

Ứng dụng mạng trí tuệ nhân tạo phân tích tướng địa chấn để dự báo phân bố vỉa chứa cát kết Miocen sớm khu vực Đông Bắc mỏ Bạch Hổ

Nguyễn Duy Mười^{1,*}, Nguyễn Minh Hòa¹, Bùi Thị Ngân¹, Nguyễn Thị Thu Hằng¹

¹ Trường Đại học Mở - Địa chất

TÓM TẮT

Bài báo trình bày những kết quả dự báo phân bố vỉa chứa cát kết Miocen sớm khu vực Đông bắc mỏ Bạch Hổ trên cơ sở ứng dụng mạng trí tuệ nhân tạo ANN và thuộc tính địa chấn. Mạng trí tuệ nhân tạo không giám sát (UNN) và mạng trí tuệ nhân tạo không giám sát kết hợp thành phần chính PCA đã được dùng để phân tách tướng và vỉa chứa. 08 thuộc tính địa chấn bao gồm seismic, biên độ RMS, tần số Instantaneous frequency, Envelop, RAI, Instantaneous phase, Sweetness, t*Attenuation được phân tích và lựa chọn làm đầu vào để luyện mạng ANN. Mô hình UNN + PCA có độ chính xác đạt trên 90% giúp nâng cao hiệu quả trong phân tích tướng địa chấn và dự báo phân bố vỉa chứa. Kết quả luyện mạng ANN dự báo phân bố vỉa chứa Miocen sớm cho thấy các thể cát tiềm năng chủ yếu tập trung xung quanh phần trung tâm và khu vực Đông Bắc của mỏ Bạch Hổ. Các thể cát được lắng đọng trong môi trường sông ngòi và châu thổ.

Từ khóa: UNN; thuộc tính địa chấn; bể Cửu Long

1. Đặt vấn đề

Nghiên cứu dự báo phân bố tầng chứa là một trong những khâu rất quan trọng trong hệ thống dầu khí của một khu vực. Để tìm ra được một tích tụ dầu khí cần phải dùng nhiều phương pháp nghiên cứu kết hợp với nhau bao gồm địa chấn, địa chất mô, môi trường... Đó là sự tích hợp rất nhiều phương pháp nghiên cứu và những ứng dụng khoa học kỹ thuật dầu khí. Trong những năm gần đây trí tuệ nhân tạo đang được phát triển mạnh mẽ ở trên thế giới và cả ở Việt Nam. Trí tuệ nhân tạo đã, đang được ứng dụng trong hầu hết các lĩnh vực khác nhau như y khoa, giáo dục, khoa học kỹ thuật. Trong tìm kiếm thăm dò dầu khí cũng đã ứng dụng trí tuệ nhân tạo có hiệu quả trong tìm kiếm thăm dò các mỏ dầu khí.

Các nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy như Nguyễn Thu Huyền và nnk (2019) thông qua việc tích hợp các kết quả phân tích tài liệu địa chấn, địa vật lý giếng khoan và phân tích mẫu và luyện mạng nơ ron nhân tạo (ANN) để dự báo về phân bố và chất lượng đá chứa tiềm năng cho bể Phú Khánh. Nghiên cứu của Phạm Huy Giao và nnk (2018) đã ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo nghiên cứu độ rỗng nứt nẻ của đá móng bằng các thuật toán sâu như FIS - fuzzy inference system. Tạ Quốc Dũng và nnk (2019) đã sử dụng phương pháp sử dụng luyện mạng nơ ron nhân tạo để dự báo độ rỗng của đá chứa, kết quả đã giúp tối ưu công tác dự báo độ rỗng cho một giếng khoan từ tài liệu địa cơ học cho trước. Ứng dụng học máy để dự báo khai thác dầu khí ở đá móng mỏ Bạch Hổ cũng đã được thực hiện với nghiên cứu của tác giả Trần Đăng Tú và nnk (2019). Nghiên cứu đơn vị dòng chảy và dự báo khai thác sử dụng Machine Learning của tác giả Hà Quang Mẫn và nnk (2021) ở bể Nam Côn Sơn đã dự đoán độ thấm hiệu quả cho đối tượng Miocen. Ngoài ra, ANN còn được sử dụng để dự báo các vật liệu núi lửa ở bể Cửu Long của tác giả Trần Thị Oanh và nnk (2020), dự báo phân bố cát kết Oligocen muộn khu vực lô 09.2/10 bể Cửu Long của Nguyễn Duy Mười và nnk (2023). Sử dụng ANN để dự báo hàm lượng sét từ tài liệu địa vật lý giếng khoan của Vũ Hồng Dương (2021). Nhìn chung các nghiên cứu ứng dụng ANN trong tìm kiếm thăm dò dầu khí đã rất phổ biến trong ngành công nghiệp dầu khí và mang lại hiệu quả cao.

Khu vực mỏ Bạch Hổ là nơi khai thác dầu khí trên thềm lục địa Việt Nam suốt hơn 30 năm qua. Khối lượng dầu khí thu hồi từ lòng đất là rất lớn. Đối tượng nghiên cứu trong bài viết này nằm ở phía đông bắc mỏ Bạch Hổ thuộc bể Cửu Long (Hình 1), nơi xác định được các mỏ dầu khí trong đá móng granitoid nứt nẻ, cũng như trong các trầm tích cát kết-cát kết tinh Miocene dưới và Oligocene, với tầng đá móng là đối tượng chứa dầu chính, có trữ lượng lớn có năng suất cao. Một số lượng đáng kể các giếng đã được khoan trong khu vực nghiên cứu, tạo ra dòng dầu công nghiệp từ thế Oligocen. Theo kết quả phân tích mẫu tại

* Tác giả liên hệ

Email: nguyenduymuoi@humg.edu.vn

giếng BH-9 và khai thác, độ rỗng trung bình trong cát kết tuổi Oligocen khu vực Đông Bắc mỏ Bạch Hổ dao động trong khoảng 10% -13%, độ bão hòa dầu từ 40% - 83% (Báo cáo mỏ Bạch Hổ, 2019).

Đứng trước thách thức gia tăng trữ lượng dầu khí, đảm bảo an ninh năng lượng việc đòi hỏi tìm ra những vỉa chứa dầu khí mới là cấp thiết và cần phải ứng dụng cuộc cách mạng công nghệ cao, đặc biệt là trí tuệ nhân tạo và học máy trong tìm kiếm thăm dò và khai thác dầu khí.



Hình 1. Vị trí khu vực nghiên cứu

2. Cơ sở tài liệu và phương pháp nghiên cứu

Mạng trí tuệ nhân tạo (ANN) hiện nay được thực hiện chủ yếu theo 2 phương pháp: theo phương pháp luyện có kiểm soát (Supervised) hoặc không kiểm soát (unsupervised). Phương pháp supervised cần phải được cung cấp mẫu luyện và kết quả mong muốn, trong khi đó unsupervised sẽ chia nhỏ dữ liệu đầu vào thành các lớp theo mong muốn của người sử dụng (Coleou, T. và nnk, 2003). Trong phạm vi nghiên cứu này sử dụng phương pháp luyện mạng không kiểm soát (Unsupervised) với kỹ thuật phân tích thành phần chính (Principal Component Analysis, PCA).

PCA là một phương pháp tiếp cận rất tốt để kết hợp các thuộc tính địa chấn được tạo ra từ một tập ban đầu. Thành phần chính đầu tiên chiếm càng nhiều sự biến thiên trong dữ liệu càng tốt, mỗi thành phần kế tiếp (trực giao với mỗi thành phần trước đó) chiếm càng nhiều sự thay đổi còn lại (Guo và nnk, 2009; Haykin, 2009; Scheevel J.R., Payrazyan K, 2019). Với một tập hợp các thuộc tính địa chấn tạo ra từ cùng một khối địa chấn ban đầu, PCA có thể xác định các thuộc tính tạo ra sự thay đổi lớn nhất trong dữ liệu, đề xuất rằng các tổ hợp thuộc tính này sẽ xác định tốt hơn các đặc điểm địa chất cụ thể. Nói cách khác, PCA là công cụ được sử dụng trong quá trình minh giải tài liệu địa chấn, giúp lựa chọn định hướng với các thuộc tính địa chấn có ý nghĩa và cải thiện kết quả minh giải. Trong bài báo, chúng tôi sử dụng phương pháp PCA để giảm số chiều dữ liệu và lựa chọn các thành phần chính có ý nghĩa nhất. PCA được áp dụng bằng cách tính toán ma trận hiệp phương sai của các thuộc tính địa chấn, sau đó xác định các vector riêng và giá trị riêng của ma trận này. Các thành phần chính được chọn dựa trên tỷ lệ phần trăm độ biến thiên mà chúng giải thích.

Ngoài ra để luyện mạng ANN nhóm nghiên cứu đã phân tích nhiều thuộc tính địa chấn như: Instantaneous Phase, Frequency, RMS, RAI, Sweetness... để tiến hành phân tích. Đây là các thuộc tính phản ánh khá chính xác sự thay đổi về mặt thạch học, tương trầm tích, từ đó sẽ có cái nhìn rõ hơn về sự phân bố đá chứa trong khu vực nghiên cứu. Kết hợp phân tích thuộc tính địa chấn với mạng lưới thần kinh nhân tạo đã được áp dụng để dự đoán sự phân bố của các tầng chứa Miocen dưới ở bể Cửu Long. Trong nghiên cứu này mạng ANN được sử dụng có cấu trúc với ba lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra. Số lớp ẩn và số nút thần kinh trong mỗi lớp được lựa chọn dựa trên các thử nghiệm và tối ưu hóa. Cụ thể, chúng tôi sử dụng một lớp ẩn với 10 nút thần kinh, hàm kích hoạt sigmoid, và thuật toán huấn luyện backpropagation. Dữ liệu đầu vào bao gồm 4 thành phần chính (PC0-PC3) từ PCA, và đầu ra là phân loại tương địa chấn.

Phương pháp UNN + PCA được so sánh với các phương pháp truyền thống như phân tích địa chấn và địa vật lý thông thường. Kết quả cho thấy phương pháp UNN + PCA không chỉ cải thiện độ chính xác trong việc dự báo phân bố vỉa chứa mà còn giảm thiểu nhiễu trong dữ liệu địa chấn, giúp phát hiện các tương địa chấn rõ ràng và tập trung hơn.

Dữ liệu địa chấn được sử dụng là địa chấn 3D-PSDM với diện tích 80 km². Dữ liệu địa chấn có độ phân giải cao và chất lượng tốt, cho phép diễn giải và phân tích các thuộc tính địa chấn. Phân tích thuộc tính địa chấn được thực hiện bằng phần mềm Petrel.

3. Kết quả và thảo luận

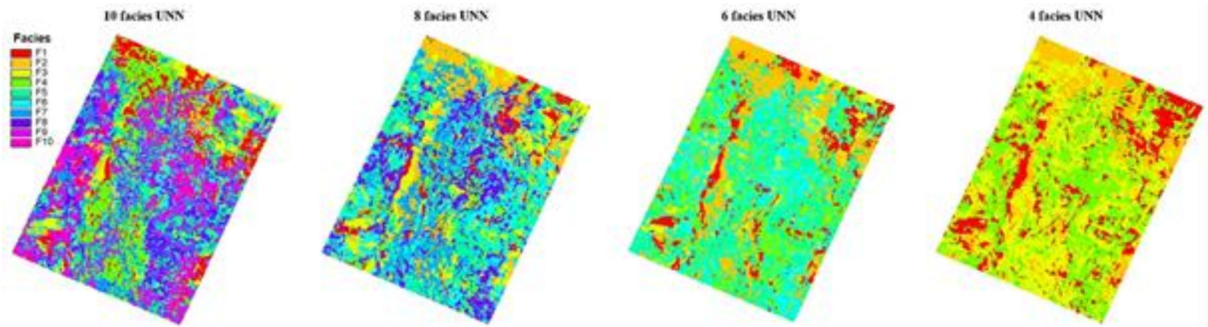
Kết quả minh giải các tầng phân xạ địa chấn đã xác định trầm tích Miocen dưới bị giới hạn bởi hai tầng địa chấn SH7 và SH5. Trong nghiên cứu này, mạng nhân tạo không giám sát (UNN) và UNN kết hợp với phân tích thành phần chính (PCA) được sử dụng để dự báo sự phân bố của đá chứa Miocen dưới. Xử lý 08 thuộc tính địa chấn được sử dụng làm dữ liệu đầu vào để phân loại các tương địa chấn như Seismic, thuộc tính RMS, Frequency, Envelope, RAI, Phase, Sweetness và t*Attenuation. Dựa trên các thuật toán biến đổi, thuật toán sẽ tự động đưa ra 8 thành phần chính (PC0 – PC7), từ đó tính toán các thành phần độc lập. Các thành phần chính được sắp xếp và thể hiện bằng các giá trị riêng của chúng. Dựa vào các tiêu chí để lựa chọn các thành phần PCA là tỷ lệ phần trăm độ biến thiên, giá trị riêng (Eigenvalue) và độ đóng góp của từng thành phần. Các thành phần chính có tỉ lệ độ biến thiên cao nhất và giá trị riêng lớn hơn 1 được coi là quan trọng sẽ đảm bảo được phần lớn thông tin dữ liệu được giữ lại như các PC0, PC1; PC2; PC3. Để lựa chọn được các thành phần chính nhóm nghiên cứu đã kiểm tra biểu đồ scree plot và xác định điểm gãy trên biểu đồ để xác định số thành phần chính được giữ lại. Ngoài ra việc lựa chọn các thành phần chính đã xem xét về ý nghĩa địa chất của các thành phần chính và phù hợp với các thuộc tính địa chấn cần thu nhập. Do đó, thành phần chính PC0, PC1; PC2 và PC3 là những thành phần mạnh nhất trong các dữ liệu này chiếm tỷ lệ 85,44% làm đầu vào dữ liệu luyện mạng ANN (hình 2).

Correlation Coefficients	PC0	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7
Seismic (default)	0.0214	0.4848	0.1525	0.8442	0.0564	0.0009	0.1593	0.0000
RMS	0.8768	-0.0023	-0.1527	0.0107	-0.1242	0.4382	0.0158	0.0000
RAI	0.0041	0.9497	0.0662	-0.0030	-0.0029	0.0216	-0.3054	0.0000
Sweetness	0.9662	0.0289	-0.1507	0.0130	-0.0218	-0.2053	-0.0047	0.0000
Envelope	0.9662	0.0289	-0.1507	0.0130	-0.0218	-0.2053	-0.0047	0.0000
Frequency	0.1935	-0.1078	0.8117	-0.0340	-0.5384	-0.0317	-0.0065	0.0000
Phase	-0.0305	0.8133	-0.0061	-0.5155	-0.0581	-0.0110	0.2616	0.0000
t*Attenuation	0.4070	-0.0554	0.6496	-0.1516	0.6199	0.0448	0.0058	0.0000
Eigenvalue	2.8405	1.8147	1.1773	1.0030	0.6970	0.2800	0.1874	0.0000
Contribution (%)	35.51	22.68	14.72	12.54	8.71	3.50	2.34	0.00
Cumulative Contribution (%)	35.51	58.19	72.91	85.44	94.16	97.66	100.00	100.00

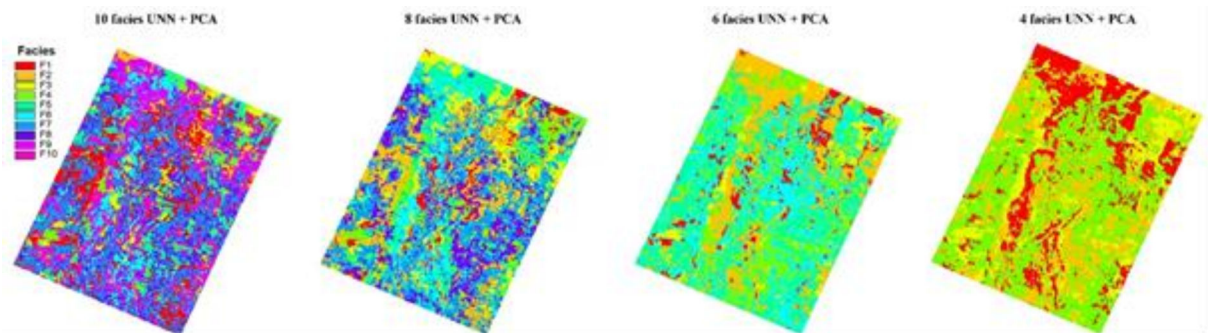
Hình 2. Giá trị và tỉ lệ % của các thành phần chính

Phương pháp UNN và UNN kết hợp PCA được sử dụng để phân tách 8 thuộc tính địa chấn thành một số tương (tương địa chấn) khác nhau nhằm dự đoán sự phân bố của đá vỉa trong khu vực nghiên cứu. Để nâng cao kết quả cho từng phương pháp, từ 4 đến 10 cấp tương địa chấn đã được thử nghiệm. Kết quả được thể hiện trên Hình 3 đối với phương pháp UNN và Hình 4 đối với phương pháp UNN kết hợp với PCA. So sánh kết quả trên Hình 3 và Hình 4, có thể thấy phương pháp UNN kết hợp với PCA có thể giảm nhiễu trong dữ liệu địa chấn tốt hơn so với chỉ sử dụng UNN. Phân tương theo UNN có PCA cho kết quả đạt hiệu quả hơn, các vùng tương hiển thị rõ và tập trung hơn so với UNN.

Để đánh giá độ chính xác của mô hình UNN + PCA, nghiên cứu sử dụng các chỉ tiêu như độ chính xác (accuracy), độ nhạy (sensitivity), và độ đặc hiệu (specificity). Các chỉ tiêu này được tính toán bằng cách so sánh kết quả phân loại của mô hình với dữ liệu thực tế từ các giếng khoan. Khi so với các phương pháp truyền thống như phân tích địa chấn và địa vật lý thông thường thấy rằng mô hình UNN + PCA có độ chính xác đạt trên 90% và không chỉ cải thiện độ chính xác trong việc dự báo phân bố vỉa chứa mà còn giảm thiểu nhiễu trong dữ liệu địa chấn, giúp phát hiện các tương địa chấn rõ ràng và tập trung hơn.

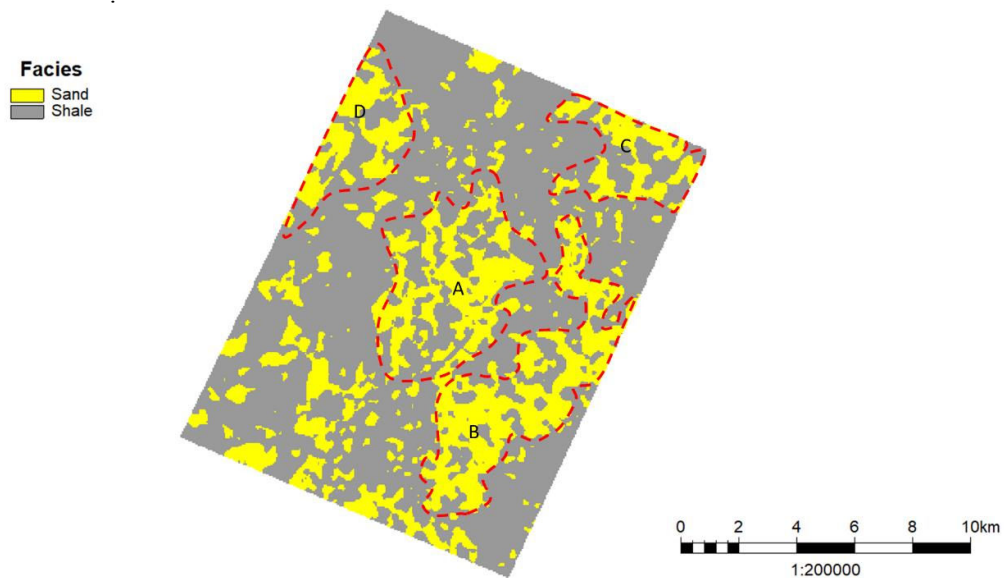


Hình 3. Kết quả phân chia tướng địa chấn với mạng nhân tạo không giám sát (UNN)



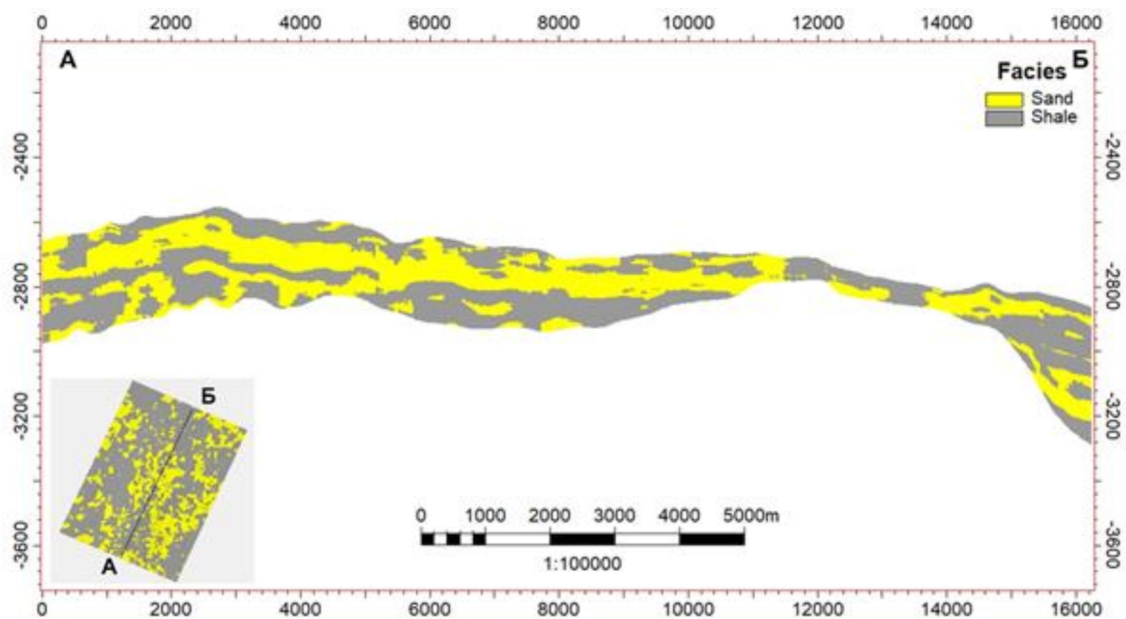
Hình 4. Kết quả phân chia tướng địa chấn với mạng nhân tạo không giám sát (UNN) và PCA

Dựa trên biểu đồ histogram của 10 tướng địa chấn, nhóm tác giả quyết định giảm số tướng xuống còn 2 loại: nhóm thuộc tính tương ứng thiên về chứa sét - nhóm 0 và nhóm 1 thiên về cát để nhằm tới mục tiêu phân chia được via chứa cát sét.



Hình 5. Sơ đồ phân bố tướng cát sét khu vực nghiên cứu

Trên mô hình tướng (Hình 5) cho thấy dự báo sự phân bố của các thể cát – sét. Đối với các thể cát tiềm năng như các vùng A, vùng B, vùng C và vùng D (màu vàng). Trong đó chủ yếu tập trung xung quanh phân trung tâm khối nâng Bạch Hồ (vùng A), phần phía Đông phần phía Đông Bắc.. Trầm tích Oligocen và Miocen sớm của khu vực mỏ Bạch Hồ là môi trường đầm hồ và châu thổ (Nguyễn Hiệp và nnk, 2019; Nguyễn Duy Mười và nnk 2023), Liên kết môi trường trầm tích với khu vực nghiên cứu cho thấy các thể cát được lắng đọng trong môi trường sông ngòi và châu thổ. Kết quả phân tích các thuộc tính địa chấn, mô hình tướng và điều kiện trầm tích cho thấy tính nhất quán và độ tin cậy hợp lý.



Hình 6. Mặt cắt AB đi qua khu vực nghiên cứu

4. Kết luận

Phân tích thuộc tính địa chấn có thể trích xuất thông tin địa chất tối đa từ dữ liệu địa chấn vốn bị ẩn trong dữ liệu. Ứng dụng thuộc tính địa chấn và mạng trí tuệ nhân tạo không giám sát kết hợp với thành phần chính PCA giúp giảm nhiễu trong dữ liệu đầu vào tốt hơn so với chỉ sử dụng UNN.

Trong tầng Miocen sớm, các vỉa cát sét xen kẽ phân lớp dày. Trong đó các vỉa chứa cát phân bố tập trung xung quanh khu vực khối trung tâm và khu vực Đông – Đông Bắc mỏ Bạch Hổ, các vỉa sét phân bố phần đáy của những khu vực trũng sâu.

Các kết quả của phương pháp UNN và PCA có thể được sử dụng trong việc hỗ trợ đánh giá tiềm năng khai thác dầu khí của khu vực Đông Bắc mỏ Bạch Hổ, tối ưu hóa công tác khoan giếng, giảm thiểu rủi ro trong thăm dò khai thác dầu khí của khu vực. Tuy nhiên nghiên cứu vẫn cần kiểm tra lại khu vực nghiên cứu khi bổ sung các dữ liệu giếng khoan thực để kết quả xây dựng mô hình tầng chứa chính xác hơn.

Lời cảm ơn

Công trình này được hỗ trợ bởi Trường Đại học Mở - Địa chất dưới sự tài trợ của đề tài mã số T24-14.

Tài liệu tham khảo

Báo cáo, *Generalization and analysis of geological and geophysical materials of the northern and north - eastern parts of the White Tiger field with the aim of identifying non-structural hydrocarbon traps (in Russian)*. Hanoi, 2014. 235 trang.

Coleou T., Poupon M., Azbel K., 2003. Unsupervised seismic facies classification: a review and comparison of techniques and implementation. *The Leading Edge*, 22, p. 942-953.

Duong Hong Vu và Hung Tien Nguyen, 2021. Estimation of shale volume from well logging data using Artificial Neural Network, Vietnam, *Journal of Mining and Earth Sciences*, 62, 3, 2021. Page 46-52.

Guo H., Marfurt K.J., Liu J., 2009. Principal component spectral analysis. *Geophysics*, 74 (4), p. 35-43.

Ha Quang Man, Doan Huy Hien, Kieu Duy Thong, Bui Viet Dung, Nguyen Minh Hoa, Truong Khac Hoa, Nguyen Van Kieu, and Pham Quy Ngoc, 2021. "Hydraulic flow unit classification and prediction using machine learning techniques: A case study from the Nam Con Son basin, offshore Vietnam", *Energies*, Vol. 14, No. 22, 2021. DOI: 10.3390/en14227714.

Haykin S., 2009. *Neural network and learning machines*, 3rd ed.: Pearson. – 966 p.

Nguyễn Duy Mười, Nguyễn Minh Hòa, Bùi Thị Ngân, 2023. Application of artificial neural network and seismic attributes to predict the distribution of Late Oligocene sandstones in the Cuu Long basin. *Journal of Mining and Earth Sciences*. Page 24-31

Nguyen Hiep et al. *The Petroleum Geology and Resources of Vietnam – Science and Technics*

Publishing House, 2019 - 750 p.

Nguyễn Thu Huyền, Tống Duy Cường, Trịnh Xuân Cường, Nguyễn Trung Hiếu, Phạm Thị Hồng, Nguyễn, Thị Minh Hồng, Lê Hải An, và Hoàng Anh Tuấn, “Sử dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) để dự báo đặc điểm phân bố và chất lượng đá chứa carbonate Miocene bề trầm tích Phú Khánh”, *Tạp chí Dầu khí*, 2019, Số 5, tr. 25 - 31.

Pham Huy, G., Nakaret Kano, Kushan Sandunil, Bui Duc Trung, 2018. Application of machine learning techniques in estimation of fracture porosity using fuzzy inference system for a FGB reservoir in Cuu Long basin, Vietnam. *Petrovietnam Journal*, 10, 4-11.

Scheevel J.R., Payrazyan K. Principal component analysis applied to 3D seismic data for reservoir property estimation. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 2019, v.4 (1), p. 64-72.

Tạ Quốc Dũng, Lê Thế Hà, và Phạm Duy Khang, 2019. “Ứng dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) trong dự báo độ rỗng”, *Tạp chí Dầu khí*, 2019, Số 7, tr. 18 – 27.

Tran Dang Tu, Nguyen The Duc, Le Quang Duyen, Pham Truong Giang, Le Vu Quan, Le Quoc Trung, Tran Xuan Quy, and Pham Chi Duc, “An applied machine learning approach to production forecast for basement formation – Bach Ho field”, *Petrovietnam Journal*, 2019, Vol. 6, pp. 48 – 57.

Trần Thị Oanh, Phạm Duy Khánh, Hoàng Văn Quý, Nguyễn Duy Mười, Bùi Thị Ngân, Nguyễn Thị Hải Hà, Phạm Bảo Ngọc và Lê Quốc Hiệp, 2020. Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo dự báo phân bố vật liệu núi lửa trong tập D, mỏ X, bể Cửu Long. *Tạp chí Khoa học kỹ thuật Mỏ - Địa chất*, số 61, kỳ 5, tr. 104-113.

ABSTRACT

Application of Artificial Neural Network to analyze seismic facies to predict the distribution of Lower Miocene sandstones in the NorthEast White Tiger, Cuu Long basin

Nguyen Duy Muoi¹, Nguyen Minh Hoa¹, Bui Thi Ngan¹, Nguyen Thi Thu Hang¹

¹ *Hanoi University of Mining and Geology*

This paper presents the results of forecasting the distribution of Lower Miocene reservoirs in the Northeast White Tiger field (Vietnam) based on the use of artificial neural networks (ANN) and seismic attributes. Unsupervised learning (UNN) and UNN coupled to principal component analysis (PCA) were used to separate seismic facies. Seismic attributes such as Amplitude, RMS, Instantaneous frequency, Envelope, RAI, Instantaneous phase, Sweetness, t*Attenuation were analyzed and selected as input data for training and testing the ANN. The UNN + PCA model has an accuracy of over 90%, helping to improve the efficiency of seismic facies analysis and reservoir distribution forecasting. Based on the research results, the distribution of Lower Miocene potential sandstones in the study area was established.

Keywords: UNN; Seismic attribute; Cuu Long basin