

Arbre binaire de partition: Un nouvel outil pour la représentation hiérarchique et l'analyse des images hyperspectrales

Silvia VALERO^{1,2}, Philippe SALEMBIER¹, Jocelyn CHANUSSOT²

¹Technical University of Catalonia (UPC), Barcelona, Spain

²Gipsa-Lab, Signal & Image Dept., Grenoble Institute of Technology, Grenoble, France
silvia.valero-valbuena@gipsa-lab.grenoble-inp.fr, philippe.salembier@upc.edu,
jocelyn.chanussot@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Résumé – Le problème abordé est celui de la représentation hiérarchique et de l'analyse des images hyperspectrales. Celles-ci sont abordées en utilisant l'arbre de partition binaire (ABP). Le travail présenté ici propose une nouvelle stratégie de fusion des régions hyperspectrales permettant de construire l'arbre. Cette stratégie utilise une nouvelle mesure d'association de données hyperspectrales basée sur les corrélations canoniques des coordonnées principales. Un fois construit, l'ABP peut être considéré comme une représentation générique de l'image et peut être utilisé pour une large gamme d'applications. A titre d'exemple, une élagage dédié à la détection d'objets est présenté ici.

Abstract – This problem discusses here is the hierarchical representation and processing of the hyperspectral imaging. In this framework, Binary Partition Trees (BPTs) are proposed as new hierarchical region-based representation. Based on region merging techniques, the work presented here proposes a strategy for merging hyperspectral regions using a new association measure depending on canonical correlations relating principal coordinates. Once is BPT constructed, this representation can be used for many applications including filtering, segmentation and classification. To demonstrate an example of BPT usefulness, a pruning strategy aiming at object detection is discussed. Experimental results demonstrate the good performances of BPT.

1 Introduction

Les images hyperspectrales consistent en l'acquisition d'une même scène à un très grand nombre de longueurs d'onde. Cette diversité spectrale permet une caractérisation fine des matériaux imagés. Ainsi, l'imagerie hyperspectrale est utilisée dans un nombre croissant d'applications (télé-détection satellitaire ou aéroportée, sécurité alimentaire, astrophysique et planétologie, imagerie biomédicale). Néanmoins, l'exploitation optimale de ces données à très grande dimension (chaque pixel est typiquement représenté par un vecteur de dimension 100 ou 200) nécessite le développement d'algorithmes spécifiques, la plupart des méthodes classiques échouant. En particulier, l'intégration de l'information spatiale, capitale pour l'analyse d'image, et de l'informationspectrale, qui constitue la richesse des données, est un point délicat. La plupart des techniques de la littérature se sont focalisées sur la dimension spectrale (réduction de dimension, démelange spectral, classification au niveau pixel) sans utiliser conjointement l'information d'adjacence. Au cours des dernières années, différentes stratégies ont été proposées pour incorporer l'information spatiale[9][10] : prise en compte d'attributs spatiaux dans la classification, régularisation Markovienne etc. Dans cet

article, nous proposons d'utiliser les arbres de partition binaire (APB)[1] pour la représentation hiérarchique et l'analyse des images hyperspectrales. A l'issue de sa construction, obtenue par fusion itérative de régions, l'APB fournit une représentation hiérarchique de l'image dans une structure d'arbre de régions. Dans un second temps, cet arbre peut être élagué pour répondre à de nombreuses applications, telles que la classification, le filtrage, la segmentation ou la détection d'objets. La structure de cet article reprend ces deux étapes en traitant d'abord la construction de l'arbre, qui est une étape générique nécessitant des développements théoriques pour être étendue aux données hyperspectrales. La phase d'élagage, qui est d'abord liée à l'application considérée, est ensuite abordée. Nous décrivons ici un exemple de détection d'objets en télé-détection hyperspectrale.

2 Construction de l'ABP

L'arbre de partition représente une image comme un ensemble hiérarchique de régions (figure 1). Le niveau le plus bas (les feuilles de l'arbre) est généralement constitué de l'ensemble des pixels, même si n'importe quelle partition

peut servir de point de départ. Les noeuds suivants sont obtenus par fusion de paires de régions voisines. La racine de l'arbre représente le support complet de l'image.

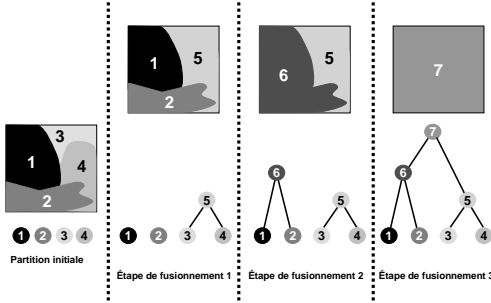


FIGURE 1 – Exemple de construction de l'ABP

La construction de l'arbre est définie par un algorithme itératif de fusion de régions itérative. La figure 1 montre un exemple de construction. Pour définir complètement l'algorithme de fusion, deux questions doivent être analysées :

1. *Modèle de région M_R* : quels attributs sont nécessaires pour représenter une région et pour caractériser l'union de deux régions ?
2. *Critère de fusion $O(R_i, R_j)$* : quelle distance doit on utiliser entre les attributs de deux régions voisines R_i et R_j ? Le choix de cette distance détermine l'ordre de fusion des régions et donc la structure de l'arbre.

2.1 Le modèle de région

Nous supposons qu'une région est un ensemble connexe de pixels indépendants avec des valeurs spectrales identiquement distribuées et caractérisées par leur distribution de probabilité [2]. En utilisant ce modèle avec des images hyperspectrales contenant N canaux spectraux $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N\}$, une région est modélisée par N distributions discrètes $M_R = \{H_R^{\lambda_1}, H_R^{\lambda_2}, \dots, H_R^{\lambda_N}\}$. La figure 2 montre l'interprétation du modèle de région proposé.

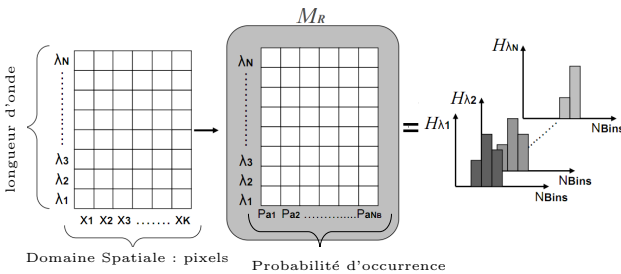


FIGURE 2 – Interprétation du modèle de région

Si la région est modélisée par la matrice M_R , chaque

position de cette matrice représente la probabilité que les pixels de la région ont d'avoir une certaine valeur de radiance a_i dans la bande λ_k . Ce modèle de région est formé pour les files de la matrice. Cela correspond à la distribution spatiale empirique de la région R pour chaque canal.

2.2 Le critère de fusion

Nous proposons ici une mesure de similarité basée sur les distances entre les canaux et les corrélations canoniques [4]. L'idée principale est d'analyser les similarités entre les canaux en utilisant le positionnement multidimensionnel (PMD) [6]. Une mesure d'association entre les deux modèles M_{R_i} et M_{R_j} des régions voisines R_i et R_j est ensuite obtenue en corrélant les coordonnées standards de chaque ensemble obtenu pour le PMD. La figure 3 permet de clarifier les différentes étapes qui constituent le critère de fusion.

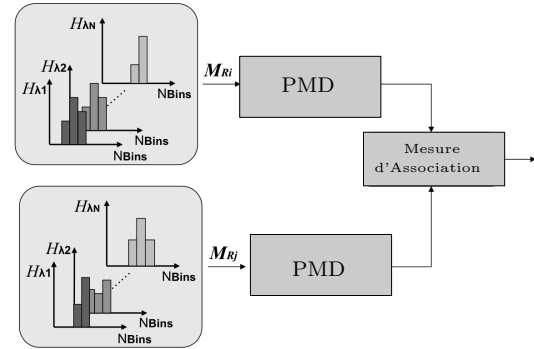


FIGURE 3 – Interprétation du critère de fusion

L'objectif du PMD pour chaque M_R est de construire, à partir d'une matrice de distance, une représentation euclidienne dans un espace réduit qui décrit au mieux les histogrammes H . Dans notre cas, chaque matrice de distance représente les similarités entre les distributions représentant chaque région. Dans ce contexte, nous proposons d'utiliser la distance de diffusion [5] pour la construction de cette matrice pour chaque M_R .

Pour chaque région R , la matrice de distance peut être directement liée à la matrice B_R , appelée matrice des produits scalaires de la configuration centrée [6] – Réciproquement, les vecteurs propres de la décomposition spectrale de B_R définissent les coordonnées standards de la région U_R [6]. Considérant deux régions R_i et R_j , notre but est donc de définir une mesure d'association entre les deux régions en utilisant les coordonnées standards U_{R_i} et U_{R_j} les plus représentatives. Celles-ci sont choisies en utilisant le critère défini dans [7] qui prend en compte la variance et la corrélation des coordonnées principales.

La mesure d'association proposée consiste à considérer que U_{R_i} et U_{R_j} forment un modèle de régression linéaire mul-

tivariée de la forme $U_{R_i} = \beta U_{R_j} + e$. Étant donné ce modèle, l'idée est de mesurer s'il existe une dépendance entre U_{R_i} et U_{R_j} . Cette dépendance est liée aux coefficients de régression β . Ces derniers seront égaux à zéro s'il y n'a pas de dépendance entre les variables. Par conséquent, la stratégie consiste à calculer le test de variance Wilks sous l'hypothèse $\beta = 0$ pour savoir si cette hypothèse est vraie. Ce test est calculé à l'aide de :

$$W(R_i, R_j) = \det(I - U'_{R_j} U_{R_i} U'_{R_i} U_{R_j}) = \prod_{i=1}^s (1 - r_i^2) \quad (1)$$

où \det est l'opérateur déterminant et r_i sont les corrélations canoniques pour chaque axe. Nous vérifions que $0 \leq W(R_i, R_j) \leq 1$ et $W(R_i, R_j) = 0$ si R_i est égal à R_j . Si l'hypothèse $\beta = 0$ est fautive, le test $W(R_i, R_j)$ est égal à 0 ce que signifie que R_i est fortement corrélée à R_j . Par contre, si $W(R_i, R_j) = 1$ l'hypothèse $\beta = 0$ est vraie et R_i et R_j sont très différentes. Le test ainsi être alors considéré comme une mesure d'association utilisée comme critère de fusion $O(R_i, R_j)$.

3 Elagage de l'arbre : Application à la détection d'objets

L'élagage de l'arbre peut être vu comme l'extraction des sous-arbres composés de noeuds considérés comme homogènes au sens d'un certain critère (homogénéité spectrale, intensité, forme, texture etc.). Cette tâche peut être effectuée en analysant un critère d'élagage le long des branches de l'arbre afin de trouver les noeuds d'aire maximale satisfaisant le critère. Alors que la construction de l'arbre est une opération générique, le choix du critère d'élagage est défini en fonction de l'application.

Dans cette étude, nous présentons un élagage visant à effectuer la détection de certains objets en télédétection. Afin d'intégrer l'information spatiale et spectrale, l'ABP est proposé comme un espace de recherche pour construire une identification robuste d'objets. La stratégie consiste à analyser l'APB en utilisant un ensemble de descripteurs calculés pour chaque noeud. Nous proposons d'utiliser conjointement trois descripteurs : un descripteur de forme, un descripteur spectral, ainsi que la taille pour chaque noeud. Ces trois descripteurs sont calculés pour tous les noeuds. Ensuite, les noeuds les plus proches de la racine (i.e. ceux qui sont d'aire maximale pour une branche donnée), et qui respectent le prédicat défini, sont retenus pour la détection. Deux exemples de détection ont été testés dans cette étude.

1. *Détection des routes* : L'elongation de la région est proposée comme descripteur de forme. Elle correspond au rapport entre les axes de la plus petite boîte englobante orientée contenant la région. Le descripteur spectral correspond au coefficient de corrélation entre le spectre moyen contenu dans la

région considérée et un spectre de référence de l'asphalte. Le descripteur de taille est simplement le nombre de pixels contenus dans la région.

2. *Détection des bâtiments* : La rectangularité, définie à partir de la boîte englobante orientée minimum, est proposée comme descripteur de forme. Le descripteur spectral est le coefficient de corrélation entre le spectre moyen de la région et un spectre de référence du matériau constituant les bâtiments. Comme dans les cas de la détection des routes, le descripteur de taille est la taille de la région.

4 Resultats

Nous fournissons d'abord une évaluation de la construction de l'ABP proposée dans la section 2. Les expériences ont été exécutées utilisant une partie de l'image hyperspectrale HYDICE publiquement disponible. Après élimination des bandes bruyantes, les données contiennent 167 bandes spectrales. La figure 4(a) montre une combinaison colorée RGB composée en utilisant trois canaux sur les 167 bandes spectrales disponibles. Pour cette image, l'ABP est calculé par le procédé décrit dans la section 2. La vérité terrain est construite manuellement et présentée sur la figure 4(b). Pour évaluer la qualité de la construction de l'APB, nous avons extrait un résultat de segmentation impliquant un certain nombre N_R de régions en arrêtant le processus de fusion après $N_R - 1$ itérations. Nous comparons la partition extraite de l'ABP avec la segmentation hiérarchique obtenue par le l'algorithme RHSEG développé à la NASA et considéré comme l'état de l'art [3]. En comparant les deux résultats, l'évaluation visuelle confirme que la partition extraite par l'ABP est beaucoup plus proche de la vérité terrain que celle calculée avec RHSEG.

Pour une évaluation quantitative, nous proposons utiliser la distance symétrique d_{sym} [8] pour évaluer la qualité des partitions obtenues. Ayant une partition P et une vérité terrain V, la distance symétrique correspond au nombre minimum de pixels dont les étiquettes doivent être changées dans la partition P pour réaliser une correspondance parfaite avec la partition V normalisé par le nombre total des pixel dans l'image. Pour les résultats des figure 4(c) et (d), la $d_{sym} = 0.25$ dans le cas de l'ABP alors que la partition obtenue avec RHSEG obtient $d_{sym} = 0.70$.

Une deuxième série d'expériences est menée pour la détection et la reconnaissance d'objets. Nous comparons une classification au niveau pixel (utilisant seulement l'information spectrale) avec la stratégie d'élagage proposée pour l'ABP dans la section 3. Pour la classification au niveau pixel, les pixels détectés sont les pixels qui ont une corrélation très forte avec le spectre de référence. Par exemple, dans le cas des routes, les pixels détectés ont une mesure de corrélation haute avec le spectre de l'asphalte.

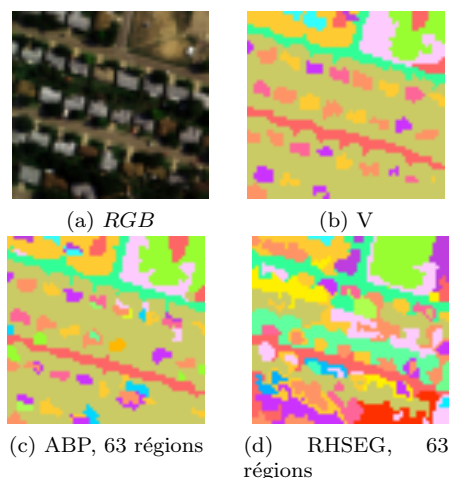


FIGURE 4 – (a) image RGB Hydice, (b) Vérité de terrain, (c) Partition obtenue avec l’ABP , (d) Partition obtenue avec RHSEG

Les résultats obtenus avec l’ABP démontrent l’avantage d’utiliser cette représentation orientée par régions. L’utilisation de l’information spectrale et spatiale dans les noeuds de l’ABP montre une meilleure détection par rapport à la classification utilisant seulement l’information spectrale.

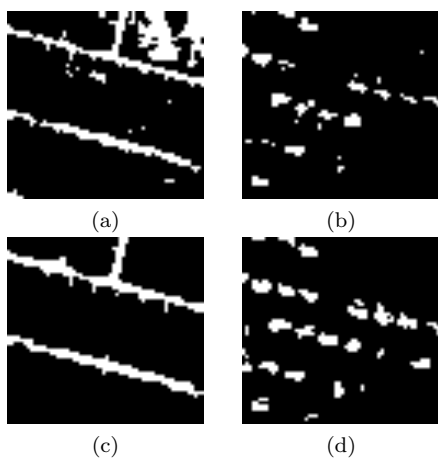


FIGURE 5 – Première ligne : résultats obtenus pour la détection de route (a) et bâtiment (b) avec la classification au niveau des pixel. Deuxième ligne : les résultats obtenus pour la détection de route (c) et bâtiment (d) utilisant l’élagage de l’ABP.

5 Conclusions

Dans le cadre des images hyperspectrales, la construction et l’élagage de l’arbre binaire de partition ont été présentés dans ce travail. Concernant la construction, deux concepts ont été accentués pour définir l’algorithme de fusionnement récursif de régions. Le premier concept est l’utilisation de modèles statistiques de région qui traitent efficacement le problème de la variabilité spectrale. Le se-

cond est l’utilisation d’une nouvelle distance entre régions qui repose sur les corrélations canoniques entre les coordonnées principales. La construction de l’ABP a été examinée comparant des partitions extraites à partir de l’ABP aux partitions calculées par des techniques hiérarchiques classiques de segmentation. Les résultats ont démontré que les régions contenues dans l’ABP représentent des objets d’intérêt de l’image. Par conséquent, le ABP peut-être considéré comme une description hiérarchique de l’image à base de régions représentatif des objets de la scène observée. Ici, deux exemples de détection d’objet (route et bâtiment) utilisant l’ABP ont été présentés. Les résultats améliorent clairement la classification basée pixel et démontrent la généricité de la représentation.

Références

- [1] P. Salembier et L. Garrido. *Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval*. IEEE Trans. Image Processing, 2000.
- [2] F. Calderero et F. Marques. *Region Merging Techniques Using Information Theory Statistical Measures*. IEEE Trans. Image Processing, 2010.
- [3] J. A. Gualtieri et J.C. Tilton. *Hierarchical Segmentation of Hyperspectral Data*. AVIRIS Earth Science and Applications Workshop Proceedings, 2002.
- [4] E. Cramer et W.A. Nicewander. *Some symmetric, invariant measures of multivariate association*. Psychometrika, 1979.
- [5] H. Ling et K. Okada. *Diffusion distance for histogram comparison*. Proc. of CVPR, 2006.
- [6] T.F. Cox et M.A. Cox. *Multidimensional Scaling*. in K. Fernandez and A. Morineau (Ed.), Chapman & Hal, 1994.
- [7] C.M. Cuadras, A. Arenas et J. Fortiana . *Some computational aspects of a distance-based model for prediction*. in Communications in Statistics : Simulation and Computation, 1996.
- [8] J. Cardoso et L. Corte-Real, *Toward a generic evaluation of image segmentation*, in IEEE Trans. Image Processing, 2005 , vol.14 pp-1773-1782.
- [9] A.Plaza, P.Martinez, R.Perez and J. Plaza. Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol.40, pp.2025 - 2041, 2002.
- [10] Y. Tarabalka, J.A. Benediktsson, J. Chanussot and J. Tilton. Multiple spectral-spatial classification approach for hyperspectral data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol.48(11), pp.4122-4132,2010.