



**TUYỂN TẬP BÁO CÁO HỘI NGHỊ TOÀN QUỐC**

# **KHOA HỌC TRÁI ĐẤT VÀ TÀI NGUYÊN VỚI PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG**

**Hà Nội, 12 - 11 - 2020**

**ERSD 2020**



**NHÀ XUẤT BẢN GIAO THÔNG VẬN TẢI**



EARTH SCIENCES AND  
NATURAL RESOURCES FOR  
**SUSTAINABLE** DEVELOPMENT

**TUYỂN TẬP BÁO CÁO HỘI NGHỊ TOÀN QUỐC**  
**KHOA HỌC TRÁI ĐẤT VÀ TÀI NGUYÊN**  
**VỚI PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG**

**TIỂU BAN**

**TÀI NGUYÊN ĐỊA CHẤT**  
**VÀ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG**

# MỤC LỤC

## TIỂU BAN TÀI NGUYÊN ĐỊA CHẤT VÀ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG

<b>Đặc điểm hình thái - cấu trúc các vỉa than và ảnh hưởng của chúng tới công tác thăm dò, khai thác mỏ Bình Minh, Quảng Ninh</b> <i>Đỗ Mạnh An, Nguyễn Khắc Du, Nguyễn Thị Thanh Thảo, Tạ Thị Toán, Phạm Thị Thanh Hiền, Hoàng Thị Thoa, Nguyễn Hoàng Huân.....</i>	1
<b>Tiềm năng tài nguyên di sản địa chất khu vực đảo Lý Sơn, Quảng Ngãi và giải pháp bảo tồn</b> <i>Đỗ Mạnh An, Nguyễn Phương, Nguyễn Thế Phong, Nguyễn Tiến Dũng, Bùi Hoàng Bắc, Khương Thế Hùng, Nguyễn Thị Thanh Thảo, Nguyễn Xuân Nam .....</i>	7
<b>Bối cảnh hình thành và sự tiến hóa nguồn vật chất tham gia tạo quặng chì - kẽm của phụ đới cấu trúc Khâu Lộc, đông bắc Việt Nam trên cơ sở kết quả phân tích đồng vị Pb/Pb và Sđ<sup>34</sup></b> <i>Đỗ Quốc Bình, Tạ Đình Tùng, Nguyễn Thị Hoàng Linh .....</i>	13
<b>Ứng dụng phương pháp tỷ số tàn suất, chỉ số thống kê và chỉ số entropy xây dựng bản đồ nguy cơ trượt lở đất trên quốc lộ 27C (Đoạn qua đèo Khánh Lê, huyện Khánh Vĩnh, tỉnh Khánh Hòa)</b> <i>Nguyễn Thanh Danh.....</i>	20
<b>Một số kết quả nghiên cứu địa chất mới về khu vực Đồng Văn, Hà Giang thuộc đới cấu trúc Sông Hiến</b> <i>Hoàng Văn Dũng, Hoàng Thị Thoa.....</i>	26
<b>Vài nét về đặc điểm chất lượng ngọc học khoáng vật Spinel trong đá gốc và sa khoáng khu vực Lục Yên, Yên Bái</b> <i>Nguyễn Quang Duy, Nguyễn Khắc Du, Bùi Hoàng Bắc .....</i>	32
<b>Đặc điểm thạch địa hóa, nguồn gốc nhóm khoáng amphibol trong các đá plagiogranit sông núi Tây Nam Ấn Độ Dương</b> <i>Nguyễn Khắc Du, Tomoaki Morishita .....</i>	38
<b>Đặc điểm hình thái-cấu trúc các vỉa than và vấn đề thăm dò than dưới mức -300m khu mỏ Ngã Hai-Khe Tam</b> <i>Nguyễn Tiến Dũng, Khương Thế Hùng, Bùi Thanh Tịnh, Đỗ Mạnh An, Nguyễn Hoàng Huân .....</i>	44
<b>Điều kiện hóa-lý thành tạo và nguồn gốc dung dịch tạo quặng vàng trong thành tạo phun trào rìa Tây Nam cấu trúc Bù Khạng</b> <i>Đông Văn Giáp, Nguyễn Đình Luyện.....</i>	51
<b>Sự tích lũy các kim loại nặng (As, Cd, Cu, Pb và Zn) trong đất bãi thải các mỏ khai thác khoáng sản tại tỉnh Thái Nguyên</b> <i>Nguyễn Ngọc Sơn Hải, Nguyễn Ngọc Nông Nguyễn Khắc Giảng, Nguyễn Thanh Hải, Peter Sanderson, Ravi Naidu.....</i>	58
<b>Khảo sát quy trình phân tích mẫu đá vôi trên hệ máy phân tích huỳnh quang tia X thế hệ S2 Ranger</b> <i>Khương Thế Hùng, Phạm Như Sang, Đỗ Mạnh An, Tạ Thị Toán, Phạm Thị Thanh Hiền.....</i>	64
<b>Thực trạng khai thác, chế biến quặng chì-kẽm ở tỉnh Bắc Kạn và khả năng thu hồi thành phần có ích đi kèm</b> <i>Phạm Việt Huy, Nguyễn Tiến Dũng, Phan Viết Sơn.....</i>	70
<b>Nghiên cứu xác lập nhóm mỏ và mạng lưới thăm dò cho kiểu quặng Wonfram khu vực Núi Pháo, Thái</b>	

<b>Nguyên</b>	
<i>Luong Quang Khang, Khương Thế Hùng, Hoàng Văn Vương</i> .....	76
<b>Đặc điểm thạch địa hóa và khoáng hóa liên quan các đá granitoid khối Ngọc Tụ, Kon Tum</b>	
<i>Đỗ Đức Nguyên, Nguyễn Văn Niệm, Đinh Công Tiến, Hoàng Thị Thoa</i> .....	83
<b>Nghiên cứu xác lập nhóm mỏ và mạng lưới thăm dò urani kiểu mỏ Bình Đường, Cao Bằng</b>	
<i>Nguyễn Phương, Trịnh Đình Huân, Nguyễn Trường Giang</i> .....	90
<b>Nghiên cứu xác lập chỉ tiêu tính trữ lượng, tài nguyên than trong bể than Quảng Ninh-Lý luận và thực tiễn</b>	
<i>Nguyễn Phương, Nguyễn Tiến Dũng, Đỗ Mạnh An, Phạm Tuấn Anh, Nguyễn Hoàng Huân</i> .....	97
<b>Mối quan hệ giữa yếu tố cấu trúc kiến tạo với quặng hóa vàng gốc trường quặng Trà Dương - Tiên Phước, đới Tam Kỳ - Phước Sơn</b>	
<i>Bùi Viết Sáng, Chu Văn Dũng, Nguyễn Văn Vũ</i> .....	103
<b>Đặc điểm chất lượng tinh quặng sericit Sơn Bình, Hà Tĩnh và khả năng sử dụng của chúng</b>	
<i>Nguyễn Thị Thanh Thảo</i> .....	104
<b>Đặc điểm thành phần khoáng vật, cấu tạo và kiến trúc quặng đồng vùng Vi Kê, Bát Xát, Lào Cai</b>	
<i>Lê Thị Thu, Đỗ Văn Nhuận, Ngô Xuân Đắc, Hoàng Thị Thoa</i> .....	109
<b>Ứng dụng mạng nơron nhân tạo (ANN) trong phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram cho vùng Plei Meo, Kon Tum</b>	
<i>Bùi Thanh Tịnh, Bùi Hoàng Bắc, Đỗ Mạnh An, Nguyễn Tiến Dũng, Lê Thị Thu</i> .....	121
<b>Thành phần vật chất và điều kiện thành tạo Liti khu vực La Vi, vùng Đức Phổ-Sa Huỳnh</b>	
<i>Dương Ngọc Tình, Nguyễn Quang Luật, Đỗ Văn Nhuận</i> .....	127
<b>Đặc tính và khả năng sử dụng đất basalt vùng Xuân Lộc, Đồng Nai</b>	
<i>Thiêm Quốc Tuấn, Đỗ Văn Nhuận, Trần Bình Chư, Lê Thị Thu</i> .....	133

## Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) trong phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram cho vùng Plei Meo, Kon Tum

Bùi Thanh Tịnh<sup>1,\*</sup>, Bùi Hoàng Bắc<sup>1</sup>, Đỗ Mạnh An<sup>1</sup>, Nguyễn Tiến Dũng<sup>1</sup>, Lê Thị Thu<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Trường Đại học Mở - Địa chất

---

### TÓM TẮT

Mục tiêu chính của nghiên cứu này là cung cấp một phương pháp tiếp cận mới trong phân vùng triển vọng khoáng sản bằng xây dựng mô hình trí tuệ nhân tạo ở vùng Plei Meo, tỉnh Kon Tum. Vùng nghiên cứu được đánh giá có tiềm năng khoáng sản đa kim, trong đó có quặng wolfram. Nhưng hiện tại các tài liệu nghiên cứu về các loại quặng hóa trong khu vực còn hạn chế, địa hình và điều kiện đi lại trong vùng khá phức tạp và khó khăn. Trên cơ sở nguồn tài liệu thu thập được ở vùng nghiên cứu, tám lớp dữ liệu đầu vào gồm địa chất; các vành phân tán địa hóa các nguyên tố W, Bi, Mo, Sn; các dị thường địa vật lý U, Th, K; các hệ thống đứt gãy theo phương đông bắc tây nam, phương đông nam tây bắc, phương á kinh tuyến, và các điểm khoáng sản được sử dụng làm cơ sở dữ liệu GIS kết hợp với mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) xây dựng thành công mô hình dự báo triển vọng khoáng sản W, từ đó sử dụng mô hình dự báo này thành lập bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản W cho vùng Plei Meo. Kết quả cho thấy mô hình có hiệu suất cao với độ chính xác phân loại là 93,4% trên tập dữ liệu huấn luyện và 81,1% trên tập dữ liệu kiểm tra, khu vực Plei Meo được phân thành các diện tích có mức độ triển vọng wolfram khác nhau từ có triển vọng, triển vọng thấp và không có triển vọng. Các kết quả đạt được này là nguồn dữ liệu thông tin quan trọng góp phần cho việc định hướng, quy hoạch tìm kiếm khoáng sản có giá trị trong khu vực nghiên cứu trong các giai đoạn nghiên cứu địa chất tiếp theo.

*Từ khóa:* Mạng nơ-ron nhân tạo; GIS; wolfram; phân vùng triển vọng; Plei Meo.

---

### 1. Đặt vấn đề

Có rất nhiều các phương pháp nghiên cứu, điều tra phân vùng và dự báo triển vọng khoáng sản đã được đề xuất bởi các nhà địa chất liên xô và phát triển ở Việt Nam. Như phương pháp đo vẽ bản đồ địa chất, phương pháp địa chất - khoáng vật, phương pháp tìm kiếm địa hoá, phương pháp địa vật lý, phương pháp khoan - khai đào. Đây là những phương pháp nghiên cứu có độ chính xác rất cao. Tuy nhiên, Các phương pháp này đòi hỏi nhiều công sức, tiền bạc và thời gian thực hiện, yêu cầu số lượng lớn các kết quả phân tích mẫu. Đây thực sự là vấn đề lớn khi nghiên cứu trên một vùng có diện tích rộng lớn có địa hình phức tạp, điều kiện đi lại khó khăn. Hơn nữa đòi hỏi chi phí lớn cho phân tích các loại mẫu, đặc biệt là các mẫu kim loại quý, hiếm. Chính vì vậy việc nghiên cứu áp dụng các tiến bộ khoa học kỹ thuật mới trên cơ sở các nguồn tài liệu đã có nhằm phát hiện, đánh giá triển vọng và đặc biệt dự báo khả năng tồn tại của các khoáng sản cho một khu vực cụ thể là rất cần thiết làm cơ sở cho việc định hướng công tác điều tra, thăm dò khoáng sản giảm thiểu thời gian, chi phí nâng cao hiệu quả kinh tế.

Hiện nay, việc ứng dụng hệ thống tin địa lý (GIS), viễn thám (RS) và kỹ thuật máy học (ML) đã và đang được áp dụng phổ biến trên thế giới và có nhiều ứng dụng mang lại hiệu quả khả quan trong các lĩnh vực khoa học trái đất. Trong nghiên cứu địa chất khoáng sản, sự kết hợp GIS, RS và ML đã đem lại những thành công nhất định như trong các công bố của Carranza và nhiều người khác (Carranza và Laborte, 2015; Carranza, 2015). Các mô hình đã được sử dụng thành công trong nghiên cứu mô hình dự báo triển vọng khoáng sản như: mô hình nơ-ron nhân tạo đa lớp (McMillan và nnk, 2019), mô hình cây quyết định (Decision Tree), máy học hỗ trợ vector (Support Vector Machines), K- nearest neighbors và mô hình Random Forest (Zuo, Carranza, và Geosciences, 2011).

Để đánh giá rõ hơn phương pháp kết hợp GIS với các mô hình máy học hiện đại trong nghiên cứu địa chất khoáng sản. Trong nghiên cứu này tác giả đề xuất ứng dụng mô hình mạng trí tuệ nhân tạo (ANN) trong phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram cho vùng Plei Meo, Kon Tum. Khu vực Plei Meo có các dấu hiệu thuận lợi cho sự thành tạo khoáng sản wolfram, có các các biểu hiện khoáng sản của Sn, Mo, Bi. Khu vực đã được đánh giá có tiềm năng quặng wolfram ở Chư Ya Krei nằm trong vùng Plei Meo thuộc xã

\* Tác giả liên hệ

Email: buithanhtinh@hmg.edu.vn



Ya Xiêr, huyện Sa Thầy, theo kết quả nghiên cứu của Liên đoàn Bản đồ Địa chất miền Nam đã tiến hành điều tra chi tiết hóa ở tỷ lệ 1: 10.000.

## **2. Cơ sở lý thuyết và phương pháp nghiên cứu**

### **2.1. Mạng nơ ron nhân tạo (ANN)**

Là mô hình xử lý thông tin mô phỏng hoạt động của hệ thống thần kinh sinh vật, bao gồm số lượng lớn các nơ ron được gắn kết để xử lý thông tin. ANN hoạt động giống như cấu trúc của bộ não con người, là một hệ thần kinh gồm nhiều lớp, lớp đầu tiên là lớp các dữ liệu đầu vào, tiếp đến là các lớp thần kinh ẩn xử lý dữ liệu, mỗi quân hệ, sự ảnh hưởng của các dữ liệu với nhau. trong mỗi lớp có các nơ ron thần kinh, mỗi nơ ron thành kinh lấy thông tin từ tất cả các nơ ron thần kinh ở lớp dữ liệu trước. lớp cuối cùng là lớp dữ liệu đầu ra đưa ra kết quả phân loại có hay không được mã hóa thành “1” và “0”. Đây là phương pháp học có giám sát. quá trình huấn luyện được lặp lại cho đến khi kết quả (output) của ANN đạt được giá trị mong muốn đã biết. Diễn hình cho kỹ thuật này là mạng nơ ron lan truyền ngược (back-propagation). Quá trình học có giám sát của ANN bao gồm các bước tính giá trị output Y; So sánh Y với giá trị mong muốn Z; Nếu chưa đạt giá trị mong muốn ( $\Delta = Z - Y$  lớn) thì chỉnh trọng số (weights) và tính lại output cho đến khi  $\Delta = 0$  hoặc nhỏ đến mức chấp nhận được. Bản chất của mô hình là đi tìm các giá trị trọng số weights sao cho sai số giữ giá trị dự đoán và giá trị mong muốn là nhỏ nhất.

### **2.2. Xây dựng mô hình**

Để xây dựng mô hình dự báo triển vọng khoáng sản, việc xác định vị trí các điểm khoáng sản đã biết ở khu vực nghiên cứu là vô cùng quan trọng, đây là cơ sở cho việc xây dựng bộ dữ liệu để huấn luyện mô hình. Bên cạnh đó, việc quan trọng không kém đó là phải xác định được các yếu địa chất ảnh hưởng đến thành tạo các điểm khoáng sản. Đó là các tiền đề và các dấu hiệu địa chất là cơ sở cho việc điều tra khoáng sản. Theo nghiên cứu trước đây của tập thể tác giả và đã được công bố trong công trình của Đỗ Mạnh An (Đỗ Mạnh An và nkk, 2012; 2013). Tám yếu tố địa chất ảnh hưởng đến tìm kiếm quặng hóa wolfram ở khu vực nghiên cứu được lựa chọn để làm cơ sở dữ liệu gồm: Địa chất; 3 hệ thống đứt gãy theo các phương gồm Tây Bắc - Đông Nam, Đông Bắc – Tây Nam, Á kinh tuyến; Dị thường địa hóa của các nguyên tố W, Sn, Mo, Bi; 3 yếu tố dị thường địa vật lý Uran, Thori, và Kali, cụ thể ảnh hưởng của các yếu tố địa chất này ảnh hưởng đến việc phân vùng triển vọng khoáng sản được trình bày trong công bố (Đỗ Mạnh An và nkk, 2013), các yếu tố ảnh hưởng được thể hiện trong hình 1. Bộ dữ liệu sau khi xây dựng được chia làm 2 tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra được sử dụng để huấn luyện mô hình. Với tập dữ liệu huấn luyện chiếm 70% cơ sở dữ liệu và tập kiểm tra là 30% cơ sở dữ liệu.

### **2.3. Kỹ thuật thống kê đánh giá độ chính xác của mô hình**

Hiệu suất dự báo triển vọng khoáng sản của mô hình được đánh giá bằng các chỉ số thống kê sau (Mohammadzadeh và nkk, 2014). Sử dụng đường cong ROC (van Erkel và Pattynama, 1998) để đánh giá hiệu suất tổng thể của mô hình, giá trị diện tích phía dưới đường cong (AUC) là chỉ số thống kê để đánh giá và so sánh định lượng hiệu suất dự báo tổng thể của mô hình (Khosravi *et al.*, 2018). Giá trị AUC giao động từ 0.0 đến 1.0. Mô hình có AUC càng gần với 1.0 thì có hiệu suất đánh giá triển vọng khoáng sản tổng thể càng cao (Dieu Tien Bui và nkk, 2016).

Để đánh giá chi tiết chất lượng của mô hình dự báo, có các tham số thống kê gồm độ nhạy (SST), độ đặc trưng (SPF), công suất dự báo dương (PPV) và công suất dự báo âm (NPV), mức độ phù hợp của mô hình và bộ dữ liệu (Kappa) và độ chính xác phân loại (ACC).

## **3. Kết quả và thảo luận**

### **3.1. Đánh giá độ chính xác của mô hình**

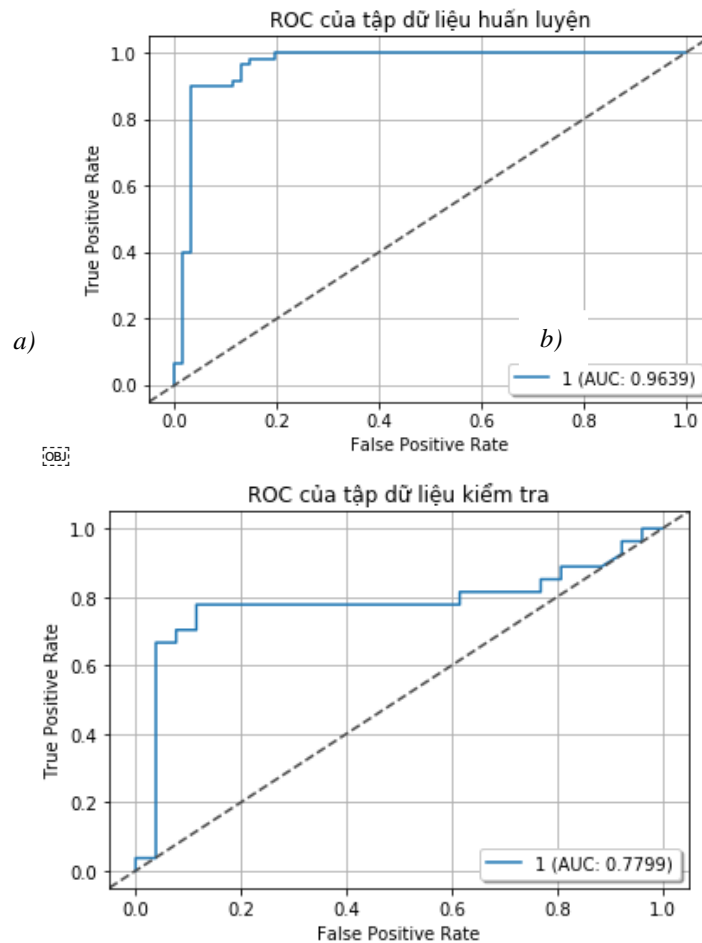
Mô hình phân vùng triển vọng được đào tạo bằng cách sử dụng tập dữ liệu huấn luyện với kỹ thuật xác nhận chéo 10 lần. Từ Bảng 1 kết quả huấn luyện mô hình cho thấy mô hình đã thực hiện rất tốt với tập dữ liệu đào tạo. Có thể thấy mức độ chính xác của mô hình với tập dữ liệu huấn luyện rất cao với giá trị ACC bằng 93,4%. Mức độ phù hợp của mô hình và bộ dữ liệu đào tạo rất tốt bằng 0,868 (Kappa). Chất lượng của mô hình phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram còn được thể hiện qua các tham số, tỷ lệ phần trăm của các pixel không gặp khoáng sản được dự đoán chính xác với giá trị (SPF) của mô hình là 90,8%, tỷ lệ phần trăm cho các pixel có triển vọng khoáng sản được dự đoán đúng rất cao (SST) là 96,4%. Xác suất mô hình dự đoán chính xác các pixel có triển vọng khoáng sản là 90% (PPV), và xác suất mô hình dự đoán chính xác các pixel không gặp khoáng sản (NPV) là 96,7%.

Bảng 1. Đánh giá mô hình dự báo triển vọng khoáng sản Wolfram

Các chỉ số thống kê đánh giá mô hình	Tập huấn luyện	Tập kiểm tra
Dương thực	54	21
Âm thực	59	19
Dương giả	6	6
Âm giả	2	4
Công suất dự báo dương (%)	90.0	77.8
Công suất dự báo âm (%)	96.7	84.6
Độ nhạy (%)	96.4	84.0
Độ đặc trưng (%)	90.8	78.6
Độ chính xác phân loại (%)	93.4	81.1
Kappa	0.868	0.623
AUC	0.964	0.78

Sau khi mô hình phân vùng triển vọng khoáng sản được đào tạo với tập dữ liệu huấn luyện, mô hình này được tiếp tục đánh giá với tập dữ liệu kiểm tra. Cho thấy rằng kết quả dự đoán chính xác của mô hình là khá cao bằng 81,1% (ACC). Kappa của mô hình là 0,623. Xác suất mô hình dự đoán chính xác các pixel có triển vọng khoáng sản là 84,6% (PPV) và cho các pixel không gặp khoáng sản là 84,0% (NPV). tỷ lệ phần trăm các pixel có triển vọng khoáng sản được dự đoán chính xác là 78,6% (SST) và tỷ lệ phần trăm của các pixel không gặp khoáng sản được dự đoán chính xác (SPF) là 81,1%.

### 3.2. Đánh giá hiệu suất của mô hình



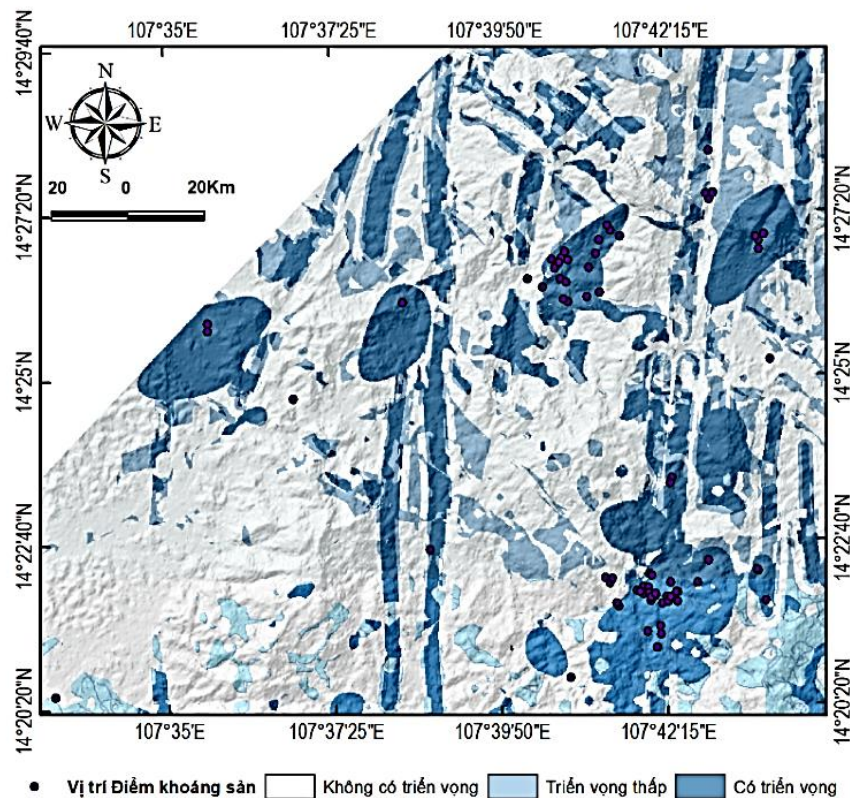
Hình 1. Phân tích ROC của mô hình: (a) tập dữ liệu huấn luyện và (b) tập dữ liệu kiểm tra

Khả năng dự đoán của mô hình phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram được đo bằng đường cong ROC và AUC (Hình 1). Kết quả AUC của mô hình tính được trong tập dữ liệu huấn luyện là 0,964 và trong tập dữ liệu kiểm tra là 0,78. Từ kết quả trên có thể kết luận rằng mô hình được đề xuất có hiệu suất rất tốt với mức độ hoạt động xuất sắc trong ngưỡng từ 0,9 đến 1,0 với tập dữ liệu huấn luyện và đạt hiệu suất tốt với tập dữ liệu kiểm tra theo như phân loại chỉ số AUC của S. B. Cantor (2000). Cho thấy mô hình có đủ tin cậy để sử dụng cho xây dựng bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram khu vực Plei Meo.

### 3.3. Xây dựng bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram

Mô hình dự báo triển vọng khoáng sản W cuối cùng đã được huấn luyện xong được sử dụng để phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram dự đoán các vị trí có khả năng tồn tại khoáng sản wolfram trong khu vực nghiên cứu. Theo đó, tất cả các yếu tố ảnh hưởng đã được chuyển đổi sang định dạng raster và sau đó được đưa vào mô hình dự báo triển vọng khoáng sản đã được huấn luyện để tạo ra các chỉ số nhạy cảm được gọi là chỉ số xác suất có khoáng sản W. Các chỉ số này được phân loại dựa trên mức độ ảnh hưởng của các yếu tố đến khả năng có W. Cuối cùng, bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản W cho khu vực Plei Meo được xây dựng bằng bản đồ bởi một loạt các chỉ số xác suất có gặp khoáng sản như Hình 2.

Khu vực nghiên cứu được chia thành 3 vùng bao gồm: có triển vọng, triển vọng thấp và không có triển vọng khoáng sản. Cụ thể, vùng không có triển vọng khoáng sản chiếm khoảng 65% diện tích nghiên cứu với diện tích là 199 km<sup>2</sup>, vùng triển vọng khoáng sản thấp có diện tích là 49 km<sup>2</sup> chiếm 16% tổng diện tích và vùng có triển vọng khoáng sản có diện tích là 58 km<sup>2</sup> chiếm 19%. Các vùng có triển vọng tập trung ở phía đông nam, và một vùng nhỏ ở giữa khu vực Plei Meo. Những vùng này nằm chính xác trong các dị thường địa hóa và dọc theo hệ thống đứt gãy Á kinh tuyến. Các vùng triển vọng khoáng sản thấp nằm trong các hệ thống đứt gãy khác. Kết quả nghiên cứu cho thấy có 90% vị trí các điểm khoáng sản đã được phát hiện trong nghiên cứu trước đây nằm trùng trong vùng tiềm năng cao. Điều này chứng tỏ rằng mô hình dự báo triển vọng khoáng sản thực hiện tốt việc dự đoán triển vọng khoáng sản W ở Plei Meo.



Hình 2. Bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản W khu vực Plei Meo

### 3.4. Thảo luận kết quả nghiên cứu

Bài báo đề xuất hướng tiếp cận mới sử dụng trí tuệ nhân tạo vào phân vùng triển vọng khoáng sản, giới thiệu cách tiếp cận xử lý số liệu và đánh giá độ chính xác cũng như hiệu suất của mô hình được huấn luyện từ đó sử dụng mô hình phân vùng triển vọng khoáng sản Wolfram cho khu vực Plei Meo.



Trong nghiên cứu trước đây của tác giả Đỗ Mạnh An, phương pháp sử dụng toán địa chất kết hợp với GIS để phân vùng triển vọng khoáng sản. Cụ thể, phương pháp sử dụng WOE để tính trọng số cho từng yếu tố dữ liệu đầu vào dựa trên cơ sở tính tỷ lệ số lượng điểm khoáng hóa xuất hiện trên 1 yếu tố địa chất chia số diện tích của yếu tố địa chất đó. Sau đó gán trọng số này cho các bản đồ. Tiếp theo sử dụng phương pháp chồng ghép bản đồ để tạo ra các vùng chồng lẫn lên nhau từ các bản đồ thành phần. Sau đó tính trọng số cho các vùng chồng lẫn đó bằng cách tổng trọng số của các bản đồ thành phần. Cuối cùng phân vùng triển vọng trên cơ sở các khoảng giá trị theo phương pháp phân khoảng giá trị. Phương pháp này có ưu điểm là đưa ra được cơ sở trọng số của các yếu tố đầu vào. Tuy nhiên, mới thực hiện được 1 cách cơ học là chồng ghép các bản đồ thành phần, và chưa đưa ra được phương pháp đánh giá độ chính xác của phương pháp toán để kiểm tra lại độ chính xác của cả phương pháp nói chung. Trong khi đó quá trình tạo khoáng là quá trình phi tuyến tính và phức tạp. Các yếu tố địa chất cũng là phi tuyến không thể chỉ biến đổi đơn giản mà phương pháp chồng ghép bản đồ có thể giải quyết được vấn đề này.

Ngược lại, các phương pháp trí tuệ nhân tạo với ưu việt trong xử lý dữ liệu phi tuyến tính đã được kiểm chứng qua nhiều công bố và các ứng dụng thực tiễn khi không cần phải tự đi tính trọng số cho việc phân vùng triển vọng. Các dữ liệu được mã hóa để đưa vào huấn luyện mô hình. Việc huấn luyện còn chia tập mẫu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra. Kết quả huấn luyện được đánh giá độ chính xác và hiệu suất của mô hình ở cả tập huấn luyện và kiểm tra, cụ thể mô hình sau khi huấn luyện thì được kiểm tra lại với dữ liệu gốc trong tập kiểm tra là các vị trí pixel đã được xác định là vị trí các điểm khoáng sản, để xác định độ chính xác của mô hình và tỷ lệ dự báo chính xác các điểm khoáng sản này và tỷ lệ dự báo chính xác các pixel không phải là các vị trí các điểm khoáng sản được thể hiện qua Bảng 1. Đây là cơ sở tin cậy hơn của phương pháp trí tuệ nhân tạo. Cuối cùng, việc xác định giá trị cho từng pixel trên bản đồ phân vùng triển vọng được tiến hành tự động và khách quan theo mô hình Machine Learning đã được huấn luyện và tối ưu hóa. Từ đó, cho thấy những ưu việt của phương pháp trí tuệ nhân tạo hơn so với phương pháp chồng ghép bản đồ truyền thống.

#### 4. Kết luận

Bài báo đề xuất một cách tiếp cận sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo (ANN) xây dựng mô hình dự báo triển vọng khoáng sản wolfram ở khu vực Pleimeo. Đây là nghiên cứu đầu tiên sử dụng mô hình ANN cho phân vùng triển vọng khoáng sản tại Việt Nam. Mô hình được xây dựng trên bộ dữ liệu huấn luyện với kỹ thuật xác nhận chéo 10 lần và bộ dữ liệu kiểm tra với tám yếu tố dữ liệu đầu vào gồm: Địa chất; 3 hệ thống đứt gãy theo các phương gồm Tây Bắc - Đông Nam, Đông Bắc - Tây Nam, Á kinh tuyến; Dị thường địa hóa của các nguyên tố W, Sn, Mo, Bi; 3 yếu tố dị thường địa vật lý Uran, Thorium, và Kali. Các tham số độ nhạy (SST), độ đặc trưng (SPF), công suất dự báo dương (PPV) và công suất dự báo âm (NPV), mức độ phù hợp của mô hình với bộ dữ liệu ( $\kappa$ ), độ chính xác phân loại (ACC) và chỉ số AUC đã được sử dụng để kiểm tra chất lượng của các mô hình dự báo triển vọng khoáng sản cuối cùng.

Kết quả trong nghiên cứu này đã chứng minh rằng các mô hình dự báo triển vọng khoáng sản có thể hoạt động tốt với độ chính xác phân loại ACC bằng 93,4% trên tập dữ liệu huấn luyện và 81,1% trên tập dữ liệu kiểm tra. Hiệu suất dự đoán và xác nhận định lượng của mô hình là xuất sắc bằng 0,964 trên tập huấn luyện và tốt trên tập kiểm tra bằng 0,78.

Kết quả từ lập bản đồ phân vùng triển vọng khoáng sản wolfram khu vực nghiên cứu được phân chia thành ba vùng: có triển vọng, triển vọng thấp và không có triển vọng khoáng sản. Vùng có triển vọng khoáng sản chiếm 19% tổng diện tích của khu vực, có 90% số lượng điểm khoáng sản đã biết nằm trong vùng này. Kết quả nghiên cứu đã khoanh được các vùng có triển vọng khoáng sản, đây là những vùng cần được chú ý nhiều hơn trong việc điều tra, thăm dò khoáng sản.

#### Tài liệu tham khảo

Đỗ Mạnh An, Bùi Hoàng Bắc, Nguyễn Tiến Dũng, Khương Thế Hùng, Trương Hữu Mạnh, Nguyễn Duy Hưng, 2013. "Ứng dụng phương pháp trọng số bằng chứng trong tìm kiếm khoáng Wolfram vùng Pleimeo, tỉnh Kon Tum," (in A), *Tạp chí các khoa học về Trái đất*, vol. 1, pp. 19-28.

Do Manh An, Bui Hoang Bac, Nguyen Tien Dung, Khuong The Hung, 2012. "Index overlay GIS modeling technique for tungsten exploration at Pleimeo area, Kontum province," (in A), *Advances in Mining and Tunneling. Hanoi*, pp. 15-19.

E. J. M. Carranza and A. G. J. O. G. R. Laborte, 2015. "Data-driven predictive mapping of gold prospectivity, Baguio district, Philippines: Application of Random Forests algorithm," (in E), vol. 71, pp. 777-787.

E. J. M. Carranza, A. G. J. C. Laborte, and Geosciences, 2015. "Random forest predictive modeling of mineral prospectivity with small number of prospects and data with missing values in Abra (Philippines),"

(in E), vol. 74, pp. 60-70.

M. McMillan, J. Fohring, E. Haber, and J. J. A. E. A. Granek, 2019. "Orogenic gold prospectivity mapping using machine learning," (in E), vol. 2019, no. 1, pp. 1-4.

R. Zuo, E. J. M. J. C. Carranza, and Geosciences, 2011. "Support vector machine: a tool for mapping mineral prospectivity," (in E), vol. 37, no. 12, pp. 1967-1975.

D. Mohammadzadeh, J. B. Bazaz, and A. H. Alavi, 2014. "An evolutionary computational approach for formulation of compression index of fine-grained soils," (in E), *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 33, pp. 58-68.

A. R. van Erkel and P. M. T. Pattinama, 1998. "Receiver operating characteristic (ROC) analysis: Basic principles and applications in radiology," (in E), *European Journal of Radiology*, vol. 27, no. 2, pp. 88-94.

K. Khosravi *et al.*, 2018. "A comparative assessment of decision trees algorithms for flash flood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran," (in E), *Science of The Total Environment*, vol. 627, pp. 744-755.

D. Tien Bui, B. Pradhan, H. Nampak, Q.-T. Bui, Q.-A. Tran, and Q.-P. Nguyen, 2016. "Hybrid artificial intelligence approach based on neural fuzzy inference model and metaheuristic optimization for flood susceptibility modeling in a high-frequency tropical cyclone area using GIS," (in E), *Journal of Hydrology*, vol. 540, pp. 317-330.

S. B. Cantor and M. W. J. M. D. M. Kattan, 2000. "Determining the area under the ROC curve for a binary diagnostic test," (in E), vol. 20, no. 4, pp. 468-470.

## ABSTRACT

### Application of artificial neural network (ANN) in mapping potential wolfram mineral regions for Pleimeo area, Kontum

Bui Thanh Tinh<sup>1,\*</sup>, Bui Hoang Bac<sup>1</sup>, Do Manh An<sup>1</sup>, Nguyen Tien Dung<sup>1</sup>, Le Thi Thu<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Hanoi University of Mining and Geology*

The main target of this study is providing a new approach for mineral prospect modelling using Artificial neural network (ANN) in Pleimeo, Kontum province. The study area is known to have potential of multi-metallic minerals, including wolfram ores. But the current researches on the types of mineralization in the area are limited, the terrain and travel conditions in the region are quite complicated and difficult. Based on data collected in the study area, eight factors of input data including geology; geochemical anomalies for elements W, Bi, Mo, Sn; geophysical anomalies of U, Th, K; fault systems according to the directions (northeast-southwest; northwest-southeast, meridian, sub-meridian), and mineral occurrence locations which are used as GIS database combine with ANN model to generate a model predicting W mineral prospect, then using this model for zoning prospect of W in Pleimeo area. The results show that the model has high efficiency with a classification accuracy of 93.4% on the train dataset and 81.1% on the test dataset, the Pleimeo area is divided into three different regions about wolfram prospects: mineral potential, low mineral potential, and no mineral potential. These results of the study are an important document source contributing to the orientation and planning for mineral exploitation in the study area. And providing data for the next further geological research.

**Keywords:** Artificial neural network; GIS; wolfram; mineral prospectivity modelling; Plei Meo.