





**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT**

**NGHIÊN CỨU DỰ BÁO TỐC ĐỘ CƠ HỌC KHOAN (ROP)
CHO CÁC GIẾNG KHOAN DẦU KHÍ MỎ CÁ TẦM**

BÁO CÁO VIÊN: Trương Văn Từ_HUMG

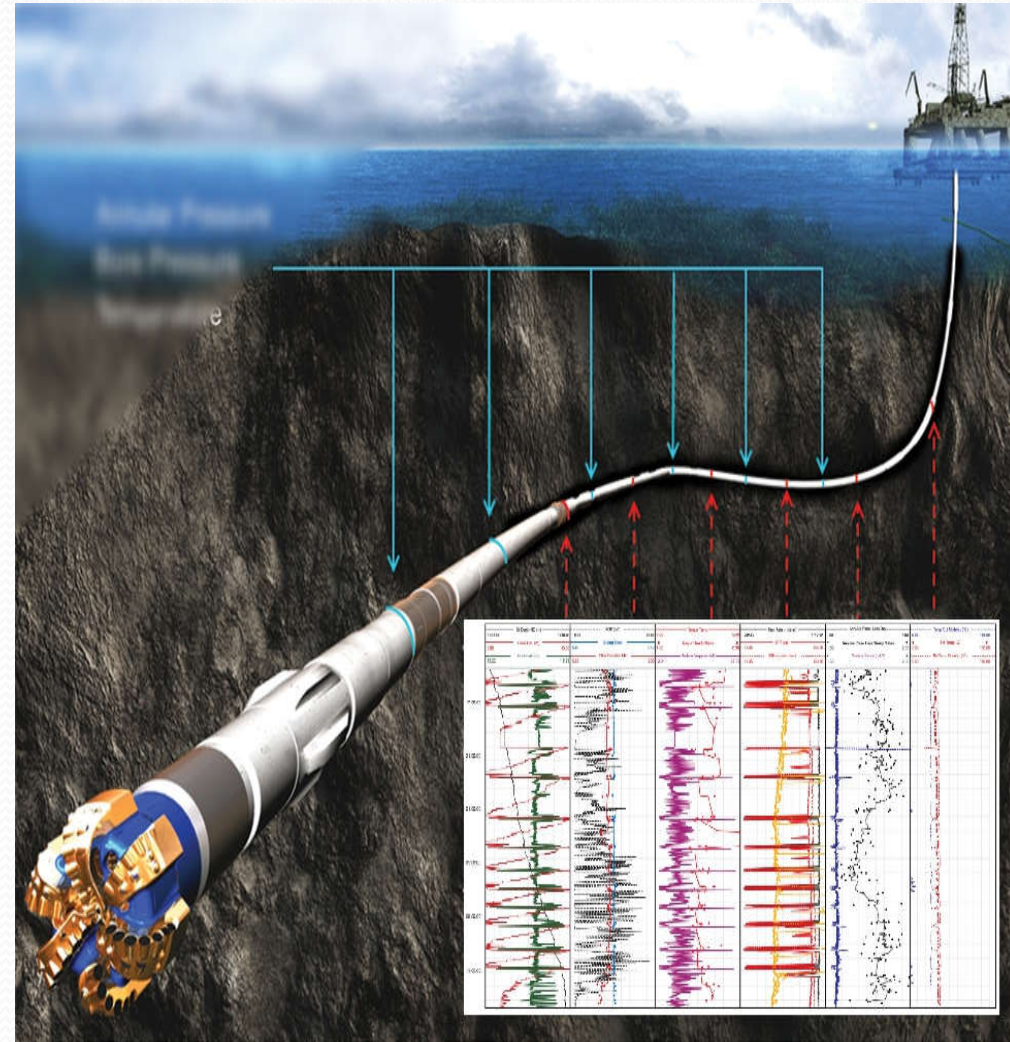
Hà Nội, 2025

VẤN ĐỀ & MỤC TIÊU

- Nâng cao tốc độ cơ học khoan (ROP) là mục tiêu trọng tâm của tối ưu hoá trong quá trình khoan;
- ROP phụ thuộc đồng thời nhiều thông số chế độ khoan kết hợp các tính chất cơ lý đất đá → quan hệ phi tuyến, tương tác phức tạp;
- Mục tiêu: Xây dựng mô hình dự báo ROP chính xác từ toàn bộ thông số chế độ khoan để đề xuất bộ thông số tối ưu.

DỮ LIỆU ĐO TRỰC TIẾP (REAL TIME DRILLING DATA)

- Nguồn dữ liệu quan trọng để phân tích & dự báo ROP theo thời gian thực;
- Thông số tiêu biểu: WOB, RPM, Torque, SPP, Flow rate...;
- Giúp tối ưu quy trình khoan, giảm rủi ro và chi phí vận hành.



MÔ HÌNH BOURGOYNE

- Phương trình Bourgoyne và Young (1974), thường được gọi tắt là phương trình Bourgoyne, là một trong những mô hình kinh nghiệm (empirical model) phổ biến nhất được sử dụng để dự báo tốc độ cơ học khoan (ROP - Rate of Penetration) trong ngành dầu khí.

- Phương trình có dạng tổng quát như sau:

$$v = \exp \left(a_1 + \sum_{j=2}^8 a_j x_j \right)$$

$$\text{ROP} = K * F1 * F2 * F3 * F4 * F5 * F6 * F7 * F8$$

- Sử dụng hồi quy đa biến với 8 yếu tố để dự đoán ROP chính xác hơn;
- F1 - F8: Là các hàm số (thường là hàm mũ) đại diện cho ảnh hưởng của các yếu tố khác nhau lên ROP. K: Hằng số hiệu chỉnh (khi các hệ số $F_i = 1$), phụ thuộc vào đơn vị và điều kiện cơ bản.

MÔ HÌNH MAURER

- Mô hình Maurer (1962) là một trong những mô hình kinh nghiệm đầu tiên và đơn giản nhất để dự báo Tốc độ cơ học khoan (ROP). Mô hình này tập trung vào mối quan hệ giữa ROP với trọng lượng lên mũi khoan (W) và tốc độ quay (N);
- Phương trình của Maurer có dạng:
$$R = k \frac{NW^2}{D^2S^2}$$
- Trong đó:
 - R: Tốc độ cơ học khoan, ft/h;
 - k: Hằng số thực nghiệm;
 - N: Tốc độ quay chòong, vòng/phút;
 - W: Tải trọng lên chòong, kLbs;
 - D: Đường kính chòong, ft;
 - S: Độ bền nén của đá Lbs/ft².
- Maurer giả định rằng ROP tỷ lệ thuận với công suất ở mũi khoan, và công suất này liên quan đến W và N.

MÔ HÌNH BINGHAM

- ✓ Mô hình Bingham (1965) là một sự mở rộng của mô hình Maurer, bổ sung thêm hệ số tải trọng lên chòong;

$$ROP = k \left(\frac{WOB}{d_b} \right)^{a_5} RPM$$

- ✓ Trong đó:
 - ROP: Tốc độ cơ học khoan, ft/h;
 - k: Hằng số thực nghiệm;
 - RPM: Tốc độ quay chòong, vòng/phút;
 - WOB: Tải trọng lên chòong, kLbs;
 - db: Đường kính chòong, ft;
 - a5: Hệ số tải trọng lên chòong;
- ✓ Mô hình Bingham giúp tối ưu hóa quy trình khoan bằng cách điều chỉnh các yếu tố ảnh hưởng đến ROP.

HẠN CHẾ MÔ HÌNH THỰC NGHIỆM TRUYỀN THỐNG

Bourgoyne

Maurer

Bingham

- Phụ thuộc mạnh vào các hằng số thực nghiệm → sai lệch lớn, khó chuyển giao giữa khu vực;
- Cần nhiều thông số chuyên biệt (độ bền nén đá, mài mòn răng choòng, làm sạch đáy giếng...) khó thu thập đầy đủ trong vận hành;
- Khó xử lý dữ liệu đa chiều, phi tuyến và nhiễu cao.

AI/ML DỰ BÁO ROP: LỢI THẾ & NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

- ML/AI học quan hệ phi tuyến từ dữ liệu đo trực tiếp → dự báo ROP chính xác hơn theo thời gian thực;
- Khai thác tốt dữ liệu đa chiều và có nhiễu; hỗ trợ đề xuất chế độ khoan tối ưu;
- Thuật toán thường dùng: RF, ANN, ANFIS...

NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

➤ Soares & Gray (2019);

So sánh mô hình phân tích vs ML (RF/SVM/ANN). RF cho kết quả tốt nhất trong nhóm ML.

➤ Elkatatny (2020);

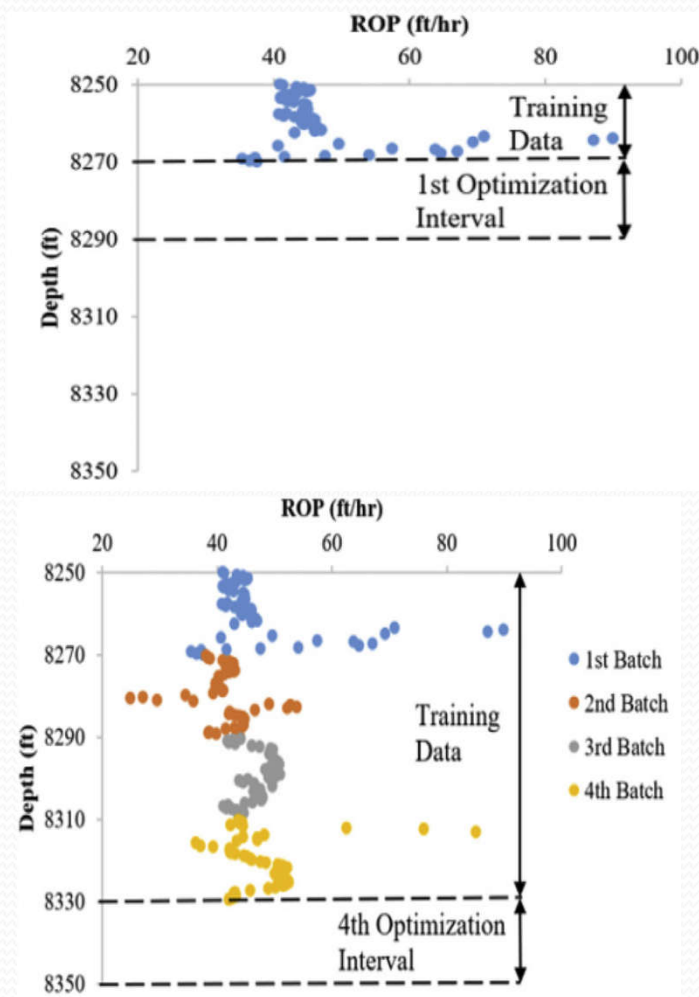
ANN/ANFIS/SVM cho tầng phức tạp; lần đầu đưa tham số thiết kế mũi khoan PDC vào đầu vào.

➤ Olaosebikan et al. (2023);

So sánh 7 thuật toán hồi quy (ensemble). Stacking/Voting thường đạt hiệu suất cao.

NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

- Cesar Soares và Kenneth Gray, 2019: So sánh hiệu suất dự báo ROP trong thời gian thực giữa các mô hình phân tích truyền thống (Bingham, Bourgoyne & Young, Hareland & Rampersad, Motahhari) và các mô hình học máy (RF, SVM, ANN);



Phương pháp/Mô hình

So sánh các mô hình phân tích với **Random Forests (RF)**, Support Vector Machines (SVM) và Artificial Neural Networks (ANN).

Tham số Đầu vào

Các tham số cốt lõi: Độ sâu (Depth), WOB, RPM, và Lưu lượng (Flow rate).

Kết quả Thu được

- **Random Forests** là mô hình học máy tốt nhất. - RF đạt Lỗi tuyệt đối trung bình (Absolute Error) là **10.29%** và Norm. RMSE là **12.58%**. - **Mô hình Bourgoyne và Young sửa đổi** (tốt nhất trong nhóm phân tích) đạt Lỗi tuyệt đối trung bình là **28.49%** và Norm. RMSE là **29.90%**.

Kết quả về Học liên tục (Continuous Learning)

Khi sử dụng các khoảng huấn luyện lại 30 ft, mô hình **Random Forests** được chọn là mô hình tốt nhất bởi cross-validation (CV) theo lỗi tuyệt đối trung bình trong **85.81%** các trường hợp.

NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

- ❖ Elkatatny, 2020: Phát triển mô hình dự báo ROP mới cho các tầng phức tạp sử dụng ANN, ANFIS, và SVM, đồng thời lần đầu tiên đưa các tham số thiết kế chòong PDC vào làm đầu vào.

Phương pháp/Mô hình

So sánh 3 kỹ thuật AI: ANN, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), và Support Vector Machine (SVM).

Tham số Đầu vào

11 tham số: WOB, SPP, RPM, GPM, MWin, T, GR, **thiết kế mũi khoan (3 mã code)**, và Tổng diện tích dòng chảy (TFA).

Kết quả Thu được

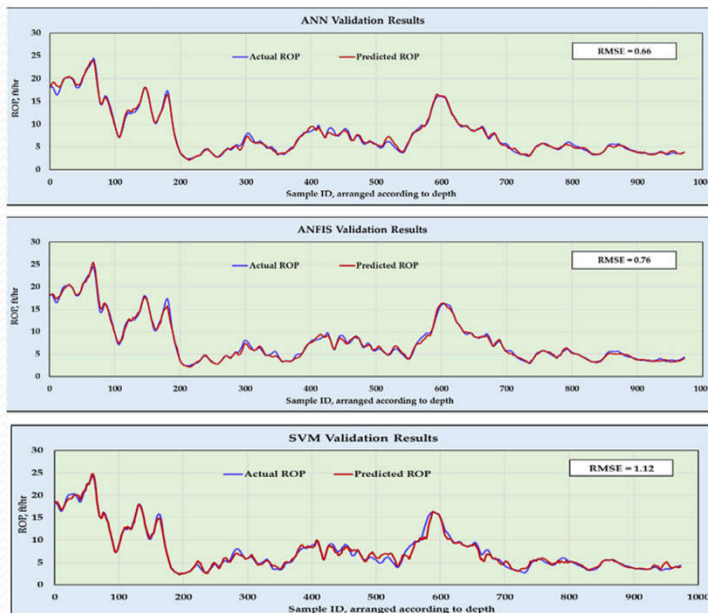
ANN vượt trội hơn SVM và ANFIS trong việc dự đoán dữ liệu chưa thấy (unseen data).

Hiệu suất chi tiết (RMSE)

- **ANN tối ưu:** RMSE huấn luyện = 0.363; RMSE kiểm tra = 0.552. - **ANFIS tối ưu:** RMSE huấn luyện = 0.425; RMSE kiểm tra = 0.446. - **SVM tối ưu:** RMSE huấn luyện = 0.006 (rất nhỏ); RMSE kiểm tra = 0.718. - **Trên dữ liệu xác thực (Well B):** Mô hình ROP-ANN dự đoán ROP với RMSE < 0.66.

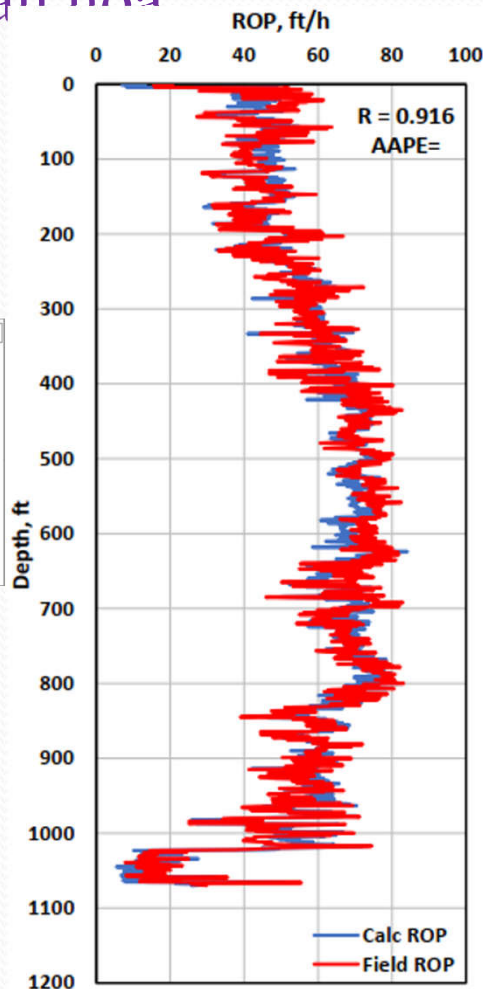
Công thức Thực nghiệm

Công thức thực nghiệm ROP mới được phát triển từ trọng số và độ lệch của mô hình ANN tối ưu. Công thức này có khả năng dự đoán ROP với **RMSE 0.66** và có thể được sử dụng trực tiếp tại giàn khoan mà không cần phần mềm chuyên dụng.



NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

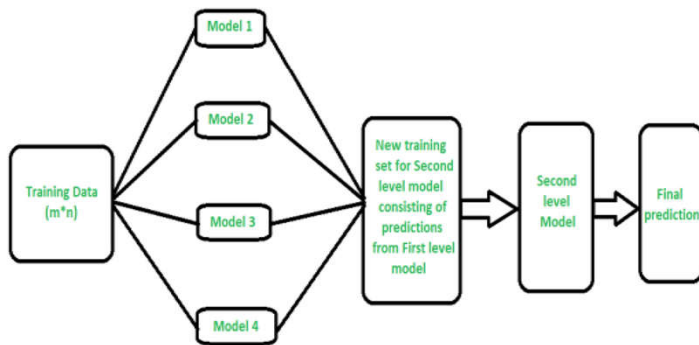
- Salaheldin Elkatatny và nnk, 2020: Phát triển một mô hình ANN thời gian thực mới để dự đoán ROP, bao gồm các thông số khoan và cường độ nén tạo thành thay đổi, đồng thời rút ra một công thức thực nghiệm đơn giản hóa



Dữ liệu	Dữ liệu thực địa (4525 điểm) từ ba giếng khoan thẳng đứng trên bờ (Well A, B, C) trong cùng một tầng carbonate. Well A được dùng để huấn luyện và kiểm tra (tỷ lệ 70/30).
Tham số Đầu vào	6 tham số: ROP (cho việc so sánh), Lưu lượng (Q - gpm), Tốc độ quay cần khoan (RPM), Áp suất cột đứng (SPP), Mô-men xoắn (T - Klbf-ft), Tải trọng lên chòong (WOB - Klbf), và Cường độ nén không giới hạn của đá (UCS - psi). (UCS được đưa vào như một log liên tục).
Kết quả Thu được	Độ chính xác cao: Mô hình ANN dự đoán ROP với hệ số tương quan (R) là 0.94 và lỗi phần trăm tuyệt đối trung bình (AAPE) là 8.6% .
Hiệu suất chi tiết	- Huấn luyện (Well A): R = 0.92; AAPE = 9.85%. - Kiểm tra (Well A): R = 0.92; AAPE = 9.02%. - Xác thực (Well B): R = 0.95; AAPE = 7.4%. - Xác thực (Well C): R = 0.94; AAPE = 8.7%.
So sánh với Mô hình Truyền thống	Công thức ROP thực nghiệm mới (dựa trên trọng số và độ lệch của mô hình ANN) đạt R = 0.94 và AAPE = 8.72% trên dữ liệu Well C. Nó vượt trội hơn hẳn bốn mô hình hiện có: Maurer (R=0.72, AAPE=22.41%), Bingham (R=0.87, AAPE=21.27%), Bourgoyne & Young (R=0.89, AAPE=17.07%), và Al-Abduljabbar et al. (R=0.91, AAPE=10.83%).

NGHIÊN CỨU TIÊU BIỂU

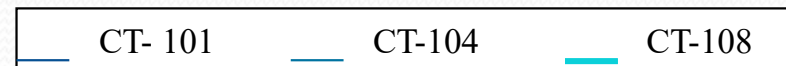
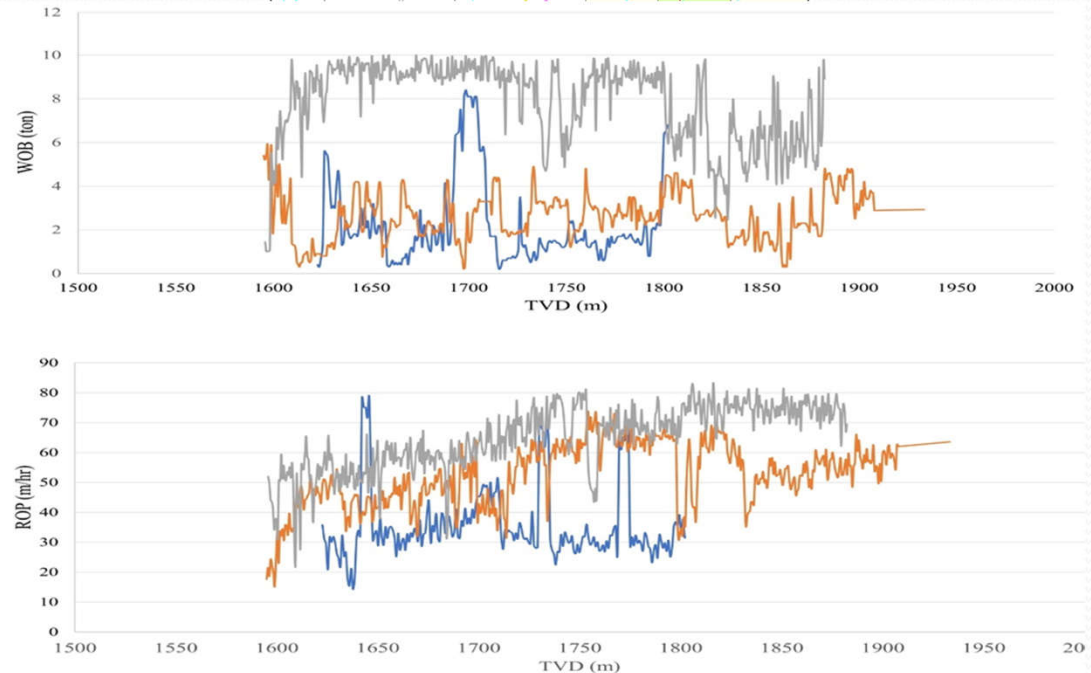
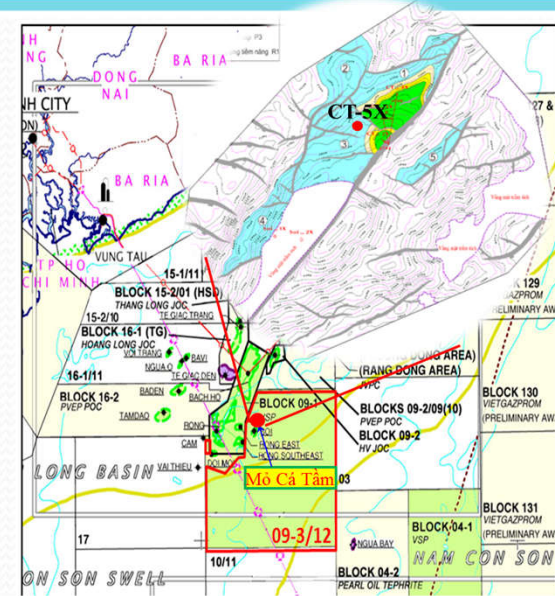
- Olaosebikan và nnk, 2023: So sánh khả năng dự đoán ROP của bảy thuật toán hồi quy ML, bao gồm các kỹ thuật ensemble, sử dụng dữ liệu từ một giếng dầu ở Nigeria.



Phương pháp/Mô hình	So sánh 7 thuật toán hồi quy: Support Vector Machine Regression (SVR), Random Forest (RF), Linear Regression (LR), K-Nearest Neighbors (KNN), Kỹ thuật Stacking, Kỹ thuật Voting, và Convolutional Neural Network (CNN).
Dữ liệu và Đầu vào	Dữ liệu từ một giếng dầu ở Nigeria. Dữ liệu được chia tỷ lệ 60:40 cho huấn luyện và kiểm tra.
Kết quả Thu được	Kỹ thuật Stacking cho hiệu suất tốt nhất: Độ chính xác R2 là 99.8% (huấn luyện) và 97.5% (kiểm tra).
Các mô hình khác	- Voting Technique: R2 là 93.6% (huấn luyện) và 92.6% (kiểm tra). - CNN: R2 là 92.4% (huấn luyện) và 92.8% (kiểm tra). - SVM: R2 là 0.971 (kiểm tra).

KHU VỰC & TẬP DỮ LIỆU NGHIÊN CỨU (MỎ CÁ TÀM)

- Giếng phân tích: CT-101, CT-104, CT-108 (tầng Miocen giữa);
- Đặc trưng ROP: CT-104 & CT-108 chủ yếu 40–80 m/h; CT-101 trung bình ~35 m/h và biến thiên phức tạp;
- Chia dữ liệu: 70% huấn luyện • 15% validation • 15% test (gộp cả 3 giếng) để tăng tính tổng quát.



XỬ LÝ SỐ LIỆU

❖ **Chính quy hóa số liệu (lọc nhiễu):** $X_{standard} = \frac{X - \text{mean}(X)}{\text{standard deviation}(X)}$

Trong đó: - Mean (X) - giá trị trung bình của tham số;

- Standard deviation (X) - độ lệch chuẩn của tham số.

Giá trị $X_{standard}$ được lựa chọn để xác định nhiễu trong bộ dữ liệu dựa trên như sau:

- Khi $X_{standard} < 2$ giá trị phù hợp để sử dụng;

- Khi $2 < X_{standard} < 3$ giá trị nghi ngờ, gây ảnh hưởng tới kết quả đào tạo xây dựng mô hình;

- Khi $X_{standard} > 3$ tương ứng giá trị nhiễu cần loại bỏ.

❖ **Chuẩn hoá dữ liệu (Tiêu chuẩn hóa dữ liệu):** $X_{Normalize} = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$

Trong đó: - $X_{Normalize}$ - Giá trị chuẩn hoá;

- X - Giá trị thực;

- min (X) - Giá trị nhỏ nhất;

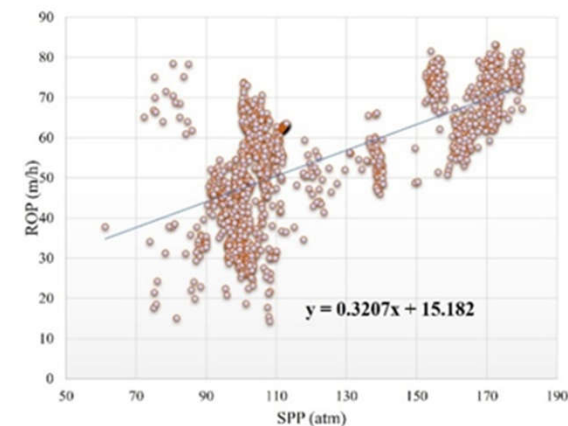
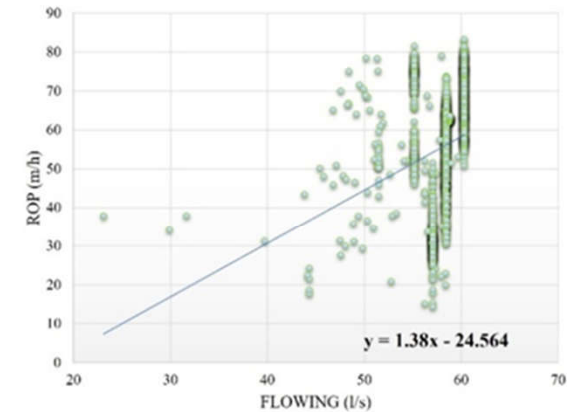
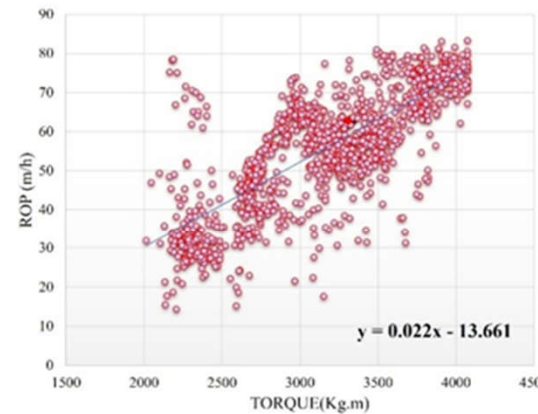
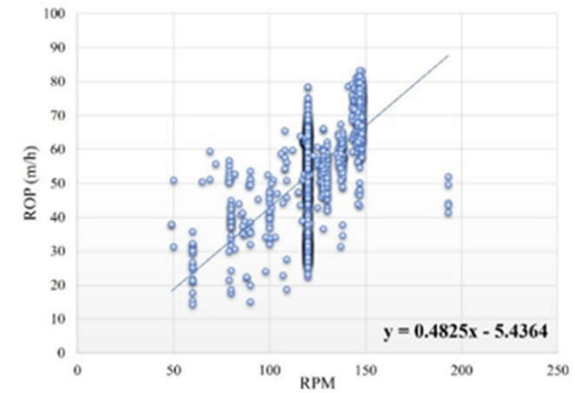
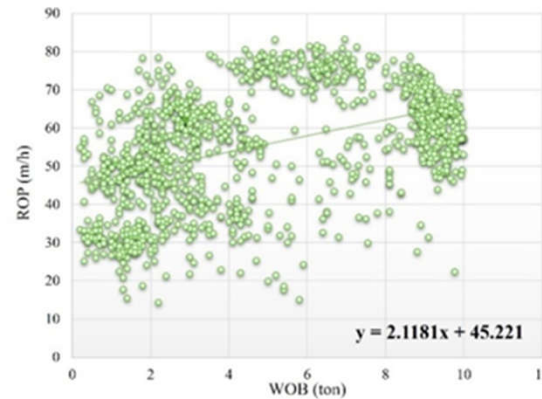
- max (X) - Giá trị lớn nhất.

NHẬN XÉT DỮ LIỆU

Các thông số		Giếng CT- 101	Giếng CT- 104	Giếng CT - 108
Tổng số điểm đo		201	520	499
TVD (m)	Bắt đầu	1594.1	1595.04	1595.77
	Kết thúc	1833.5	1933.23	1882.33
ROP(m/hr)	Giá trị nhỏ nhất	78.47	73.84	83.26
	Giá trị lớn nhất	14.29	15.12	22.41
	Giá trị trung bình	35.52	53.25	65.15
	Độ lệch chuẩn	11.91	10.57	10.65
WOB (ton)	Giá trị nhỏ nhất	8.4	5.9	9.99
	Giá trị lớn nhất	0.2	0.2	1.01
	Giá trị trung bình	2.2	2.66	7.85
	Độ lệch chuẩn	1.9	1.05	1.86
RPM(revs/mm)	Giá trị nhỏ nhất	130	130	193
	Giá trị lớn nhất	60	79	49
	Giá trị trung bình	115.25	116.02	139.89
	Độ lệch chuẩn	17.57	11.45	16.94
TQR(kg.m)	Giá trị nhỏ nhất	2782.56	3474.12	4074.78
	Giá trị lớn nhất	2014.5	2554.08	3057.02
	Giá trị trung bình	2329.67	2969.34	3635.3
	Độ lệch chuẩn	118.87	230.02	252.43
FR (l/s)	Giá trị nhỏ nhất	57.07	58.83	60.31
	Giá trị lớn nhất	46.79	44.33	23.12
	Giá trị trung bình	56.3	58.32	57.86
	Độ lệch chuẩn	2.26	1.29	4.11
SPP (atm)	Giá trị nhỏ nhất	110.1	112.92	180.1
	Giá trị lớn nhất	72.31	75.04	61.2
	Giá trị trung bình	98.69	102.42	158.6
	Độ lệch chuẩn	7.04	6.71	18.48

NHẬN XÉT DỮ LIỆU

- Các hệ số tương quan R giữa các thông số chế độ khoan và tốc độ cơ học khoan đều khá nhỏ ($<0,3$);
- Điều này cho thấy không có thông số đơn lẻ nào thực sự nổi trội hay mang tính quyết định đến tốc độ khoan cơ học;
- Do đó, chúng hoàn toàn có thể dùng làm tập biến đầu vào (features) để huấn luyện mô hình ANN nhằm nâng cao khả năng dự báo.



ĐÁNH GIÁ MÔ HÌNH

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_{given\ i} - y_{Predicted\ i})^2}{\sum_{i=1}^N (y_{given\ i} - \bar{y}_{given\ i})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{given\ i} - y_{Predicted\ i})^2}$$

Trong đó:

y_{given} : là giá trị thực tế của mẫu thứ i ;

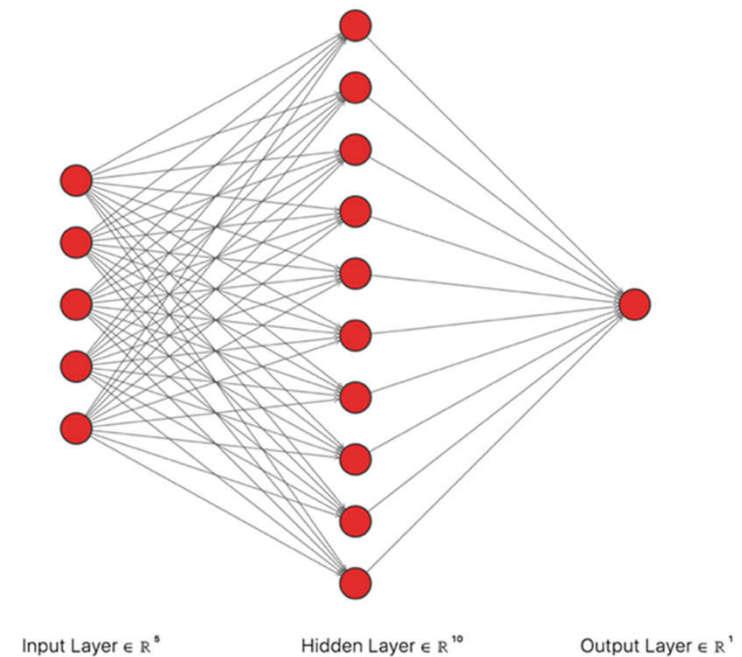
$y_{Predicted}$: là giá trị dự đoán của mẫu thứ i ;

$\bar{y}_{given}$: là giá trị trung bình của tất cả các giá trị thực tế

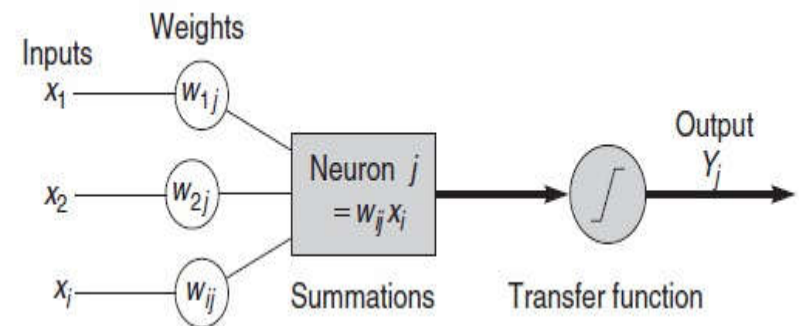
N : Tổng số điểm dữ liệu.

THUẬT TOÁN MẠNG NƠI RON NHÂN TẠO (ANN)

- Input layer: Nhận dữ liệu đầu vào (WOB, RPM, Torque, SPP, Flow rate...);
- Hidden layer: Xử lý và học mối liên hệ giữa các thông số;
- Output layer: Trả về dự báo về tốc độ cơ học khoan (ROP)
- Cách hoạt động đơn giản:
 - ✓ Dữ liệu đầu vào → nhân với trọng số (Weights);
 - ✓ Tổng hợp lại → đưa qua hàm kích hoạt (sigmoid; trainlm; tan-hyperbol; ReLU);
 - ✓ Cho ra kết quả đầu ra → tốc độ cơ học khoan.



Cấu trúc cơ bản của mạng ANN



Quá trình ánh xạ cơ bản của mạng ANN

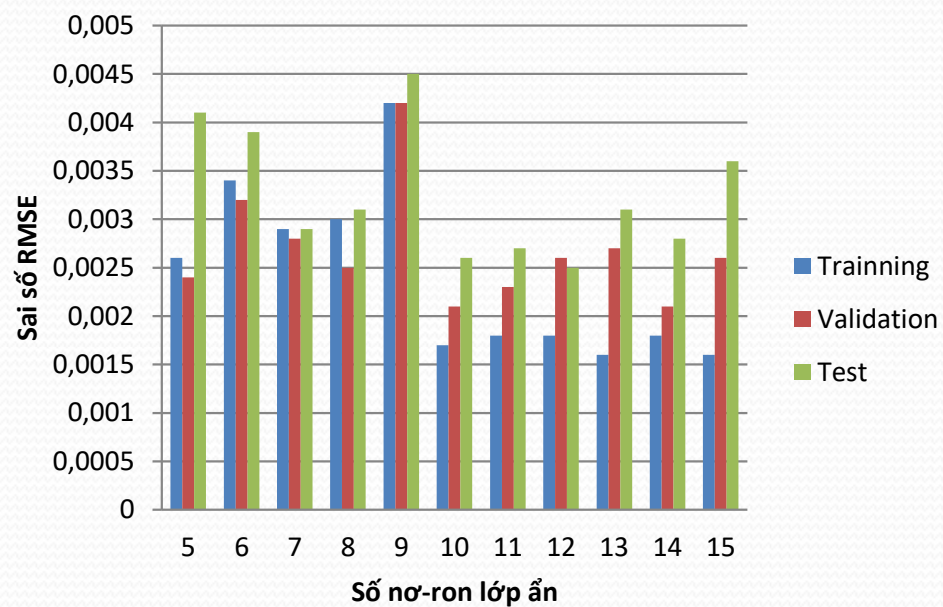
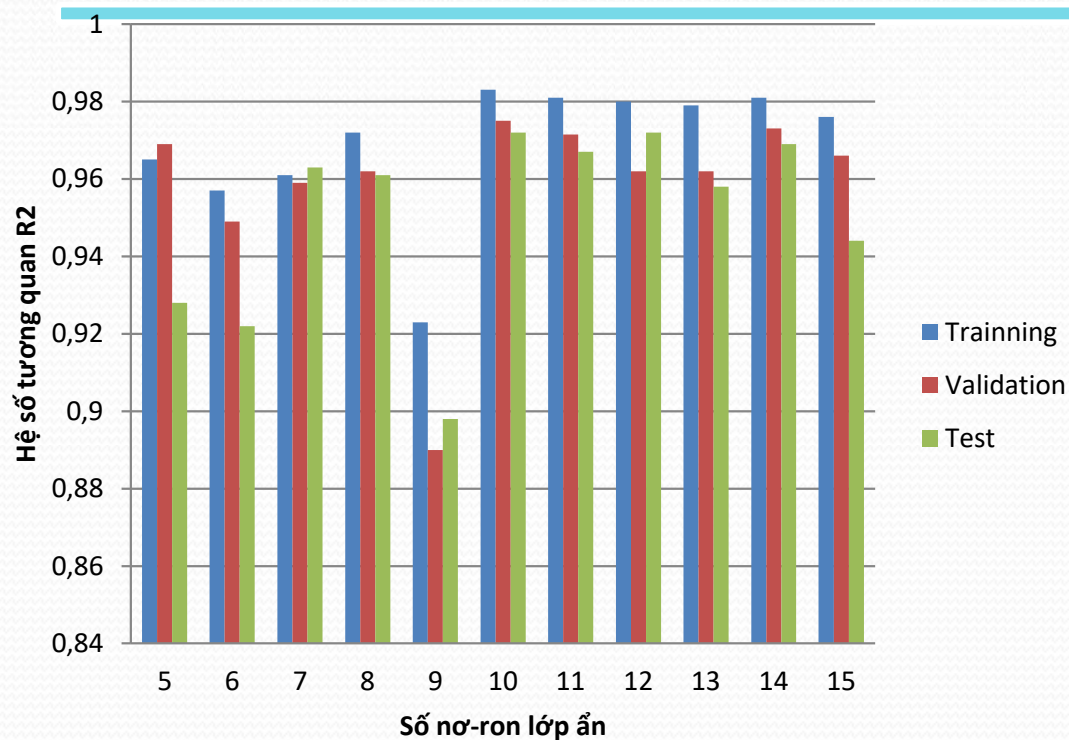
HÀM KÍCH HOẠT (HÀM TRUYỀN)

HÀM	MÔ TẢ
Traingd	Gradient descent cơ bản. Đáp ứng chậm, được sử dụng trong chế độ incremental.
Traingdm	Gradient descent có quán tính. Thường nhanh hơn traingd, có thể sử dụng trong chế độ nấc.
Traingdx	Tốc độ học thay đổi. Huấn luyện nhanh hơn traingd nhưng chỉ có thể sử dụng trong chế độ batch.
Trainrp	Resilient backpropagation. Đây là thuật toán huấn luyện chế độ batch đơn giản có hội tụ nhanh và ít tốn bộ nhớ.
Traincgf	Thuật toán conjugate gradient fletcher reeves. Yêu cầu bộ nhớ trong các thuật toán conjugate gradient.
Traincgp	Thuật toán conjugate polka-ribiere. Yêu cầu bộ nhớ lớn hơn traincgf, tốc độ hội tụ nhanh hơn.
Trainscg	Thuật toán scaled conjugate gradient. Đây là thuật toán conjugate gradient duy nhất không yêu cầu định hướng tìm.
Trainbfg	Thuật toán quasi-newton bfgs. Yêu cầu lưu trữ ma trận hessian và có nhiều phép tính hơn các thuật toán conjugate gradient trong mỗi vòng lặp, nhưng thường hội tụ sau vài phép lặp.
Trainoss	Phương pháp one step secant. Đây là phương pháp kết hợp giữa phương pháp conjugate gradient và phương pháp quasi-newton.
Trainlm	Thuật toán leveneg-marquardt. Thuật toán huấn luyện nhanh đối với mạng có kích thước vừa phải, có tính chất giảm bộ nhớ khi tập huấn luyện lớn.
Trainbr	Thuật toán chuẩn tổng quát hóa Bayesian. Là giải thuật huấn luyện levenberg-marquardt được sửa đổi tạo ra mạng tốt hơn, giảm sự phức tạp để mạng hội tụ.

MÔ HÌNH ANN ĐỀ XUẤT & KẾT QUẢ

Số nơ-ron lớp ẩn	Training data		Validation data		Test data	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
5	0.965	0.0026	0.969	0.0024	0.928	0.0041
6	0.957	0.0034	0.949	0.0032	0.922	0.0039
7	0.961	0.0029	0.959	0.0028	0.963	0.0029
8	0.972	0.003	0.962	0.0025	0.961	0.0031
9	0.923	0.0042	0.89	0.0042	0.898	0.0045
10	0.983	0.0017	0.975	0.0021	0.972	0.0026
11	0.981	0.0018	0.9715	0.0023	0.967	0.0027
12	0.98	0.0018	0.962	0.0026	0.972	0.0025
13	0.979	0.0016	0.962	0.0027	0.958	0.0031
14	0.981	0.0018	0.973	0.0021	0.969	0.0028
15	0.976	0.0016	0.966	0.0026	0.944	0.0036

MÔ HÌNH ANN ĐỀ XUẤT & KẾT QUẢ



MÔ HÌNH ANN ĐỀ XUẤT & KẾT QUẢ

$$ROP = A_2 \left(\frac{2}{1 + \exp(-2(A_1 X + b_1))} - 1 \right) + b_2$$

$$ROP = \left[\sum_{i=1}^5 W_{2,i} \left(\frac{2}{1 + \exp(-2(WOB.W_{1i,1} + RPM.W_{1i,2} + TQ.W_{1i,3} + FR.W_{1i,4} + SPP.W_{1i,5}))} - 1 \right) \right] + b_2 \quad (5)$$

Trong đó:

$A_1(w_1, i)$ là vector trọng số kết nối giữa các nơ-ron lớp đầu vào (input) và các nơ-ron lớp ẩn;

$A_2(w_2, i)$ vector trọng số kết nối giữa các nơ-ron lớp ẩn và nơ-ron đầu ra (output);

b_1 là vector độ lệch bias cho lớp đầu vào;

b_2 là độ lệch bias cho nơ-ron lớp đầu ra;

MÔ HÌNH ANN ĐỀ XUẤT & KẾT QUẢ

Các nơ-ron lớp ẩn	Trọng số kết nối giữa các nơ-ron lớp đầu vào và các nơ-ron lớp ẩn (W_1)					Trọng số kết nối giữa các nơ-ron lớp ẩn và nơ-ron đầu ra (W_2)	Độ lệch lớp đầu vào (b_1)	Độ lệch lớp đầu ra (b_2)
1	0.7161	-0.0866	1.0115	-0.1376	-2.9897	-1.0573	-0.8054	0.6386
2	1.3911	0.5492	0.8693	-0.8570	-1.9818	1.0202	-0.2127	
3	0.7570	0.0818	0.5490	2.2239	-0.3530	0.5152	-0.9708	
4	-0.1071	0.5492	-2.8652	-0.0815	2.6280	0.5613	-1.0093	
5	0.4409	-1.2135	-0.7078	0.8399	-2.0588	0.6431	-0.7340	
6	-0.9626	0.8850	0.0818	-0.4595	0.1021	1.4752	-0.6140	
7	3.0716	-1.4860	0.5492	1.4492	-1.8357	0.5445	2.4670	
8	1.3368	1.2126	-1.2135	-2.5941	0.3890	-0.3441	1.5236	
9	0.5281	-1.2196	0.8850	1.7972	-0.4437	-1.0821	1.3194	
10	0.4762	-1.7115	0.0818	1.8543	-3.3599	0.4758	2.2845	

MÔ HÌNH ANN ĐỀ XUẤT & KẾT QUẢ

$$ROP = a_1 \text{ WOB} + a_2 \text{ RPM} + a_3 \text{ TQ} + a_4 \text{ FR} + a_5 \text{ SPP} + b.$$

Trong đó: a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 và b – là các hệ số thực nghiệm xây dựng được từ bộ tài liệu thông số chế độ khoan 3 giếng với: $a_1 = -1.15743$; $a_2 = 0.178066$; $a_3 = 0.019056$; $a_4 = 0.351704$; $a_5 = 0.064732$; $b = -50.1241$.



	Giếng A		Giếng B		Giếng C	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
ROP_ANN	0.95	0.43	0.97	0.34	0.98	0.29
ROP_Hồi quy	0.41	1.23	0.35	2.12	0.29	2.89

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

- Mạng nơron nhân tạo (ANN) dự báo ROP với độ chính xác cao ($\approx 95\%$) khi áp dụng cho các giếng tại mỏ Cá Tầm;
- Mô hình ANN dùng thuật toán kết hợp trainlm với 10 nơron lớp ẩn cho kết quả tốt hơn các mô hình khác trên bộ dữ liệu nghiên cứu;
- Để nâng cao độ chính xác, cần bổ sung dữ liệu cơ lý đất đá và cập nhật dữ liệu huấn luyện từ các giếng mới;
- Kiến nghị sử dụng kết quả nghiên cứu như một phương pháp dự báo ROP và tối ưu thông số khoan cho các giếng tại mỏ Cá Tầm.