C_{i,j}$. L'optimisation séquentielle implique aussi que les segments les plus similaires sont fusionnés en premier. L'algorithme fusionne donc graduellement les segments, en commençant par ceux avec la plus faible valeur de $C_{i,j}$.

L'aspect graduel signifie aussi que l'algorithme peut produire non pas une seule partition, mais toute une séquence de partitions pour une même image. De plus, cette séquence reflète la structure hiérarchique de l'image: les premières partitions contiennent de petits objets, tandis que seulement les composantes principales sont préservées dans les dernières partitions.

3 - SELECTION DU CRITERE

Un aspect très important de l'approche est que le critère pour l'optimisation séquentielle (la mesure de similarité entre segments) peut être dérivé de la description du genre de partition désirée (i.e. d'une mesure d'évaluation globale des partitions de l'image). Nous allons résumer les résultats obtenus pour deux approches généralement utilisées pour la modélisation de l'image: l'approximation polynômiale et le modèle probabiliste, (Beaulieu, 1985), (Beaulieu et Goldberg).

Il est très utile de formuler un problème de segmentation d'image en terme mathématique précis. L'approximation polynômiale de l'image en est un exemple. Le but est de trouver la partition qui minimise l'erreur d'approximation. Malheureusement, l'espace de recherche est trop vaste et doit être limité. L'utilisation d'une structure hiérarchique peut effectivement réduire l'espace de recherche. L'optimisation globale est alors décomposée en une séquence d'optimisations. Le critère séquentiel est dérivé du critère global et correspond à l'accroissement de l'erreur d'approximation résultant de la fusion de deux segments.

Un modèle probabiliste est très utile pour tenir compte de la nature aléatoire de l'image. Des tests d'hypothèse doivent alors être utilisés dans la segmentation pour déterminer si deux segments appartiennent, ou non, à une même région. Dans une segmentation hiérarchique, la nature séquentielle des tests peut être efficacement exploitée pour réduire la probabilité d'erreur. Ceci conduit à une segmentation par optimisation successive, où à chaque itération, les deux segments ayant la plus forte probabilité d'appartenir à une même région sont fusionnés.

J.-M. BEAULIEU

Un exemple d'un modèle simple de l'image considère celle-ci comme composée de régions ayant un niveau de gris (intensité lumineuse) uniforme. L'approximation de chaque région par une valeur constante de niveau de gris produit le critère suivant:

$$C_{i,j} = \frac{N_i \cdot N_j}{N_i + N_j} \cdot (\text{Moy}_i - \text{Moy}_j)^2$$

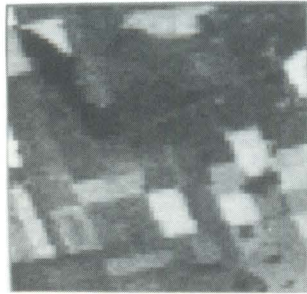
où N_i et N_j sont les nombres de pixels dans les segments S_i et S_j , et Moy_i et Moy_j sont les valeurs moyennes du niveau de gris de chaque segment. Ce critère correspond à l'accroissement de l'erreur d'approximation résultant de la fusion de deux segments. Le même résultat est obtenu avec l'approche probabiliste.

Ce critère est maintenant utilisé pour la segmentation d'une image de télédétection. Il s'agit d'une image de satellite Landsat d'une région agricole de la Saskatchewan. Différentes partitions de l'image, correspondant à différents niveaux de résolutions, sont présentées (voir les figures 1 et 2). L'imposition d'une structure hiérarchique vient enrichir la simplicité du modèle initial, et permet d'obtenir de très bons résultats.

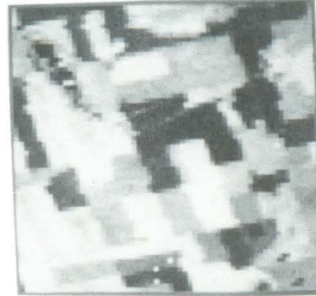
REFERENCES

- Beaulieu, J.M., (1985), HIERARCHICAL PICTURE SEGMENTATION BY STEP-WISE OPTIMIZATION, thèse de doctorat, Dép. de Génie Electrique, Université d'Ottawa, Ottawa, Canada.
- Beaulieu, J.M., Goldberg, M., "Hierarchy in Picture Segmentation: A Step-wise Optimization Approach", accepté pour publication dans IEEE trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence.
- Ward, J.H., (1963), "Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function", J. Amer. Stat. Ass., vol. 58, 236-245.
- Zucker, S.W., (1976), "Region Growing: Childhood and Adolescence", Comp. Graph. & Image Proc., vol. 5, 382-399.

SEGMENTATION HIÉRARCHIQUE DE L'IMAGE

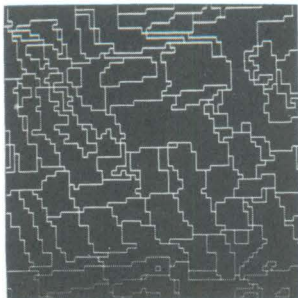


a) canal 0.6 - 0.7 um

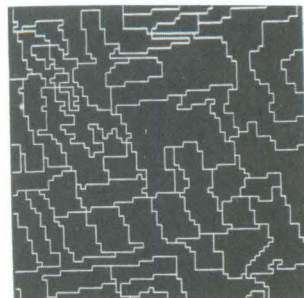


b) canal 0.8 - 1.1 um

Figure 1 : Image Landsat de 64x64 pixels



a) 100 segments



b) 50 segments

Figure 2 : Résultats de la segmentation.