

## **ARIDuA – Autonome Roboter und Internet der Dinge in untertägigen Anlagen**

**Sebastian Varga<sup>1</sup>, Steve Grehl<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Institut für Markscheidewesen und Geodäsie, <sup>2</sup> Institut für Informatik  
TU Bergakademie Freiberg

### **ZUSAMMENFASSUNG**

*Die interdisziplinäre ESF Nachwuchsforschergruppe ARIDuA forscht seit dem 01. Juli 2017 institutsübergreifend an der TU Bergakademie Freiberg im Themenkomplex Autonome Roboter und Internet der Dinge in untertägigen Anlagen. Gegenstand der Forschung ist es, Schlüsseltechnologien für den entstehenden „Bergbau 4.0“ zu entwickeln. Hierzu zählen Roboternavigation, Sensorintegration und Langzeitmessungen, Big Data im bergbaulichen Kontext und automatisierte geologische Kartierung.*

*Der Beitrag gibt einen Überblick über ARIDuA und die „automatisierte geologische Kartierung“. Es werden Anforderungen an eine automatisierte geologische Kartierung dargestellt und das darauf basierende Messfahrzeug, das u.a. mit einer Hyperspektralkamera ausgestattet ist. Es wird ein Auswertungsschema beschrieben, das die Klassifizierung der Messdaten mit einem geostatistischen Ansatz kombiniert und pixelgenau die Auftretswahrscheinlichkeit der Gesteinsklassen angibt.*

### **ABSTRACT**

*The interdisciplinary ESF Junior Research Group ARIDuA is investigating the topic “Autonomous Robots and Internet of Things in Underground Mining”. Therefore it implements key technologies for the new sector of “Mining 4.0”. Focusing on the application of mobile robots in underground, a wireless sensor network is implemented and synergies are identified. This also results in significant benefits for the mining sector. In this context, an outline of a geological analysis system capable of pixel-wise mineral classification is presented. A hyper-spectral-camera mounted on a mobile vehicle is used inside an underground mine in combination with multiple state-of-the-art RGB cameras. The reason why this is necessary, the requirements, and the concept of data analysis is described. The automated mine survey generates an occurrence probability of each mineral class for each pixel. Therefore, it combines classification with geostatic methods.*

## 1 Einleitung

Die Verknappung wirtschaftsstrategischer Rohstoffe, die in einem Bericht der European Commission 2014 z.B. als Zinn, Wolfram und Indium identifiziert wurden, wird auch in Zukunft eine zentrale Erschwernis für die Ökonomie darstellen. Die Gründe hierfür sind in der wachsenden Weltbevölkerung von 9,7 Milliarden Menschen für das Jahr 2050 (Department of Economic and Social Affairs 2015) und der zunehmenden Verbreitung des globalen Wohlstands einerseits, andererseits in einer fortschreitenden Entwicklung innovativer Produkte zu sehen, die einen zunehmend komplexeren Materialmix benötigen. Diese verstärkte Nachfrage wird zu einem Anstieg der Weltmarktpreise führen. Außerdem ist nicht auszuschließen, dass wirtschaftsstrategische Rohstoffe nicht mehr frei bzw. nur noch stark eingeschränkt auf dem Weltmarkt gehandelt werden.

Es ist somit zu erwarten, dass als Folge dessen klein- und bergbaugeologisch komplexe Rohstoffe verstärkt in den Fokus wirtschaftlicher Interessen gelangen und ein erneuter Abbau rentabel wird. Zusätzlich zur erneuten Kartierung alter Bergwerke ist der Abbau hochkomplexer, geologischer Gangerzlagerstätten geringer Mächtigkeit für die Bergbauindustrie von Interesse.

Seit den frühen 1970er-Jahren vollzog sich in der Produktion ein Wandel – die dritte industrielle Revolution. Diese beschreibt eine Veränderung der Produktionsprozesse, die durch den zunehmenden Einsatz von Elektronik und Informationstechnologie bedingt wurde und zu einer zunehmenden Automatisierung der Produktionsprozesse führte (Bartodziej 2017). Dieser Prozess ist in den vergangenen Jahren in eine weitere Entwicklungsstufe übergegangen – die sogenannte Industrie 4.0. Charakteristisch für diese ist der Einsatz von „Cyber-Physical Systems“ (CPS) (Bloem et al. 2014). Als CPS wird die Verbindung von Computern mit physikalischen Systemen beschrieben. Die physikalischen Systeme werden hierbei nicht nur von Computern gesteuert, sondern beeinflussen mit ihrem Feedback die Datenverarbeitung und Steuerung durch die Computer (Lee 2015; Lee und Seshia 2017; Benndorf und Buxton 2017).

Verglichen mit dem gegenwärtigen Stand der Entwicklung von Produktionssystemen in Tagebauen (Benndorf 2018) befindet sich der Prozess Richtung untertägigem Bergbau 4.0 noch in einem frühen Stadium. Die Zielsetzung eines Bergbau 4.0 greift über die eigentliche Rohstoffgewinnung und die Produktions- und Transportprozesse hinaus und zielt zusätzlich auf eine Minimierung negativer Effekte für die Umwelt und somit der lokalen Bevölkerung (Bartnitzki 2017). Durch einen fortschreitenden Einsatz autonomer Roboter werden einfahrende Mannschaften obsolet, so dass die Gefährdung von Menschenleben stetig abnimmt und am Ende des Automatisierungsprozesses gänzlich ausgeschlossen werden kann.

Im Bergbau und Spezialtiefbau findet der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) statt. Dies reicht von einer immer weitgehenderen Automation bis hin zur Vision von „mannlosen“, d.h. komplett von intelligenten Maschinen und Robotern betriebenen Bergwerken oder Tunnelbaustellen. Die technische Unterstützung von Personal durch Informations- und Robotertechnik hat darüber hinaus weitere Chancen für den Einsatz in Umgebungen mit hohen Gefährdungspotenzialen, wie beispielsweise bei der Erkundung und Dokumentation von Altbergbaubereichen oder unter nicht atembaren Atmosphären, aber auch nach Bränden oder Gasausbruchereignissen zur Unterstützung der Rettungskräfte.

In diesem Artikel wird in Kapitel 2 das Projektvorhaben ARIDuA vorgestellt. Im Anschluss daran erfolgt in Kapitel 3 wird der Situation, also der Charakteristik der Ortsbrust, im untertägigen Bergbau beschrieben. Hierauf aufbauend werden in Kapitel 4 Anforderung an eine automatisierte Kartierung im untertägigen Bergbau dargestellt. Diese sind die Grundlage für die in Kapitel 5 vorgestellte technischen Realisierung und die in Kapitel 6 beschriebene Auswertemethodik. Abschließend gibt Kapitel 7 einen Ausblick auf das weitere Vorgehen.

## 2 Überblick ARIDUA

In den letzten Jahren gelang am Standort Freiberg der Einstieg in zwei Schlüsseltechnologien für den entstehenden „Bergbau 4.0“: der Einsatz mobiler Roboter unter Tage im Rahmen des Mining-RoX Projektes (Buhl et al. 2015; Grehl et al. 2017) und dem „Internet der Dinge“ („Internet of Things“, IoT, (Güth 2018)). Der Fokus liegt auf der Instrumentierung des Forschungs- und Lehrbergwerks mit vernetzter Sensorik. In diesem Kontext konzentrierte sich das Institut für Markscheidewesen und Geodäsie, im Rahmen des Projektes UPNS4D+ (CUTEC 2018), auf die Erkennung von geologischen Parametern.

Das Projekt ARIDuA sichert diese Expertise Freibergs ab und baut sie weiter aus. Dazu untersuchen die Nachwuchswissenschaftler insbesondere das Zusammenspiel beider Technologien. Einerseits können Roboter von IoT-Infrastrukturen profitieren, z. B. durch die Ausnutzung der im Bergwerk installierten Sensorik für eine verbesserte Roboternavigation, andererseits können Roboter auch selbst zum Aufbau und der Erweiterung von IoT-Infrastrukturen beitragen. Ein Beispiel dafür sind Roboter, die die Installation von Sensoren, z. B. für ein Gefährdungs- und Umweltmonitoring in Bergwerken übernehmen. Die zu entwickelnden Verfahren zielen auf eine massiv erhöhte sensorische Überwachung des untertägigen Raumes und der eingesetzten Technik durch den Aufbau entsprechender Sensornetzwerke ab. Dies schafft die Voraussetzungen für einen qualitativen Sprung in verschiedenen Bereichen der Bergbautechnik:

- Echtzeit-Abbauplanung: Datenerhebung mittels Wireless-Sensor-Netz (WSN)
- Prozessoptimierung: Informationsgewinn aus den aufgenommenen Daten
- Arbeitsschutz: Einsatz von Robotern in gefährdeten Bereichen
- Umweltmonitoring: Großflächige Instrumentierung durch Smart Sensor Boxes

Weiterhin trägt dies zur Entwicklung hin zu einem „mannlosen“ Betrieb untertägiger Anlagen bei. An der TU Bergakademie Freiberg trägt das Vorhaben zentral zum universitätsweiten Forschungsschwerpunkt „Smart Mining“ bei.

Als Roboterplattform nutzt ARIDuA den im Projekt Mining-RoX entwickelten Roboter Julius für die Bearbeitung dieser Fragestellungen und entwickelt diesen weiter. Für ein strukturiertes Vorgehen gliedert sich das Forschungsvorhaben derzeit in sechs Teilbereiche, die stark miteinander vernetzt sind:

1. Definition notwendiger Kerneigenschaften
2. Sensorintegration und Langzeitmessungen
3. Manipulation von Smart Equipment in untertägigen Anlagen (uA)
4. <Automatisierte untertägige geologische Kartierung>
5. Roboternavigation in instrumentierten Umgebungen und bei Erstbefahrungen
6. Entwicklung eines intelligenten Informationssystems für uA mittels Big Data

Das Projekt erarbeitet Anforderungen an die Automatisierung aus Sicht des Bergwerksbetreibers. Hierbei spielt der Roboter eine zentrale Rolle, so dass er mit den Fähigkeiten zur autonomen Navigation und der Möglichkeit zur Interaktion mit seiner Umgebung (Manipulation) auszustatten ist. Letzteres kommt insbesondere bei der Handhabung von den im Projekt entwickelten Smart Sensor Boxes zum Tragen. Diese messen permanent relevante Umweltdaten in der untertägigen Anlage und bauen zusätzlich ein Wireless-Sensor-Netz (WSN) auf. Die darüber kommunizierten Daten laufen in einem Informationssystem zusammen, das daraus einen Wissensgewinn generiert. Dazu verwendet ARIDuA Methoden aus dem Big-Data-Umfeld.

Durch den Einsatz eines autonomen Roboters ist es möglich, die Detektion und anschließende geologische Kartierung des Erzganges am Stoß automatisiert zu realisieren. Daher liegt ein weiterer Fokus des Projektes auf der Entwicklung von Methoden und Verfahren zur Automatisierung der geologischen Analyse. Das Ziel besteht somit in einer Optimierung der Exploration und den Abbau unter Tage. Dies steigert die Effizienz eines aktiven Bergwerkes und somit dessen Wirtschaftlichkeit.

Relevant ist dieser sensor- und computergestützte Ansatz nicht nur für den einzelnen Bergwerksbetreiber, sondern für die Volkswirtschaft unsers Landes insgesamt. Denn ein effizienterer und ressourcenschonenderer Abbau hochkomplexer Gangerzlagerstätten geringer Mächtigkeit ist wirtschaftlich auf diese Weise möglich. Dabei ist es wichtig, negative Einflüsse auf die Umwelt zu minimieren, was die Akzeptanz für den Bergbau in der Bevölkerung erhöht.

### 3 Situation im untertägigen Bergbau

Die automatisierte Detektion von Erzgängen unter Tage kann nur partiell mit Klassifizierungsaufgaben aus der Industrie verglichen werden, da die untertägige Umgebung nicht homogen und kontrolliert wie in der Industrie ist, sondern von starker Inhomogenität, fehlender Planarität der Oberfläche und robusten Umgebungsparametern geprägt ist (siehe Tabelle 1). Diese Umgebungsparameter schränken die Wahl der geeigneten Sensorik und Auswerteverfahren ein.

Tab. 1: Charakteristika anstehenden Erzes der Ortsbrust im untertägigen Bergbau

| Untertägiger Bergbau      |                  | Auswirkung auf visuelle Erkennbarkeit/<br>weitere Hilfsmittel zur Erkennung geologischer Merkmale |
|---------------------------|------------------|---|
| <b>Umgebungsparameter</b> |                  |   |
|                           | Finsternis       | Künstliche Lichtquelle nötig  |
|                           | Feuchte<br>Nässe | Reflexionen, Farbe und Oberfläche der Ortsbrust sehen verändert aus                               |

| <b>Materialeigenschaften</b>                                    |   |  |
|---|---|--|
| Genese  | Nachbarschaftliche Verhältnisse   | Spatiale Abhängigkeiten  |
|   | Kleinskalige Variabilität der Mineralogie   | Hohe Auflösung nötig, sonst Mischpixel   |
| Optische Charakteristik der Mineralien                          | Kristallformen sind abhängig von Mineralart und führen zu unterschiedlichen Brechungswinkeln eintreffenden Lichts | Reflexionen  |
|   | Farbe einer Mineralart ist variabel   | Mit Farbe allein keine eindeutige Zuordnung möglich  |
| Variabilität bedingt durch temporale Änderung an der Oberfläche | Oxidation (Verändert farbliche Charakteristik von Mineral)  | Mit Farbe allein keine eindeutige Zuordnung möglich  |
|   | Versinterung (Ablagerung ausgewaschener Mineralien aus anderen Gesteinsschichte)                                  | Farbe und Oberflächencharakteristik von anstehendem Gestein ist nicht mehr erkennbar               |
| <b>Eigenschaften der Lagerstätte</b>                            |   |  |
| Einflüsse durch Abbau   | Keine planen Flächen der Ortsbrust, keine rechten Winkel  | Stark inhomogene Kontur der Ortsbrust  |
| Abbau des Erzgangs (räumliche Tiefe der Lagerstätte)            | Kleinskalige Variabilität und Einfluss der Genese   | Als zusätzliche Informationsquelle kann die Wahrscheinlichkeit aus den Lagerstätten gewählt werden |

Die große Variabilität der untertägigen Geologie ist somit eine besondere Herausforderung für die automatisierte Datenaufnahme. Gründe für die Variabilität liegen einerseits in der Genese des Erzgangs, andererseits in den vorherrschenden Umweltbedingungen.

Der in der Luft gebundene Sauerstoff und eindringendes Wasser sind die Umweltbedingungen, die die Charakteristika des anstehenden Gesteins der Ortsbrust modifizieren können. Der frische gesprengte Stoß kommt in Kontakt mit der sauerstoffhaltigen Umgebungsluft. Dies führt bei eisenhaltigen Mineralien zur Oxidation. Hierdurch ändern sich ihre optischen Eigenschaften und die spektrale Signatur. Eindringendes Wasser aus höheren Gesteinsschichten ist in der Regel mit gelösten Mineralien gesättigt, kann aber auch Letten aus der Lettenschicht auswaschen. Fallen gelöste Mineralien an der Oberfläche des Stoßes aus, führt dies zur Versinterung. Eine Klassifikation, basierend

auf optischen Informationen, ist hierdurch sehr stark erschwert bzw. unmöglich. Feuchte bzw. nasse Oberflächen führen dazu, dass Reflexionen entstehen, die die spektrale Signatur verändern, aber auch eine Identifikation der Mineralien mittels RGB-Daten erschweren.

#### **4 Anforderung an eine automatisierte untertägige geologische Kartierung**

Für die Identifikation und spätere Kartierung von Erzgängen ist aufgrund der nicht homogenen Bedingungen eine Sensorik zu wählen, die berührungsfrei und aus der Distanz operieren kann. Die Wahl von optischen und spektralen Sensoren ermöglicht es, die Ortsbrust in kurzer Zeit flächig zu erfassen. Anwendungsfelder für optische und spektrale Sensoren liegen in der Fernerkundung (van der Meer et al. 2012; Goetz 2009), aber auch in industriellen Sortierprozessen (Wotruba und Harbeck 2012; Gundupalli et al. 2016).

Der Einsatz hyperspektraler Sensoren ist in der Fernerkundung seit Anfang der 1970er-Jahre unter anderem für die geologische Kartierung erfolgreich im Einsatz (Goetz 2009). Mittels Feldscannern können Seltene Erden an übertägigen Aufschlüssen kartiert werden (Bösche 2015). Auch die Identifikation von Eisenerz an Aufschlüssen über Tage kann mittels hyperspektraler Sensorik erfolgen (Ramanaidou und Wells 2012).

Ein aktuelles Forschungsthema ist die sensorgestützte Klassifikation von Erzgängen unter Tage (Desta und Buxton 2017). So wurde hier die untertägige Geologie anhand von RGB-Aufnahmen klassifiziert.

Die hyperspektrale Bildgebung ist ein sehr gutes Messinstrument für die Bestimmung von Materialien und die Kartierung für Aufschlüsse über Tage. Auch in der Industrie wird die hyperspektrale Bildgebung für Sortierprozesse eingesetzt (Michelsburg 2014). Somit kann die Genauigkeit der Klassifikation durch die hyperspektrale Sensorik erhöht werden. Für das Forschungsvorhaben wird eine Hyperspektralkamera als Bestandteil eines Multisensorkonzepts für die automatisierte Klassifikation unter Tage angewandt. Ergänzt wird das Messsystem durch RGB-Kameras. Damit eine Automatisierung erfolgen kann, wird die Messtechnik in ein automatisiertes Datenerfassungssystem integriert.

Für die hyperspektrale Messung ist die Art der Beleuchtung und deren Anordnung von großer Relevanz. Für den Fall, dass die Datenaufnahme wie bei industriellen Sortieranlagen, in der Lebensmittelindustrie oder bei Laboranwendungen nicht unter optimalen natürlichen Lichtbedingungen erfolgen kann, muss eine kontrollier- und wiederholbare Umgebung geschaffen werden.

Quarz-Wolfram-Lichtquellen werden in vielen industriellen Anwendungen (Leiva-Valenzuela et al. 2013; Mendoza et al. 2011; Huang und Lu 2010) eingesetzt, da diese die ideale Lichtquelle im VNIR-Bereich darstellt. Die spektralen Eigenschaften von Licht, das von Quarz-Wolfram-Lichtquellen erzeugt wird, entsprechen weitestgehend denen von Tageslicht, das für spektrale Messungen die ideale Beleuchtung darstellt. Das Licht wird für die Messung nur auf die zu messende Fläche fokussiert, wodurch der nötige Energieverbrauch geringgehalten werden kann. In industriellen Anwendungen ist der Abstand zum Messobjekt definiert und nicht variabel und somit ist die



Beleuchtungssituation konstant. Somit ist es nicht nötig, für jede Messung die Hyperspektralkamera neu zu kalibrieren.

Im Gegensatz zu Anwendungen aus der Industrie herrschen unter Tage robuste Bedingungen vor. Sowohl der Abstand Sensor zu Ortsbrust als auch die Kontur der Ortsbrust ist inhomogen. Die inhomogene Kontur der Ortsbrust führt zu Effekten der Abschattung. Sowohl durch die Umweltbedingungen (Feuchte und Nässe des Gesteins) als auch durch die Charakteristik der Mineralien des Erzganges treten Reflexionen an der Ortsbrust auf.

Da aufgrund dieser Gegebenheiten der Abstand Sensor zu Ortsbrust variabel ist und die Lichtstärke als nicht konstant angesehen werden kann, ist für eine jede Messung die Lichtsituation verändert und muss daher stets neu mittels einer Spektraltonplatte (Weißabgleich) kalibriert werden.

Da durch die LED-Beleuchtung die spektrale Signatur verfälscht werden würde, muss eine Trennung von hyperspektraler Messung und RGB-Datenaufnahme erreicht werden. In der Industrie wird dies durch eine räumliche Trennung erreicht, wie der Versuchsbau von Michelsburg 2014, S. 110, zeigt. Da eine räumliche Trennung in dem hier zu diskutierenden Anwendungsfall nicht zu realisieren ist, erfolgt eine zeitliche Trennung der RGB- und hyperspektralen Aufnahmen.

## 5 Technische Realisierung

Für die Kartierung des Stoßes wird für die hyperspektralen Aufnahmen die Cubert UHD 185 verwendet. Hiermit können im spektralen Bereich 138 spektrale Kanäle im Wellenbereich von 450 nm bis 950 nm aufgenommen werden. Für die RGB-Aufnahmen werden zwei Nikon-D750- und zwei Logitech-C920-Kameras verwendet.

Als Lichtquelle werden vier dimmbare Baustrahler mit je 2 x 150 W Leistung verwendet, woraus eine Gesamtleistung von 1 200 W resultiert. Durch diese Anordnung kann der zu untersuchende Abschnitt der Ortsbrust gleichmäßig und homogen ausgeleuchtet werden. Für die RGB-Aufnahmen wird hingegen eine dimmbare LED-Beleuchtung eingesetzt, die aus vier Strahlern mit je 10 W besteht.

In Abbildung 1 ist das Messfahrzeug (Gewicht ca. 200kg, Maße: 130x75x150 cm) dargestellt. Die Hyperspektralkamera und die zwei Logitech C920 sind mit der Beleuchtung auf eine dreh- und kippbare Plattform montiert. Durch die Montage der Baustrahler um die Hyperspektralkamera wird eine homogene Ausleuchtung des Messbereichs an der Ortsbrust ermöglicht. Durch die Beleuchtung aus mehreren Richtungen werden Effekte der Abschattung, die durch die Inhomogenität der Ortsbrust entstehen, aufgehoben. Durch die Verwendung einer dreh- und kippbaren Plattform werden die Kameras gezielt auf die für die Messung relevanten Abschnitte der Ortsbrust ausgerichtet.

Im vorderen Teil des Messfahrzeuges ist ein Messmast montiert. Hieran werden die zwei Nikon-D750-RGB-Kameras und die dafür nötige LED-Beleuchtung angebracht. Für ergänzende Messungen kann ein Laserscanner an der Spitze des Mastes montiert werden.

Das Messfahrzeug ist primär für den Einsatz auf Schienen konzipiert. Für diesen Fall wird im vorderen und hinteren Bereich ein Spurhaltesystem auf Schienen herabgelassen. Der Antrieb des Mess-

fahrzeugs wird durch vier Nabenmotoren gewährleistet. Die Stromversorgung sowohl für das Fahrzeug als auch für das Messsystem erfolgt über Blei-Gel-Akkus. Die Steuerung des Messsystems erfolgt über Roboter Operating System (ROS).



Abb. 1: Messfahrzeug im Einsatz in Maxit

## 6 Auswertemethodik

Das Ziel ist eine automatisierte Datenverarbeitung und Datenanalyse der mit dem Messfahrzeug aufgenommenen Daten. Es erfolgt eine blockweise Charakterisierung der Ortsbrunnst durch die Verwendung der Gesamtheit der Pixelinformation. Hierfür wird in einem ersten Schritt die geologische Grenzschicht zwischen Erz und nicht werthaltigem Gestein ermittelt. Im nächsten Schritt wird der Erzgang klassifiziert. Am Ende der Auswertung wird eine Auftrittswahrscheinlichkeit einer Gesteinsklasse pro Pixel angegeben. Die Herausforderungen liegen hierbei in nicht eindeutig zu klassifizierenden Pixeln. Diese Fehlklassifikation wird bedingt durch die komplexe untertägige Situation und die dort vorherrschenden Umweltbedingungen. Die Verwendung der aufgenommenen hyperspektralen und RGB-Daten als ausschließliche Informationsquelle und deren Klassifikation ist daher nicht ausreichend, um für jeden Pixel eine präzise Aussage über dessen Klassenzugehörigkeit zu treffen. Durch den Klassifikator wird daher eine Aussage für jeden Pixel getroffen, welche Klasse mit welcher Wahrscheinlichkeit auftritt. Durch die Festsetzung eines Grenzwertes wird in gut und schlecht klassifizierte Pixel unterteilt. Schlecht klassifiziert ist ein Pixel, wenn keine eindeutige Zuordnung zu einer Materialklasse möglich ist. Für diese schlecht klassifizierten Pixel bedarf es weiterer Informationen, um eine Aussage über ihre Klassenzugehörigkeit zu treffen.



Diese Informationen können aus der Genese des Erzes gewonnen werden. So ist dessen Entstehung kein willkürlicher, zufälliger Prozess, sondern vollzog sich nach physikalischen Gesetzmäßigkeiten. Dadurch sind bestimmte Minerale miteinander vergesellschaftet und auch deren Anordnung im Erzgang unterliegt diesen Gesetzmäßigkeiten. Somit gilt für die einzelnen Minerale, dass ihre räumliche Anordnung auf nachbarschaftlichen Verhältnissen im statistischen Sinne beruht. Daher kann die multivariate Geostatistik angewandt werden, um ihre Position abzuschätzen und durch eine Simulation zu ermitteln. Die nachbarschaftlichen Beziehungen sollen für eine Simulation mittels Multi-Point-Statistik (MPS) genutzt werden.

In Abbildung 2 ist das Auswerteschema dargestellt. Durch die Sensorik auf dem Messfahrzeug werden Daten aufgenommen. Diese Daten sind mehrschichtig, da einerseits RGB- und hyperspektrale Daten verwendet werden, andererseits hyperspektrale Bilder über zusätzlichen Informationen durch die Anzahl der spektralen Kanäle verfügen. Diese werden aufbereitet und im nächsten Schritt klassifiziert. Als Resultat dieser Klassifikation wird für jedes Pixel für jede Klasse die Auftrittswahrscheinlichkeit angegeben. Gut klassifizierte Pixel werden im nächsten Schritt in der Simulation mittels MPS als Harddata, also als Stützwerte, verwendet. Anstelle von schlecht klassifizierten Daten enthält das Bild Lücken, die durch die MPS geschlossen werden. Für ein gutes Simulationsergebnis ist die Generierung eines Trainings-Images entscheidend. Es muss die charakteristischen Merkmale enthalten, die auch im zu klassifizierenden Teil des Erzganges enthalten sind.

Nach Ablauf der MPS wird ein Bayesian Update mit den simulierten Daten durchgeführt und erneut klassifiziert. Als Endresultat wird für jedes Pixel für jede Klasse die Auftrittswahrscheinlichkeit angegeben und daraus eine geologische Kartierung erstellt.

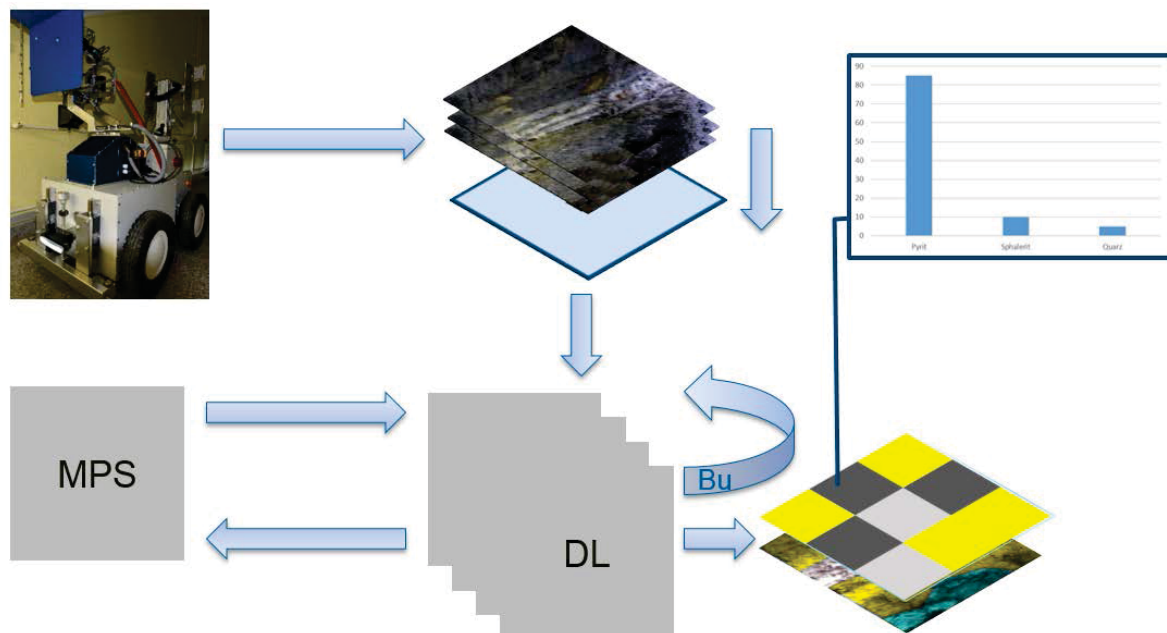


Abbildung 2: Auswerteschema für die geologische Kartierung unter Tage

## 7 Ausblick

Im Rahmen von ARIDuA werden als nächster Arbeitsschritt durch Experimente am Referenzmodell (Abbildung 3) die optimalen Aufnahmeparameter für eine die automatisierte Datenerfassung ermittelt. Diese Aufnahmen dienen zur Evaluierung der Auswertemethode.



Abbildung 3: Referenzmodell

Im abschließenden Arbeitsschritt wird die Anwendbarkeit der Methode in der Praxis demonstriert. Hierfür wird eine Ortsbrust unter Tage in der Reichen Zeche automatisch aufgenommen und mittels der entwickelten Auswertemethode eine geologische Kartierung vorgenommen.

### LITERATURVERZEICHNIS

Bartnitzki, Thomas (2017): Mining 4.0 - Importance of Industry 4.0 for the Raw Materials Sector. *Bergbau 4.0 – Die Bedeutung der Industrie 4.0 für den Rohstoffsektor*. In: *Mining Report Glückauf - Fachzeitschrift für Bergbau, Rohstoffe und Energie* 153 (1), S. 25–31.

Bartodziej, Christoph Jan (2017): *The Concept Industry 4.0. An Empirical Analysis of Technologies and Applications in Production Logistics*. Wiesbaden, s.l.: Springer Fachmedien Wiesbaden (BestMasters). Online verfügbar unter <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-658-16502-4>.

Benndorf, Jörg (2018): Operatives Lagerstättenmonitoring - Nutzung von Onlinequalitätsdaten zur optimierten Betriebsführung in Tagebauen. In: Wolfgang Busch (Hg.): *Tagungsband Geomonitoring 2018*. Clausthal-Zellerfeld, 1. bis 2. März 2018. TU Clausthal, Institut für Geotechnik und Markscheidewesen.

Benndorf, Jörg; Buxton, Mike W.N. (2017): *Real-Time Mining. A framework for continuous process control and optimization*. TU Bergakademie Freiberg. Amsterdam (REAL TIME

MINING - Conference on Innovation on Raw Material Extraction). Online verfügbar unter <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bsz:105-qucosa-231071>.

Bloem, J.; Doorn, M. V.; Duivesteyn, S.; Excoffier, D.; Maas, R.; Ommeren, E. V. (2014): The Fourth Industrial Revolution—Things to Tighten the Link between IT and OT. In: *Sogeti VINT2014*.

Bösche, Nina Kristine (2015): Detection of rare earth elements and rare earth oxides with hyperspectral spectroscopy. Dissertation. Online verfügbar unter <https://publishup.uni-potsdam.de/opus4-ubp/frontdoor/index/index/docId/8536>.

Buhl, C.; Donner, M.; Ferber, M.; Grehl, S.; Herrmann, M.; Jung, B.; Poschmann, P. (2015): Mobile Roboter für Mapping und Monitoring im Bergbau. (Proceedings of the 16. Geokinematischer Tag).

CUTEC, Redaktion (2018): UPNS4D+: Autonome Roboter erkunden und fördern mineralische Rohstoffe - BMBF r4-Innovation. Online verfügbar unter <https://www.r4-innovation.de/de/upns4d.html>, zuletzt aktualisiert am 13.04.2018, zuletzt geprüft am 14.04.2018.

Department of Economic and Social Affairs (2015): World Population Prospects. The 2015 Revision. Key findings & advance tables. Hg. v. Population Division (United Nations). Online verfügbar unter [https://esa.un.org/unpd/wpp/publications/files/key\\_findings\\_wpp\\_2015.pdf](https://esa.un.org/unpd/wpp/publications/files/key_findings_wpp_2015.pdf), zuletzt geprüft am 14.04.2018.

Desta, Feven S.; Buxton, Mike W.N. (2017): The use of RGB Imaging and FTIR Sensors for Mineral mapping in the Reiche Zeche underground test mine, Freiberg. Resource Engineering, Delft University of Technology. Amsterdam (REAL TIME MINING - Conference on Innovation on Raw Material Extraction). Online verfügbar unter <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:bsz:105-qucosa-231302>.

European Commission (2014): Report on Critical raw materials for the EU. Report of the Ad hoc Working Group on defining critical raw materials. Online verfügbar unter [http://www.catalysiscluster.eu/wp/wp-content/uploads/2015/05/2014\\_Critical-raw-materials-for-the-EU-2014.pdf](http://www.catalysiscluster.eu/wp/wp-content/uploads/2015/05/2014_Critical-raw-materials-for-the-EU-2014.pdf), zuletzt geprüft am 07.03.2017.

Goetz, Alexander F. H. (2009): Three decades of hyperspectral remote sensing of the Earth. A personal view. In: *Remote Sensing of Environment* 113, S5-S16. DOI: 10.1016/j.rse.2007.12.014.

Grehl, Steve; Mischo, Helmut; Bernhard, Jung (2017): Research perspective - mobile robots in underground mining. In: *AusIMM Bulletin* Februar 2017. Online verfügbar unter <https://search.informit.com.au/documentSummary;dn=696536175799629;res=IELAPA>, zuletzt geprüft am 14.04.2018.

Gundupalli, Sathish Paulraj; Hait, Subrata; Thakur, Atul (2016): A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling. In: *Waste management (New York, N.Y.)*. DOI: 10.1016/j.wasman.2016.09.015.

Güth, Frederic (2018): Autonomous Robots and the Internet of Things in Underground Mining. Unter Mitarbeit von F. Wolf, S. Grehl, R. Lösch, S. Varga, N. Rezaei Abadchi, H.

- Mischo et al. In: Thomas Otto (Hg.): Proceedings of the 12th Smart Systems Integration Conference 2018: International Conference and Exhibition on Integration Issues of Miniaturized Systems. Smart Systems Integration. Dresden, S. 215–222.
- Huang, Min; Lu, Renfu (2010): Apple mealiness detection using hyperspectral scattering technique. In: *Postharvest Biology and Technology* 58 (3), S. 168–175. DOI: 10.1016/j.postharvbio.2010.08.002.
- Lee, Edward A. (2015): The past, present and future of cyber-physical systems. A focus on models. In: *Sensors (Basel, Switzerland)* 15 (3), S. 4837–4869. DOI: 10.3390/s150304837.
- Lee, Edward A.; Seshia, Sanjit A. (2017): Introduction to embedded systems. A cyber-physical systems approach. Second edition. Cambridge Massachusetts: MIT Press.
- Leiva-Valenzuela, Gabriel A.; Lu, Renfu; Aguilera, José Miguel (2013): Prediction of firmness and soluble solids content of blueberries using hyperspectral reflectance imaging. In: *Journal of Food Engineering* 115 (1), S. 91–98. DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2012.10.001.
- Mendoza, Fernando; Lu, Renfu; Ariana, Diwan; Cen, Haiyan; Bailey, Benjamin (2011): Integrated spectral and image analysis of hyperspectral scattering data for prediction of apple fruit firmness and soluble solids content. In: *Postharvest Biology and Technology*. DOI: 10.1016/j.postharvbio.2011.05.009.
- Michelsburg, Matthias (2014): Materialklassifikation in optischen Inspektionssystemen mithilfe hyperspektraler Daten. Zugl.: Karlsruhe, KIT, Diss., 2014. Karlsruhe, Hannover: KIT Scientific Publishing; Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek (Forschungsberichte aus der industriellen Informationstechnik, 10). Online verfügbar unter <http://edok01.tib.uni-hannover.de/edoks/e01fn15/805136975.pdf>, zuletzt geprüft am 03.11.2016.
- Ramanaidou, Erick R.; Wells, Martin A. (2012): Hyperspectral Imaging of Iron Ores. In: Maarten A.T.M Broekmans (Hg.): Proceedings of the 10th International Congress for Applied Mineralogy (ICAM). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 575–580.
- van der Meer, Freek D.; van der Werff, Harald M.A.; van Ruitenbeek, Frank J.A.; Hecker, Chris A.; Bakker, Wim H.; Noomen, Marleen F. et al. (2012): Multi- and hyperspectral geologic remote sensing. A review. In: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 14 (1), S. 112–128. DOI: 10.1016/j.jag.2011.08.002.
- Wotruba, Hermann; Harbeck, Hartmut (2012): Sensor-Based Sorting. In: Ullmann's Encyclopedia of Industrial Chemistry. Weinheim, Germany: Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.