Entwicklung und Evaluierung eines Web-Tools zur bezahlten crowd-basierten Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken

YIFEI YIN[1] , MICHAEL KÖLLE[2] & VOLKER WALTER[2]

Zusammenfassung: Mit dem rapiden Anstieg der Leistungsfähigkeit der Methoden des maschinellen Lerners wächst in den letzten Jahren auch zunehmend das Interesse an großen Mengen qualitativ hochwertiger Trainingsdatensätze. Um solche Datensätze möglichst gänzlich ohne den Einsatz eines Experten abzuleiten, kann bezahltes Crowdsourcing genutzt werden. Der Fokus der Arbeit liegt auf der bezahlten crowd-basierten Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken. Diese werden mittels eines implementierten Web-Tools durch minimal umschließende Zylinder annotiert. Die Qualität der Erfassungen wird durch einen Vergleich mit Referenzdaten bewertet. Um die Übereinstimmung mit diesen zu steigern, wird weiterhin das Potential einer Mehrfacherfassung aufgezeigt, um im Sinne der „Wisdom of the Crowd" die am best-angepassten Zylinder zu rekonstruieren.

1 Einleitung

Bei der Entwicklung überwachter Klassifikationsansätze kommen manuell annotierte Datensätze als Trainingsdaten zum Einsatz, um die zu trainierenden unbekannten Parameter möglichst optimal zu erlernen bzw. zu bestimmen. Dabei spielen die Menge und insbesondere die Qualität der Trainingsdatensätze eine wichtige Rolle. Zur Gewinnung solcher Datensätze bietet bezahltes Crowdsourcing die Möglichkeit, einfache Aufgaben wie Datenannotation ohne den Einsatz eines Experten an eine undefinierte Menge von Arbeitskräften auszulagern (SU et al. 2012). Die finanzielle Entlohnung pro Aufgabe liegt in der Regel im Bereich von einigen Cents, weshalb die Crowdworker auch oft als Microworker bezeichnet werden (HOSSFELD et al. 2012).
Viele bestehende Crowdsourcing-Aufgaben im Bereich der Geoinformation konzentrieren sich auf die Informationsextraktion aus 2D-Geodaten wie Satellitenbildern (ALBUQUERQUE et al. 2016), jedoch werden 3D-Geodaten wie Airborne Laser Scanning (ALS)-Punktwolken bisher kaum als Eingabedaten für Crowdsourcing-Aufgaben eingesetzt. Im Vergleich zu Bildern, die relativ einfach für ungeschulte Nutzer zu interpretieren sind, ist die Datenerfassung aus 3D-Punktwolken erheblich anspruchsvoller, da das Arbeiten mit 3D-Daten auf 2D-Bildschirmen ein stärkeres räumliches Vorstellungsvermögen erfordert. Zudem können sich aufgrund der schwankenden Punktdichte Interpretationsschwierigkeiten ergeben (HACKEL et al. 2017).
In HERFORT et al. (2018) wird ein Crowdsourcingprojekt zur Informationsextraktion aus 3D-Punktwolken von einzelnen grob vorsegmentierten Bäumen präsentiert, welches eine direkte Interaktion mit den 3D-Punktwolken realisiert und Aufgaben wie binäre Klassifikation umfasst. Die Crowdaufgaben werden dabei zum einen freiwillig von Nutzern bearbeitet und erfordern zum anderen keine Interpretation von Objekten in einem räumlichen komplexen Kontext, da die

[1] Universität Stuttgart, E-Mail: st146807@stud.uni-stuttgart.de
[2] Universität Stuttgart, Institut für Photogrammetrie, Geschwister-Scholl-Str. 24D, D-70174 Stuttgart, E-Mail: [michael.koelle, volker.walter]@ifp.uni-stuttgart.de

verwendeten 3D-Punktwolken von Bäumen in einem ersten Vorverarbeitungsschritt segmentiert und somit von deren Umgebung bereits getrennt wurden. Nach unserem Wissensstand gibt es bisher noch keine Arbeit, welche die Erfassung von Objekten direkt in komplexen 3D-Szenen mittels bezahlter Crowdsourcing ermöglicht.
Nach WALTER et al. (2018) können mit bezahltem Crowdsourcing zwar hochqualitative Daten geliefert werden, jedoch sind die Ergebnisse hinsichtlich der Qualität typischerweise sehr inhomogen (WALTER et al. 2018). Die Arbeit stellt eine mögliche Lösung dieses Problems dar, indem durch Crowdworker mehrfach gesammelte Daten zu einem Gesamtergebnis integriert werden. Die integrierten Ergebnisse können eine höhere Qualität aufweisen als die einzelnen Ergebnisse.
Um große Mengen von annotierten Daten mit hoher Qualität für das Training von überwachten Ansätzen zur Klassifizierung von 3D-Punktwolken bereitstellen zu können, ist es von großem Interesse, das Potential einer bezahlten crowd-basierten Erfassung von komplexen Objekten wie Bäumen in 3D-Szenen zu nutzen und die Qualität der mittels bezahltem Crowdsourcing erhaltenen Daten im Sinne der *„Wisdom of the Crowd“* durch Mehrfacherfassung zu steigern.
Im Rahmen dieser Arbeit werden drei Ziele verfolgt, (i) ein Web-Tool zur bezahlten crowd-basierten Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken mittels minimal umschließender Zylinder zu erstellen, (ii) die von bezahlten Crowdworkern mit dem entwickelten Web-Tool erfassten Daten mit den Referenzdaten zu vergleichen und hinsichtlich der Qualität zu analysieren und (iii) die durch einzelne Crowdworker mehrfach erfassten Bäume im Sinne einer Mehrheitsentscheidung zu integrieren und die am bestangepasstesten Zylinder zu rekonstruieren.

2 Methodik

2.1 Datengewinnung

Für die Datenerfassung wird zunächst ein Web-Tool entwickelt, welches es ermöglicht, Bäume aus 3D-Punktwolken mittels minimal umschließender Zylinder zu erfassen (siehe Abb. 1). Die Crowdworker können per Maus die 3D-Punktwolken drehen, verschieben und hineinzoomen, um einen dreidimensionalen Eindruck der Eingabedaten zu gewinnen. Zur Erfassung von Bäumen können die Crowdworker Zylinder per Maus positionieren, sowie den Radius und die Höhe der Zylinder skalieren, um einen jeden einzelnen Baum optimal zu approximieren.
Als Eingabedaten werden ALS Punktwolken verwendet. In Abb.2. werden die zwei verwendeten Datensätzen dargestellt. Die Grundlage des V3D-Datensatzes ist der *ISPRS Vaihingen 3D Semantic Labeling Benchmark* Datensatz (NIEMEYER et al. 2014). Der sognannte M3D-Datensatz wurde im Rahmen der turnusmäßigen Landesbefliegung im März 2016 erfasst und umfasst die Umgebung des Mercedes-Benz-Museums in Stuttgart. Fünf Ausschnitte aus dem V3D-Datensatz und 14 Ausschnitte aus dem M3D-Datensatz werden ausgewählt, die jeweils einen kreisförmigen Bereich mit einem Radius von 50 m darstellen. Der Erfassungsbereich beschränkt sich auf einen Kreis mit einem Radius von 30 m, um die Komplexität der Aufgabe zu reduzieren, trotzdem aber den räumlichen Kontext zu erhalten.
Das entwickelte Web-Tool wird dann über die Crowdsourcing-Plattform *microWorkers* (www.microWorkers.com) den Crowdworkern zugänglich gemacht. Den Crowdworkern wird jeweils ein Ausschnitt der zu annotierenden Punktwolke zur Verfügung gestellt, wobei die Daten

serverseitig vorgehalten werden. Die von Crowdworkern erfassten Daten, in diesem Fall die Positionen, Radien und Höhen der Zylinder, werden am Ende wieder an den Server gesendet und gespeichert. Im Sinne einer redundanten Erfassung, wird jeder Punktwolkenausschnitt von je 10 Crowdworkern erfasst.

Abb. 1: Implementiertes Web-Tool zur Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken

Abb. 2: Kolorierte ALS Punktwolke und davon ausgewählte kreisförmige Erfassungsbereiche mit einem Radius von 30 m (*links*: V3D-Datensatz, *rechts*: M3D-Datensatz)

2.2 Qualitätsanalyse

Die Qualitätsanalyse der Objektextraktion aus 3D-Punktwolken kann entweder auf Punktlevel oder Objektlevel basieren (RUTZINGER et al. 2009). Da die Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken mittels minimal umschließender Zylinder in erster Linie auf Objektlevel bezogen ist, konzentriert sich die Evaluation in dieser Arbeit daher auf objekt-basierte Qualitätsmaße.

Eine besondere Schwierigkeit der objekt-basierten Auswertung liegt darin, dass die Anzahl der Instanzen in den Referenzdaten und den zu evaluierenden Daten unterschiedlich sein kann. Anders formuliert, wird sich nicht immer eine 1:1-Beziehung zwischen Referenzdaten und den zu evaluierenden Daten ergeben. Wie in Abb. 3 zu sehen ist, können zum einen mehrere Referenzzylinder durch einen großen Zylinder von Crowdworkern erfasst werden (*n*:1-Beziehung) und zum anderen kann ein Referenzzylinder zwei oder mehr von Crowdworkern erfasste Zylinder beinhalten (1:*n*-Beziehung). Außerdem können *n*:*m*-Beziehungen ebenfalls vorkommen, wobei mehrere Instanzen aus beiden Datensätzen miteinander korrespondieren.

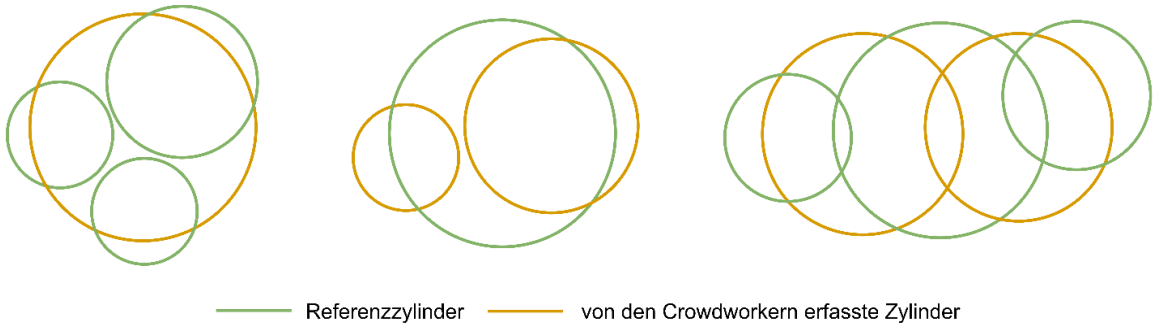

Abb. 3: Unterschiedliche Beziehungen zwischen den Referenzzylindern und den von Crowdworkern erfassten Zylindern (Draufsicht auf die Zylinder, *links*: *n*:1-Beziehung, *Mitte*: 1:*n*-Beziehung, *rechts*: *n*:*m*-Beiziehung)

Hierbei wird eine objekt-basierte Auswertungsmethode mittels Evaluation der gegenseitigen Überlappung in (ROTTENSTEINER et al. 2005) angewendet. Zur Erweiterung dieser Methode im dreidimensionalen Fall für Zylinder wird die Berechnung der Überlappung auf Schnittvolumen von Zylindern adaptiert. Die Referenzzylinder werden mit dem implementierten Web-Tool manuell sorgfältig erfasst. Die von den Crowdworkern erstellten Zylinder werden als *True Positive* Erfassungen bezeichnet, wenn diese hinsichtlich des Volumens mindenstens 50% von den korrespondierenden Referenzzylindern überdeckt werden.

Zur Evaluation der crowd-basierten Erfassungen von Bäumen werden drei Qualitätsmaße, die Vollständigkeit *Comp* (auch *Recall, Producer's Accuracy*), Korrektheit *Corr* (auch *Precision, User's Accuracy*) und Qualität Q (siehe Gl. 1) bestimmt. Die Vollständigkeit *Comp* zeigt den Anteil von Bäumen in den Referenzdaten, die ebenfalls als *Baum* von Crowdworkern erfasst werden. Die Korrektheit *Corr* stellt dar, wie viel Prozent der von Crowdworkern als *Baum* annotierten Instanzen in den Referenzdaten tatsächlich zur Klasse *Baum* gehören. Die Qualität Q liefert ein Maß zur Bewertung der Gesamtleistung der Erfassung, wobei sowohl die Vollständigkeit als auch die Korrektheit berücksichtigt werden.

$$Q = \frac{Comp \cdot Corr}{Comp + Corr - Comp \cdot Corr} \tag{1}$$

2.3 Datenintegration

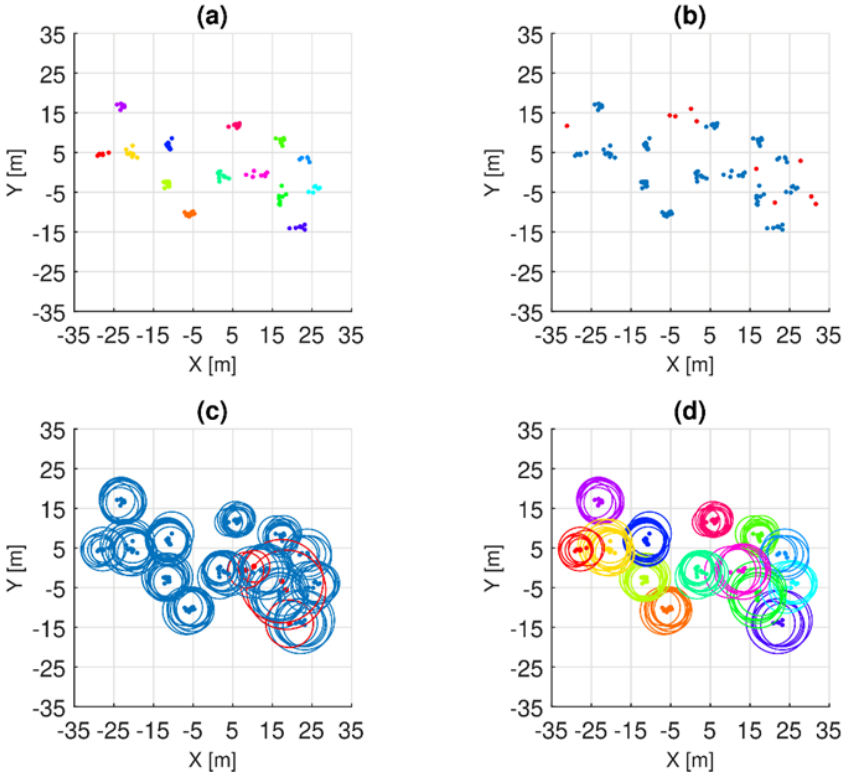

Abb. 4: Ablauf der Datenintegration: (a) Einteilung der Zylinder anhand der Positionen in Gruppen mittels DBSCAN (b) Filterung von Rauschpunkten mittels DBSCAN (*blau*: korrekte Erfassungen, *rot*: Ausreißer) (c) Ausreißerdetektion anhand gegenseitiger Überlappung (*blau*: korrekte Erfassungen, *rot*: Ausreißer) (d) Endergebnisse (farbkodiert je Baumcluster)

Abb. 4 stellt den Ablauf der Datenintegration dar. Die durch einzelne Crowdworker mehrfach erfassten Zylinder werden integriert, indem in erster Linie nur die Positionen der Zylinder im Rahmen eines Clusterings betrachtet werden und nach dem Verfahren DBSCAN (ESTER et al. 1996) ohne Verwendung der Referenzdaten automatisch in Gruppen eingeordnet werden (siehe Abb. 4a). Jede Gruppe beinhaltet die Zylinder, die von Crowdworkern zur Annotation eines einzelnen Baums mehrfach erfasst werden. Außerdem können falsch erfasste Zylinder wegen der stark unterschiedlichen Positionen mit DBSCAN als Ausreißer detektiert und eliminiert werden (siehe Abb. 4b).

Für jede Gruppe wird ein gemittelter Zylinder durch Mittelwertbildung der Positionen, Radien und Höhen der zugehörigen Zylinder rekonstruiert. Zur Eliminierung der Ausreißer mit stark unterschiedlichen Zylindergrößen wird das Schnittvolumen V_s zwischen dem gemittelten Zylinder l_m mit einem Volumen V_m und einem jeden dem Cluster zugehörigen Zylinder l_n mit einem Volumen V_n berechnet. Basierend auf den Schnittvolumen werden zwei Quoten q_m=V_s/V_m bzw. q_n=V_s/V_n der gegenseitigen Überlappung abgeleitet. Ist q_m und q_n kleiner als 50%, wird der entsprechende Zylinder l_n wegen geringer gegenseitiger Überlappung mit dem gemittelten Zylinder l_m als Ausreißer angesehen und eliminiert (siehe Abb. 4c). Nach dem Clustering und der Ausreißerdetektion werden die gemittelten Zylinder für jedes Baumcluster rekonstruiert (siehe Abb. 4d).

3 Ergebnisse & Diskussion

3.1 Evaluation der Erfassung durch einzelne Crowdworker

Tab. 1: Durchschnittliche Vollständigkeit (*Comp*), Korrektheit (*Corr*) und Qualität (*Q*) der Erfassung von Bäumen aus beiden Datensätzen durch einzelne Crowdworker

Datensatz	*Comp* (%)	*Corr* (%)	*Q* (%)
V3D	85.19	92.64	79.37
M3D	92.42	96.82	89.58

Aus Tab. 1 geht hervor, dass die durchschnittliche Korrektheit *Corr* für beide Datensätze eine Genauigkeit von über 90% erreicht. Dagegen liegt die durchschnittliche Vollständigkeit *Comp* beim V3D-Datensatz bei einen Wert von 85%. Die bessere Performance der Korrektheit gegenüber der Vollständigkeit weist darauf hin, dass die von Crowdworkern als *Baum* annotierten Objekte verglichen mit den Referenzdaten in den meisten Fällen tatsächlich Bäume sind, jedoch nicht alle Bäume bei der Erfassung identifiziert werden.
Die durchschnittliche Qualität *Q* der Erfassungen beim M3D-Datensatz ergibt sich zu 89.58%, welche um 10 Prozentpunkte höher als die entsprechende Qualität des V3D-Datensatzes ausfällt. Durch den Vergleich der Qualitätsmaße von beiden Datensätzen kann festgestellt werden, dass der M3D-Datensatz durch die Crowd genauer erfasst werden kann als der V3D-Datensatz. Ein Grund dafür liegt darin, dass im V3D-Datensatz komplexere Szenen enthalten sind, wobei bei der Erfassung der Bäume eine Abgrenzung zu anderen Vegetationsklassen, wie vor allem Büsche, erforderlich ist. Demgegenüber liegen beim M3D-Datensatz hauptsächlich eindeutig als Baum identifizierbare Instanzen vor. Darüber hinaus kann der Unterschied der Punktdichte zwischen beiden Datensätzen ein weiterer Grund sein. Die Punktdichte des V3D-Datensatzes liegt zwischen 4 und 7 Punkten/m^2, während die Punktdichte des M3D-Datensatzes zwischen 4 und 32 Punkten/m^2 variiert. Eine höhere Punktdichte kann Crowdworkern bei der Erfassung visuell helfen den räumlichen Kontext von Punktwolken besser zu interpretieren.

3.2 Evaluation der integrierten Ergebnisse aus Mehrfacherfassung

Tab. 2: Durchschnittliche Vollständigkeit (*Comp*), Korrektheit (*Corr*) und Qualität (*Q*) der gemittelten Zylinder nach der Datenintegration aus beiden Datensätzen

Datensatz	*Comp* (%)	*Corr* (%)	*Q* (%)
V3D	97.28	100.00	97.28
M3D	99.68	100.00	99.68

Die durchschnittlichen Qualitätsmaße der mittels Datenintegration rekonstruierten gemittelten Zylinder aus beiden Datensätzen werden in Tab. 2 aufgelistet. Auffällig ist, dass alle Qualitätsmaße nach der Datenintegration eine sehr hohe Genauigkeit von mindestens 97% erreichen. Vor allem erzielen die integrierten Zylinder von beiden Datensätzen eine Korrektheit von 100%. Das bedeutet, dass alle mittels Datenintegration rekonstruierten Zylinder tatsächlich zur Klasse *Baum* gehören. Für den M3D-Datensatz werden die integrierten Zylinder von allen Punktwolkenausschnitten zusammengefasst und in Abb. 5 dargestellt.

Abb. 5: Darstellung der integrierten Ergebnisse des gesamten M3D-Datensatzes (*links*: kolorierte Punktwolke als Eingabedaten, *rechts*: durch Datenintegration rekonstruierte gemittelte Zylinder)

Abb. 6 verdeutlicht die erhebliche Qualitätssteigerung der erfassten Daten durch die vorgestellte Datenintegration. Durch diese lässt sich die durchschnittliche Qualität der integrierten Erfassungen beim V3D-Datensatz um mehr als 15 Prozentpunkte steigern. Auch die Genauigkeit der einzelnen Erfassungen beim M3D-Datensatzes kann durch die Datenintegration um ca. 10 Prozentpunkte gesteigert werden. Dieser Anstieg verifiziert das Dogma der *„Wisdom of the Crowd“*. Damit ist gemeint, dass die Integration der Entscheidungen mehrerer Personen oft bessere Ergebnisse liefert als diejenigen einzelner Individuen. Solange ein Teil der Crowdworker einen Baum in den Punktwolken erfolgreich erkennt, werden die Erfassungen von diesem Baum bei der Datenintegration berücksichtigt und schließlich wird ein entsprechend gemittelter Zylinder rekonstruiert. Infolgedessen können die von einigen Crowdworkern übersehenen Bäume dennoch mittels Datenintegration redetektiert werden. Zusätzlich erlaubt diese die Rekonstruktion von am best-angepassten Zylindern.

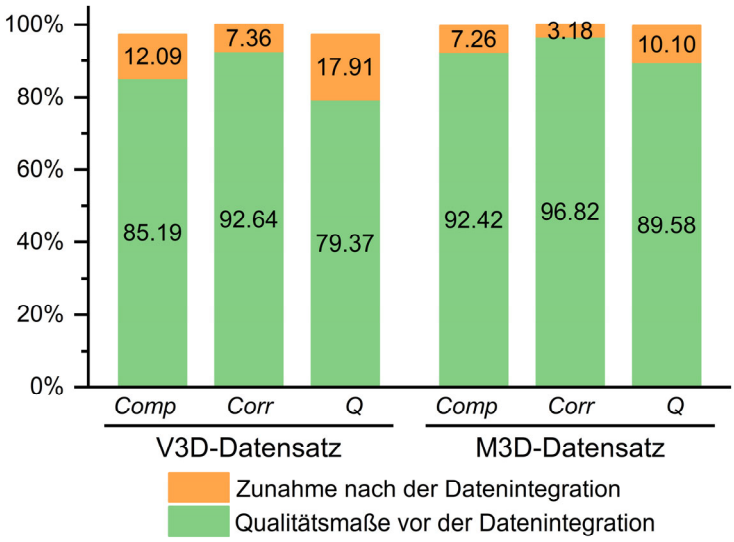

Abb. 6: Steigerung der durchschnittlichen Qualitätsmaße mittels Datenintegration

3.3 Evaluation der einzelnen Zylinderparameter

Für die gemittelten Zylinder werden die Differenzen der einzelnen Parameter (Position, Radius und Höhe) unter Verwendung der Referenzdaten gebildet. Abb. 7 stellt die relative Frequenz der Differenzen zwischen den gemittelten Zylindern und Referenzzylindern dar. Nach der Datenintegration liegt die durchschnittliche Abweichung der Position bei 0,73 m. Die Positionen der gemittelten Zylinder weisen in den meisten Fällen geringe Abweichungen von unter 1 m zu den Referenzzylindern auf. Die durchschnittliche Abweichung des Radius beträgt lediglich 0,35 m und der Höhe 0,34 m. Darüber hinaus liegt die maximale relative Frequenz der Differenzen bezüglich des Radius und der Höhe nahe Null. Dies zeigt, dass die Radien und Höhen der gemittelten Zylinder weitgehend an die Referenzzylinder angepasst werden können.

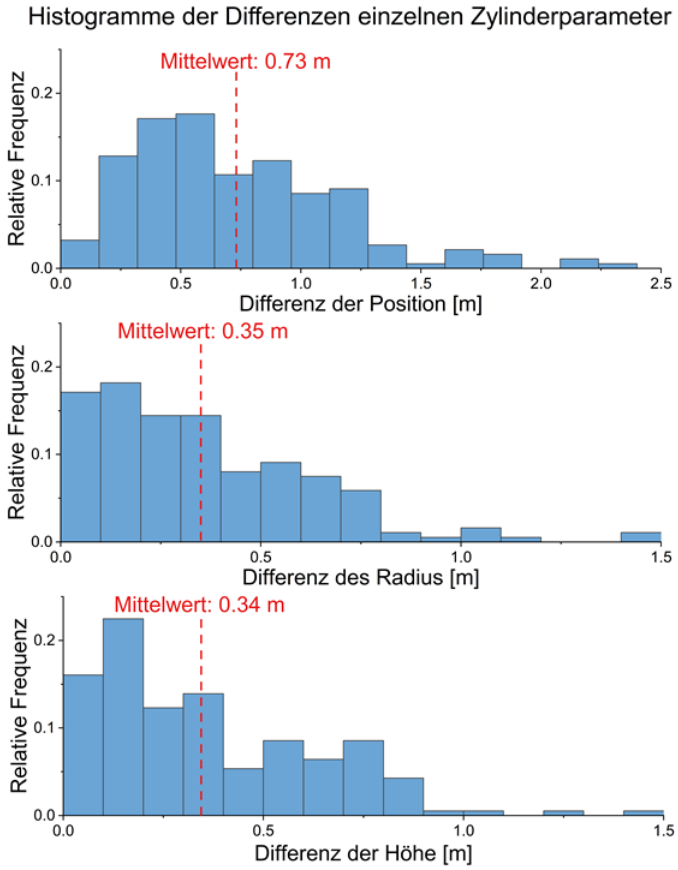

Abb. 7: Verteilungen der Differenzen der einzelnen Parameter zwischen den Referenzzylindern und den gemittelten Zylindern

Ein Teil der Erfassungen vor der Datenintegration beinhaltet fälschlicherweise annotierte Objekte, die tatsächlich keine Bäume repräsentieren. Darüber hinaus werden mehrere räumlich nahliegende Bäume von einigen Crowdworkern in einem großen Zylinder zusammengefasst. Daher ist es schwer, für die von den Crowdworkern erfassten Zylinder eine 1:1-Zuordnung zu den korrespondierenden Referenzzylindern festzulegen und die Abweichungen der einzelnen Parameter zu bestimmen. Zur visuellen Evaluation der Zylinderpositionen vor und nach der

Datenintegration, werden in Abb. 8 die Positionen aller erfassten Zylinder vor der Datenintegration, den gemittelten Zylindern nach der Datenintegration sowie den Referenzzylindern für einen repräsentativen Punktwolkenausschnitt gegenübergestellt. Es zeigt sich, dass mittels Datenintegration Erfassungen mit stark abweichenden Positionen als Ausreißer detektiert und eliminiert werden können. Außerdem nähern sich die gemittelten Zylinder in den meisten Fällen den Referenzzylindern an und weisen eine höhere Übereinstimmung mit den Referenzdaten als die der einzelnen Erfassungen auf.

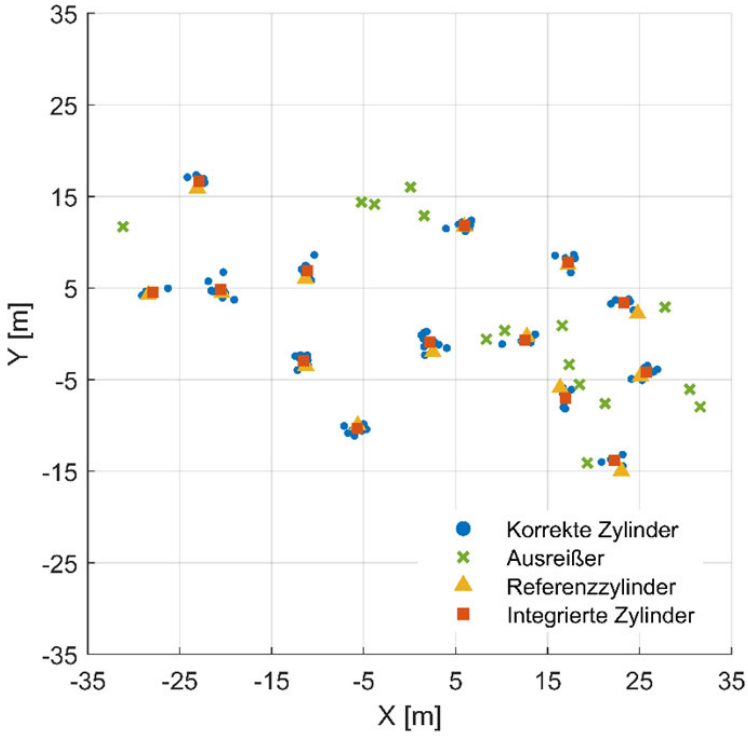

Abb. 8: Positionen der Zylinder vor und nach der Datenintegration für einen Punktwolkenausschnitt

4 Fazit & Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein Web-Tool zum Zweck der bezahlten crowd-basierten Erfassung von Bäumen aus 3D-Punktwolken mittels minimal umschließender Zylinder implementiert. Die Qualität der mittels des erstellten Web-Tools erfassten Daten hängt von der Komplexität der 3D-Szene ab. Für leicht interpretierbare Datensätze, die hauptsächlich klar strukturierte Bäume mit einem eindeutig sichtbaren Stamm und einer ausgeprägten Krone enthalten, können die von den Crowdworkern erfassten Daten eine Qualität von über 90% erreichen. Hingegen erzielen die Erfassungen bei komplexeren Datensätzen nur eine Qualität von unter 80%. Aufgrund der inhomogenen Qualität der durch bezahltes Crowdsourcing erhaltenen Daten werden die von Crowdworkern mehrfach erfassten Zylinder im Sinne einer Mehrheitsentscheidung integriert. Durch Datenintegration kann die Übereinstimmung mit den Referenzdaten gesteigert werden, sodass eine hohe Qualität von über 95% erreicht wird. Außerdem werden die Positionen und die Ausmaße der durch Datenintegration rekonstruierten Zylinder weitgehend an die Referenzzylinder

angepasst. Die Ergebnisse zeigen, dass Crowdsourcing ein erhebliches Potential hinsichtlich der Annotation von 3D-Punktwolken aufweist und die integrierten Ergebnisse aus Mehrfacherfassung hohe Qualität erreichen können.
Allerdings können die zur Erfassung von Bäumen erstellten Zylinder auch andere Klassen wie *Boden* und *Niedrige Vegetation* beinhalten. Es ist sinnvoll weiter zu untersuchen, wie die mittels Zylinder erfassten Daten in einem weiteren Schritt nachbearbeitet werden können, um irrelevante Objekte zu filtern.

5 Danksagung

Die Autoren danken dem Landesamt für Geoinformation und Landentwicklung (LGL) Baden-Württemberg für die Bereitstellung der ALS-Punktwolken der Stadt Stuttgart.

6 Literaturverzeichnis

ALBUQUERQUE, J., HERFORT, B. & ECKLE, M., 2016: The tasks of the crowd: A typology of tasks in geographic information crowdsourcing and a case study in humanitarian mapping. Remote Sensing **8**(10), 859.

ESTER, M., KRIEGEL, H.P., SANDER, J. & XU, X., 1996: A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Proceedings of Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining **96**(34), 226-231.

HACKEL, T., SAVINOV, N., LADICKY, L., WEGNER, J. D., SCHINDLER, K. & POLLEFEYS, M., 2017: Semantic3d. net: A new large-scale point cloud classification benchmark. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences **IV**-1/W1, 91-98.

HERFORT, B., HOEFLE, B., & KLONNER, C., 2018: 3D micro-mapping: Towards assessing the quality of crowdsourcing to support 3D point cloud analysis. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **137**, 73-83.

HOSSFELD, T., HIRTH, M. & TRAN-GIA, P., 2012: Aktuelles Schlagwort: Crowdsourcing. Informatik Spektrum **35**(3), 204-208.

NIEMEYER, J., ROTTENSTEINER, F. & SOERGEL, U., 2014: Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, **87**, 152-165.

ROTTENSTEINER, F., TRINDER, F., CLODE, S. & KUBIK, K., 2005: Using the Dempster–Shafer method for the fusion of LIDAR data and multi-spectral images for building detection. Information fusion **6**(4), 283-300.

RUTZINGER, M., ROTTENSTEINER, F. & PFEIFER, N., 2009: A comparison of evaluation techniques for building extraction from airborne laser scanning. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, **2**(1), 11-20.

SU, H., DENG, J. & FEI-FEI, L., 2012: Crowdsourcing annotations for visual object detection. AAAI Workshops.

WALTER, V. & SOERGEL, U., 2018: Implementation, Results, and Problems of Paid Crowd-Based Geospatial Data Collection. PFG–Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science **86**(3-4), 187-197.