SEGMENTATION HYPERSPECTRALE DE FORÊTS TROPICALES PAR ARBRES DE PARTITION BINAIRES

Guillaume Tochon[1,2], Jean-Baptiste Féret[1], Silvia Valero[3], Roberta E. Martin[1], Raul Tupayachi[1], Jocelyn Chanussot[2], Philippe Salembier[4], Gregory P. Asner[1]

1: Department of Global Ecology, Carnegie Institution for Science, 260 Panama Street, Stanford, CA 94305, USA (jbferet@carnegiescience.edu, gpa@carnegiescience.edu)

2: GIPSA-lab, Départment Image Signal, 11 rue des Mathématiques, 38400 Saint Martin d'Hères, France (guillaume.tochon@gipsa-lab.grenoble-inp.fr, jocelyn.chanussot@gipsa-lab.grenoble-inp.fr)

3: CESBIO, 18 avenue Edouard Belin, 31400 Toulouse, France

4: Technical University of Catalonia (UPC), Jordi Girona 1-3, edifici D5, 08034 Barcelone, Espagne

Résumé

La segmentation d'images de forêts tropicales est un outil important pour faciliter le travail des écologues. Dans ce papier, nous proposons une nouvelle méthode de segmentation pour les images hyperspectrales, basée sur la construction d'un arbre de partition binaire (APB). Nous introduisons tout d'abord une étape de prétraitement combinant une analyse en composantes principales et la définition de cartes de pré-segmentation, afin de réduire spatialement et spectralement le volume de données à traiter. La construction de l'APB nécessite la définition d'un modèle de région statistique non-paramétrique s'appuyant sur des histogrammes, ainsi qu'un critère de fusion fondé sur la distance de diffusion. Nous introduisons également une stratégie d'élagage de l'APB, adaptée spécifiquement à la segmentation de couronnes d'arbres en forêts tropicales. Pour finir, nous présentons certains critères permettant d'évaluer la qualité de la segmentation finale, basés sur le décompte du nombre de couronnes de référence correctement segmentées. La méthode proposée est validée sur deux jeux de données issues de campagnes aéroportées à Hawaii et Panama, respectivement, avec des résolutions spectrales et spatiales différentes.

Mots clés : Arbre de partition binaire, *Carnegie airborne observatory*, imagerie hyperspectrale, segmentation, forêts tropicales humides.

Abstract

The segmentation of images of tropical rainforests is an important tool to render the ecologists' work easier. In this paper, we propose a new segmentation method for hyperspectral images, based on the construction of a binary partition tree (BPT). We firstly introduce some preprocessing work including a principal component analysis and the definition of some pre-segmentation maps, in order to spatially and spectrally reduce the amount of data to process. The construction of the BPT requires the definition of a non-parametric statistical region model relying on histograms, as well as a merging criterion based on the diffusion distance. We also introduce a pruning strategy for the Binary Partition Tree which is specifically adapted to the segmentation of tree crowns in tropical rain forests. Finally, we present some criteria allowing the assessment of the final segmentation, based on the counting of the correctly segmented reference tree crowns. The proposed method is validated on two data sets acquired during two airborne campaigns, in Hawaii and Panama, respectively, with different spatial and spectral resolutions.

Keywords : *Binary partition tree, Carnegie airborne observatory, hyperspectral imagery, segmentation, tropical rainforests.*

1. Introduction

Le 22 Décembre 2010, les Nations Unies ont déclaré la période s'étalant entre 2011 et 2020 comme étant la décennie de la biodiversité, à la suite d'une recommandation de la convention sur la diversité biologique qui s'est tenue à Nagoya en Octobre 2010. Parmi les différents objectifs proposés ce jour-là se trouve l'amélioration de l'état de la diversité biologique via la sauvegarde des écosystèmes, des espèces et de la diversité génétique. La réalisation de cet objectif demande une connaissance pointue des structures forestières, et de l'évolution dynamique des espèces animales et végétales les peuplant. Cela requiert une surveillance constante de l'évolution de la biodiversité à grande échelle. Pour ce faire, l'étude des forêts tropicales humides est un excellent point de départ. En effet, une grande majorité des espèces terrestres sont concentrées sur une petite portion de la surface du globe, dans ces forêts tropicales humides (par opposition aux forêts tropicales sèches qui sont situées à des latitudes plus élevées) (Thomas et al., 2004; Whitmore et al., 1990). La télédétection offre une solution fiable pour de telles applications de surveillance, bien que celles-ci demeurent ardues à cause de l'accessibilité restreinte de

la forêt ainsi que de la complexité de la canopée, que ce soit en termes de densité, de structure ou de diversité biologique. Plusieurs études ont récemment démontré l'intérêt de l'imagerie hyperspectrale à haute résolution spatiale afin de discriminer les différentes espèces présentes dans la canopée en fonction de leurs propriétés spectrales (Clark et al., 2005; Feret et al., 2011). Avec de telles données, chaque couronne d'arbre individuelle (individual tree crown en anglais, ou ITC) apparaît sur l'image comme un objet de dimension variant entre quelques dizaines et plusieurs milliers de pixels selon la résolution spatiale et la taille de l'individu. Cette représentation orientée objet offre la possibilité de combiner des informations spectrales et spatiales, et permet également la définition de plusieurs indicateurs écologiques lorsqu'elle est couplée à une étape de classification. Elle nécessite cependant une délimitation précise de chaque couronne d'arbre, d'où le besoin d'un algorithme de segmentation robuste et efficace. Plusieurs méthodes de segmentation de couronnes d'arbres ont déjà été proposées. Par exemple, Leckie et al. (2003, 2005), Warner et al. (1999) et Gougeon (1995) utilisent un algorithme de suivi de vallées pour la segmentation de plantations de conifères. Cette approche s'appuie sur la délinéation claire des individus, permise par leur forme relativement régulière et les rares zones de chevauchement. La situation n'est pas aussi idéale dans les forêts tropicales où les couronnes présentent des formes irrégulières, se chevauchent les unes les autres, et où l'élévation ne représente pas un critère pertinent pour identifier les individus. Dans (Erikson, 2004; Culvenor, 2002; Pouliot et al., 2002; Whiteside and Ahmadb, 2008), un algorithme de croissance de régions est utilisé. Cette méthode nécessite la présence de « vallées » comme critère d'arrêt, ne s'appliquant ainsi pas en milieux tropicaux pour les raisons évoquées précédemment. Pollock (1996, 1999) et Olofsson (2002) proposent une segmentation basée sur une comparaison avec un modèle standard de forme (template matching). Cette approche s'avère être très efficace dans le cas de forêts de conifères puisque les couronnes d'arbres ont toutes une forme régulière et élancée. En revanche, elle ne peut s'appliquer pour les forêts tropicales, où les couronnes d'arbres n'ont ni une forme régulière, ni élancée. Des modèles de Fourier paramétrés déformables sont utilisés dans (Varekamp and Hoekman, 2001) pour la segmentation de couronnes d'arbres en forêts tropicales. Cependant, cette méthode n'est pas adaptée au traitement d'images hyperspectrales, puisque s'appliquant à des données acquises par capteur Radar à synthèse d'ouverture (RSO) interférométrique. Enfin, Perrin et al. (2006) [Perrin et al, 2005] et Andersen (2003) utilisent des processus ponctuels marqués, mais ceux-ci requièrent une connaissance *a priori* de la forme et de la taille des couronnes d'arbres, paramètres hautement variables dans le cas de forêts tropicales, et qui ne sont donc pas à disposition.

Par conséquent, nous proposons dans cet article une méthode originale pour segmenter des images hyperspectrales de forêts tropicales, en construisant un arbre de partition binaire (APB), qui permet d'exploiter au mieux les propriétés spectrales de l'image. La construction de l'APB est précédée par une étape de prétraitement des données, comprenant une analyse en composantes principales (ACP) ainsi qu'une pré-segmentation de l'image. Enfin, nous introduisons une méthode permettant d'évaluer la qualité finale de la segmentation. Le reste de cet article est organisé comme suit : la section 2 présente les données utilisées. La section 3 expose les opérations de prétraitement des données, la construction et l'élagage de l'APB et introduit la méthode implémentée pour l'évaluation des résultats. La section 4 présente et évalue les résultats. La section 5 présente les conclusions et perspectives de cette étude.

2. Description des données utilisées

Deux sites ont été sélectionnés pour mener à bien cette étude. Le premier site est situé dans la réserve naturelle de Nanawale, Hawaii. Les données hyperspectrales ont été acquises par le capteur CAO-alpha (Carnegie airborne observatory alpha) (Asner et al., 2007) en Septembre 2007. L'image que nous utilisons pour cette étude a pour dimensions 1980 par 1420 pixels, avec une résolution spatiale de 0.56 m, et couvrant une surface au sol d'environ 70 hectares. L'image est composée de 24 bandes spectrales de largeur à mi-hauteur de 28 nm. Les bandes sont équitablement réparties entre les fréquences de 390 nm et 1044 nm, qui incluent donc le domaine visible ainsi qu'une partie du proche infrarouge. La figure 1 présente une partie de cette image sous la forme d'une composition colorée.

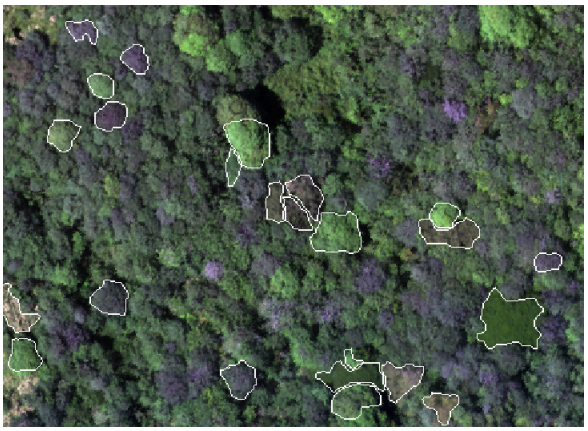


FIGURE 1: Sous image (266 x 196 m) extraite des données d'Hawaii, avec des ITCs délimités manuellement (en blanc).

La seconde image provient du Parc National de San Lorenzo, situé au Panama. L'image de 600 par 600 pixels a été enregistrée par le capteur CAO-AToMS (airborne taxonomic mapping system)(Asner et al., 2012) en 2011 et possède une résolution spatiale au sol de 2 m. L'image possède 224 bandes spectrales de largeur à mi-hauteur de 12 nm et équi-réparties entre 378 nm et 2510 nm. Un total de 175 bandes spectrales ont été retenues après correction des effets atmosphériques. La figure 2 présente

une partie de cette image sous la forme d'une composition colorée.

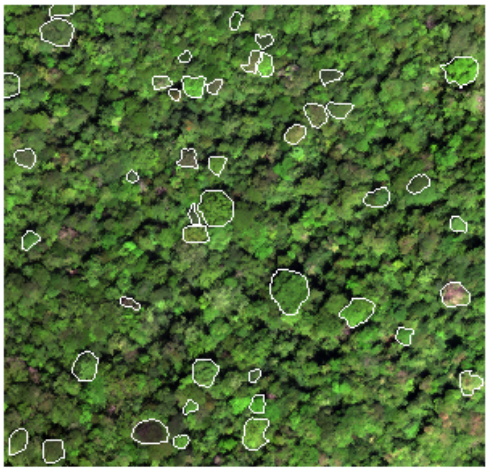


FIGURE 2: Sous image (600 x 550 m) extraite des données de Panama, avec des ITCs délimitées manuellement (en blanc).

Un total de 160 ITCs pour Hawaii et 100 ITCs pour Panama ont été manuellement dessinées par un expert écologue, après interprétation visuelle de l'image hyperspectrale. Une attention particulière a été portée à la délimitation des couronnes, afin que celles-ci représentent des individus de tailles et d'espèces variées. Des exemples d'ITCs peuvent être vus sur la figure 1 et la figure 2.

3. Méthode de segmentation

Tous les programmes utilises lors de cette étude ont été développés sous MATLAB 2012 et la délinéation manuelle des ITCs a été effectuée avec le logiciel ENVI.

3.1. Construction de l'Arbre de Partition Binaire (APB)

L'APB est un algorithme de représentation hiérarchique des régions d'une image sous la forme d'un arbre, initialement proposé par (Salembier and Garrido, 2000). Dans cette structure, les régions initiales, qui peuvent être les pixels de base ou des ensembles de pixels connexes, apparaissent comme les feuilles de l'arbre. Débutant de cette partition initiale, les régions sont itérativement fusionnées jusqu'à ce qu'il n'en reste qu'une seule. Cette dernière, appelée racine, représente l'image dans son ensemble. Tous les nœuds se situant entre les feuilles et la racine sont le résultat de la fusion de deux régions antérieures. Ainsi, l'APB permet une représentation hiérarchique d'une image. Un exemple de construction d'APB peut être observé sur la figure 3.

La construction d'un APB dépend de la définition des deux notions suivantes : le modèle de région $\mathcal{M}_{\mathcal{R}}$, qui spécifie la façon dont une région hyperspectrale est décrite, et le critère de fusion $\mathcal{O}(\mathcal{M}_{\mathcal{R}_i}, \mathcal{M}_{\mathcal{R}_j})$ qui mesure la similarité entre des régions voisines $\mathcal{R}_i$ et $\mathcal{R}_j$ en mesurant la distance entre leurs modèles de région $\mathcal{M}_{\mathcal{R}_i}$ et $\mathcal{M}_{\mathcal{R}_j}$. Le

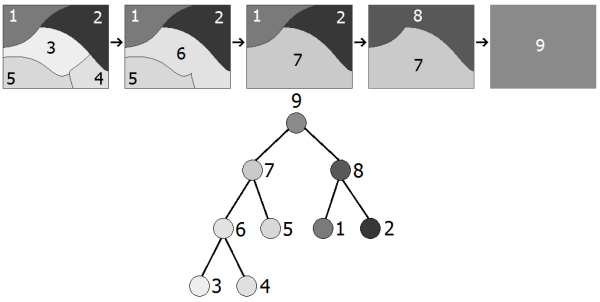


FIGURE 3: Exemple de construction d'un APB.

choix de cette mesure détermine l'ordre de fusion des différentes régions de l'image. Il existe plusieurs modèles de régions selon la nature des images à traiter (Valero et al., 2010a). Dans le cas des images hyperspectrales, les modèles de régions tirent généralement avantage des propriétés spectrales. Dans cette étude, nous avons choisi un modèle statistique non-paramétrique, dont l'atout principal est qu'il conserve la variabilité spectrale de chaque région. Dans ce cas, la région est représentée par sa collection d'histogrammes :

$$\mathcal{M}_{\mathcal{R}} = \left(\mathcal{H}_{\mathcal{R}}^{\lambda_1}, \ldots, \mathcal{H}_{\mathcal{R}}^{\lambda_M}\right) \tag{1}$$

où $\mathcal{H}_{\mathcal{R}}^{\lambda_i}$ est la distribution empirique des valeurs de réflectance dans la bande spectrale λ_i pour la région $\mathcal{R}$, et M est le nombre total de bandes spectrales dans l'image. Ces histogrammes sont calculés sur N bins pour chaque bande. La normalisation des M histogrammes permet de les assimiler à des densités de probabilités (ddps), ce qui permet par la suite d'utiliser des métriques mesurant la distance relative entre ddps. Dans cette étude, nous avons choisi la distance de diffusion (Ling and Okada, 2006). Celle-ci compare deux histogrammes à différentes échelles grâce à un processus de convolution par noyau gaussien. Pour deux histogrammes $\mathcal{H}_{\mathcal{R}_i}^{\lambda_k}$ et $\mathcal{H}_{\mathcal{R}_j}^{\lambda_k}$ dont les N bins sont dénotés par

$$a_n \; \forall n \in [1:N] \tag{2}$$

la distance de diffusion est définie comme suit :

$$d_0^k(a_n) = \mathcal{H}_{\mathcal{R}_i}^{\lambda_k}(a_n) - \mathcal{H}_{\mathcal{R}_j}^{\lambda_k}(a_n) \tag{3}$$

$$d_m^k(a_n) = \left[d_{m-1}^k(a_n) * g_\sigma(a_n)\right]\downarrow_2 \;\; \forall m \in [1:L] \tag{4}$$

avec $g_\sigma(x)$ définissant un noyau gaussien de variance σ, L est le nombre d'itérations lors du processus de convolution, et $\downarrow_2$ symbolise un sous-échantillonnage de facteur 2. La distance de diffusion entre les deux histogrammes est obtenue en sommant la norme $\mathcal{L}_1$ de chaque couche :

$$\mathcal{O}\left(\mathcal{H}_{\mathcal{R}_i}^{\lambda_k}, \mathcal{H}_{\mathcal{R}_j}^{\lambda_k}\right) = \sum_{m=0}^{L} \| d_m^k \|_1 \tag{5}$$

où

$$\| d_m^k \|_1 = \sum_{n=1}^{N} |d_m^k(a_n)| \tag{6}$$

Le critère de fusion entre les régions $\mathcal{R}_i$ et $\mathcal{R}_j$ s'obtient finalement après addition de la contribution de chaque bande spectrale :

$$\mathcal{O}\left(\mathcal{M}_{\mathcal{R}_i}, \mathcal{M}_{\mathcal{R}_j}\right) = \sum_{k=1}^{M} \sum_{m=0}^{L} \| d_m^k \|_1 \tag{7}$$

La distance de diffusion ayant une complexité de calcul linéaire, elle est particulièrement adaptée aux applications impliquant des jeux de données de grandes dimensions.
En plus de la sélection d'un critère de fusion adapté, il est possible d'améliorer les performances de calcul en réduisant les dimensions spatiales et/ou spectrales de l'image avant la construction de l'APB, lors d'une étape de prétraitement. Ce point est développé dans la section suivante.

3.2. Prétraitement des données

La construction de l'APB pouvant devenir très coûteuse en temps de calcul lorsqu'elle est appliquée sur des jeux de données de grandes dimensions, nous introduisons une étape de prétraitement afin de réduire les dimensions spatiales et spectrales, respectivement, de l'image.

3.2.1. Réduction de la dimension spectrale

Premièrement, une analyse en composantes principales (ACP) est appliquée sur l'image hyperspectrale afin de réduire le nombre de bandes spectrales en sélectionnant les composantes qui mettent en évidence les différences spectrales entre espèces d'arbres dans l'image. La figure 4 montre une sous-image d'Hawaii ainsi que ses cinq premières composantes principales (CPs).

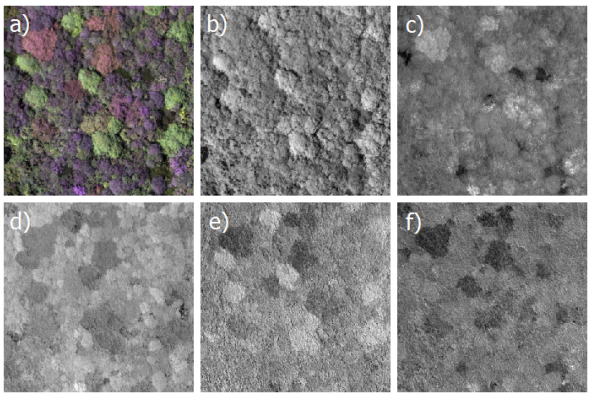


FIGURE 4: a) Représentation RGB d'une image hyperspectrale (300x300 pixels) (R= 646.0 nm ; G= 560.7 nm ; B= 447.0 nm) b – f) composantes 1 à 5 obtenues après ACP.

Dans le cadre de l'étude d'images multi- ou hyperspectrales acquises exclusivement sur couverts forestiers, la première composante principale contient généralement les variations d'intensité dans le domaine du proche Infrarouge, principal facteur contribuant aux variations de réflectance (Conese et al., 1988; Morton, 1986). De ce fait, cette CP contribue à une grande proportion de la variance totale, mais n'a qu'une capacité discriminante limitée, puisque l'intensité lumineuse est hautement variable au sein d'un même individu et dépend des effets d'ombre dus à la forme et la structure de la couronne d'arbre, ainsi que de l'angle d'illumination du soleil (Fung and LeDrew, 1987; Horler and Ahern, 1986). Parmi les CPs suivantes, certaines contiennent l'information relative à la composition chimique des feuilles et la structure des arbres (pigments photosynthétiques, eau, cellulose. . .) et permettent donc de différencier les individus. Enfin, la majorité des CPs contient peu ou pas d'information permettant de différencier les individus (effets résiduels dus à l'illumination, bruits du capteur, bruit blanc), ce qui les rend inutiles, voire gênantes pour la segmentation des arbres et implique une étape de sélection des bandes d'intérêt. Une méthode courante pour sélectionner les composantes issues de l'ACP consiste à les classer en fonction de la quantité de variance qu'elles expliquent et de ne conserver que celles qui permettent d'expliquer une quantité donnée de variance. Cette méthode permet de faire un premier tri car les bandes bruitées expriment une faible quantité de variance. Cette méthode n'était néanmoins pas adaptée pour notre application, car un nombre non négligeable de composantes conservées selon ce critère de variance ne contenaient aucune information liée à la végétation. Pour cette raison, nous avons décidé d'étudier l'utilisation de différents types d'information spectrale pour la segmentation des couronnes d'arbre, respectivement i) l'information hyperspectrale brute, présentant de fortes corrélations entre bandes spectrales, ii) l'information issue de l'ACP, avec des composantes orthogonales et un certain nombre de composantes contenant uniquement du bruit, iii) une sélection de bandes choisies visuellement en fonction de l'information relative à la végétation, et iv) la sélection de bandes choisies visuellement plus la CP#1 contenant la majorité de la variance spectrale de l'image. La sélection visuelle des composantes est subjective et dépend de la capacité de l'utilisateur à discerner l'information discriminante. Nous avons adopté lors de cette étude une stratégie permissive : ainsi, même si certaines bandes présentaient du bruit, nous les avons retenus dès lors qu'elles contenaient suffisamment d'information permettant de distinguer clairement certains individus ou groupes d'individus.
En particulier, l'impact spécifique de la première composante est évalué. Responsable de la majorité de la variance totale, cette bande est généralement incluse de manière préférentielle dans les traitements. Nous montrerons ici qu'il convient au contraire de s'en passer pour se focaliser sur les CPs effectivement discriminantes. Dans le cas d'Hawaii, 7 CPs ont été retenues pour leur information associée à la végétation (il s'agit des CPs 2 à 8). Dans le cas de Panama, 21 CPs ont été sélectionnées (il s'agit des CPs 2, 3, 5, 9, 10, 12, 13, 15, 17-21, 23, 25, 28, 29, 33, 34, 42 et 46).

3.2.2. Réduction de la dimension spatiale

Les précédentes études proposant l'utilisation d'APBs pour la segmentation d'images hyperspectrales partaient de l'échelle du pixel pour la partition initiale de l'image (Valero et al., 2010a,b, 2011). Cette approche est privilégiée lorsque aucune connaissance *a priori* sur la taille ou la forme des régions finales n'est disponible. Une approche originale développée dans le cadre de cette étude consiste à grouper selon un critère donné des pixels connexes en régions utilisées ensuite dans la partition initiale. Cette deuxième solution est moins coûteuse en temps de calcul, puisque le nombre de nœuds dans l'arbre s'en retrouve significativement réduit. Nous cherchons ici à segmenter des ITCs dont la taille très variable est comprise entre quelques dizaines de pixels et quelques milliers de pixels. La méthode alternative que nous proposons consiste à réaliser une pré-segmentation de l'image que nous voulons segmenter, afin de produire une partition initiale sur-segmentée, de façon à éviter que plusieurs ITCs soient initialement regroupées au sein de la même région. De plus, les régions de cette carte de pré-segmentation doivent être suffisamment pertinentes pour pouvoir reconstituer avec une bonne précision les frontières réelles entre les différents individus. Nous comparons deux approches pour générer cette carte de pré-segmentation :

- l'algorithme de ligne de partage des eaux adapté au cas hyperspectral, comme introduit dans (Tarabalka et al., 2010). Cette méthode nécessite l'utilisation d'un gradient vectoriel afin de transformer une image multi-bande en une image simple bande. Après comparaison des gradients décrits dans (Tarabalka et al., 2010; Noyel et al., 2007), nous avons choisi de travailler avec le robust color morphological gradient (RCMG) pour sa robustesse quand le nombre de bandes augmente.
- l'algorithme du mean shift clustering (Comaniciu and Meer, 2002), via l'utilisation du logiciel Edge Detection and Image segmentatiON (EDISON [1]). Cet algorithme est appliqué à une représentation RGB des données hyperspectrales (les bandes utilisées sont les bandes centrées en 646,0 nm (R), 560.7 nm (G) et 447.0 (B) pour le site d'Hawaii, et les bandes centrées en 638.83 nm (R), 548.77 nm (G) et 458.71 nm (B) pour le site de Panama).

La figure 5 montre les cartes de segmentation initiales correspondant à ces deux méthodes. Dans les deux cas, les régions obtenues sont suffisamment petites pour éviter que plusieurs individus se retrouvent au sein de la même région. Rappelons qu'à ce stade, la sur-segmentation n'est pas un problème. Les fusions pertinentes seront effectuées lors de la construction de l'APB. Inversement, une sous-segmentation ne pourra pas être corrigée.

3.3. Processus de fusion des régions de l'APB

La construction de l'APB succède à l'étape de réduction des données et procède comme suit : lors d'une étape d'initialisation, la distance entre chacune des P régions initiales et ses voisins (les régions directement connexes) est calculée, afin de trouver son plus proche voisin. Puis, pour chaque région $\mathcal{R}$, son plus proche voisin et leur distance correspondante sont stockés dans un tableau, celui-ci comportant au final P entrées. Chaque itération de fusion implique la recherche dans la table des deux régions ayant la plus faible distance parmi toutes les paires de régions, puis la fusion de ces deux régions. Enfin, le tableau est mis à jour en supprimant les informations relatives aux régions fraichement fusionnées, et en y insérant à la place les informations concernant la région nouvellement créée. Enfin, un système de priorité de fusion, comme décrit dans (Valero et al., 2010b) est introduit afin de favoriser la fusion des plus petites régions en premier : pour chaque itération du processus de fusion, un seuil de taille minimale est calculé, et toutes les régions ayant une taille inférieure à ce seuil dans la carte de segmentation de l'itération en cours reçoivent la priorité de fusion. Ce seuil est défini comme égal à la taille moyenne des régions présentes dans la carte de segmentation de l'itération en cours, multipliée par un certain coefficient α fixé à 0.15 (Valero et al., 2010b). Cette stratégie évite la présence de petites régions, dont certains pixels peuvent posséder des valeurs numériques extrêmes, lors des itérations finales du processus de fusion.

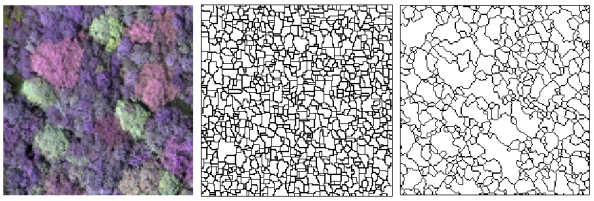


FIGURE 5: a) sous-image extraite d'Hawaii. b) Pré-segmentation par ligne de partage des eaux hyperspectrale. c) Pré-segmentation par mean shift clustering.

3.4. Elagage de l'APB

L'élagage de l'APB est réalisé une fois que la construction est terminée et consiste à retrouver dans les branches de l'arbre les nœuds correspondants aux régions réalisant la segmentation la plus pertinente. Lorsqu'un tel nœud est trouvé dans une branche, tous les nœuds situés en dessous sont retirés de l'APB. Ainsi, la région correspondante apparaît dans la segmentation finale, comme illustré par la figure 6. Si la construction de l'APB est générique pour un modèle de région et un critère de fusion donnés, la stratégie d'élagage à adopter est à adapter en fonction de l'application souhaitée.

Plusieurs stratégies ont été proposées dans la littérature relative aux APBs (Salembier and Garrido, 2000; Valero et al., 2010a,b, 2011). Pourtant, aucune d'entre elles n'est parfaitement adaptée à la segmentation en forêts tropicales, à cause de la spécificité et la complexité du problème : aucune connaissance *a priori* du nombre de couronnes d'arbres dans l'image, objets de formes et

1. http ://coewww.rutgers.edu/riul/research/code/EDISON/

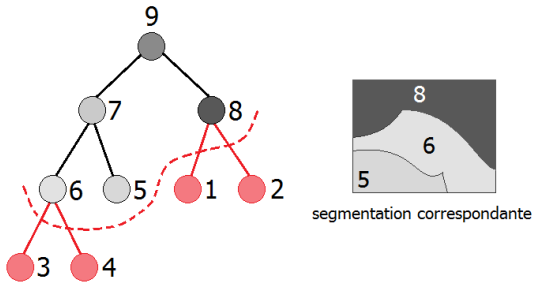


FIGURE 6: L'élagage de l'APB produit une segmentation de l'image.

de tailles très différentes et inconnues *a priori*, grande variabilité spectrale des données, volume de données trop important... Ainsi, nous proposons dans cette étude une nouvelle méthode d'élagage basée sur l'évolution de la taille des régions au sein des différentes branches de l'APB. Plus précisément, puisque la carte de pré-segmentation est sur-segmentée, chaque ITC est initialement divisée en plusieurs régions. Deux régions connexes d'un même individu sont théoriquement spectralement plus proches que deux régions connexes appartenant à deux individus d'espèces différentes, et fusionnent ainsi lors des premières itérations. Ces premières itérations amènent les régions à atteindre une taille critique à partir de laquelle toutes les régions connexes sont spectralement éloignées, car contenant une ou plusieurs couronnes d'arbres d'espèces différentes. Les régions fusionnant lors des itérations finales correspondent donc généralement à la fusion de régions correspondant à un individu ou un groupe d'individus. Ainsi, l'évolution de la taille de région d'une feuille de l'APB jusqu'à la racine présente une nette discontinuité à l'étape où la fusion entre régions spectralement similaires cède le pas à une fusion 'par défaut' entre régions voisines mais spectralement peu similaires. Nous avons observé en pratique que la région délimitant le mieux l'ITC est celle dont le nœud correspondant dans l'APB est situé juste avant cette discontinuité, comme le montre la figure 7.

Notre stratégie d'élagage se base sur cette observation : afin que chaque branche de l'APB soit examinée, chaque feuille de l'APB vote pour son ancêtre situé juste avant la première discontinuité dans la branche. Ainsi, si un nœud de l'APB reçoit beaucoup de votes de la part de ses feuilles, cela signifie que la région correspondant au nœud délimite très probablement une ITC, puisqu'il y a un écart important entre la taille de ce nœud et la taille de son parent dans la branche de l'APB. L'introduction d'un seuil permet de détecter la présence d'une discontinuité dans la branche : lorsque la différence de taille entre deux nœuds consécutifs dans une branche excède ce seuil, alors il y a discontinuité. L'élagage est décidé une fois le processus de vote terminé : chaque nœud de l'APB voit son nombre de votes divisé par son nombre de feuilles, afin de ne pas favoriser les nœuds proches de la racine ayant beaucoup de feuilles, recevant donc potentiellement beaucoup de votes. Puis chaque branche est coupée en

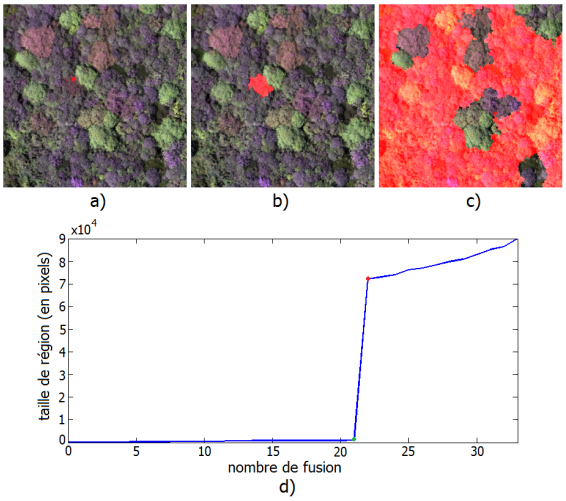


FIGURE 7: Evolution d'une région (souligné en rouge) le long d'une branche de l'APB : région initiale/feuille de l'APB (a), région après 21 fusions (b), région après 22 fusions (c), et profil correspondant de l'évolution de la taille de région le long de cette branche (d).

dessous du nœud ayant le plus haut ratio votes/feuilles. Si deux nœuds ont le même ratio dans une branche, alors celui étant le plus loin de la racine est privilégié afin de réduire le risque de sous-segmentation. En ajustant la valeur du seuil, on peut modifier la taille caractéristique des régions finales : un grand seuil tend à générer des régions de grosse taille. Au contraire, une faible valeur de seuil tend à engendrer des petites régions, puisque plus sensible aux sauts dans l'évolution de la taille de régions. Pour Hawaii, les valeurs de seuil de 200 à 2000 avec un pas de 200 ont été testées. Pour Panama, où la taille moyenne d'une couronne d'arbre est plus petite, les valeurs testées s'étalent de 150 à 1500 avec un pas de 150.

3.5. Evaluation de la qualité de segmentation

L'évaluation quantitative de la qualité d'une segmentation d'image est une tâche délicate car les critères d'évaluation pertinents sont souvent à définir en fonction d'une application donnée et des relevés terrain disponibles. La majorité des critères de la littérature, comme les distances symétriques et asymétriques proposées dans (Cardoso and Corte-Real, 2005) requièrent la connaissance d'une segmentation de référence. Dans le cas de notre étude, des données terrains ont été collectées pour des applications de classification, se focalisant ainsi plus sur la pureté des pixels sélectionnés que sur la justesse des couronnes d'arbre délimitées. De plus, la taille et la complexité des images étudiées rendent extrêmement difficile la création manuelle d'une carte de référence.
Les experts écologues de Carnegie Institution for Science ayant réalisé la campagne de mesure (acquisition aéroportée et sur le terrain) ont délimité manuellement 160 ITCs pour le site d'Hawaii, et 100 ITCs pour Panama. L'exercice est particulièrement complexe puisque l'inter-

prétation visuelle de l'image peut être faussée par des zones d'ombre dans la canopée, ainsi que le chevauchement apparent de plusieurs couronnes d'arbre. Un soin tout particulier a été apporté à cette délimitation d'ITCs, afin que la sélection représente du mieux possible la diversité existant parmi les arbres, tant par leur taille que par leur forme ou leur espèce.
Une fois la segmentation effectuée, chaque ITC peut être décrite comme correctement segmentée, sur-segmentée, sous-segmentée ou manquée. Nous proposons d'évaluer la qualité de la segmentation à partir du pourcentage d'ITCs correctement segmentées, et nous allons dans un temps donner la définition de ces quatre catégories décrivant la segmentation.
Il est très peu probable qu'une région délimitée automatiquement corresponde exactement à une ITC délimitée manuellement. De plus, cette inexactitude entre les deux contours, qui se compte en nombre de pixels, s'apprécie selon la taille de la région délimitée manuellement. Nous avons donc définit des règles de décision afin de prendre en compte une certaine marge d'erreur entre le tracé manuel et les résultats de la segmentation. Dans un premier temps, nous avons récupéré les segments décrivant le plus exactement l'ITC sur la carte de segmentation finale : chaque segment comportant au moins 50% de ses pixels en commun avec l'ITC est considéré comme élément de l'ITC. Ainsi, une ITC peut être composée d'aucun, un ou plusieurs segments. Dans le cas où aucun segment ne comporte plus de 50% de ses pixels en commun avec une ITC, celle-ci est représentée par le segment ayant le plus haut pourcentage de pixels en commun avec elle.
Si un unique segment représente l'ITC, celle-ci est ensuite classée dans l'une des catégories précédemment énoncées selon les critères suivants :

- L'ITC est considérée «manquée» si le segment contient moins de 70% de la surface de l'ITC.
- L'ITC est considérée «sous-segmentée» si elle n'est pas manquée et si le ratio entre la taille du segment et celle de l'ITC excède 1.5.
- L'ITC est considérée «correctement segmentée» si elle n'est ni «manquée», ni «sous-segmentée».

Si l'ITC est constituée de plusieurs segments, la règle de décision suivante est appliquée :

- L'ITC est considérée «correctement segmentée» si l'un des segments compte pour au moins 85% de la surface couverte par l'ensemble des segments, et si ce segment permet à lui seul de classer l'ITC dans la catégorie «correctement segmentée».
- L'ITC est considérée «sur-segmentée» si la condition précédente ne s'applique pas.

Ces différents cas peuvent être observés sur la figure 8.

En comparant les pourcentages d'ITCs correctement détectées en fonction de la carte de segmentation initiale, de la configuration sélectionnée pour l'ACP, ainsi que de la valeur du seuil pour l'élagage, il est ainsi possible d'étudier l'influence de ces différents paramètres sur la qualité de la segmentation finale.

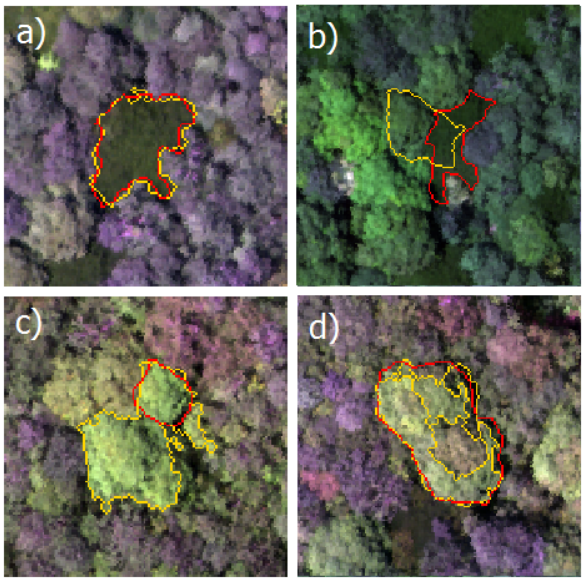


FIGURE 8: ITC (en rouge) et résultat de la segmentation (en jaune) pour le cas a) correctement segmentée, b) manquée, c) sous-segmentée, d) sur-segmentée.

4. Résultats et discussion

4.1. Résultats

La figure 9 montre le pourcentage de couronnes correctement détectées pour les deux sites de test et les deux cartes de pré-segmentation en fonction de la configuration de l'ACP et des différentes valeurs de seuil pour l'étape d'élagage. Les tableaux 1 et 2 exposent, pour chaque site, chaque carte de pré-segmentation et chaque configuration ACP le pourcentage moyen, calculé sur toutes les valeurs de seuil (colonne de gauche), et maximal (avec valeur de seuil correspondante) (colonne de droite) de couronnes correctement détectées. Les valeurs maximales pour chaque tableau sont indiquées en rouge. La figure 10 montre des résultats visuels obtenus pour les deux sites.

4.2. Discussion

4.2.1. À propos de l'ACP

En premier lieu, il peut être noté que pour les deux sites, les résultats obtenus lorsqu'une ACP est appliquée surclassent ceux obtenus à partir des données hyperspectrales initiales. Ce résultat s'explique par le fait que l'ACP extrait l'information discriminante des données hyperspectrales, ce qui permet de définir un modèle de région plus pertinent et qui favorise la différentiation entre les espèces.
De plus, nous remarquons que les résultats sont très proches lorsque toutes les CPs sont retenues, et lorsque seulement une sélection de bandes, incluant la première CP, est considérée. Cela vient du fait que la première composante retient une grande proportion de la variance totale (plus de 80% dans les deux cas). Ainsi, le pourcentage de variance retenue ne change pas significativement

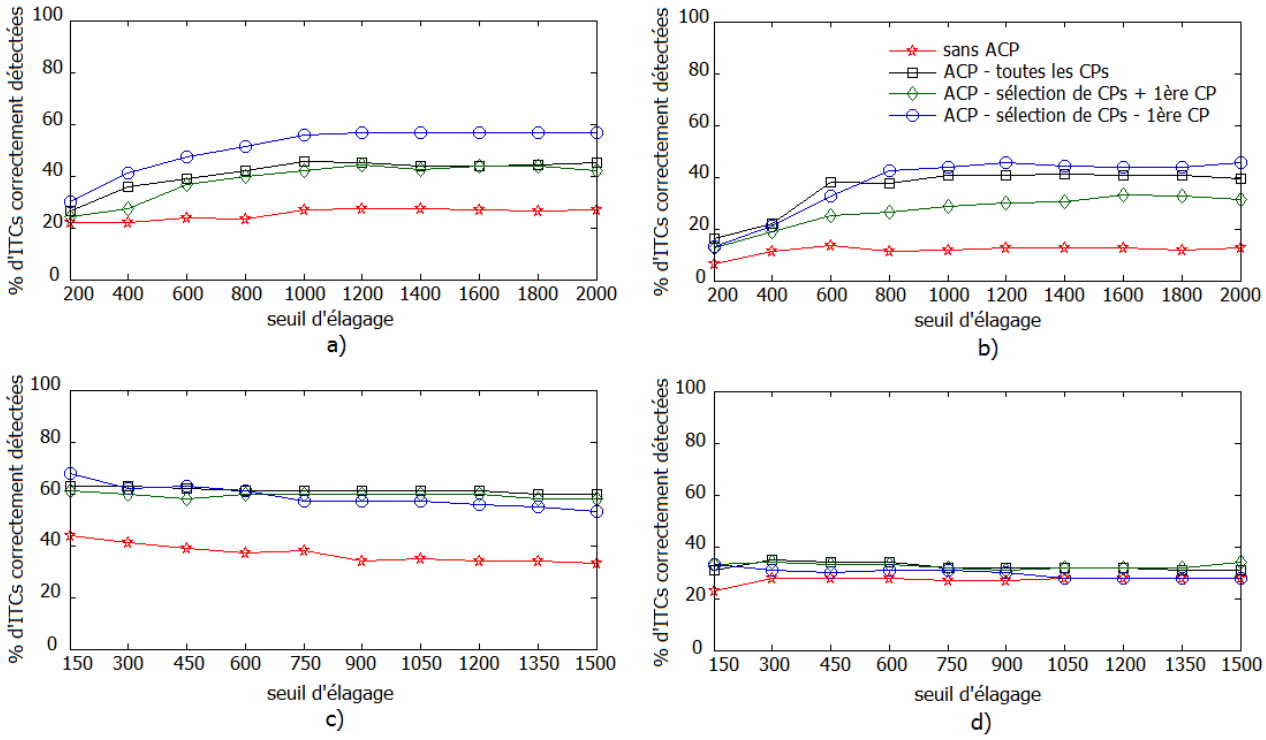


FIGURE 9: Evolution du pourcentage d'ITCs correctement détectées en fonction du seuil d'élagage, pour les différentes configurations de l'ACP dans le cas de a) Hawaii/mean shift clustering, b) Hawaii /ligne de partage des eaux hyperspectrale, c) Panama/mean shift clustering et d) Panama/ligne de partage des eaux hyperspectrale. La légende en b) est valable pour les quatre graphiques.

HAWAII	Sans ACP		Toutes les CPs		sélection + 1ere CP		sélection - 1ere CP	
	Moy.	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)
Mean shift	**25.3**	**27.5** (1200)	**40.9**	**45.6** (1000)	**38.7**	**44.4** (1200)	**51**	**56.9** (1200)
Partage des eaux	**11.6**	**13.8** (600)	**35.7**	**41.3** (1400)	**26.9**	**33.1** (1600)	**37.6**	**45.6** (1200)

TABLE 1: Pourcentage moyen et maximal (avec valeur correspondante du seuil d'élagage) du nombre de couronnes correctement détectées pour le site d'Hawaii et pour chaque configuration.

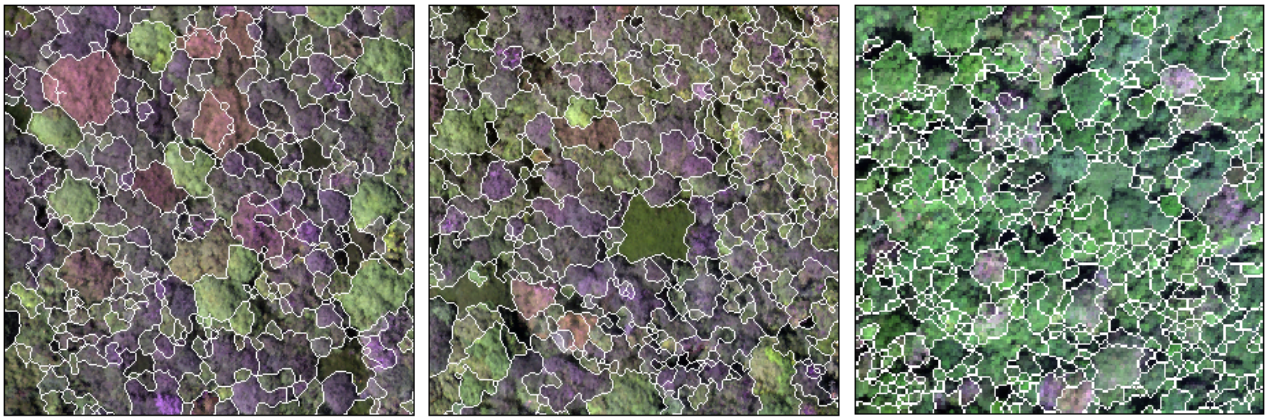
lorsque ces deux configurations sont comparées. De plus, les bandes contenant de l'information discriminante sont présentes dans les deux cas, permettant la construction de modèles de régions de pertinence similaire. D'un autre côté, l'exclusion de la première CP combinée à une sélection de bandes permet d'améliorer sensiblement la qualité des résultats. En effet, comme expliqué au § 3.2.1, la première CP contient les variations d'intensité lumineuse au sein du domaine proche infrarouge, et non de l'information permettant la discrimination entre espèces. Ainsi, l'inclusion de la première CP peut être nuisible à la construction du modèle de région. En effet, si un arbre possède une partie éclairée et une partie ombragée, la distance entre ces deux régions sera plus importante lorsque la première CP est considérée. En conséquence, la sélection pertinente de CPs, en excluant la première CP, est la configuration qui permet d'obtenir les meilleurs résultats, réduisant de plus le volume de données à traiter.

4.2.2. À propos de la carte de segmentation initiale

La comparaison des résultats obtenus en utilisant les deux stratégies de pré-segmentation présentées au paragraphe § 3.2.2 conduit à une conclusion contre-intuitive. En effet, l'utilisation de l'algorithme du mean shift clustering produit une carte de segmentation initiale possédant de plus grosses régions que dans le cas de la ligne de partage des eaux hyperspectrale, comme il peut être observé sur la figure 5. Cependant, les résultats sont en la faveur du mean shift clustering pour les deux sites, quelle que soit la configuration ACP. Bien que les régions issues de l'algorithme de ligne de partage des eaux soient plus petites, et donc théoriquement plus à même de reconstituer précisément les couronnes réelles, ces régions ont approximativement toutes la même forme carrée, comme il peut être vu sur la figure 5. Au contraire, les régions obtenues par le mean shift clustering sont beaucoup plus hétérogènes vis-à-vis de la taille et la forme, et ont des frontières beaucoup plus pertinentes puisque certaines couronnes sont directement reconnaissables sur la carte de segmentation initiale. Une explication possible est que

PANAMA	Sans ACP		Toutes les CPs		sélection + 1ere CP		sélection - 1ere CP	
	Moy.	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)	**Moy.**	**Max.** (seuil)
Mean shift	**36.9**	**44** (150)	**60.3**	**63** (300)	**59.5**	**61** (150)	**60.8**	**68** (150)
Partage des eaux	**27.3**	**28** (300)	**32.4**	**35** (300)	**32.6**	**34** (300)	**29.8**	**33** (150)

TABLE 2: Pourcentage moyen et maximal (avec valeur correspondante du seuil d'élagage) du nombre de couronnes correctement détectées pour le site de Panama et pour chaque configuration.



a) b) c)

FIGURE 10: Résultats visuels obtenus pour la configuration optimale pour Hawaii (a,b) et Panama (c).

le mean shift clustering se base seulement sur trois bandes de l'image et est donc moins sensible au bruit dans l'image que l'algorithme de ligne de partage des eaux hyperspectral.

4.2.3. À propos du seuil de taille pour l'élagage

Le seuil de taille est le paramètre qui contrôle la taille caractéristique des régions finales, en autorisant des discontinuités plus ou moins importantes dans l'évolution de la taille de région. Comme expliqué au § 3.4, une valeur importante de ce paramètre conduit à des régions finales de grandes tailles et vice versa. Il n'y a pas de règle explicite pour trouver la valeur optimale de ce seuil de taille, puisque celui-ci dépend de divers paramètres tels que la configuration ACP retenue, la carte de segmentation initiale choisie, mais aussi la résolution spatiale de l'image et la taille caractéristique générale des arbres dans la forêt tropicale étudiée. De plus, il peut être vu sur la figure 9 qu'il n'y a généralement pas une unique valeur optimale, et que plusieurs valeurs de seuils donnent des pourcentages d'ITCs détectées similaires. En effet, une valeur de seuil trop élevée engendre une sous-segmentation générale, et une valeur de seuil trop faible une sur-segmentation. Une valeur optimale réalise donc un compromis entre sous-segmentation et sur-segmentation. Naturellement, le nombre de couronnes sous-segmentées est une fonction croissante du seuil, et le nombre de couronnes sur-segmentées une fonction décroissante. Les deux fonctions se compensant dans les intervalles des seuils étudiés, cela explique le profil relativement constant du pourcentage d'ITCs correctement détectées. Ainsi, si le nombre d'ITCs correctement segmentés apparait relativement stable, l'identité de ces ITCs n'est pas la même. Nous pouvons tout de même remarquer que l'ordre de grandeur de la valeur optimale du seuil est de l'ordre de grandeur de la taille moyenne des ITCs délimitées. En effet, pour le site d'Hawaii, les 160 ITCs ont une taille moyenne de 843 pixels (pour des valeurs optimales de seuil entre 1000 pixels et 2000 pixels), tandis que pour le site de Panama, les 100 ITCs ont une taille moyenne de 205 pixels (pour des valeurs optimales de seuil de 150 pixels ou 300 pixels). Cette observation permet de faire une première estimation de la valeur du seuil de taille à utiliser pour l'élagage, puis à adapter en fonction du résultat obtenu si besoin est. Une méthode adaptant localement la valeur du seuil de taille permettrait de s'affranchir, d'une part du caractère supervisé de la méthode d'élagage, et d'autre part de la taille hautement variable des différents individus.

4.2.4. À propos des performances générales de la méthode

Les forêts tropicales humides sont parmi les écosystèmes les plus complexes et les plus riches de la planète. Compte tenu de la densité de la canopée en termes de nombre d'individus et d'espèces et de la complexité de sa structure, il est peu réaliste d'escompter la délimitation parfaite de chaque couronne. Cependant une information, même partielle, permettant de mieux délimiter, identifier et dénombrer certaines espèces cibles (espèces dominantes ou rares, indicateurs spécifiques de processus environnementaux...) peut améliorer significativement

notre compréhension encore modeste de ces écosystèmes. Il n'existe pas à notre connaissance d'étude de référence pour la délimitation d'arbres en forêt tropicales humides. Bunting and Lucas (2006) développèrent une méthode de segmentation hyperspectrale appliquée a des données CASI acquises sur des forets mixtes australiennes et rapportent un succès supérieur à 70% dans la délimitation de couronnes ou groupes d'arbres de la même espèce pour des couverts relativement ouverts et peu complexes, mais soulignent la diminution significative des performances lors de l'application a des couverts denses et complexes. Les résultats obtenus lors de notre étude, jusqu'à 68% de succès pour la délimitation d'arbres de profil variés (taille, espèce, place dans l'habitat), sont très prometteurs et nous encouragent à étudier plus en détails la segmentation de ces espèces cibles afin de minimiser l'influence des erreurs de segmentation inévitables.

5. Conclusion

En conclusion, nous présentons dans cet article une méthode originale de segmentation pour des images hyperspectrales de forêts tropicales, en se basant sur les arbres de partition binaires.

Les contributions de cette étude sont de plusieurs ordres :

- L'adaptation de l'algorithme de l'APB pour la segmentation d'images hyperspectrales en forêts tropicales, via une sélection pertinente d'un modèle de région et d'un critère de fusion.
- L'introduction d'une étape de prétraitement des données exploitant les propriétés spectrales inhérentes à l'imagerie hyperspectrale, afin de réduire le volume de données à traiter. Cette étape de prétraitement a notamment révélé le faible pouvoir discriminant de la première composante principale lorsque l'ACP est effectuée sur des images hyperspectrales acquises exclusivement sur couverts forestiers et les résultats obtenus sont en accord avec cette remarque. L'intérêt de l'utilisation de cartes de présegmentation initiales au lieu d'une initialisation de l'APB à l'échelle du pixel a également été exposé, et les résultats de deux algorithmes différents ont été comparés.
- L'introduction d'une nouvelle stratégie d'élagage de l'APB adaptée à la segmentation de couronnes d'arbres en forêts tropicales. Cette stratégie se base sur l'évolution de la taille des régions le long d'une branche de l'APB, évolution qui découle directement de propriétés liées aux APBs.
- L'introduction d'une méthode d'évaluation de la qualité finale de la segmentation, basée sur le pourcentage de régions de « références » correctement segmentées. Cela a permis d'étudier l'influence de différentes configurations sur la qualité de la segmentation finale, pour deux jeux de données ayant des résolutions spectrales et spatiales différentes.

Dans le futur, nous souhaitons intégrer les données issues d'un capteur LiDAR (Light Detection And Ranging) lors de la construction de l'APB, afin de combiner propriétés spectrales et spatiales (altimétrie, texture, orientation). Les données LiDAR pourraient également permettre d'améliorer la stratégie d'élagage. Enfin, la sélection visuelle des composantes de l'ACP est subjective et peut s'avérer fastidieuse pour les jeux de données présentant un grand nombre de bandes spectrales. Des recherches sont actuellement en cours pour adapter des méthodes de sélection classiques à la recherche et l'évaluation de l'information discriminante dans les différentes CPs pour en faciliter la sélection. Des travaux sont également en cours pour rendre la méthode d'élagage totalement non-supervisée, via une estimation de la taille des ITCs présentes localement dans l'image, ceci afin d'adapter localement la valeur du seuil de taille. Cela permettrait en effet de segmenter équitablement les couronnes d'arbres, quelles que soit leurs tailles.

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'une collaboration entre le laboratoire GIPSA-Lab, à Grenoble, et le Department of Global Ecology, Carnegie Institution for Science (Stanford University, USA). Il a été en partie financé par la John D. and Catherine T. MacArthur Foundation, la Gordon and Betty Moore Foundation, la Grantham Foundation for the Protection of the Environment, la W. M. Keck Foundation et la William Hearst III Foundation.

Références

Andersen, H.-E., 2003. Estimation of critical forest structure metrics through the spatial analysis of airborne laser scanner data. PhD thesis, University of Washington.

Asner, G. P., Knapp, D. E., Boardman, J., Green, R. O., Kennedy-Bowdoin, T., Eastwood, M., Martin, R. E., Anderson, C., Field, C. B., 2012. Carnegie airborne observatory-2 : Increasing science data dimensionality via high-fidelity multi-sensor fusion. Remote Sensing of Environment 124, 454–465.

Asner, G. P., Knapp, D. E., Kennedy-Bowdoin, T., Jones, M. O., Martin, R. E., Boardman, J., Field, C. B., 2007. Carnegie airborne observatory : in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems. Journal of Applied Remote Sensing 1 (1), 013536–013536.

Bunting, P., Lucas, R., 2006. The delineation of tree crowns in australian mixed species forests using hyperspectral compact airborne spectrographic imager (casi) data. Remote Sensing of Environment 101 (2), 230–248.

Cardoso, J. S., Corte-Real, L., 2005. Toward a generic evaluation of image segmentation. Image Processing, IEEE Transactions on 14 (11), 1773–1782.

Clark, M. L., Roberts, D. A., Clark, D. B., 2005. Hyperspectral discrimination of tropical rain forest tree species at leaf to crown scales. Remote Sensing of Environment 96 (3), 375–398.

Comaniciu, D., Meer, P., 2002. Mean shift : A robust approach toward feature space analysis. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on 24 (5), 603–619.

Conese, C., Maracchi, G., Miglietta, F., Maselli, F., Sacco, V., 1988. Forest classification by principal component analyses of tm data. International Journal of Remote Sensing 9 (10-11), 1597–1612.

Culvenor, D. S., 2002. Tida : an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery. Computers & Geosciences 28 (1), 33–44.

Erikson, M., 2004. Species classification of individually segmented tree crowns in high-resolution aerial images using radiometric and morphologic image measures. Remote Sensing of Environment 91 (3), 469–477.

Feret, J.-B., Asner, G. P., Jacquemoud, S., 2011. Regularization of discriminant analysis for the study of biodiversity in humid tropical forests. In : Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), 2011 3rd Workshop on. IEEE, pp. 1–4.

Fung, T., LeDrew, E., 1987. Application of principal component analysis to change detection. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 53 (12), 1649–1658.

Gougeon, F. A., 1995. A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images. Canadian Journal of Remote Sensing 21 (3), 274–284.

Horler, D., Ahern, F., 1986. Forestry information content of thematic mapper data. International Journal of Remote Sensing 7 (3), 405–428.

Leckie, D. G., Gougeon, F. A., Tinis, S., Nelson, T., Burnett, C. N., Paradine, D., 2005. Automated tree recognition in old growth conifer stands with high resolution digital imagery. Remote Sensing of Environment 94 (3), 311–326.

Leckie, D. G., Gougeon, F. A., Walsworth, N., Paradine, D., 2003. Stand delineation and composition estimation using semi-automated individual tree crown analysis. Remote Sensing of Environment 85 (3), 355–369.

Ling, H., Okada, K., 2006. Diffusion distance for histogram comparison. In : Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on. Vol. 1. IEEE, pp. 246–253.

Morton, A., 1986. Moorland plant community recognition using landsat mss data. Remote sensing of environment 20 (3), 291–298.

Noyel, G., Angulo, J., Jeulin, D., 2007. Morphological segmentation of hyperspectral images. Image Anal. Stereol 26, 101–109.

Olofsson, K., 2002. Detection of single trees in aerial images using template matching. In : ForestSAT Symposium, Heriot Watt University, Edinburgh.

Perrin, G., Descombes, X., Zerubia, J., et al., 2006. Point processes in forestry : an application to tree crown detection. Research report, INRIA.

Pollock, R., 1996. The automatic recognition of individual trees in aerial images of forests based on a synthetic tree crown image model. PhD thesis.

Pollock, R., 1999. Individual tree recognition based on a synthetic tree crown model. In : automated interpretation of high spatial resolution digital imagery for forestry, Victoria, British Columbia. pp. 25–34.

Pouliot, D., King, D., Bell, F., Pitt, D., 2002. Automated tree crown detection and delineation in high-resolution digital camera imagery of coniferous forest regeneration. Remote Sensing of Environment 82 (2), 322–334.

Salembier, P., Garrido, L., 2000. Binary partition tree as an efficient representation for image processing, segmentation, and information retrieval. Image Processing, IEEE Transactions on 9 (4), 561–576.

Tarabalka, Y., Chanussot, J., Benediktsson, J. A., 2010. Segmentation and classification of hyperspectral images using watershed transformation. Pattern Recognition 43 (7), 2367–2379.

Thomas, C. D., Cameron, A., Green, R. E., Bakkenes, M., Beaumont, L. J., Collingham, Y. C., Erasmus, B. F., De Siqueira, M. F., Grainger, A., Hannah, L., et al., 2004. Extinction risk from climate change. Nature 427 (6970), 145–148.

Valero, S., Salembier, P., Chanussot, J., 2010a. Comparison of merging orders and pruning strategies for binary partition tree in hyperspectral data. In : Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on. IEEE, pp. 2565–2568.

Valero, S., Salembier, P., Chanussot, J., Cuadras, C. M., 2011. Improved binary partition tree construction for hyperspectral images : application to object detection. In : Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International. IEEE, pp. 2515–2518.

Valero, S., Salembier, P., Chanussot, J., et al., 2010b. New hyperspectral data representation using binary partition tree. In : Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2010).

Varekamp, C., Hoekman, D., 2001. Segmentation of high-resolution insar data of a tropical forest using fourier parameterized deformable models. International Journal of Remote Sensing 22 (12), 2339–2350.

Warner, T. A., Lee, J. Y., McGraw, J. B., 1999. Delineation and identification of individual trees in the eastern deciduous forest. In : International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Imagery for Forestry. pp. 81–91.

Whiteside, T., Ahmadb, W., 2008. estimating canopy cover from eucalypt dominant tropcial savanna using the extraction of tree crowns from very high resolution imagery. GEOBIA 2008–GEOgraphic Object Based Image Analysis for the 21st century.

Whitmore, T. C., et al., 1990. An introduction to tropical rain forests. Clarendon Press.