

# Neue Möglichkeiten im 3D-Umweltmonitoring durch virtuelles Laserscanning von dynamischen Szenen (VLS-4D)

Hannah Weiser<sup>1,2</sup> & Bernhard Höfle<sup>1,2</sup>

## Zusammenfassung

Die Entwicklung und Validierung von Algorithmen zur 3D-Änderungsanalyse in geographischen Laserscanning-Daten – insbesondere für Vegetation – wird durch den Mangel an geeigneten Trainings- und Referenzdaten erschwert. Um diese Lücke zu schließen, stellen wir eine neuartige Methode zur Erzeugung synthetischer, mit Bewegungsinformation annotierter LiDAR-Punktwolken von Vegetation vor. Unser Ansatz basiert auf dem Konzept des „Virtual Laser Scanning of Dynamic Scenes“ (VLS-4D), bei dem die Eingangsszenen explizit als dynamisch modelliert werden, um realistische, multi-temporale Punktwolken zu simulieren. Die simulierten Daten enthalten für jeden Punkt Bewegungsvektoren und Korrespondenzinformation. Sie stellen daher eine wertvolle Ressource für das Training und die Evaluierung von Deep Learning-Methoden dar. Anhand von zwei Simulationsszenarien demonstrieren wir die methodischen Schritte der Datengenerierung, analysieren die Eigenschaften der resultierenden Punktwolken und zeigen Anwendungsmöglichkeiten dieser Daten auf. Insbesondere beleuchten wir ihr großes Potenzial für die präzise Quantifizierung nichttrigider Astbewegungen in terrestrischen Laserscanning-Punktwolken.

**Schlagwörter** LiDAR-Simulation · Punktwolken · Vegetationsbewegung · Deep Learning · Synthetische Trainingsdaten

## 1 Einführung

Mit terrestrischem Laserscanning (TLS) können Bäume in hohem Detailgrad dreidimensional vermessen werden. Neben klassischen Baum-Metriken aus der Waldinventur, wie Baumhöhe oder Brusthöhendurchmesser, erlaubt die Technologie insbesondere die Erfassung der Kronenstruktur (Barbeito et al., 2017), des hölzernen Volumens (Calders et al., 2015) oder des Leaf Area Index (Wei et al., 2020; Zhu et al., 2020). Dazu sollen Bewegungen der Vegetation während der Aufnahme vermieden werden, da sie zu Verzerrungen oder duplizierten Objekten führen können (Medic et al., 2023; Seidel et al., 2012; Liang et al., 2022). Es werden aber auch gezielt multi- bzw. hyper-temporale Punktwolken von Vegetation aufgenommen, um Astbewegungen über Stunden und Tage hinweg zu untersuchen, mit Umweltfaktoren zu korrelieren sowie artspezifische Unterschiede zu identifizieren. Verschiedene Studien haben gezeigt, dass sich Astbewegungen mithilfe von räumlich hochaufgelösten multi-temporalen Laserscanning-Punktwolken detektieren und beschreiben lassen (de Jong, 2025; Puttonen et al., 2016; Puttonen et al., 2019; Wang et al., 2022).

Referenzdaten für Vegetationsbewegungen sind äußerst schwierig zu ermitteln. So ist die flächendeckende Annotation von Korrespondenzen in Punktwolken-Paaren mit Millionen von Punkten manuell kaum möglich. Es stellt sich also die Frage, wie dennoch Methoden zur Quantifizierung von Vegetationsbewegungen entwickelt, trainiert und evaluiert werden können. Großes Potenzial bieten hier synthetische Daten mit verlässlichen und flächendeckenden Referenzdaten.

In dieser Studie untersuchen wir daher, wie sich realistische multi-temporale Laserscanning-Punktwolken von bewegter Vegetation generieren lassen, die mit Referenzdaten zur Bewegung annotiert sind. Ein solcher synthetischer Datensatz kann insbesondere für das Training von auf Vegetation spezialisierte, Deep Learning (DL)-basierte Methoden zur nichttrigiden (deformierbaren) Punktwolken-registrierung verwendet werden. Derartige Methoden würden zum einen die Quantifikation von Vegetationsbewegungen und zum anderen die Korrektur von unerwünschten Windeffekten ermöglichen.

Für die Generierung des synthetischen Datensatzes eignen sich 3D-Computeranimationen von synthetischen Baumobjekten. Da die „Fitness-for-Purpose“ einer Methode maßgeblich von Dateneigenschaften, wie Punktdichte,

<sup>1</sup> Universität Heidelberg, Geographisches Institut, 3DGeo Research Group, E-Mail: [h.weiser, hoefle]@uni-heidelberg.de

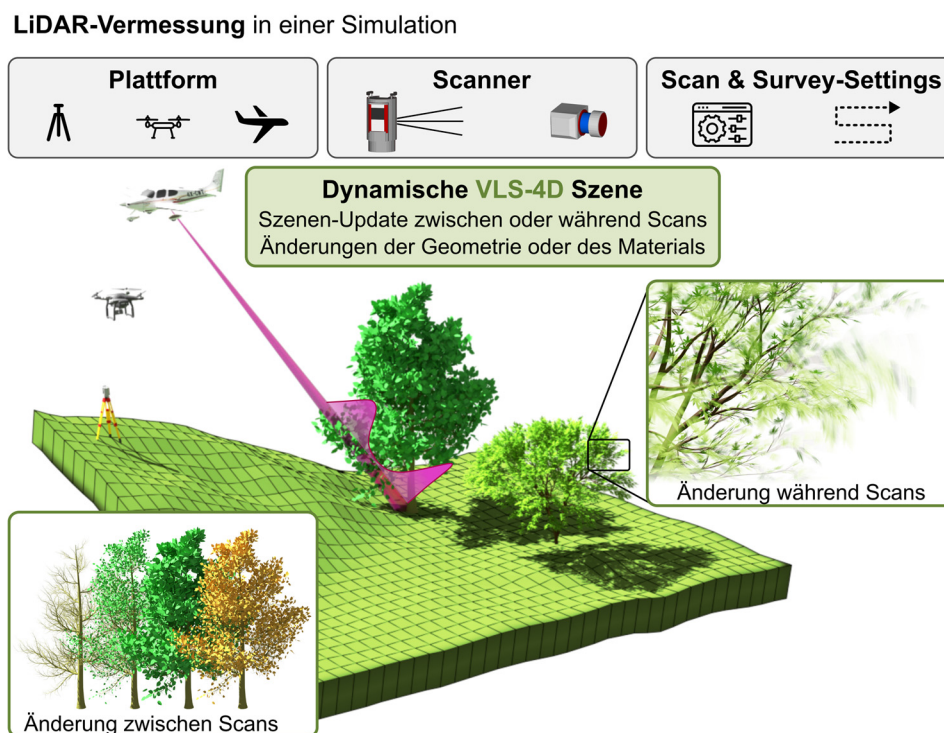
<sup>2</sup> Universität Heidelberg, Interdisziplinäres Zentrum für wissenschaftliches Rechnen (IWR)

Punktverteilung und Verschattungseffekten, abhängt, muss zudem der Laserscanning-Prozess möglichst detailgetreu simuliert werden (Winiwarter et al., 2022b).

Virtuelles Laserscanning (VLS) bezeichnet die Simulation von Laserscanning in einer Computerumgebung, indem die Eigenschaften des Sensors, die Plattform, die Szene und die Interaktion zwischen dem Laserstrahl und den Szenenobjekten modelliert werden (Winiwarter et al., 2022b). VLS wird im Vegetationsbereich schon seit geraumer Zeit zur Methodenentwicklung verwendet, da Referenzdaten hinsichtlich der Geometrie und Semantik von Objekten in Form der 3D Szene hinterlegt sind. Das ist insbesondere dann wertvoll, wenn Referenzwerte zu realen Datensätzen schwer zu ermitteln sind, wie bei der Schätzung von Leaf Area Index (Zhu et al. 2020) oder Leaf Angle Distribution (Liu et al. 2019). Gleichzeitig lässt sich mit

VLS nachbilden, wie sich die Eigenschaften der Punktwolken je nach Aufnahme- und Scaneinstellungen unterscheiden.

Damit Vegetationsbewegungen abgebildet werden können, müssen die 3D-Szenen in der LiDAR-Simulation dynamisch sein, d. h., sie müssen sich innerhalb oder zwischen Simulationsläufen verändern können. Da VLS bisher in der Regel mit statischen 3D-Szenen gearbeitet hat, erfordert dies ein erweitertes Konzept, das wir virtuelles Laserscanning dynamischer Szenen nennen (VLS-4D; Weiser & Höfle, 2026; siehe Abb. 1). Mit VLS-4D können Punktwolken und Punktwolken-Zeitreihen von dynamischen Umweltprozessen für verschiedene Sensoren, Scaneinstellungen und Szenenkonfigurationen simuliert werden.



**Abbildung 1** Schematischer Überblick über die Komponenten der LiDAR-Simulation. Die Neuheit ist, dass die Szenen bei VLS-4D dynamisch sind, was in den grün umrandeten Boxen dargestellt ist. Veränderte Darstellung nach: Weiser & Höfle (2026)

### 1.1 Virtuelles Laserscanning dynamischer Szenen (VLS-4D)

Das Konzept VLS-4D und seine Komponenten sind schematisch in Abb. 1 dargestellt. Bei VLS-4D kann sich die virtuelle Szene insbesondere hinsichtlich ihrer geometrischen Eigenschaften oder ihrer Material-

eigenschaften sowohl zwischen als während einzelner Scans verändern, was die Geometrie oder Attribute der simulierten Punktwolke beeinflusst. Für die Simulation von Zeitserien sind oft vor allem Änderungen *zwischen* den einzelnen Scans relevant. Mitunter reicht es hier, die Szene lediglich zwischen aufeinanderfolgenden Simulationsläufen zu aktualisieren. Die dafür erforderlichen Repräsentationen der

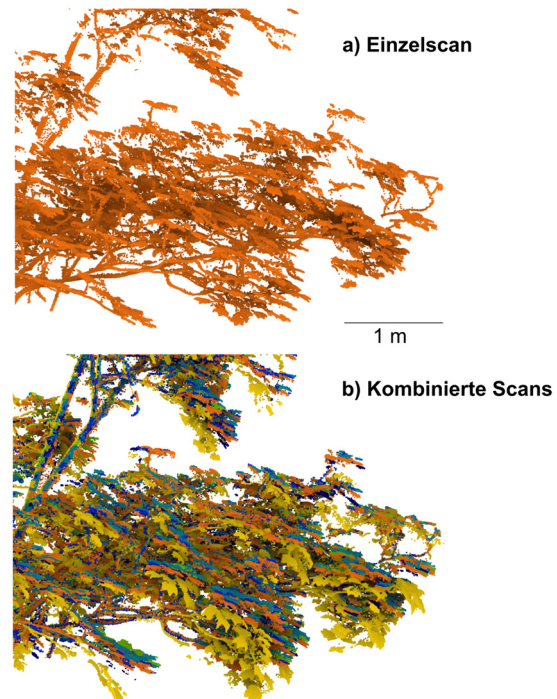
Szene können bereits im Voraus berechnet und dann als statische Input-Szenen verwendet werden. In manchen Szenarien sind aber auch Änderungen bzw. Bewegungen *während* eines Scans relevant. Dies erfordert häufige Aktualisierungen der Szene innerhalb eines Simulationslaufes. Für VLS stehen verschiedene Softwareprogramme zur Verfügung, darunter LESS LiDAR (Luo et al., 2023), VRscan3D (Chizhova et al., 2020), BLAINDER (Reitmann et al., 2021), DART LiDAR (Gastellu-Etchegorry et al., 2016) und HELIOS++ (Winiwarter et al., 2022b). Diese unterscheiden sich in Bezug auf die implementierten Sensoren, die Modellierung der Strahlendivergenz und die Unterstützung dynamischer Szenen. HELIOS++ (<https://github.com/3dgeo-heidelberg/helios>) ist ein Open-Source-LiDAR-Simulator, der durch seinen modularen Aufbau ein breites Anwendungsspektrum unterstützt. So sind statische, mobile und flugzeuggestützte Plattformen sowie verschiedene Scanmuster konfigurierbar. HELIOS++ kann Strahlendivergenz und die Full-Waveform modellieren und unterstützt Simulationen, in denen sich Szenen während eines einzelnen Simulationslaufes rigide bewegen.

## 1.2 Vegetationsbewegung in Laserscanning-Punktwolken und Punktwolkenzeitserien

In den Beispielen in dieser Arbeit konzentrieren wir uns auf Vegetationsbewegungen *zwischen* TLS-Punktwolken, die entweder zu einer monotonalen Aufnahme (multi-station TLS) oder zu einer Zeitserie gehören. Effekte durch Bewegungen während eines Scans werden also nicht berücksichtigt.

Bei der (mono-temporalen) Baumvermessung mittels TLS werden zur Verbesserung der räumlichen Abdeckung in der Regel mehrere Punktwolken, die nacheinander von verschiedenen Positionen aufgenommen wurden, co-registriert und zusammengesetzt. Die Scans sollten daher unter windstillen Bedingungen aufgenommen werden, um Bewegungseffekte in den Daten und Fehler bei den abgeleiteten Parametern zu vermeiden (Albert et al., 2025; Liang et al., 2022; Seidel et al., 2012; Vaaja et al., 2016). Windeinflüsse können beispielsweise bei sogenannten Quantitative Structure Models (QSMs), die zur Schätzung der hölzernen Biomasse verwendet werden, zu einer Volumenüberschätzung kleiner Äste führen (Demol et al., 2022; Morales & MacFarlane, 2024). Bei weitgehend windstillen Bedingungen zu scannen ist aber im freien Gelände schwierig bis unmöglich. So fallen Windeffekte oft erst im Nachhinein als Registrierungsfehler auf, die wegen

der lokal unterschiedlichen Bewegung und Verformung der Vegetation durch die übliche rigide Co-Registrierung nicht korrigiert werden (siehe Abb. 2). In solchen Fällen eignet sich eine zusätzliche nichtrigide Registrierung, um die Daten trotzdem für die weitere Prozessierung nutzbar zu machen (Brophy et al., 2015). Dabei wird ein dichtes, flexibles Verschiebungsfeld berechnet, das die Verformung zwischen den Punktwolken beschreibt.



**Abbildung 2** Reale TLS-Punktwolke eines Ahornbaums (*Acer pseudoplatanus L.*), die unter Bedingungen mit Wind aufgenommen wurde. a) zeigt einen Einzelscan, b) zeigt die zusammengesetzte Punktwolke (acht Einzelscans), die nach Scan-ID eingefärbt ist. Es ist ein deutlicher Versatz zwischen einigen Scans erkennbar, der dadurch verursacht wurde, dass sich Äste und Blätter zwischen den Scans bewegt haben

Während die nichtrigide Registrierung für die beschriebenen Windeffekte ein Mittel zur Fehlerkorrektur ist, kann sie auch zum eigentlichen Ziel der Datenerfassung werden: der aktiven Quantifizierung von Bewegung. Das haben Wang et al. (2022) mit dem Tool „PlantMove“ gezeigt. PlantMove ermöglicht die Schätzung von 3D-Bewegungsvektoren für jeden Punkt innerhalb einer Punktwolke zu einer zweiten Punktwolke. Da für reale Datensätze keine Referenzdaten vorliegen, nutzten die Autoren simulierte TLS-Daten, um die Genauigkeit ihrer Methode zu bewerten (Wang et al., 2022), also VLS-4D für den bi-temporalen Fall, bei denen lediglich Änderungen

zwischen Scans modelliert werden. Zur Analyse von Veränderungen im Wald über einen längeren Zeitraum werden gezielt Zeitserien aufgenommen, beispielsweise durch permanentes Laserscanning von einer fixen Position aus (Lindenbergh et al., 2025; Campos et al., 2020; Wittke et al., 2024).

Die nichtrigide Registrierung kann also verwendet werden, um Windeffekte in multi-station TLS-Punktwolken zu korrigieren (Datenvorverarbeitung) oder um Astbewegungen zwischen verschiedenen Zeitpunkten zu quantifizieren (Änderungsanalyse). Für nichtrigide Punktwolkenregistrierung werden zunehmend auch DL-Methoden eingesetzt (z. B. Li & Harada, 2022), mit denen sich potenziell noch höhere Genauigkeiten erreichen lassen. Diese erfordern aber große Mengen an annotierten Trainingsdaten, die praktisch nur durch Simulation generiert werden können.

In dieser Arbeit zeigen wir daher auf, wie mithilfe von VLS-4D automatisiert realistische multi-temporale Vegetationspunktwolken generiert werden können, in denen Veränderungen als Bewegungsvektoren annotiert sind, und Korrespondenzen zwischen Punkten unterschiedlicher Scans hergestellt werden.

## 2 Methoden

Die zentralen Teilschritte der Datenerzeugung sind 1) die prozedurale Generierung und Animation von 3D-Baummodellen, 2) das virtuelle Laserscanning der dynamischen Vegetationsszene, und 3) die Ableitung der Bewegungsinformationen.

Wir beginnen mit der prozeduralen Generierung und Animation von 3D-Baummodellen mit dem Blender Add-on Sapling Tree Gen (Hale et al., 2024), das auf dem Algorithmus von Weber & Penn (1995) basiert. Das Add-on ermöglicht realistische Wind-Animationen, die Höhe, Dicke und Verzweigung der Äste berücksichtigen und sich leicht mit einem Windstärke-Wert parametrisieren lassen. Aus dieser Animation exportieren wir an ausgewählten Frames (Zeitpunkten) statische 3D-Mesh-Modelle. Diese Modelle stellen verschiedene Zustände desselben bewegten Objekts dar und dienen als Input für VLS-4D, wobei für jeden Scan ein anderes Modell verwendet wird. Die Meshtopologie bleibt dabei über die Zeitschritte erhalten, was es später erlaubt, anhand korrespondierender Polygone im Mesh korrespondierende Punkte in den multi-temporalen VLS-4D Punktwolken zu ermitteln.

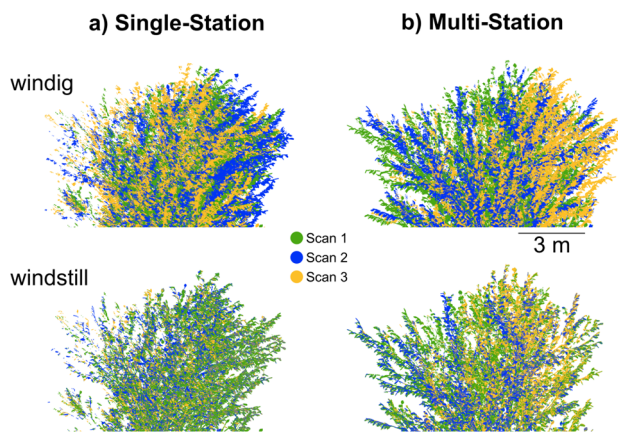
Mithilfe der Open-Source Software HELIOS++ simulieren wir ein Multi-Station- und ein Single-Station-TLS Szenario unter windigen Bedingungen (siehe Abb. 2).

Beim Multi-Station-Szenario werden drei Scans von unterschiedlichen Positionen aufgenommen, wobei auch die Distanz zum Objekt variiert. Beim Single-Station-Szenario werden drei Scans von der gleichen Position aufgenommen. In beiden Fällen modellieren wir einen RIEGL VZ-600i Laserscanner mit rotierendem Facettenspiegel und rotierendem Kopf und einer horizontalen und vertikalen Winkelauflösung von  $0,017^\circ$ . Jeder Einzelscan wurde anschließend mittels Voxel-Downsampling (Voxelgröße: 0.005 m) geringfügig ausgedünnt.

Mithilfe der 3D-Mesh-Modelle können wir für jeden Punkt in einem Scan-Paar einen Bewegungsvektor ableiten, und außerdem korrespondierende Punkte identifizieren. Für jeden simulierten Punkt in der Quell-Punktwolke (Zeitpunkt  $t_1$ ) suchen wir den nächsten Punkt auf dem gescannten Mesh und beschreiben ihn relativ zu dem entsprechenden Dreieck in baryzentrischen Koordinaten. Mit diesen Koordinaten können wir den „deformierten“ Punkt auf dem entsprechenden Dreieck im Ziel-Mesh (Zeitpunkt  $t_2$ ) finden und einen Bewegungsvektor zwischen  $t_1$  und  $t_2$  ermitteln. Befindet sich innerhalb eines Radius von 0,5 cm um den deformierten Punkt ein Punkt in der Quellpunktwolke, so identifizieren wir diesen als korrespondierenden Punkt und können zusätzlich einen Korrespondenzvektor zwischen Quellpunkt und Zielpunkt herstellen. Während wir für jeden Quellpunkt einen Bewegungsvektor ermitteln können, finden wir Korrespondenzpunkte nur in überlappenden Bereichen. Um den Grad dieser Überlappung zu messen, berechnen wir zusätzlich das Überlappungsverhältnis (Overlap Ratio). Ein Quellpunkt gilt dabei als überlappend, wenn sich innerhalb eines festgelegten Radius von 2,5 cm ein Nachbarpunkt in der Zielpunktwolke befindet. Das Überlappungsverhältnis ist dann das Verhältnis dieser überlappenden Punkte zur Gesamtzahl der Punkte in der Quell-Punktwolke.

## 3 Ergebnisse

Abb. 3 zeigt beispielhafte simulierte Punktwolken mit Windeffekten für die beiden Szenarien a) Single-Station und b) Multi-Station, eingefärbt nach Scan-ID. Als Referenz sind daneben Punktwolken dargestellt, wie sie bei vollkommener Windstille aussehen würden. Durch die fixe Aufnahmeposition sind die Punktwolken im Single-Station-Szenario auf der windabgewandten Seite (links) besonders oben in der Baumkrone sehr spärlich. Im Multi-Station Szenario ist erkennbar, dass sich die Scans durch die unterschiedlichen Perspektiven gut ergänzen und zusammengesetzt eine vollständigere Repräsentation der Baumkrone ergeben.



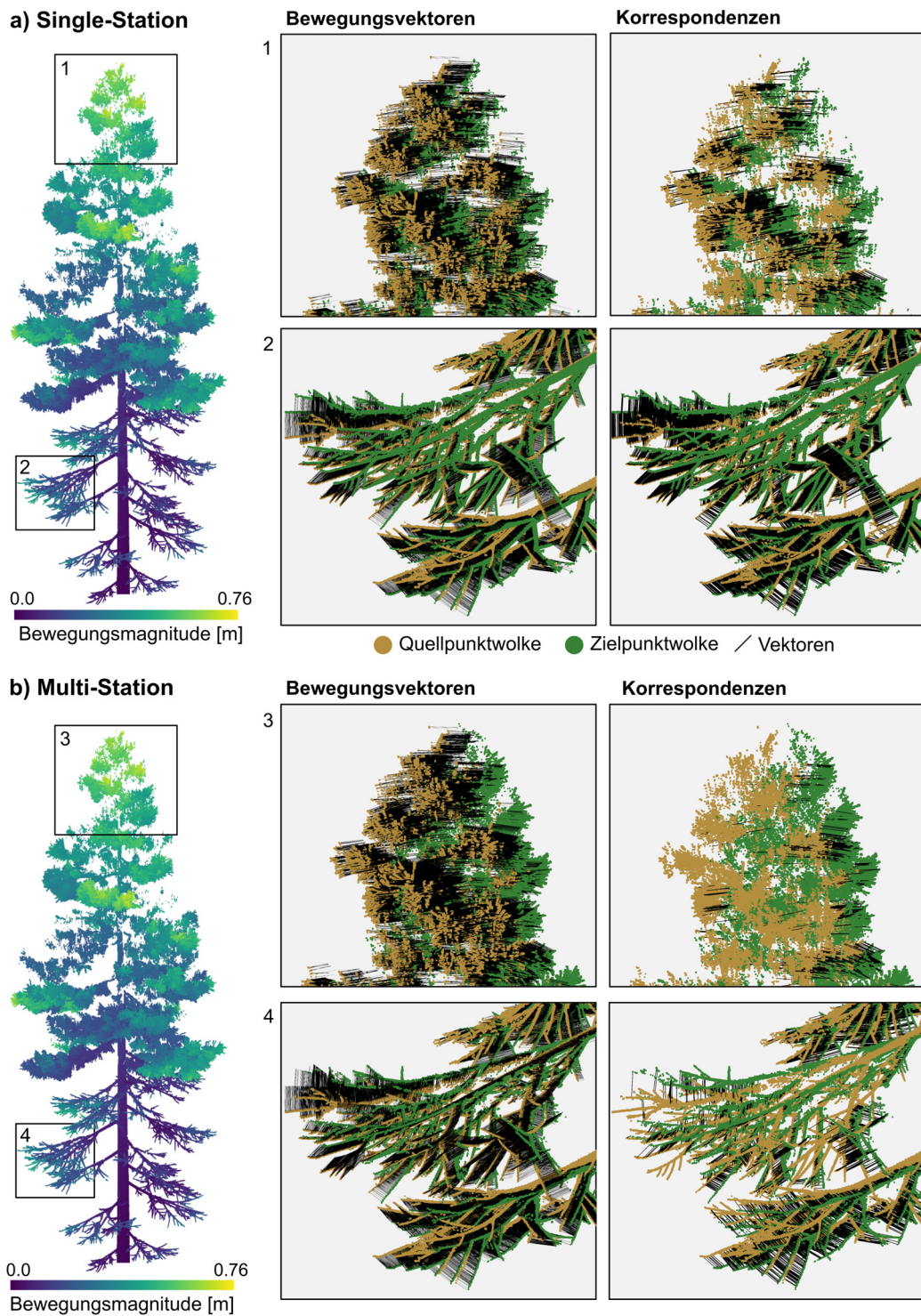
**Abbildung 3** Simulierte TLS-Punktwolken desselben Baums aus mehreren Einzelscans, zwischen denen sich der synthetische Baum bewegt hat (oben) oder nicht (unten). Gezeigt sind zwei Aufnahmeszenarien: a) 3 Scans aus der gleichen Perspektive (Single-Station) und b) 3 Scans aus unterschiedlichen Perspektiven (Multi-Station). Die Punktwolken sind nach Scan-ID eingefärbt

In Abb. 4 sind Bewegungsmagnituden, Bewegungsvektoren und Korrespondenzvektoren für simulierte Baumpunktwolken der beiden Szenarien dargestellt. Gemäß der Windanimation sind die Bewegungsmagnituden in der Baumspitze am größten. In dem Single-Station-Szenario können selbst in der oberen Baumkrone noch viele Korrespondenzen gefunden werden. Im Multi-Station-Szenario werden in der Baumspitze hingegen kaum Korrespondenzen gefunden. Das liegt einerseits an der kürzeren Distanz des Quell-Scans zum Baum (ca. 15 m statt 20 m im Single-Station-Szenario) und andererseits an der unterschiedlichen Perspektive zwischen Quell- und Ziel-Scan. Für die gezeigten Scan-Paare in Abb. 4 liegt das Überlappungsverhältnis bei Verwendung des Distanz-Grenzwerts von 2,5 cm bei etwa 29,5 % im Single-Station- und 9,2 % im Multi-Station-Szenario. Angenommen man würde die Quellpunktwolke perfekt auf die Zielpunktwolke registrieren, so erhöht sich das Überlappungsverhältnis auf 79,1 % im Single-Station- und 31,1 % im Multi-Station-Szenario.

## 4 Diskussion

Die Ergebnisse zeigen das große Potenzial multi-temporaler VLS-4D-Punktwolken als annotierte Trainingsdaten für maschinelles Lernen (siehe Abb. 4). Diese synthetischen Datensätze repräsentieren realistische Vegetationsbewegungen und sind mit präzisen Bewegungsvektoren als Referenz versehen. Damit bieten sie eine einzigartige Grundlage, um spezialisierte DL-Modelle zu trainieren, beispielsweise für das Auffinden korrespondierender Punkte und die nichtrigide Registrierung mehrerer Vegetationspunktwolken. Zugleich dienen die Daten als Validierungsdaten, um die Genauigkeit von DL-Methoden oder auch geometrischen Methoden wie PlantMove (Wang et al., 2022) zu quantifizieren. Ein wichtiger Faktor hierfür ist, dass die Datenerzeugung automatisiert erfolgt. Durch die prozedurale Generierung der Baum-Modelle und die Modularität von VLS ist der Ansatz leicht skalierbar und diversifizierbar.

VLS-4D kann darüber hinaus zur Beantwortung weiterer Forschungsfragen in punktwolkenbasierten Vegetationsstudien herangezogen werden. Mit VLS-4D können Multi-Station-TLS-Daten von sowohl bewegten als auch bewegungslosen Bäumen generiert werden (siehe Abb. 3) und so die durch Bewegung verursachten Unsicherheiten bei der Ableitung von physiologischen Parametern (z. B. Blattfläche, Astvolumen) quantifiziert werden. Das bietet die Chance, die Sensitivität der Parameter bzw. Schätzmethoden zu ermitteln und gegebenenfalls Korrekturfunktionen auf der Ebene der abgeleiteten Parameter zu entwickeln. Experimente mit VLS-4D können außerdem aufzeigen, in welchen konkreten Aufnahmeszenarien Effekte durch Vegetationsbewegung in der Punktwolke relevant sind (z. B. hochauflösendes Multi-Station-TLS) und in welchen Aufnahmeszenarien sie nahezu vernachlässigbar sind (z. B. Airborne Laserscanning). Ein ähnlicher Ansatz wurde von Winiwarter et al. (2022a) verfolgt, um mithilfe von VLS-4D die Detektion von Erosionsrillen in Abhängigkeit der Flughöhe zu untersuchen. Für die Detektion von Astbewegungen könnte man mit VLS-4D die Nachweisgrenze einer Methode in Abhängigkeit der Datenbeschaffenheit ermitteln, also die minimalen Bewegungsmagnituden, die nötig sind, damit Bewegungen in den multi-temporalen Punktwolken erkennbar sind.



**Abbildung 4** Abgeleitete Bewegungsmagnituden für einen Scan im a) Single-Station-Szenario und b) Multi-Station-Szenario. In beiden Szenarien wird der gleiche Baum zwei Mal zu den gleichen virtuellen Zeitpunkten gescannt, allerdings a) immer von der gleichen Position aus und b) von zwei unterschiedlichen Positionen aus. In den umrandeten Kästen sind für Teilbereiche außerdem Bewegungsvektoren und Korrespondenzen als Linien dargestellt. Durch höhere Überlappung werden im Single-Station-Szenario deutlich mehr Korrespondenzen gefunden

Im Vergleich zu vereinfachten Punktwolken, die mittels Point Sampling auf der Mesh-Oberfläche generiert werden, weisen VLS-4D-Daten realistische Punktverteilungen und Verdeckungsmuster auf (siehe Abb. 4). Diese realitätsnahen Eigenschaften sind wichtig, damit trainierte Modelle bzw. Validierungsergebnisse auch auf reale Daten übertragbar sind (Esmoris et al., 2024).

In unseren simulierten Szenarien (siehe Abb. 3 und 4) sind Bewegungseffekte, die innerhalb eines Scans sichtbar werden, noch nicht berücksichtigt. Schnelle Astbewegungen durch Windböen können allerdings zu sichtbaren Verzerrungen in der Punktwolke führen, die in der Datenprozessierung separat berücksichtigt werden müssen (Weiser & Höfle, 2026). Simulationen, die auch solche Effekte nachbilden, könnten noch realistischere simulierte Daten von bewegter Vegetation erzeugen.

Allgemein hängt der Realismus von simulierten Daten zentral von der virtuellen Szene und ihrer Dynamik sowie von der Modellierung des Laserscanning-Systems ab. Eine zentrale Herausforderung bei Simulationen besteht darin, die erforderliche Realitätsnähe für den konkreten Anwendungsfall einzuschätzen, und diese dann auch erreichen oder zumindest bewerten zu können. Das erfordert in der Regel den direkten Vergleich simulierter und echter Datensätze. Es sind also Experimente nötig, bei denen reale Daten möglichst nah repliziert werden, etwa indem Baum-Modelle aus echten Punktwolken rekonstruiert und Astbewegungen anhand echter Messungen modelliert werden. Für solche Realismus-Experimente sehen wir in der Zukunft einen wichtigen und großen Forschungsbedarf.

VLS-4D soll reale Daten also keinesfalls ersetzen, kann aber das Training von generalisierten Methoden zur Änderungsanalyse ermöglichen, wo es nicht praktikabel ist, reale Daten entsprechend zu annotieren. Zudem ermöglicht VLS-4D eine systematische und quantitative Validierung von Änderungsmethoden, während Ergebnisse für reale Daten oft nur visuell oder mittels Proxies bewertet werden können.

## 5 Fazit & Ausblick

Das vorgestellte Konzept des virtuellen Laserscannings dynamischer geographischer Szenen (VLS-4D), ermöglicht die Simulation von 3D-Zeitserien von Umweltprozessen für verschiedene LiDAR-Sensoren, Scaneinstellungen und Szenenkonfigurationen. In dieser Studie haben wir eine VLS-4D-basierte Methode zur Generierung annotierter, multi-temporaler Punktwolkendatensätze vorgestellt, die Vegetationsbewegungen zwischen Scans abbilden und sich dadurch für das Training und das Testen von

3D-Änderungsmethoden eignen. Mithilfe prozeduraler Algorithmen können realistische Baum-Modelle generiert und animiert werden, die als Eingangsszenen für die LiDAR-Simulation dienen. Synthetische VLS-4D-Datensätze haben den Vorteil, dass sie flächendeckende Referenzdaten beinhalten, beispielsweise als punktweise Bewegungsvektoren. Sie ergänzen dadurch reale Datensätze, in denen die manuelle Gewinnung von Referenzdaten aufwändig, mit Unsicherheit behaftet und oft nur für kleine Ausschnitte möglich ist. Weiterer Forschungsbedarf besteht in der Beurteilung des Realismus der simulierten Daten. Wir sehen in VLS-4D eine transformative wissenschaftliche Methode für das punktwolkenbasierte Umweltmonitoring, die insbesondere für Deep Learning-basierte Algorithmen zur Detektion und Quantifizierung von Vegetationsbewegungen eine wichtige Rolle spielen wird.

## Danksagung

Dieser Forschungsbeitrag wurde durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) im Rahmen der Projekte „VirtuaLearn3D“ (Projektnummer: 496418931) und „Fostering a community-driven and sustainable HELIOS++ scientific software“ (Projektnummer: 528521476) unterstützt. Wir danken außerdem unserem Kollegen Ronald Tabernig für seine wertvollen Anmerkungen.

## Literaturverzeichnis

- Albert, W., Weiser, H., Tabernig, R., & Höfle, B. (2025). Wind during terrestrial laser scanning of trees: Simulation-based assessment of effects on point cloud features and leaf-wood classification. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, X-G-2025, 25–32. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-x-g-2025-25-2025>
- Barbeito, I., Dassot, M., Bayer, D., Collet, C., Drössler, L., Löf, M., del Rio, M., Ruiz-Peinado, R., Forrester, D. I., Bravo-Oviedo, A., & Pretzsch, H. (2017). Terrestrial laser scanning reveals differences in crown structure of *Fagus sylvatica* in mixed vs. Pure European forests. *Forest Ecology and Management*, 405, 381–390. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.09.043>
- Brophy, M., Chaudhury, A., Beauchemin, S. S., & Barron, J. L. (2015). A Method for Global Non-rigid Registration of Multiple Thin Structures. 2015 12th Conference on Computer and Robot Vision, 214–221. <https://doi.org/10.1109/CRV.2015.35>

- Calders, K., Newnham, G., Burt, A., Murphy, S., Raunonen, P., Herold, M., Culvenor, D., Avitabile, V., Disney, M., Armston, J., & Kaasalainen, M. (2015). Nondestructive estimates of above-ground biomass using terrestrial laser scanning. *Methods in Ecology and Evolution*, 6(2), 198–208. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12301>
- Campos, M. B., Litkey, P., Wang, Y., Chen, Y., Hyyti, H., Hyyppä, J., & Puttonen, E. (2020). A Long-Term Terrestrial Laser Scanning Measurement Station to Continuously Monitor Structural and Phenological Dynamics of Boreal Forest Canopy. *Frontiers in Plant Science*, 11, 606752. <https://doi.org/10.3389/fpls.2020.606752>
- Chizhova, M., Popovas, D., Gorkovchuk, D., Gorkovchuk, J., Hess, M., & Luhmann, T. (2020). Virtual terrestrial laser scanner simulator for digitalisation of teaching environment: Concept and first results. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B5-2020, 91–97. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B5-2020-91-2020>
- de Jong, T. (2025). Dynamic Remote Sensing with the LIVOX AVIA LiDAR: Technical Evaluation and Comparative Analysis [M.Sc. thesis].
- Demol, M., Wilkes, P., Raunonen, P., Krishna Moorthy, S., Calderys, K., Gielen, B., & Verbeeck, H. (2022). Volumetric overestimation of small branches in 3D reconstructions of *Fraxinus excelsior*. *Silva Fennica*, 56(1). <https://doi.org/10.14214/sf.10550>
- Esmoris, A. M., Weiser, H., Winiwarer, L., Cabaleiro, J. C., & Höfle, B. (2024). Deep learning with simulated laser scanning data for 3D point cloud classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 215, 192–213. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2024.06.018>
- Hale, A., Butcher, A., & CansecoGPC. (2024). Sapling Tree Gen, version 0.3.4 [Computer software]. [https://docs.blender.org/manual/en/3.3/addons/add\\_curve/sapling.html](https://docs.blender.org/manual/en/3.3/addons/add_curve/sapling.html)
- Gastellu-Etchegorry, J.-P., Yin, T., Lauret, N., Grau, E., Rubio, J., Cook, B. D., Morton, D. C., & Sun, G. (2016). Simulation of satellite, airborne and terrestrial LiDAR with DART (I): Waveform simulation with quasi-Monte Carlo ray tracing. *Remote Sensing of Environment*, 184, 418–435. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.010>
- Liang, X., Kukko, A., Balenovic, I., Saarinen, N., Junttila, S., Kankare, V., Holopainen, M., Mokros, M., Surovy, P., Kaartinen, H., Jurjevic, L., Honkavaara, E., Nasi, R., Liu, J., Hollaus, M., Tian, J., Yu, X., Pan, J., Cai, S., ... & Hyyppä, J. (2022). Close-Range Remote Sensing of Forests: The state of the art, challenges, and opportunities for systems and data acquisitions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 10(3), 32–71. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2022.3168135>
- Li, Y., & Harada, T. (2022). Non-rigid Point Cloud Registration with Neural Deformation Pyramid. In S. Koyejo, S. Mohamed, A. Agarwal, D. Belgrave, K. Cho, & A. Oh (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35, 27757–27768. [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2022/file/b2077e6d66da612fcb701589efa9ce88-Paper-Conference.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2022/file/b2077e6d66da612fcb701589efa9ce88-Paper-Conference.pdf)
- Lindenbergh, R., Anders, K., Campos, M., Czerwonka-Schröder, D., Höfle, B., Kuschnerus, M., Puttonen, E., Prinz, R., Rutzinger, M., Voordendag, A., & Vos, S. (2025). Permanent terrestrial laser scanning for near-continuous environmental observations: Systems, methods, challenges and applications. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 17, 100094. <https://doi.org/10.1016/j.ophoto.2025.100094>
- Luo, Y., Xie, D., Qi, J., Zhou, K., Yan, G., & Mu, X. (2023). LESS LiDAR: A Full-Waveform and Discrete-Return Multispectral LiDAR Simulator Based on Ray Tracing Algorithm. *Remote Sensing*, 15(18), 4529. <https://doi.org/10.3390/rs15184529>
- Medic, T., Bömer, J., & Paulus, S. (2023). Challenges and recommendations for 3D plant phenotyping in agriculture using terrestrial lasers scanners. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, X-1/W1-2023, 1007–1014. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-1-W1-2023-1007-2023>
- Puttonen, E., Briese, C., Mandlbürger, G., Wieser, M., Pfennigbauer, M., Zlinszky, A., & Pfeifer, N. (2016). Quantification of Overnight Movement of Birch (*Betula pendula*) Branches and Foliage with Short Interval Terrestrial Laser Scanning. *Frontiers in Plant Science*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.00222>
- Puttonen, E., Lehtomäki, M., Litkey, P., Näsi, R., Feng, Z., Liang, X., Wittke, S., Pandžić, M., Hakala, T., Karjalainen, M., & Pfeifer, N. (2019). A Clustering Framework for Monitoring Circadian Rhythm in Structural Dynamics in Plants from Terrestrial Laser Scanning Time Series. *Frontiers in Plant Science*, 10, 486. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00486>
- Reitmann, S., Neumann, L., & Jung, B. (2021). BLAINDER-A Blender AI Add-On for Generation of Semantically Labeled Depth-Sensing Data. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 21(6). <https://doi.org/10.3390/s21062144>
- Seidel, D., Fleck, S., & Leuschner, C. (2012). Analyzing forest canopies with ground-based laser scanning: A comparison with hemispherical photography. *Agricultural and Forest Meteorology*, 154–155, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.10.006>

- Vaaja, M. T., Virtanen, J.-P., Kurkela, M., Lehtola, V., Hyypä, J., & Hyypä, H. (2016). The effect of wind on tree stem parameter estimation using terrestrial laser scanning. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, III–8, 117–122. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-III-8-117-2016>
- Wang, D., Puttonen, E., & Casella, E. (2022). PlantMove: A tool for quantifying motion fields of plant movements from point cloud time series. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 110, 102781. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102781>
- Weber, J., & Penn, J. (1995). Creation and rendering of realistic trees. *Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 119–128
- Wei, S., Yin, T., Dissegna, M. A., Whittle, A. J., Ow, G. L. F., Yusof, M. L. Mohd., Lauret, N., & Gastellu-Etchegorry, J.-P. (2020). An assessment study of three indirect methods for estimating leaf area density and leaf area index of individual trees. *Agricultural and Forest Meteorology*, 292–293, 108101. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108101>
- Weiser, H., & Höfle, B. (2026). Advancing vegetation monitoring with virtual laser scanning of dynamic scenes (VLS - 4D): Opportunities, implementations and future perspectives. *Methods in Ecology and Evolution*, 17(1), 33–51. <https://doi.org/10.1111/2041-210x.70189>
- Winiwarter, L., Anders, K., Schröder, D., & Höfle, B. (2022a). Virtual laser scanning of dynamic scenes created from real 4D topographic point cloud data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-2–2022, 79–86. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-2-2022-79-2022>
- Winiwarter, L., Esmoris Pena, A. M., Weiser, H., Anders, K., Martínez Sánchez, J., Searle, M., & Höfle, B. (2022b). Virtual laser scanning with HELIOS++: A novel take on ray tracing-based simulation of topographic full-waveform 3D laser scanning. *Remote Sensing of Environment*, 269, 112772. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112772>
- Wittke, S., Campos, M., Ruoppa, L., Echriti, R., Wang, Y., Gołoś, A., Kukko, A., Hyypä, J., & Puttonen, E. (2024). LiPheStream—A 18-month high spatiotemporal resolution point cloud time series of Boreal trees from Finland. *Scientific Data*, 11(1), 1281. <https://doi.org/10.1038/s41597-024-04143-w>
- Zhu, X., Liu, J., Skidmore, A. K., Premier, J., & Heurich, M. (2020). A voxel matching method for effective leaf area index estimation in temperate deciduous forests from leaf-on and leaf-off airborne LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 240, 111696. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111696>