
AImon5.0: Echtzeitüberwachung gravitativer Massenbewegungen – Eine Fallstudie am Trierer Augenscheiner

Daniel CZERWONKA-SCHRÖDER¹, Frederik SCHULTE^{1,5}, William ALBERT², Kourosh HOSSEINI³, Ronald TABERNIG², Yihui YANG³, Bernhard HÖFLE², Christoph HOLST³ und Karsten ZIMMERMANN⁴

¹ Fachbereich Geodäsie, Hochschule Bochum, Bochum ·
daniel.czerwonka-schroeder@hs-bochum.de

² 3DGeo Research Group, Universität Heidelberg, Heidelberg

³ Lehrstuhl für Ingenieurgeodäsie, Technische Universität München, München

⁴ Monitoring and Data Engineering, BU Energy & Resources, DMT GmbH & Co. KG, Essen

⁵ Arbeitsbereich für Geometrie und Vermessung, Universität Innsbruck, Innsbruck

Zusammenfassung

Das Forschungsprojekt AImon5.0 fokussiert sich auf die Echtzeitüberwachung gravitativer Massenbewegungen am Trierer Augenscheiner, einer geologisch komplexen Felsformation mit hoher Instabilität. Im Rahmen des Projekts wurde ein permanentes Monitoring-System auf Basis eines Laserscanners installiert, der kontinuierlich 4D-Daten zur Erfassung von Felsbewegungen liefert. Ein erneutes Felssturzereignis in Trier unterstreicht die Bedeutung des Standortes für das Monitoring. Zur verbesserten Detektion und Analyse von Verformungen werden KI-gestützte Algorithmen sowie maßgeschneiderte Methoden zur Reduktion systematischer Messabweichungen entwickelt. Diese Methoden bieten eine präzise Analyse dynamischer Prozesse und tragen wesentlich zur präventiven Risikobewertung und zur Unterstützung von Entscheidungsträgern im Risikomanagement bei.

1 Einleitung

Gravitative Massenbewegungen wie Erdbeben und Felsstürze gefährden in vielen Regionen sowohl die öffentliche Sicherheit als auch wichtige Infrastrukturen. Um Risiken frühzeitig erkennen und bewerten zu können, ist die Verfügbarkeit präziser räumlicher und zeitlicher Informationen von entscheidender Bedeutung. Permanente Laserscanning-Systeme (PLS) haben sich in verschiedenen Anwendungsfeldern als verlässliche Technologie zur kontinuierlichen Erfassung räumlich und zeitlich detaillierter Punktwolken bewährt (CZERWONKA-SCHRÖDER 2023). Um aus den enormen Datenmengen – oft Milliarden Messungen pro Tag – automatisiert sowie echtzeitnah relevante Informationen zu extrahieren, ist der Einsatz von Künstlicher Intelligenz unabdingbar. KI-gestützte Algorithmen ermöglichen es, automatisiert und zuverlässig jene Ereignisse zu identifizieren, die eine potenzielle Gefährdung darstellen, und diese in geeigneter Weise an Entscheidungsträger weiterzuleiten. AImon5.0 verfolgt daher das Ziel, durch die Integration moderner KI-Techniken und 4D-Datenanalyse einen entscheidenden Beitrag zur präventiven Risikominderung und zur Unterstützung im Risikomanagement zu leisten.

2 Aktueller Stand der Wissenschaft

In den vergangenen Jahren hat die Forschung wesentliche Fortschritte in der Sicherstellung der Datenqualität und der Analyse von durch Laserscanner generierten Punktwolken erzielt. Im Fokus stehen die Reduktion systematischer Messabweichungen und eine exakte Georeferenzierung, um Fehlalarme zu minimieren und die Detektionssicherheit zu erhöhen. Für die atmosphärische Korrektur und deren Einbeziehung haben CZERWONKA-SCHRÖDER (2023) sowie FRIEDLI ET AL. (2019) Beiträge geleistet. Bei der Registrierung und Georeferenzierung multitemporaler Scans haben die Arbeiten von WUJANZ (2016), FRIEDLI & WIESER (2016) sowie YANG & SCHWIEGER (2023) die Datenqualität entscheidend verbessert. ANDERS ET AL. (2020) und KUSCHNERUS ET AL. (2021) haben entscheidende Fortschritte in der clusterbasierten und objektorientierten Analyse von Punktwolken erzielt, die die zuverlässige Identifizierung und Klassifikation dynamischer Prozesse in 4D-Datensätzen ermöglichen. Darüber hinaus entwickelten WINIWARTER ET AL. (2022) und WILLIAMS ET AL. (2019) innovative Verfahren zur Analyse hochfrequenter Punktwolken, die sich besonders für die Überwachung von Felsstürzen und Küstenveränderungen eignen. RAFFL & HOLST (2024) konzentrierten sich auf die ingenieurgeodätische Integration multitemporaler Punktwolken und leisteten damit einen wertvollen Beitrag zur präzisen Nachverfolgung und Analyse von Oberflächenveränderungen.

3 Systemimplementierung

Im Zuge des vorliegenden Forschungsprojektes wurde der „Trierer Augenscheiner“ als Messgebiet ausgewählt, um eine permanente Installation eines Laserscanners zu realisieren. Es handelt sich um eine geologisch markante Felsformation am nördlichen Moselufer am Stadtrand von Trier (Rheinland-Pfalz/Deutschland). Hier hat sich am 26. Januar 2023 ein erster Felssturz ereignet, bei dem etwa 135 m³ Gestein abstürzten und den darunterliegenden Weinberg erheblich beschädigten. Der Augenscheiner selbst zeichnet sich durch seine Lage im unteren Buntsandstein mit stark gestörten und geklüfteten Sandsteinschichten aus, die die Stabilität des Hanges maßgeblich beeinflussen. Zudem bildet die Felswand eine seltene geologische Grenze zwischen dem Paläozoikum und dem Mesozoikum und ist daher von überregionaler geologischer Relevanz. Diese Kombination aus instabilen geologischen Verhältnissen und der exponierten Lage entlang einer Hauptverkehrsachse nach Trier prädestiniert den Standort als Testgebiet für die Implementierung unseres Echtzeitüberwachungssystems zur Erfassung und Analyse gravitativer Massenbewegungen.

Das Überwachungssystem umfasst eine Reihe hochpräziser Sensoren, die nicht nur kontinuierliche Daten zur Geländebewegung liefern, sondern auch zur Quantifizierung systematischer Abweichungen im Messprozess beitragen. Der zentrale Sensor, ein Laserscanner RIEGL VZ-2000i, erfasst alle 15 Minuten eine 3D-Punktwolke bei einer Winkelauflösung von 15 mdeg und alle sechs Stunden eine detaillierte Aufnahme bei 5 mdeg. Diese Daten werden durch eine Totalstation (LEICA TM30) ergänzt, die stündlich die Position von Prismen am Felsen misst. Die Prismen dienen dabei als Referenz- und Objektpunkte, um die Konsistenz der Messdaten zu überprüfen. GNSS-Sensoren, die auf beiden Flussseiten installiert sind und täglich Basisliniendaten erfassen, unterstützen die präzise Verortung und dienen ebenfalls der Identifizierung systematischer Abweichungen. Zudem überwacht ein Neigungssensor (POSITION CONTROL, PC-IN1-1°) im 15-

Sekunden-Takt die Stabilität der Messpfeiler, um mögliche Veränderungen in deren Ausrichtung zu detektieren. Um Umweltparameter wie Temperatur, Luftdruck, Luftfeuchtigkeit, Windgeschwindigkeit und Globalstrahlung, die potenziell Einfluss auf die Messgenauigkeit haben, kontinuierlich zu erfassen, ist eine LAMBRECHT U[SONIC]WS7 Wetterstation installiert. Tägliche Niederschlagsdaten werden über einen Regensensor der TU Dresden ergänzt. Die Bildaufnahmen einer Webcam im 10-Minuten-Takt liefern zudem visuelle Eindrücke zur Gelände- und Wetterlage.



Abb. 1: Installation der Überwachungssysteme im Trierer Nordbad mit Blick auf den Augenscheiner.

4 Methoden

4.1 Reduktion der Unsicherheit in den gemessenen 4D-Punktwolken

Um die Qualität der erfassten Laserscanning-Punktwolken für die anschließende Deformationsanalyse zu verbessern, entwickeln wir wirksame Methoden zur Verringerung der Unsicherheiten, die sich aus dem unkalibrierten Instrument, der atmosphärischen Refraktion und der Punktwolkenregistrierung ergeben.

Konkret entwickeln wir eine auf den verwendeten Laserscanner zugeschnittene Methode zur Kalibrierung der internen Abweichungen unter kontrollierten Bedingungen, um diese systematischen Fehler durch geeignete Funktionen zu eliminieren. Des Weiteren entwickeln wir Methoden angelehnt an HOLST ET AL. (2018) und MEDIC ET AL. (2019), um hochfrequenter Kalibrierrestabweichungen in-situ im Feld zu minimieren, um eine noch höhere Messgenauigkeit zu erzielen.

Die durch Refraktionseffekte und die Instabilität der Scannerplattform verursachten Unsicherheiten können durch Techniken zur Registrierung von Punktwolken gemeinsam reduziert werden. Wie in Abb. 2 dargestellt, wählen wir zunächst eine Epoche (z. B. die erste

Epoche) als Referenz aus und richten dann alle anderen Scans an dem Scan in dieser Referenzepeche aus. Schließlich können diese 4D-Punktwolken auf ein bekanntes geodätisches Datum georeferenziert werden. Dieses Verfahren wird in der Regel durch die Berechnung der Transformationsparameter jedes Scans auf der Grundlage fester künstlicher Ziele in der überwachten Szene durchgeführt. Die Platzierung künstlicher Ziele ist jedoch nicht kosteneffizient und in einigen unzugänglichen Gebieten sehr schwierig. Daher entwickeln wir einen robusten reflektorlosen Registrierungsalgorithmus, um die Unsicherheiten von 4D-Punktwolken aus dem Registrierungs-/Georeferenzierungsprozess zu reduzieren (YANG & SCHWIEGER 2023). Diese Methode kann automatisch die stabilen Bereiche identifizieren, indem sie die Punktwolken in kleine ebene Flächen segmentiert werden, und die stabilen Flächen werden dann iterativ extrahiert und für einen Iterative Closest Point (ICP)-basierten Registrierungsprozess verwendet. Wie in Abb. 2 dargestellt, kann die Registrierung für jede Epoche direkt mit der Referenzepeche durchgeführt werden (d. h. in einem Schritt). Wenn die geänderten Bereiche groß werden und nicht genügend stabile Bereiche vorhanden sind, können wir die Transformation zwischen benachbarten Scans schätzen und dann diese Transformationsmatrizen multiplizieren, um die endgültige Transformation für jeden Scan zu berechnen (d. h. mehrstufig) (YANG ET AL. 2024).

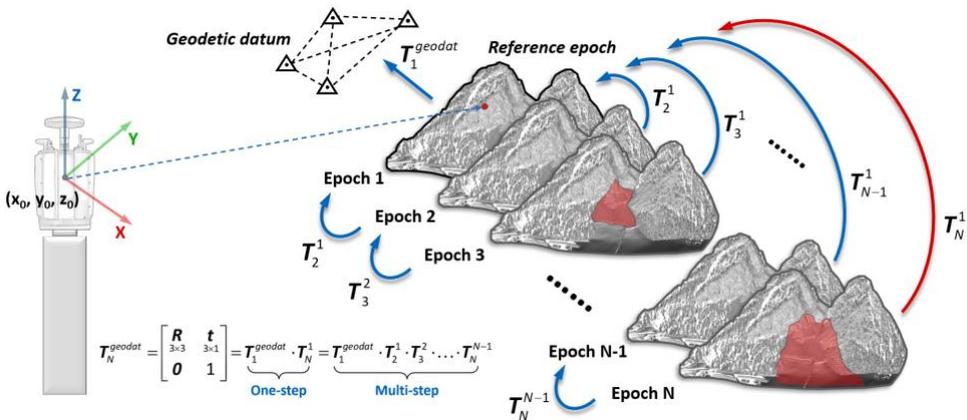


Abb. 2: Arbeitsprozess der robusten Registrierung von 4D-Punktwolken aus PLS.

Um die Registrierungsgenauigkeit der vorgeschlagenen Methode zu bewerten, berechnen wir die M3C2-Distanz (multiscale model-to-model cloud comparison) an einem Felssturzesdatensatz nach Anwendung verschiedener Registrierungsstrategien, einschließlich zielbasierter Methode und zielfreier Registrierung. Hier gehen wir davon aus, dass die meisten oberen Bereiche des Felssturzes stabil sein sollten, da sie aus Felsen bestehen. Aus den visualisierten Ergebnissen in Abb. 3 geht hervor, dass der Abstand zwischen zwei Epochenscans in stabilen Bereichen ohne Registrierungsverfahren etwa 2 cm erreichen kann. Die vorgeschlagene Registrierungsmethode zeigt die geringsten Abweichungen (unter 5 mm) in stabilen Gebieten und übertrifft damit andere Strategien.

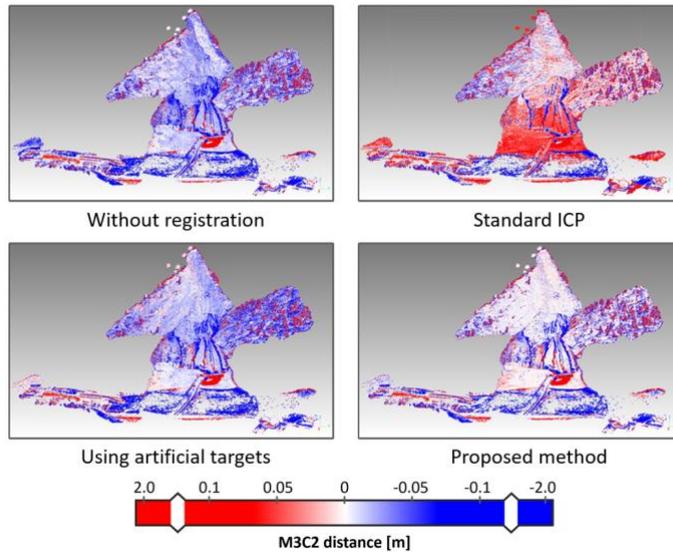


Abb. 3: M3C2 Distanz zwischen einem registrierten Scan und der Referenzepoche bei verschiedenen Registrierungsstrategien.

4.2 Erkennung und geometrische Parametrisierung von Änderungen

In diesem Abschnitt besteht unser Ziel darin, Merkmalspunkte aus der Punktwolke zu extrahieren und diese Punkte über aufeinanderfolgende Epochen hinweg zu verfolgen, um mögliche Verformungen zu erkennen. Wie in Abb. 4 dargestellt, verwenden wir zunächst die registrierten Daten aus dem vorherigen Abschnitt. Aus diesen Daten erzeugen wir ein digitales Höhenmodell (DEM) der Punktwolke, das als Grundlage für die Erstellung eines Hangmodells dient, das eine geeignete Eingabe für die Merkmalsextraktionsalgorithmen darstellt (HOLST ET AL. 2021).

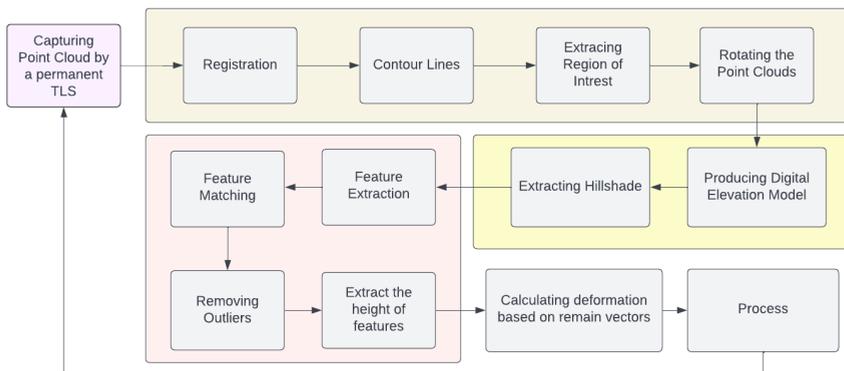


Abb. 4: Flussdiagramm des entwickelten merkmalsbasierten Algorithmus.

Unsere Methodik ist anpassungsfähig und effektiv. Wir haben SIFT, ORB und KAZE als die effektivsten Algorithmen für die Merkmalsextraktion identifiziert, mit der Option, sie in einigen Fällen zu kombinieren, um die Genauigkeit zu erhöhen. Trotz des umfangreichen Datensatzes haben wir Strategien entwickelt, um den hohen Rechenaufwand der Matching-Algorithmen zu bewältigen. Wir schätzen zunächst den wahrscheinlich deformierten Bereich und wenden die Algorithmen dann selektiv auf diese Region an, um sicherzustellen, dass wir unsere Methodik auf eine Vielzahl von Szenarien anwenden können. Schließlich entfernen wir die Ausreißer aus dem Prozess (HOSSEINI ET AL. 2023).

Konturlinien werden verwendet, um kleinräumige Verformungen innerhalb des Zielgebiets darzustellen. Auf der Grundlage dieser Konturen wenden wir Algorithmen zur Merkmalsextraktion an, um bestimmte Merkmale innerhalb der festgelegten Region zu erkennen. Sobald die Merkmale in jeder Epoche identifiziert sind, beginnt der Abgleichprozess. Durch den Abgleich entsprechender Merkmale zwischen zwei registrierten Epochen können wir das Ausmaß und die Richtung der Verformung in diesem Bereich berechnen.

Wie in Abb. 5 dargestellt, grenzen Konturlinien den Deformationsbereich ab. Nach der Merkmalsextraktion in diesem Bereich erzeugen wir Deformationsvektoren. Schließlich können wir durch Abrufen der Höhe jedes Merkmals aus dem DEM ein 3D-Vektorfeld konstruieren, das die Deformation in der Region darstellt.

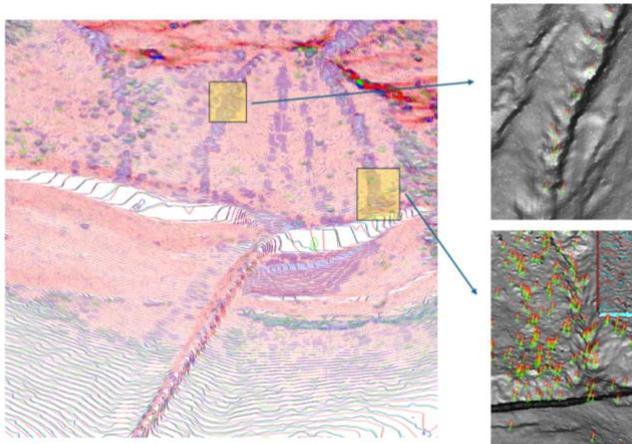


Abb. 5: Extraktion verformter Bereiche durch Konturlinien und Anwendung eines merkmalsbasierten Algorithmus auf diese Bereiche.

4.3 Hierarchische Klassifikation von erkannten Änderungen

Mit dem Ziel, die Analyse von Veränderungen in Punktwolken zu beschleunigen, erfolgt die Untersuchung von Veränderungen in 4D-Punktwolken unter Zuhilfenahme Voxel-basierter Methoden.

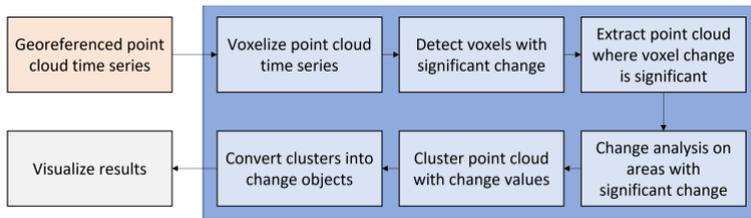


Abb. 6: Flussdiagramm der entwickelten Methode für die hierarchische Analyse von Oberflächenveränderungen in Punktwolkenzeitserien.

Die hier beschriebene Methode basiert auf einem Voxel-basierten Algorithmus zur Erkennung von Veränderungen, bei dem Punktwolken in ein dreidimensionales Gitter von Voxel unterteilt werden. Die Berechnung von Veränderungen in der Punktverteilung innerhalb dieser Voxel zwischen zwei Epochen erlaubt die Gewinnung von Informationen über potenzielle Veränderungen der Struktur innerhalb der erfassten Umgebung (Abb. 6). Im Folgenden werden die wesentlichen Elemente dieses hierarchischen Ansatzes näher erörtert.

Das Erkennen von Veränderungen erfolgt über die Segmentierung der Punktwolke in ein regelmäßiges 3D-Voxel-Gitter. Die Belegung jedes Voxels wird in beiden Epochen evaluiert, um Voxel mit signifikanten Veränderungen bezüglich der Punktverteilung mittels der Mahalanobis Distanz zu identifizieren (WELLHAUSEN ET AL. 2017). Die Veränderung der Punktverteilung in jedem Voxel gibt Aufschluss über mögliche Oberflächenveränderungen im beobachteten Untersuchungsgebiet. Voxel mit erheblichen Veränderungen werden für die weitere Analyse extrahiert, wie in Abb. 7 gezeigt. Diese markierten Regionen stellen Bereiche dar, in denen die zugrunde liegende Struktur möglicherweise Veränderungen erfahren hat. Wie in unserem Ansatz dargestellt, ermöglicht die Voxel-basierte Segmentierung eine effiziente Methode zur Erkennung struktureller Veränderungen.

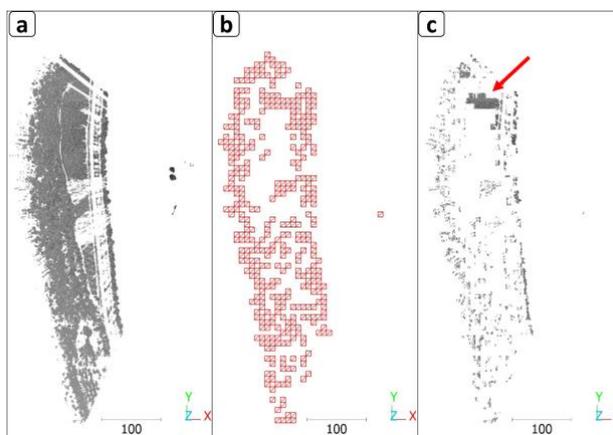


Abb. 7: a) Gesamte Punktwolke (Input) b) Voxel, welche signifikante Veränderung angeben und c) Punktwolke reduziert auf Bereiche in welchen Voxel signifikante Änderungen ausgeben (Output). Der Pfeil deutet auf den Bereich, in welchem ein Felssturz stattgefunden hat.

Im Anschluss an die Detektion der sich verändernden Voxel erfolgt die Extraktion von Änderungsereignissen. Hierzu erfolgt eine Analyse der Punktwolken in den identifizierten Bereichen unter Zuhilfenahme des Python-Pakets `py4dgeo` (PY4DGEO DEVELOPMENT CORE TEAM 2023). Die identifizierten Veränderungen werden anschließend räumlich geclustert und in Änderungsereignisse transformiert. Jedes Änderungsereignis wird durch seine räumliche Ausdehnung, Ausrichtung und zeitlichen Komponente charakterisiert und bildet ein Objekt, welches zur Überwachung struktureller Veränderungen im Laufe der Zeit verwendet werden kann. Die extrahierten Informationen geben Aufschluss über die aktuelle Veränderung des Untersuchungsgebiets und erweitern die Datengrundlage bei Entscheidungen im Kontext der Risikobewertung.

Die Robustheit der Methode wird durch die Integration des M3C2-Algorithmus (LAGUE ET AL. 2013) signifikant verbessert, sodass sowohl kleine als auch großräumige Veränderungen mit hoher Präzision erfasst werden können. Des Weiteren erfolgt eine kontinuierliche Neuberechnung von Veränderungsereignissen unter Berücksichtigung aufeinanderfolgender Epochen. Der hier beschriebene Ansatz gewährleistet, dass die Analyse sowohl relevant bleibt als auch eine Anpassung an sich verändernde Umweltbedingungen ermöglicht. Dadurch werden für unsere Fragestellung irrelevante Veränderungen, wie beispielsweise das Wachstum von Vegetation, effizient gefiltert.

Die vorgestellte hierarchische Voxel-basierte Analyse stellt eine effektive Lösung zur Erkennung von Veränderungen in Punktwolken dar. Durch die Kombination von Voxel-basierter Veränderungsdetektion und Punktwolken-basierter Veränderungsanalyse wird ein umfassender Rahmen für die Erkennung und Kategorisierung von Veränderungen in einem räumlich-zeitlichen 4D-Kontext bereitgestellt. Dieser Rahmen kann als Grundlage für die weitere Forschung und Entwicklung im Bereich der Überwachung gravitativer Massenbewegungen dienen.

4.4 Visualisierung von klassifizierten Änderungsereignissen

Das finale Ziel ist die Visualisierung der aus den Daten extrahierten Veränderungsereignisse. Diese hat den Anspruch, sowohl intuitiv verständlich zu sein als auch die für Entscheidungsträger wichtigsten Informationen in einer aufgearbeiteten Version darzustellen. Zu diesem Zweck werden zunächst Projektionen von Punktwolken in Raster erstellt (Abb. 8). In den Ergebnissen stellen wir Projektionen der umhüllenden Polygone jedes Veränderungsereignisses (Abb. 10), 2D-GIS-Layer zur leichten Einbindung in gängige GIS-Software (Abb. 11) sowie schließlich 3D-Repräsentationen der Veränderungsereignisse in Form von Punktwolken (Abb. 9), minimal umgebende Rechtecke oder als Mesh (Abb. 12) vor.



Abb. 8: Projektion von Punktwolke in RGB Raster.

5 Ergebnisse: Analyse des Felssturzereignisses vom 26. August 2024

Am 26. August 2024 ereignete sich am Trierer Augenscheiner ein weiterer Felssturz, der von unseren installierten Systemen erfasst wurde. Dieses Ereignis stellt aufgrund der detaillierten Sensordaten einen bedeutenden Datenschatz für die fortlaufende Forschung dar. Bei diesem Ereignis gab es keine Verletzten oder Todesopfer. In diesem Abschnitt präsentieren wir erste initiale Ergebnisse unserer Analyse. Mithilfe einer Kombination aus Punktwolken-Visualisierung, Projektion der Punktwolken und Veränderungsereignisse in die Bildebene und Meshrekonstruktion stellen wir die festgestellten Veränderungen räumlichen dar. Jeder Visualisierungsansatz trägt zum Verständnis des Ausmaßes, der Verteilung und der Merkmale des Felssturzes bei.

Die erste Visualisierung zeigt die extrahierten Änderungsereignisse aus den Punktwolkendaten. Jeder Punkt ist entsprechend der M3C2-Distanz eingefärbt. Zusätzlich färben wir die Veränderungsereignisse nach der ihnen zugewiesenen Cluster-ID ein. Durch die Clusterbildung werden Regionen mit ähnlichem Veränderungsverhalten gruppiert, wodurch räumlich zusammenhängende Bereiche der Veränderung innerhalb des Felssturzes hervorgehoben werden und eine Ereignissegmentierung ermöglicht wird.

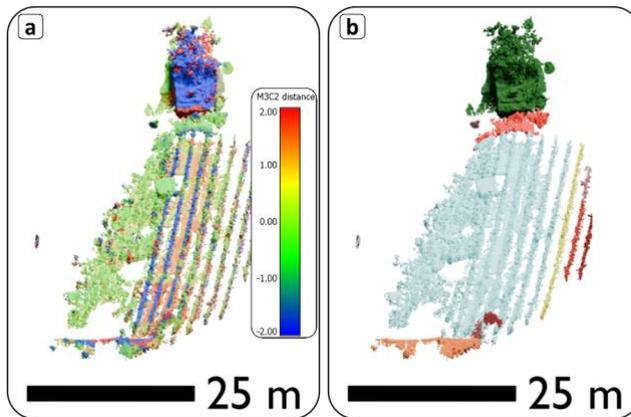


Abb. 9: Ergebnis der hierarchischen Analyse. a) Punktwolke eingefärbt entsprechend der M3C2 Distanz. b) Zusammenhängende Bereiche mit Veränderung eingefärbt nach Cluster ID.

Umrisse von Änderungsereignissen in RGB-Bildprojektionen

Als Nächstes projizieren wir die Umrisse der erkannten Änderungsereignisse auf entsprechende RGB-Bilder. Diese Projektion liefert eine klare visuelle Darstellung, wie der Felssturz sich in der Szene verteilt hat. Indem wir diese Umrisse in einem bildbasierten Kontext abbilden, verbessern wir die Verständlichkeit der Ergebnisse und ermöglichen eine einfache Identifizierung des vom Felssturz betroffenen Gebiets.

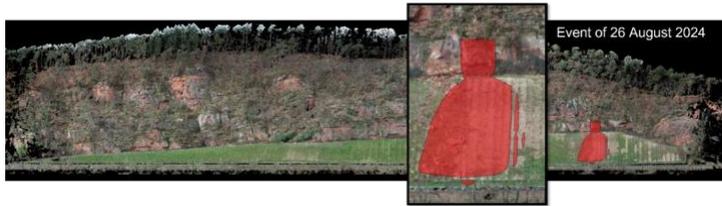


Abb. 10: Veränderungsevent projiziert auf die Projektion der Punktwolke.

Umrisse von Veränderungsereignissen in der Kartenansicht

Um die erkannten Veränderungsereignisse in einen größeren Landschaftskontext zu stellen, werden die Umrisse dieser Veränderungen in einer Kartenansicht dargestellt. Diese raumbezogene Perspektive zeigt die horizontale Verteilung und die relative Position des betroffenen Gebiets in der kartierten Umgebung. In dieser Ansicht werden das räumliche Ausmaß und die Richtung des Felssturzes deutlich, was wertvolle Informationen für das Situationsbewusstsein und die weitere räumliche Analyse liefert.



Abb. 11: Veränderungsevent konvertiert in 2D GIS Layer.

Mesh des Freisetzungsbereichs des Felsens

Abschließend präsentieren wir eine 3D-Meshrekonstruktion des Ablösegebiets des Felssturzes, die aus den Punktwolkendaten erstellt wurde. Dieses Mesh verdeutlicht die Geometrie vom Felsen und kann zur Abschätzung vom Felssturzvolumen herangezogen werden.

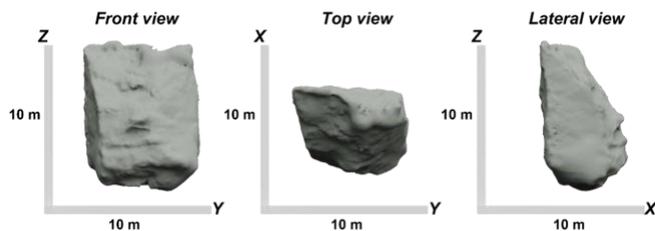


Abb. 12: Mesh des beim Felssturz abgelösten Materials.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In der Fallstudie Almon5.0 haben wir die Echtzeitüberwachung gravitativer Massenbewegungen am Trierer Augenscheiner durch Laserscanning und KI-gestützte Algorithmen vorgestellt. Unser Ansatz ermöglicht die präzise Erfassung und Analyse von Hangbewegungen. Wichtige Methoden zur Reduktion von Unsicherheiten in 4D-Punktwolken wurden entwickelt, die die Identifikation und Klassifizierung von Veränderungen unterstützen und Entscheidungsträger im Risikomanagement erheblich entlasten.

Der erfolgreiche Einsatz unserer Methoden beim Felssturz am 26. August 2024 zeigt das Potenzial dieser Technologie. Im zweiten Projektjahr konzentrieren wir uns auf die Weiterentwicklung der Methoden, um einen hohen Automatisierungsgrad zu erreichen, und auf die Untersuchung von Parametern, die solche Ereignisse ankündigen könnten. Wir sehen großes Potenzial in der Anwendung unserer Methoden mit kostengünstiger Sensorik, um die Skalierbarkeit zu erhöhen. Zudem werden unsere Methoden in die Open-Source-Bibliothek py4Dgeo implementiert, um die Ergebnisse und Tools für die wissenschaftliche Community und weitere Anwendungen über die Projektdauer hinaus zugänglich zu machen.

Danksagung

Wir bedanken uns für den wertvollen Austausch mit dem Landesamt für Geologie und Bergbau (LGB) in Rheinland-Pfalz. Das LGB steht uns jederzeit mit Knowhow und Daten zur Verfügung, um die geologischen Prozesse verstehen zu können. Außerdem danken wir den Vereinigten Hospitien in Trier als Eigentümer des anliegenden Weinbergs und der Möglichkeit des uneingeschränkten Zugangs zu deren Grundstücken. Den Stadtwerken in Trier danken wir für den Zugang in das Trierer Nordbad zur Installation der umfangreichen Messsensorik.

Das BMBF (Bundesministerium für Bildung und Forschung) fördert das Verbundprojekt Almon5.0 im Rahmen der Fördermaßnahme „Digital GreenTech - Umwelttechnik trifft Digitalisierung“ unter dem Förderkennzeichen 02WDG1696.

Literatur

- ANDERS, K., WINIWARTER, L., LINDENBERGH, R., ET AL. (2020): 4D objects-by-change: Spatiotemporal segmentation of geomorphic surface change from LiDAR time series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159, S. 352-363.
- CZERWONKA-SCHRÖDER, D. (2023): Konzeption einer qualitätsgesicherten Implementierung eines Echtzeitassistenzsystems basierend auf einem terrestrischen Long Range Laserscanner, Volume C (913). Deutsche Geodätische Kommission bei der Bayerischen Akademie der Wissenschaften.
- FRIEDLI, E., WIESER, A. (2016): Identification of stable surfaces within point clouds for areal deformation monitoring. In *Proc. of 3rd Joint International Symposium on Deformation Monitoring (JISDM)*.
- FRIEDLI, E., PRESL, R., WIESER, A. (2019): Influence of atmospheric refraction on terrestrial laser scanning at long range. In: *Proc. of the 4th Joint International Symposium on Deformation Monitoring (JISDM)*.
- HOLST, C., MEDIC, T. & KUHLMANN, H. (2018): Dealing with systematic laser scanner errors due to misalignment at area-based deformation analyses. *Journal of Applied Geodesy*, 12 (2), 169-185.
- HOLST, C., JANSEN, J., SCHMITZ, B., ET AL. (2021). Increasing spatio-temporal resolution for monitoring alpine solifluction using terrestrial laser scanners and 3d vector fields. *Remote Sensing*, 13(6), 1192.
- HOSSEINI, K., REINDL, L., RAFFL, L., WIEDEMANN, W., & HOLST, C. (2023). 3D Landslide Monitoring in High Spatial Resolution by Feature Tracking and Histogram Analyses Using Laser Scanners. *Remote Sensing*, 16(1), 138.
- KUSCHNERUS, M., LINDENBERGH, R. & VOS, S. (2021): Coastal change patterns from time series clustering of permanent laser scan data. *Earth Surface Dynamics*, 9, S. 89-103.
- 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*, Volume 82, 10-26.
- MEDIC, T., KUHLMANN, H. & HOLST, C. (2019): Automatic in-situ self-calibration of a panoramic TLS from a single station using 2D keypoints. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, IV-2/W5, 413-420.
- PY4DGeo DEVELOPMENT CORE TEAM. (2023): py4dgeo: library for change analysis in 4D point clouds. (Version 0.6.0) [Computer software]. <https://github.com/3dgeo-heidelberg/py4dgeo>
- RAFFL, LUKAS & HOLST, CHRISTOPH. (2024): Extending geodetic networks for geomonitoring by supervised point cloud matching. *Journal of Applied Geodesy*.
- WELLHAUSEN, L., DUBÉ, R., GAWEL, A. SIEGWART, R. & CADENA, C. (2017): Reliable real-time change detection and mapping for 3D LiDARs, 2017 IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR), Shanghai, China, 2017, 81-87.
- WILLIAMS, J. G., ROSSER, N. J., HARDY, R. J. & BRAIN, M. J. (2019): The importance of monitoring interval for rockfall magnitude-frequency estimation. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 124 (12), S. 2841-2853.
- WINIWARTER, L., ANDERS, K., SCHRÖDER, D. & HÖFLE, B. (2022c): Full 4D change analysis of topographic point cloud time series using Kalman filtering. *Earth Surface Dynamics Discussions*, 2022, S. 1-25.

- WUJANZ, D. (2016): Terrestrial laser scanning for geodetic deformation monitoring, Volume C (775). Deutsche Geodätische Kommission bei der Bayerischen Akademie der Wissenschaften.
- YANG, Y. & SCHWIEGER, V. (2023): Supervoxel-based targetless registration and identification of stable areas for deformed point clouds. *Journal of Applied Geodesy*, 17(2):161-170.
- YANG, Y., CZERWONKA-SCHRÖDER, D. & HOLST, C. (2024): Piecewise-ICP: Efficient Registration of 4D Point Clouds for Geodetic Monitoring. In: EGU General Assembly 2024. Vienna, Austria, 14-19.