

Die digitale Wünschelrute: Wie KI zu einer resilienteren Rohstoffversorgung beiträgt

Anselm Küsters, André Wolf



© shutterstock / Panchenko Vladimir

Europas Transformation zu einer digitalisierten und nachhaltigen Wirtschaft setzt die sichere Versorgung mit seltenen Metallen wie Lithium und Kobalt voraus. Eine Diversifizierung der Bezugsquellen ist das Gebot der Stunde. Informationen über neue Rohstoffvorkommen sind jedoch noch zufallsgetrieben und lückenhaft. Dieser ceplnput argumentiert, dass der Einsatz von KI in Erkundung und Überwachung die Informationsbasis verbessert und daher gefördert werden sollte.

- ▶ Der Einsatz von KI in der Rohstofferkundung **erhöht die Kosteneffizienz und Suchgeschwindigkeit deutlich und kann die gesellschaftlichen Folgekosten des Bergbaus reduzieren.**
- ▶ Eine **Förderung KI-basierter Erkundungstechnologien** sollte deshalb im anstehenden Critical Raw Materials Act der EU einen wichtigen Baustein darstellen. Die **EU-Datenregulatorik** muss gleichzeitig sicherstellen, dass die zugrundeliegenden Systeme auf hochwertigen Daten trainiert und Interdependenzeffekte durch „humans in the loop“ überwacht werden.
- ▶ Im Interesse der Nachhaltigkeit sollten Algorithmen auch **Informationen über zu erwartende Umweltaffekte** einer kommerziellen Ausbeutung auswerten. Zudem sollten die geförderten Technologien **für den Aufbau einer Recyclingswirtschaft für kritische Metalle** in Europa eingesetzt werden.

Inhaltsverzeichnis

1	Motivation	3
2	Informationsdefizite bei Rohstoffvorkommen	4
2.1	Geologische Vorkommen	4
2.2	Urban Mining.....	5
3	Mögliche Beiträge von KI	6
3.1	Technische Potenziale	6
3.2	Praxisbeispiele.....	7
3.3	Probleme und Grenzen	10
4	Förderung von KI im Kontext der EU-Rohstoffpolitik	17
4.1	Berücksichtigung in der EU-Rohstoffstrategie	17
4.2	Begründung der Förderungswürdigkeit	18
5	Handlungsempfehlungen an die EU	19
6	Fazit	23

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1:	Skizze zur Erläuterung möglicher KI-Vorhersagen in der Mineralienexploration.....	12
---------	---	----

1 Motivation

Unter der Erdoberfläche befindet sich eine Vielzahl mineralischer Ressourcen, von denen viele zukünftig von Nutzen sein können. Einige Mineralien wurden in der Vergangenheit nur in geringen Mengen gefördert, werden für die Zukunft aber immer wichtiger. Dazu gehören etwa die für die Fertigung von Batterien (Lithium, Kobalt), Windkraftturbinen (Seltene Erden) und elektronischen Displays (Indium) benötigten seltenen Metalle. Solche Mineralien sind unverzichtbar für Europas Transformation zu einer digitalisierten und nachhaltigen Wirtschaft. Gegenwärtig konzentrieren sich Förderung und Verhüttung global auf einige wenige Nicht-EU Länder wie China, Australien und Südafrika. Ihre Beschaffung unterliegt deshalb vielfältigen Risiken im Hinblick auf Preisentwicklung, Versorgungssicherheit und Umwelteffekte.¹ Diese Angebotsstruktur sorgt zudem für strategische Abhängigkeiten Europas, die im aktuellen geopolitischen Kontext kritisch zu bewerten sind.

Ein möglicher Ausweg ist die Erkundung neuer Rohstoffvorkommen innerhalb oder außerhalb der EU. Auch bei den Erkundungsaktivitäten zeigt sich aber bislang global ein klares Gefälle: Kanada, Australien, die Vereinigten Staaten und China werden aufgrund ihrer Größe und Bedeutung für die Bergbauindustrie als die wichtigsten Regionen wahrgenommen, denn mehr als die Hälfte des weltweiten Explorationsbudgets für Metalle in 2021 war für diese Regionen bestimmt.² Europa spielt in den regionalen Auswertungen bislang mengenmäßig keine bedeutende Rolle, wird in den vorhandenen Analysen nicht einmal als Region separat erfasst. Zwar gab es in jüngster Zeit in Europa vereinzelt Großfunde in Schweden³ und Norwegen⁴, dahinter steckt jedoch noch keine systematische Erkundungsstrategie. Die jüngere Preisentwicklung hat anreizseitig zusätzlich erschwerend gewirkt: Die vergleichsweise niedrigen Metallpreise der letzten Jahre, die 2016 ihren Tiefpunkt erreichten, ließen die Kapitalmärkte für Metalle austrocknen und zwangen Unternehmen, sich auf sicherere, aber weniger lohnende Arbeiten in der Nähe bereits existierender Minen zu konzentrieren. Der daraus resultierende Rückgang der Entdeckungen ist angesichts der stark steigenden Nachfrage nach Batteriemetallen wie Lithium und Kobalt zu einer immer akuterer Bedrohung für die Versorgungssicherheit geworden.

Ein Weg zur Steigerung der Ausbeute kann ein verstärkter Fokus auf sogenannte „greenfield“-Explorationen, d.h. der Erkundung geologisch bislang weitgehend unerforschten Terrains jenseits bekannter Lagerstätten, sein.⁵ Die hohe Ergebnisunsicherheit – bei gleichzeitig beträchtlichem Kapitalaufwand – von konventionellen Erkundungsmethoden stellt jedoch ein deutliches Anreizhemmnis dar. Es bedarf deshalb besserer Analysemethoden für die Bewertung der Erfolgchancen einer Erkundung im Vorfeld. Dies wirft die Frage auf, ob sich Exploration und Ausbeutungsprozesse mithilfe neuester Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI), die bereits viele andere Branchen wie Mobilität und E-Commerce revolutioniert haben, optimieren lässt.⁶ In dem Maße, in dem KI zu einer resilienteren Rohstoffversorgung in Europa beiträgt, unterstützt es auch die aktuellen Bestrebungen der Europäischen Kommission, mehr digitale und technologische Souveränität zu schaffen, da diese letztlich auf einigen seltenen Metallen fußt.

¹ Wolf, A. (2022). Europas Umgang mit den Rohstoffen der Zukunft. [ceplinput 11/2022](#).

² S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 13.

³ CNBC (2023). [Sweden finds Europe's largest deposit of rare earth metals, which could become 'more important than oil and gas'](#).

⁴ CNN (2023). [Norway discovers huge trove of metals, minerals and rare earths on its seabed](#).

⁵ S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 13.

⁶ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupard, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>.

Dieser ceplInput analysiert die Potenziale und Rahmenbedingungen des Einsatzes von KI in der Erkundung und Überwachung von Vorkommen kritischer Metalle. Abschnitt 2 beschreibt die gegenwärtigen Informationsdefizite beim Bestand an Ressourcen und Reserven, sowohl im Hinblick auf geologische Vorkommen als auch den in Endprodukten schlummernden Ressourcenschatz. Abschnitt 3 beschreibt ausführlich, wie neue KI-Ansätze die Entdeckung und Extraktion kritischer Mineralien zukünftig effizienter gestalten können und gibt mehrere konkrete Beispiele aus der außereuropäischen Startup-Szene, deren Erfahrungsschatz nun auf Europa übertragen werden sollte. Zugleich weist er auf gegenwärtig noch bestehende technische und regulatorische Unwägbarkeiten hin. Abschnitt 4 diskutiert die bisherige Rolle von KI in der europäischen Rohstoffpolitik und begründet deren Förderwürdigkeit. Auf dieser Basis formulieren wir schließlich in Abschnitt 5 einige konkrete Politikempfehlungen für die Europäische Union (EU), die dem Kontinent dabei helfen können, den Trend zu maschinengesteuerten Bergbau- oder Explorationsunternehmen nicht zu verschlafen. Abschnitt 6 fasst die Kernergebnisse zusammen.

2 Informationsdefizite bei Rohstoffvorkommen

2.1 Geologische Vorkommen

Öffentlich zugängliche Primärdaten über die geografische Verteilung von Rohstoffvorkommen werden in erster Linie von nationalen Statistikbehörden bereitgestellt. Die Erfassungskriterien und Abgrenzungen sind jedoch international nicht standardisiert. Als Quelle für Ländervergleiche hat sich der U.S. Geological Survey (USGS) etabliert, der sowohl Informationen von Behörden anderer Länder als auch eigene Forschungsergebnisse einbezieht. Der USGS unterscheidet zwischen Reserven und Ressourcen. Reserven werden vom USGS als nachgewiesene Vorkommen definiert, die unter den derzeitigen Bedingungen wirtschaftlich abbaubar sind. Zu den Ressourcen gehören auch nachgewiesene Vorkommen, die derzeit nicht wirtschaftlich sind, sowie Vorkommen, die aufgrund geologischer Indikatoren erwartet werden.⁷ Der aktuelle Umfang der Rohstoffreserven eines Landes hängt also nicht nur von der physischen Verfügbarkeit der Vorkommen, sondern auch vom Stand der technischen Entwicklung und der Preissituation auf den Rohstoffmärkten ab. Der Gesamtbestand an Ressourcen unterliegt ebenfalls deutlichen Schwankungen aufgrund von Explorationsaktivitäten sowie Schätzkorrekturen. Auch Quellen spezifisch zu Rohstoffvorkommen im EU-Gebiet sind lückenhaft und teilweise inkongruent.⁸ Dies gilt auch für Vorkommen in Meeresarealen, für deren Erkundung Mitgliedstaaten Lizenzen besitzen.⁹

Geologen haben traditionell nach Mineralvorkommen gesucht, indem sie mühsam Felddaten gesammelt und diese danach händisch analysiert haben. Herkömmliche Methoden stützen sich somit ausschließlich auf menschliche Interpretation, schlagen aber auch oft fehl. Obwohl Milliarden von Dollar in die Exploration investiert werden, werden jedes Jahr nur eine Handvoll neuer Lagerstätten entdeckt: Bergleute geben gemeinhin an, dass nur eine von rund hundert Erkundungsbohrungen etwas zutage

⁷ USGS (2020). Appendices – Mineral Commodity Summaries 2020. US Geological Survey. <https://pubs.usgs.gov/periodicals/mcs2020/mcs2020-appendixes.pdf>.

⁸ Lewicka, E., Guzik, K., & Galos, K. (2021). On the possibilities of critical raw materials production from the EU's primary sources. *Resources*, 10(5), S. 50.

⁹ Lusty, P. A., & Murton, B. J. (2018). Deep-ocean mineral deposits: metal resources and windows into earth processes. *Elements: An International Magazine of Mineralogy, Geochemistry, and Petrology*, 14(5), 301-306.

fördert.¹⁰ Die Zahl der Neuentdeckungen geht bereits seit der Jahrtausendwende zurück.¹¹ Mangelnde Investitionen in neue Bergwerke deuten zudem darauf hin, dass die herkömmliche Herangehensweise der in den vergangenen Jahren schnell wachsenden Nachfrage nicht gewachsen sein wird, die sich insbesondere aus der Notwendigkeit eines klimaneutralen Umbaus der globalen Wirtschaft ergibt. Der indexierte Metallpreis übersteigt mittlerweile wieder den Höchststand von 2012, und die Explorationsbudgets wurden von 8,35 Mrd. USD im Jahr 2020 um 35% auf 11,24 Mrd. USD im Jahr 2021 erhöht. Dennoch entspricht das globale Explorationsbudget von 2021 nur 50% des Höchststandes von 2012.¹² Bezeichnenderweise ist der Anteil von „greenfield“-Explorationen am Gesamtbudget mit 26% nahe an einem Rekordtief, nachdem er im Jahr 2007 noch 41% betragen hatte.¹³ Hohe Fehlerraten und niedrige Erfolgsaussichten von Bohrungen bei wachsender Nachfrage und nicht ausreichenden Budgets bedeuten zusammengenommen, dass effizientere Explorationsmethoden zukünftig eine wichtige Rolle spielen können – und müssen, wenn die Weltgemeinschaft ihre ambitionierten Klima- und Digitalisierungsziele erreichen möchte.

2.2 Urban Mining

Die bestehenden Probleme bei der bergmännischen Gewinnung von Zukunftsrohstoffen lassen den Blick auf alternative Quellen richten. Mit zunehmender industrieller Nutzung wird der Rohstoffschatz, der in Alltagsprodukten schlummert, immer attraktiver. Der Begriff "Urban Mining" beschreibt Strategien, diesen Schatz durch Abfallmanagement und Wiederaufbereitung wirtschaftlich nutzbar zu machen. Die Vorteile solcher sogenannten "anthropogenen" Rohstoffvorkommen liegen auf der Hand. Sie lassen sich ohne die mit dem Bergbau verbundenen Umweltrisiken erschließen und sind unabhängig von Preisschwankungen und Versorgungsrisiken auf den Weltmärkten.¹⁴ Zudem sind die anthropogenen Lagerstätten in städtischen Ballungsräumen und damit meist in unmittelbarer Nähe zur Produktion konzentriert. Die Abhängigkeit der EU von einigen wenigen Erzeugerländern würde also durch einen verstärkten Abbau in den Städten verringert werden.

Gleichzeitig stellt aber der Aufbau entsprechender Verwertungsketten eine große technische und organisatorische Herausforderung dar. Wie im Bergbau ist die erste Voraussetzung eine Übersicht über die Bedeutung der vorhandenen Lagerstätten. Besonders schwierig ist dies bei den zukünftigen Rohstoffen, die oft in langlebigen Konsumgütern wie Handys gebunden sind. Da ein großer Teil des Lebenszyklus beim Verbraucher stattfindet, sind Stoffströme und Veränderungen der lokalen Lagerbestände schwer abzuschätzen. Ständige Änderungen der Materialintensität aufgrund kurzer Innovationszyklen erschweren die Bilanzierung zusätzlich.¹⁵ Europaweit sind die Mengen jedoch durchaus signifikant. Die *Urban Mine Platform* hat 2018 entsprechende Berechnungen angestellt. Sie schätzt zum Beispiel die Menge an Lithium im europäischen Batteriebestand auf rund 13.000 Tonnen und die Menge an Kobalt auf 24.000 Tonnen.¹⁶ Das dazugehörige Projekt ist jedoch mittlerweile beendet, die

¹⁰ Beiser, V. (2022). These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode. WIRED (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

¹¹ Zahlen bei: Davies, S. (2020). Assessment of Methodologies to Predict Potential Mineral Endowment on Entering an Immature Exploration Space, using the Western Australian Sandstone Orogenic Gold District as a Natural Laboratory. Doctoral Thesis, The University of Western Australia.

¹² S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 5.

¹³ S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 12.

¹⁴ Tercero, L., Rostek, L., Loibl, A. & Stijepic, D. (2020). The Promise and Limits of Urban Mining. Fraunhofer Institut für System- und Innovationsforschung ISI.

¹⁵ Umweltbundesamt (2022). [Urban Mining](#).

¹⁶ Urban Mine Platform (2018). Composition of Batteries.

Daten werden nicht mehr aktualisiert. Für eine Potenzialbewertung und effektives Management von Sekundärrohstoffen bräuchte es kontinuierlich aktualisierte Schätzungen in einer räumlich möglichst feinen Auflösung. Dies gilt umso mehr für die im folgenden vorgestellten KI-Bewertungsmethoden.

3 Mögliche Beiträge von KI

3.1 Technische Potenziale

Datenwissenschaft und maschinelles Lernen können die Suche nach lukrativen Grabungsstellen in der Zukunft entscheidend bereichern. Big Data-Ansätze, die sich auf Geophysik und Bohrungen stützen, werden aktuell von verschiedenen Forschungsteams und explorativen Startups entwickelt, um bestehende Unsicherheiten über das diesbezügliche Ressourcenpotenzial in vielen Gebieten der Welt abzubauen. Bei der Bewertung unterirdischer Ressourcen müssen widersprüchliche Faktoren bewertet werden, um ein funktionierendes Entscheidungsmodell zu erstellen. Der Einsatz von KI-getriebener Software kann in diesem Kontext die Entdeckung neuer Erze beschleunigen und zugleich die Kosten senken. Erste Praxisfälle, die sich auf Ölfelder, geothermische Systeme, kontaminierte Standorte und die Anreicherung von Grundwasser beziehen, existieren bereits und gewähren einen Blick in die Zukunft.¹⁷ So wurden beispielsweise unlängst datengetriebene Schätzmethoden für eine Bewertung des Sandstone-Grünsteingürtels in Westaustralien verwendet; die prognostizierten unentdeckten Goldvorkommen können nun als Richtschnur für künftige Explorationsausgaben dienen.¹⁸ Das Technologie-Magazin Wired versprach im Dezember 2022 eine bald anstehende „Verbindung von modernster Künstlicher Intelligenz mit einem der ältesten Industriezweige der Menschheit“.¹⁹

Grundbaustein für eine solche Verbindung von KI und Bergbau ist das Vorhandensein maschinenlesbarer Daten. Viele Bergbau- oder Explorationsunternehmen verfügen über große Mengen an historischen Daten, in denen sich Hinweise auf mineralisierte Systeme verbergen. Leider befinden sich viele dieser Daten in einem analogen, oft schlecht erhaltenen Zustand, sodass erhebliche Investitionen erforderlich sind, um sie zu digitalisieren und zu validieren. Wichtige Informationen für eine KI-getriebene Ressourcenbewertung sind insbesondere auf geologischen Karten und in Feldberichten enthalten. Die Gewinnung nützlicher und genauer Informationen aus diesen Karten ist ein zeitaufwändiger und mühsamer Prozess, der viel menschliche Arbeit erfordert. Amerikanische Erfahrungen zeigen, dass die Erstellung einer typischen datengetriebenen Bewertung für ein kritisches Mineral etwa zwei Jahre dauert.²⁰ Das liegt daran, dass nur etwa 10% der geologischen Karten als georeferenzierte Bilder verfügbar sind und es sich wiederum bei nur etwa der Hälfte davon um vollständig digitalisierte Vektordateien handelt, die für die Analyse benötigt werden (der Rest sind typischerweise gescannte Bilder von Papierkarten).

Aufgrund dieser Probleme wenden sich Forschende und Unternehmen zunehmend alternativen Datenquellen zu, die leichter zu beschaffen sind und dennoch relevante Explorationsprognosen

¹⁷ Scheidt, C., Li, L. & Caers, J.K. (eds) (2018). *Quantifying Uncertainty in Subsurface Systems*. Hoboken, NJ, USA: Wiley. Für eine konzise Zusammenfassung, siehe auch: Caers, J.K. (2018). *Quantifying uncertainty about Earth's resources*. *Eos* (99). <https://doi.org/10.1029/2018EO097471>.

¹⁸ Davies, S. (2020). *Assessment of Methodologies to Predict Potential Mineral Endowment on Entering an Immature Exploration Space, using the Western Australian Sandstone Orogenic Gold District as a Natural Laboratory*. Doctoral Thesis, The University of Western Australia.

¹⁹ Beiser, V. (2022). *These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode*. WIRE (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

²⁰ DARPA (2022). *DARPA Announces Winners of AI for Critical Mineral Assessment Competition* (16.12.2022). <https://www.darpa.mil/news-events/2022-12-16>.

ermöglichen. Der heutige Standard der Exploration beinhaltet im Allgemeinen direkte Aufschlüsse durch Bohrungen sowie indirekte Aufschlüsse durch Sondierungen. Insbesondere in der geophysikalischen Vermessungstechnik und bei hyperspektralen Bohrkernmessgeräten wurden zuletzt entscheidende Fortschritte gemacht, die die technologischen Möglichkeiten zur Speicherung und Verarbeitung von reichhaltigen Daten erheblich verbessern.²¹ Hierbei kommen Messinstrumente wie Gravimeter, Gravitationswellensensor und Magnetometer zum Einsatz, die es erlauben, Schwankungen im Gravitations- und Magnetfeld zu erfassen und aufzuzeichnen. Die auf diese Weise gesammelten Daten können dann untersucht werden, um potenziell wertvolle Ressourcenvorkommen zu identifizieren, beispielsweise durch eine Analyse der spektralen Dichte und der Zeit-Frequenz-Lokalisierung eines Signals.

Schließlich ist es in den letzten zehn Jahren möglich geworden, diese ein- oder zweidimensionalen Daten in den 3D-Bereich zu überführen. Schon seit 1999 ermöglicht beispielsweise das Unternehmen **MiraGeoscience** mit dem integrierten „Common Earth Model“ die Anwendung fortschrittlicher geologischer Modellierung, 3D-GIS-Technologie und multidisziplinärer 4D-Datenverwaltung in der Bergbauindustrie.²² Das Unternehmen bietet Modellierungs- und Datenmanagementlösungen für die Mineralexploration und die geotechnische Gefahrenbewertung an. Das ist wichtig, denn damit KI-Systeme prognostizieren können, wo sich die aussichtsreichsten Ziele befinden, braucht es Daten, die in einem 3D-Raum gespeichert werden können und das Volumen repräsentieren, in dem Ziele ausgewertet werden sollen.²³ Startups und Bergbauunternehmen setzen nun zunehmend KI-Methoden ein, um diese kombinierten Datensätze und 3D-Modelle effektiv zu analysieren. Die Hoffnung ist, dass der Algorithmus sinnvolle Muster erkennen kann, die für einen Menschen nicht erkennbar wären. Im Folgenden geben wir einige interessante Beispiele aus diesem neuen Trend.

3.2 Praxisbeispiele

Der bislang aussichtsreichste Spieler in dem gerade entstehenden Feld von KI und Bergbau ist **KoBold Metals**; ein vier Jahre alte Startup-Unternehmen, das in Zusammenarbeit mit der Stanford University und mit Unterstützung durch Bill Gates und Jeff Bezos ein KI-basiertes System für die Suche nach potenziellen Mineralvorkommen entwickelt und nun erstmals erfolgreich eingesetzt hat. Berichten zufolge basiert das System von KoBold auf einer Datenbank, die Informationen über die Erdkruste aus geologischen Berichten, Bodenproben, Satellitenbildern, akademischen Forschungsarbeiten und handgeschriebenen Feldberichten zusammenführt.²⁴ Diese Informationen – die zusammengenommen etwa 30 Millionen Seiten entsprechen – werden mithilfe von „Optical Character Recognition“ digitalisiert und standardisiert. Dies ermöglicht den Einsatz von KI, um geologische Muster und andere Merkmale von Orten zu erkennen, an denen in der Vergangenheit Metalle gefunden wurden. Die auf diese Weise trainierten Algorithmen können vielversprechende Orte mit ähnlichen Mustern finden, die noch nicht erkundet wurden, und virtuelle Karten produzieren, auf denen wahrscheinlich vorhandene Zielmetalle markiert sind. KoBold sucht mit dieser Technologie vorrangig nach Kupfer, Kobalt, Nickel,

²¹ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>.

²² Mira Geoscience (2023). About us. <https://mirageoscience.com/about-us/>.

²³ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 4.

²⁴ Beiser, V. (2022). These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode. WIRED (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

Lithium und Seltenen Erden. Die Funktionsweise des zugrundeliegenden überwachten Lernens des KI-Systems wird in Sektion 3.3 ausführlicher betrachtet und erklärt.

Um ein anschauliches Beispiel zu geben: KoBold Metals setzt in abgelegenen Teilen von Quebec unter anderem Hubschrauber ein, an deren Bauch eine rund 35 Meter breite Kupferspule befestigt ist.²⁵ Diese sendet elektromagnetische Wellen in die Erde und erzeugt dort Ströme im Gestein. Elektrische Leiter senden Signale an die Empfängerspule zurück, die angeben, ob das erfasste Gestein wertvolle Nickel- und Kobaltvorkommen enthalten könnte. Der Hubschrauber legt pro Tag rund 160 Kilometer zurück und überträgt die Daten per Satellit an die Wissenschaftler von KoBold. Diese fügen die neuen Vermessungsdaten direkt in ihre Datenbank ein, kombinieren sie dort mit bereits vorhandenen Beobachtungswerten und aktualisieren ihre KI-Modelle, um die Geologie der untersuchten Region besser zu modellieren. Mithilfe der KI-getriebenen Software können also luftgestützte Vermessungspläne tagtäglich angepasst werden, um schneller vielversprechende Stellen für Bohrungen zu finden. KoBold gibt an, dass es mithilfe solcher Technologien die traditionelle Entdeckungsrate um den Faktor 20 steigern kann.

Wie erwähnt ist KoBold vor kurzem eine Partnerschaft mit dem **Stanford Center for Earth Resources Forecasting** (SCERF) eingegangen, deren methodische Expertise für die Erstellung eines KI-„Entscheidungsagenten“ genutzt wurde, der einen Explorationsplan erstellen kann. Dieser digitale Entscheidungsträger quantifiziert die Unsicherheit in den Modellergebnissen von KoBold und entwirft auf dieser Basis einen Plan für die Datenerfassung, um diese Unsicherheit sukzessive zu verringern. Das SCERF forscht im Bereich der Erkundung, Bewertung und Entwicklung von Erdressourcen, sei es Energie, Wasser oder Mineralien, und entwickelt Lösungen von der Datenerfassung bis zur Entscheidungsanalyse.²⁶ Es fokussiert sich auf die Integration räumlicher Daten, die Quantifizierung von Unsicherheit unterirdischer Systeme und den Mehrwert von Datenquellen für die Entscheidungsfindung. Ein Blick in die Forschungsergebnisse dieses Centers zeigt auf, wo Potenziale und Probleme dieser Technologie aktuell liegen.

Die Quantifizierung von Unsicherheiten stellt das verbindende Element in der SCERF-Forschung da, was nicht verwunderlich ist, da es sich hierbei um den zentralen Punkt bei der vorausschauenden Bewertung von Lagerstätten handelt. Bei der Erschließung unterirdischer Ressourcen müssen Entscheidungen darüber getroffen werden, wo sie abgebaut werden sollen, wie dies geschehen soll, wann der Abbau beendet werden muss und welche Umweltauswirkungen der Abbau hat.²⁷ Das gilt für alle eingangs erwähnten seltenen Metalle, sodass diese Fragen auch von höchstem Interesse für etwaige europäische Bemühungen in dem Bereich sind (siehe Abschnitt 4). Computergestützte Berechnungen helfen in einer solchen Entscheidungssituation, wie die Forschenden des SCERF in verschiedenen Anwendungsbereichen zeigen, indem sie basierend auf spezifischen Beobachtungsdaten und einem globalen Grundverständnis von Untergrundsystemen konkrete Maßnahmen unter Unsicherheitsbedingungen vorschlagen – ohne deren Ergebnis freilich vollständig vorhersagen zu können. Wenn KI-Systeme auf diese Weise dabei helfen, die Erkundung, Bewertung und Erschließung von Bodenschätzen zu optimieren, könnte das Vorteile für viele europäische Abbauregionen haben. Geothermische

²⁵ Stone, M. (2021). The big tech quest to find the metals needed for the energy overhaul. MIT Technology Review (11.08.2021). <https://www.technologyreview.com/2021/08/11/1031539/the-big-tech-quest-to-find-the-metals-needed-for-the-energy-overhaul/>.

²⁶ Die folgende Analyse bezieht sich auf eine Auswertung aller SCERF-Projekte, die sich auf dieser Seite finden lassen: SCERF (2023). Research. <https://scerf.stanford.edu/research>.

²⁷ Caers, J.K. (2018). Quantifying uncertainty about Earth's resources. Eos (99). <https://doi.org/10.1029/2018EO097471>.

Energie, wie sie beispielsweise in Island in großem Umfang zur Stromerzeugung und Beheizung von Gebäuden genutzt wird, ist eine solche unterirdische Ressource, bei der die Quantifizierung der Unsicherheit die Entscheidungsfindung erleichtern könnte.

Exemplarisch für die jüngsten Fortschritte bei der Quantifizierung von Unsicherheit im Bergbausektor steht die Forschung von David Zhen Yin, der am SCERF als Programmdirektor der Stanford Mineral-X-Initiative engagiert ist und dort die Forschung zur nachhaltigen Entwicklung kritischer Mineralien für die Energiewende leitet.²⁸ Auf der Grundlage von sogenanntem Bayesian Evidential Learning (BEL),²⁹ das maschinelles Lernen einsetzt, um eine direkte Beziehung zwischen Prädiktor und Ziel zu finden, beabsichtigt seine Forschung, einen automatisierten Rahmen für die Quantifizierung von Unsicherheiten in geologischen Modellen für die Bewertung von Lagerstätten zu entwickeln. Wenn neue Bohrungen „abgeteuft“ (d.h. vertikale Hohlräume für die Erschließung geschaffen) werden, müssen in diesem Rahmen mehrere Komponenten des geologischen Modells gemeinsam und automatisch aktualisiert werden. Das Abteufen gehört zu den risikoreichsten bergmännischen Arbeiten und ist für den eingesetzten Ingenieur eine beträchtliche Herausforderung.³⁰ Während der Aktualisierung erweitert das von Yin entwickelte KI-getriebene System die direkte Vorhersage, um die Modellunsicherheit durch die Auswertung neuer Bohrlochbeobachtungen automatisiert zu reduzieren. Mit anderen Worten, die geologische Analyse wird unmittelbar weniger fehleranfällig, ohne dass ein konventioneller Modellneubau notwendig wäre. Das reduziert den Zeitaufwand erheblich und minimiert zugleich etwaige Risiken in Bezug auf die Umwelt.

Das SCERF-Programm wird von industriellen Mitgliedern aus der Mineralien- und Energieindustrie sowie von staatlichen Stellen und der Stanford Doerr School of Sustainability im Bereich Grundwasser und geothermische Ressourcen finanziert. Aktuelle Unternehmenskooperationen des SCERF beschäftigen sich mit dem Grundwassermanagement in Dänemark, der Produktionsplanung für ein komplexes Reservoir in Libyen, der Bewertung eines westafrikanischen Tiefwasser-Turbidit-Reservoirs anhand seismischer Daten, der Sanierung von Uranverunreinigungen in den USA, der Big Data-Analytik zur Optimierung von Schieferlagerstätten, der automatisierten Datenvorhersage bei der Bewertung von Mineralressourcen sowie der Verwendung von BEL für das Management von Gasreservoirs.³¹ Wie diese Liste bereits andeutet, fanden bisherige Modellierungen der Bodentopographie vor allem im außereuropäischen Bereich, insbesondere in der Antarktis, in Kanada, China, und den USA sowie im Golf von Mexiko statt. Aus europäischer Sicht ist daher hervorzuheben, dass sich das SCERF-Programm auch, in einer Forschungsarbeit von Lijing Wang über die Quantifizierung des Transports und Flusses von Nitrat, mit geophysikalischen Daten im dänischen Aquifersystem beschäftigt hat.³² Inhaltlich geht es dabei nicht um Seltene Erden, sondern im Wesentlichen um den Umgang mit Düngemittelrückständen, aber methodisch ist von Interesse, dass die Analyse auch in diesem europäischen Kontext auf hochwertige Daten zurückgreifen konnte, darunter hydrologische und geochemische Informationen zur

²⁸ Yin (undatiert). Automated uncertainty quantification of geological model using Bayesian Evidential Learning. SCERF. <https://scerf.stanford.edu/automated-uncertainty-quantification-geological-model-using-bayesian-evidential-learning>.

²⁹ Der Ansatz beruht sich auf Bayes und seinen Begriff der „vorherigen Ungewissheit“, der erfasst, was man bereits über das Unbekannte weiß, bevor man Daten generiert. So weiß man bereits vor Abschöpfung spezifischer Vorkommen einiges über den Untergrund, da ein geologisches Ablagerungssystem zahlreiche Analogien zu anderen Teilen der Erde aufweist. Der Bayes'sche Ansatz erfordert eine Quantifizierung dieser geologischen ex-ante Informationen.

³⁰ Als Abteufen bezeichnet man die Herstellung von senkrechten Hohlräumen wie Schächten oder Bunkern zur Erschließung von Lagerstätten.

³¹ SCERF (2023). Research. <https://scerf.stanford.edu/research>.

³² Wang, L. (undatiert). Quantifying uncertainty on flow and transport of nitrate using geophysical data in the Danish aquifer system. SCERF. <https://scerf.stanford.edu/quantifying-uncertainty-flow-and-transport-nitrate-using-geophysical-data-danish-aquifer-system-0>.

Nitratverteilung sowie sogenannte tTEM-Daten. Das tTEM-System ist ein elektromagnetisches System, das für eine detaillierte, aber dennoch schnelle und kostengünstige geophysikalische und geologische 3D-Kartierung von flachem Untergrund entwickelt wurde.³³

Neben der Kooperation von KoBold und der Stanford University gibt es noch eine Handvoll weiterer Startups, die sich in diesem Bereich engagieren. **EarthAI** ist ein australisches Startup-Unternehmen, das ebenfalls KI-Methoden einsetzt, um potenzielle Rohstoffvorkommen zu finden.³⁴ Das Unternehmen beschreibt sich selbst als ein „vertikal integriertes Metallexplorationsunternehmen“, das sich auf solche Metallerzvorkommen spezialisiert, die für den Aufbau einer Infrastruktur für erneuerbare Energien benötigt werden. Bislang wurden laut eigenen Angaben 135 von KI generierter Ziele in bisher unerforschtem Gelände getestet, wobei 35 Vorkommen entdeckt wurden. Dies entspricht einer Erfolgsquote von 26%; also deutlich höher als im oben geschilderten traditionellen Verfahren. Nach der Entdeckung von relevanten Vorkommen geht EarthAI Kooperationen mit Erschließungsunternehmen ein, um diese Lagerstätten in die Produktion zu bringen (im Gegensatz zu KoBold, das die Erschließung selbst vornimmt, was das unternehmerische Risiko erhöht). Momentan werden solche Projekte in Australien (Northern Territory und New South Wales) betrieben; mit einem Schwerpunkt auf Batteriemetallen (Nickel, Kobalt, Vanadium, Chrom), Elektronikmetallen (Gold, Silber, Platin, Palladium), Elektrizitätsmetallen (Kupfer, Zink, Blei, Mangan) und Generator-Metallen (Seltene Erden, Zinn, Wolfram, Molybdän, Tantal, Niob).

Um die europäische Souveränität im Bereich kritische Mineralien auszubauen, sind komplementär weitere Initiativen notwendig, die neben der Exploration vorhandener Vorkommen andere Punkte der Wertschöpfungskette betreffen, aber ebenfalls von Methoden des maschinellen Lernens profitieren können. So haben Wissenschaftler zuletzt einen neuen KI-getriebenen Weg gefunden, um die Suche nach neuen Seltene Erden-Verbindungen zu erleichtern. Auch in diesem Fall untersucht der Algorithmus eine Datenbank mit Informationen (in diesem Fall über Seltene Erden-Verbindungen) und erkennt dabei Zusammenhänge, die es ermöglichen, neue potenzielle Kombinationen zu finden. Da man nicht alle möglichen Kombinationen theoretisch oder experimentell überprüfen kann, haben Wissenschaftler ein KI-Modell gebaut, das Hunderte von Permutationen schnell testet und dann die Phasenstabilität jeder einzelnen Verbindung bewertet. Mit anderen Worten, die KI ist in der Lage zu beurteilen, ob eine Seltene Erden-Kombination auseinanderfallen wird oder nicht. Wenn Europa seine strategische Souveränität im Bereich kritische Metalle und zugleich seine ambitionierten Ziele im Hinblick auf eine ökologische Transformation der Wirtschaft erreichen möchte, ist solche kreatives Denken und ein umfassender Ansatz zur Förderung entsprechender KI-Systeme dringend notwendig.

3.3 Probleme und Grenzen

Auch wenn dieser ceplInput argumentiert, dass der Einsatz von KI-Systemen, wie sie momentan von Unternehmen wie KoBold und EarthAI oder Forschenden wie an der Stanford University entwickelt werden, in Erkundung und Überwachung einen wesentlichen Beitrag zur Verbesserung der europäischen Informationsbasis leisten kann, ist es wichtig, auf eventuelle technische Probleme und regulatorische Unwägbarkeiten hinzuweisen, bevor diese Technologie in Europa eingesetzt und gefördert wird. Im Gegensatz zu vielen anderen KI-Anwendungsgebieten, die auf einen historisch gewachsenen Schatz an relevanten Beobachtungen zurückgreifen können, gibt es naturgemäß noch keine Bohrlochdaten in

³³ HydroGeophysics Group (undatiert). tTEM. <https://hgg.au.dk/instruments/ttem>.

³⁴ Siehe die Selbstdarstellung des Unternehmens auf: <https://earth-ai.com/>.

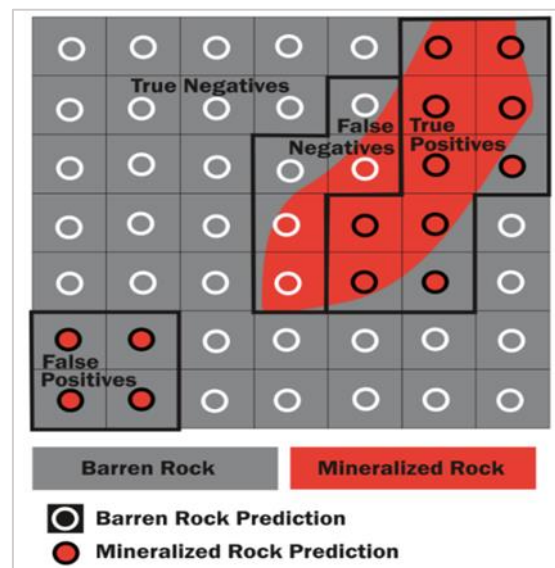
den Gebieten, in denen vollkommen neue Vorkommen entdeckt werden sollen. Die Häufung der Daten um bekannte Lagerstätten herum ist die wohl größte Herausforderung für die Anwendung von KI-getriebener Software in diesem Bereich, da Geologen in der Regel nicht viele positive Beispiele haben, mit denen sie einen Algorithmus für die Erkennung ähnlicher Gegenden oder Mineralien trainieren können. Daher besteht das größte Potenzial für KI-getriebene Exploration momentan darin, sich vermehrt auf indirekte Messungen aus der Geophysik und Geochemie zu verlassen und diese zu extrapolieren oder tiefergehend zu interpretieren. Nicht umsonst war eines der entscheidenden Argumente dafür, dass sich KoBold zunächst auf Kanada konzentriert hat, die simple Tatsache, dass das Land über große Mengen an öffentlich zugänglichen Vermessungsdaten verfügt, darunter ausführliche Feldberichte, geochemische Daten von Bohrlochproben, magnetische und elektromagnetische Vermessungsdaten aus der Luft, Lidar-Messungen und jahrzehnteumfassende Sammlungen von Satellitenbildern.³⁵ Fraglich ist also, ob es ähnliche detaillierte und ähnlich leicht verfügbare Daten für den europäischen Kontinent gibt. Um einen Eindruck von der notwendigen Granularität der Daten zu geben: Wie oben erwähnt benötigen KI-Systeme zur Vorhersage kritischer Mineralien Daten, die in einem 3D-Raum gespeichert werden können und das Volumen repräsentieren, in dem Ziele ausgewertet werden sollen. Der Abstand zwischen den „Blöcken“ in diesem 3D-Raum sollte idealerweise der Größenordnung eines Bohrziels entsprechen, also 50 bis 200 Meter.³⁶

Die Qualität der vorhandenen Daten ist nicht zuletzt im Kontext der entstehenden EU-Datenregulatorik relevant. Geologische Daten sind häufig sowohl räumlich als auch zeitlich sehr lückenhaft. Diese Lückenhaftigkeit kann zusammen mit der uneinheitlichen Datenqualität dazu führen, dass KI-Systeme falsche Signale erkennen oder falsche Prognosen machen. Um die Problematik zu verstehen, muss kurz die Art und Weise, wie das überwachte Lernen von KI-Systemen funktioniert, skizziert werden. Im Kern geht es darum, dass ein KI-System beim überwachten Lernen durch Beispiele lernt. Zusammen mit einer Eingabevariable wird dem Modell auch eine entsprechende korrekte Bezeichnung, ein „label“, verpasst. Während des Trainings sieht das Modell, welche Bezeichnung den Daten entspricht, und kann so Muster zwischen den Daten und diesen Bezeichnungen finden. Ein typisches Beispiel für ein solches überwachtetes Lernen sind Systeme zur Spam-Erkennung, für die ein Modell trainiert wird, das klassifizieren kann, welche E-Mails Spam sind und welche nicht. Eine analoge Anwendung des maschinellen Lernens für die gezielte Exploration im Bergbaubereich wäre eine Klassifizierung von Erz und Abfall. Abbildung 1 skizziert das typische Prozedere, bei dem Unternehmen wie KoBold oder EarthAI entsprechende Daten in einen Algorithmus für maschinelles Lernen eingeben, um die automatische Klassifizierung von Erzblöcken und Abfallblöcken im 3D-Raum zu optimieren. Die dabei identifizierten „true positives“ versprechen eine hohe Erfolgswahrscheinlichkeit im Falle einer Bohrung.

³⁵ Stone, M. (2021). The big tech quest to find the metals needed for the energy overhaul. MIT Technology Review (11.08.2021). <https://www.technologyreview.com/2021/08/11/1031539/the-big-tech-quest-to-find-the-metals-needed-for-the-energy-overhaul/>.

³⁶ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 4.

Abb. 1: Skizze zur Erläuterung möglicher KI-Vorhersagen in der Mineralienexploration



Quelle: Desharnais et al. (2017).

Problematisch ist nun, dass eine unausgewogene Anzahl positiver und negativer Beispiele im Datensatz den Einsatz von maschinellem Lernen äußerst erschwert – und potenziell fehlerbehaftet macht, was zu einer erhöhten Anzahl sogenannter „false negatives“ und „false positives“ führen kann (siehe Abbildung 1). Dies entspräche in der Praxis einer erhöhten Fehlerrate bei der Bohrung. Bedauerlicherweise suggeriert eine Durchsicht bisheriger Datensätze im Bergbausektor, dass diese in der Tat eine solche ungleiche Verteilung von positiven und negativen Beispielen aufweisen.³⁷ Die Daten sind oft stark um bekannte Lagerstätten herum geclustert und enthalten nur wenige Datenpunkte in Gebieten, die noch erkundet werden müssen. Bohrdaten sind am relevantesten, sind aber nur sehr lokalisiert verfügbar, während geophysikalische oder geochemische Untersuchungen manchmal nur einen Bruchteil des zu untersuchenden Geländes abdecken. In einigen Fällen befinden sich auf dem betreffenden Grundstück keine bekannten Lagerstätten bestimmter Mineralien, so dass überhaupt keine positiven Beispiele verfügbar sind. Zudem gibt es eine große Ungleichheit innerhalb der verschiedenen Datenklassen, die für eine KI-getriebene Exploration notwendig sind, insbesondere die Anzahl und Qualität der geochemischen Daten variiert stark. Die Anwendung eines KI-Systems, das auf ein scheinbar analoges Projekt trainiert wurde, kann sich daher als völlig irreführend erweisen: „Wenn man einen Algorithmus auf Daten aus Alaska trainiert und ihn auf Nevada anwendet, kann es sein, dass er viele falsche Annahmen trifft“, gab Sam Cantor, Produktleiter bei **Minerva Intelligence**, einem anderen innovativen Startup für KI-getriebene Bergbauexploration, in einem Interview an.³⁸

Es ist daher fraglich, ob eine besondere Qualitätskontrolle der Trainingsdaten von KI-Mining-Startups in der EU zukünftig notwendig sein wird. Dies wäre insbesondere der Fall, wenn solche Systeme nicht nur für die Quantifizierung der geologischen Ressourcen entwickelt und verwendet werden, sondern auch für den Abbau der Reserven. In letzterem Falle könnten Sie als „hochrisikoreich“ im Sinne des gerade zur Verhandlung stehenden EU KI-Gesetzes gelten, was bedeuten würde, dass sie konkrete Anforderungen an Entwurf und Qualität von Trainingsdatensätzen erfüllen müssen (diese sollen

³⁷ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 4.

³⁸ Beiser, V. (2022). These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode. WIRED (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

relevant, repräsentativ, fehlerfrei und vollständig sein). Der Vorschlag für das KI-Gesetz wurde am 21. April 2022 von der Europäischen Kommission vorgelegt und soll KI auf der Grundlage ihres Schadenspotenzials regulieren. Die Kommission wartet nun darauf, dass der Rat der und das Europäische Parlament ihre Standpunkte festlegen, bevor es zu den interinstitutionellen Verhandlungen im Laufe des Jahres 2023 kommen wird.

Ein entscheidender Teil dieser KI-Gesetzgebung ist die Frage, welche KI-Nutzungsfälle als risikoreich eingestuft werden sollten, da diese strengen Auflagen genügen müssen. Dem aktuellen Entwurf zufolge kann eine Einstufung als risikoreich auf zwei Wegen erfolgen.³⁹ Zum einen kann ein KI-System in einem Produkt enthalten sein, das unter die EU-Harmonisierungsvorschriften fällt, wie zum Beispiel eine KI-getriebene Maschine für den Bergbau. In diesem Fall stellt der Text klar, dass ein KI-System als hochriskant einzustufen ist, wenn sein Ausfall oder seine Fehlfunktion die Gesundheit, die Sicherheit oder die Grundrechte von Personen gefährden könnte. In der Tat können die oben geschilderten Fehlfunktionen von KI-Klassifizierungen im Bergbaubereich zu Schäden der Gesundheit oder der Sicherheit führen, wenn beispielsweise ungewollte Umweltschäden in den KI-ermittelten Abbaugebieten entstehen, die ein Mensch hätte vorhersehen können. Zweitens werden KI-Anwendungen als hochriskant gelten, wenn sie in die in Anhang III des Entwurfes aufgeführten Bereiche und Anwendungsfälle fallen. Auch wenn spezifische Mining-Tätigkeiten bislang nicht in Anhang III gelistet sind, gibt es dort die Kategorie Kritische Infrastruktur, worunter bislang KI-Systeme fallen, die als Sicherheitskomponenten für die Verwaltung und den Betrieb kritischer digitaler Infrastrukturen, des Straßenverkehrs und der Wasser-, Gas-, Heizungs- und Stromversorgung verwendet werden. Zudem wird für die Kommission vermutlich die Befugnis bestehen, die Liste in Anhang III durch Hinzufügung oder Streichung von Hochrisikobereichen oder spezifischen Anwendungsfällen zu ändern, sofern das KI-System „ein ernsthaftes Risiko eines Schadens für Gesundheit und Sicherheit, einer Beeinträchtigung der Grundrechte, der Umwelt oder der Demokratie und der Rechtsstaatlichkeit darstellt“. Aus den gleichen Gründen wie oben skizziert wäre es daher möglich, Mining-Unternehmen, die KI-Systeme entwickeln oder einsetzen, zu einem späteren Zeitpunkt explizit in die Regulatorik des KI-Gesetzes aufzunehmen, wenn sie vermehrt auf dem europäischen Markt aktiv werden.

Es ist wichtig, in dieser Diskussion zwischen Exploration und Abbau der Rohstoffe zu differenzieren. Die in Abschnitt 3.2 beschriebenen Algorithmen zielen zunächst auf die Quantifizierung der geologischen Ressourcen ab, nicht der Reserven (d.h. der zu wirtschaftlichen Bedingungen abbaubare Teil der Ressourcen). Die Abbauentcheidung – und damit die Verantwortung für den Großteil möglicher Umweltschäden – würde damit bei den Bergbauunternehmen bleiben. Zudem gilt die geplante KI-Verordnung der EU nicht für KI-Systeme, einschließlich ihrer Ergebnisse, die speziell für den alleinigen Zweck der wissenschaftlichen Forschung und Entwicklung entwickelt und in Betrieb genommen werden. Gleichwohl zeigt das geschilderte Beispiel KoBold, dass es zukünftig vertikal integrierte Unternehmen geben wird, die die Erkenntnisse aus ihren KI-Systemen direkt in den Aufkauf und die physische Untersuchung bestimmter Gebiete umsetzen. Zudem ist zu betonen, dass KI-Systeme im Allgemeinen über komplexe Wertschöpfungsketten entwickelt und vertrieben werden, die es erschweren, die rechtliche Verantwortung zwischen den Entwicklern von KI-Software und den Anwendern im Sinne des KI-Gesetzes präzise zu bestimmen. Der Vorschlag der Kommission basiert im Wesentlichen auf einer linearen Sicht der KI-Wertschöpfungskette, bei der ein Unternehmen ein bestimmtes KI-System auf den Markt bringt und für die Einhaltung der Verordnung verantwortlich gemacht wird, wenn das

³⁹ Bertuzzi, L. (2022). Leading MEPs exclude general-purpose AI from high-risk categories – for now. EURACTIV (12.12.2022).

System als hochriskant eingestuft wird.⁴⁰ In dieser Hinsicht ist auf den jüngsten Kompromisstext zu verweisen, der einige Änderungen enthält, die versuchen, die Verteilung der Verantwortlichkeiten und Rollen in der KI-Wertschöpfungskette besser auszuloten.⁴¹ Auch wenn die EU-Regulatorik nicht auf reine Quantifizierungsbestrebungen anwendbar ist, sollte in allen Fällen, in denen Anzahl und/oder Qualität der geologischen und physikalischen Daten nicht sichergestellt ist, eine größere Validierung der Trainingsdatensätze durch Experten sichergestellt werden, um keine Fehlschlüsse mit vielleicht negativen Folgewirkungen herbeizuführen.⁴²

Selbst wenn eine ausreichend granulare und qualitativ hochwertige Menge an Trainingsdaten für Europa generiert und geteilt werden kann, die ggf. den Vorschriften der KI-Verordnung entsprechen, sind auch die momentan noch vorhandenen technischen Anwendungsprobleme von KI-getriebenen Systemen zu berücksichtigen. Der Explorationsgeologe Guy Desharnais, der über Bergbauanwendungen für maschinelles Lernen geforscht hat und deren Nutzen potenziell befürwortet, mahnt zusammen mit einigen Kollegen weitere Grundlagenforschung an, um eine robuste Anwendung von KI im Bergbau-sektor sicherzustellen.⁴³ Seinen Erkenntnissen zufolge sind zusätzliche Forschungsarbeiten erforderlich, um die robustesten und produktivsten Algorithmen zu ermitteln, die eine Vorhersage von Erzkörpern ermöglichen. Die eingegebenen Daten als auch der „Output“ müssen zudem sorgfältig geprüft werden, um sicherzustellen, dass das Modell nicht nur vorhersagt, was bereits bekannt ist, oder falsche Ergebnisse liefert. Dies erfordert, so Desharnais, qualitativ hochwertige geowissenschaftliche Daten, solide Interpretationen, gesunden Menschenverstand und in den meisten Fällen mehrere Wiederholungen, um zu verstehen, was genau die KI vorhersagt.⁴⁴

Auch dieses Erfordernis steht im Einklang mit den jüngsten Entwicklungen in der EU-Digitalregulatorik. Bereits in den 2019 veröffentlichten Ethik-Leitlinien der Kommission für vertrauenswürdige KI werden menschliches Handeln und menschliche Aufsicht als eines der Kernprinzipien ethischer KI genannt.⁴⁵ In diesem Dokument werden die Konzepte „human in the loop“ als Fähigkeit zum menschlichen Eingreifen und „human on the loop“ zur Überwachung der Gesamtaktivität eingeführt. Was das KI-Gesetz betrifft, so schreibt der aktuelle Entwurf des Artikels 14 (1) vor, dass KI-Systeme mit hohem Risiko so konzipiert und entwickelt werden müssen, dass sie während des Zeitraums, in dem das KI-System genutzt wird, von natürlichen Personen wirksam überwacht werden können, insbesondere mit geeigneten Werkzeugen für die Mensch-Maschine-Schnittstelle. Manche Kritiker argumentieren, dass das KI-Gesetz bislang verpasst, präzisere Mechanismen für eine wirksame menschliche Aufsicht zu

⁴⁰ Für diese Problematik, siehe: Engler, A. & Renda, A. (2022). Reconciling the AI Value Chain with the EU's Artificial Intelligence Act. CEPS In-Depth Analysis, September 2022 – 03. <https://www.ceps.eu/ceps-publications/reconciling-the-ai-value-chain-with-the-eus-artificial-intelligence-act/>.

⁴¹ Proposal for a Regulation of the European Parliament and of the Council laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act) and amending certain Union legislative acts – General approach. Brüssel (25.11.2022) 25 November 2022 (OR. en), 14954/2.

⁴² So auch die Forderung von: Davies, S. (2020). Assessment of Methodologies to Predict Potential Mineral Endowment on Entering an Immature Exploration Space, using the Western Australian Sandstone Orogenic Gold District as a Natural Laboratory. Doctoral Thesis, The University of Western Australia.

⁴³ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>.

⁴⁴ Diese Aussagen beziehen sich auf das Interview, das Guy Desharnais dem MIT Technology Review gegeben hat. Siehe: Stone, M. (2021). The big tech quest to find the metals needed for the energy overhaul. MIT Technology Review (11.08.2021). <https://www.technologyreview.com/2021/08/11/1031539/the-big-tech-quest-to-find-the-metals-needed-for-the-energy-overhaul/>.

⁴⁵ Europäische Kommission (2019). Ethics Guidelines for Trustworthy AI. <https://ec.europa.eu/futurium/en/ai-alliance-consultation.1.html>.

bestimmen und zu regeln.⁴⁶ Es sollte demnach konkreter festgelegt werden, wann und wo Menschen das letzte Wort bei der Entscheidung haben sollten oder wann eine bloße menschliche Überwachung des Systems ausreicht. Aufgrund der identifizierten Unwägbarkeiten wäre dies auch für die skizzierten Anwendungsfälle der Technologie im Bergbausektor wünschenswert.

Da die Zielmetalle nach erfolgter Lokalisierung nach wie vor physisch abgebaut werden müssen, was umweltschädlich ist, ist eine wichtige Aufgabe für jedes KI-getriebene Explorationstool, auch die Umweltauswirkungen zu minimieren. KoBold zufolge entscheidet das Unternehmen selbst, wo geschürft werden soll, und es gibt an, dass es nur in Gebieten arbeiten wird, in denen der Abbau bestimmter Mineralien ethisch vertretbar ist und von der betroffenen Gemeinde unterstützt wird.⁴⁷ Fraglich ist, ob Interdependenzen zwischen der potentiellen Ausgrabungsstelle und nahegelegenen anderen Metallen, die ethische Vertretbarkeit und die lokale Popularität der Maßnahmen von einem KI-System berücksichtigt werden können. Zumindest in den KI-Explorationssystemen, deren Funktionsweise in öffentlich zugänglichen Dokumenten beschrieben wird, ist dies nicht der Fall, da dort jeder 3D-Block als eine einzelne Einheit betrachtet wird und es keine Rückkopplungen zu externen Metadaten gibt.⁴⁸ Mit anderen Worten, jeder virtuelle Block im 3D-System wird isoliert analysiert, ohne dass seine räumliche Position innerhalb eines größeren Bildes berücksichtigt wird. Die Schaffung eines KI-Systems, bei dem potenzielle Trends in den Daten zwischen benachbarten Knoten korreliert werden könnten, würde das zu lösende mathematische Problem exponentiell vergrößern und stellt die meisten Startups in diesem Bereich vermutlich vor unüberwindliche Probleme. Gleichwohl gelten diese Überlegungen nur für die Berücksichtigung räumlicher Interdependenzen. Soziale Indikatoren zur ethischen Vertretbarkeit und Akzeptanz, wie sie bereits regelmäßig in Umfragen europaweit gesammelt werden oder leicht gesammelt werden könnten, können als übergreifende externe Parameter vermutlich relativ einfach in den Datensatz integriert werden; schon allein, weil sie notwendigerweise großräumiger angelegt sind als die geologischen Untersuchungen. Wie weiter unten noch dargelegt, sollten sich die geförderten Algorithmen zur Exploration Seltener Erden in Europa daher im Sinne der sozialen und ökologischen Nachhaltigkeit nicht nur auf Primärvorkommen beschränken, sondern auch Informationen über zu erwartende Umwelteffekte einer kommerziellen Ausbeutung auswerten.

Dies unterstreicht, dass es letztlich eines sogenannten „human in the loop“-Systems für den Bergbausektor braucht, in Übereinstimmung mit den oben erwähnten Ethik-Leitlinien der Kommission für vertrauenswürdige KI und den Forderungen der meisten Experten. In den letzten Jahren hat der Begriff im Bereich der KI weite Verbreitung gefunden, wo er im Wesentlichen KI-Systeme bezeichnet, bei denen die kombinierte Leistung von Mensch und Maschine zur Verbesserung der Gesamtergebnisse und zur Beschleunigung des maschinellen Lernens beiträgt.⁴⁹ Bei solchen Systemen findet in der Regel eine kontinuierliche Interaktion zwischen menschlichem Überwacher und KI statt, um ein Modell zu trainieren und es dann fortlaufend zu aktualisieren, sobald es eingesetzt wird. Ein gutes Beispiel ist das KI-System des SGS Geostat-Teams, das 2016 die „Integra Gold Rush Challenge“ gewann. Bei diesem

⁴⁶ Domingo, S. (2022). Human intervention and human oversight in the GDPR and AI Act. Trilateral Research Ethical AI (31.05.2022). <https://trilateralresearch.com/research-highlights/human-intervention-in-gdpr-and-ai>.

⁴⁷ Stone, M. (2021). The big tech quest to find the metals needed for the energy overhaul. MIT Technology Review (11.08.2021). <https://www.technologyreview.com/2021/08/11/1031539/the-big-tech-quest-to-find-the-metals-needed-for-the-energy-overhaul/>.

⁴⁸ Dies bezieht sich auf das Modell skizziert in: Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 5.

⁴⁹ Humans in the Loop (undatiert). What is a Human in the Loop? <https://humansintheloop.org/what-is-a-human-in-the-loop/>.

Innovationswettbewerb wurden historische Daten über das Goldgrundstück Sigma-Lamaque in Val D'Or, Kanada, veröffentlicht und die Öffentlichkeit aufgefordert, neue Wege zur Identifizierung relevanter Bohrziele zu finden. Die siegreiche Einreichung verband einen traditionellen Ansatz zur Gewichtung von Beweisen mit maschinellem Lernen und einer Zielüberprüfung in virtueller Realität.⁵⁰ Erst durch diese Kombination von qualitativer und quantitativer Analyse und menschlicher Validierung entstand ein konkreter Mehrwert bei gleichzeitiger Verringerung von unvorhergesehenen Risiken. Die gleichen Erfahrungen wurden auch von KoBold gemacht: Nach Erstellung der KI-Vorhersagen durch die unternehmenseigenen Informatiker war es notwendig, dass Mitarbeiter mit geologischer Erfahrung ihre Intuition anwandten, um unwahrscheinliche Vorschläge auszuspüren und herauszufinden, wie man ein einziges Loch bohren könnte, um die verbleibenden Möglichkeiten so weit wie möglich einzugrenzen und damit noch kosteneffizienter zu sein.⁵¹

Schließlich gibt es Herausforderungen im Bereich der Ausbildung. Es ist bezeichnend, dass zwei Drittel des KoBold-Teams Datenwissenschaftler oder Software-Ingenieure sind, die nie in der Exploration gearbeitet haben; das andere Drittel sind erfahrene Bergbaubeschäftigte.⁵² Möchte Europa diese Technologie importieren, ist also technisches Fachwissen im Bereich KI, das idealerweise mit einem gewissen Grundwissen in den Geowissenschaften gepaart ist, dringend gesucht. Experten zufolge gibt es allerdings nur sehr wenige Kurse, Informationsmöglichkeiten und Weiterbildungsangebote, die alle Aspekte der Entscheidungsfindung unter Unsicherheit in der Rohstoffindustrie umfassend abdecken.⁵³ Das Problem liegt in dem multidisziplinären Aspekt, der Kenntnisse in Geowissenschaften, Datenwissenschaft, Informatik und Entscheidungswissenschaft erfordert. Empirisch zeigt sich diese Problematik in Unstimmigkeiten zwischen Expertenschätzungen und datengetriebenen Schätzungen sowie in Unstimmigkeiten zwischen verschiedenen Expertengruppen, die das Vorhandensein bestimmter Mineralien bewerten sollen.⁵⁴ Dies kann durch die Anwendung unterschiedlicher Strategien sowie Unterschiede im Erfahrungshintergrund, die zu unterschiedlichen Fähigkeiten der Unsicherheitsabschätzung führen, erklärt werden. Die Urheber dieses Vergleichs schlagen daher praktische szenariobasierte Schulungsprogramme und eine sorgfältige Teamzusammenstellung zur Maximierung der Kompetenzvielfalt als Wege zur Verbesserung der Bewertungen vor.⁵⁵

⁵⁰ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 3.

⁵¹ Beiser, V. (2022). These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode. WIRED (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

⁵² Beiser, V. (2022). These Algorithms Are Hunting for an EV Battery Mother Lode. WIRED (12.12.2022). <https://www.wired.com/story/these-mining-algorithms-are-hunting-for-an-ev-battery-mother-lode/>.

⁵³ Caers, J.K. (2018). Quantifying uncertainty about Earth's resources. Eos (99). <https://doi.org/10.1029/2018EO097471>.

⁵⁴ Davies, S. (2020). Assessment of Methodologies to Predict Potential Mineral Endowment on Entering an Immature Exploration Space, using the Western Australian Sandstone Orogenic Gold District as a Natural Laboratory. Doctoral Thesis, The University of Western Australia.

⁵⁵ Davies, S. (2020). Assessment of Methodologies to Predict Potential Mineral Endowment on Entering an Immature Exploration Space, using the Western Australian Sandstone Orogenic Gold District as a Natural Laboratory. Doctoral Thesis, The University of Western Australia.

4 Förderung von KI im Kontext der EU-Rohstoffpolitik

4.1 Berücksichtigung in der EU-Rohstoffstrategie

Die strategische Bedeutung kritischer Rohstoffe wurde von der Europäischen Kommission erstmalig im Jahr 2008 mit einer „Rohstoffinitiative“ hervorgehoben.⁵⁶ Bereits damals identifizierte die Kommission eine Ausweitung der Wissensbasis über in der EU befindliche Lagerstätten als wichtigen Schritt auf dem Weg zur Verringerung von Versorgungsunsicherheiten. Hierzu wurde vor allem ein besserer Informationsaustausch zwischen den staatlichen geologischen Anstalten angemahnt. Vom Einsatz Künstlicher Intelligenz in der Erkundung war noch keine Rede. Im Rahmen der nachfolgenden Mitteilung „Grundstoffmärkte und Rohstoffe“ im Jahr 2011 wurde dann erstmals eine Liste an kritischen Rohstoffen vorgelegt.⁵⁷ Als eine der Schlussfolgerungen aus der Existenz solcher kritischen Rohstoffe wurde die Schaffung einer harmonisierten europäischen Datenbank über Rohstoffvorkommen gefordert. Das im Jahr 2018 veröffentlichte Kommissionsgutachten *Report on Critical Raw Materials and the Circular Economy* empfiehlt dasselbe auch für die Erfassung von Sekundärressourcen aus Abfällen entlang der Lieferkette.⁵⁸ Der *Aktionsplan für kritische Rohstoffe* aus dem Jahr 2020 verweist auf die besonderen Potenziale der Fernerkundung, die das europäische Erdbeobachtungsprogramm *Copernicus* bietet. Diese sollen als Teil des Aktionsplans zukünftig verstärkt genutzt werden, sowohl für das Aufspüren von Lagerstätten als auch für das Umweltmonitoring bestehender Abbauregionen.⁵⁹ Auch wenn der Einsatz von KI hier nicht explizit genannt ist, ist nach Einschätzung von Experten klar, dass der große Umfang und die Vielfalt der von *Copernicus* gelieferten Daten eine verstärkte KI-basierte Auswertung nahelegen.⁶⁰ In diesem Zusammenhang ist darauf hinzuweisen, dass es seit Ende Januar 2023 neue und verbesserte Zugangsmöglichkeiten zu den *Copernicus*-Daten gibt, was es interessierten Unternehmen erleichtern sollte, relevante Geo-Daten zum Trainieren von KI-Systemen zu erhalten.⁶¹

Für Ende März 2023 hat die Kommission den Entwurf einer umfangreichen Gesetzgebung zum verbesserten Umgang mit kritischen Rohstoffen angekündigt. Im Rahmen des dazugehörigen Konsultationsverfahrens wurden im Herbst 2022 erste inhaltliche Details genannt. Demnach wird die „Verbesserung der Überwachung, des Risikomanagements und der Governance der EU im Bereich kritischer Rohstoffe“ eine von vier Hauptsäulen der Gesetzesinitiative darstellen.⁶² Als mögliche Monitoring-Instrumente werden neben Kartierungstools auch Frühwarnsysteme und Stresstests für Lieferketten genannt, also Bereiche, deren Komplexität den Einsatz von KI mit großer Wahrscheinlichkeit erforderlich machen wird. Nach der Vorstellung der Kommission könnte der Beitrag von KI zur Sicherung der Rohstoffversorgung also durchaus umfassender Natur sein und über die reine Erkundung von Vorkommen

⁵⁶ Europäische Kommission (2008). Die Rohstoffinitiative — Sicherung der Versorgung Europas mit den für Wachstum und Beschäftigung notwendigen Gütern. Mitteilung der Kommission an das Europäische Parlament und den Rat. KOM(2008) 699.

⁵⁷ Europäische Kommission (2011). Grundstoffmärkte und Rohstoffe — Herausforderungen und Lösungsansätze. Mitteilung der Kommission an das Europäische Parlament und den Rat. KOM(2011) 25.

⁵⁸ Europäische Kommission (2018). Report on Critical Raw Materials and the Circular Economy.

⁵⁹ Europäische Kommission (2020). Widerstandsfähigkeit der EU bei kritischen Rohstoffen: Einen Pfad hin zu größerer Sicherheit und Nachhaltigkeit abstecken. Mitteilung der Kommission an das Europäische Parlament, den Rat, den europäischen Wirtschafts- und Sozialausschuss und den Ausschuss der Regionen. KOM(2020) 474.

⁶⁰ Bundesregierung (2021). [Copernicus: Neue Dimensionen](#). Nationales Forum für Fernerkundung und Copernicus 2021 - 23. bis 24. März 2021. Ergebnisbericht.

⁶¹ EARSC (2023). EOcafe: The New Copernicus Data Access Service (06.01.2023). <https://earsc.org/2023/01/06/eocafe-the-new-copernicus-data-access-service/>.

⁶² Europäische Kommission (2022). Europäisches Gesetz über kritische Rohstoffe – Aufforderung zur Stellungnahme zu einer Folgenabschätzung. Ref. Ares(2022)7155798.

hinausgehen. Inwieweit dies in der Gesetzesinitiative auch mit Vorgaben oder Empfehlungen zum Einsatz staatlicher Förderinstrumente verbunden sein wird, ist den Konsultationsdokumenten nicht zu entnehmen.

4.2 Begründung der Förderungswürdigkeit

Aus Sicht von Investoren ist die Entscheidung über die Erkundung neuer Ressourcenvorkommen – genau wie der Abbau bestehender Vorkommen – Gegenstand eines dynamischen Optimierungskalküls. Die Erkundungsaktivitäten verursachen Kosten in der Gegenwart, deren Gegenwert in Form einer größeren Reserve an abbaubaren Ressourcen erst für die Zukunft zu erwarten ist. Dieser Gegenwert ist zum Zeitpunkt der Entscheidung mit Unsicherheit behaftet und deswegen deutlich zu diskontieren. Die Unsicherheit betrifft nicht allein die Frage des Ressourcenfundes, sondern auch dessen wirtschaftliche Ausbeutbarkeit. Hinzukommen in vielen Fällen regulatorische Risiken, d.h. die Ungewissheit, ob und, wenn ja, unter welchen Bedingungen ein kommerzieller Abbau neuer Vorkommen auf lange Sicht gestattet sein wird. Im Vergleich zu Alternativinvestitionen wird die erwartete Rendite von Erkundungsprojekten deshalb typischerweise hohe Risikoprämien einkalkulieren müssen. Die Berücksichtigung KI-generierter Indikatoren in der Entscheidungsfindung kann dazu beitragen, Unsicherheiten zu reduzieren oder bestehende Risiken zumindest transparenter zu machen. KI kann aus Investorensicht so helfen, Kapitalkosten zu senken und Erkundungsprojekte attraktiver zu gestalten.

Dennoch ist für den Aufbau entsprechenden Dienstleistungsmärkte in Europa ein politischer An Schub erforderlich. Grund sind zwei Besonderheiten: die Existenz von Informationsexternalitäten in der Erkundung⁶³ und von Größenvorteilen am Markt für KI-Dienstleister. Erkundungsaktivitäten sind auch bei Misserfolg immer mit neuen Erkenntnissen verbunden. Bestehen Verpflichtungen zur Offenlegung von in der Erkundung erhobener Daten (wie beispielsweise in Australien⁶⁴), ergibt sich unmittelbar ein Informationsgewinn für die Öffentlichkeit, und damit auch für mögliche Konkurrenten. Aber auch ohne Offenlegungspflicht können aus der Beobachtung, ob Projekte fortgesetzt wurden oder nicht, Rückschlüsse gezogen werden. Diese **positive Informationsexternalität** trägt aus Sicht der Investoren nicht zur eigenen Rendite bei, führt im ungünstigen Fall sogar zu Investitionszurückhaltung. Aus gesellschaftlicher Sicht wird damit auch bei korrekter Einschätzung bestehender Risiken tendenziell zu wenig in Erkundungsaktivitäten investiert. Das spricht grundsätzlich für eine finanzielle Förderung von Erkundungsprojekten durch öffentliche Mittel.

Im Falle KI-basierter Erkundung kommen als zusätzliche Begründung die ökonomischen Besonderheiten von Algorithmen hinzu. **Größenvorteile** existieren hier sowohl in statischer als auch in dynamischer Form. Zum einen dominieren in der Kostenstruktur die fixen Kosten der Algorithmus-Entwicklung und -Überprüfung gegenüber den variablen Kosten des Vertriebs der Algorithmus-basierten Produkte. Die zu deckenden Kosten je Kunde dürften damit bei Markteinstieg relativ hoch ausfallen und mit wachsendem Kundenstamm immer weiter sinken. Verstärkt wird dieser Effekt noch durch die dynamischen Größenvorteile: Ein wachsender Kundenstamm bedeutet mehr Daten, die für die Optimierung der Algorithmen eingesetzt werden können und so die Qualität der KI-Dienstleistung weiter verbessern.⁶⁵

⁶³ Fogarty, J.J., & Sagerer, S. (2016). Exploration externalities and government subsidies: The return to government. *Resources Policy* (47), S. 78-86.

⁶⁴ Australia Minerals (2022). Legislation, regulations and guidelines. <https://www.australianminerals.gov.au/legislation-regulations-and-guidelines#exp>.

⁶⁵ Varian, H. (2018). Artificial intelligence, economics, and industrial organization. In: *The economics of artificial intelligence: an agenda*. Chicago, US: University of Chicago Press, S. 399-419.

Staatliche Förderung kann diesen Prozess nicht nur beschleunigen. Im Falle Europas könnte sie auch dazu beitragen, die langfristige Entstehung außereuropäischer Monopole in diesem Segment zu verhindern, und damit zu dem übergeordneten geopolitischen Ziel einer verminderten Abhängigkeit und stärkeren europäischen Souveränität, auch im Rohstoffbereich, beitragen.

Beide Effekte verstärken sich zudem wechselseitig. Informationsexternalitäten aus fremden Projekten können neben den kundenseitig bereitgestellten Daten zusätzlich zur Optimierung der Algorithmen beitragen. Umgekehrt ermöglicht der verbreitete Einsatz spezialisierter KI eine effizientere Nutzung der öffentlich zugänglichen Informationen. Diese Potenziale können nicht nur für unternehmerische, sondern auch für regulatorische Zwecke genutzt werden. So ist der Einsatz von KI zukünftig ebenso in öffentlichen Genehmigungsverfahren zur Vergabe von Explorations- und Abbaulizenzen vorstellbar. KI kann so dazu beitragen, administrative Kosten zu senken und die Länge von Genehmigungsverfahren, einem der bedeutendsten Engpassfaktoren in der Projektentwicklung, zu reduzieren.

5 Handlungsempfehlungen an die EU

Nach der Pandemie-Unsicherheit zu Beginn des Jahres 2020, die die Feldaktivitäten im Bergbausektor zum Stillstand brachte, nahmen Bohrungen ab September 2020 wieder zu und führten zu einem Gesamtjahresergebnis von 41.026 Bohrungen bei 1.098 Projekten. Im Jahr 2021 stiegen beide Kennzahlen weiter beträchtlich an: 68.982 Bohrungen bei 1.611 Projekten wurden registriert, was einem Anstieg von 68 % bzw. 47 % im Vergleich zum Vorjahr entsprach.⁶⁶ Dieser Trend kommt allerdings bislang nicht in Europa an. Auf Grundlage unserer Recherche von aktuellen Anwendungsbeispielen aus dem Bereich der KI-getriebenen Entdeckung und Extrahierung kritischer Mineralien, der vorangehenden Diskussion der Förderungswürdigkeit und der Berücksichtigung der potenziellen technischen und regulatorischen Unsicherheiten empfehlen wir folgende unterstützende Maßnahmen auf europäischer Ebene.

1. Vorgaben für einen besseren Zugang zu verlässlichen Geo-Daten

Es braucht bessere, einfachere und günstigere Möglichkeiten, um an qualitativ hochwertige öffentliche Geo-Daten zu gelangen. Es lohnt sich, den dafür notwendigen Digitalisierungsprozess mit ausreichend Ressourcen zügig voranzutreiben, da die generierten Daten und die auf ihrer Basis entwickelten KI-Systeme Auswirkungen weit über die Gewinnung von seltenen Metallen hinaus haben und auch andere Anwendungsbereiche, die geologische oder ökologische Kartendaten verwenden, stimulieren können. Die Erfahrung der US-amerikanischen Verteidigungsagentur DARPA und der Unternehmen MITRE und NASA Jet Propulsion Laboratory zeigen, dass das größte Potenzial für eine kurzfristige Lösung des akuten Datenbedarfs darin besteht, die Geo-Referenzierung und Extraktion einzelner geologischer Merkmale auf bestehenden digitalisierten bzw. gescannten Karten zu verbessern.⁶⁷ Gezielte finanzielle Förderungen, Innovations-Challenges (siehe unten) und regulatorische Rahmenbedingungen für den Erwerb, den Austausch und die Nutzung relevanter Daten sollten also vorrangig an dieser Stelle des KI-„workflows“ ansetzen.

Für den letztgenannten Punkt sind bereits wichtige regulatorische Schritte unternommen worden oder aktuell auf dem gesetzgeberischen Weg: Auf europäischer Ebene gibt es mit der INSPIRE-Richtlinie 2007/2/EG bereits Vorgaben, wonach Mitgliedstaaten bestimmte Geo-Datensätze bereitstellen müssen. Der Data Governance Act, anwendbar ab 24. September 2023, wird den Zugang zu geschützten

⁶⁶ S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 17.

⁶⁷ Siehe den Erfahrungsbericht bei: DARPA (2022). DARPA Announces Winners of AI for Critical Mineral Assessment Competition (16.12.2022). <https://www.darpa.mil/news-events/2022-12-16>.

Daten des öffentlichen Sektors regeln und erleichtert den Austausch von Daten innerhalb der EU, zum Beispiel durch Datenvermittlungsdienste, Datengenossenschaften und „datenaltruistische“ Organisationen.⁶⁸ Da die EU-Verordnung die Behörden nur ermutigt, Daten bereitzustellen, hängt der Erfolg allerdings vor allem von deren Bereitschaft ab, dies auf freiwilliger Basis zu tun.⁶⁹ Nicht zuletzt gibt es den Data Act, der eine gerechtere Verteilung der Wertschöpfung aus Daten unter den Akteuren der Datenwirtschaft herbeiführen möchte und zu diesem Zweck Datenteilungspflichten für Dateninhaber (i.d.R. Hersteller) von Internet of Things-Produkten und Erbringer verbundener Dienste formuliert.⁷⁰ Angesichts sehr unterschiedlicher Herausforderungen beim Austausch von Daten, wie sie hier am Beispiel des Bergbaus beschrieben wurden, wären allerdings spezifische, an die Besonderheiten des jeweiligen Sektors angepasste Datenteilungspflichten das bessere Mittel, was eher für einen differenzierenden und sektorspezifischen Regulierungsansatz spräche.⁷¹ Zudem muss der Geltungsbereich des Data Act noch klarer geregelt werden. Schließlich plant die EU derzeit zwölf gemeinsame europäische Datenräumen in strategischen Sektoren und Bereichen von öffentlichem Interesse. Sie sollen eine intensivere gemeinsame Nutzung und Wiederverwendung von Daten ermöglichen.

Die Kommission hat zudem am 20. Januar 2023 eine Liste sogenannter „hochwertiger Datensätze“ (*high-value datasets*) veröffentlicht, die von öffentlichen Stellen innerhalb von 16 Monaten kostenlos zur Weiterverwendung zur Verfügung gestellt werden müssen.⁷² Die Datensätze sollen in maschinenlesbarem Format über eine Programmierschnittstelle verfügbar gemacht werden, weshalb sie für Anwendungen des Maschinellen Lernens – wie sie von den oben beschriebenen Startups bereits entwickelt werden – leicht und schnell als Trainingsdaten eingesetzt werden können. Die Verordnung stützt sich dabei auf die Richtlinie über offene Daten, in der sechs Kategorien an hochwertigen Datensätze definiert sind: Geodaten, Erdbeobachtung und Umwelt, Meteorologie, Statistik, Unternehmen und Mobilität. Für Mining-Startups wird insbesondere die Kategorie Erdbeobachtung und Umwelt relevant sein, die weltraumgestützte, fernerkundete, bodengestützte und In-situ-Daten beinhaltet sowie Umwelt- und Klimadaten, die in den Rahmen der INSPIRE-Datenthemen gemäß der Richtlinie 2007/2/EG fallen.⁷³ Zu der letztgenannten Rubrik zählen unter anderem die Datenthemen Hydrographie, Geologie, Biogeografische Regionen, Landnutzung, Mineralische Ressourcen und Böden – also genau die Art von Daten, die von Startups wie KoBold bereits erfolgreich außerhalb Europas ausgewertet werden. Zudem ist darauf hinzuweisen, dass die Verordnung erlaubt, dieses thematische Spektrum zu einem späteren Zeitpunkt zu erweitern. Auf diese Weise sollte zukünftig noch stärker den technologischen und ökonomischen Entwicklungen im Mining-Startup-Sektor Rechnung getragen werden. Zudem ist auf eine schnelle Umsetzung der Verordnung zu drängen: Wenn möglich sollten die für die Erkundung seltener Metalle benötigten Daten schneller als in den vorgegebenen 16 Monate zugänglich gemacht werden, um die aktuelle *cleantech*-Initiative der Kommission zu unterstützen, selbst wenn dies nur für bestimmte Regionen Europas möglich sein sollte. Schließlich sollten Domainexperten überprüfen, ob die zur Verfügung gestellten Daten tatsächlich granular genug sind, um KI-Tätigkeiten von Mining-Startups zu ermöglichen.

⁶⁸ Verordnung (EU) 2022/868 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 30. Mai 2022 über europäische Daten-Governance und zur Änderung der Verordnung (EU) 2018/1724 (Daten-Governance-Rechtsakt), ABl. L 152 vom 3.6.2022, S. 1–44.

⁶⁹ Eckhardt, P. & Anzini, M. (2021). cepAnalyse zu COM2020_767. [cepAnalyse 6/2021](#).

⁷⁰ Vorschlag für eine Verordnung des Europäischen Parlaments und des Rates über harmonisierte Vorschriften für einen fairen Datenzugang und eine faire Datennutzung (Datengesetz). COM/2022/68 final.

⁷¹ Eckhardt, P. & Hoffmann, A. (2022). cepAnalyse zu COM(2022) 68. [cepAnalyse 11/2022](#).

⁷² Commission defines high-value datasets to be made available for re-use. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/news/commission-defines-high-value-datasets-be-made-available-re-use>.

⁷³ Durchführungsverordnung (EU) 2023/138 der Kommission vom 21. Dezember 2022 zur Festlegung bestimmter hochwertiger Datensätze und der Modalitäten ihrer Veröffentlichung und Weiterverwendung, ABl. L 19 vom 20.1.2023, S. 43–75.

2. Förderung von KI-gestützter Rohstofferkundung

Es braucht mehr finanzielle Unterstützung europäischer Startups in diesem Nischensektor, da sich bisherige Investitionen und Förderungsprogramme vor allem auf außereuropäische Regionen und Unternehmen konzentriert haben. Die Preise für die meisten Rohstoffe setzten ihren Aufwärtstrend im Jahr 2021 fort, was entsprechend von den Kapitalmärkten honoriert wurde: Die Finanzierung von Junior- und Zwischenunternehmen stieg im Jahr 2021 auf 21,55 Mrd. USD an und war damit fast doppelt so hoch wie der in 2020 ausgezahlte Betrag.⁷⁴ Allerdings entfielen fast zwei Drittel des Anstiegs auf Unternehmen in Australien und Kanada, deren Gesamtbudget gegenüber 2020 um 556 Mio. USD zunahm.⁷⁵ Hier muss Europa dringend aufholen. Mit der Argumentation, Erkundungsaktivitäten zu fördern, ist noch kein Plädoyer für den Einstieg in einen europäischen Bergbau verbunden. Denn Erkundung kann mit Blick auf die entstehenden (positiven) Informationsexternalitäten auch dann einen gesellschaftlichen Mehrwert bieten, wenn man zum Schluss kommt, dass beim Einstieg in den Abbau die (negativen) Umwelteffekte überwiegen würden. Dementsprechend muss hervorgehoben werden, dass sich unsere Argumentation der Förderungswürdigkeit auf den Einsatz von KI in der Erkundung bezieht. Das soll nicht bedeuten, dass KI im Abbau nicht sinnvoll wäre, aber die Förderungswürdigkeit eines europäischen Metallbergbaus ist eine grundsätzlichere Frage, die den Rahmen und Ansatz dieses ceplInputs sprengen würde.

3. Ausrichtung von Innovationswettbewerben für den Einsatz von KI im Bergbausektor

Das Zusammenspiel von Forschung und Anwendung im KI-Mining-Bereich kann durch gezielte Innovationswettbewerbe bereits mit geringen finanziellen Anreizen enorm verbessert werden. Angesichts der aktuellen Dringlichkeit, die Versorgung mit kritischen Mineralien zu erhöhen und besser zu sichern, hat die US-amerikanische Verteidigungsagentur DARPA gemeinsam mit dem US Geological Survey (USGS) im August 2022 den Wettbewerb „AI for Critical Mineral Assessment“ gestartet.⁷⁶ Die Partnerschaft hilft der USGS dabei, Bewertungen für mehr als 50 kritische Mineralressourcen durchzuführen, um die wirtschaftliche Planung und die Entscheidungsfindung bei der Landnutzung zu verbessern. Ziel des Wettbewerbs war es, Ideen zu sammeln, um zumindest Teile der Bewertung durch den Einsatz von KI zur Automatisierung von Schlüsselprozessen drastisch zu beschleunigen. Insgesamt 18 Teams aus der Industrie, der Wissenschaft und sogar ein Schüler der High School kämpften dabei um Geldpreise im niedrigen fünfstelligen Bereich. Die Veranstaltung eines ähnlichen Wettbewerbs in Europa könnten der Kommission und spezialisierten Bergbauunternehmen dabei helfen, wichtige Schritte bei der Auswertung geologischer Karten von Mineralvorkommen zu automatisieren, die für die europäische Wirtschaft und Sicherheit von entscheidender Bedeutung sind.

4. Festlegung technischer Standards und Transparenzregeln für den Einsatz von KI im Bergbausektor

Die Vermeidung von Fehlern oder Uneinheitlichkeit in den zugrundeliegenden Daten trägt entscheidend dazu bei, dass falsche Ergebnisse oder unerwünschte Nebenwirkungen vermieden werden. Experten im Bergbausektor weisen darauf hin, dass schon einfache Unstimmigkeiten wie Unterschiede in den Einheiten – zum Beispiel g/Tonne versus Unze/Tonne – vorkommen und sich nachteilig auf KI-Prognosen auswirken.⁷⁷ Dem kann durch einheitliche Standards und Mindestqualitätsansprüche für die verwendeten Datensätze entgegengewirkt werden. Ein gutes Beispiel sind die Richtlinien und

⁷⁴ S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 5.

⁷⁵ S&P Global Market Intelligence (2022). World Exploration Trends. PDAC Special Edition April 2022, S. 12.

⁷⁶ DARPA (2022). DARPA Announces Winners of AI for Critical Mineral Assessment Competition (16.12.2022). <https://www.darpa.mil/news-events/2022-12-16>.

⁷⁷ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 4.

Standards für die Erfassung, Verarbeitung und Inversion von tTEM-Daten, die jüngst von der dänischen Umweltschutzbehörde und dem Institut für Geowissenschaften der Universität Aarhus erarbeitet wurden.⁷⁸ Zudem ist sicherstellen, dass Interdependenzeffekte – insbesondere die kritischen Umweltpunkte – immer mitgedacht werden, auch in KI-getriebenen Prozessen („human in the loop“). Um die von der zukünftigen europäischen Datenregulierung geforderten hohen Qualitätsstandards zu erfüllen, müssen die momentan vorhandenen KI-Lösungen weiter evaluiert und entwickelt werden, um im europäischen Kontext einsatzfähig zu werden. Insbesondere neuronale Netze, die sich in vielen anderen Branchen bereits als äußerst vielversprechend erwiesen haben, sind in der Regel völlig undurchsichtig und bieten keine Möglichkeit, die Logik hinter den getroffenen Schlussfolgerungen zu verstehen. Dies könnte beispielsweise im Kontext des oben erwähnten KI-Gesetzes der EU problematisch werden, da dieses anstrebt, KI-Systeme transparenter zu machen. In Artikel 13 des aktuellen Entwurfs heißt es: „KI-Systeme mit hohem Risiko sind so zu konzipieren und zu entwickeln, dass ihre Funktionsweise hinreichend transparent ist, damit die Nutzer die Ergebnisse des Systems interpretieren und angemessen nutzen können.“ Wie Kritiker angemerkt haben, wird jedoch nicht ausreichend präzisiert, was es für die Nutzer eines KI-Systems bedeutet, dessen Ergebnisse zu interpretieren, noch werden die technischen Maßnahmen genannt, die ein Anbieter ergreifen muss, um die Konformität seines Systems nachzuweisen.⁷⁹ Um dieser rechtlichen Unsicherheit entgegenzuwirken und das Vertrauen der Bevölkerung und der Entscheidungsträger in KI-getriebene Exploration zu erhöhen, ist zu empfehlen, parallel zu einem reinen KI-Ansatz im Bergbaubereich transparentere Methoden anzuwenden, die einige qualitative Informationen über die relative Gewichtung verschiedener Faktoren liefern und als „Grey-Box-Methoden“ bezeichnet werden.⁸⁰

Schließlich sind Standards auch wichtig, wenn es zu einem späteren Zeitpunkt zu KI-getriebener Prozessoptimierung in bestehenden Abbauebenen kommen sollte. Wie die oben beschriebene Forschung von David Zhen Yin am SCERF zeigt, gibt es im Bereich der Abteufung von Bohrungen bedeutende Automatisierungsgewinne, die nicht nur ökonomische Effizienzen generieren können, sondern auch Risiken für die Umwelt senken. Anders als im Fall der Förderung von Erkundungsaktivitäten geht es hier nicht um die Schaffung positiver Externalitäten, sondern um die Vermeidung schon quantifizierbarer negativer Externalitäten. Das spricht für den Einsatz verbindlicher Standards als Kontrollinstrument.

5. Schaffung von abgestimmten Aus - und Weiterbildungsangeboten

Gezielte Aus - und Weiterbildungsangebote in den Geowissenschaften sind zu erstellen und zu fördern. Die Durchsicht der Literatur von Domainexperten zeigte, dass insbesondere Informationsmöglichkeiten und Weiterbildungsangebote, die Aspekte der Entscheidungsfindung unter Unsicherheit in der Rohstoffindustrie umfassend abdecken, sowie praktische szenariobasierte Schulungsprogramme und eine sorgfältige Teamzusammenstellung direkte und schnelle Verbesserungen ermöglichen werden. Auch im Humankapitalbereich ist also gezielte Förderung und Weiterbildung in Europa notwendig. Dies gilt umso mehr, als eine vor kurzem erschienene Analyse von rund 900 KI-Doktorandinnen und Doktoranden in Deutschland gezeigt hat, dass die EU hier nur eine untergeordnete Rolle spielt: Wichtige

⁷⁸ HydroGeophysics Group (2020). Guideline and standards for tTEM data collection, processing, and inversion. Version 1.1 – November 2020. https://hgg.au.dk/fileadmin/HGGfiles/Reports/Guide_tTEM.pdf.

⁷⁹ Grady, P. (2022). The EU Should Clarify the Distinction Between Explainability and Interpretability in the AI Act. Center for Data Innovation (31.08.2022). <https://datainnovation.org/2022/08/the-eu-should-clarify-the-distinction-between-explainability-and-interpretability-in-the-ai-act/>.

⁸⁰ Desharnais, G., Paiement, J.P., Hatfield, D. & Poupart, N. (2017). Mining BIG Data: the Future of Exploration Targeting Using Machine Learning. Conference Paper October 2017. <https://www.researchgate.net/publication/323243243>, S. 3.

Herkunftsländer dieser Forschenden sind China, Indien und Iran; zudem verliert Europa nach Abschluss der Promotion einen beträchtlichen Teil der KI-Expertise an die USA, wo Talente vor allem bei den bekannten Big-Tech-Unternehmen anheuern.⁸¹

6 Fazit

Während sich die Welt von fossilen Brennstoffen auf umweltfreundlichere Alternativen umstellt, wird es immer schwieriger, die riesigen Mengen an Kobalt, Lithium und anderen seltenen Metallen zu finden, die für den Bau von Handys, Laptops und Elektroautos benötigt werden. Seit kurzer Zeit gibt es erste Startups, die mithilfe von KI die Suche nach potenziellen Mineralvorkommen automatisieren und damit kosteneffizienter und schneller gestalten können. Das ist zugleich ein vielsprechender Ansatz, förderungswürdige Vorkommen in- und außerhalb der EU zu identifizieren, wenn sichergestellt wird, dass die zugrundeliegenden Systeme auf hochwertigen Daten trainiert und Umweltaspekte und Interdependenzen der potenziellen Abbaustellen durch „humans in the loop“ berücksichtigt werden. Die Bedeutung von Informationsexternalitäten in der Rohstoff-Erkundung, die Existenz von Größenvorteilen in der Algorithmus-Entwicklung sowie das Fehlen technischer Standards machen jedoch eine intensive regulatorische Begleitung des Marktaufbaus notwendig. Die anstehende EU-Gesetzgebung zu kritischen Rohstoffen sollte dieses Thema adressieren.

Dieser cepInput plädiert für eine zielgerichtete EU-Förderpolitik im Bereich KI-basierter Erkundungsmethoden für seltene Rohstoffe. Er stellt zunächst fest, dass sich die technischen Möglichkeiten für den Einsatz moderner KI auch in diesem Bereich in den letzten Jahren deutlich vergrößert haben. Dass diese Techniken für den Rohstoffsektor auch praxistauglich sind, macht er anhand von mehreren außereuropäischen Unternehmensbeispielen deutlich. Zugleich zeigt die Analyse, dass für eine erfolgreiche Verbreitung von KI im Bergbau zunächst die nötigen Rahmenbedingungen zu schaffen sind. Dies betrifft auf praktischer Ebene zum einen die Sicherung ausreichender menschlicher Entscheidungskompetenz innerhalb solcher automatisierten Systeme. Die Bewertung von Rohstoffvorkommen sollte sich nie auf rein geologische oder betriebswirtschaftliche Parameter beschränken, sondern immer auch die gesellschaftliche und ökologische Dimension miteinschließen. Das macht die Algorithmus-Entwicklung und die Auswertung der algorithmischen Ergebnisse besonders komplex. Die Sicherstellung von „humans in the loop“ kann die Verlässlichkeit der Analysen erhöhen und zugleich die Wahrung ethischer Standards garantieren. Zum anderen wird in der Anfangsphase des Marktaufbaus staatliche Förderung notwendig sein, um die aus Skalierung erwachsenden Vorteile schneller zu realisieren, und die Entstehung neuer außereuropäischer Monopole in diesem Bereich zu verhindern.

Vor diesem Hintergrund gibt der cepInput fünf konkrete Handlungsempfehlungen an die EU. Sie sollte über Vorgaben im Datenrecht sicherstellen, dass verlässliche und granulare Geo-Daten im ausreichenden Maße öffentlichen zugänglich sind. Sie sollte in der Anfangsphase vielversprechende KI-Start-Ups in diesem Bereich finanziell fördern sowie durch Mittel wie Innovationswettbewerbe die europäische Innovation in diesem Feld vorantreiben. Ferner sollte die EU technische Standards und Transparenzregeln für den Einsatz von KI im Bergbausektor festlegen, um Rechtsunsicherheit abzubauen und Vertrauen gegenüber dieser Technologie zu schaffen. Schließlich sollte sie gezielte Aus- und Weiterbildungsangebote an der Schnittstelle zwischen KI und Geowissenschaften auf den Weg bringen.

⁸¹ Maham, P., Heumann, S., Denkena, W., Hemmen, L. & Semenova, A. (2022). Deutschland als KI-Standort: Destination oder Drehscheibe? Empirische Untersuchung der Karrierepfade von KI-Doktorand:innen an deutschen Universitäten. SNV Policy Brief (14.12.2022).

Dieser Artikel hat den Schwerpunkt auf die Identifizierung vorhandener Ressourcen durch neue KI-Methoden gelegt. Selbstredend kann diese Technologie auch in vielen anderen ökologischen Kontexten eingesetzt werden. So hat jüngst eine Gruppe von Umweltwissenschaftlern KI genutzt, um einen Plan zur Beendigung des Streits zwischen Ägypten, Äthiopien und dem Sudan über den größten Wasserkraftdamm Afrikas zu erstellen.⁸² Seit dem Beginn des Dammbaus im Jahr 2011 hatten diese Länder erfolglos versucht, sich auf Parameter wie die Geschwindigkeit der Projektfertigstellung oder die freizugebende Wassermenge zu einigen. Durch die Verwendung von KI und Klimamodellen konnten die Forschenden ein Szenario identifizieren, das die grenzüberschreitenden wirtschaftlichen und biophysikalischen Interessen ausgleicht, ökonomischen Nutzen maximiert und Auswirkungen des Klimawandels einplant. Diese Forschung illustriert, wie KI eingesetzt werden kann, um geologische und sozio-ökonomische Ungewissheiten, die sich nicht zuletzt aus dem Klimawandel ergeben, besser zu kartographieren und dringend benötigte Win-Win-Lösungen im Bereich der Nachhaltigkeitswirtschaft zu schaffen.

Um Europas Versorgungssicherheit im Bereich kritischer Rohstoffe zu stärken, ist KI-basierte Erkundung zugleich nur ein erster Schritt. Identifizierte Ressourcen müssen auch nutzbar gemacht werden, ohne Nachhaltigkeitsziele und die ökonomische Leistungsfähigkeit Europas zu gefährden. Dafür bedarf es einer Vielzahl weiterer Hebel mit Blick auf Kreislaufwirtschaft, administrativer Prozesse und Ressourcendiplomatie. Auch hierbei kann KI nützlich sein, etwa bei der Identifizierung und Kategorisierung der in Konsumprodukten schlummernden Rohstoffressourcen. Ein Teil der notwendigen regulatorischen Instrumente wird ebenfalls Gegenstand der anstehenden EU-Gesetzgebung im Bereich kritischer Rohstoffe sein, die das Centrum für Europäische Politik (cep) weiterhin aufmerksam verfolgen wird. Hier gilt es, einen ersten wichtigen Schritt in Richtung einer zukunftssicheren und resilienten Rohstoffversorgung in Europa zu machen – und dazu zählt auch, das Potenzial von KI als digitale Wünschelrute zu erkennen und zu fördern.

⁸² Basheer, M., Nechifor, V., Calzadilla, A. et al. (2023). Cooperative adaptive management of the Nile River with climate and socio-economic uncertainties. *Nat. Clim. Chang.* (13), S. 48–57.



Autoren:

Dr. Anselm Küsters
Fachbereichsleiter Digitalisierung und neue Technologien
kuesters@cep.eu

Dr. André Wolf
Fachbereichsleiter Technologische Innovation, Infrastruktur und industrielle Entwicklung
wolf@cep.eu

Centrum für Europäische Politik FREIBURG | BERLIN
Kaiser-Joseph-Straße 266 | D-79098 Freiburg
Schiffbauerdamm 40 Räume 4205/06 | D-10117 Berlin
Tel. + 49 761 38693-0

Das **Centrum für Europäische Politik** FREIBURG | BERLIN, das **Centre de Politique Européenne** PARIS, und das **Centro Politiche Europee** ROMA bilden das **Centres for European Policy Network** FREIBURG | BERLIN | PARIS | ROMA.

Das gemeinnützige Centrum für Europäische Politik analysiert und bewertet die Politik der Europäischen Union unabhängig von Partikular- und parteipolitischen Interessen in grundsätzlich integrationsfreundlicher Ausrichtung und auf Basis der ordnungspolitischen Grundsätze einer freiheitlichen und marktwirtschaftlichen Ordnung.