

ỨNG DỤNG AI DỰ BÁO KHOẢNG MỞ VĨA TRONG ĐIỀU KIỆN DỮ LIỆU ĐỊA VẬT LÝ GIẾNG KHOAN HẠN CHẾ TẠI MỎ TÊ GIÁC TRẮNG

Đặng Việt Long¹, Anthony Roche Joseph¹, Đỗ Đình Phan¹, George Hepler¹, Lê Công Trung¹, Bùi Hữu Phước^{1*}, Nguyễn Thiện Bảo², Đinh Trọng Huy², Ngô Khánh Xạ², Nguyễn Hải An², Trần Văn Lâm², Nguyễn Duy Hưng²

¹Công ty Hoàng Long (Hoang Long JOC)

²Tổng công ty Thăm dò Khai thác Dầu khí (PVEP)

Email: bhphuc@hlhvjoc.com.vn

<https://doi.org/10.47800/PVSI.2025.03-01>

Tóm tắt

Khai thác mỏ Tê Giác Trắng đang đối mặt với thách thức lớn do thiếu hụt dữ liệu địa vật lý giếng khoan tại một số tầng chứa tiềm năng như ULBH/ILBH5.1, ảnh hưởng đến độ chính xác khi đánh giá trữ lượng và tối ưu hóa chiến lược khai thác.

Để giải quyết vấn đề này, nhóm tác giả ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) thông qua phương pháp học máy (machine learning) nhằm dự báo các đường cong địa vật lý quan trọng như độ rỗng neutron (NEU) và mật độ đất đá (RHOB) dựa trên dữ liệu gamma ray (GR) và điện trở suất (RD). Quá trình huấn luyện và kiểm chứng mô hình được thực hiện nghiêm ngặt bằng phương pháp giếng kiểm tra mù, đạt độ tin cậy lên đến 70% tại các vỉa đã thực hiện bắn mở vỉa. Nghiên cứu cũng tích hợp phân tích dữ liệu khí thành phần để xác định tính chất chất lưu của vỉa chứa, từ đó hỗ trợ việc lựa chọn khoảng bắn vỉa tối ưu.

Kết quả ứng dụng thực tế tại mỏ Tê Giác Trắng cho thấy phương pháp này đã xác định chính xác các tầng chứa dầu tiềm năng, góp phần gia tăng đáng kể sản lượng khai thác với chi phí tối ưu. Nghiên cứu khẳng định việc ứng dụng AI và học máy có thể cải thiện hiệu quả khai thác dầu khí trong điều kiện dữ liệu hạn chế, mở ra hướng tiếp cận mới trong quản lý và vận hành mỏ dầu tại Việt Nam và trên thế giới.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo, địa vật lý giếng khoan, mỏ Tê Giác Trắng.

1. Giới thiệu

Mỏ Tê Giác Trắng ở Lô 16-1, bể Cửu Long, thềm lục địa Việt Nam. Các vỉa chứa chính của mỏ Tê Giác Trắng gồm nhiều tập cát chứa dầu xếp chồng lên, chủ yếu nằm trong hệ tầng Bạch Hổ, Miocene dưới (tập BI) và hệ tầng Trà Tân, Oligocene trên (tập C). Mỏ được chia thành các khối đứt gãy riêng biệt (H1, H2, H3, H4 và H5) và nằm dọc theo xu hướng nếp lồi nghiêng về phía Nam, bị cắt ngang bởi các đứt gãy hướng Đông - Tây. Hiện tại, mỏ Tê Giác Trắng có 3 giàn đầu giếng (H1, H4 và H5-WHP) với 56 giếng khai thác và 1 giếng bơm ép nước.

Trong giai đoạn đầu phát triển mỏ, ULBH/ILBH5.1 không được đưa vào đối tượng tiềm năng khai thác, do vậy không có kế hoạch đo đạc số liệu, dẫn đến thiếu số liệu địa vật lý giếng khoan cơ bản như neutron, density,

sonic và điện trở suất. Việc này gây khó khăn trong đánh giá trữ lượng cũng như đề xuất bắn mở vỉa để gia tăng sản lượng khai thác tại các giếng khoan hiện có.

Hoang Long JOC luôn tìm kiếm các giải pháp cho việc tối ưu hóa sản lượng khai thác. Bắn vỉa bổ sung (add perf) là phương pháp can thiệp giếng hiệu quả, có khả năng gia tăng sản lượng đáng kể và được quan tâm nghiên cứu. Theo thống kê, việc áp dụng bắn vỉa bổ sung đã giúp gia tăng đáng kể sản lượng khai thác với lưu lượng dầu ban đầu từ 1,9 - 10,8 nghìn thùng dầu/ngày đêm.

Tuy nhiên, hiệu quả bắn vỉa bổ sung phụ thuộc trực tiếp vào việc đánh giá chính xác khoảng mở vỉa tiềm năng, thường dựa trên phân tích tài liệu địa vật lý giếng khoan. Trong thực tế, không phải tất cả các vỉa mà giếng khoan qua đều được thu thập đầy đủ dữ liệu địa vật lý giếng khoan. Điều này dẫn đến việc thiếu thông tin cần thiết để đánh giá thông số vỉa chứa, gây khó khăn cho việc ra quyết định bắn vỉa bổ sung.



Ngày nhận bài: 2/6/2025

Ngày đánh giá và sửa chữa: 2 - 28/6/2025

Ngày duyệt đăng: 28/6/2025

Bảng 1. Bảng tổng hợp tài liệu địa vật lý giếng khoan tầng ULBH & 5.1 các giếng tại mỏ Tê Giác Trắng

Khối	STT	Tên giếng	GR	Điện trở	Neutron	Mật độ	Sóng âm	Carota khí
H1.0	1	H-MXST1	x	x	x	x	x	x
	2	T-MSAP	x	x	x	x		x
H1.1	3	T-MP	x					x
	4	T-HX	x	x	x	x	x	x
	5	T-HP	x					x
	6	T-BP	x					x
	7	T-NP	x					x
	8	T-BAP	x					x
	9	T-MLP	x					x
	10	T-MSP	x					x
	11	T-MTPST1	x	x				x
	12	T-BMP	x	x	x	x	x	x
	13	T-BBP	x	x	x	x	x	x
H1.2	14	T-MX	x	x	x	x	x	x
	15	T-BOP	x					x
	16	T-SP	x					x
	17	T-TP	x					x
H2N	18	T-TX	x					x
H2	19	T-NX	x	x	x	x	x	x
	20	T-MBPST1	x	x				x
H2S	21	T-MUPST1	x					x
	22	T-MMX	x	x				x
H3N	23	T-HMP	x					x
	24	T-BAX	x	x	x	x	x	x
	25	T-HBAPST1	x					x
H3	26	T-BOX	x	x	x	x	x	x
	27	T-CXST1	x	x	x	x	x	x
H4	28	T-BX	x	x	x	x	x	x
	29	T-SX	x	x	x	x	x	x
	30	T-CP	x					x
	31	T-MMP	x					x
	32	T-MBOP	x					x
	33	T-HMPST1	x	x				x
	34	T-HSP	x					x
	35	T-HTP	x					x
H5N	36	T-MHXST	x	x				x
H5	37	T-MUX	x	x				x
	38	T-MUXST1	x	x				x
	39	T-HHP	x	x				x
	40	T-HBP	x	x				x
	41	T-HBOP	x	x				x
	42	T-HNP	x	x				x
	43	T-HCP	x	x				x
	44	T-BMP	x	x	x	x	x	x
H5S	45	T-MBOXST3	x	x				x

Để khắc phục tình trạng này, giải pháp thường được sử dụng là đo log độ bão hòa nước sau ống chống. Tuy nhiên, các vỉa này đều nằm sau 2 lớp ống chống, các thiết bị đo có chiều sâu nghiên cứu hạn chế, không chạm được đến thành hệ, chất lượng xi măng sau ống chống kém nên độ tin cậy của tài liệu đo không đáp ứng được yêu cầu kỹ thuật để đánh giá thành hệ.

Trong bối cảnh đó, việc cập nhật trữ lượng khai thác (2P) cho các tầng chứa thuộc đối tượng ULBH/ILBH5.1 tại mỏ Tê Giác Trắng trở nên cấp thiết, nhằm tối ưu hóa việc tận thu tài nguyên từ các giếng hiện có. Đồng thời, rà soát và đánh giá các vỉa thiếu dữ liệu địa vật lý giếng khoan, kết hợp với chiến dịch bắn vỉa để duy trì sản lượng khai thác ổn định, đặc biệt đối với các mỏ ở giai đoạn cận biên.

Tuy nhiên, việc thực hiện những mục tiêu này với chi phí tối ưu đặt ra nhiều thách thức cho công tác vận hành và quản lý mỏ Tê Giác Trắng. Để giải quyết bài toán thiếu hụt dữ liệu địa vật lý giếng khoan, Hoàng Long JOC đã nghiên cứu ứng dụng AI dự báo khoảng mở vỉa trong điều kiện dữ liệu địa vật lý giếng khoan hạn chế, đảm bảo tính kinh tế và tối ưu hóa sản lượng khai thác.

Hoàng Long JOC đã thay đổi phương pháp minh giải tài liệu truyền thống, ứng dụng học máy (trí tuệ nhân tạo) để dự báo các đặc tính vỉa (như độ rỗng, độ thấm) ngay cả khi không có đầy đủ dữ liệu địa vật lý giếng khoan cơ bản. Phương pháp này dựa trên dữ liệu thu thập trong quá trình khoan gồm gamma ray, biểu hiện chỉ số khí thành phần và khí tổng (mudlog), sắc ký khí (gas chromatography), cùng với thông tin địa chất từ các giếng lân cận. Với độ chính xác đạt 70% tại các vỉa đã thực hiện bắn mở vỉa thành công ra dầu từ 12 giếng trên tổng số 17 giếng, cách tiếp cận này đã được chứng minh về mặt phương pháp luận và mang lại hiệu quả kinh tế đáng kể cho mỏ Tê Giác Trắng.

Dữ liệu địa vật lý giếng khoan của tầng ULBH/ILBH5.1 tại các giếng khoan mỏ Tê Giác Trắng được thống kê chi tiết trong Bảng 1.

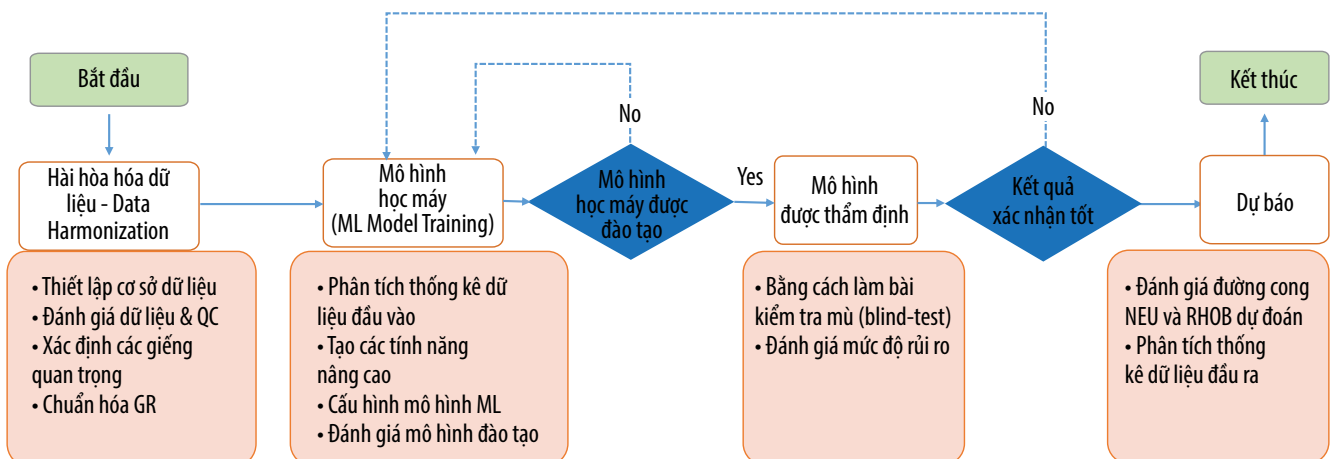
2. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự báo đường cong địa vật lý giếng khoan trong điều kiện dữ liệu hạn chế

Phương pháp trí tuệ nhân tạo (học máy) đã được áp dụng để dự đoán các đường cong độ rỗng neutron (NEU), mật độ đất đá (RHOB) từ các đường cong gamma ray tự nhiên (GRN) và điện trở suất (RD) đã chuẩn hóa dựa trên phân bố Min - Most likely - Max, cho các giếng không đo đạc tại mỏ Tê Giác Trắng. Để đảm bảo chất lượng đầu vào tốt nhất và tính đại diện cho các khu vực/khối khác nhau, việc lựa chọn cẩn thận các giếng huấn luyện và kiểm tra mù (blind test) đã được thực hiện. Nhiều mô hình học máy đã được xây dựng riêng biệt cho từng khối, nhằm phản ánh sự biến đổi địa chất theo phương ngang.

Quá trình xác thực và kiểm chứng mô hình là bước quan trọng để tránh tình trạng quá khớp (overfitting), vấn đề thường gặp trong mô hình học máy phi tham số (Hình 1).

Nghiên cứu lựa chọn phương pháp rừng ngẫu nhiên (random forest) sau khi thử nghiệm với nhiều thuật toán học máy khác nhau. Phương pháp này hoạt động bằng cách xây dựng một tập hợp các cây quyết định trong quá trình huấn luyện, sau đó tổng hợp dự đoán dựa trên giá trị trung bình của các cây cá thể (Hình 2). Dữ liệu đầu vào của phương pháp hồi quy ngẫu nhiên bao gồm:

- Tập huấn luyện: Một tập hợp các mẫu dữ liệu, mỗi mẫu gồm một vector đặc trưng giá trị liên tục, tương ứng là dữ liệu đường cong Gamma (GR) là chính kết hợp điện trở (RD) có cho bài toán này là 15.
- Số lượng cây quyết định (N_trees): Một siêu tham số quyết



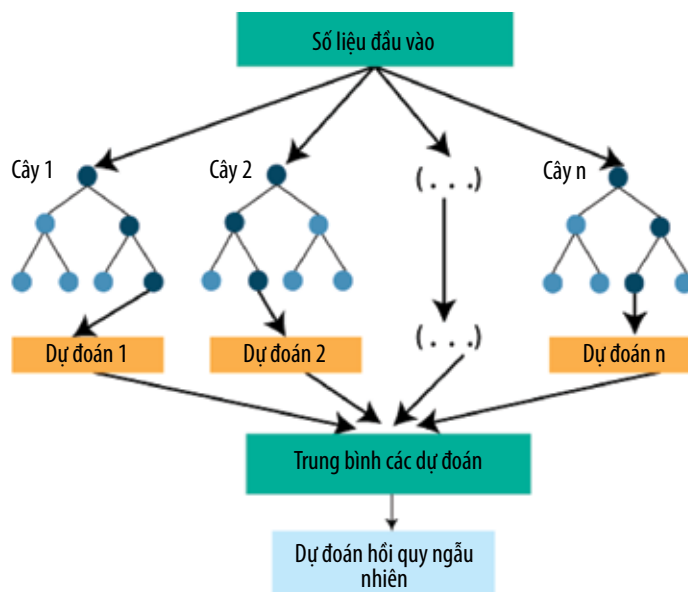
Hình 1. Mô hình học máy sử dụng để dự báo NEU và RHOB.

định số lượng cây trong rừng. Đối với bài toán này số lượng cây quyết định được lựa chọn là 70.

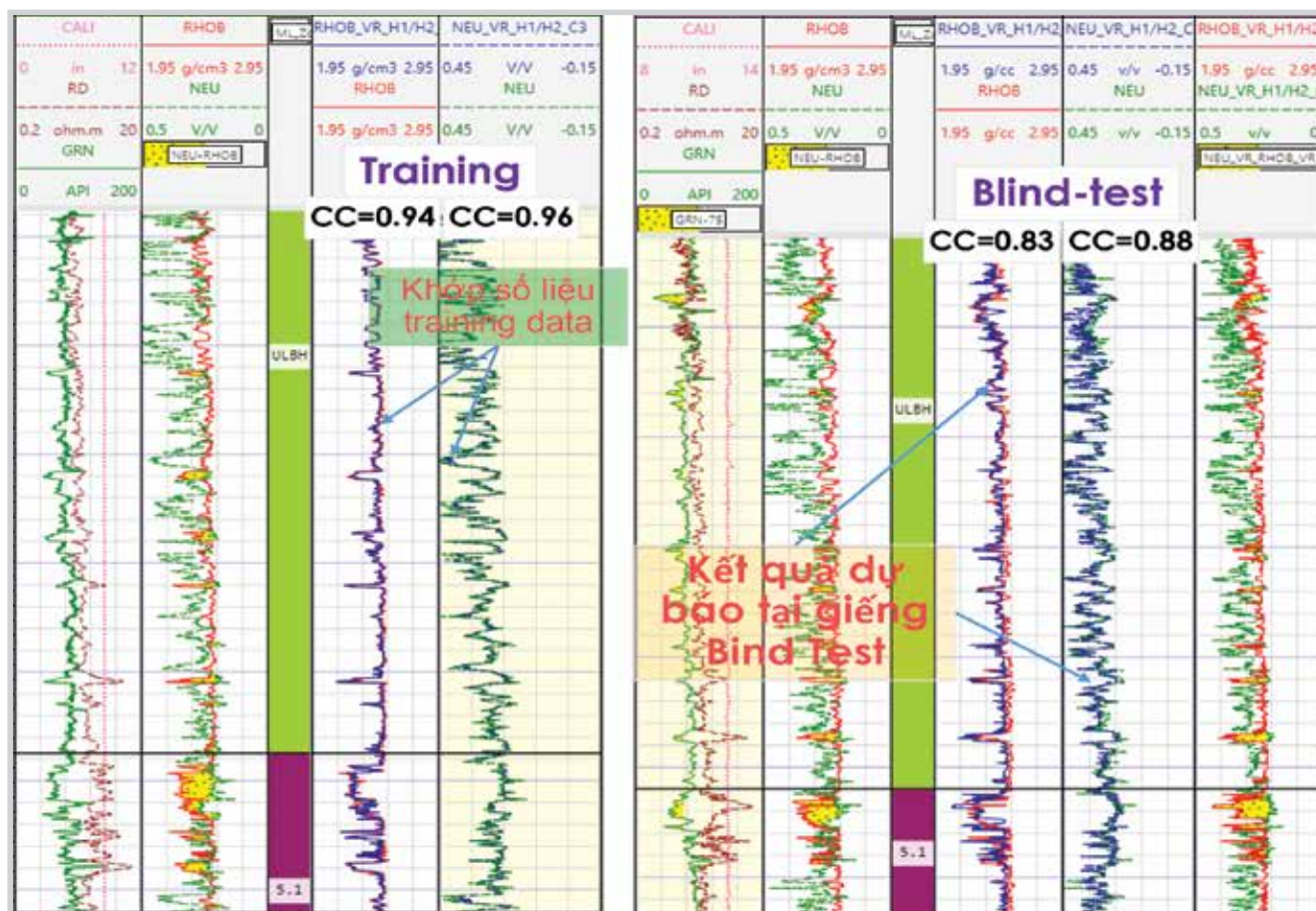
Phương pháp này khắc phục nhược điểm của cây quyết định đơn lẻ, bằng cách tạo ra các cây không tương quan với nhau thông qua kỹ thuật lấy mẫu khởi động (bootstrap) từ dữ liệu huấn luyện. Do số lượng đường cong đầu vào hạn chế, kỹ thuật tạo thêm các đặc trưng mới từ các đặc trưng hiện có đã được áp dụng, nhằm phân tách dữ liệu tốt hơn trong không gian đặc trưng tăng cường. Kỹ thuật này cũng giúp mở rộng số lượng đặc trưng đầu vào, ví dụ như thêm các tính chất phi tuyến như căn bậc hai (\sqrt{x}), bình phương (x^2) và các số hạng tương tác bậc hai ($x/y, x \times y$).

Kết quả dự đoán được thể hiện trên log plot của các giếng huấn luyện và giếng kiểm tra mù (Hình 3). Mô hình học máy cho thấy sự phù hợp tốt với dữ liệu đầu vào, đặc biệt là đối với các vỉa cát. Tuy nhiên, có một số biến đổi nhỏ của RHOB đối với các vỉa sét. Giao thoa NEU-RHOB

phù hợp với vỉa cát có GR thấp, cho thấy khả năng dự đoán các vỉa cát mỏng của mô hình. Phổ dữ liệu đầu ra nằm trong phạm vi thông thường của dữ liệu đầu vào từ các giếng huấn luyện. Mặc dù giá trị NEU tại các vỉa sét sạch có xu hướng thấp hơn, song điều này không ảnh hưởng nhiều khi sử dụng NEU để tính toán thể tích sét và độ rỗng.



Hình 2. Phương pháp hồi quy ngẫu nhiên.



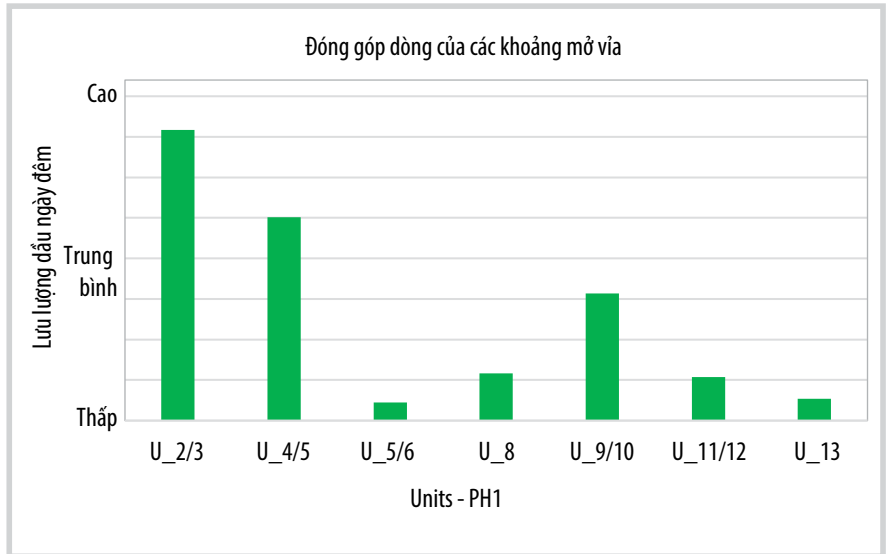
Hình 3. Kết quả dự đoán và kiểm tra mù với các giếng khoan mỏ Tê Giác Trắng.

Mô hình học máy này đã được áp dụng thành công để dự đoán NEU và RHOB từ GRN và RD (hoặc chỉ GRN khi không có RD), trong trường hợp không có mối quan hệ vật lý mạnh mẽ. Mô hình đã được huấn luyện kỹ lưỡng và hoạt động tốt trên các giếng kiểm tra mù, mang lại độ tin cậy cao cho dữ liệu dự đoán. Việc đánh giá kỹ lưỡng các đường cong mô phỏng cho thấy kết quả đầu ra phù hợp về mặt thống kê với dữ liệu đầu vào và phản ánh sự thay đổi địa chất theo chiều ngang và chiều dọc. Do đó, kết quả dự đoán đường cong NEU và RHOB có độ tin cậy cao và có thể được sử dụng để tính toán hàm lượng sét và độ rỗng. Sai số của mô hình được định lượng bằng sai số tuyệt đối giữa các đường cong đo và mô phỏng trên các giếng kiểm tra mù.

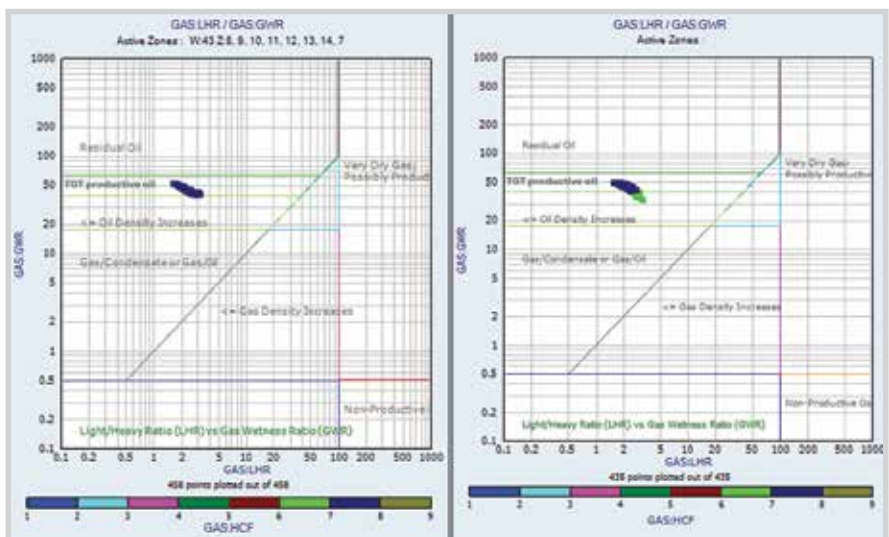
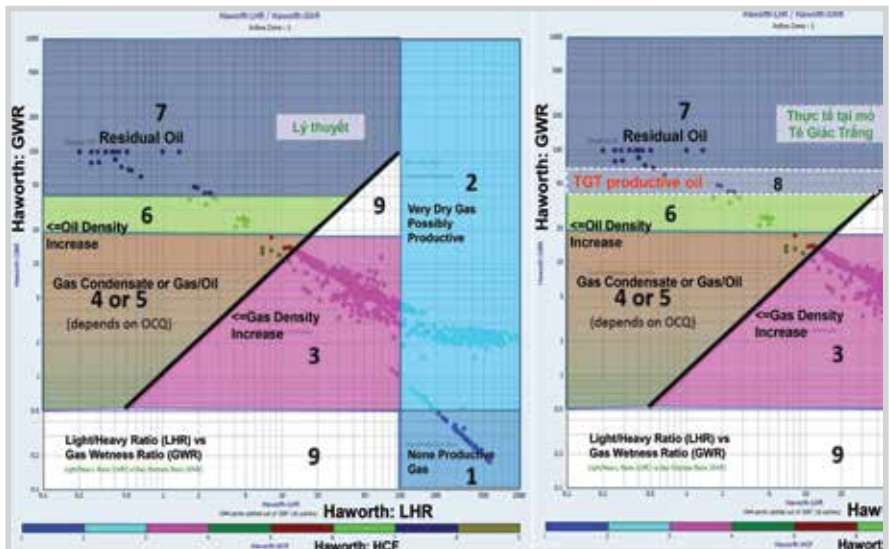
3. Dự báo tính chất chất lưu vỉa chứa bằng phân tích khí thành phần cho các khoảng vỉa có độ rỗng được dự đoán từ phương pháp học máy

Phương pháp này sử dụng dữ liệu khí thành phần C1-C5 từ carota khí để tính toán các chỉ số quan trọng, bao gồm tỷ lệ độ ẩm của khí (gas wetness ratio - GWR), tỷ lệ LHR (light to heavy ratio - LHR), dấu hiệu hydrocarbon (hydrocarbon flag - HCF) và bộ định tính đặc tính dầu (oil character qualifier - OCQ). Các chỉ số này kết hợp với kết quả thực tế của các khoảng đã mở vỉa giúp nâng cao tính chính xác dự đoán tính chất của chất lưu vỉa.

Việc nhận diện dấu hiệu của vỉa chứa hydrocarbon được thực hiện dựa trên các chỉ số GWR, LHR và OCQ, được tính toán theo các công thức sau:



Hình 4. Kết quả đóng góp dòng theo PLT khi bắn mở vỉa của PH1.



Hình 5. Kết quả phân tích khí thành phần PH3 và PH1 tại giếng khoan T-MLP.

$$GWR = (C2 + C3 + C4 + C5) / (C1 + C2 + C5) \times 100$$

(Haworth's Wh)

$$LHR = (C1 + C2) / (C3 + C4 + C5) \text{ (Haworth's Bh)}$$

$$OCQ = (iC4 + nC4 + C5) / C3 \text{ (Haworth's Ch)}$$

Trong đó:

$$C4 = iC4 + nC4$$

$$C5 = iC5 + nC5$$

Dấu hiệu hydrocarbon HCF được xác định dựa trên các chỉ số GWR, LHR và OCQ như sau:

- HCF = 1: Vía khí rất khô, khả năng không khai thác được (LHR > 100 và GWR <= 0,5).
- HCF = 2: Vía khí rất khô, khả năng khai thác được (LHR > 100 và GWR <= 0,5).
- HCF = 3: Vía tiềm năng khí với mật độ khí tăng khi LHR giảm (LHR < 100,0, LHR > GWR và 17,5 > GWR > 0,5).
- HCF = 4: Vía khí/dầu hoặc khí/condensate-khí (LHR < 100, LHR < GWR, 17,5 > GWR > 0,5 và OCQ < 0,5).
- HCF = 5: Vía khí/dầu hoặc khí/condensate-dầu nhẹ (LHR < 100, LHR < GWR, 17,5 > GWR > 0,5 và OCQ > 0,5).

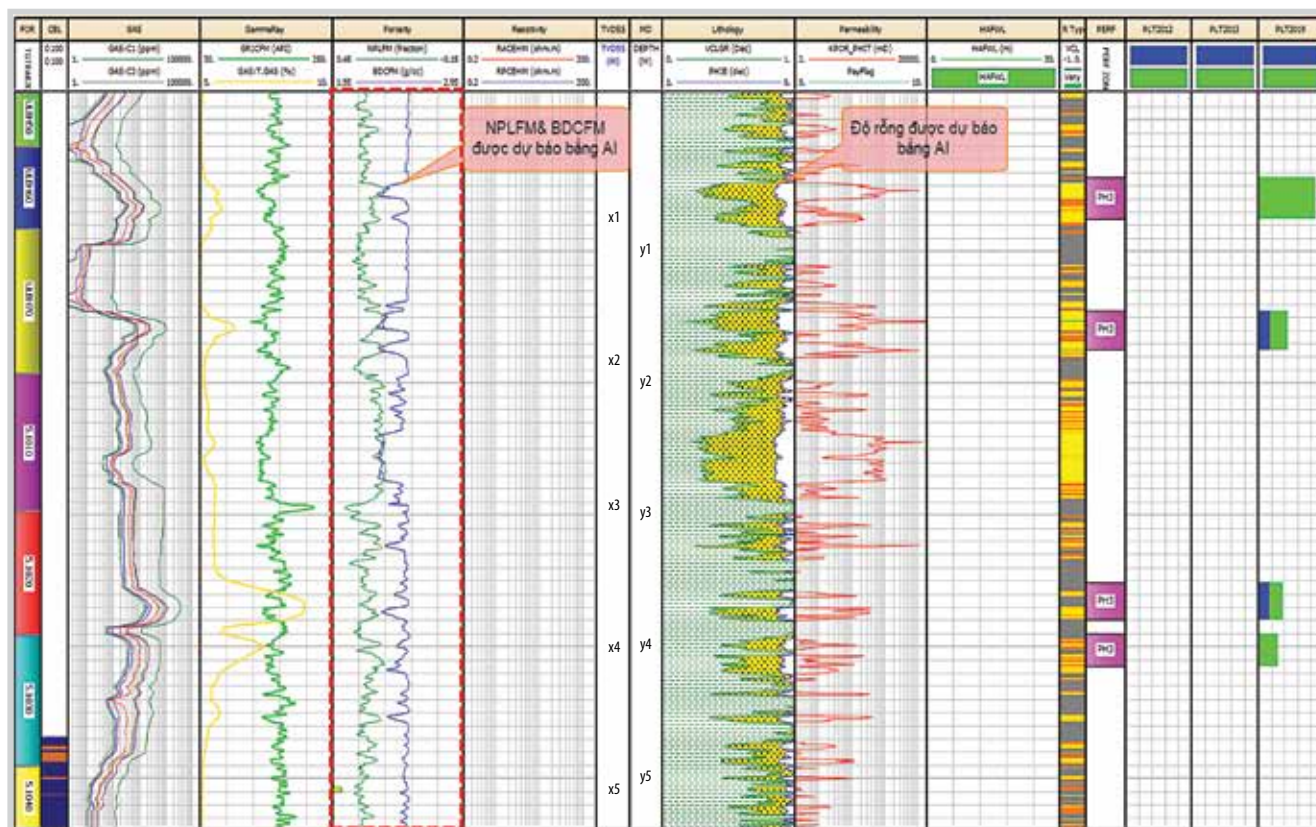
- HCF = 6: Vía dầu (LHR < 100, LHR < GWR và 45 > GWR > 17,5).

- HCF = 7: Vía dầu dư (LHR < 100, LHR < GWR và GWR > 60).

- HCF = 8: Vía dầu (LHR < 60, LHR < GWR và 60 > GWR > 45). (Trường hợp đặc thù tại mỏ Tê Giác Trắng, giá trị tới hạn trên của GWR dựa trên phân tích phổ sắc ký khí của các vỉa đã mở có dầu và được kiểm chứng bằng PLT).

- HCF = 9: Chưa có trường hợp thực tế (LHR < 100, LHR > GWR và 17,5 < GWR hoặc GWR < 0,5).

Kết quả phân tích khí thành phần được áp dụng để xác định vị trí vỉa vỉa cho giếng T-MLP, nơi thiếu dữ liệu địa vật lý giếng khoan cơ bản cho tầng ULBH/ILBH5.1. Dựa trên kết quả bản vỉa PH1 của tầng 5.2U, biểu đồ phân tích khí thành phần cho thấy dầu tại mỏ Tê Giác Trắng có đặc điểm riêng biệt với GWR khoảng 45 - 60. Kết quả bản mở vỉa PH1 (Hình 4), được xác nhận bởi tài liệu mặt cắt dòng (PLT), cho thấy sản lượng dầu rất tốt. Biểu đồ phân tích khí thành phần này được sử dụng làm cơ sở để tìm kiếm các vỉa dầu khác mà không có dữ liệu địa vật lý giếng khoan cơ bản tại mỏ Tê Giác Trắng. Các khoảng mở vỉa (PH3) không có dữ liệu địa vật lý giếng khoan được đề xuất dựa



Hình 6. Kết quả dự đoán đường cong độ rỗng tại giếng T-MLP bằng học máy.

Bảng 2. Các giếng khoan hạn chế tài liệu địa vật lý giếng khoan đã được bắn vỉa bổ sung giai đoạn 2019 - 2023

TT	Giếng	Khoảng mở vỉa thiếu tài liệu địa vật lý giếng khoan	Hàm lượng khí tổng (%)	PHIE (%)	Kết quả phân tích khí thành phần	Ghi chú
1	T-MP	BH_00	10,20	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		BH_02	10,90	11	Dầu	
2	T-HP	BH_05	1,07	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		BH_010	1,03	11	Dầu	
3	T-BP	BH_010	10,50	15	Dầu	ULBH: chỉ có đường GR
		BH_030	5,83	14	Dầu	
		VI_020	7,61	15	Dầu	
		VI_060	9,41	13	Dầu	
4	T-BAP	BH_20	3,08	15	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
5	T-MLP	BH_060	1,53	17	Dầu	ULBH & 5.1: chỉ có đường GR
		BH_070	2,51	16	Dầu	
		VI_020/030	4,68	14	Dầu	
6	T-MSP	VI_020	9,50	14	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_030	18,60	15	Dầu	
7	T-MTPST1	VI_010	4,85	13	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_020	5,37	14	Dầu	
		VI_030	5,95	13	Dầu	
8	T-SP	VI_050	2,14	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_060	1,86	12	Dầu	
9	T-TP	VI_060	1,54	11	Dầu	
10	T-CP	VI_030	1,00	10	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
11	T-MMP	VI_030	0,13	10	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
12	T-MOP	VI_030	13,40	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_060	3,45	10	Dầu	
13	T-HMPST1	VI_030	6,70	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_050	5,50	13	Dầu	
		VI_060	4,50	12	Dầu	
14	T-HSP	VI_030	20,00	11	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
		VI_030	40,00	10	Dầu	
15	T-HTP	VI_030	5,20	10	Dầu	Chỉ đo GR, carota khí
16	T-HBP	VI_020	1,44	10	Dầu	Chỉ đo GR-Res, carota khí
17	T-HBOP	VI_020	5,15	11	Dầu	Chỉ đo GR-Res, carota khí
		VI_020	5,05	10	Dầu	

trên phân tích khí thành phần, với GWR tương tự như PH1 (Hình 5), được thể hiện trên cùng biểu đồ.

Kết quả dự đoán đường cong độ rỗng cho tầng chứa ULBH/ILBH5.1 (thiếu dữ liệu địa vật lý giếng khoan cơ bản) bằng sử dụng phương pháp học máy, được thể hiện trên giếng điển hình T-MLP để đề xuất bắn mở vỉa PH3 (Hình

6). Kết quả dự đoán này đã được kiểm chứng bằng tài liệu đo mặt cắt dòng (PLT) vào năm 2019, sau khi bắn mở vỉa PH3 thành công.

Dựa trên kết quả phân tích khí thành phần và kết quả tính toán hàm lượng sét và độ rỗng từ mô hình học máy cho các giếng khoan có dữ liệu hạn chế tại tập

Bảng 3. Sản lượng khai thác gia tăng từ sản mở vỉa thêm không đủ tài liệu địa vật lý giếng khoan

TT	Tên giếng	Đối tượng	Lưu lượng dầu	Lưu lượng nước	Ghi chú
			(thùng/ngày đêm)	(thùng/ngày đêm)	
1	T-MP	BH_00/02	9	0	Đóng góp dòng không rõ ràng dựa trên kết quả PLT
2	T-HP	BH_05/010	14	6	Dựa trên kết quả PLT
3	T-BP	BH_010/030 & 5.1_020/060	660	650	Dựa trên kết quả PLT
4	T-BAP	BH_020	75	336	Dựa trên kết quả PLT
5	T-MLP	BH_060/070 & 5.1_020/030	656	202	Dựa trên kết quả PLT
6	T-MSP	VI_020/030	400	300	Tính toán dựa trên well test
7	T-MTPST1	VI_010/020/030	157	438	Dựa trên kết quả PLT
8	T-SP	VI_050/060	10	25	Dựa trên kết quả PLT
9	T-TP	VI_060	9	16	Dựa trên kết quả PLT
10	T-CP	VI_030	0	0	Dựa trên kết quả PLT
11	T-MMP	VI_030	0	0	Đóng góp dòng không rõ ràng dựa trên kết quả thử giếng
12	T-MBP	VI_030/060	0	0	Dựa trên kết quả PLT
13	T-HMPST1	VI_030/050/060	55	0	Dựa trên kết quả PLT
14	T-HSP	VI_030	1	1	Dựa trên kết quả PLT
15	T-HTP	VI_030	20	0	Dựa trên kết quả PLT
16	T-HBP	VI_020	0	0	Đóng góp dòng không rõ ràng dựa trên kết quả thử giếng
17	T-HBOP	VI_020	0	0	Đóng góp dòng không rõ ràng dựa trên kết quả thử giếng
Tổng			2.066	1.974	

ULBH/ILBH5.1. Các vỉa chứa tiềm năng, kể cả các vỉa rất mỏng, đã được đề xuất để sản mở vỉa bổ sung. Ưu tiên hàng đầu là các giếng đang khai thác có hàm lượng nước (WCT) từ 90% trở lên, được đề xuất sản vỉa bổ sung cho các vỉa thuộc tập ULHB/ILBH5.1. Các giếng này đã được đưa vào chiến dịch sản vỉa bổ sung giai đoạn 2019 - 2023 (Bảng 2).

Cách tiếp cận sử dụng AI dự đoán khoảng mở vỉa trong điều kiện dữ liệu địa vật lý giếng khoan hạn chế đã chứng minh hiệu quả: việc sản các tập vỉa ULBH & ILBH5.1, vốn thiếu dữ liệu địa vật lý giếng khoan, đã giúp gia tăng đáng kể lưu lượng khai thác của giếng (Bảng 3).

4. Kết luận

Nghiên cứu này ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là phương pháp học máy, để dự báo các thông số địa vật lý giếng khoan trong điều kiện thiếu hụt dữ liệu. Bằng cách tận dụng dữ liệu sẵn có từ quá trình khoan (gamma

ray, điện trở suất), kết hợp với phân tích khí thành phần (mudlog, gas chromatography), mô hình đã cung cấp dự đoán có độ chính xác cao về độ rỗng và tính chất chất lưu của vỉa chứa, từ đó hỗ trợ quá trình ra quyết định lựa chọn khoảng sản mở vỉa tối ưu.

Kết quả áp dụng tại mỏ Tê Giác Trắng cho thấy phương pháp này không chỉ giúp xác định chính xác các vỉa chứa tiềm năng mà còn tối ưu hóa chiến dịch sản vỉa, gia tăng sản lượng khai thác. Việc ứng dụng học máy cũng giúp giảm thiểu rủi ro, tiết kiệm đáng kể chi phí đo đạc địa vật lý giếng khoan truyền thống, đồng thời đảm bảo hiệu quả kinh tế trong quá trình vận hành khai thác mỏ.

Tài liệu tham khảo

[1] Pierre Berger, *Detecting hydrocarbons in low resistivity environments*. Schlumberger, 1992.
 [2] Djebbar Tiab and Erle C. Donaldson, *Petrophysics: Theory and practice of measuring reservoir rock and*

fluid transport properties (2nd edition). Gulf Professional Publishing, 2012.

[3] Tarek Ahmed and Paul D. McKinney, *Advanced reservoir engineering*. Gulf Professional Publishing, Houston, Texas, 2005.

[4] Hoang Long JOC, "Gross depositional environment for ULBH and 5.1 reservoirs Te Giac Trang field", 2022.

[5] Jef Caers, *Society of petroleum engineers. Petroleum Geostatistics*. 2005.

[6] Geoactive, "Interactive petrophysics help", 2024.

AI APPLICATION FOR PERFORATION INTERVAL PREDICTION UNDER LIMITED WELL LOGGING DATA CONDITIONS AT TE GIAC TRANG FIELD

Dang Viet Long¹, Anthony Roche Joseph¹, Do Dinh Phan¹, George Hepler¹, Le Cong Trung¹, Bui Huu Phuoc^{1*}, Nguyen Thien Bao², Dinh Trong Huy², Ngo Khanh Xa², Nguyen Hai An², Tran Van Lam², Nguyen Duy Hung²

¹Hoang Long Joint Operating Company (Hoang Long JOC)

²Petrovietnam Exploration Production Corporation (PVEP)

Email: bhphuoc@hlhvjoc.com.vn

Summary

The development of Te Giac Trang field is facing major challenges due to the lack of well logging data in several potential reservoir intervals such as ULBH/ILBH5.1, which has affected the accuracy of reserve estimation and field development strategy optimization.

To address this issue, the authors applied Artificial Intelligence (AI) through Machine Learning (ML) techniques to predict critical well logging curves, specifically Neutron Porosity (NEU) and Bulk Density (RHOB), based on Gamma Ray (GR) and Resistivity (RD) data. The model training and validation process was rigorously performed using the blind well test method, achieving a reliability of up to 70% at perforated intervals. The study also integrated gas composition data analysis to determine reservoir fluid properties, thereby supporting optimal perforation interval selection.

Field application results at Te Giac Trang field demonstrate that this methodology accurately identified potential oil-bearing zones, contributing to a significant increase in production with optimized costs. This research confirms that AI and machine learning applications can improve hydrocarbon recovery efficiency under limited data conditions, opening a new approach for oil field management and operations in Vietnam and worldwide.

Key words: AI, well logging, Te Giac Trang field.