Abgrenzung homogener Waldstücke in ALS-Punktwolken

MORITZ BRUGGISSER¹, MARKUS HOLLAUS¹, DI WANG² & NORBERT PFEIFER¹

Zusammenfassung: Wir stellen ein flexibles Rahmenwerk vor, mit dem sich homogene Waldflächen in ALS-Punktwolken abgrenzen lassen. Für die Segmentierung werden vorab Waldstrukturmetriken aus der Punktwolke berechnet. Kernstück der Segmentierung ist ein iterativer k-means Clustering-Schritt im Merkmalsraum. Beginnend mit der gesamten Punktwolke als initiales Cluster, werden die Punkte solange in zwei Sub-Cluster aufgespaltet, bis jedes Sub-Cluster eine gewünschte Homogenität aufweist. Wir demonstrieren die Funktionsweise der entwickelten Methode für zwei Testgebiete für die Segmentierung von Waldstücken mit homogenen Eigenschaften in Bezug auf den Wasserkreislauf. Die Segmentierungen zeigen Konsistenzen von R²=0.65-0.91 in den relevanten Waldstrukturmetriken.

1 Einleitung

Studien zu Segmentierungen homogener Waldflächen aus flugzeuggestütztem Laserscanning (ALS) zielten bisher vorwiegend darauf ab, Waldbestände einheitlicher Spezies, Baumhöhen, Altersklasse und Bestandesdichten abzugrenzen (DIEDERSHAGEN et al. 2004; KOCH et al. 2009; MUS-TONEN et al. 2008; SULLIVAN et al. 2009; Wu et al. 2014). Die so gewonnenen Wald-Einheiten folgen der Bestandesdefinition von KOIVUNIEMI & KORHONEN (2006) und zeichnen sich durch Homogenität hinsichtlich des Holzvorrats und der Biomasse aus. Da Waldbestandeskarten typischerweise auf historischen Managementaktivitäten beruhen, sind solche aus ALS-Daten abgeleiteten Bestandeskarten, welche die tatsächliche Waldstruktur widergeben, wertvoll für die Forstwirtschaft (Koch et al. 2009; Hollaus et al. 2015). Naturnähere Waldbewirtschaftungsformen und Sukzessionsprozesse führen jedoch zu einer Diversifizierung der Wälder hinsichtlich der Baumhöhen, des Baumalters und der Schichtigkeit, sowie zur Koexistenz mehrerer Baumarten (KOCH et al. 2014). Um die erhöhte Komplexität erfassen zu können, muss daher die vertikale Waldstruktur besser berücksichtigt werden, welche in den oben genannten Studien zu Bestandesabgrenzungen nicht berücksichtigt ist. Das Potential von ALS zur Beschreibung der vertikalen Struktur wurde bereits aufgezeigt (z.B. Coops et al. 2007; LEITERER et al. 2015; PALACE et al 2015). Da der Laser in die Kronenschicht einzudringen vermag, lassen sich durch ALS die kroneninternen Verhältnisse im dreidimensionalen Raum detailliert erfassen.

In dieser Studie stellen wir einen Segmentierungsansatz vor, um homogene Waldbereiche innerhalb einer ALS-Punktwolke abzugrenzen. Durch die freie Festlegung der Waldstrukturparameter, welche für die Segmentierung verwendet werden, ist der Ansatz sehr flexibel einsetzbar. Dies trägt der Tatsache Rechnung, dass eine Abgrenzung von homogenen Waldbereichen nicht eine einzige, eindeutige Lösung ergeben kann, sondern dass die Homogenität immer in Bezug auf eine Anwen-

¹ TU Wien, Department of Geodesy and Geoinformation, Gußhausstraße 27-29/E120, A-1040 Wien, E-Mail: [Moritz.Bruggisser, Markus.Hollaus, Norbert.Pfeifer]@geo.tuwien.ac.at

² Aalto University, Department of Built Environment, Otakaari 24, FI-00076 Aalto, E-Mail: di.wang@aalto.fi

dung zu sehen ist. Da unser Ansatz insbesondere den Einbezug vertikaler Waldstruktureigenschaften für die Abgrenzungen erlaubt, können Waldsegmentierungen hinsichtlich homogener ökologischer Prozesseigenschaften vorgenommen werden. Wir zeigen dies am Beispiel der Abgrenzung von Waldflächen mit homogenen Wasserkreislauf-Eigenschaften. Die resultierenden Entitäten folgen damit nicht der strengen Bestandesdefinition von KOIVUNIEMI & KORHONEN (2006), sondern sind homogene Waldstücke.

2 Untersuchungsgebiet

Für die Studie wurden zwei ALS Punktwolken-Datensätze aus Österreichischen Bundesland-Befliegungen verwendet, welche eine große Breite von Wald- und Gebietscharakteristiken abdecken.

2.1 Burgenland

Die Burgenlandszene ist auf 5280900 N, 606300 E (UTM 33N) zentriert und deckt eine Fläche von 1200 m x 2400 m (Nord x West) ab. Die Gebietshöhe reicht von 415 m bis 590 m ü. M. Das 95%-Quantil der Vegetationshöhe liegt bei 24.1 m, wobei die Szene eine große Heterogenität in der Kronenhöhe umfasst, unter anderem auch Schlagflächen. Weiter zeichnet sich das Gebiet durch eine Vielfalt in den Baumarten aus. Die verwendeten Daten wurden im April 2010 unter *leaf-off* Bedingungen mit den Riegl Scannern LMS-Q560 und LMS-Q680 erhoben. Die mittlere Flughöhe betrug 400 m über Grund, der Median der Punktdichte liegt bei 24 Punkten / m2.

2.2 Ötscher

Die Ötscher-Szene ist auf 304540 N, -84970 E (MGI/Austria GK East) zentriert und deckt eine Fläche von 1415 m x 1550 m (Nord x West) ab. Charakteristisch für die Szene ist der große Höhengradient mit Gebietshöhen zwischen 800 m und 1650 m ü. M., was im südlichen Bereich der Szene die Baumgrenze mit einschließt. Die Szene deckt eine Vielfalt an Waldtypen hinsichtlich der Baumhöhen, Kronendichte und Kronenschichtmächtigkeit ab. Das 95%-Höhenquantil der Vegetationshöhe liegt bei 28.8 m. Die Datenerhebung fand im Januar 2007 unter *leaf-off* Bedingungen statt. Verwendet wurde ein Riegl LMS-Q560 Sensor, die mittlere Flughöhe betrug 620 m über Grund. Der Median der Punktdichte liegt bei 19 Punkten / m².

3 Methodik

Der entwickelte Ansatz besteht aus einem Vorprozessierungsschritt, in dem Attribute berechnet werden, welche die Waldstruktur beschreiben, und dem eigentlichen Segmentierungsschritt, in dem die Abgrenzung der homogenen Waldstücke erfolgt (Abb. 1). Der Segmentierungsschritt stellt eine geschlossene Pipeline dar und besteht wiederrum aus drei Schritten, nämlich i) einem Splitting Schritt, ii) der Elimination zu kleiner Cluster und iii) der Elimination nicht-spezifischer Cluster. In jedem dieser drei Schritte findet eine Iteration statt und der nächste Schritt wird erst dann erreicht, wenn die Iteration im vorgängigen Schritt abgeschlossen ist. Die Segmentierung wird im Merkmalsraum und auf Punkt-Entitäten durchgeführt.

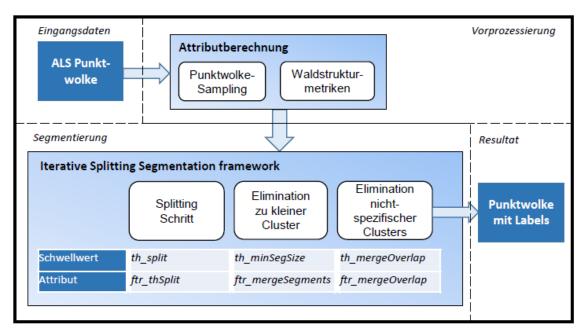


Abb. 1: Ablaufdiagramm zur Abgrenzung homogener Waldstücke. Dargestellt ist die Attributberechnung (Kap. 3.1) und das eigentliche Segmentierungs-Framework (Iterative Splitting Segmentation framework, Kap. 3.2). Das Ablaufdiagramm zeigt die drei Prozessierungsschritte innerhalb der *Iterative Splitting Segmentation* und benennt die dabei verwendeten Grenzwerte und Attributbezeichnungen.

3.1 Attributberechnung

Die Kronenstruktur eines Waldes beeinflusst den Wasserkreislauf durch Interzeption und Evapotranspiration. Die Interzeptionsfähigkeit wird dabei vorwiegend durch die Blattfläche, den funktionellen Baumtyp und die Kronendichte bestimmt (Bonan 2015; Miralles et al. 2010). Für die Transpirationsfähigkeit der Kronenschicht ist vorwiegend die Blattfläche entscheidend (Bonan 2015; Almeida & Sands 2016). Diese Charakteristiken können aus ALS-Punktwolken nicht direkt ermittelt werden. Hingegen lassen sich aus ALS-Punktwolken Metriken ableiten, welche als Proxies für die gesuchten Größen dienen können. Wir verwendeten die *fractional cover* und die Anzahl Layer in der Kronenschicht (*vg_nlayers*) als Proxy für die Blattfläche, die Kronendichte *d*40 und die Kronenmächtigkeit (*vg_layerDiff*) als Proxy für die Dichte der Kronenschicht und die Kronendichte *d*50 für Unterscheidung der funktionellen Baumtypen (Hollaus et al. 2009).

3.1.1 Waldstrukturmetriken

Um die Waldstrukturmetriken aus der ALS-Punktwolke abzuleiten, wird ein Suchzylinder eines bestimmten Radius auf einen Punkt der Punktwolke zentriert. Basierend auf den Punkten innerhalb der zylindrischen Nachbarschaft lässt sich für jeden Punkt die entsprechende Metrik berechnen:

Fractional cover

Die fractional cover ist ein dimensionsloser Parameter, der den Anteil des Bodens innerhalb einer Referenzfläche angibt, der durch Vegetation bedeckt wird. Die Berechnung aus der Punktwolke erfolgt wie in MORSDORF et al. (2006) dargestellt als:

$$fractional\ cover = rac{N_{Kronenschicht}}{N_{total}}$$

wobei $N_{Kronenschicht}$ die Anzahl Echos aus der Kronenschicht bezeichnet und N_{total} die gesamte Anzahl der Echos innerhalb des Suchzylinders.

Kronendichte

Gemäß HOLLAUS et al. (2009) wird die Kronendichte berechnet als:

$$dQQ = \frac{N_{hQQ}}{N_{total}}$$

Wie bei der *fractional cover* entspricht *N*_{total} der gesamten Anzahl der Punkte innerhalb des Suchzylinders. N_{hQQ} bezeichnet die Anzahl der Punkte oberhalb eines gewissen Höhenanteils, bezogen auf die Höhe des obersten Punktes innerhalb des Suchzylinders. Wir verwenden das 40%-und das 50%-Höhenmaß, um die Kronendichten *d*40 und *d*50 zu berechnen.

Vegetationsprofile

Coops et al. (2007) folgend, wurden zuerst gap-Wahrscheinlichkeitsprofile Pgap(h) berechnet als:

$$P_{gap}(h) = \frac{N_{\{h>z\}}}{N_{total}}$$

wobei $N_{(h>z)}$ die Anzahl Punkte oberhalb der Höhe z angibt. Die gap-Wahrscheinlichkeitsprofile wurden für ein Interval dz = 1 m berechnet und anschließend in plant area index-Profile (PAI(h)) transformiert über $PAI(h) = -\ln(P_{gap}(h))$. Die erste Ableitung von PAI(h) wiederrum entspricht den Vegetationsprofilen. Wie in PALACE et al. (2015) besprochen, haben wir daraus die Anzahl Layer $(vg_nLayers)$ als die Anzahl der lokalen Maxima, die Höhe des obersten Layers $(vg_topLayer)$ als Höhe des obersten lokalen Maximums, sowie die Kronenmächtigkeit $(vg_tay-tayer)$ als Differenz zwischen unterstem und oberstem lokalen Maximum bestimmt.

3.1.2 Maßstabsebene

Die Abgrenzung homogener Waldstücke erfordert eine gewisse Generalisierung von Variabilitäten auf kleiner Maßstabsebene, wie sie beispielsweise durch Lücken zwischen Bäumen eingeführt werden. Solche Variabilitäten sind der Abgrenzung hinderlich und sollen deshalb möglichst unterdrückt werden (DIEDERSHAGEN et al. 2004). Wir erreichten dies, indem wir Suchradien von 2 m, 5 m und 10 m für die Suchzylinder für die Berechnung der Waldstrukturmetriken verwendet haben. Eine Ausnahme bildet das Attribut $vg_nLayers$, welches für die Segmentierung nur für einen 10 m Suchradius berechnet wurde. Die Kehrseite solch großer Suchradien ist die rechenintensive Suche benachbarter Punkte in der Punktwolke. Um eine effiziente Rechenzeit gewährleisten zu können, haben wir die Strukturmetriken deshalb nicht für alle Punkte berechnet, sondern

nur für eine gesampelte Punktwolke. Diese gesampelte Punktwolke wurde gewonnen, indem ein 1 m-Raster über die Punktwolke gelegt wurde und innerhalb jeder Rasterzelle derjenige Punkt aus der ursprünglichen Punktwolke selektiert wurde, der am nächsten am Rasterzentrum liegt. Für die eigentliche Berechnung der Waldstrukturmetriken werden alle Punkte der ursprünglichen Punktwolke hinzugezogen, womit für die Berechnung der volle Informationsgehalt der Punktwolke genutzt wird. Für die Segmentierung wird hingegen die gesampelte Punktwolke verwendet, in der jeder Punkt die Waldstrukturmetriken als Attribute angehängt hat.

3.2 Iterative Splitting Segmentierung

3.2.1 Splitting Schritt

Die gesampelte Punktwolke wird iterativ in zwei Subsegmente gespaltet. Für dieses iterative Zweiteilen der Punktwolkensubsegmente wird der k-means-Algorithmus verwendet (LLOYD 1982). Da dieser Algorithmus auf der Auswertung der Euklidischen Distanz beruht, wurden die berechneten Waldstrukturmetriken auf den Wertebereich [0,1] normalisiert. Für jedes der entstehenden Subsegmente wird wiederum eine Entscheidung getroffen, ob weiter zweigeteilt werden oder ob der Prozess für das jeweilige Subsegment gestoppt werden soll. Dazu werden zwei Kriterien untersucht: i) wird mit dem Prozess für ein Subsegment Seg0, welches einer Teilmenge der ursprünglichen gesampelten Punktwolke entspricht, nur dann weiter verfahren, wenn eine Mindestanzahl an Punkten in Seg0 vorhanden ist. Ist dieses Kriterium erfüllt, durchläuft Seg0 den k-means Clustering-Schritt, was in den Subsegmenten {Seg1, Seg2} resultiert. Die Segmente {Seg1, Seg2} werden dann ii) auf ihre Spezifizität in einem Attribut ftr_thSplit hin überprüft, für welches vom Benutzer eines der Attribute aus den berechneten Waldstrukturmetriken definiert wird. Die Spezifizität wird über die Mahalanobis-Distanz ermittelt, die die Distanz des Mittelwerts im Attribut ftr_thSplit von Seg1 gegenüber der Verteilung von Seg2 misst und umgekehrt. Unterschreitet eine dieser beiden Distanzen einen vom Nutzer definierten Grenzwert th_split, werden die Subsegmente {Seg1, Seg2} als nicht spezifisch genug erachtet, der letzte Teilungsschritt rückgängig gemacht, und die weitere Aufteilung des Subsegments Seg0 gestoppt. Kann keines der Subsegmente weiter aufgespaltet werden, wird der Splitting Schritt gestoppt und die Subsegmente gelangen in den nächsten Prozessierungsschritt.

3.2.2 Elimination zu kleiner Cluster

Der Splitting Schritt führt typischerweise zu einer leichten Übersegmentierung der Punktwolke. Die Cluster zeichnen sich dann zwar durch einen hohen Grad an Homogenität im Attributraum aus, sind aber für die meisten Anwendungen zu klein, um als eigenständige Waldstückklassen verwendet zu werden. Zu kleine Cluster werden deshalb eliminiert, wobei vom Nutzer über den Schwellwert th_minSegSize bestimmt werden kann, wie viele Punkte ein Cluster mindestens umfassen muss. Der Eliminationsschritt erfolgt, in dem Cluster, welche th_minSegSize unterschreiten, mit jenem andern Cluster verschmolzen werden, zu welchem sie die größte Ähnlichkeit in einem vom Nutzer definierten Attribut ftr_mergeSegments aufweisen. Rechnerisch ist dies so umgesetzt, dass ein zu kleines Cluster mit allen andern Clustern verglichen und mit jenem Cluster verschmolzen wird, bei dem die Standardabweichung nach dem Verschmelzen die kleinste Änderung erfährt. Begonnen wird mit dem kleinsten Cluster, welches mit allen andern Clustern aus dem Splitting

Schritt verglichen wird, also auch mit andern Clustern, welche als zu klein erachtet werden. Der Eliminations-Schritt wird nun solange durchlaufen, bis alle Cluster die Mindestgröße th_min-SegSize erreicht haben.

3.2.3 Elimination nicht-spezifischer Cluster

Die Cluster weisen nach Durchlaufen der ersten zwei Prozessierungsstufen zwar einen hohen Homogenitätsgrad auf und verfügen zudem über die definierte Mindestgröße. Allerdings sind sie teilweise nicht spezifisch genug, sondern zeigen Ähnlichkeiten zu andern Clustern. In einem letzten Prozessierungsschritt wird deshalb die Überlappung der Cluster im Merkmalsraum des vom Nutzer definierten Attributs *ftr_mergeOverlap* analysiert. Die Überlappung wird wiederrum über die Mahalanobis-Distanz gemessen wie unter Kap. 3.2.1 für den *Splitting Schritt* dargestellt. Cluster, die einen Distanz-Schwellwert *th_mergeOverlap* zwischen den Clusterverteilungen unterschreiten, werden verschmolzen.

Für die Generierung der homogenen Waldstücke mithilfe des vorgeschlagenen Segmentierungs-Frameworks, müssen den oben genannten und in Abb. 1 gezeigten Schwellwerten Attribute aus den berechneten Waldstrukturmetriken zugewiesen werden. Die Segmentierung wird durch deren Auswertung gesteuert. Für den Wasserkreislauf haben wir die *fractional cover* für *ftr_thSplit* und d50 für *ftr_mergeSemgents* und *ftr_mergeOverlap* verwendet, berechnet jeweils basierend auf der Nachbarschaft mit einem Radius von 5 m.

3.3 Validierung

Für die Validierung der abgegrenzten Waldstücke werteten wir die Konsistenz der Segmentierung aus. Diese lässt sich einerseits durch die Betrachtung der Attributverteilungen der abgegrenzten Waldstücke abschätzen, anderseits verwendeten wir die R^2 -Metrik, wie sie von MUSTONEN et al. (2008) und von WU et al. (2014) für die Auswertung von Waldbestandesabgrenzungen genutzt wurde:

$$R^2 = 1 - \frac{Var_{innerhalb}}{Var_{aesamt}}$$

Var_{innerhalb} misst die Variabilität innerhalb einer Waldstückklasse als:

$$Var_{innerhalb} = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \overline{x_i})^2$$

und *Vargesamt* die Gesamtvarianz der Szene:

$$Var_{innerhalb} = \sum_{i=1}^{k} \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \overline{x})^2$$

In den obigen Gleichungen bezeichnet k die Anzahl der Waldstückklassen, n_i die Anzahl der Punkte innerhalb der Waldstückklasse i, x_{ij} den Attributwert des Punktes j in Klasse i, $\overline{x_i}$ den Attributmittelwert aller Punkte in Klasse i und \overline{x} den mittleren Attributwert innerhalb der gesamten Szene. Weiterhin wurde das Konsistenzmaß den Größen der resultierenden Waldstückklassen gegenüber gestellt.

4 Resultate & Diskussion

In den Abb. 2 und Abb. 3 werden die Resultate der Abgrenzungen für Waldstücke mit homogenen Eigenschaften im Wasserkreislauf für die Burgenland- und die Ötscher-Szene gezeigt. Die Verteilungen der Attribute *fractional cover* und *d*50 innerhalb der resultierenden Klassen sind in Abb. 4 und Abb. 5 dargestellt. Die Tab. 1 und Tab. 3 geben die Konsistenz der einzelnen Segmentierungen für die Attribute *fracional cover* und *d*50 für die beiden Szenen wider. In Tab. 2 und Tab. 4 ist die Größe der resultierenden Waldstück-Klassen bezüglich der darin enthaltener Punkte aufgelistet.

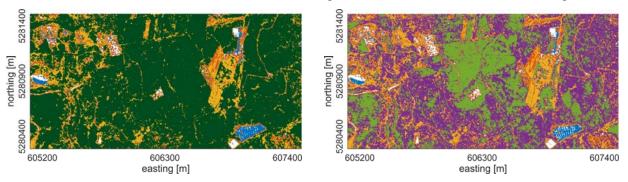


Abb. 2: Abgegrenzte Waldstücke mit homogenen Wasserkreislaufeigenschaften in der Burgenland-Szene. Dargestellt ist die Segmentierung in 4 Klassen (links) und in 5 Klassen (rechts).

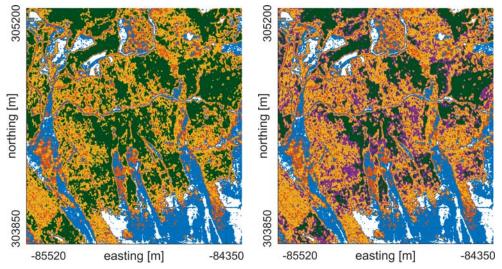


Abb. 3: Abgegrenzte Waldstücke mit homogenen Wasserkreislaufeigenschaften in der Ötscher-Szene. Dargestellt ist die Segmentierung in 4 Klassen (links) und in 5 Klassen (rechts).

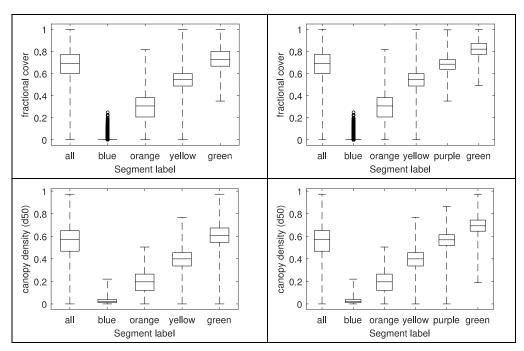


Abb. 4: Verteilungen der *fractional cover* (obere Zeile) und der Kronendichte *d*50 (untere Zeile), berechnet für eine Punktnachbarschaft mit 5 m Radius, in den vier (links) und fünf (rechts) resultierenden Waldstückklassen in der Burgenland-Szene. Die Whisker sind auf das Minimum, bzw. das Maximum gesetzt. Eine Ausnahme stellt die blaue Klasse in der Verteilung der *fractional cover* dar, welche nur wenige Ausreißer hat. Die Klassen-Label entsprechen den Farben in Abb. 2. Die Boxplots zeigen jeweils auch die Gesamtverteilung der Attribute (als *all* bezeichnet).

Tab. 1: Konsistenz der Waldstück-Klassen für die Attribute *fractional cover* (R^2_{fc}) und d50 (R^2_{d 50) für eine Punktnachbarschaft mit 5 m Suchradius für die Burgenland-Szene und für vier, fünf bzw. sechs finale Waldstück-Klassen.

	1	Anzahl Waldstück-Klassen		
	4	5	6	
R ² fc	0.67	0.80	0.82	
R^2_{d50}	0.65	0.76	0.79	

Tab. 2: Resultierende Segmentgrößen aus der Waldstück-Abgrenzung für die Burgenland-Szene für vier, bzw. fünf Waldstück-Klassen. Die Tabelle weißt die relative Anzahl enthaltener Punkte pro Klasse aus bei einer Gesamtheit von 2'874'780 Punkten in der Szene.

	Relative Anzahl an Punkten [%]			
Klasse / Anzahl Waldstück-Klassen	4	5		
Blau (blue)	1.04	1.04		
Orange (orange)	5.20	5.20		
Gelb (yellow)	17.94	17.94		
Grün (green)	75.83	47.80		
Violett (purple)		28.03		

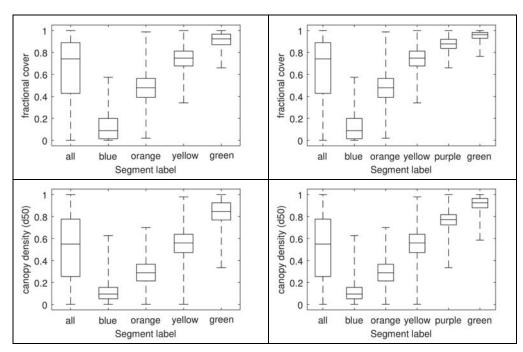


Abb. 5: Verteilungen der *fractional cover* (obere Zeile) und der Kronendichte *d*50 (untere Zeile), berechnet für eine Punktnachbarschaft mit 5 m Radius, in den vier (links) und fünf (rechts) resultierenden Waldstückklassen in der Ötscher-Szene. Die Whisker sind jeweils auf das Minimum, bzw. das Maximum gesetzt. Die Klassen-Label entsprechen den Farben in Abb. 3. Die Boxplots zeigen jeweils auch die Gesamtverteilung der Attribute (als *all* bezeichnet).

Tab. 3: Konsistenz der Waldstück-Klassen für die Attribute fractional cover (R^2 _{fc}) und d50 (R^2 _{c50}) für eine Punktnachbarschaft mit 5 m Suchradius für die Ötscher-Szene und für vier, fünf bzw. sechs finale Waldstück-Klassen.

	Anzahl Waldstück-Klassen		
	4	5	6
R ² fc	0.90	0.91	0.91
R^2_{d50}	0.88	0.90	0.90

Tab. 4: Resultierende Segmentgrößen aus der Waldstück-Abgrenzung für die Ötscher-Szene für vier, bzw. fünf Waldstück-Klassen. Die Tabelle weißt die relative Anzahl enthaltener Punkte pro Klasse aus bei einer Gesamtheit von 1'983'117 Punkten in der Szene.

	Relative Anzahl an Punkten [%]		
Klasse / Anzahl Waldstück-Klassen	4	5	
Blau (blue)	19.20	19.20	
Orange (orange)	16.99	16.99	
Gelb (yellow)	29.48	29.48	
Grün (green)	34.33	17.51	
Violett (purple)		16.81	

Die Attributverteilungen (Abb. 4 und Abb. 5) lassen eine klare Differenzierung in den Attributen fractional cover und d50 innerhalb des 25%-75%-Quantils der Attributwerte pro Waldstück-Klasse erkennen. Die gut ersichtliche Unterscheidung der Waldstückklassen ist in den Konsistenzmetriken für die beiden Attribute widergespiegelt (Tab. 1 und Tab. 3). Als Vergleich ist jeweils auch die Konsistenz für eine Segmentierung in sechs Klassen angegeben. Die Konsistenz der abgegrenzten Waldstücke nimmt zu, je mehr Klassen erhalten werden. Allerdings zeigt sich speziell in der Segmentierung in der Burgenlandszene, dass der Unterschied in der Konsistenz zwischen vier und fünf Klassen größer ist (0.13 für die fractional cover, 0.09 für d50, Tab. 1) als der Unterschied zwischen fünf und sechs Klassen (0.02 für die fractional cover, 0.03 für d50). In der Ötscher-Szene sind die Konsistenzunterschiede weniger deutlich sichtbar, insbesondere ist die Konsistenz identisch für Segmentierung in fünf und sechs Klassen. Für eine Beurteilung, wie viele Waldstück-Klassen unterschieden werden sollen, kann zusätzlich die Größe der resultierenden Segmente betrachtet werden (Tab. 2 und Tab. 4). Im Falle der Burgenland-Szene tritt im Falle der Segmentierung in vier Klassen ein Segment (grün) auf, das dreiviertel der Punkte beinhaltet. In der Ötschers-Szene sind sich die Segmente ähnlicher hinsichtlich ihrer Größe, auch im Falle der Unterscheidung in vier Waldstück-Klassen. Eine Entscheidung, wie viele Klassen sinnvollerweise unterschieden werden sollen, hängt aber letztlich von der Anwendung ab, für die Waldstück-Polygone generiert werden. Neben dem Konsistenzmaß bietet die Segmentgröße dafür eine gute Entscheidungsgrundlage.

Ein offener Aspekt für eine spätere Anwendung betrifft den räumlichen Zusammenhang der Segmente. Wie die räumliche Verteilung der Segmente zeigt, ist dieser noch nicht gegeben (Abb. 2 und Abb. 3), stellt jedoch ein Kriterium in der Waldbestandesdefinition dar (KOIVUNIEMI & KORHONEN 2006). Der fehlende räumliche Zusammenhang bei unserem Framework kommt dadurch zustande, dass die Lage-Information der Punkte nicht explizit in die Segmentierung einfließt, sondern dass die Abgrenzung vollständig durch Cluster-Bildung im Merkmalsraum erfolgt. Dies ist ein gangbarer Ansatz, da die Attribute, welche den Merkmalsraum aufspannen, die Waldstruktur beschreiben. Die Waldstruktur stellt bis auf Lücken oder Übergängen zu Schlagflächen ein relativ kontinuierliches Attribut-Feld dar. Räumlich benachbarte Punkte, welche wir hier für die Segmentierung verwenden, werden deshalb tendenziell auch im Merkmalsraum näher beieinanderliegen als räumlich weiter entfernt liegende.

Um letztlich auf räumlich zusammenhängende Waldstück-Polygone zu kommen, wäre ein Nachbearbeitungsschritt über Energie-Minimierungsansätze denkbar (DECHESNE et al. 2016).

5 Fazit & Ausblick

Wir haben ein Framework vorgestellt, das die Abgrenzung von homogenen Waldstücken innerhalb von ALS-Punktwolken ermöglicht. Die Stärke des Ansatzes ist, dass das Homogenitätskriterium, nach dem die Abgrenzung erfolgt, vom Nutzer definiert werden kann. Dafür werden vorgängig Waldstrukturmetriken aus der Punktwolke abgeleitet, welche für die eigentliche Abgrenzung verwendet werden. Welche Metriken das sind, kann vom Nutzer spezifiziert und auf die spätere Anwendung der abgegrenzten Waldstücke angepasst werden. Dies erlaubt die Abgrenzung hinsichtlich einheitlicher ökologischer Prozesse, was hier am Beispiel von Waldstücken mit homogenen Bedingungen im Wasserkreislauf gezeigt wurde. Die Auswertung der resultierenden Waldstücke

zeigte einen hohen Grad an Konsistenz (R^2 =0.65-0.91) in den relevanten Strukturmerkmalen. Eine Validierung mit Referenzdaten ist jedoch ausstehend. Da hier der Fokus auf einen ökologischen Prozess gelegt wird, lassen sich entsprechende Referenzdaten nicht einfach aus Luftbildern ableiten, sondern müssten mittels Bodenmessungen generiert werden. Dies steht im Gegensatz zu Bestandesabgrenzungen, für die sich die Informationen traditionellerweise aus Luftbildern gewinnen lassen (DIEDERSHAGEN et al. 2004; DECHESNE et al. 2016). Schließlich muss je nach Anwendung die segmentierte Punktwolke noch in ein Raster transformiert und die Durchmischung der Klassen reduziert werden. Unser Framework liefert ein geeignetes Ausgangsprodukt für solche Nachbearbeitungsschritte.

6 Literaturverzeichnis

- ALMEIDA, A.C. & SANDS, P.J., 2016: Improving the ability of 3-PG to model the water balance of forest plantations in contrasting environments. Ecohydrology, **9**(4), 610-630. doi:10.1002/eco.1661.
- BONAN, G., 2015: Ecological Climatology: Concepts and Applications (3 ed.), Cambridge University Press, 2015. doi:10.1017/CBO9781107339200.
- COOPS, N.C., HILKER, T., WULDER, M.A., ST-ONGE, B., Newnham, G., Siggins, A. & Trofymow, J.A., 2007: Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return Li-DAR. Trees, **21**(3), 295-310. doi:10.1007/s00468-006-0119-6.
- DECHESNE, C., MALLET, C., LE BRIS, A., GOUET, V. & HERVIEU, A., 2016: Forest stand segmentation using airborne lidar data and very high resolution multispectral imagery. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 41(B3), 207-214.
- DIEDERSHAGEN, O., KOCH, B. & WEINACKER, H, 2004; Automatic segmentation and characterisation of forest stand parameters using airborne lidar data, multispectral and fogis data. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 2004, 36(8), 208-212.
- HOLLAUS, M., MÜCKE, W., HÖFLE, B., DORIGO, W., PFEIFER, N., WAGNER, W., BAUERHANSL, C. & REGNER, B., 2009: Tree species classification based on full-waveform airborne laser scanning data. Proceedings of SilviLaser 2009, 14-16 Oktober 2009, College Station, Texas, USA, 54-62.
- HOLLAUS, M., EYSN, L., MAIER. B. & PFEIFER, N., 2015: Site index assessment based on multitemporal ALS data. Proceedings of SilviLaser 2015, 28-30 September 2015, La Grande Motte, France, 159-161.
- KOCH, B., STRAUB, C., DEES, M., WANG, Y. & WEINACKER, H., 2009: Airborne laser data for stand delineation and information extraction. The International Journal of Remote Sensing, **30**(4), 935-963. doi:10.1080/01431160802395284.
- KOCH, B., KATTENBORN, T., STRAUB, C. & VAUHKONEN, J., 2014: Segmentation of Forest to Tree Objects. Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies. Managing Forest Ecosystems 27, Maltamo, M., Næsset, E., Vauhkonen, J. (Hrsg.), Springer, Dordrecht, The Netherlands, 89-112.

- KOIVUNIEMI, J. & KORHONEN, K.T., 2006: Inventory by Compartments. Forest Inventory Methodology and Applications. Managing Forest Ecosystems 10, Kangas, A. & Maltamo, M. (Hrsg.), Springer, Dordrecht, The Netherlands, 271-278.
- LEITERER, R., TORABZADEH, H., FURRER, R., SCHAEPMAN, M.E. & MORSDORF, F., 2015: Towards automated characterization of canopy layering in mixed temperate forests using airborne laser scanning. Forests, 6(11), 4146-4167. http://dx.doi.org/10.3390/f6114146.
- LLOYD, S., 1982: Least squares quantization in PCM. IEEE Transactions on Information Theory **28**(2), 129-137. doi:10.1109/TIT.1982.1056489.
- MIRALLES, D.G., GASH, J.H., HOLMES, T.R., DE JEU, R.A. & DOLMAN, A., 2010: Global canopy interception from satellite observations. Journal of Geophysical Research, 115(D16). doi:10.1029/2009JD013530.
- MORSDORF, F., KÖTZ, B., MEIER, E., ITTEN, K. & ALLGÖWER, B., 2006: Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction. Remote Sensing of Environment, **104**(1), 50-61. doi:10.1016/j.rse.2006.04.019
- MUSTONEN, J., PACKALEN, P. & KANGAS, A., 2008: Automatic segmentation of forest stands using a canopy height model and aerial photography. Scandinavian Journal of Forest Research, 23(6), 534-545. doi:10.1080/02827580802552446.
- PALACE, M.W., SULLIVAN, F.B., DUCEY, M.J., TREUHAFT, R.N., HERRICK, C., SHIMBO, J.Z. & MOTA-E-SILVA, J., 2015: Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return lidar data. Remote Sensing of Environment, 161, 1-11. doi:10.1016/j.rse.2015.01.020.
- SULLIVAN, A.A., McGaughey, R.J., Andersen, H.E. & Schiess, P., 2009: Object-oriented classification of forest structure from light detection and ranging data for stand mapping. Western Journal of Applied Forestry 2009, **24**(4), 198-204.
- Wu, Z., Heikkinen, V., Hauta-Kasari, M., Parkkinen, J. & Tokola, T., 2014: ALS data based forest stand delineation with a coarse-to-fine segmentation approach. IEEE 7th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 14–16 October 2014, Dalian, China, 547–552. doi:10.1109/CISP.2014.7003840.