



Flugzeuggestütztes Laserscanning für ein operationelles Waldstrukturmonitoring

REIK LEITERER, Zürich, Schweiz, WERNER MÜCKE, Wien, Österreich, FELIX MORSORF, Zürich, MARKUS HOLLAUS, Wien, NORBERT PFEIFER, Wien & MICHAEL E. SCHAEPMAN, Zürich

Keywords: forest structure, airborne laser scanning, full-waveform, multi-temporal, understory, deadwood.

Zusammenfassung: Die Struktur des Waldes hat einen signifikanten Einfluss auf die globalen biogeochemischen Stoffkreisläufe und kann darüber hinaus als Indikator dienen, um das Potential zum Erhalt der Biodiversität abzuschätzen und die Widerstandsfähigkeit des Waldes gegen äußere Einflüsse zu bestimmen. Flugzeuggestütztes Laserscanning (ALS) bietet hierbei die Möglichkeit einer räumlich hochaufgelösten Erfassung und Beschreibung sowohl der horizontalen als auch der vertikalen Waldstruktur. Wir stellen robuste Verfahren basierend auf flugzeuggestützten Laserscanningdaten vor, um eine Extraktion von forstwirtschaftlich und -wissenschaftlich relevanten Strukturinformationen zu ermöglichen. Dies beinhaltet: i) die Einzelbaumextraktion, ii) die Bestimmung von Unterwuchs und Bodenbedeckung und iii) die Totholzerkennung. Die Datengrundlage bestand aus multi-temporalen, full-waveform Laserdaten in dichtem Laub- und Mischwald für Testgebiete in der Schweiz (Lägern) und in Deutschland (Uckermark). Basierend auf der ALS-Punktwolke mit ihren geometrischen Attributen und den zugehörigen full-waveform Eigenschaften wurden folgende Methoden angewendet: i) hierarchisches, 3D-Clustering und die Ableitung von *alpha shapes* für die Einzelbaumextraktion, ii) rasterbasierte, vertikale Stratifizierung für die Charakterisierung von Unterwuchs, und iii) die Kombination aus *map algebra* und Vektorisierung für die Totholzanalyse. Die erzielten Genauigkeiten der abgeleiteten Strukturvariablen entsprachen den Anforderungen der traditionellen Forstinventur. Vorbehaltlich der Verfügbarkeit einer entsprechenden Datengrundlage (multi-temporale ALS-Daten mit hohen Punktdichten) ist es mit den vorgestellten robusten Methoden möglich, ein großflächiges und operationelles Waldstrukturmonitoring durchzuführen.

Summary: *Operational forest structure monitoring using airborne laser scanning.* The structure of forests influences the global biochemical cycles and can serve as an indicator to estimate the conservation potential for biodiversity and to determine forest stand resistance to disturbances. Airborne laser scanning (ALS) systems have been proven as suitable tools to provide horizontal as well as explicit vertical information due to the canopy penetration of the emitted signal. We developed robust methods based on multi-temporal ALS data to provide a more efficient monitoring of forest structure variables. The derived forest structure information includes: i) the individual tree delineation, ii) the detection and description of understory and ground cover, and iii) the detection of dead wood. We used full-waveform ALS data under foliated and defoliated conditions in dense, deciduous dominated forest stands in the Lägern (Switzerland) and the Uckermark (Germany). Based on the ALS point cloud with the traditional geometrical characteristics and the related full-waveform information, we applied the following methods: i) hierarchical, 3D-clustering and alpha shape derivation for the individual tree delineation, ii) grid based, vertical stratification for understory detection, and iii) combination of map algebra and vectorization for the dead wood analysis. The validation showed high accuracies for the derived forest structure information following the requirements of traditional forest inventories. We conclude that it is possible to detect and characterize the forest structure with robust methods based on full-waveform ALS data; however, the availability of foliated/ defoliated ALS data with a high point density is indispensable.

1 Einleitung

Um Ökosystemgüter und -leistungen von Wäldern zu bestimmen und darauf aufbauend eine Quantifizierung zu ermöglichen, bedarf es robuster und operationeller Methoden des Waldmonitorings (ROSS 2011, DE GROOT et al. 2002). Diese ermöglichen sowohl die Entwicklung von flächendeckenden und nachhaltigen Managementstrategien als auch Projektionen über die Entwicklung des Waldes unter sich verändernden klimatischen Bedingungen (HARDIMAN et al. 2011, SIERRA et al. 2009). Speziell die komplexe 3-dimensionale Waldstruktur beeinflusst den Stoffaustausch zwischen Wald und Atmosphäre (XUE et al. 2011, NADKARNI et al. 2008, YANG & FRIEDL 2003). Darüber hinaus ist die Waldstruktur ein bedeutender Indikator, um den Gesundheitszustand des Waldes zu bestimmen, das Potential zum Erhalt der Waldbiodiversität abzuschätzen oder Aussagen über die Bestandsdynamik zu treffen (KAYES & TINKER 2012, LINDENMAYER et al. 2006).

Die Erhebung von Strukturvariablen war bisher mit verschiedenen Einschränkungen verbunden. Die Erhebung im Feld ist zeitintensiv, zum Teil subjektiv und in der räumlichen Ausdehnung eingeschränkt (FOODY 2010, HAARA & LESKINEN 2009, STRAND et al. 2002). Traditionelle Fernerkundungsmethoden ermöglichen zwar die Ableitung flächendeckender Informationen, sind aber nur bedingt geeignet, um die vertikale Struktur des Waldes zu beschreiben (JONES et al. 2012, HALL et al. 2011, WULDER et al. 2008, ROBERTS et al. 2007). In den letzten Jahren sind zunehmend hochaufgelöste, flugzeuggestützte Laserscanningdaten (engl. *Airborne Laser Scanning* – ALS) verfügbar geworden, deren Anwendbarkeit in Hinblick auf die Erfassung sowohl horizontaler als auch vertikaler Waldstrukturvariablen bereits in zahlreichen Studien nachgewiesen wurde (KAARTINEN et al. 2012, WULDER et al. 2012, LINDBERG & HOLLAUS 2012, LINDBERG et al. 2012, ZHAO et al. 2011, LEEUWEN & NIEUWENHUIS 2010, WAGNER et al. 2008). Die in diesen Studien ermittelten Strukturvariablen umfassen sowohl geometrische Variablen, wie zum Beispiel die Baumhöhe, das Kronenvolumen oder den Kronendurchmesser (KAARTINEN et al. 2012, LINDBERG et al. 2012, REITBER-

GER et al. 2009), als auch biophysikalische Variablen, wie z. B. Blattflächenindex, Kronenschlussgrad (HILKER et al. 2010, MORSDORF et al. 2009) und Holzvorrat (LINDBERG & HOLLAUS 2012). Darüber hinaus finden auch Methoden zur Unterscheidung von Baumarten Anwendung (HEINZEL & KOCH 2011, KIM et al. 2009). Eine Übertragung dieser Methoden in operationelle Anwendungsbereiche findet zwar vereinzelt statt, ist aber insbesondere für großflächige Anwendungen mit Komplikationen verbunden. Dieses ist unter anderem dadurch bedingt, dass je nach Untersuchungsgebiet die Waldstrukturen voneinander abweichen, z. B. Baumartenzusammensetzung, Bestandesdichte, die entsprechende Datengrundlage nicht zur Verfügung steht oder umfangreiches Vorwissen, z. B. Spezien, Management, und manuelle Datenbearbeitungsschritte notwendig sind (ANTONARAKIS et al. 2011, KORPELA et al. 2010, KIM et al. 2009). In dieser Arbeit stellen wir robuste Methoden zur Auswertung von ALS-Daten vor, um die für operationelle Monitoringvorhaben relevanten Strukturvariablen abzuleiten. Diese beinhalten sowohl die Erkennung und Charakterisierung von Einzelbäumen und Unterwuchs als auch die Detektion von Totholz als wichtigen Indikator für z. B. Habitatausweisungen.

2 Testgebiete und Daten

2.1 Testgebiete

Für die Anwendung der Methodik zur Totholzerfassung wurde ein 110 ha umfassender Buchenwald im Fauna-Flora-Habitat (FFH) „Hardenbeck-Küstrinchen“ (Deutschland/Uckermark; 53°14'N, 13°26'E) ausgewählt. Der Wald weist neben der dominierenden Buche (*Fagus sylvatica*) vereinzelt Fichten (*Picea abies*), Eschen (*Fraxinus excelsior*) und Eichen (*Quercus robur*) auf. Die Waldstruktur variiert zwischen unterwuchsarmer Hallenwäldern und, mit Hinblick auf Alter und Stammdurchmesser der Bäume, sehr heterogene und vertikal stark untergliederten Beständen (MÜCKE et al. 2012). Die Methodik der Einzelbaumbestimmung und der Unterwuchsdetektion wurde für ein 9 ha großes Testgebiet im Bereich der Lägern (Schweizer Jura;

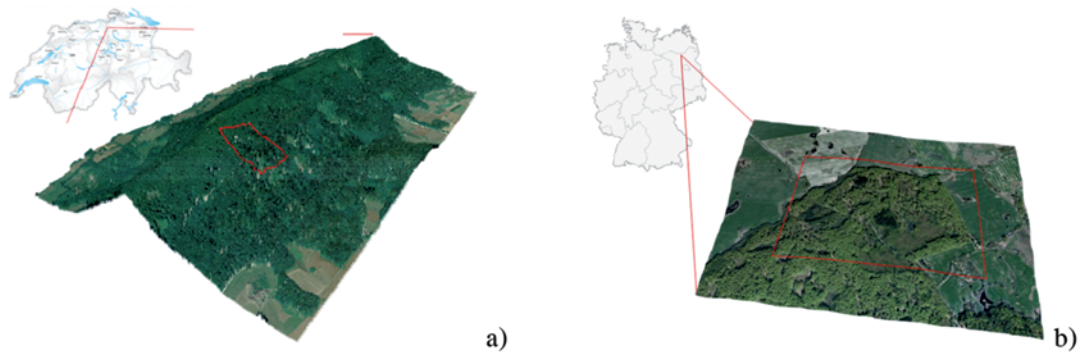


Abb. 1: (a) Untersuchungsgebiet Lägeren und (b) FFH-Gebiet „Hardenbeck-Küstrinchen“ mit dem für die Methodenentwicklung ausgewählten Testbereich (rotes Rechteck).

47°28'N, 8°21'E) entwickelt und anschließend auf den vollständigen Wald (ca. 16.000 ha) der Lägeren angewendet, um die Robustheit der Methodik zu überprüfen. Der Wald setzt sich aus naturnahen Buchenmischbeständen und Fichtenmonokulturen (*Picea abies*) zusammen. In den Mischbeständen finden sich vor allem Buchen (*Fagus sylvatica*), Eschen (*Fraxinus excelsior*), Ahorn (*Acer pseudoplatanus*) und Weißtannen (*Abies alba*) mit einer hohen Variabilität im Hinblick auf Alter (55 – 160 Jahre), Stammdurchmesser (7 cm – 120 cm) und Höhe (bis 45 m) (EUGSTER et al. 2007). In Abb. 1 sind die Untersuchungsgebiete visualisiert.

2.2 Referenzdaten

Im FFH-Gebiet „Hardenbeck-Küstrinchen“ wurden 2011 und 2012 Feldkampagnen durchgeführt, um sowohl liegendes Totholz als auch abgestorbene, aber noch stehende Bäume zu kartieren. Für liegendes Totholz wurden der Start- und Endpunkt des Stammes (für Durchmesser > 30 cm) mittels differentiellem GPS aufgenommen und jeweils Länge, Orientierung und Durchmesser erfasst. Die Lokalisierung des stehenden Totholzes (für Baumhöhen > 3 m und Durchmesser > 30 cm) wurde ebenso mittels differentiellem GPS vorgenommen. Zusätzlich wurden der Durchmesser in Brusthöhe (DBH) und die Baumhöhe gemessen. In Summe wurden 29 Stämme liegendes Totholz und 40 Stämme stehendes Totholz erfasst. Für die Evaluierung und Validierung der abgeleiteten Strukturparameter in der Lägeren

wurden Feldmessungen zur Inventarisierung des Bestandes und des Unterwuchses durchgeführt, wobei ein mehrstufiges Stichprobenverfahren basierend auf dem VALERI-Ansatz (VALERI 2013) Anwendung fand. Zusätzlich stand ein umfangreicher Referenzdatensatz zur Verfügung: räumlich hochaufgelöste Orthofotos, digitale hemisphärische Fotografien, Daten von terrestrischem Laserscanning (TLS – Z+F IMAGER 5006), Informationen der nationalen Forstinventur und eine pflanzensoziologische Klassifikationen. Diese Daten wurden basierend auf einer klassischen Vermessung mit Tachymeter und differentiellem GPS georeferenziert.

2.3 Laserscanning Daten

Um die Methodik zu entwickeln, standen für beide Untersuchungsgebiete full-waveform ALS-Daten mit sehr hohen Punktdichten zur Verfügung. Für die Lägeren erfolgten die Aufnahmen im April 2010 unter unbelaubten Bedingungen, hier mit dem RIEGL LMS-Q560 Scanner, und im August 2010, um den Zustand nach der vollständigen Blatentwicklung zu erfassen, hier mit dem RIEGL LMS-Q680i Scanner. Die Aufnahmen im FFH-Gebiet wurden im Mai 2011 unter belaubten und im März 2012 unter unbelaubten Bedingungen durchgeführt. In beiden Befliegungen fand der RIEGL LMS-Q680i Scanner Verwendung. Tab. 1 zeigt die jeweils verwendeten Sensorspezifikationen. Zusätzliche Informationen zu den Sensoren sind in WAGNER et al. (2008) sowie in den technischen Sensordok-

Tab. 1: Sensoreigenschaften und verwendete Einstellungen für die jeweiligen ALS-Befliegungen.

	Lägern		FFH-Gebiet Hardenbeck-Küstrinchen	
	LMS-Q560	LMS-Q680i	LMS-Q680i	
Mittlere Flughöhe über Grund	500 m			
Pulsfrequenz	200 000 Hz		400 000 Hz	
Abtastwinkel	± 15°		± 30°	
Mittlere Punktdichte	20 Pkte./m ²	40 Pkte./m ²	22 Pkte./m ²	17 Pkte./m ²
Aufnahmedatum/-zeit	10.04.2010	01.08.2010	05.–06.05.2011	22.03.2012

kumentationen von RIEGL zu finden (RIEGL 2012).

Die ALS-Daten wurden dahingehend bearbeitet, dass mittels Gauß-Dekomposition aus den Rohdaten die Ableitung einer Punktwolke mit der exakten räumliche Position (x, y, z-Koordinate) für jedes Echo erfolgte. Über die Analyse der Echo-Wellenform wurden die Echoweite, Amplitude und Intensität bestimmt und als Attribute der Punktwolke hinzugefügt. Ausführlichere Informationen über die Methodik zur Bearbeitung von full-waveform Daten und die daraus abgeleiteten Attribute finden sich in WAGNER (2010), MALLET & BRETAR (2009) und PERSSON et al. (2005).

3 Methoden

Aufbauend auf den vorverarbeiteten Daten (vgl. Kapitel 2.3) wurden folgende Vorgehensweisen zur Erfassung der Waldstruktur angewandt: i) die Erkennung und Charakterisierung von Einzelbäumen, ii) die Detektion und Beschreibung des Unterwuchses und iii) die Totholzerfassung.

3.1 Extraktion von Einzelbäumen

In einem ersten Schritt wurden aus der ALS-Punktwolke das digitale Geländemodell (DGM), das Oberflächenmodell (DOM) und das Vegetationshöhenmodell (VHM) aus der Differenz von DOM-DGM abgeleitet. Basierend auf dem Ansatz von EVANS & HUDAK (2007) wurde ein Algorithmus entwickelt, um ein Geländemodell auch in den steilen Hängen der Lägern (bis zu 60° Hangneigung) ab-

zuleiten (vgl. LEITERER et al. 2012). Dieser Algorithmus selektiert Bodenechos und berücksichtigt sowohl die Verteilung der Echotypen und deren geometrische Charakteristiken, als auch die Informationen über die Echoweiten (MÜCKE et al. 2010). Die so selektierten Echos wurden mit einem Kriging-Verfahren zu einem 1 m x 1 m DGM interpoliert. Die Ableitung des 1 m x 1 m DOMs erfolgte über Echos der Punktwolke mit den jeweils höchsten z-Werten. Im letzten Schritt wurden für jeden Punkt in der Punktwolke als weitere Attribute die zugehörigen DGM-, DOM-, VHM-Werte und die Höhe über Grund zugewiesen. Für die Ableitung von Strukturinformationen auf der Einzelbaumebene ist eine Segmentierung der vollständigen Punktwolke in individuelle Cluster notwendig, die dann die Geometrie von einzelnen Bäumen repräsentieren sollten. Die für die Clusterbildung benötigten Startpunkte wurden über ein *local maximum*-Verfahren basierend auf der Punktwolke ermittelt, wobei ein Strukturelement in Form eines abgeplatteten Rotationsellipsoids Anwendung fand. Ein mit dieser Methode erhaltener Punkt wurde erst dann als lokales Maximum verwendet, wenn er eine Mindesthöhe über Grund von > 3 m aufwies. Die gewählte Mindesthöhe orientiert sich an den gängigen Walddefinitionen nationaler Forstinventuren (vgl. McROBERTS et al. 2012) und kann entsprechend der Nutzerbedürfnisse angepasst werden. Lag das lokale Maximum mehr als 3 m unterhalb des entsprechenden VHM-Wertes, wurde von einem Baum im Unterwuchs ausgegangen. Unter Verwendung der Referenzinformationen fand anschließend die Validierung der resultierenden Baumpositionen in Hinblick auf deren Vollständigkeit und räum-

liche Lokalisierung statt. Basierend auf den Baumpositionen erfolgte ein hierarchisches *k-Means*-Clustering, um für jeden Baum eine separate Punktwolke auszuweisen. Da der verwendete Cluster-Algorithmus auf einer euklidischen Metrik aufbaut, wurde durch eine Skalierung der Höhenwerte (z-Werte) eine Unterteilung des Merkmalsraums in kugelförmige Objekte angestrebt (vgl. MORS DORF et al. 2004). Für jede Punktwolke berechneten wir anschließend die *alpha shapes* zur Ableitung weiterer kronenspezifischer Variablen, z. B. Kronenvolumen, -oberfläche (VAUHKONEN et al. 2009) (Abb. 2).

Innerhalb des Kronenvolumens fand anschließend eine statistische Auswertung der Punktverteilung statt, z. B. Unterschiede belaubt/unbelaubt. Im Zuge der Einzelbaumextraktion wurden folgende Strukturvariablen bestimmt: Baumhöhe, Kronenlänge, Kronendurchmesser, Höhe bis zur Kronenbasis, Kronenvolumen und Kronenoberfläche. Zusätzlich erfolgte die Unterscheidung zwischen Laub- und Nadelbäumen. Die Validierung dieser Variablen erfolgte durch den Vergleich zu den terrestrischen Lasermessungen, den Orthofotos und den Daten aus der Inventarisierung.

3.2 Detektion und Beschreibung von Unterwuchs

Für die Detektion und Charakterisierung des Unterwuchses wurde die im Rahmen der Ein-

zelbaumextraktion erstellte ALS-Punktwolke mit den erweiterten Attributen verwendet (vgl. Abschnitt 3.1). Die Detektion des Unterwuchses fand auf Grundlage eines 1 m x 1 m Rasters statt. Für jede Rasterzelle wurde der Bereich zwischen dem kleinsten DGM-Wert und dem höchsten DOM-Wert in Schichten mit einer vertikalen Ausdehnung von jeweils 0,25 m untergliedert. Für jede dieser Schichten wurden anschließend der prozentuale Anteil der Echos im Verhältnis zur Gesamtanzahl der Echos und die Variation der Echos zwischen belaubtem und unbelaubtem Zustand bestimmt. Zusätzlich erfolgte die Auswertung der full-waveform Informationen unter Berechnung der gängigen statistischen Lage- und Streuungsmaße. Um die vertikale Verteilung von Objekten innerhalb eines Echos zu berücksichtigen, wurden Echos mit großen Echoweiten durch Liniensegmente (Länge = Echoweite) mit Ausrichtung in Laserstrahlrichtung ersetzt. Sobald ein Liniensegment innerhalb einer Schicht liegt, wurde dies in der Auswertung wie ein individuelles Echo aufgefasst.

Die Detektion des Unterwuchses beschränkte sich auf die Klassen „Unterwuchs < 0,5 m“ (beinhaltet u.a. Gräser und Moose), „Unterwuchs 0,5–3 m“ und „Bäume im Unterwuchs > 3 m“. Die Bodenbedeckung wurde unterteilt in „vegetationsfreie Flächen“, z. B. Fels, Rohboden oder Kieswege, und „Laub/Nadelstreu“. Einzelne Bäume im Unterwuchs wurden aus der Einzelbaumextraktion übernommen (vgl. Abschnitt 3.1). Die Klassen

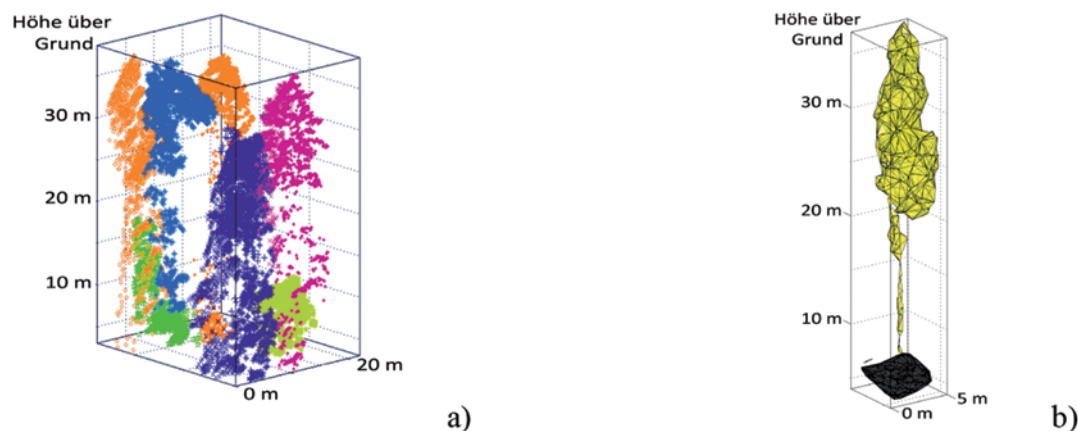


Abb. 2: (a) Segmentierung der Punktwolke in individuelle für die Visualisierung eingefärbte Cluster, (b) Ableitung der *alpha shapes*.

„Unterwuchs <0,5 m“ und „Unterwuchs 0,5–3 m“ leiteten sich aus der Echoverteilung innerhalb der Schichten ab. Eine Schicht wurde immer dann einer Vegetationsklasse zugeordnet, wenn mindestens 5 % der Echos im Bereich 0–3 m über Grund innerhalb der jeweiligen Schicht lagen. Um den Klassen „vegetationsfreie Flächen“ und „Laub/Nadelstreu“ zugewiesen zu werden, mussten sowohl 95 % der Echos im Bereich 0–3 m innerhalb der ersten Schicht (0–0,25 m über Grund) liegen und mindestens 95 % dieser Echos schmale Echeweiten und hohe Amplituden aufweisen. Zusätzlich wurde die Verteilung der Echotypen (z. B. Verhältnis *single echoes* zu *last echoes*) als Indikator für die Lichtverfügbarkeit und die damit verbundene Wahrscheinlichkeit für das Vorhandensein bodennaher Vegetation verwendet (vgl. MÜCKE & HOLLAUS 2011). Für die Unterscheidung von „vegetationsfreien Flächen“ und „Laub/Nadelstreu“ fand eine Kombination der Lage- und Streumaße der Echotypen und -weiten sowie der Amplitudenwerte Anwendung. Lagen keine Echos im Bereich 0–3 m über Grund vor, wurde ein Klassifikationswert aus den umliegenden Rasterzellen interpoliert. Die Klassifikation wurde mit den Feldmessungen aus den VALERI-Flächen und der feldbasierten pflanzensoziologischen Klassifikation verglichen.

3.3 Erfassung von Totholz

Wie bereits in Kapitel 3.1 methodisch beschrieben, wurde auch für die Totholzerfassung eine um die full-waveform Attribute erweiterte Punktwolke verwendet. Im Unterschied zur Einzelbaumextraktion und zur Unterwuchsdetektion wurde für die Erfassung des Totholzes ein räumlich höher aufgelöstes DGM berechnet (0,25 m x 0,25 m), um die exakte Lokalisierung der Stämme und die Beschreibung der Stammformen zu ermöglichen (vgl. MÜCKE et al. 2012). In einem ersten Schritt erfolgte die Selektion jener ALS-Punkte, welche den Waldboden inklusive der umgefallenen Stämme repräsentieren. Dieser Selektionsprozess verwendete unter anderem die Echoweite, um Echos von bodennaher Vegetation auszuschließen. Die verbleibenden Echos wurden anschließend mittels der In-

terpolationsmethode der kleinsten Quadrate für die Erstellung eines detaillierten Oberflächenmodells des Waldbodens und des Totholzes verwendet (DOM_{cand}). Dieses spezielle Oberflächenmodell wurde anschließend mit Methoden der morphologischen Bildverarbeitung und mit Rasterkarten-Algebra aufbereitet, woraus sich eine binäre Karte des liegenden Totholzes ergab. Abschließend fand eine Vektorisierung dieser binären Karte statt. Im Zuge dieser Umwandlung wurden Objekte mit einer Fläche <3 m² entfernt, da diese mit großer Wahrscheinlichkeit keine liegenden Stämme repräsentieren. Als Vergleichsdatensatz wurde auf Grundlage des DOM_{cand} visuell erkennbares Totholz digitalisiert. Mit dieser Methode wurden 193 liegende Stämme identifiziert. Die Charakterisierung von stehendem Totholz erfolgte über eine explorative Analyse der Punktwolke. Dazu wurden alle Echos in einem Radius von jeweils 2,5 m um das durch die Feldmessungen lokalisierte stehende Totholz ausgewertet. Die Auswertung beinhaltete sowohl die vertikale Verteilung der Echos als auch die entsprechenden full-waveform Attribute.

4 Ergebnisse

4.1 Einzelbaumextraktion

Die Einzelbaumextraktion mit den zugehörigen Strukturvariablen resultierte in einer 3-dimensionalen Repräsentation des untersuchten Bestandes (Abb. 3). Die komplexen, auf den *alpha shapes* aufbauenden Kronenformen wurden hierbei auf geometrische Primitive reduziert, Ellipsoide für Laubbäume und Paraboloide für Nadelbäume.

Für die 9 ha der Testfläche lagen Referenzinformationen auf Einzelbaumebene vor, wohingegen die Übertragbarkeit und Zuverlässigkeit der Methodik für den vollständigen Wald der Lägern nur auf der Bestandesebene evaluiert werden konnte. Die Bestimmung der Kronen-/Baumpositionen zeigte *commission* (Überlassungsfehler) und *omission errors* (Unterlassungsfehler) von 5,2 % bzw. 13,1 %. Aus dem Vergleich der Ergebnisse der automatischen Unterscheidung in Laubbäume und Nadelbäume mit den Forstinventurdaten er-

gab sich eine Übereinstimmung von 89,7% bei einem Cohen-Kappa-Koeffizienten von 0,74. Eine Abschätzung der Genauigkeit der abgeleiteten Kronendimensionen ergab für die vertikalen Variablen, z.B. Kronenlänge, Kronenbasis, einen mittleren Fehler von 2,8 m. Die horizontalen Dimensionen sind quantitativ hingegen schwer zu validieren, da insbesondere in dichten Laubwaldbeständen die Kronen stark ineinander übergehen, was keine exakte Bestimmung der äußeren Kronbegrenzung ermöglichte. Variablen, die auf Bestandesebene abgeleitet wurden, z.B. Baumdichte, Kronenschluss, zeigten sehr hohe Übereinstimmungen mit den durch die Forstinventur erhobenen Größen (mittleres Bestimmtheitsmaß r^2 von 0,78). Nach der Anwendung der Methodik auf den ganzen Waldbereich der Läger ergaben sich für die auf Bestandesebene abgeleiteten Variablen Baumdichte, Kronenschluss, mittlere Baumhöhe

und prozentualer Anteil Laubbäume/Nadelbäume ein mittleres r^2 von 0,73. Damit lagen die Genauigkeiten nur geringfügig unter den Werten, die für die Testfläche erzielt wurden, was die Robustheit der Methodik zumindest für diesen Waldtyp unterstreicht. Signifikante Abweichungen gab es lediglich in sehr jungen Beständen (< 10 m mittlere Baumhöhe), wobei der Einfluss der zeitlichen Differenz zwischen Inventarisierung und Befliegung berücksichtigt werden muss.

4.2 Detektion und Beschreibung des Unterwuchses

Die Detektion und Klassifikation des Unterwuchses und der Bodenbedeckung wurde für ein 1 m x 1 m Raster durchgeführt (Abb. 4). Im Bereich der Testfläche (9 ha) erfolgte die Validierung der Bäume im Unterwuchs durch

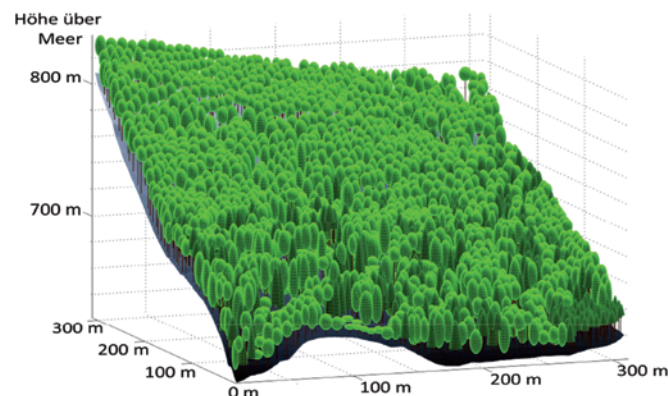


Abb. 3: Visualisierung der Ergebnisse der Einzelbaumrekonstruktion.

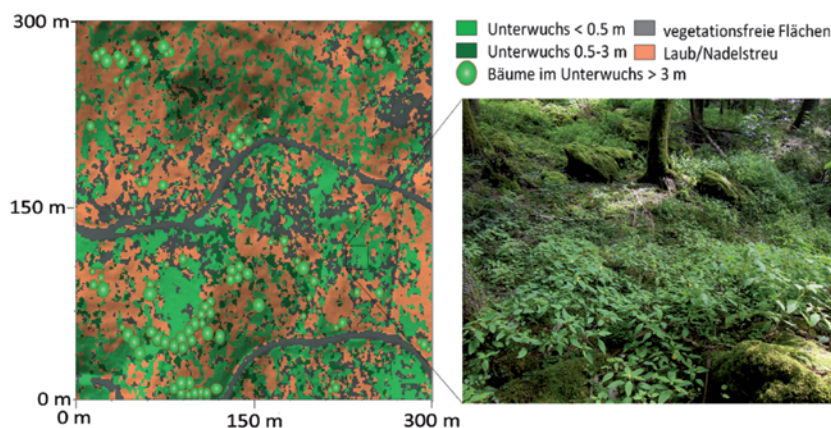


Abb. 4: Ergebnis der Unterwuchs- und Bodenbedeckungsklassifikation. Das Foto zeigt beispielhaft den Unterwuchs für einen ausgewählten Bereich der Klasse „Unterwuchs < 0,5 m“.

Tab. 2: Genauigkeiten der Klassifikation des Unterwuchses und der Bodenbedeckung.

	Unterwuchs 0,5–3 m	Unterwuchs < 0,5 m	Laub/ Nadelstreu	vegetationsfreie Flächen
User's accuracy (%)	73,8	58,3	57,4	63,8
Producer's accuracy (%)	81,7	61,3	51,3	58,7

den Vergleich mit TLS Messungen innerhalb zweier 40 m x 40 m Untersuchungsflächen. Der Unterwuchs und die Bodenbedeckung wurden anhand der pflanzensoziologischen Klassifikation und der stratifizierten Feldmessungen validiert. Eine Validierung der Unterwuchsklassifikation nach der Übertragung der Methode auf den vollständigen Wald der Lägern konnte nicht durchgeführt werden, da flächendeckende Referenzinformationen mit der notwendigen räumlichen Auflösung nicht zur Verfügung standen.

Der aus der Validierung resultierende *commission* bzw. *omission error* für die Erfassung der Bäume im Unterwuchs betrug 26,7% bzw. 39,8%. Unter Verwendung der Konfusionsmatrix (vgl. LIU et al. 2007) ergaben sich die in Tab. 2 aufgelisteten klassenspezifischen Genauigkeiten bei einer *overall accuracy* von 64,2% und einem Cohen-Kappa-Koeffizienten von 0,52.

Wie aus der Konfusionsmatrix ersichtlich wird, war die Detektion von Unterwuchs < 3 m mit einer Zuverlässigkeit von ca. 89%

möglich. Die größte Klassenüberschneidung findet zwischen Laub/Nadelstreu und den vegetationsfreien Flächen statt, da insbesondere die Struktureigenschaften des Bodens sehr ähnlich den entsprechenden Eigenschaften von Laub/Nadelstreu sind.

4.3 Totholzerfassung

Anhand der im Feld durchgeführten Kartierung und der manuell digitalisierten Stämme erfolgte die Genauigkeitsabschätzung für die Totholzerfassung. Mit der vorgestellten automatischen Methode ist es gelungen, 70,5% der umgestürzten Bäume zu detektieren. Bei 37% der detektierten Bäume war eine vollständige Erfassung und bei 33,2% eine teilweise Erfassung der Stammdimensionen möglich. Abb. 5 zeigt beispielhaft die Ergebnisse der DOM_{cand} -Erstellung und der darauf basierenden binären Karte sowie die resultierende Totholzklassifikation (vgl. MÜCKE et al. 2012).

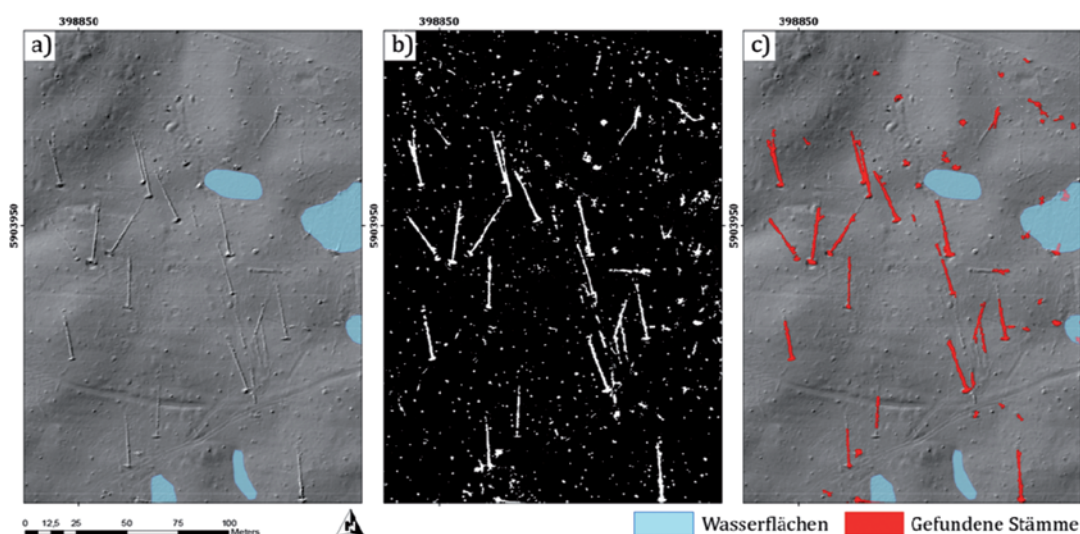


Abb. 5: (a) DOM_{cand} , (b) binäre Karte des liegenden Totholzes, (c) Vektorkarte der Stammdetektion.

Die explorative Analyse der Punktwolke zur Erfassung von stehendem Totholz ergab, dass die Verteilung der Echos und die jeweiligen Amplitudeninformation die wichtigsten Indikatoren für die Ausweisung von stehendem Totholz sind. Vertikal gleichmäßig verteilte Echos repräsentieren mit einer hohen Wahrscheinlichkeit tote Bäume. Dabei konnte keine signifikante Bedeutung der unterschiedlichen Echotypen festgestellt werden. Auch die Unterschiede der vertikalen Echoverteilung zwischen den Aufnahmen im belaubten und unbelaubten Zustand konnte nicht für eine Differenzierung herangezogen werden. Im Gegensatz dazu wurden deutliche Unterschiede in der vertikalen Verteilung der Amplitudenwerte zwischen den beiden Aufnahmen festgestellt. Für das Totholz ist die Verteilung relativ homogen, während für die noch lebenden Bäume eine deutliche Zunahme der Amplitudenwerte in den oberen Kronenschichten, bedingt durch die Laubbildung erkennbar ist.

5 Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass mit den entwickelten Methoden im Vergleich zu traditionellen Ansätzen eine verbesserte Beschreibung räumlich expliziter Waldstrukturinformationen bei einem deutlich geringeren Zeitaufwand erreicht werden kann. Dabei lag der Schwerpunkt der Methodenentwicklung insbesondere auf einer automatisierten und robusten Anwendbarkeit, um eine einfache Übertragung des Verfahrens auf großflächigere Anwendungsgebiete zu gewährleisten. Bis auf eine Initialisierung der Algorithmen mit den nutzerspezifischen Eingangsvariablen „Mindesthöhe eines Baumes“, „Signifikanzniveau“ und der jeweiligen Pixelgröße für rasterbasierte Auswertungen (DGM, DOM, DOM_{cand} , VHM, Unterwuchsklassifikation) sowie der Definition der Klassengrenzen für die Unterwuchsklassifikation (Höhen-Schwellwerte) bedarf es keiner zusätzlichen, manuellen Interaktionen. Einige Einschränkungen und Unsicherheiten sind dennoch gegeben: Da das lokale Maximum innerhalb einer Krone nicht zwingend senkrecht über der zugehörigen Stammposition liegen muss,

kann dies insbesondere in steilen Hangbereichen zu einer Überschätzung der Baumhöhen führen. Die hohen *omission error* bei der Einzelbaumextraktion sind primär durch nicht erfasste Bäume im Unterwuchs verursacht. In diesem Zusammenhang ist insbesondere die Bewirtschaftung des Waldes von Bedeutung, da diese die kleinräumliche Gruppierung von Bäumen beeinflusst, z. B. durch Stockausschlag (vgl. VAN CALSTER et al. 2008). Die hohen *commission errors* bei der Bestimmung von Bäumen im Unterwuchs sind hingegen durch vertikal stark untergliederte Kronen der dominanten Bäume verursacht. Die Fehlerwerte entsprechen hierbei den Resultaten vorhergehender Studien, z. B. KAARTINEN et al. (2012) und FERRAZ et al. (2012), und verdeutlichen die generelle Limitierung bei der Bestimmung von Bäumen im Unterwuchs, selbst wenn ALS-Daten im unbelaubten Zustand mit sehr hohen Punktdichten zur Verfügung stehen. Für die Unterwuchsklasse „Unterwuchs < 0,5 m“ ist die Qualität des abgeleiteten DGMs ausschlaggebend, da eine sehr kleinräumliche Heterogenität in der Topographie zu deutlichen Fehlklassifikationen führen kann. Auch für die Detektion des Totholzes ist die Qualität des DGMs und damit verbunden des DOM_{cand} s ausschlaggebend. Dies ist insbesondere deshalb problematisch, da durch den Filteralgorithmus der DGM-Erstellung die bodennahen Punkte des Totholzes und der Vegetation entfernt werden sollen, die Erhaltung räumlich kleiner Geländeunebenheiten aber notwendig ist, um diese im weiteren Verlauf nicht als Totholz zu klassifizieren. Zusammenfassend ist festzuhalten, dass für die vorgestellte räumlich hoch aufgelöste Erfassung von Waldstrukturinformationen full-waveform ALS-Daten mit sehr hohen Punktdichten unabdingbar sind. Um eine zuverlässige Unterwuchscharakterisierung und Totholzerkennung durchzuführen, sind zudem Aufnahmen im unbelaubten Zustand notwendig. Inwieweit in diesem Zusammenhang die Anforderungen an die Datengrundlage, z. B. minimale Punktedichte pro m^2 , die Notwendigkeit von full-waveform Daten und der Einfluss des Abtastwinkels genauer spezifiziert werden können, ist Inhalt weiterführender Untersuchungen.

Danksagung

Wir danken dem STSE Programm der Europäischen Weltraumorganisation (ESA) für die Finanzierung des 3D-VegetationLab Projektes. Teile dieser Studie wurden aus Mitteln des ChangeHabitats2 Projektes (Marie Curie FP7-PEOPLE-2009-IAPP – Grant Agreement No. 251234) finanziert.

Literatur

- ANTONARAKIS, A.S., SAATCHI, S.S., CHAZDON, R.L. & MOORCROFT, P.R., 2011: Using LiDAR and Radar measurements to constrain predictions of forest ecosystem structure and function. – *Ecological Applications* **21** (4): 1120–1137.
- DE GROOT, R.S., WILSON, M.A. & BOUMANS, R.M.J., 2002: A typology for the classification, description and valuation of ecosystem functions, goods and services. – *Ecological Economics* **41** (3): 393–408.
- EUGSTER, W., ZEYER, K., ZEEMAN, M., MICHNA, P., ZINGG, A., BUCHMANN, N. & EMMENEGGER, L., 2007: Nitrous oxide net exchange in a beech dominated mixed forest in Switzerland measured with a quantum cascade laser spectrometer. – *Biogeosciences Discussion* **4** (2): 1167–1200.
- EVANS, J.S. & HUDAK, A.T., 2007: A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments. – *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **45** (4): 1029–1038.
- FERRAZ, A., BRETAR, F., JACQUEMOUD, S., GONÇALVES, G., PEREIRA, L., TOMÉ, M. & SOARES, P., 2012: 3-D mapping of a multi-layered Mediterranean forest using ALS data. – *Remote Sensing of Environment* **121**: 210–223.
- FOODY, G.M., 2010: Assessing the accuracy of land cover change with imperfect ground reference data. – *Remote Sensing of Environment* **114** (10): 2271–2285.
- HAARA, A. & LESKINEN, P., 2009: The assessment of the uncertainty of updated stand-level inventory data. – *Silva Fennica* **43** (1): 87–112.
- HALL, F.G., BERGEN, K., BLAIR, J.B., DUBAYAH, R., HOUGHTON, R., HURTT, G., KELLNDORFER, J., LEFSKY, M., RANSON, J., SAATCHI, S., SHUGART, H.H. & WICKLAND, D., 2011: Characterizing 3D vegetation structure from space: Mission requirements. – *Remote Sensing of Environment* **115** (11): 2753–2775.
- HARDIMAN, B.S., BOHRER, G., GOUGH, C.M., VOGEL, C.S. & CURTIS, P.S., 2011: The role of canopy structural complexity in wood net primary production of a maturing northern deciduous forest. – *Ecology* **92** (9): 1818–1827.
- HEINZEL, J. & KOCH, B., 2011: Exploring full-waveform LiDAR parameters for tree species classification. – *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **13** (1): 152–160.
- HILKER, T., VAN LEEUWEN, M., COOPS, N.C., WULDER, M.A., NEWNHAM, G.J., JUPP, D.L.B. & CULVENOR, D.S., 2010: Comparing canopy metrics derived from terrestrial and airborne laser scanning in a douglas-fir dominated forest stand. – *Trees – Structure and Function* **24** (5): 819–832.
- JONES, T.G., COOPS, N.C. & SHARMA, T., 2012: Assessing the utility of LiDAR to differentiate among vegetation structural classes. – *Remote Sensing Letters* **3** (3): 231–238.
- KAARTINEN, H., HYYPPÄ, J., YU, X., VASTARANTA, M., HYYPPÄ, H., KUKKO, A., HOLOPAINEN, M., HEIPKE, C., HIRSCHMUGL, M., MORSDORF, F., NÆSSET, E., PITKÄNEN, J., POPESCU, S., SOLBERG, S., WOLF, B.M. & WU, J.C., 2012: An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning. – *Remote Sensing* **4** (4): 950–974.
- KAYES, L.J. & TINKER, D.B., 2012: Forest structure and regeneration following a mountain pine beetle epidemic in southeastern Wyoming. – *Forest Ecology and Management* **263**: 57–66.
- KIM, S., MCGAUGHEY, R.J., ANDERSEN, H.-E. & SCHREUDER, G., 2009: Tree species differentiation using intensity data derived from leaf-on and leaf-off airborne laser scanner data. – *Remote Sensing of Environment* **113** (8): 1575–1586.
- KORPELA, I., ØRKA, H.O., MALTAMO, M., TOKOLA, T. & HYYPPÄ, J., 2010: Tree species classification using airborne LiDAR – effects of stand and tree parameters, downsizing of training set, intensity normalization, and sensor type. – *Silva Fennica* **44** (2): 319–339.
- LEEUWEN, M. & NIEUWENHUIS, M., 2010: Retrieval of forest structural parameters using LiDAR remote sensing. – *European Journal of Forest Research* **129** (4): 749–770.
- LEITERER, R., MORSDORF, F., SCHAEPMAN, M.E., MÜCKE, W., HOLLAUS, M. & PFEIFER, N., 2012: Robust characterization of forest canopy structure types using full-waveform airborne laser scanning. – *Conference Proceedings SilviLaser, Vancouver, Canada*.
- LINDBERG, E. & HOLLAUS, M., 2012: Comparison of methods for estimation of stem volume, stem number and basal area from airborne laser scan-

- ning data in a hemi-boreal forest. – *Remote Sensing* **4** (4): 1004–1023.
- Lindberg, E., Olofsson, K., Holmgren, J. & Olsson, H., 2012: Estimation of 3D vegetation structure from waveform and discrete return airborne laser scanning data. – *Remote Sensing of Environment* **118** (4): 151–161.
- LINDENMAYER, D.B., FRANKLIN, J.F. & FISCHER, J., 2006: General management principles and a checklist of strategies to guide forest biodiversity conservation. – *Biological Conservation* **131** (3): 433–445.
- LIU, C., FRAZIER, P. & KUMAR, L., 2007: Comparative assessment of the measures of thematic classification accuracy. – *Remote Sensing of Environment* **107**: 606–616.
- MALLET, C. & BRETAR, F., 2009: Full-waveform topographic LiDAR: State-of-the-art. – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **64** (1): 1–16.
- MCROBERTS, R.E., TOMPPA, E., SCHADAUER, K., VIDAL, C. & STÄHL, G., 2012: Harmonizing national forest inventories. – *Forest Science* **58** (3): 189–190.
- MORSDDORF, F., MEIER, E., KÖTZ, B., ITTEN, K., DOBERTIN, M. & ALLGÖWER, B., 2004: LIDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management. – *Remote Sensing of Environment* **92** (3): 353–362.
- MORSDDORF, F., NICHOL, C., MALTHUS, T. & WOODHOUSE, I.H., 2009: Assessing forest structural and physiological information content of multi-spectral LiDAR waveforms by radiative transfer modeling. – *Remote Sensing of Environment* **113** (10): 2152–2163.
- MÜCKE, W., BRIESE, C. & HOLLAUS, M., 2010: Terrain echo probability assignment based on full-waveform airborne laser scanning observables. – *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing XXXVIII/7A*: 157–162.
- MÜCKE, W. & HOLLAUS, M., 2011: Modelling light conditions in forests using airborne laser scanning data. – *SilviLaser*, Hobart, Australia.
- MÜCKE, W., HOLLAUS, M. & PFEIFER, N., 2012: Identification of dead trees using small footprint full-waveform airborne laser scanning data. – *SilviLaser*, Vancouver, Canada.
- NADKARNI, N.M., MCINTOSH, A.C.S. & CUSHING, J.B., 2008: A framework to categorize forest structure concepts. – *Forest Ecology and Management* **256** (5): 872–882.
- PERSSON, Å., SÖDERMAN, U., TÖPEL, J. & AHLBERG, S., 2005: Visualization and analysis of full-waveform airborne laser scanner data. – *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* **36** (3): W19.
- REITBERGER, J., SCHNÖRR, C., KRZYSZEK, P. & STILLA, U., 2009: 3D segmentation of single trees exploiting full-waveform LiDAR data. – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **64** (6): 561–574.
- RIEGL, 2012: Products. Airborne Scanning. Data-sheets. <<http://www.riegl.com/nc/products/airborne-scanning/produktdetail/product/scanner/>> (21.12.2012).
- ROBERTS, J., TESFAMICHAEL, S., GEBRESLASIE, M., VAN AARDT, J. & AHMED, F., 2007: Forest structural assessment using remote sensing technologies: an overview of the current state of the art. – *Southern Hemisphere Forestry Journal* **69** (3): 183–203.
- ROSS, A.N., 2011: Boundary-layer flow within and above a forest canopy of variable density. – *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*.
- SIERRA, C.A., LOESCHER, H.W., HARMON, M.E., RICHARDSON, A.D., HOLLINGER, D.Y. & PERAKIS, S.S., 2009: Interannual variation of carbon fluxes from three contrasting evergreen forests: the role of forest dynamics and climate. – *Ecology* **90** (10): 2711–2723.
- STRAND, G., DRAMSTAD, W. & ENGAN, G., 2002: The effect of field experience on the accuracy of identifying land cover types in aerial photographs. – *International Journal of Applied Earth* **4** (2): 137–146.
- VALERI, 2013: w3.avignon.inra.fr/valeri/ (20.2.2013).
- VAN CALSTER, H., BAETEN, L., VERHEYEN, K., DE KEERSMAEKER, L., DEKEYSER, S., ROGISTER, J.E. & HERMY, M., 2008: Diverging effects of overstorey conversion scenarios on the understorey vegetation in a former coppice-with-standards forest. – *Forest Ecology and Management* **256** (4): 519–528.
- VAUHKONEN, J., TOKOLA, T., PACKALÉN, P. & MALTA-MO, M., 2009: Identification of Scandinavian commercial species of individual trees from airborne laser scanning data using alpha shape metrics. – *Forest Science* **55** (1): 37–47.
- WAGNER, W., HOLLAUS, M., BRIESE, C. & DUCIC, V., 2008: 3D vegetation mapping using small-footprint full-waveform airborne laser scanners. – *International Journal of Remote Sensing* **29** (5): 1433–1452.
- WAGNER, W., 2010: Radiometric calibration of small-footprint airborne laser scanner measurements: Basic physical concepts. – *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **65** (10): 505–513.

- WULDER, M.A., BATER, C.W., COOPS, N.C., HILKER, T. & WHITE, J.C., 2008: The role of LiDAR in sustainable forest management. – *The Forestry Chronicle* **84** (6): 807–826.
- WULDER, M.A., WHITE, J.C., NELSON, R.F., NÆSSET, E., ØRKA, H.O., COOPS, N.C., HILKER, T., BATER, C.W. & GOBAKKEN, T., 2012: LiDAR sampling for large-area forest characterization: A review. – *Remote Sensing of Environment* **121**: 196–209.
- XUE, B.-L., KUMAGAI, T., IIDA, S., NAKAI, T., MATSUMOTO, K., KOMATSU, H., OTSUKI, K. & OHTA, T., 2011: Influences of canopy structure and physiological traits on flux partitioning between understory and overstory in an eastern Siberian boreal larch forest. – *Ecological Modelling* **222** (8): 1479–1490.
- YANG, R. & FRIEDL, M.A., 2003: Modeling the effects of three-dimensional vegetation structure on surface radiation and energy balance in boreal forests. – *Journal of Geophysical Research D: Atmospheres* **108** (16): GCP10-1–GCP10-11.
- ZHAO, K., POPESCU, S., MENG, X., PANG, Y. & AGCA, M., 2011: Characterizing forest canopy structure with LiDAR composite metrics and machine learning. – *Remote Sensing of Environment* **115** (8): 1978–1996.

Adressen der Autoren:

REIK LEITERER, FELIX MORSDORF & MICHAEL E. SCHAEPMAN, UZH Universität Zürich, Institut für Geographie, Labor für Fernerkundung, Winterthurerstrasse 190, CH-8057 Zürich, Tel.: +41-44-6356517, Fax: +41-44-6356846, e-mail: {reik.leiterer}{felix.morsdorf}{michael.schaepman}@geo.uzh.ch

WERNER MÜCKE, MARKUS HOLLAUS & NORBERT PFEIFER, Technische Universität Wien, Institut für Photogrammetrie und Fernerkundung, Guss-hausstraße 27–29, A-1040 Wien, Austria, e-mail: {wm}{mh}{np}@ipf.tuwien.ac.at

Manuskript eingereicht: November 2012

Angenommen: Februar 2013