



Rohstoffprognosekarten mit Verfahren der künstlichen Intelligenz

Fortschrittliche Identifizierung von Rohstoffpotenzialen in Entwicklungs- und Schwellenländern

Dr. rer. nat. Andreas Barth, Geschäftsführer, Dipl.-Ing. Silke Noack, Projektleiterin (Entwicklung und Programmierung) advangeo, Abteilung Softwareentwicklung, Dr. rer. nat. Claus Legler, fachliche Betreuung und Entwicklung advangeo, Projektleiter Kosovo-Projekte, Abteilung Geowissenschaften/Umwelt, Dipl.-Geol. Nadine Seib (ohne Foto), Projektmitarbeit und fachliche Beratung Entwicklung advangeo, Abteilung Softwareentwicklung, Beak Consultants GmbH, Freiberg, und Azem Rexhaj (ohne Foto), Direktor der Independent Commission for Mines and Minerals (ICMM Kosovo), Pristina, Kosovo

Die Identifikation von Explorationszielen gehört zu den anspruchsvollsten Aufgaben der Rohstoffgeologie überhaupt, bestimmt sie doch über Jahre hinweg die strategische Entwicklungsrichtungen von Unternehmen und Volkswirtschaften und bindet erhebliche finanzielle und materielle Ressourcen (10).

Die Prognose von Rohstofflagerstätten, insbesondere in vergleichsweise gering untersuchten Gebieten, ist von grundsätzlicher Bedeutung für Entscheidungen hinsichtlich der Entwicklung von Infrastruktur, Industrie und den sozialen und gesellschaftlichen Rahmenbedingungen.

Damit kommt der Entwicklung innovativer und möglichst treffsicherer Verfahren der Prognose von Rohstoffperspektiven eine Schlüsselrolle für die Auswahl von attraktiven Explorationszielen zu. Diese stellen neben den sonstigen Rahmenbedingungen wie:

- ▶ politische Stabilität,
 - ▶ infrastrukturelle Voraussetzungen,
 - ▶ günstige wirtschaftliche Rahmenbedingungen
- eine wesentliche Grundlage für Investitionsentscheidungen dar.

Künstliche Intelligenz versus mathematisch-analytische Modellierung

Prinzipiell kann die Modellierung/Prognose raumbezogener Sachverhalte über verschiedene Ansätze erfolgen:

- ▶ Die detaillierte Untersuchung der physikalischen, chemischen oder sonstigen Zusammenhänge mit dem Ziel einer exakten Modellierung des Prozesses mittels mathematisch-analytischer Verfahren (zum Beispiel Modellierung von Rutschungen mit dem Verfahren der finiten Elemente). Dabei wird die Ursache-Wirkungsbeziehung durch ein System exakter mathematischer Zusammenhänge beschrieben, welche das Ereignis und dessen Ursachen mittels mathematischer Gleichungssysteme nachbilden. Die Kalibrierung der Modelle erfolgt bei mathematisch exakt gefassten Sachverhalten unter anderem über „Justierung“ mittels Konstanten anhand des Vergleichs der Modellierungsergebnisse mit realen Messwerten.
- ▶ Die statistische Herangehensweise (hierzu zählen auch Verfahren der künstlichen Intelligenz) nutzt für ihre Analyse die Betrachtung unterschiedlichster potenzieller Einfluss- und Wirkungsfaktoren. Sie ermittelt mithilfe multivariater statistischer Analyseverfahren die Bedeutung und das Zusammenspiel der Wirkungsfaktoren für das Auftreten von Ereignissen beziehungsweise Phänomenen auf der Basis statistischer Zusammenhänge mit dem Ziel einer optimierten Modellierung des Prozesses. Dabei wird das Zusammenwirken mehrerer unabhängiger Variablen (Einflussfaktoren) in Bezug auf eine abhängige Variable (zum Beispiel Auftreten/Entstehen einer Rohstofflagerstätte) untersucht.

Im internationalen Wettbewerb um Investitionen in den Bergbausektor spielen neben wichtigen Standortfaktoren wie rechtliche Rahmenbedingungen, politische Stabilität und Infrastruktur vor allem die Verfügbarkeit geo-ökonomischer Grundlagendaten sowie das Vorhandensein lukrativer Explorationsziele eine entscheidende Rolle. Verfahren der künstlichen Intelligenz (unter anderem KNN) bieten die Möglichkeit zur Implementierung einer qualitativ hochwertigen Interpretation vorhandener Daten mit dem Ziel der Erstellung flächendeckender Rohstoffprognosekarten. Genutzt wird dabei die Fähigkeit der KNN zur Analyse komplexer nichtlinearer Zusammenhänge sowie deren „Lernfähigkeit“. Auf der Basis von vorhandenem Wissen (zum Beispiel um genetische Lagerstättenbildungsfaktoren) und vorliegenden Daten kann das Auftreten von bisher nicht bekannten Rohstoffvorkommen mit hoher

räumlicher Auflösung flächenhaft prognostiziert werden. Die Funktionsfähigkeit des Verfahrens wurde anhand eines etwa 10 000 km² großen Territoriums in Südosteuropa (Kosovo) nachgewiesen. Das Verfahren ist geeignet, mit vergleichsweise überschaubarem Aufwand größere Territorien zu bearbeiten, Explorationsziele zu identifizieren sowie quantitative Prognosen zu berechnen. Die von Beak Consultants entwickelte Software advangeo macht das Verfahren der auf KNN-gestützten Rohstoffprognose für normale GIS-Nutzer im Umfeld der ESRI-Software ArcGIS verfügbar. Die Software bildet den gesamten Workflow der Datenvorbereitung und Datenanalyse nachvollziehbar ab und erlaubt eine ansprechende Ergebnispräsentation. Der Beitrag basiert auf einem Vortrag der Verfasser anlässlich einer Vortragsveranstaltung der FAB vom 9. bis 11. November 2009 in Berlin.

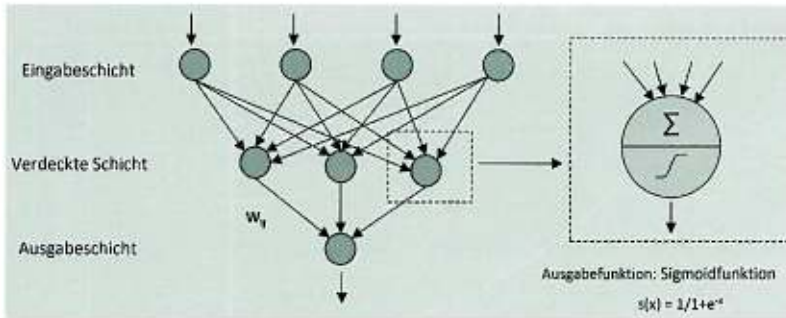


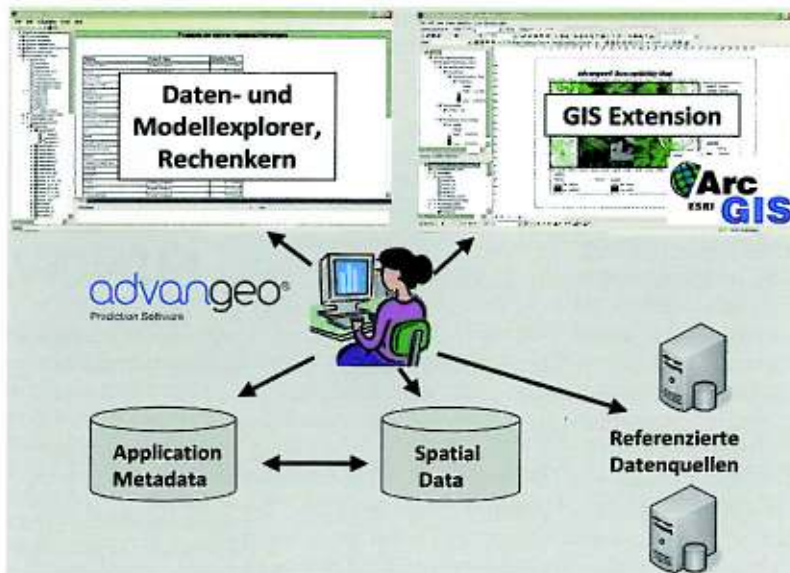
Bild 1. Schema eines vorwärtsgerichteten Netzes.

Die Kalibrierung mathematisch-analytischer Modelle ist mit zeit- und kostenintensiven Feld- und/oder Laboruntersuchungen verbunden. Lagerstättengeologische Sachverhalte lassen sich aufgrund ihrer Komplexität (kompliziertes Zusammenspiel geologischer, tektonischer, geochemischer, geomechanischer, zeitlicher und sonstiger Aspekte) und des ungenügenden Untersuchungsgrads mit mathematisch-analytischen Modellen derzeit nicht real beschreiben. In der Regel sind nur einzelne Sachverhalte bei sonstigen konstanten Rahmenbedingungen exakt modellierbar (zum Beispiel Fixierungsbedingungen von Erzmineralen an geochemischen Barrieren).

Der Einsatz von Verfahren der künstlichen Intelligenz bietet den Vorteil, mit deutlich weniger Aufwand hinsichtlich Datenbeschaffung und Kalibrierung auszukommen. Diese Verfahren bieten die Möglichkeit, komplexe nichtlineare Zusammenhänge mit multiplen Einflussfaktoren zu modellieren. Dabei ist unter Umständen nicht einmal die Kenntnis der qualitativen/quantitativen Zusammenhänge zwischen den Variablen und der abhängigen Komponente erforderlich. Die Zusammenhänge werden statistisch durch einen Lernprozess (Training des neuronalen Netzes) ermittelt, wobei eine Vielzahl von Variablen berücksichtigt werden kann. Dabei können auch Variablen unterschiedlichen Skalenniveaus verarbeitet werden.

Verschiedene Autoren haben das Verfahren der künstlichen neuronalen Netze für die Modellierung und Prognose raumbezogener Ereignisse erfolgreich angewandt, zum Beispiel zur Erkennung von Hangrutschungssystemen (2), zur Ausbreitung von Luftschadstoffen (6), zur Flutwellenausbreitung (5) oder zur Prognose von Lagerstätten (7).

Bild 2. Systemarchitektur der Software advangeo.



Wirkungsweise künstlicher neuronaler Netze

Das hohe Abstraktionsvermögen, die Lernfähigkeit des Menschen und seine Fähigkeit, Beziehungen zwischen einzelnen Elementen in komplexen Systemen herzustellen, bildeten die Motivation für die Entwicklung künstlicher neuronaler Netze (KNN).

Das Prinzip der KNN orientiert sich an der Wirkungsweise des biologischen Nervensystems. Dieses besteht aus einer Vielzahl von Nervenzellen (Neuronen), die Eingangssignale anderer Neuronen aufnehmen und verarbeiten. Ab einem bestimmten Schwellenwert erfolgen die Aktivierung der Zelle und eine Reizweiterleitung. Lernprozesse resultieren aus der fortwährenden Anpassung der Verbindungen zwischen den Neuronen. Bei häufiger Benutzung wachsen Verbindungen, bei seltener Benutzung degenerieren sie.

Die Simulation dieser biochemischen Prozesse in einem KNN erfolgt durch künstliche Neuronen, die so genannten Verarbeitungseinheiten des KNN (zum Beispiel (1) und (3)). Die Verbindung zwischen den Neuronen wird durch gerichtete Gewichte w_i realisiert.

Die Organisation der künstlichen Neuronen erfolgt in der Regel schichtweise:

- ➔ Eingabeschicht: Aufnahme der Eingabewerte (= Ausgangsinformationen, die als von einander unabhängige Variablen und entscheidende Einflussfaktoren des betrachteten Ereignisses beziehungsweise Phänomens definiert werden).
- ➔ Zwischenschicht(en): Zusammenfassen der Ausgangssignale der vorgelagerten Neuronen und Berechnung des Ausgabewerts durch Transformation mittels Aktivierungsfunktion.
- ➔ Ausgabeschicht: Erzeugung der abhängigen (zu prognostizierenden) Variablen.

Die Netztopologie beschreibt die Art und Weise der Verbindung der Neuronen untereinander. Einerseits wird die Richtung der Informationsweiterleitung (vorwärtsgerichtet oder rückwärtsgerichtet) und andererseits der Grad und die Art der Verbindungen (zum Beispiel vollständig verbunden, mit Shortcuts) definiert.

Das Bild 1 zeigt das Schema eines vollständig verbundenen, vorwärtsgerichteten Netzes mit einer 4-3-1-Topologie. Auf der rechten Seite ist eine Verarbeitungseinheit (Neuron) mit der zugehörigen Ausgabefunktion dargestellt.

Die Gewichte stärken oder schwächen das Eingangssignal und werden im Rahmen des Lernprozesses verändert. Durch die wiederholte Eingabe von Trainingsmustern wird die Stärke der Verbindungen zwischen den Neuronen modifiziert, wobei versucht wird, den Fehler zwischen erwarteter und tatsächlicher Ausgabe des Netzes zu minimieren.

Es existieren verschiedene Netzparadigmen, zum Beispiel:

- ➔ Multi-Layer-Perceptron (MLP).
- ➔ Radiale Basisfunktionennetze (RBF).
- ➔ Hopfieldnetze.
- ➔ Self-Organizing Maps (SOM).

Ihr Einsatz ist vom Lernziel abhängig. Eine große Bedeutung für praktische Anwendungen überwachtem Lernens besitzt das Multi-Layer-Perceptron (MLP), bei dem die Informationsverarbeitung vorwärtsgerichtet (feedforward) erfolgt. Es handelt sich bei diesem Netzparadigma um eine Weiterentwicklung des

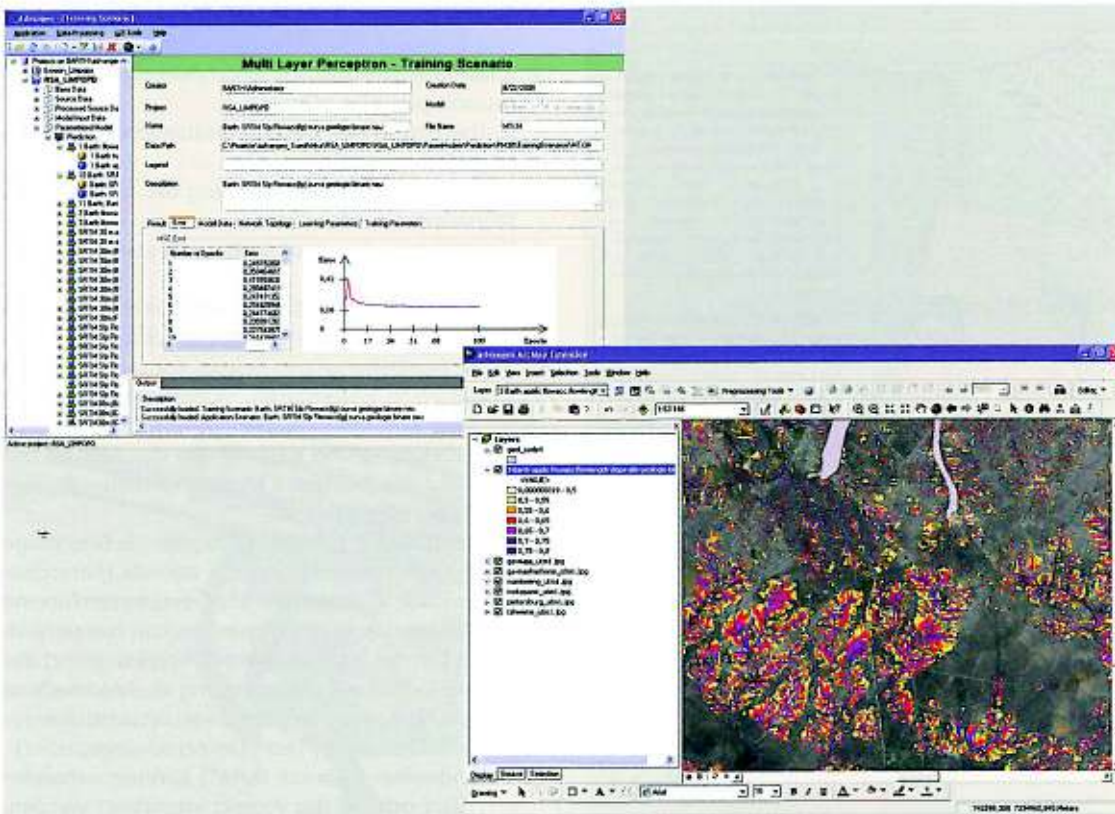


Bild 3. Benutzerschnittstelle: Module „Training Scenario“ und „GIS-Extension“.

Perceptrons, das der Anforderung zur Modellierung komplexer Zusammenhänge Rechnung trägt. Das MLP besteht aus einer Eingabeschicht, mindestens einer Zwischenschicht und einer Ausgabeschicht.

Zu den gängigen Trainingsalgorithmen des MLP gehören der Backpropagation-Algorithmus und dessen Abwandlungen. „Backpropagation of Error“ (Fehlerrückleitung) ist ein Trainingsalgorithmus, der die Gewichte mithilfe des Fehlers des Ausgabesignals justiert mit dem Ziel, diesen Fehler zu minimieren. Dabei wird das Ausgangssignal des Netzes mit dem vorgegebenen Sollwert aus den Trainingsdaten verglichen. Der Fehler wird dann verwendet, um die Gewichte w_i des neuronalen Netzwerks abzustimmen.

Ein weiterer wichtiger Parameter des Netzes ist die verwendete Aktivierungsfunktion, die den Ausgabestatus des Neurons berechnet. Dafür werden differenzierbare und nichtlineare Funktionen benötigt, in der Praxis kommen häufig Sigmoidfunktionen zum Einsatz.

Die Software advangeo

Eigenschaften und prinzipielle Architektur

Die Software advangeo macht das Verfahren der KNN im Umfeld des Geoinformationssystems des Marktführers ESRI für den normalen GIS-Nutzer zugänglich. advangeo basiert auf einer Client/Server-Architektur mit folgenden Komponenten (Bild 2):

- ➔ Datenhaltung.
- ➔ Daten- und Modellexplorer.
- ➔ Rechenkern.
- ➔ GIS-Extension.

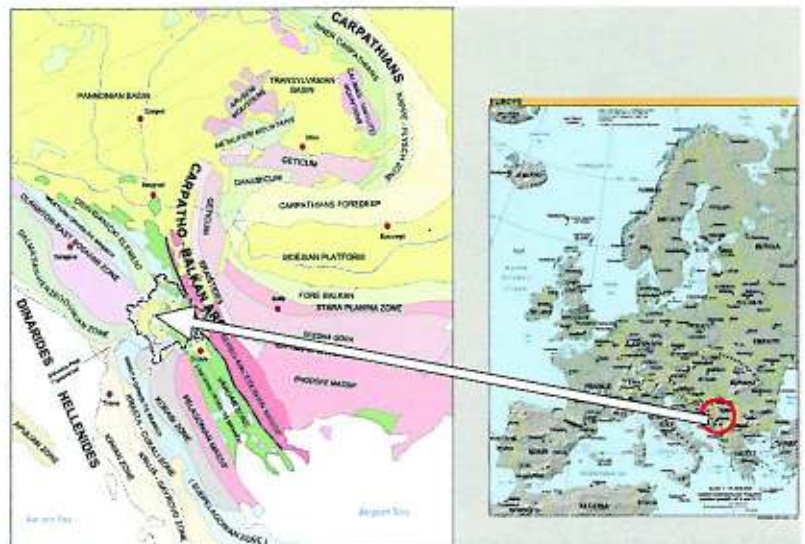
Die Datenhaltung erfolgt in einem File-System sowie in einer relationalen Datenbank. Verwaltet werden die in Layern organisierten Ausgangsdaten, abgeleiteten Daten, die Parameter der neuronalen Netze und die Metadaten zu den Rechengvorgängen.

Der Daten- und Modellexplorer bietet dem Nutzer die Möglichkeit, komfortabel Rechenprojekte anzulegen und parametrisierte Modelle mit den zugehörigen Daten schrittweise aufzubauen. Der Workflow wird nachvollziehbar dokumentiert. Die zugehörige ArcGIS-Extension (ESRI) stellt umfassende GIS-Funktionalitäten bereit, die den Aufbau parametrisierter Modelle unterstützt und als Schnittstelle zur Integration der Geodaten in das KNN dient. Neben verschiedenen Funktionalitäten zum Verarbeiten (Pre-processing) von Geodaten bietet die Extension eine Möglichkeit zur automatisierten Erzeugung nutzerspezifischer Karten.

Funktionsweise der Software

Die Software advangeo bildet die für die Erzeugung eines KNN-Modells erforderlichen Arbeitsschritte systematisch ab:

Bild 4. Geotektonische und regionale Position des Kosovos.



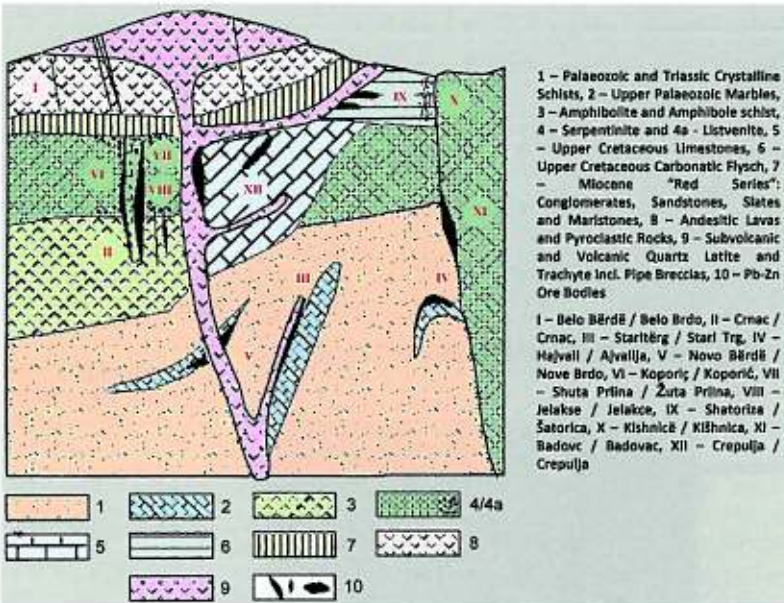


Bild 5. Vereinfachtes Schema der Beziehungen zwischen Struktur- und Genesestyp der wichtigsten Pb/Zn-Lagerstätten der Vardarzone (Kosovo), nach (8, 9).

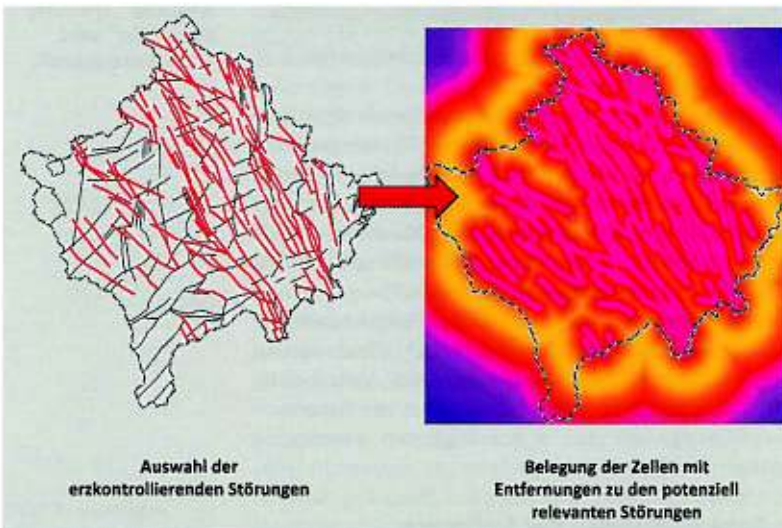


Bild 6. Aufbereitung der tektonischen Daten.

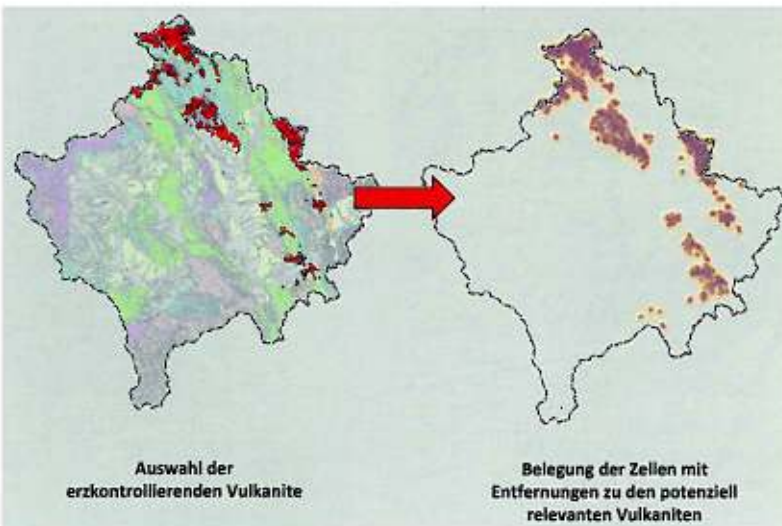


Bild 7. Aufbereitung der geologischen Daten.

- ➔ Definition von Aufgabenstellung, Modellgebiet und Basisgrid.
- ➔ Zusammenstellung und Beschreibung der Datengrundlagen.
- ➔ Aufbereitung der Datengrundlagen und statistisches Pre-processing.
- ➔ Training, Test und Anwendung der KNN-Modellszenarien.
- ➔ Darstellung der Prognoseergebnisse/Kartographie.

Die Software leitet den Nutzer schrittweise durch die einzelnen Arbeitsschritte und stellt spezifische Hilfsmittel für die Bearbeitung (zum Beispiel Konvertierung von Vektordaten in Rasterdaten, Skalentransformation) bereit (Bild 3).

Die Erzeugung und Kalibrierung der KNN ist mit dem Modul „Parametrized Models“ in diesen Prozess komfortabel eingebunden.

Rechenprojekte („Projects“) bilden die Grundlage jeder Modellierung. Sie sind die oberste Hierarchieebene im Datenexplorer, der alle Objektarten für eine leichte Navigation in einer Baumstruktur hierarchisch darstellt. Mit der Definition eines Projekts grenzt der Nutzer die fachliche Problemstellung ab. Anschließend erfolgt die Festlegung des Projektgebiets und diverser Teilgebiete (Trainings-, Test-, Untersuchungsgebiet).

Datenquellen („Source Data“) können entweder referenziert oder in das Projekt importiert werden. Die fachliche/technische Vorbereitung der Daten und die Erzeugung konsistenter Inputdaten erfolgt mittels der Module „Processed Source Data“ und „Model Input Data“.

Der eigentliche Rechenkern liegt hinter dem Modul „Parametrized Models“. Die Software stellt dabei eine umfangreiche Unterstützung zur Parametrisierung der KNN bereit. Dem ungeübten Nutzer werden bewährte Standardwerte in der Voreinstellung angeboten.

Die GIS-Extension visualisiert die Daten und Rechenresultate und gestattet die automatisierte Erzeugung nutzerspezifischer Karten.

Anwendungsbeispiel: Prognose von Pb/Zn-Lagerstätten im Kosovo

Problembeschreibung

Der Kosovo ist seit Jahrhunderten bekannt für seinen Rohstoffreichtum (Bild 4). Neben den bekannten Pb/Zn-, Bauxit-, Cr-, Ni- und Kohlenlagerstätten besteht auch ein erhebliches Potenzial für Au- und Platinmetalle.

Die Gewinnung, Verarbeitung und Vermarktung von Rohstoffen ist von entscheidender Bedeutung für die zielgerichtete Entwicklung der nationalen Ökonomie. Nach der Schaffung von investitionsfreundlichen rechtlichen Rahmenbedingungen besitzt die Erstellung zuverlässiger Rohstoffprognosekarten zur Identifikation von Explorationszielen eine entscheidende Bedeutung für die Anziehung internationalen Kapitals.

Datenbasis und -aufbereitung

Durch intensive geowissenschaftliche Arbeiten wurde unter Leitung der „Independent Commission for Mines and Minerals“ (ICMM) im Zeitraum von 2003 bis 2007 die vorhandene Datengrundlage systematisch überarbeitet, komplettiert und in ein einheitliches Datenformat überführt. Damit liegen seit dem Jahr 2007 für das gesamte Land überarbeitete geowiss-

senschaftliche Karten im Maßstab 1 : 100 000 und 1 : 200 000 (unter anderem Geologie, Tektonik, Lagerstätten, Metallogenie, Aerogeophysik, teilweise Geochemie) als entscheidende Grundlage für eine

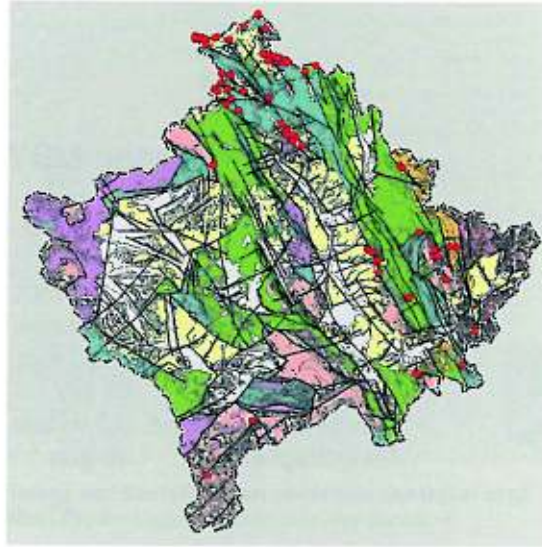


Bild 8. Räumliche Lage bekannter Pb/Zn- (blau) und Cr- (grün) Mineralisationen im Kosovo.

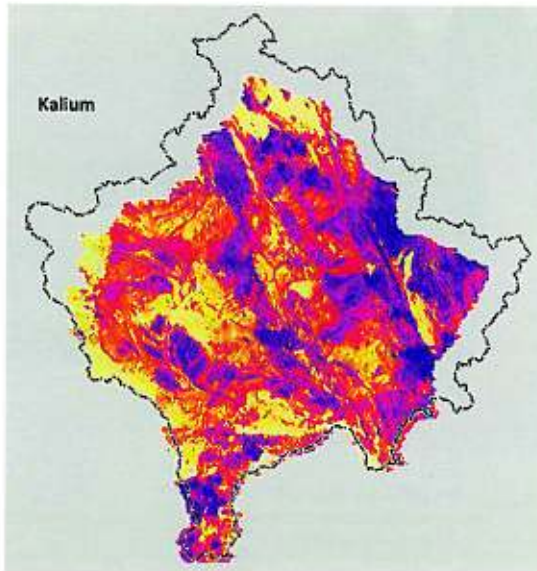


Bild 9. Beispiel aerogeophysikalischer Daten. Gammasspektrometrie Kalium Gebiet Kosovo.

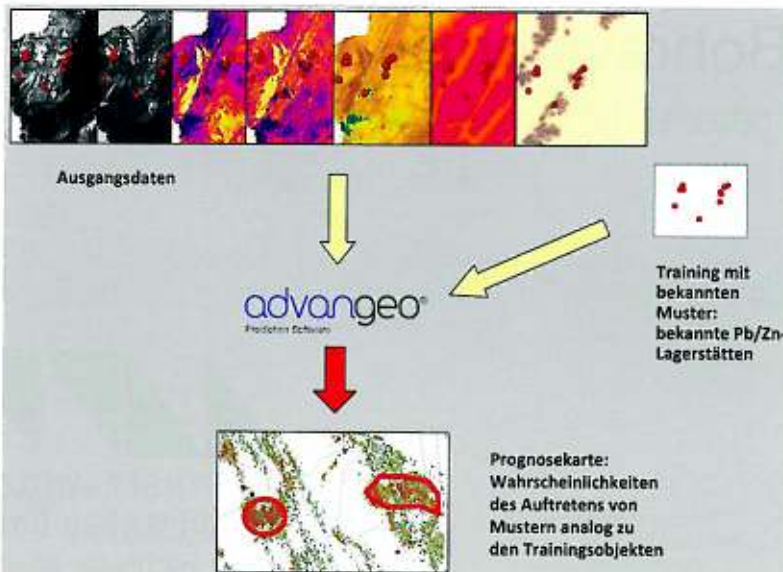


Bild 10. Das Verarbeitungsschema des KNN.

flächendeckende Lagerstättenprognose vor. Diese werden ergänzt durch gute Kenntnisse der Genese und lagerstättenkontrollierenden Faktoren wichtiger Rohstoffe des Kosovos.

Für die Rohstoffprognose wurde eine Auflösung von 50 m als hinreichend erachtet. Das ergibt bei der Größe des Kosovos von etwa 11 000 km² eine Rastergröße von etwa 10 x 10⁹ Rasterzellen.

Die strukturellen und lithologischen Beziehungen innerhalb der Pb/Zn-Lagerstätten wurden von Anković, Jelenković, und Vujić (8) dargestellt und durch die Beak Consultants GmbH, Freiberg, (9) präzisiert (Bild 5).

Von Bedeutung für die Lokalisierung der Erzkörper sind vor allem folgende Faktoren:

- NNW-SSE streichende bruchtektonische Elemente.
- Räumliche Nähe zu jungen Vulkaniten.
- Reaktionsfreudiges Nebengestein (Marmore, kalkhaltige Schiefer und ähnliches).

Aus der geologischen und der tektonischen Karte wurden die Einflussfaktoren abgeleitet und auf das Basisraster von 50 x 50 m gemappt (Bilder 6 und 7).

Unter Berücksichtigung der hochauflösenden aerogeophysikalischen Daten können folgende Datengrundlagen als entscheidend für die Erzeugung der Prognosekarte angesehen werden:

- Daten zu den bekannten Lagerstätten und Vorkommen (Bild 8, Trainingsobjekte).
- Tektonische Daten.
- Lithologische Daten.
- Aerogeophysikalische Daten:
 - Gammasspektrometrie (Bild 9).
 - Elektromagnetik.
 - Magnetik.

Das daraus resultierende KNN-Verarbeitungsschema ist in Bild 10 dargestellt.

Parametrisierung des Netzes

Die vorbereiteten Daten wurden als Eingangsdaten für die Modellierung und das Training des KNN verwendet. Das Training erfolgte in einem ausgewählten Teilgebiet (Trainingsgebiet). Diese Vorgehensweise gestattet die Verifikation der Prognoseergebnisse anhand des Vergleichs mit den weiteren bekannten Lagerstätten und Vorkommen, welche nicht für das Training benutzt wurden. Im Trainingsprozess wurden schrittweise Informationsebenen hinzugefügt, welche das Prognoseergebnis beeinflussen und verbessern (Bild 11).

Validierung

Das Training wurde mehrmals mit gleichen Parametern wiederholt und führte dabei zu weitestgehend identischen Ergebnissen. Das spricht für die Reproduzierbarkeit und Robustheit des Netzes.

Das trainierte Netz wurde anschließend auf das Gesamtterritorium des Kosovos übertragen und angewendet (Bild 11). Die nicht für das Training verwendeten Lagerstätten befinden sich in Gebieten mit Prognosewahrscheinlichkeiten von >0,5 (im nördlichen und nordwestlichen Randbereich von Kosovo existieren keine geophysikalischen Daten, deshalb konnte hier keine Prognose gerechnet werden).

Verwertung der Ergebnisse

Die Ergebnisse der Prognose können anschaulich kartographisch dargestellt und gezielt zur Anziehung

von Investoren genutzt werden (Bild 12). Die Prognosekarten des Kosovos wurden auf verschiedenen internationalen Konferenzen und vor internationalen Gremien vorgestellt.

Zusammenfassung und Ausblick

Das Verfahren der KNN ist für die Ermittlung von Explorationszielen gut geeignet. Die Modellierung gestattet die Herstellung der Beziehung zwischen vorhandenem Expertenwissen und vorliegenden Daten auf einem sehr hohen Niveau. Der schrittweise Aufbau von Modellszenarien lässt dabei auch Aussagen zur Sensitivität von Einflussfaktoren auf das Prognoseergebnis zu.

Mit einem moderaten Aufwand bezüglich Datenvorbereitung, Kalibrierung und Rechenzeit können gute Ergebnisse erzielt werden. Die neu geschaffene Softwareumgebung advangeo macht das Verfahren der KNN im gewohnten GIS-Umfeld für einen breiten Nutzerkreis verfügbar.

Die erstellten Rohstoffprognosekarten sind geeignet, potenziellen Investoren einen schnellen Überblick über verfügbare Explorationsziele zu geben. Insbesondere für rohstoffabhängige Entwicklungsländer eröffnen sich damit Möglichkeiten einer breiten Bekanntmachung des Rohstoffpotenzials, welche auch von kleineren und lokalen Explorationsfirmen genutzt werden können.

Quellennachweis

1. Backhaus, K.; Erichson, B.; Plinke, W.; Weiber, R.: Multivariate Analysemethoden – eine anwendungsorientierte Einführung. Berlin: Springer-Verlag, 2003.
2. Fernandez-Steeger, T.M.: Erkennung von Hangrutschungssystemen mit Neuronalen Netzen als Grundlage für Georisikoanalysen. Dissertation, Fakultät für Bio- und Geowissenschaften, Universität Karlsruhe, 2002.
3. Kriesel, D.: Ein kleiner Überblick über Neuronale Netze. www.dkriesel.com; Stand 2008.
4. Nissen, S.: Fast Artificial Neural Network Library (FANN). <http://leenissen.dk/fann/>; Stand 2008/2009.
5. Peters, R.; Schmitz, G.; Cullmann, J.: Flood routing modelling with Artificial Neural Networks. Advances in Geosciences No. 9 (2006), pp. 131-136.
6. Shine-Wei, L.; Chih-Hong, S.; Chin-Han, C.: Temporal Data Mining using Genetic Algorithm and Neural Network. A Case Study of Air Pollutant Forecasts. Geospatial Information Science No. 3 (2004), pp. 31-38.
7. Reford, R.; Paterson; Grant & Watson Limited; Lipton, G.; EarthScan Ltd.; Ugalde, H., University of Toronto: Predictive Ore Deposit Targeting Using Neural Network Analysis. Society of Exploration Geophysicists (SEG), Expanded Abstracts No. 23, 2004, p. 1198.
8. Ankojić, S.; Jelenković, R.; Vujić, S.: Mineral Resources and Potential Prognosis of metallic and non-metallic mineral raw materials in Serbia and Montenegro at the end of the XXth Century. Engineering Academy of Serbia and Montenegro, Section of Mining and Geology sciences, Belgrade 2003, 876 p.
9. Legler, C.; Knobloch, A.; Barth, A.: Map of Minerals – Metallogenic/Minerogenic Map (1 : 200,000) - Final Report – Map Description. Beak Consultants GmbH, Prishtinë, March 2008.
10. Barth, A.: advangeo – Erarbeitung von Rohstoffprognosekarten mit Verfahren der künstlichen Intelligenz – Identifizierung von Rohstoffpotenzialen als Voraussetzung für Investitionen. Vortragsveranstaltung der FAB vom 9. bis 11. November 2009: Deutsche Expertise im Auslandseinsatz – Rohstoffversorgung, Bergbautechnik und Forschungsvorhaben, Berlin, 2009.

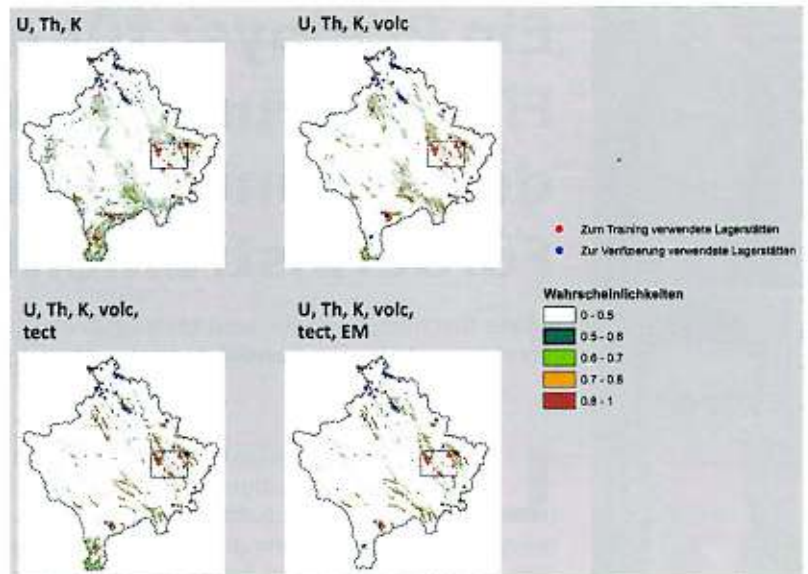


Bild 11. Verbesserung der Prognoseergebnisse durch Einbeziehung zusätzlicher Informationsebenen.

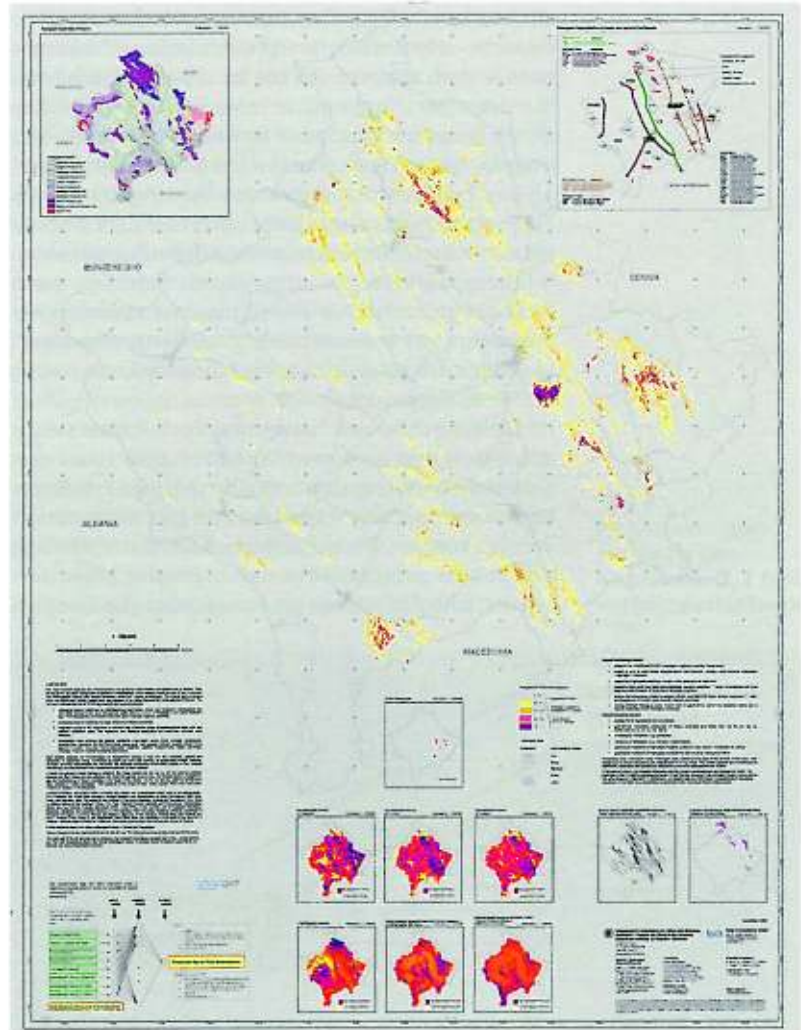


Bild 12. Endprodukt „Rohstoffprognosekarte“.