



Berg Huettenmaenn Monatsh (2021) Vol. 166 (12): 623–630
<https://doi.org/10.1007/s00501-021-01179-y>
 © Der/die Autor(en) 2021

BHM Berg- und
 Hüttenmännische
 Monatshefte

Die künstliche Intelligenz im Einsatz zur adaptiven Planung von Injektionsmaßnahmen im Tunnelbau (Forschungsprojekt AVANT)

Marlene Villeneuve¹, Robert Wenighofer¹, Frank Könemann², Christian Thienert³, Christoph Klaproth³, Patrick Gabriel⁴ und Michael Ouschan⁵

¹Lehrstuhl für Subsurface Engineering, Montanuniversität Leoben, Leoben, Österreich

²Geoteam Ingenieurgesellschaft, Dortmund, Deutschland

³STUVA e. V., Tunnelbau und Bautechnik, Köln, Deutschland

⁴Züblin Spezialtiefbau Ges.mb.H., Wien, Österreich

⁵Eguana GmbH, Wien, Österreich

Eingegangen 24. Oktober 2021; angenommen 15. November 2021; online publiziert 30. November 2021

Zusammenfassung: Für Vortriebe können Injektionen zur Baugrundverbesserung sowie zur Abdichtung des Tunnelbauwerks erforderlich sein. Häufig schränken diese Maßnahmen die Vortriebsgeschwindigkeit gravierend ein, weswegen deren effiziente Vorausplanung bedeutsam ist. Injektionen eignen sich bei wechselhaften Bedingungen besonders, weil sie mit vergleichsweise einfachen Baugeräten flexibel durchgeführt werden können. Zusätzlich ermöglicht die Flexibilität ein fortwährendes Anpassen der Bohr- und Injektionsparameter während der Durchführung. Dies kann die regelmäßige Anpassung des Bohrschemas, der -länge sowie der Injektionsparameter, des Injektionsmaterials und Abbruchkriteriums bedeuten.

Die Möglichkeit maschinenbasierter, datengetriebener Maßnahmen mittels künstlicher Intelligenz (KI) wird im Forschungsprojekt AVANT untersucht. Ein Forschungskonsortium, bestehend aus den deutschen Partnern STUVA e.V., geoteam Ingenieurges. m.b.H. und den österreichischen Partnern eguana GmbH, Montanuniversität Leoben und Züblin Spezialtiefbau Ges.m.b.H., nimmt sich dieser Aufgabe an.

Digitale Systeme zur Datenaufzeichnung sind nun auch im Bereich der Bohr- und Injektionstechnologie vorzufinden. Diese Systeme werden derzeit vorwiegend in der Dokumentation im Rahmen des Qualitätsmanagements eingesetzt. Im Projekt AVANT werden diese Daten untersucht,

um einen effizienteren und somit wirtschaftlicheren Vortrieb sowie deren begleitende Injektionsmaßnahmen zu ermöglichen. Die zentrale Idee ist die Prozessierung der Bohr- und Injektionsdaten auf der Baustelle untertage sowie deren Einbindung im nachfolgenden Bauprozess, anstatt sie wie üblich ausschließlich zu Dokumentationszwecken zu archivieren. Konkret sollen die einzelnen Prozessschritte in eine dynamische echtzeitfähige Verarbeitung eingebettet werden. Dazu werden Methoden der künstlichen Intelligenz auf Bohr- und Injektionsdaten angewandt.

Im vorliegenden Beitrag wird das Konzept des Projekts AVANT erläutert, und es werden erste Ergebnisse aus den Aufbereitungen der Datenquelle entsprechend den Algorithmen der künstlichen Intelligenz und deren Einschränkungen dargelegt. Der Beitrag beleuchtet tiefer gehend die nötige Grundlagenarbeit, um die Daten für die Prozessierung aufzubereiten und sie in eine KI-Trainingsumgebung zu überführen.

Schlüsselwörter: Machine Learning, Künstliche neuronale Netze, Tunnelbau, Injektionen

Artificial Intelligence Used in Adaptive Design of Grouting in Tunnelling

Abstract: In tunnelling, support measures can be necessary to seal or consolidate the ground. These measures frequently entail a fundamental decrease of advance rates. Therefore, an efficient design is important. Grouting is very often suitable for these purposes, since it can be flexibly implemented using comparatively simple equipment. Additionally, the flexibility allows a continuous adaption of the drilling and grouting parameters during the process. This

Dipl.-Ing. R. Wenighofer (✉)
 Lehrstuhl für Subsurface Engineering,
 Montanuniversität Leoben,
 Franz-Josef-Straße 18,
 8700 Leoben, Österreich
 robert.wenighofer@unileoben.ac.at

may result in a regular adaptation of the drilling grid and drill hole length as well as the grouting parameters and the used material.

In the AVANT project, the possibility to take machine-based data-driven steps is analysed. A consortium which consists of the German Partners STUVA e.V., geoteam Ingenieures. m.b.H. and the Austrian partners eguana GmbH, Montanuniversität Leoben and Züblin Spezialtiefbau Ges.m.b.H. takes on this task.

Digital data recording systems can currently be found in the area of drilling and grouting technology as well. These systems are predominantly applied for documentation in the framework of quality management. In the AVANT project, this data is examined to enable a more efficient and consecutively a more economic tunnel excavation and grouting at the same time. The core idea is to process drilling and grouting data on-site in the excavation area and to involve the data in the subsequent construction instead of archiving it for documentation purposes exclusively. In concrete terms, the single process steps should be integrated in a dynamic real-time processing. For this, methods of artificial intelligence are applied to the drilling and grouting data.

The present paper explains the concept of the AVANT project, and first results from the pre-processing of the data for its introduction into algorithms of artificial intelligence as well as their limits are demonstrated. The paper illustrates in detail the necessary groundwork to prepare the data for processing and to include it in AI training environment.

Keywords: Machine Learning, Artificial Neural Networks, Tunnelling, Grouting

1. Einleitung

Das Projekt AVANT befasst sich mit Vortriebs- und Injektionsdaten des Akalla-Tunnels. Akalla ist ein Teilprojekt der Stockholmer Umfahrung und ist Schwedens größtes Fels- und Tunnelbauprojekt. Das Gestein in diesem Gebiet besteht größtenteils aus Gneis mit unterschiedlicher Klüftigkeit und einem RQD-Wert von 15–90 %. Dies erfordert Injektionen, um den Wasserzufluss in den Tunnel zu minimieren und damit die Auswirkungen auf das umliegende Grundwasser einzudämmen. Ein mittlerer RQD-Wert beträgt rund 67 %. Dieser deutet auf eine vorhandene Klüftung des Gesteins hin, die nicht sehr ausgeprägt ist, aber dazu führt, dass das Injektionsmaterial in der Regel diskreten Klüften oder schmalen Klüftbereichen folgt.

Die Vorverarbeitung der Daten des AVANT-Projekts konzentriert sich auf zwei wichtige digitale Datenquellen: MWD-Daten (Measurement While Drilling) während des Bohrens und auf die Injektionsdaten. Beide können Daten für die Entwicklung von auf künstlicher Intelligenz basierenden Lösungen für die Entscheidungsfindung in Echtzeit liefern. eguana SCALES, ein für Spezialtiefbau und Tunnelbau entwickeltes Datenverwaltungssystem, wurde für die Speicherung, Bearbeitung und Visualisierung der Bohr- und Injektionsdaten eingesetzt.

1.1 Measurement While Drilling

Measurement While Drilling (MWD) ist die Echtzeit-Erfassung von Bohrparametern entweder in festgelegten Abstandsintervallen (z. B. 20–100 mm) oder in festgelegten Zeitintervallen (z. B. 5–10 s). Die MWD-Daten werden in separaten Dateien für jede Bohrung gespeichert und enthalten neben den Bohrparametern auch Headerinformationen. Die Headerinformationen weisen typischerweise Bohrlochnummer, Bohrlochtyp, Lafettennummer, deren Orientierung usw. aus, während die Bohrdaten sich typischerweise aus der Bohrlochtiefe, der Eindringrate, dem Vorschubdruck, dem Rotationsdruck, dem Spüldruck, dem Spülfluss, der Rotationsgeschwindigkeit usw. zusammensetzen [1].

Es gibt zahlreiche Untersuchungen des Potenzials von MWD-Daten zur Bewertung des Gebirges in der Literatur, z. B. zur Ableitung von Gebirgsparametern wie RQD und RMR [2–5] und zur Schätzung der Festigkeit des intakten Gesteins [6]. Von besonderer Bedeutung für die Injektionsoptimierung ist das Vorhandensein durchlässiger Strukturen, welche große Mengen von Injektionsmaterial aufnehmen und die Abbruchkriterien beeinflussen können. In heterogenen Gesteinsmassen können diese durchlässigen Strukturen sehr lokal gebunden sein. Sie können mittels Prozessierung von MWD-Daten lokalisiert werden. Es hat sich herausgestellt, dass auch kleine Bereiche wie einzelne offene Klüfte identifiziert werden können, weil sich diese im MWD-Signal signifikant ausdrücken [7]. Aus der mäßig geklüfteten Beschaffenheit des Gebirges im Vortrieb des Akalla-Projekts lässt sich ableiten, dass sich Methoden zur Detektion lokaler Merkmale im Projekt AVANT besser eignen als jene, die auf die Bestimmung von Gebirgsparametern abzielen.

1.2 Injektionsdaten

Injektionsdaten sind die Daten, die während des eigentlichen Injektionsvorgangs aufgezeichnet werden. Analog zu den MWD-Daten bestehen auch diese aus Headerinformationen und Injektionsparametern. Zu den wichtigsten Headerinformationen gehören Bohrlochnummer, Bohrlochkoordinaten und Suspensionsparameter, z. B. die Dichte und der Wasserzementwert. Die Injektionsparameter hingegen bestehen aus dem Injektionsdruck, der Durchflussmenge und dem injizierten Volumen. Sie werden aus den in Echtzeit erfassten Sensorwerten hergeleitet. Diese werden als Druck-Mengen-Schriebe bezeichnet.

1.3 Methoden der künstlichen Intelligenz

Die Entwicklung künstlicher Intelligenz steht in engem Zusammenhang mit der Leistungsfähigkeit von Computern und wird auch im Bauwesen immer bedeutsamer. Für den Einsatz künstlicher Intelligenz bedarf es häufig großer Datensätze für die Bewältigung komplexer Berechnungen und für aussagekräftige Ergebnisse. Sie erfordert jedoch als entscheidende Voraussetzung auch Vorverarbeitungsschritte. Die Vorverarbeitung umfasst die Datenvisualisierung, die

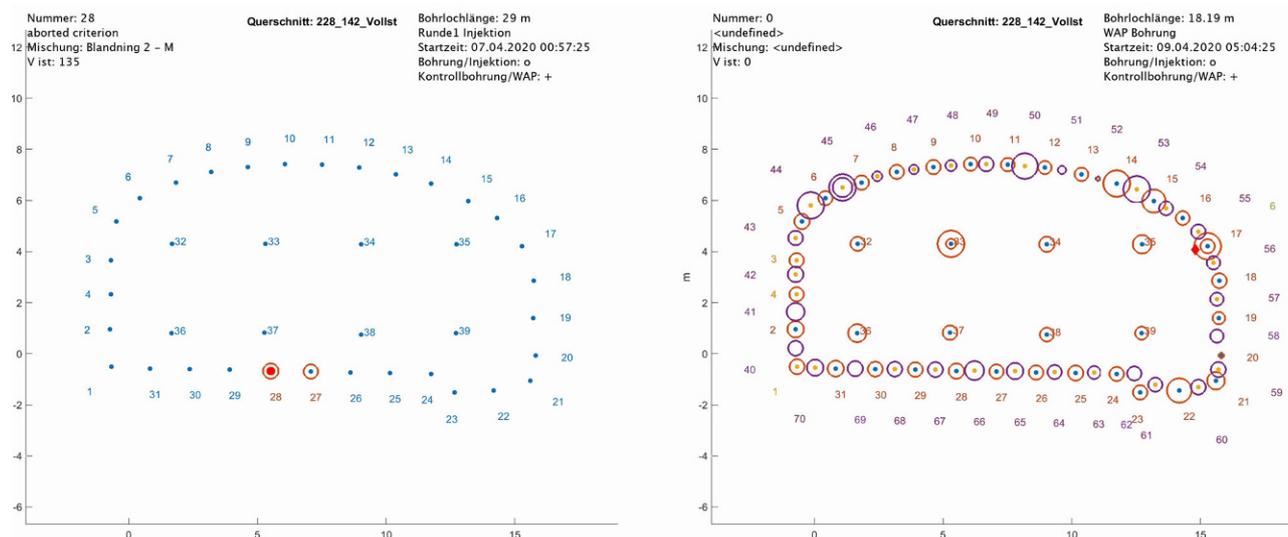


Abb. 1: Der Videoausschnitt zeigt den Bauzustand des Bohr- und Injektionsvorgangs zu bestimmten Zeitpunkten an. Die Größe der Kreise ist entsprechend dem injizierten Volumen skaliert

Merkmalsextraktion aus den Daten, die Datenskalierung und -transformation sowie die Entfernung von Ausreißern, um eine Datenprozessierung zu schaffen, die sowohl mit numerischen als auch mit alphanumerischen Daten umgehen kann. In dieser Untersuchung werden die Vorverarbeitungsschritte auf den Datensatz des Projekts Akalla angewandt. Sie liefern die Eingabedaten für die verschiedenen Verfahren der künstlichen Intelligenz.

Der vorliegende Beitrag fokussiert sich auf die Datenvorverarbeitung mit besonderem Augenmerk auf die allgemeine Datenverfügbarkeit wie Injektions- und MWD-Datenprotokolle. Weiterhin werden die Vorverarbeitungsschritte so beschrieben, dass sie reproduzierbar auf andere Baustellen angewandt werden können.

2. Datenverarbeitung

2.1 Eguana SCALES

Die Verfügbarkeit einfach zu visualisierender und zu interpretierender Daten ist für jedes datengetriebene Projekt wichtig. eguana SCALES, ein etabliertes Datenmanagementsystem im Spezialtiefbau und Tunnelbau, bildet das Datenrückgrat für dieses Projekt. In eguana SCALES können alle Arten von Mess- und Prozessdaten einfach integriert, ausgewertet und analysiert werden. Eine zentrale Datenbank bildet eine durchgängige und referenzierte Quelle für Dokumentation, Prozessmanagement, Qualitätssicherung und sogar für Leistungsverzeichnisse. Damit entfällt das Fehlerpotenzial beim Kopieren zwischen Excelsheets. Bei AVANT betrifft dies nicht nur die MWD-Daten, sondern auch die Injektionsdaten und alle damit verbundenen Headerinformationen, wie z. B. eingesetztes Injektionsmaterial, Bohrlochlänge, verwendetes Abbruchkriterium.

Die Akalla Injektions- und Bohrdaten wurden in SCALES integriert und zur Visualisierung und Interpretation der Daten verwendet (siehe z. B. Abb. 5). SCALES wird als integra-

ler Bestandteil des Projekts AVANT ständig überprüft und um neue Funktionen erweitert, um so den zunehmenden Anforderungen des Projekts gerecht zu werden. So wurden beispielsweise Bohrungsindizes, wie später in Abschn. 2.3 beschrieben, direkt in SCALES implementiert, um neben den Rohdaten visualisiert und interpretiert werden zu können.

2.2 Bauablauf der Bohrung und Injektion

Vor der Verarbeitung der Daten musste der Bauablauf im Akalla-Tunnel eruiert werden. Anhand der Headerinformationen der Bohr- und Injektionsdateien in Verbindung mit den Positionen der Bohrlöcher wurde eine Methode entwickelt, um die Bohr- und Injektionsdaten im Querschnitt geografisch und chronologisch zuzuordnen. Dies diente zur Visualisierung des Bauablaufs (Abb. 1) und zur Suche nach Mustern, um für die Anwendung künstlicher Intelligenz einen Satz von Merkmalen zu erarbeiten. Mit dieser Methode wurden für jeden Tunnelabschnitt, in welchem Injektionen stattfanden, Videos des Bauablaufs/Verfahrens erstellt. Die Zeitachse der Videos entspricht einer Sliderfunktion, welche durch den Bauablauf des jeweiligen Querschnitts verläuft. Diese Funktion ermöglicht die Visualisierung des Bauzustands zu einem bestimmten Zeitpunkt und erlaubt die Prüfung der dokumentierten Daten auf Plausibilität und Qualität sowie die Hervorhebung wechselseitiger Abhängigkeiten der Daten zur Feststellung entsprechender Querbezüge.

2.3 Measurement While Drilling

Der Ansatz des Projekts Akalla zur Anwendung der MWD-Daten auf das Gebirge gründet darauf, dass sie sich als Datengrundlage zur Detektion lokaler geologischer Merkmale eignen, die sich auf die Injektion auswirken (Abb. 2). Der

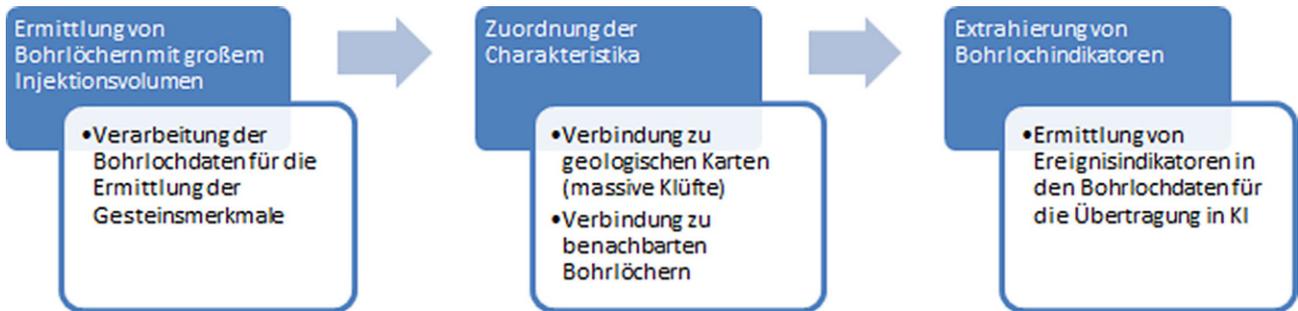
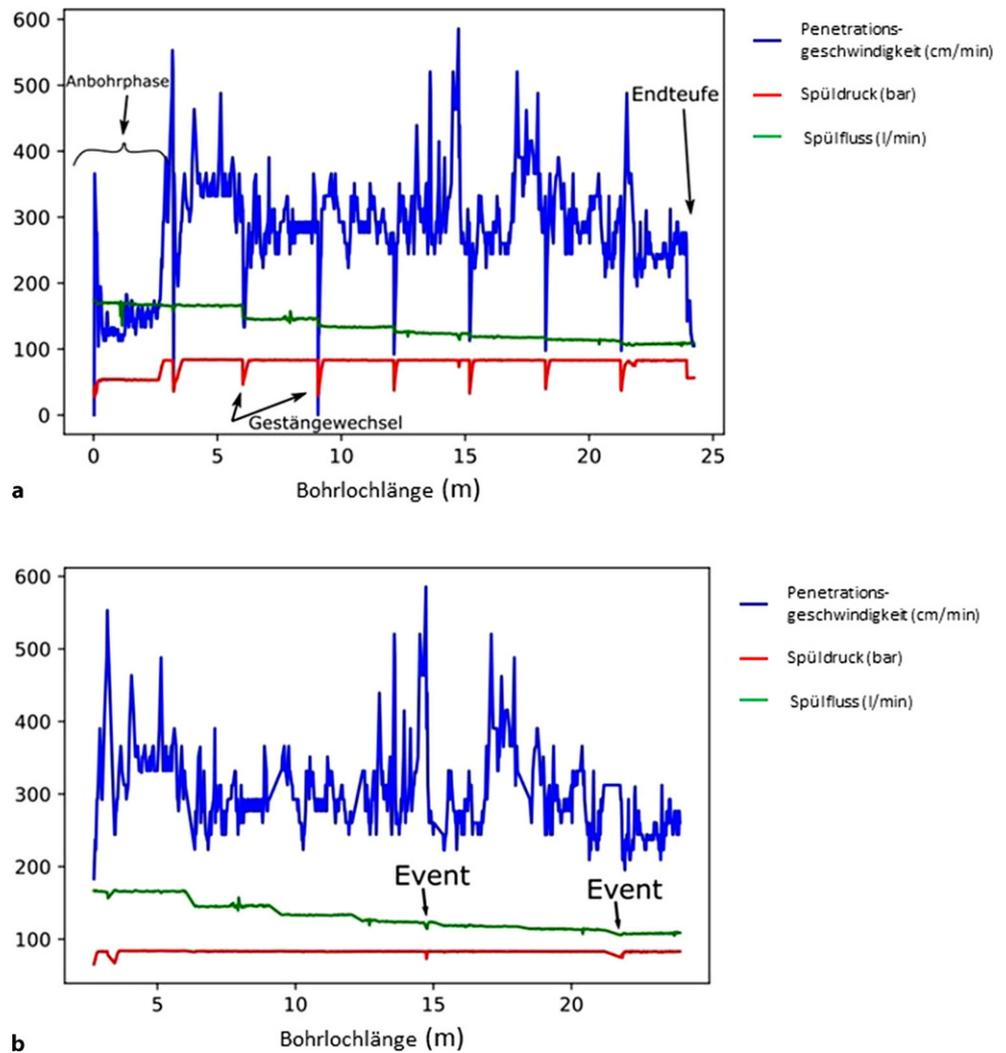


Abb. 2: Schema des Ansatzes zur Verarbeitung der MWD-Daten

Abb. 3: **a** Nicht vorverarbeitete MWD-Daten des Projekts Akala zur Veranschaulichung des Effekts der Anbohrphase, Gesteinwechsel sowie am Bohrlochende. **b** Weiterverarbeitete MWD-Daten des Projekts Akala mit sichtbaren Merkmalen



erste Schritt besteht in der Auswahl von Injektionsbohrungen, die große Injektionsvolumina aufgenommen haben, und in der Untersuchung der Bohrdaten auf Merkmale, die auf lokale Zonen hoher Durchlässigkeit hindeuten. Sobald eine Hypothese mit einer Reihe markanter Merkmale aufgestellt ist, können diese verwendet werden, um analoge „Ereignisse“ in weiteren Signalen zu identifizieren, die lokale durchlässige Zonen anzeigen. Die Lage dieser Ereignisse wird dann mit geologischen Aufzeichnungen verglichen,

die strukturelle Messungen der wichtigsten Klüfte enthalten. Wenn die Ereignisse mit den geologischen Aufzeichnungen übereinstimmen, bestätigt sich die Hypothese und sie wird zur Entwicklung von Bohrindikatoren verwendet, die sich als Input einer KI-Datenbasis eignen.

Vor der Verarbeitung der Daten müssen diese zunächst präprozessiert werden, um sie für die nachfolgende Verarbeitung zu strukturieren und unerwünschte Signale herauszufiltern. [1] zeigten, dass die Anbohrphase, der Gestein-

Abb. 4: Beispiel für die Erkennung von Änderungspunkten im Spülfluss mit der PELT-Methode aus dem Ruptures-Skript Pelt; die Hintergrundfarbe ändert sich bei jedem Änderungspunkt

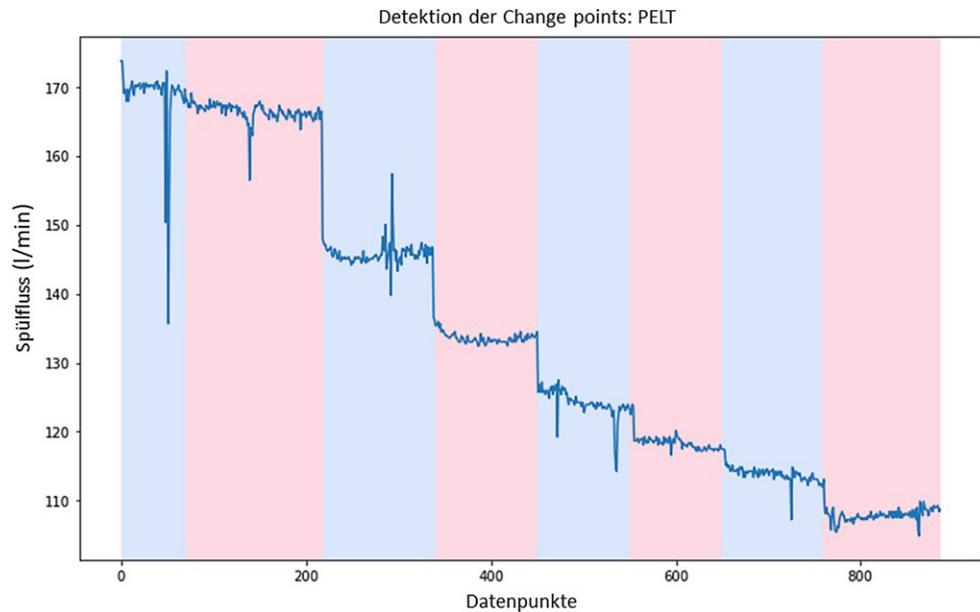
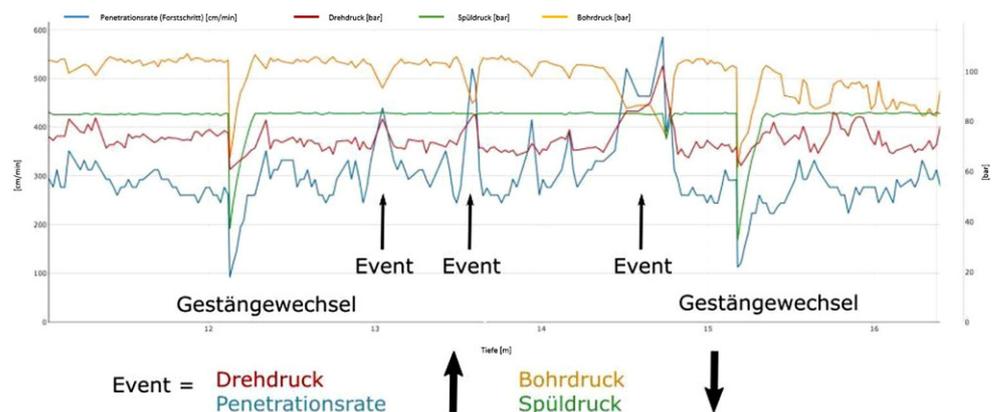


Abb. 5: eguana SCALES-Signalvisualisierung, die den Unterschied zwischen Gesteinwechseln und lokalen Events in den MWD-Daten zeigt



wechsel und die Daten am Ende des Bohrlochs das Signal beeinflussen und somit entfernt werden müssen. Die Vorverarbeitung erfolgte mithilfe von Python-Skripten, von denen einige einfache Datenpunkte entfernen, die einem bestimmten Wertebereich entsprechen, während andere anspruchsvollere mathematische Routinen erfordern. Die aufgenommenen Daten während der Gesteinwechsel und der Annäherung an das Bohrlochende konnten von der Auswertung ausgeschlossen werden, indem mittels Schwellwerten für die Penetrationsrate und den Spüldruck Teile der Daten der MWD-Daten entfernt werden.

Für die Daten der Gesteinwechsel waren mehrere Schritte erforderlich, darunter die Verwendung eines Algorithmus zur Erkennung von Änderungspunkten im Spülstromsignal, um die Gesteinwechsel zu identifizieren (Abb. 3). Änderungspunkte stellen darin Punkte dar, wo lokale Peaks im Signal vorkommen. Die Methode zur Erkennung von Änderungspunkten Pruned Exact Linear Time (PELT) sucht nach Positionen im Signal, an denen es sich signifikant ändert (Abb. 4). Durch das Entfernen der Zeilen in der Nähe der Änderungspunkte wird sichergestellt, dass nur jene entfernt werden, die mit den Gesteinwechseln

zusammenhängen und dass andere Änderungspunkte entweder im Signal der Penetrationsrate oder des Spüldrucks erhalten bleiben. Diese Methode steht im Gegensatz zu der für die Anbohrphase und am Bohrlochende verwendeten Filtermethode, bei der alle Punkte unterhalb oder oberhalb eines Schwellenwerts entfernt werden und Teile des Signals, die für unsere Studie von Bedeutung sind, beseitigt werden konnten.

[2] zeigten mithilfe einer Hauptkomponentenanalyse (PCA) von MWD-Daten, dass die wichtigsten Parameter für die Charakterisierung des Gebirges folgende sind: Vorschubdruck, Rotationsdruck, Penetrationsrate, Spüldruck, Spüldurchfluss und Rotationsgeschwindigkeit. Die Autoren geben auch an, dass Dämpfer- und Hammerdruck wichtig sind, aber diese sind nicht im Datensatz des Projekts Akalla enthalten. [7] führen weiter aus, dass Penetrationsrate, Vorschubdruck und Rotationsdruck Schlüsselparameter für die Identifizierung lokaler Risse sind. Wir haben diese Signale in unserem Datensatz in SCALES verarbeitet und festgestellt, dass sie tendenziell dazu neigen, an ähnlichen Stellen im Signal Ausschläge zu erzeugen, was darauf hindeutet, dass sie auf lokale Veränderungen des Gebirges

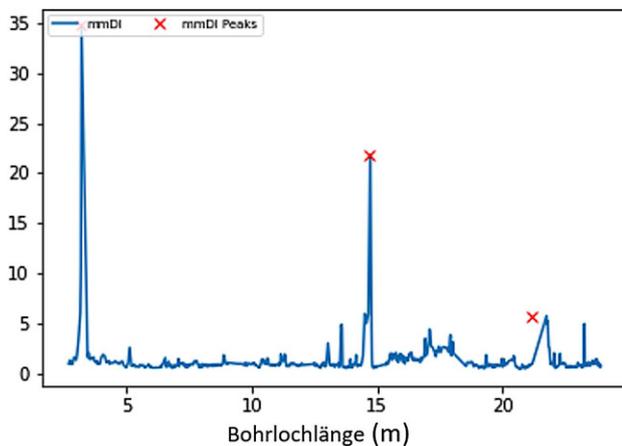


Abb. 6: Plot des mmDI-Signals, der die Fähigkeit zeigt, lokale Ereignisse hervorzuheben; die gezeigten Peaks wurden mit einem Python-SciPy-Skript find peaks erkannt

reagieren (Abb. 5). Wir implementierten mehrere Indizes als verschiedene Kombinationen der Rohsignale in SCALES, um festzustellen, welche Indizes am nützlichsten sind. Die Verarbeitung der Daten gemäß [7], bei der der Rotationsdruck, der Vorschubdruck und die Penetrationsrate zu einem Index kombiniert werden, lieferte keine klaren weiterverwendbaren Detektionen. Stattdessen lieferte die Einbeziehung eines Beitrags des Spüldrucks einen Index, dessen Spitzen sich mit lokalen Ereignissen decken, gemäß:

$$mmDI = \frac{R^4 \cdot ROP}{F^4 \cdot W} \quad (1)$$

wobei R für den Rotationsdruck, ROP für die Penetrationsrate, F für den Vorschubdruck, W für den Spüldruck und mmDI für einen modifizierten Bohrbarkeitsindex steht.

Da die Verarbeitung der Signale unter Verwendung von Gl. 1 Spitzenwerte an den Positionen von Ereignissen erzeugt, wurde eine Reihe automatischer Methoden zur Spitzenerkennung getestet, um die Positionen der Spitzen für den Vergleich mit den geologischen Kartierungen zu extrahieren (Abb. 6). Andere Methoden umfassen die Suche nach Ausreißern und die Verwendung kumulativer Summen.

Die letzte Komponente ist die Kombination der MWD-Daten mit geologischen Daten, um die Verarbeitungsschritte zu validieren. Die geologischen Aufzeichnungen wurden verwendet, um strukturelle Messungen für wichtige Strukturen zu extrahieren, die den Tunnel durchschneiden. Durch die Darstellung dieser Strukturen als vereinfachte planare Merkmale in AutoCAD 3D, zusammen mit den Spuren der Bohrlöcher und den Orten der identifizierten Ereignisse, haben wir festgestellt, dass die Ereignisse mit vielen dieser kartierten Merkmale übereinstimmen. In Abb. 7 zeigen wir, dass die in einem bestimmten Tunnelabschnitt identifizierten Ereignisse in Lage und Ausrichtung mit einer in der strukturgeologischen Aufnahme kartierten Struktur übereinstimmen, was die von uns entwickelte Methodik unterstützt.

2.4 Injektionsdaten

Grundlage für den Einsatz von KI zur Verarbeitung der Injektionsdaten ist die Aufbereitung und Verarbeitung aller verwendeten Headerinformationen sowie der aufgezeichneten Druck-Mengen-Schriebe des Injektionsvorgangs. Für die spätere Analyse mit KI sind unterschiedliche Verarbeitungsschritte für die Headerinformationen und die Injektionsdaten notwendig. Während es sich bei den Injektionsdaten um physikalische Größen handelt, enthalten die Headerinformationen andere physikalische Größen, z. B. die Bohrlochlänge in Metern, sowie darüber hinaus auch projektspezifische Informationen wie die Bohrlochnummer, eine Tunnelstation, Zuordnung zu Tunnelröhre oder die Injektionsrunde (Primär-, Sekundär- oder Tertiärinjektion). Diese projektspezifischen Informationen sind jedoch für eine KI-Analyse in ihrer ursprünglichen Form eingeschränkt weiterverwendbar, da sie nicht auf andere Projekte übertragen werden können. In einem ersten Schritt müssen daher die projektspezifischen Informationen in den Headerdaten herausgefiltert und jene Informationen, die keinen Rückschluss auf den Injektionserfolg zulassen, vollständig entfernt werden. Alle anderen Informationen müssen dann ggf. in dimensionslose Kennzahlen umgerechnet werden.

Die Druck-Mengen-Schriebe bestehen in der Regel aus einer Vielzahl von Einzelwerten, die während der Injektion aufgezeichnet werden (Abb. 8). Sowohl die Dauer der Injektion als auch die Aufzeichnungsrate können – abhängig vom Steuerungshersteller – variieren. Im Falle des Projekts können auch Unterbrechungen im Injektionsvorgang oder Aufzeichnungsfehler auftreten. Dies bedeutet, dass die Druck-Mengen-Schriebe durch eine Merkmalsextraktion entsprechend aufbereitet werden müssen. Die Merkmalsextraktion umfasst (I) den Ausschluss von Daten zu Beginn der Injektion, (II) den Ausschluss von Daten am Ende der Injektion, (III) die Approximation der Kurven zur Berücksichtigung des Messrauschens und (IV) die Umrechnung der Zeitpunkte in dimensionslose, auf die Gesamtzeit normierte Werte mit einem resultierenden Bereich von 0 bis 1. Die so aufbereiteten Daten (Abb. 9) werden für die KI-basierte Analyse einer sogenannten Merkmalskalierung unterzogen, um die Ergebnisse der KI-Algorithmen numerisch nicht zu verfälschen.

Nach der Verarbeitung der Header- und Injektionsdaten haben wir die einzelnen Merkmale anhand ihrer Eigenschaften wie folgt in verschiedene Klassen eingeteilt:

- Bohrlochdaten
- Geometrische Korrelationen des Bohrlochs oder der Injektionsstelle
- Parameter des Injektionsgutes
- Injektionsparameter
- Log-Daten

Dies dient in erster Linie dazu, dass bei der letztgenannten Datenanalyse mittels KI verschiedene KI-Techniken und -Algorithmen angewendet werden können und somit einzelne Merkmale unabhängig voneinander untersucht werden können.

Abb. 7: Das 3D Modell zeigt Diskontinuitätsflächen zweier kartierter struktureller Einheiten gemeinsam mit den Bohrsträngen der Bohrungen. Entlang den Bohrungen sind detektierte Ausreißer in den Daten gekennzeichnet. Die Ausreißer liegen räumlich sowie hinsichtlich der Orientierung nahe dem mit einer grünen Fläche markierten strukturellen Einheiten

- Events
- 3D-Darstellung der Hauptstrukturen, welche im Tunnel kartiert wurden
- Bohrungen

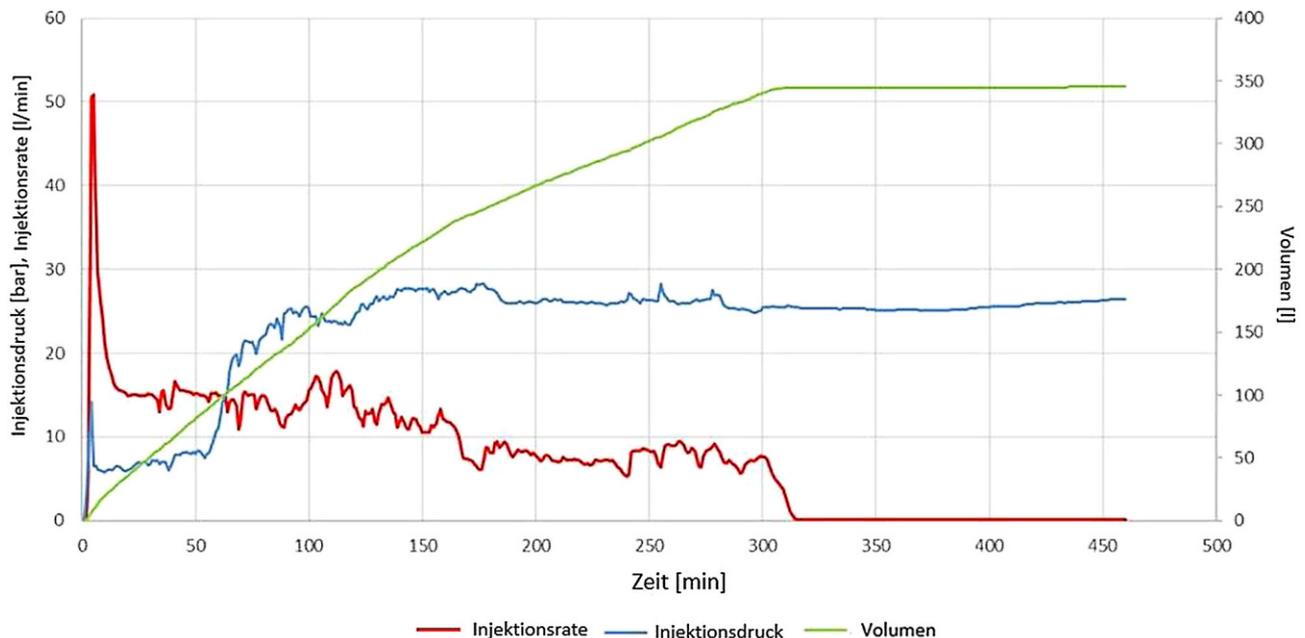
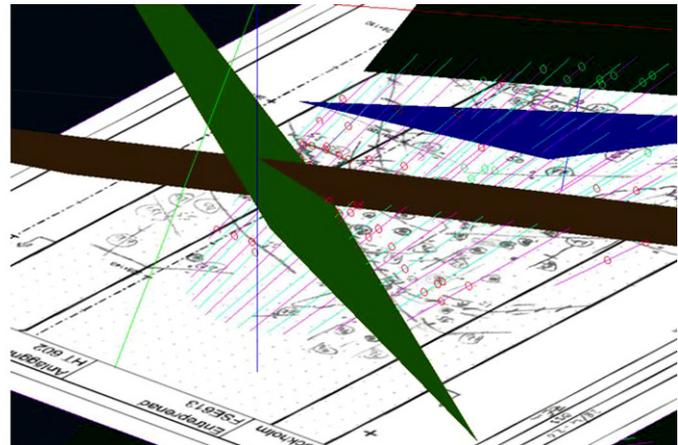


Abb. 8: Rohdaten der Druck-Mengen-Schriebe

3. Diskussion und nächste Schritte

Der Beitrag liefert einen Überblick verwendeter Methoden und erreichter Ergebnisse des Projekts AVANT. Wir haben gezeigt, wie die Daten vorverarbeitet wurden, um sie für eine komplexere Verarbeitung und Analyse geeignet aufzubereiten. Diese Vorverarbeitungsphase ist zeitaufwändig, aber unabdingbar, um sicherzustellen, dass die für die Analyse der verwendeten Daten geeignet und repräsentativ für die Merkmale sind, die wir identifizieren wollen.

Bisher haben wir gezeigt, dass die Bohrdaten geologische Strukturen identifizieren können, die signifikant genug sind, um von einem Geologen im Tunnel kartiert zu werden. Dies gibt uns die Gewissheit, dass diese Daten verwendet werden können, um Informationen über die Gesteinsmasse für die KI und die Entscheidungsfindung für die Injektion in eine mäßig geklüftete Gesteinsmasse, wie sie im Alkali-Tunnel anzutreffen ist, zu liefern. Wir haben auch den

entscheidenden Schritt der Datenvorverarbeitung herausgestellt, sodass Merkmale der Injektion und des Bohrens in die Kette der Datenverarbeitung mittels der verschiedenen Techniken der KI aufgenommen werden. Die Vorverarbeitungen sind noch im Gange. Die nächsten Schritte in diesem Bereich bestehen darin, mit der Stapelverarbeitung großer Datenmengen zu beginnen, um zu überprüfen, ob die von uns entwickelten Methoden für den gesamten Tunnel geeignet sind, und schließlich aus diesen Ergebnissen die Schlüsselparameter herauszuschälen, die in die KI eingespeist werden.

Parallel zur Datengenerierung wurde bereits damit begonnen, die zuvor extrahierten und aufbereiteten Daten einzelner Tunnelquerschnitte mit KI-Methoden zu analysieren. In einem ersten Schritt wurde ein künstliches neuronales Netz erstellt und die Daten eingespeist. Die Ergebnisse dieser Analyse lassen vermuten, dass es Muster in den MWD- und Injektionsdaten gibt, die mit Hilfe von KI hinreichend

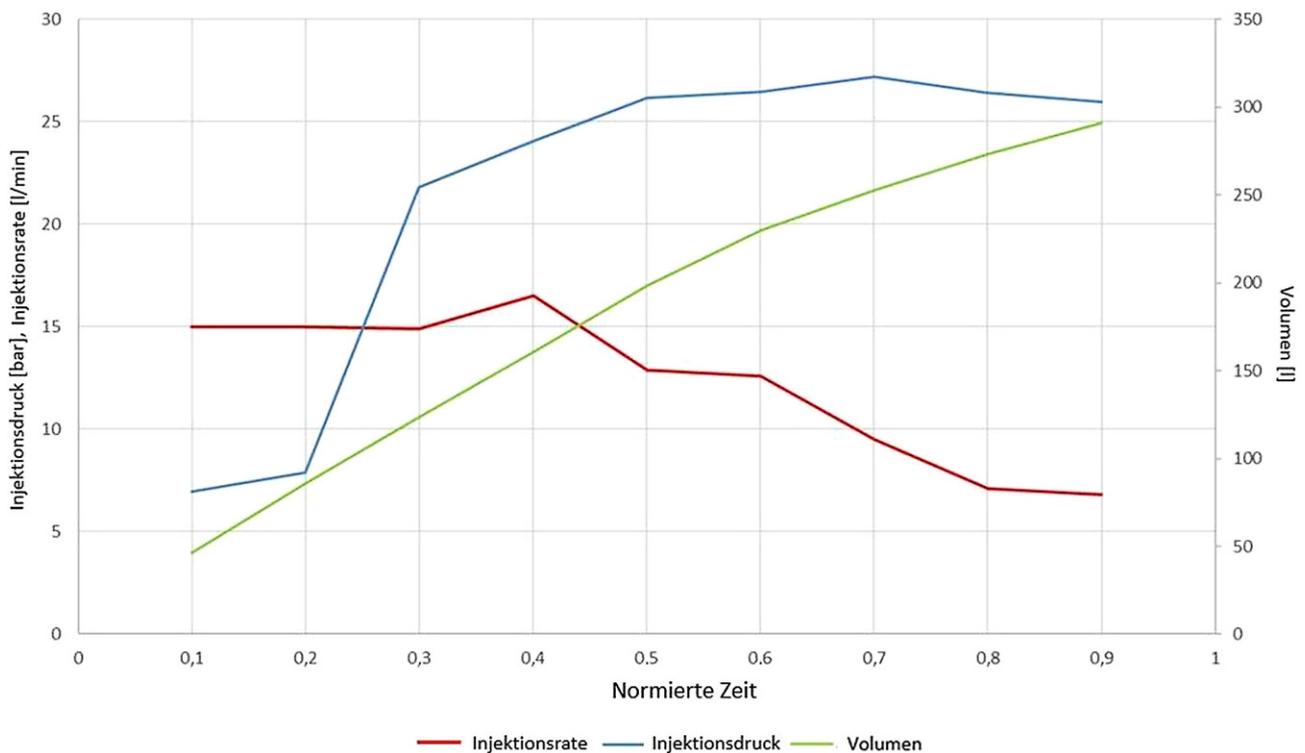


Abb. 9: Druck-Mengen-Datensatz nach Merkmalsextraktion und Normalisierung (Umrechnung auf Werte von 0–1)

genau erkannt werden können. In einem nächsten Schritt soll das künstliche neuronale Netz weiter ausgebaut werden, um die steigende Datenmenge verarbeiten zu können. In diesem Zusammenhang werden die einzelnen Klassen von Injektionsdaten (siehe Abschn. 2.4) erstmals mit unterschiedlichen KI-Algorithmen, d.h. unabhängig voneinander arbeitenden künstlichen neuronalen Netzen, analysiert.

Danksagung. Wesentliche Teile der präsentierten Entwicklungsarbeiten wurden von der FFG (Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH) im Rahmen des Förderprojekts AVANT (FFG. Nr. 877674) gefördert.

Funding. Open access funding provided by Montanuniversität Leoben.

Open Access Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

Literatur

1. van Eldert, J.; Schunnesson, H.; Saiang, D.; Funeag, J.: Improved filtering and normalizing of Measurement-While-Drilling (MWD) data in tunnel excavation, *Tunnelling and Underground Space Technology*, 103 (2020), p 13
2. Galende-Hernández, M.; Menéndez, M.; Fuente, M. J.; Sainz-Palmero, G. I.: Monitor-While-Drilling-based estimation of rock mass rating with computational intelligence: The case of tunnel excavation front, *Automation in Construction*, 93 (2018), pp 325–338
3. He, M. M.; Li, N.; Yao, X. C.; Chen, Y. S.: A New Method for Prediction of Rock Quality Designation in Borehole Using Energy of Rotary Drilling, *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 53 (2020), Nr. 7, pp 3383–3394
4. Schunnesson, H.: Rock characterisation using percussive drilling, *Underground Space Technology*, 35 (1998), Nr. 6, pp 711–725
5. Schunnesson, H.: RQD predictions based on drill performance parameters, *Underground Space Technology*, 11 (1996), Nr. 3, pp 345–351
6. Wyering, L. D.; Villeneuve, M. C.; Kennedy, B. M.; Gravley, D. M.; Sitarovich, P. A.: Using drilling and geological parameters to estimate rock strength in hydrothermally altered rock—A comparison of mechanical specific energy, R/N-W/D chart and Alteration Strength Index, *Geothermics*, 69 (2017), pp 119–131
7. Liu, W.; Rostami, J.; Elsworth, D.; Ray, A.: Application of Composite Indices for Improving Joint Detection Capabilities of Instrumented Roof Bolt Drills in Underground Mining and Construction, *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 51 (2018), Nr. 3, pp 849–860

Hinweis des Verlags. Der Verlag bleibt in Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutsadressen neutral.