

---

# Registrierung topobathymetrischer Punktwolken zur Änderungsdetektion

Richard BOERNER, Yusheng XU, Ludwig HOEGNER, Uwe STILLA

Technische Universität München, Photogrammetrie und Fernerkundung ·  
(richard.boerner, yusheng.xu, ludwig.hoegner, stilla)@tum.de

## Zusammenfassung

In diesem Beitrag wird eine Verarbeitungskette von der Segmentierung über die Klassifikation bis zur Koregistrierung auf Basis von Volumenclustern (Voxel) vorgestellt. Die Voxel dienen hier nicht nur der Nachbarschaftsanalyse, sondern sind selbst Träger von Attributen, die aus den in ihnen enthaltenen Punkten abgeleitet werden. Auf diese Art kann auch unebenes und teilweise von Vegetation überdecktes Gelände segmentiert werden. An der Koregistrierung einer Laserpunktwolke (ALS) und einer photogrammetrischen Punktwolke (UAV) wird gezeigt, dass sich eine deutliche Steigerung der Robustheit bei unterschiedlichen Punktdichten und Rauschverhältnissen und bei der Koregistrierung von Punktwolken verschiedener Sensoren gegenüber rein punktbasierten Verfahren erreichen lässt.

## 1. Einleitung

Verfahren zur markerlosen Registrierung von Punktwolken lassen sich in zwei Kategorien einordnen: Verfahren die auf geometrischen Primitiven basieren und Verfahren die auf Punktkorrespondenzen basieren. Bei den Verfahren auf Basis geometrischer werden Geraden (HABIB et al. 2005), Ebenen (XIAO et al. 2013, oder Oberflächen (GE & WUNDERLICH 2016) in der Punktwolke geschätzt. Diese Verfahren sind unabhängig von der Dichte der Punktwolke, besitzen aber aufgrund der Generalisierung eine geringere Genauigkeit. In natürlichen unbebauten Szenerien sind solche geometrischen Strukturen jedoch meist kaum vorhanden. Punktbasierte Verfahren sind unabhängig von der Szene und besitzen eine höhere Genauigkeit. Hier werden korrespondierende Punkte in beiden Punktwolken auf Basis von SIFT Features (WEINMANN et al. 2011), DoG Features (THEILER et al. 2014) und FPFH basierte Features (WEBER et al. 2015), sowie korrespondierende Punkte auf Basis von semantischer Information (YANG et al. 2016) gesucht. Lediglich auf dem Abstand benachbarter Punkte der beiden Punktwolken basiert der ICP-Algorithmus (BESL & MCKAY 1992), der daher gute Näherungswerte der Orientierungen benötigt. Punktbasierte Verfahren haben Schwierigkeiten mit unterschiedlichen Punktdichten oder Rauschverhältnissen. Das hier vorgestellte Verfahren besteht aus einer Kombination von punktbasiertem und geometrie-basiertem Ansatz.

## 2. Methode

Es wird für die Laserpunktwolke davon ausgegangen, dass in einer Full-Waveform-Analyse für die 3D-Punkte die zusätzlichen Attribute „number of returns“ (Anzahl der aus einem Laserpuls extrahierten Punkte) und „return number“ (wievielter Punkt im Strahlengang) vor-

liegen. Es werden die Punkte dem Boden zugeordnet, deren „return number“ gleich der „number of returns“ ist, die also als letzte Pulsantwort („last pulse“) identifiziert wurden. Dies gilt aber neben den Bodenpunkten auch z.B. für Baumstämme. Daher werden die 3D-Punkte zur Segmentierung in ein Voxelgitter überführt. Nur ein Voxel, dessen Punkte überwiegend die Punktklassen „single pulse“ oder „last pulse“ haben, kommt als Boden-Voxel in Frage. Außerdem wird zusätzlich geprüft, dass das Boden-Voxel keinen Nachbarn unterhalb besitzt. Nicht durch dieses Verfahren unterschieden wird jedoch zwischen echten Bodenpunkten und Gebäudepunkten. Diese Unterscheidung kann wie in BOERNER et al. (2017) durch einen Gradientenabstieg realisiert werden. Im Rahmen der Registrierung werden Gebäude aber bewusst dem Bodensegment zugeordnet, um zusätzliche Struktur im Oberflächenmodell zu erzeugen.

Im Anschluss an die Filterung werden die Bodenpunkte verwendet, um ein reguläres 2.5D Gitter zu erzeugen. Das Gitter wird wie in FÖRSTNER & WROBEL (2016, 758 f.) in einer globalen Optimierung nach der Methode der kleinsten Quadrate bestimmt. Regularisierungen werden zur Glättung des Modells genutzt. Im stochastischen Modell wird die Messgenauigkeit jedes 3D Punktes berücksichtigt. Für die Zellen des Gitters wird zusätzlich die Rekonstruktionsgenauigkeit aus der Messgenauigkeit der Eingangsdaten bestimmt. Ziel der Registrierung ist die Bestimmung der Parameter der rigiden Transformation

$$\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} = m \cdot \mathbf{R} \cdot \begin{pmatrix} x - x_0 \\ y - y_0 \\ z - z_0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

mit der Rotation  $\mathbf{R}$ , dem Maßstab  $m$  und der Translation  $(x_0, y_0, z_0)$ . Die Parameter werden durch eine Minimierung des Abstandes der Punkte in der Zielpunktwolke zum Oberflächenmodell der Referenzpunktwolke in der Zielfunktion  $\Omega$  bestimmt.

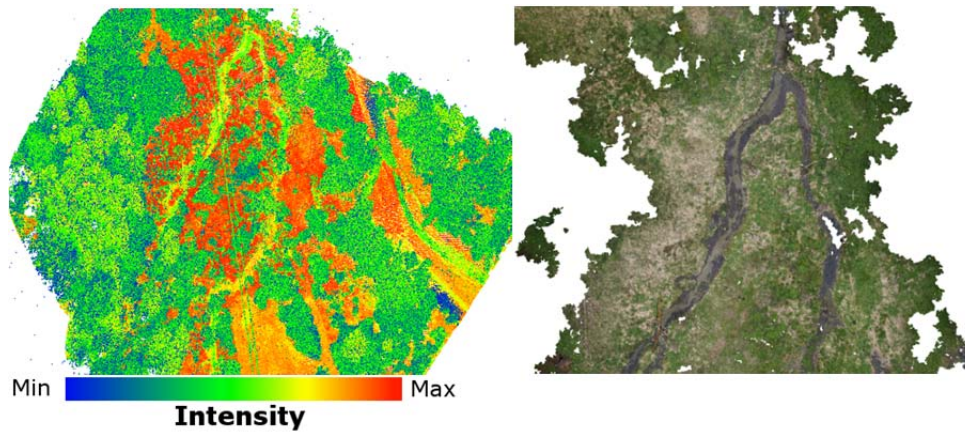
$$\Omega = \sum_m \frac{1}{\sigma_m^2} (z(t_{x,m}, t_{y,m}) - t_{z,m})^2 \quad (2)$$

Die Varianz der Distanz  $\sigma_m^2$  setzt sich aus den Varianzen der gemessenen Koordinaten und der Höhenvarianz des Punktes auf dem Oberflächenmodell zusammen (BOERNER et al. 2018). Sie dient als Gewicht der Beobachtung und ist groß in Bereichen, die aufgrund geringer Beobachtungen in der Referenzpunktwolke ungenau rekonstruiert wurden. Aufgrund der Nichtlinearität der Transformation wird die Registrierung iterativ gelöst. Bei jeder Iteration erfolgt zusätzlich zur Gewichtung der Einzelbeobachtungen eine Ausreißerdetektion auf Grundlage eines dynamischen Schwellenwerts für die Distanz des Punktes zum Modell.

### 3. Evaluierung des vorgestellten Verfahrens

Die Laserpunkt wolke wurde mit einem Punktabstand von 1 dm innerhalb der Scanzeile und 5 dm zwischen den Scanzeilen aufgenommen. Die photogrammetrische Punkt wolke wurde in einer UAV-Befliegung mit einem Punktabstand von 6 cm erzeugt (Abb. 1). Zur Evaluierung der Genauigkeit der Registrierung wird der Zieldatensatz mit zufällig gewählten Näherungswerten transformiert und die Abweichung der Parameter nach der Registrierung begutachtet. Tabelle 1 zeigt einen Vergleich des vorgestellten Verfahrens mit dem ICP-Verfahren. Das vorgestellte Verfahren schneidet numerisch etwas schlechter ab, was an der Generalisierung der Referenz zu einem Oberflächenmodell liegt. Außerdem lässt die eher flache Testszene darauf schließen, dass die Translation entlang des Flusslaufes und die

Rotation um die Z-Achse nicht vollständig gelöst werden können. Es fällt aber auf, dass trotz numerisch guter Ergebnisse der ICP einen Versatz in der Registrierung aufweist (Abb. 2). Gründe könnten die stark unterschiedliche Punktdichte und die unterschiedlich glatt gemessene Oberfläche sein. Während der ICP auf diese Unterschiede anfällig reagiert, liefert das vorgestellte Verfahren zuverlässige Transformationsparameter. Eine Untersuchung der Szene auf den Einfluss der Initialwerte zeigt, dass die Registrierung mit translationswerten im Bereich von 5 m und Rotationswerten im Bereich von bis zu 3 Grad konvergiert.



**Abb. 1:** Überblick des Testgebietes. Links: LiDAR Daten; Rechts: Photogrammetrische Punktwolke aus der UAV Befliegung.



**Abb. 2:** Vergleich der Registrierungsergebnisse, links: ICP, rechts: unseres. Die Unterschiede sind besonders in den markierten Bereichen sichtbar.

**Tabelle 1:** Vergleich der Genauigkeiten des ICP und des vorgestellten Verfahrens.

Method	Initial	ICP	Unsere
Translation x [m]	1.0	-0.11	-0.42
Translation y [m]	-3.0	0.07	-0.04
Translation z [m]	5.0	-0.004	-0.01
Rotation um x [grad]	0.97	0.0009	0.001
Rotation um y [grad]	-1.95	-0.0009	-0.002
Rotation um z [grad]	2.98	0.003	-0.27

## 4. Zusammenfassung und Ausblick

Mit dem vorgestellten Verfahren lassen sich die Messgenauigkeiten der Punktwolken in das Voxelgitter übertragen und für einen zukünftigen Test auf signifikante Änderungen verwenden. Dadurch arbeitet das beschriebene Verfahren mit unterschiedlich dichten und unterschiedlich glatt gemessenen Punktwolken verschiedener Sensoren. Der Hauptkontext der zukünftigen Änderungsdetektion sind Flussgebiete, welche keine bis wenig urbanen Szenen zeigen.

Diese Arbeit ist gefördert von der Bayerischen Forschungsförderung, Projekt "Schritthaltende 3D-Rekonstruktion und -Analyse (AZ-1184-15)", Sub-Projekt „Änderungsdetektion in Punktwolken“. Die Luftbefliegung wurde von der Firma „SteinbacherConsult“ durchgeführt.

## Literatur

- BESL, P. J. & MCKAY, N. D. (1992): Method for registration of 3-d shapes. In: Robotics-DL tentative, International Society for Optics and Photonics, pp. 586–606.
- BOERNER, R., XU, Y., HOEGNER L., BARAN, R., STEINBACHER, F. & STILLA, U. (2018): DEM based registration of multi-sensor airborne point clouds exemplary shown on a river side in non urban area. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-2: 109–116
- BOERNER, R., HOEGNER, L. & STILLA, U. (2017): Voxel based segmentation of large airborne topobathymetric lidar data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLII-1/W1*, pp. 107–114.
- FÖRSTNER, W. & WROBEL, B. P. (2016): *Photogrammetric Computer Vision*. Vol. 11, Springer.
- GE, X. & WUNDERLICH, T. (2016): Surface-based matching of 3d point clouds with variable coordinates in source and target system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 111, pp. 1–12.
- THEILER, P. W., WEGNER, J. D. & SCHINDLER, K. (2014): Keypointbased 4-points congruent sets—automated marker-less registration of laser scans. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 96, pp. 149–163.
- WEBER, T., HÄNSCH, R. & HELLWICH, O. (2015): Automatic registration of unordered point clouds acquired by kinect sensors using an overlap heuristic. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 102, pp. 96–109.
- WEINMANN, M., WEINMANN, M., HINZ, S. & JUTZI, B. (2011): Fast and automatic image-based registration of tls data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66(6), pp. S62–S70.
- XIAO, J., ADLER, B., ZHANG, J. & ZHANG, H. (2013): Planar segment based three-dimensional point cloud registration in outdoor environments. *Journal of Field Robotics* 30(4), pp. 552–582.

---

YANG, B., DONG, Z., LIANG, F. & LIU, Y. (2016): Automatic registration of large-scale urban scene point clouds based on semantic feature points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 113, pp. 43–58.