

Herausforderungen in der Fehlerfortpflanzung von Laserscandaten für multitemporale Analysen zur verbesserten Quantifizierung des Level of Detection

LUKAS WINIWARTER¹, KATHARINA ANDERS^{1,2} & BERNHARD HÖFLE^{1,2}

Zusammenfassung: Aussagen über die Signifikanz von quantifizierten Änderungswerten bei multitemporalen Analysen von 3D-Laserscandaten basieren typischerweise auf statistischen Tests. Um aus Sensor- und Prozessierungsfehlern auf ein lokales „Level of Detection“, also eine minimale quantifizierbare Änderung zu schließen, kann das allgemeine Kovarianzfortpflanzungsgesetz angewandt werden. Dabei kommt es durch die temporale Koregistrierung der Daten zu Korrelationen zwischen den einzelnen Laserpunkten, die berücksichtigt werden müssen. Eine naive Anwendung des Kovarianzfortpflanzungsgesetzes führt dabei zu Matrizen, die nicht mehr leicht im Speicher vorgehalten werden können. In diesem Beitrag wird daher aufgezeigt, wie durch analytische Lösung der Matrizenmultiplikation das Problem stark vereinfacht werden kann.

Die Analyse terrestrischer Laserscandaten eines Blockgletschers zeigt quantifizierte Änderungen, die mit bisherigen Berechnungsmethoden unter dem Level of Detection lagen, als signifikante Oberflächenänderungen auf. Dabei werden zusätzliche 20 % der Änderungswerte als signifikant erkannt.

1 Einleitung

Bei der Prozessierung von Daten aus terrestrischem Laserscanning werden einzelne 3D-Punkte typischerweise als unkorrelierte Messwerte betrachtet und in dieser Weise in Analysen verwendet. Diese Betrachtung ist gültig, solange der Punktabstand größer als der Laser-Footprint ist, und die Punkte nicht gemeinsam verarbeitet werden. Bei multitemporalen Datensätzen werden jedoch Punktwolken mehrerer Epochen durch Koregistrierung zusammengeführt. Die im Zuge der Koregistrierung angebrachten Transformationen bzw. deren Unsicherheiten gelten aber für alle Daten eines Zeitpunktes und führen somit eine Korrelation zwischen den Punkten ein.

Die Koregistrierung mittels Iterative Closest Points (ICP, BESL & MCKAY 1992) in stabilen Bereichen ist notwendig, damit danach in den übrigen Bereichen Änderungen zwischen den beiden Epochen quantifiziert werden können. Fehler im resultierenden Punktwolkenabstand ergeben sich aus Mess- und Koregistrierungsfehlern. Diese können bei einer einzelpunktbasierter Analyse fortgepflanzt werden, um ein Maß für das Level of Detection, also die minimale statistisch quantifizierbare Änderung pro Punkt, zu erhalten.

Eine genaue Abschätzung dieses Level of Detection ist insbesondere dann wichtig, wenn die erwarteten Änderungen im Verhältnis zum Messrauschen nicht groß sind. Das ist zum Beispiel der Fall, wenn die Messfrequenz erhöht wird, um Daten mit einer höheren temporalen Auflösung zu

¹ Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg, Geographisches Institut, Im Neuenheimer Feld 368, D-69120 Heidelberg, E-Mail: [lukas.winiwarter,katharina.anders,hoefle]@uni-heidelberg.de

² Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg, Interdisziplinäres Zentrum für Wissenschaftliches Rechnen, Im Neuenheimer Feld 205, D-69120 Heidelberg

erhalten. Gerade aber diese Datensätze sind wichtig, da sie etwa geographische Analysen erlauben, die den Beitrag verschiedener geomorphologischer Prozesse auf eine kumulierte topographische Oberflächenveränderung untersuchen.

In unserem Beitrag wenden wir daher allgemeine Fehlerfortpflanzung an, um das Level of Detection durch Einbringen von Wissen über den Sensor quantifizieren zu können. Im Gegensatz dazu arbeiten herkömmliche Ansätze rein datengetrieben, wie etwa die Methoden von LAGUE et al. (2013) und JAMES et al. (2016). Aufgrund des Datenvolumens multitemporaler TLS-Punktwolken werden jedoch in der Prozessierung schnell technische Grenzen erreicht, die auf mathematischem Wege umgangen werden können.

2 Methoden

Das allgemeine Kovarianzfortpflanzungsgesetz ermöglicht es, Korrelationen in der Varianz-Kovarianzmatrix einzuführen und deren Einfluss auf die Zielgrößen über das linearisierte funktionale Modell zu berücksichtigen. Dabei müssen die Ableitungen des funktionalen Modells nach den Größen gebildet werden, die fehlerbehaftet sind. Aus der direkten Anwendung dieser Methode ergeben sich schnell Datenmengen, die nicht mehr leicht vorgehalten und prozessiert werden können, wie im Folgenden gezeigt wird. Im Anschluss präsentieren wir daher eine auf den Anwendungsfall zugeschnittene, alternative Berechnungsmethode, bei der die explizite Matrizenmultiplikation analytisch durchgeführt wird und sich aufgrund spärlich besetzter Matrizen vereinfacht.

In Gleichung 1 wird das funktionale Modell einer 12-Parameter-Transformation von Punkt i über reduzierte Koordinaten gezeigt, wie es beispielsweise in der ICP-Implementierung im OPALS-Softwarepaket (PFEIFER et al. 2014; GLIRA et al. 2015) verwendet wird. Die zu transformierenden Einzelpunkte werden dafür zunächst mit Gleichung 2 aus dem Sensorkoordinatensystem in ein kartesisches Koordinatensystem überführt.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_{i,ICP} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_i - \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}_i = r_i \cdot \begin{pmatrix} \cos \varphi_i \sin \theta_i \\ \sin \varphi_i \sin \theta_i \\ \cos \theta_i \end{pmatrix} \quad (2)$$

Gleichung 1 muss nach den 15 fehlerbehafteten Größen der affinen Transformationsmatrix (a_{11} , a_{12} , a_{13} , a_{21} , a_{22} , a_{23} , a_{31} , a_{32} und a_{33}), des Translationvektors (t_x , t_y und t_z), und der Messungen (φ_i , θ_i und r_i) abgeleitet werden, um den Einfluss des Mess- und des Koregistrierungsfehlers auf die Punktlage abzuschätzen. Die Parameter der Koregistrierung und deren Unsicherheit sind aber für den gesamten Datensatz ident, nur Einträge mit dem Index i sind für den einzelnen Punkt spezifisch. Daher sind die Ableitungen von Gleichung 1 für Punkt i nach den Einflussgrößen für Punkt j ungleich null, was im Gesamtmodell zu 12 Ableitungen nach den Transformationsparametern und $3n$ Ableitungen nach den Messgrößen führt. Bei einer Punktwolke von n Punkten

sind die Dimensionen im Kovarianzfortpflanzungsgesetz dann wie in Gleichung 3 angegeben. Dabei stellt C_{aa} die Kovarianzmatrix der fehlerbehafteten Eingangsgrößen, F das linearisierte funktionale Modell und C_{xx} die (fiktive) Kovarianzmatrix der gesamten 3D-Laserpunkt wolke dar.

$$C_{xx} = F \cdot C_{aa} \cdot F^T \quad (3)$$

$$(3n \times 3n) \quad (3n \times (12 + 3n)) \quad ((12 + 3n) \times (12 + 3n)) \quad ((12 + 3n) \times 3n)$$

Bei einer Punkt wolke, die beispielsweise mit einem mittleren Punktabstand von 5 mm aufgenommen wurde und eine Fläche von 1 m² abdeckt und somit etwa 40 000 Punkte aufweist, hat die Matrix C_{xx} $(120\,000 \times 120\,000) = 14,4$ Mrd. Einträge. Wird jeder dieser Einträge auch nur als 32-bit Single Precision Float im Speicher vorgehalten, so ergibt sich ein roher Speicherbedarf von etwa 54 GB pro m², ohne Berücksichtigung der Korrelationen, die über diesen einen Quadratmeter hinausgehen. Dies veranschaulicht, dass die Anwendung dieser Methode selbst auf modernen Computern nicht zielbringend sein kann, wenn ein gängiger Datensatz mit mehreren hundert Millionen Punkten verarbeitet werden soll.

Im Folgenden zeigen wir daher einen Ansatz, bei dem die Kovarianz in x, y und z zwischen den Punkten i und j über eine Formel explizit ausgedrückt wird. Eine Analyse der partiellen Ableitungen der Transformationsgleichung für den Punkt i nach den Einflussgrößen für Punkt j zeigt, dass diese nur mit dem Abstand in den jeweiligen Koordinatenrichtungen variieren. Sie lassen sich damit in vektorisierter Form für alle Punkte der Nachbarschaft berechnen lassen, ohne dass eine Matrix der Dimension $((12 + 3n) \times (12 + 3n))$ aufgestellt werden muss. Dies ist am Beispiel der Varianz $\sigma_{x_i x_j}$ der x-Koordinaten von Punkt i und Punkt j in Gleichung 4 beschrieben. Die Varianzen der y- und z-Koordinaten und die Kovarianzen der Koordinatenkombinationen lassen sich analog bestimmen.

$$\begin{aligned} \sigma_{x_i x_j} = & (x_i - x_0)^2 \sigma_{a_{11}}^2 + 2 (x_i - x_0)(y_i - y_0) \sigma_{a_{11} a_{21}} + \\ & (y_i - y_0)^2 \sigma_{a_{21}}^2 + 2 (y_i - y_0)(z_i - z_0) \sigma_{a_{21} a_{31}} + \\ & (z_i - z_0)^2 \sigma_{a_{31}}^2 + 2 (z_i - z_0)(x_i - x_0) \sigma_{a_{31} a_{11}} + \\ & 2 \left((x_i - x_0) \sigma_{a_{11} t_x} + (y_i - y_0) \sigma_{a_{21} t_x} + (z_i - z_0) \sigma_{a_{31} t_x} \right) + \sigma_{t_x}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

Für den Fall $i = j$ werden noch die Terme aus Gleichung 5 addiert, die den Einfluss des Messfehlers beschreiben.

$$\begin{aligned} \sigma_{x_i}^2 = & \sigma_{x_i x_j} + (a_{11} \cos \varphi \sin \theta + a_{12} \sin \varphi \sin \theta + a_{13} \cos \theta)^2 \sigma_r^2 + \\ & (-a_{11} r \sin \varphi \sin \theta + a_{12} r \cos \varphi \sin \theta)^2 \sigma_\varphi^2 + \\ & (a_{11} r \cos \varphi \cos \theta + a_{12} r \sin \varphi \cos \theta - a_{13} r \sin \theta)^2 \sigma_\theta^2 \end{aligned} \quad (5)$$

Bei der Berechnung von punktwolkenbasierten Änderungen zwischen zwei Zeitpunkten mittels Multiscale Model-to-Model Cloud Comparison (M3C2, LAGUE et al. 2013) werden um vorgegebene 3D-Positionen (Core Points) die Laserpunkte des Gesamtdatensatzes pro Epoche auf einen lokalen Normalenvektor \vec{n} projiziert und dort gemittelt. Bei der Mittelung können für die Fehlerfortpflanzung die jeweiligen Einträge der Varianz-Kovarianz aufaddiert und in der Folge durch

die Anzahl der Punkte m dividiert werden. Damit erhält man für den gemittelten Punkt eine Varianz-Kovarianzmatrix C_{mm} nach Gleichung 6.

$$C_{mm} = \frac{1}{m} \begin{pmatrix} \sum_i \sum_j \sigma_{x_i x_j} & \sum_i \sum_j \sigma_{x_i y_j} & \sum_i \sum_j \sigma_{x_i z_j} \\ & \sum_i \sum_j \sigma_{y_i y_j} & \sum_i \sum_j \sigma_{y_i z_j} \\ \text{symm.} & & \sum_i \sum_j \sigma_{z_i z_j} \end{pmatrix} \quad (6)$$

Für die Koregistrierung multitemporaler Datensätze wird ein Datensatz festgehalten und nicht transformiert. Die Punkte dieses Datensatzes werden als untereinander unkorreliert angesehen, daher kann bei der Mittelung in diesem Datensatz die jeweils zweite Summe der Elemente (für alle Fälle $i \neq j$) in Gleichung 6 ignoriert werden. Es macht für die Berechnung keinen Unterschied, welcher der beiden Datensätze als fest und welcher als bewegt angesehen wird.

Der Punktwolkenabstand selbst wird entlang der Zylinderachse als Distanz zwischen den beiden Mittelwerten gebildet. Damit lässt sich die Varianz der Distanz über Gleichung 7 bestimmen. Ein Signifikanztest zeigt auf, ob eine bestimmte Distanz d signifikant von Null abweicht oder nicht.

$$\sigma_{d,t_0 t_1}^2 = (\vec{n} \quad -\vec{n}) \begin{pmatrix} C_{mm,t_0} & 0 \\ 0 & C_{mm,t_1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{n} \\ -\vec{n} \end{pmatrix} \quad (7)$$

3 Daten und Ergebnisse

An einem Beispieldatensatz des Äußeren Hochebenkars, einem Blockgletscher im Ötztal, Österreich (ZAHS et al. 2019), zeigen wir die Anwendung der entwickelten Methode. Die Aufnahme des Untersuchungsgebiets mit terrestrischem Laserscanning fand seit 2015 jährlich, und im Sommer 2019 zusätzlich alle zwei Wochen zur genaueren Untersuchung der an der Oberflächenänderung beteiligten Prozesse statt. Dabei kamen bei jeder Epoche etwa 450 Millionen Einzelpunkte hinzu. Besonders für die Analyse der zweiwöchigen Zeitschritte ist die Berücksichtigung aller Einzelmessungen wichtig, um durch ein kleines Level of Detection auch kleine Änderungen gesichert quantifizieren und von Messrauschen unterscheiden zu können.

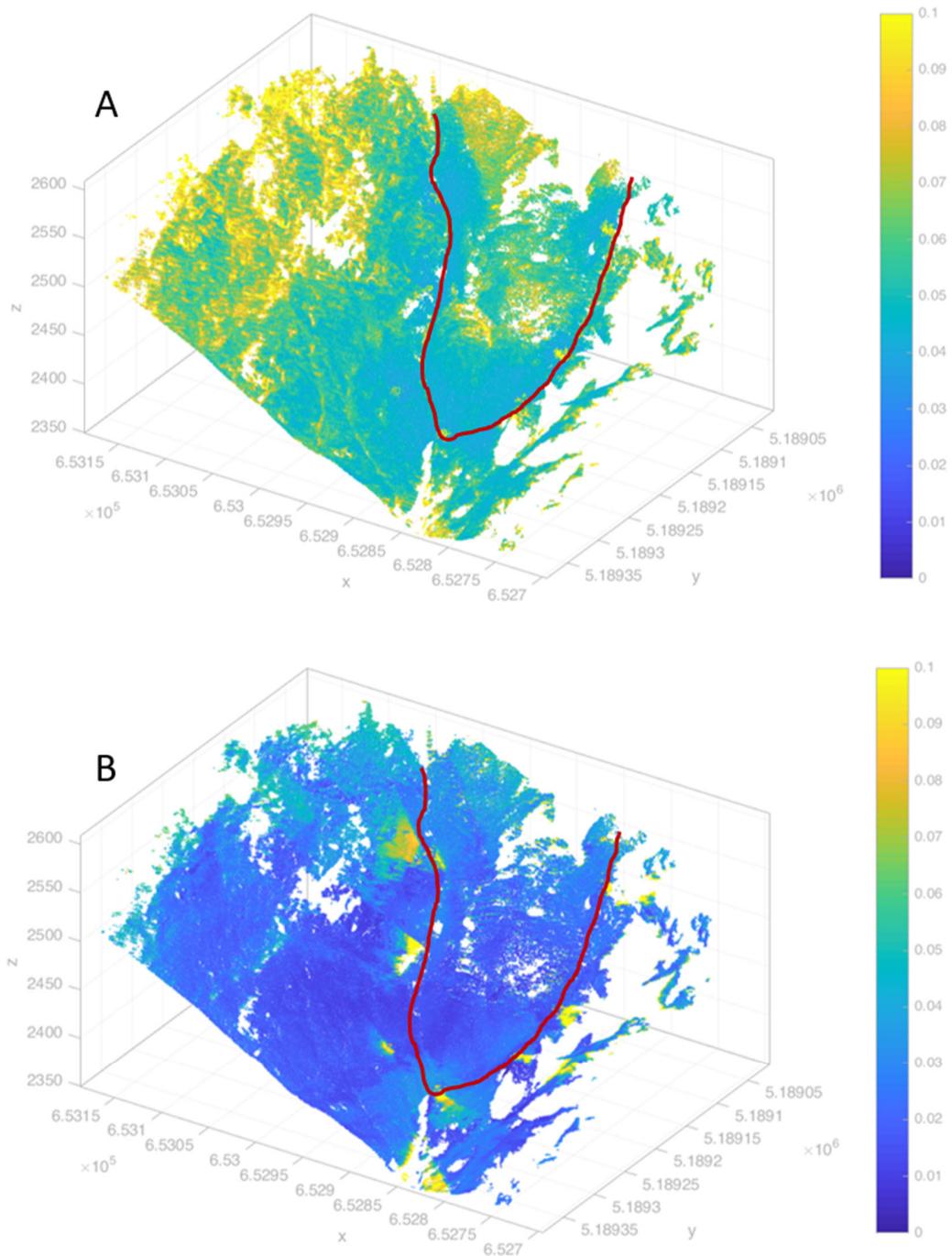


Abb.1: Level of Detection für eine Änderungsanalyse für Punktwolken der Jahre 2017 und 2018. Der Blockgletscher Äußeres Hochebenkar ist in der rechten Bildhälfte zu sehen (rote Markierung). Ergebnisse des (A) datengetriebenen Ansatzes nach LAGUE et al. (2013) mit Werten zwischen 1 und 10 cm und (B) aus dem mit Fehlerfortpflanzung berechneten Level of Detection, mit Werten zwischen 1 und 5 cm

Wir vergleichen unsere Ergebnisse mit denen der datengetriebenen Abschätzung des Level of Detection, und zeigen auf, in welchen Anwendungsfällen die genauere Betrachtung lohnt. Dieser Vergleich ist für eine Zeitdifferenz von einem Jahr (2017-2018) in Abbildung 1 dargestellt. Als Standardabweichung für die Distanzmessung entnehmen wir dem Datenblatt des Sensorherstellers $\sigma_r = 0.005 \text{ m}$, für die Winkelmessungen verwenden wir die Energieverteilung innerhalb des Laserstrahls als Näherung, also $\frac{1}{4}$ der Strahlaufweitung, wenn diese an den $1/e^2$ -Punkten gemessen wurde: $\sigma_\varphi = \sigma_\theta = 0.0675 \text{ mrad}$ (RIEGL LMS 2017).

In Bereichen, in denen die Nullhypothese nicht verworfen werden kann, muss davon ausgegangen werden, dass keine signifikanten Änderungen aufgetreten sind. Dies ist in Abbildung 2 für den herkömmlichen Ansatz und den hier vorgestellten Ansatz gezeigt. Deutlich erkennbar sind Bereiche auch abseits des Blockgletschers, die mit der neuen Methode als nicht stabil angesehen werden müssen. Etwa 20 % der Core Points werden zusätzlich als signifikant markiert. Bei genauerer Betrachtung handelt es sich dabei insbesondere auch um Bereiche, bei denen Vegetationswachstum zu einer Oberflächenveränderung führt (in Abbildung 2 mit (1) markiert). Im Gegensatz dazu zeigen die Bereiche, bei denen keine signifikante Veränderung quantifiziert werden konnte, größtenteils anstehendes Gestein, das fest mit dem Untergrund verbunden ist (in Abbildung 2 mit (2) markiert). Zur Anwendung der präsentierten Methode, werden gegenüber den rein datengetriebenen Ansätzen zusätzliche Informationen benötigt. Diese sind insbesondere die a-priori Genauigkeitsinformation der eingesetzten Sensoren sowie die Koordinaten der einzelnen Standpunkte des Laserscanners in den jeweiligen Kampagnen. Darüber hinaus muss die Kovarianzmatrix der Koregistrierung vorliegen, wobei diese gegebenenfalls auch aus den Daten geschätzt werden kann – etwa, indem eine erneute ICP durchgeführt wird.

Die Laufzeit der Methode beträgt auf einem Computer mit einer Intel i9-CPU (7. Gen) und 64 GB RAM etwa 30 Minuten für 200.000 Core Points, wobei die Anzahl der in der Nachbarschaftssuche genutzten Laserpunkte um etwa einen Faktor 500 größer ist. Im Vergleich dazu steht die meistgenutzte Implementierung des M3C2 als herkömmliche Methode, die als Plugin in der Software CloudCompare für dieselben Daten nur wenige Sekunden benötigt.

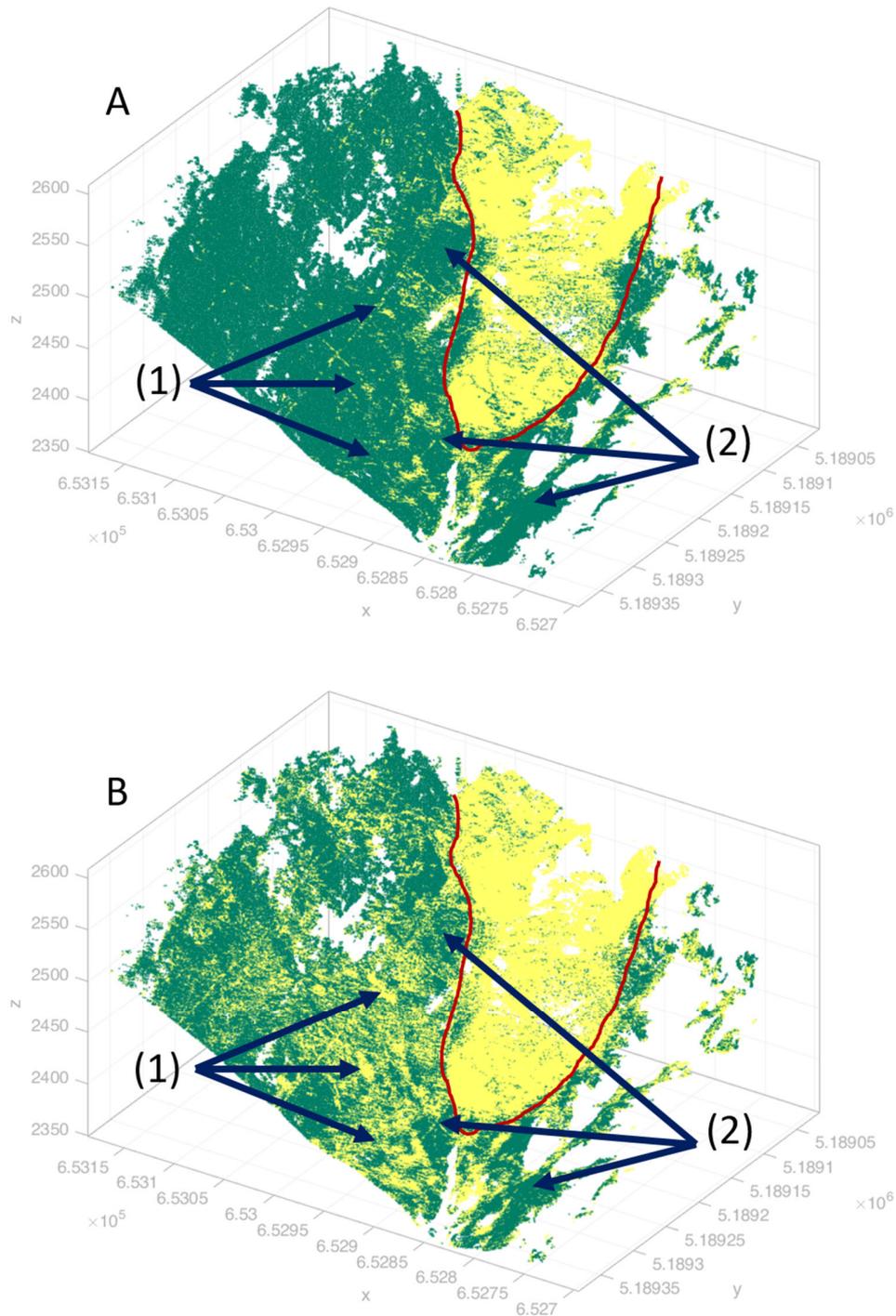


Abb.2: Darstellung signifikanter Veränderungen (gelb) für den Datensatz aus Abbildung 1. (A) datengetriebener Ansatz nach Lague et al. (2013), (B) aus Fehlerfortpflanzung bestimmte Signifikanz. Zusätzlich erkennbar sind die nun als signifikant ausgewiesenen Bereiche (1), in denen es zu Veränderungen durch Vegetationswachstum kommt. Felsbereiche (2) werden aber weiterhin als stabil erkannt

4 Fazit und Ausblick

In diesem Beitrag stellen wir einen neuen Ansatz vor, der Wissen über die Sensoren und die Datenprozessierung in die Genauigkeitsanalyse von Punktwolkenänderungsmaßen einbringt. Erste Ergebnisse zeigen, dass der Ansatz praxistauglich und relevant ist, auch wenn gegenüber den herkömmlichen Methoden ein vielfaches der Berechnungszeit benötigt wird.

Mögliche Erweiterungen der Methode sind die Implementierung unterschiedliche Sensormodelle, etwa ALS und ULS, wobei auch eine beliebige Kombination möglich sein soll. Damit können dann z.B. historische ALS-Modelle in Analysen verwendet werden, ohne, dass dabei die Qualität der aktuelleren Daten wie bislang schlechter angenommen werden muss, als sie es ist.

Zusätzlich kann bei einer zukünftigen Erweiterung des Ansatzes das hier diskutierte Fehlermodell insbesondere in Bezug auf den Distanzfehler kritisch betrachtet werden, und der Einfluss von Signalstärke, Einfallswinkel und weiteren Größen untersucht und im Modell inkludiert werden.

5 Literaturverzeichnis

- BESL, P. J. & MCKAY, N. D., 1992: Method for registration of 3-D shapes. *Sensor fusion IV: control paradigms and data structures* **1611**, 586-606, doi: 10.1117/12.57955.
- GLIRA, P., PFEIFER, N., BRIESE, C. & RESSL, C., 2015: A Correspondence Framework for ALS Strip Adjustments based on Variants of the ICP Algorithm, *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation* **2015(4)**, 275-289, doi: 10.1127/pfg/2015/0270.
- JAMES, M. R., ROBSON, S. & SMITH, M.W., 2017: 3-D uncertainty-based topographic change detection with structure-from-motion photogrammetry: precision maps for ground control and directly georeferenced surveys: 3-D uncertainty-based change detection for SfM surveys. *Earth Surface Processes and Landforms* **42**, 1769-1788, doi: 10.1002/esp.4125.
- LAGUE, D., BRODU, N. & LEROUX, J., 2013: Accurate 3D comparison of complex topography with terrestrial laser scanner: Application to the Rangitikei canyon (N-Z). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **82**, 10-26, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2013.04.009.
- PFEIFER, N., MANDLBURGER, G., OTEPKA, J. & KAREL, W., 2014: OPALS—A framework for Airborne Laser Scanning data analysis. *Computers, Environment and Urban Systems* **45**, 125-136, doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2013.11.002.
- RIEGL LMS, 2017: Riegl VZ-2000i (datasheet). http://www.riegl.com/uploads/tx_pxriegl/downloads/RIEGL_VZ-2000i_Datasheet_2019-11-22.pdf.
- ZAHS, V., HÄMMERLE, M., ANDERS, K., HECHT, S., SAILER, R., RUTZINGER, M., WILLIAMS, J. G. & HÖFLE, B., 2019: Multi-temporal 3D point cloud-based quantification and analysis of geomorphological activity at an alpine rock glacier using airborne and terrestrial LiDAR. *Permafrost and Periglacial Processes* **30(3)**, 222-238, doi: 10.1002/ppp.2004.