

Bài báo khoa học

Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để tối ưu hoá thông số chế độ khoan cho các giếng khoan đan dày tại bể Cửu Long

Nguyễn Tiên Hùng^{1,*}, Nguyễn Văn Thịnh¹, Nguyễn Thế Vinh¹, Vũ Hồng Dương¹

¹Khoa Dầu khí, Trường Đại học Mỏ – Địa chất; nguyentienhung.dk@humg.edu.vn; nguyenvanthinh@humg.edu.vn; nguyenthevinh@humg.edu.vn; vuhongduong@humg.edu.vn

*Tác giả liên hệ: nguyentienhung.dk@humg.edu.vn; Tel.: +84–916190686

Ban Biên tập nhận bài: 5/2/2022; Ngày phản biện xong: 14/3/2022; Ngày đăng bài: 25/4/2022

Tóm tắt: Tối ưu hoá thông số chế độ khoan là một nhiệm vụ quan trọng khi thi công giếng khoan, giúp nâng cao hiệu quả khoan, tiết kiệm thời gian, giảm giá thành và hạn chế các nguy cơ phức tạp sự cố giếng khoan. Các thông số chế độ khoan có ảnh hưởng trực tiếp đến tốc độ cơ học khoan, tuy nhiên do mối quan hệ phức tạp giữa chúng nên việc dự báo tốc độ cơ học khoan theo các phương pháp truyền thống thường gặp phải nhiều khó khăn. Vì vậy, để có thể đề xuất được các thông số chế độ khoan tối ưu, cần phải đưa ra được một phương pháp mới có thể dự báo tốc độ cơ học khoan với độ chính xác cao. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để thiết lập mối tương quan phức tạp giữa các thông số chế độ khoan và tốc độ cơ học khoan nhằm tối ưu hoá thông số chế độ khoan. Số liệu sử dụng để huấn luyện mạng ANN trong nghiên cứu này được lấy từ 03 giếng khoan đan dày tại bể Cửu Long, gồm 5 thông số đầu vào: tải trọng lên chòong, tốc độ quay chòong, mô men tại chòong, tổng tổn thất áp suất, lưu lượng bơm. Thông số đầu ra là tốc độ cơ học khoan. Kết quả nghiên cứu cho thấy, mô hình mạng ANN được lựa chọn cho kết quả dự báo tốc độ cơ học khoan có độ chính xác cao, có khả năng xác định được các bộ thông số chế độ khoan tối ưu cho từng khoảng khoan.

Từ khóa: Tối ưu hóa thông số chế độ khoan; Tốc độ cơ học khoan; Mạng nơ-ron nhân tạo; Bồn trữing Cửu Long.

1. Mở đầu

Khoan các giếng đan dày trong khai thác dầu khí là khoan bổ sung các giếng khoan mới vào hệ thống giếng khai thác đã có từ giai đoạn đầu phát triển mỏ dầu khí. Đây là một trong những giải pháp nâng cao khả năng thu hồi dầu cho một mỏ dầu khí ở giai đoạn cuối của quá trình phát triển mỏ. Về lý thuyết, quy trình công nghệ thi công các giếng khoan đan dày cơ bản không khác nhiều so với công nghệ khoan các giếng ban đầu trước đó. Tuy nhiên, khi quyết định phát triển các giếng khoan đan dày, phải tính toán đến hiệu quả kinh tế, xã hội trong bối cảnh các giếng khoan đan dày được thi công đơn lẻ (không theo chùm với số lượng lớn như ở giai đoạn đầu phát triển mỏ) và đối tượng vươn tới của các giếng khoan đan dày là các vỉa nhỏ, các vỉa bị cô lập. Do vậy, cần phải nghiên cứu lựa chọn công nghệ, thiết bị và vật liệu thi công phù hợp đảm bảo hiệu quả về mặt kinh tế (chí phí tiết kiệm nhất, thù hồi dầu được tối đa có thể) và hiệu quả về mặt xã hội (góp phần vào bảo đảm an ninh năng lượng, tạo công ăn việc làm cho người lao động, bảo vệ môi trường; tận dụng triệt để, tránh lãng phí cơ sở hạ tầng thiết bị). Mặt khác, yếu tố công nghệ-kỹ thuật cũng cần phải được xem xét khi quyết định thực hiện giếng khoan đan dày với lý do: thực tế khi thi công một số giếng khoan

đan dày tại bể Cửu Long ở các địa tầng quen thuộc, mặc dù trình độ công nhân và kỹ sư đã được hoàn thiện, công nghệ và thiết bị được cải thiện đáng kể so với giai đoạn trước, nhưng vẫn gặp rất nhiều hiện tượng phức tạp, sự cố (thậm chí phải huỷ giếng) [1–2]. Theo nhận định ban đầu, có thể thấy rằng các phức tạp, sự cố, thất bại này là do rất nhiều nguyên nhân đến từ chủ quan và khách quan. Một trong những nguyên nhân được đánh giá và tập trung nghiên cứu nhiều nhất là hiện tượng phá vỡ độ bền thành giếng (mất độ bền do ngấm nước, sét bám vào bộ dụng cụ khoan, sét chảy xệ và co thắt thân giếng trong các vỉa sét của tầng mioxen hạ; sập lở, sỏi lở của sét argilit), kẹt dính vi sai ở các tầng Miocene và Oligocene [1–2].

Việc nghiên cứu và tìm ra giải pháp phù hợp, nhằm nâng cao hiệu quả công tác khoan đan dày (infill) đối với các mỏ đang khai thác ở giai đoạn cuối thuộc bể Cửu Long là một thử thách lớn đối với những nhà khoa học làm trong lĩnh vực khoan khai thác dầu khí. Bài toán đặt ra ở đây là đi tìm lời giải cho mối liên hệ phức tạp giữa thông số chế độ khoan (tải trọng chiều trục, tốc độ quay của bộ dụng cụ khoan, lưu lượng nước rửa,...) và tốc độ cơ học khoan (ROP). Từ đó, tối ưu hoá thông số chế độ khoan nhằm cải thiện tốc độ cơ học khoan, rút ngắn thời gian khoan, giảm thiểu thời gian tiếp xúc giữa dung dịch khoan và đất đá chứa sét hoạt tính cao tại thành hệ, giảm nguy cơ phức tạp sự cố liên quan đến mất ổn định thành giếng.

Trước đây, để thiết lập mối tương quan giữa các thông số chế độ khoan và tốc độ cơ học khoan, người ta thường sử dụng các hàm thực nghiệm [3–4]. Tuy nhiên, các mô hình thực nghiệm bị giới hạn bởi phạm vi dữ liệu đã được sử dụng trong quá trình xây dựng mô hình và khó liên kết triệt để mối tương quan phức tạp giữa các thông số chế độ khoan và tốc độ cơ học khoan, dẫn đến các dự báo bằng các mô hình này trong điều kiện thực tế thường cho kết quả có độ chính xác không cao [4–7]. Để giải quyết những hạn chế này, nhóm tác giả đề xuất sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) nhằm thiết lập mối tương quan tốt hơn giữa các thông số chế độ khoan và tốc độ cơ học khoan để có thể dự báo tốc độ cơ học khoan với độ chính xác cao. Từ đó, tối ưu hoá thông số chế độ khoan nhằm nâng cao tốc độ cơ học khoan.

2. Xây dựng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) dự báo tốc độ cơ học khoan

Mạng nơ-ron nhân tạo (*Artificial Neural Network*–ANN) là mô hình xử lý thông tin được mô phỏng dựa trên hoạt động của hệ thống thần kinh của sinh vật, bao gồm số lượng lớn các nơ-ron được gắn kết để xử lý thông tin. ANN giống như bộ não con người, được học bởi kinh nghiệm (thông qua huấn luyện), có khả năng lưu giữ những kinh nghiệm hiểu biết (tri thức) và sử dụng những tri thức đó trong việc dự đoán các dữ liệu chưa biết (unseen data). ANN được xây dựng dựa trên những giả định sau:

- Thông tin xử lý tại nhiều phần tử đơn giản, gọi là các nơ-ron;
- Tín hiệu được truyền giữa các nơ-ron thông qua các kết nối;
- Mỗi kết nối có một trọng số, thông thường được nhân với tín hiệu truyền qua;
- Mỗi nơ-ron sử dụng một hàm kích hoạt để xác định tín hiệu đầu ra theo tổng các tín hiệu đầu vào.

Đặc điểm của mạng ANN là có khả năng giải quyết được những vấn đề phức tạp bằng cách làm sáng tỏ những mối quan hệ phi tuyến. Do vậy, mạng ANN đã được ứng dụng để giải quyết các vấn đề thực tế trong nhiều lĩnh vực: công nghệ thông tin, sinh học, quản lý, kinh tế, y tế,... khi mà các quan hệ giữa các yếu tố là phi tuyến.

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng mạng nơ-ron tiếp tục cung cấp (feed-forward) để dự báo tốc độ cơ học khoan dựa trên tài liệu đo ghi quá trình khoan của 03 giếng khoan đan dày RC9, BT-7, BH-57 tại bể Cửu Long. Dữ liệu huấn luyện bao gồm 05 tham số đầu vào: tải trọng lên chòong (WOB), tốc độ quay chòong (RPM), mô men tại chòong (TORQUE), tổng tổn thất áp suất (SPP), lưu lượng bơm (FLR); 01 thông số đầu ra: tốc độ cơ học khoan (ROP) [5–6, 8]. Bộ tài liệu khoan của 2 giếng RC9 và BH-57 được đưa vào

huấn luyện và xây dựng các mô hình ANN. Tài liệu khoan của giếng BT-7 được sử dụng để kiểm tra, đánh giá sai số ROP dự báo được từ các mô hình ANN.

Nhóm nghiên cứu sử dụng mạng ANN với thuật toán huấn luyện lan truyền ngược (*back-propagation*) [9] và hàm kích hoạt tagsig để dự báo vận tốc cơ học khoan từ bộ dữ liệu mẫu trên. Mạng nơ-ron này còn được gọi là mạng nơ-ron lan truyền ngược (*back-propagation neural network* BPNN). Để có được mô hình dự báo tốc độ cơ học khoan có độ chính xác cao, nhóm nghiên cứu đã căn cứ vào cấp đường kính chòong và tính chất cơ lý của đất đá để chia tập dữ liệu ra làm 5 phần. Tiếp đó, 5 phần dữ liệu này sẽ được huấn luyện để xây dựng 5 mô hình ANN khác nhau (Bảng 1).

Bảng 1. Số liệu khoan thực tế để xây dựng các mô hình ANN.

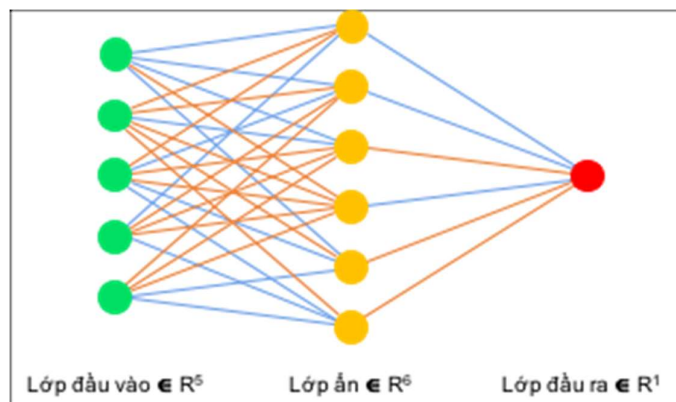
Tổng số mẫu		Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
		1000	600	1055	915	1446
ROP (m/h)	Giá trị nhỏ nhất	5,75	4,73	1,57	6,37	0,6
	Giá trị lớn nhất	127,65	65,48	66,33	34,88	32,33
	Độ lệch chuẩn	26,37	11,68	9,49	5,15	4,516
WOB (ton)	Giá trị trung bình	48,088	29,65	19,38	21,9	8,922
	Giá trị nhỏ nhất	1	2,03	2,03	1,72	3,5
	Giá trị lớn nhất	5,400	7,71	8,77	7,42	11,56
RPM (v/ph)	Giá trị trung bình	0,785	1,303	1,11	1,13	1,54
	Độ lệch chuẩn	1,870	4,421	5,13	3,76	6,298
	Giá trị nhỏ nhất	52	97	94	83	55
TQ (kg.m)	Giá trị lớn nhất	121	116	126	130	169
	Giá trị trung bình	24,032	2,787	5,34	1,85	14,887
	Độ lệch chuẩn	82,296	101,82	113,18	129,68	96,772
FLR (l/s)	Giá trị nhỏ nhất	20	1333	1670	1371,1	123,35
	Giá trị lớn nhất	1598	2016	2658	4440,7	5562,3
	Giá trị trung bình	520	151,76	259,64	518,07	1590,2
SPP (atm)	Độ lệch chuẩn	418,03	1632,1	2249,2	3448,1	3378
	Giá trị nhỏ nhất	43,320	50,15	19,90	13,08	15,82
	Giá trị lớn nhất	57,670	54,06	53,30	37,71	44,26
ROP (m/h)	Giá trị trung bình	2,467	0,505	1,76	2,54	4,17
	Độ lệch chuẩn	50,736	52,236	48,69	35,36	28,995
	Giá trị nhỏ nhất	57,4	167,9	118,70	88	94,1
ROP (m/h)	Giá trị lớn nhất	185,1	206,7	225,00	169,3	228,3
	Giá trị trung bình	22,16	11,116	6,18	12,69	36,781
	Độ lệch chuẩn	132,57	188,57	211,88	142,97	185,8

Trong đó: mô hình 1 (model 1) – đường kính chòong 16", khoan trong tầng Plioxen, Mioxen trên và giữa; mô hình 2 (model 2) – đường kính chòong 12-1/4" khoan trong tầng Mioxen giữa; mô hình 3 (model 3) – đường kính chòong 12-1/4" khoan trong tầng Mioxen dưới; mô hình 4 (model 4) – đường kính chòong 8-1/2" khoan trong tầng Mioxen dưới; mô hình 5 (model 5) – đường kính chòong 8-1/2" khoan trong tầng Oligoxen.

Bộ dữ liệu sử dụng được chia nhỏ với 70% lượng mẫu dùng để huấn luyện mạng, 15% dùng để kiểm tra (test) và 15% để xác nhận (validation). Trong trạng thái học, tập dữ liệu mẫu đưa vào mạng nơ-ron bao gồm cả giá trị đầu vào (inputs) (tải trọng lên chòong WOB (Tấn), lưu lượng dung dịch khoan FLR (l/s), tốc độ quay chòong RPM (v/ph), áp suất tại vòi phun thủy lực SPP (atm), mô men tại chòong TQ (m.kg)) lẫn giá trị đầu ra (output) (tốc độ cơ học khoan ROP (m/h)). Các dữ liệu được tính toán và cho ra kết quả đầu ra. Kết quả đầu ra của mạng nơ-ron sau một vòng lặp (cycle hoặc iteration) được so sánh với kết quả đầu ra thực tế có trong tập mẫu để rút ra sai số. Sai số này được lan truyền ngược trở lại các nơ-ron

đầu ra (output neurons) và nơ-ron ẩn để các nơ-ron này điều chỉnh lại các trọng số của mình (hình 1). Quá trình lan truyền theo hai chiều này được tiến hành nhiều lần, cho đến khi sai số đạt tới giá trị cực tiểu nhỏ hơn một giá trị cho phép nào đó, hoặc cho đến khi số vòng lặp đạt đến một giá trị định trước. Quá trình học của mạng nơ-ron lan truyền ngược (BPNN) trong nghiên cứu này có cấu trúc chung như sau:

1. Lớp đầu vào có 5 nơ-ron (WOB, FLR, RPM, SPP, TQ) và lớp đầu ra có 1 nơ-ron (ROP);
2. Hàm kích hoạt cho lớp ẩn là logsig và hàm kích hoạt cho lớp đầu ra là pureline;
3. Số nơ-ron trong lớp ẩn được thay đổi từ 10 đến 50 để tìm ra mô hình tối ưu.



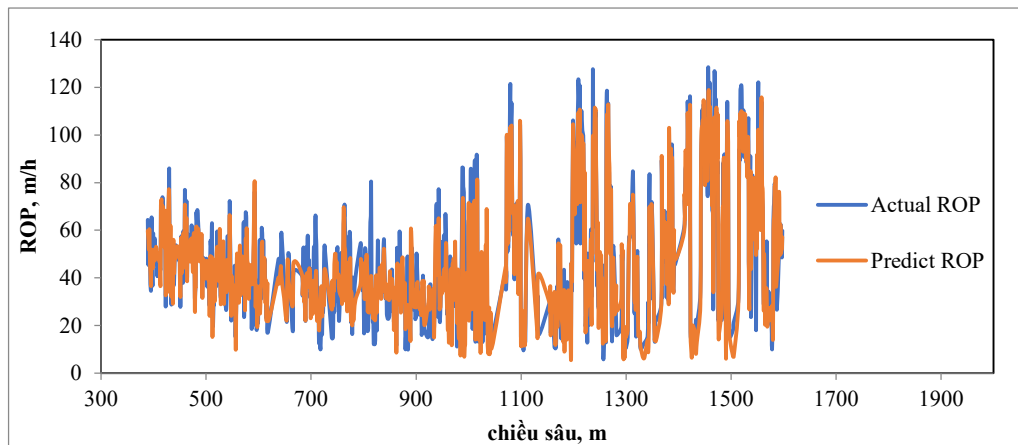
Hình 1. Mô hình biểu diễn cấu trúc mạng ANN.

Việc lựa chọn số lượng nơ-ron tối ưu trong lớp ẩn là hết sức quan trọng, sao cho kết quả dự báo từ ANN đạt được hệ số tương quan đủ tốt với tài liệu mẫu. Đồng thời số lượng nơ-ron cũng không nên sử dụng quá nhiều vì nó sẽ dẫn đến hiện tượng quá khớp (overfitting). Từ kết quả thu được khi chạy các mô hình ANN khác nhau (Bảng 2), khi so sánh hệ số tương quan R^2 và sai số MSE, nhóm tác giả quyết định sử dụng mô hình ANN với 40 nơ-ron ở lớp ẩn làm mô hình tối ưu để dự báo ROP.

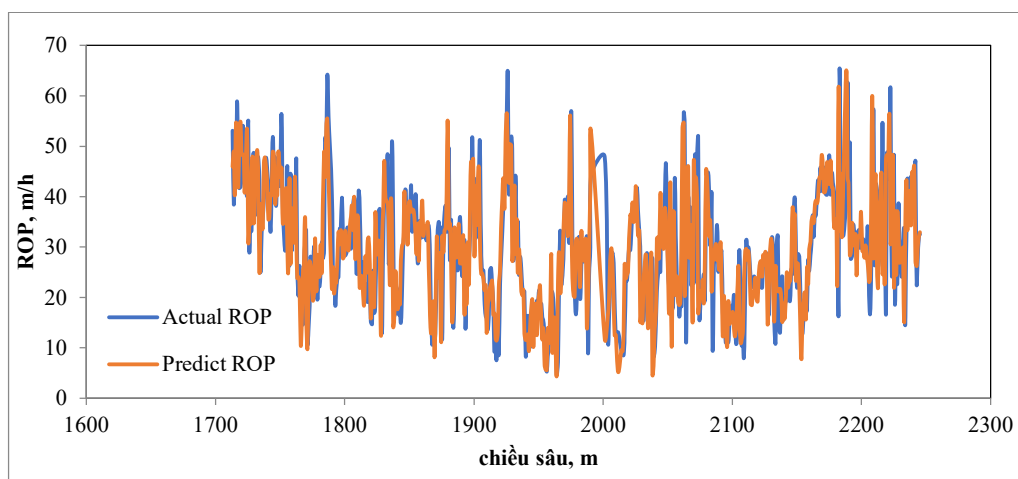
Bảng 2. Kết quả chạy các mô hình ANN khác nhau.

Số n	Model 1		Model 2		Model 3		Model 4		Model 5	
	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE	R^2	MSE
10	0,81	0,021	0,742	0,0165	0,85	0,006	0,797	0,0119	0,84	0,0054
15	0,83	0,017	0,783	0,0143	0,875	0,005	0,814	0,01	0,86	0,0049
20	0,85	0,013	0,827	0,0116	0,88	0,0048	0,84	0,009	0,875	0,0042
25	0,89	0,01	0,878	0,0084	0,908	0,0038	0,86	0,008	0,89	0,0039
30	0,91	0,0083	0,91	0,0063	0,915	0,0034	0,87	0,0078	0,9	0,0036
35	0,923	0,0072	0,92	0,0057	0,925	0,003	0,9	0,006	0,912	0,0032
40	0,934	0,0059	0,95	0,0036	0,935	0,0026	0,91	0,0055	0,94	0,00235
45	0,938	0,0053	0,96	0,003	0,94	0,0024	0,93	0,0048	0,945	0,0021
50	0,943	0,0046	0,97	0,0023	0,95	0,0022	0,94	0,004	0,949	0,0018

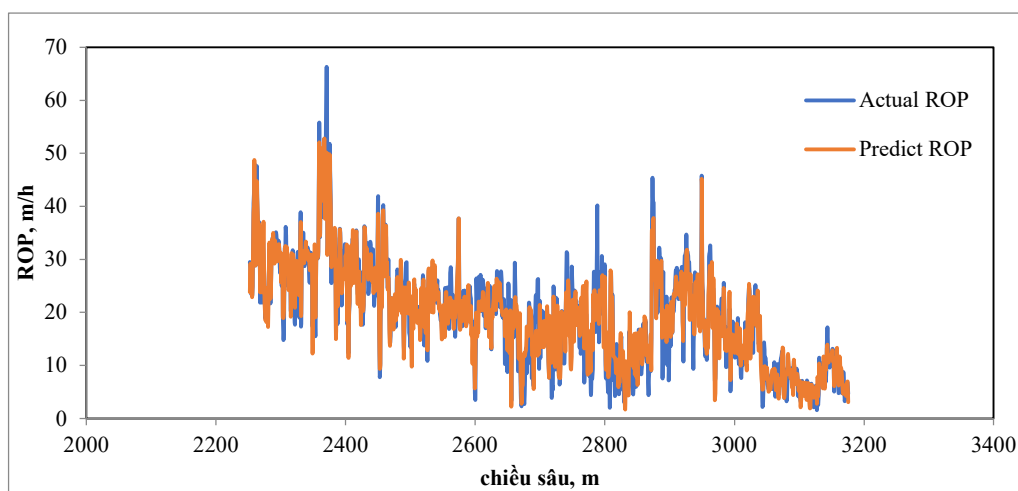
Kết quả tốc độ cơ học khoan (ROP) dự báo được từ các mô hình ANN được biểu diễn và đối sánh với giá trị đo thực tế tại 3 giếng khoan BH-57, BT-7, RC9 (Hình 2-7).



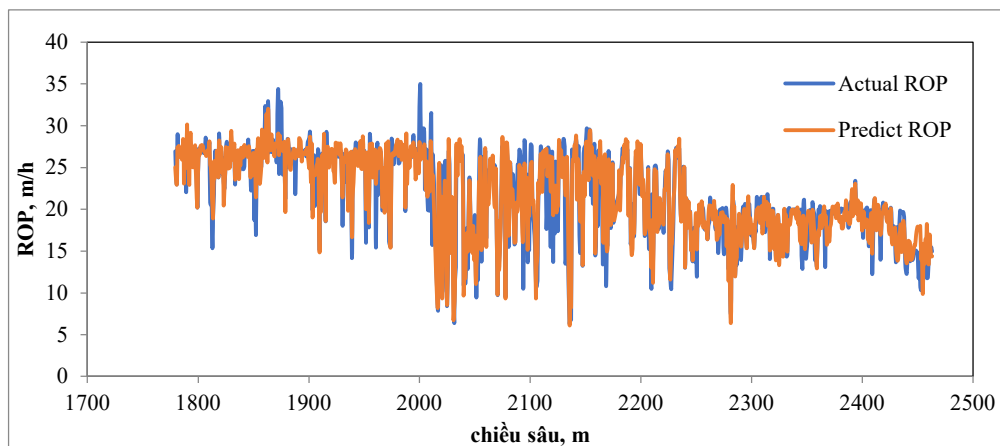
Hình 2. ROP dự báo từ mạng ANN model 1 (Predict ROP) và thực tế (Actual ROP) tại giếng BH-57.



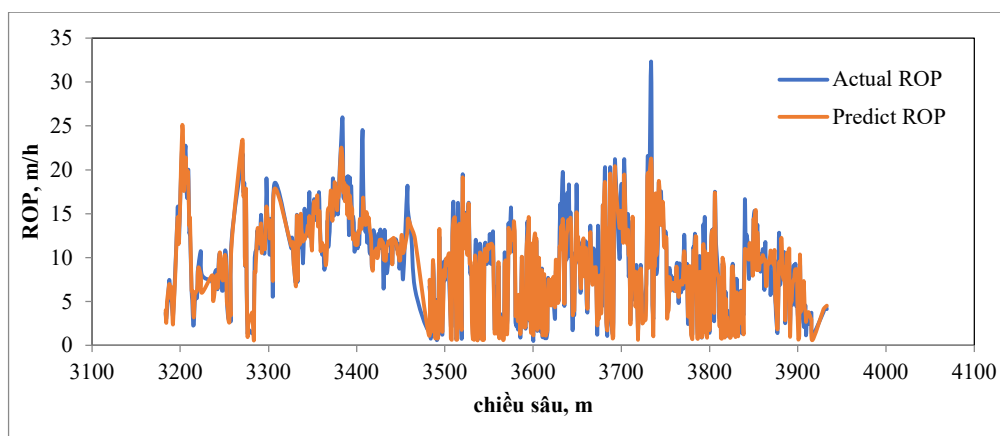
Hình 3. ROP dự báo từ mạng ANN model 2 (Predict ROP) và thực tế (Actual ROP) tại giếng BH-57.



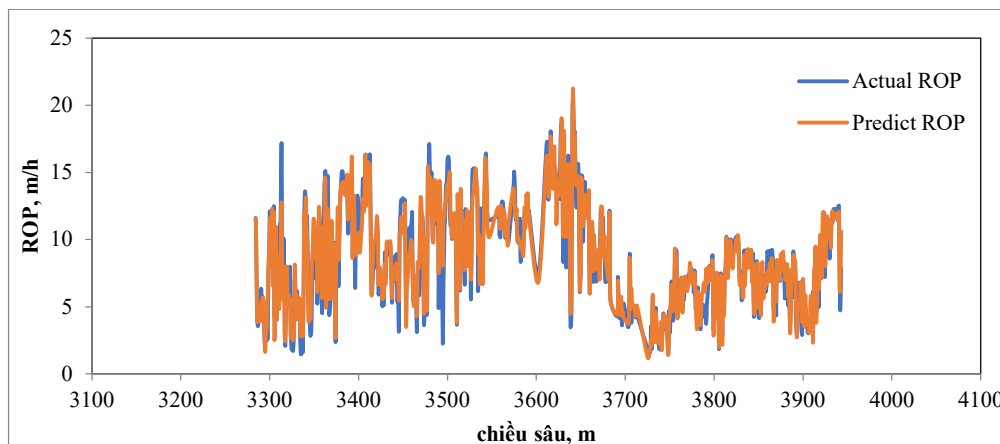
Hình 4. ROP dự báo từ mạng ANN model 3 (Predict ROP) và thực tế (Actual ROP) tại giếng BH-57.



Hình 5. ROP dự báo từ mạng ANN model 4 (Predict ROP) và thực tế (Actual ROP) tại giếng RC9.



Hình 6. Tốc độ cơ học khoan dự báo từ mạng ANN model 5 và thực tế tại giếng BH-57.



Hình 7. Tốc độ cơ học khoan dự báo từ mạng ANN model 6 và thực tế tại giếng BT-7.

Có thể thấy rằng giá trị ROP dự báo được không những có độ chính xác cao mà còn phản ánh được cả xu thế thay đổi ROP trong các khoảng độ sâu nhất định tại từng giếng (hình 2–7). Kết quả thu được rất khả quan, từ đó có thể đưa ra kiến nghị sử dụng ANN như một phương pháp hiệu quả và chính xác để dự báo được ROP từ tài liệu khoan thực tế của các giếng khoan đơn dày khu vực bể Cửu Long.

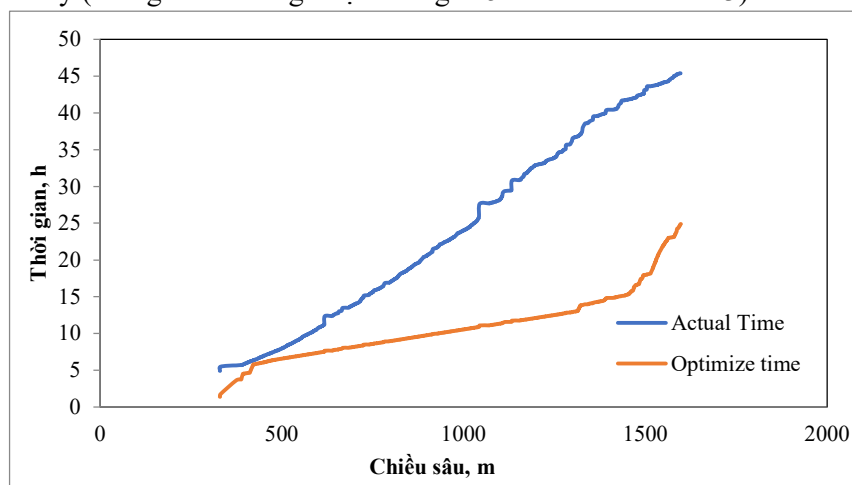
3. Tối ưu hoá thông số chế độ khoan

Thực tế cho thấy, thông số chế độ khoan bao gồm nhiều thông số (tải trọng lên chòong (WOB), lưu lượng bơm dung dịch (FLR), tốc độ quay bộ dụng cụ khoan (RPM), trọng lượng riêng dung dịch (MW), chất lượng dung dịch,...), có ảnh hưởng phức tạp tới tốc độ cơ học khoan (ROP) [10]. Do đó, để xác định các thông số chế độ khoan tối ưu nhằm nâng cao tốc độ cơ học khoan (ROP), chúng tôi tiến hành thay đổi cùng lúc giá trị: tải trọng lên chòong, tốc độ quay chòong và lưu lượng bơm trong các khoảng giá trị thu được từ tài liệu khoan thực tế. Sau đó các tập dữ liệu này được đưa ngược vào các mô hình ANN dự báo ROP đã được xây dựng. Bộ thông số chế độ khoan tối ưu được xác định khi tốc độ cơ học khoan trung bình dự báo được từ bộ dữ liệu tương ứng có giá trị cao nhất được thể hiện trong bảng 3. Các thông số trong bảng 3 cho thấy, với các bộ thông số chế độ khoan tối ưu, tốc độ cơ học khoan dự báo đạt được tốt hơn rất nhiều so với tốc độ cơ học khoan thực tế, trung bình tăng từ gấp 2 đến 3 lần (tăng 318% đối với model 3). Kết quả này hoàn toàn hợp lý khi dữ liệu khoan thực tế cho thấy, có những mét khoan tốc độ cơ học khoan đạt rất cao, tuy nhiên, tốc độ khoan này không được duy trì mà thay đổi liên tục và không ổn định [8].

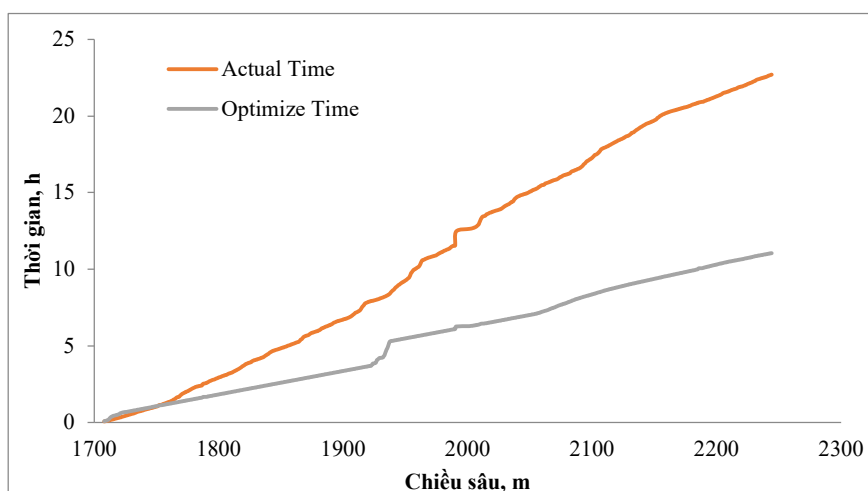
Bảng 3. Các thông số chế độ khoan tối ưu cho 5 trường hợp đường kính chòong tại các địa tầng khác nhau.

	WOB (T)	RPM (vòng/phút)	FLR (l/s)	ROP thực tế (m/h)	ROP theo mô hình (m/h)
Model 1	1,88	93,4	43,43	47,54	106,39
Model 2	3,73	110,3	52,3	29,65	57,81
Model 3	4,39	116,4	26,58	19,38	61,63
Model 4	7,42	127,65	29,1	21,9	34,49
Model 5	7,53	123,4	15,82	8,9	27,6

Bằng việc sử dụng các mô hình dự báo tốc độ cơ học khoan đã xây dựng, nhóm tác giả đã tiến hành tính toán thời gian khoan dự kiến đối với 02 công đoạn khoan của giếng BH-57 (hình 8 và 9). Tại đây, có thể dễ dàng nhận thấy rằng, thời gian thi công khoan dự báo từ các mô hình ANN được rút ngắn đáng kể khi so sánh với thời gian khoan thực tế tại 02 công đoạn khoan này (thời gian thi công được rút ngắn 51% đối với model 3).



Hình 8. Thời gian khoan dự báo khi áp dụng bộ thông số chế độ khoan tối ưu (Optimize time) và thời gian khoan thực tế (Actual time) khi thi công công đoạn 16" trong tầng Plioxen, Mioxen trên và giữa giếng BH-57.



Hình 9. Thời gian khoan dự báo khi áp dụng bộ thông số chế độ khoan tối ưu (Optimize time) và thời gian khoan thực tế (Actual time) khi thi công công đoạn 12–1/4" trong tầng Mioxen dưới giếng BH–57.

Dựa trên những kết quả nghiên cứu trên, nhóm nghiên cứu đề xuất sử dụng các thông số chế độ khoan trong một số điều kiện cụ thể của mỏ Bạch Hổ nói riêng và bể Cửu Long nói chung như sau: khi khoan trong tầng Pliocen, Mioxen trên và Mioxen giữa tương ứng với đường kính chông 16" sử dụng tải trọng lên chông 1,5–2 T, tốc độ quay chông 90–95 vòng/phút, lưu lượng bơm 43–44 l/s; khi khoan trong tầng Mioxen giữa tương ứng với đường kính chông 12–1/4" sử dụng tải trọng lên chông 3,5–4 T, tốc độ quay chông 110–113 vòng/phút, lưu lượng bơm 52–53 l/s; khi khoan trong tầng Mioxen dưới tương ứng với đường kính chông 12–1/4" sử dụng tải trọng lên chông 4–4,5 T, tốc độ quay chông 115–118 vòng/phút, lưu lượng bơm 26–27 l/s; khi khoan trong tầng Mioxen dưới tương ứng với đường kính chông 8–1/2" sử dụng tải trọng lên chông 7–7,5 T, tốc độ quay chông 125–130 vòng/phút, lưu lượng bơm 21–22 l/s; khi khoan trong tầng Oligocen tương ứng với đường kính chông 8–1/2" sử dụng tải trọng lên chông 7,5–8 T, tốc độ quay chông 120–125 vòng/phút, lưu lượng bơm 15–16 l/s. Cần lưu ý, các thông số chế độ khoan đề xuất chỉ là dự báo thu được từ các mô hình ANN. Thực tế, các thông số chế độ khoan có mối quan hệ tương quan với nhau, khi thay đổi 1 thông số này thì các thông số khác cũng sẽ chịu ảnh hưởng nhất định. Do đó, để đưa ra được quyết định lựa chọn thông số chế độ khoan tối ưu cần kết hợp các giá trị đề xuất từ nghiên cứu này và bổ sung thêm các thông tin địa chất, cơ lý đá cũng như mô hình thực tế tại mỗi giếng khoan.

4. Kết luận và kiến nghị

Mạng nơ-ron nhân tạo ANN với thuật toán lan truyền ngược có 40 nơ-ron trong lớp ẩn có khả năng dự báo tốc độ cơ học khoan tốt với mức độ chính xác cao đối với tập dữ liệu của 03 giếng khoan đơn dày tại bể Cửu Long (RC9, BT–7, BH–57). Các mô hình mạng ANN đã xây dựng có khả năng tối ưu hoá thông số chế độ khoan cho từng khoảng khoan để gia tăng tốc độ cơ học khoan dự báo lên tới 318% (model 3), thời gian khoan dự kiến được rút ngắn lên tới 51% (model 3).

Để ứng dụng rộng rãi phương pháp sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) nhằm nâng cao hiệu quả khoan cần bổ sung các thông số biểu thị tính chất cơ lý của đất đá theo chiều sâu trong bộ thông số đầu vào. Ngoài ra, nhóm tác giả đề xuất sử dụng kết quả của nghiên cứu này như một phương pháp dự báo tốc độ cơ học khoan và tối ưu hoá thông số chế độ khoan cho các giếng khoan dầu khí tại bể Cửu Long, Việt Nam.

Đóng góp của tác giả: Xây dựng ý tưởng nghiên cứu, lên kế hoạch, tiến hành thu thập số liệu: N.T.H., N.V.T., N.T.V., V.H.D.; Lựa chọn phương pháp nghiên cứu: N.T.H., N.V.T.,

N.T.V., V.H.D.; xử lý số liệu: N.T.H., N.V.T., N.T.V., V.H.D.; Thiết kế mô hình mạng nơron nhân tạo ANN và đảm nhiệm huấn luyện mạng: N.T.H., N.V.T., N.T.V., V.H.D.; Chỉnh sửa bài báo: N.T.H., N.V.T., V.H.D.

Lời cam đoan: Tập thể tác giả cam đoan bài báo này là công trình nghiên cứu của tập thể tác giả, chưa được công bố ở đâu, không được sao chép từ những nghiên cứu trước đây; không có sự tranh chấp lợi ích trong nhóm tác giả.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được thực hiện dưới sự tài trợ của đề tài nghiên cứu khoa học cấp cơ sở của Trường Đại học Mở – Địa chất, mã số T22–14. Bên cạnh đó, tập thể tác giả trân trọng cảm ơn sự giúp đỡ của Khoa Dầu khí, Trường Đại học Mở–Địa chất đã hỗ trợ về máy móc, thiết bị để thực hiện các tính toán liên quan đến nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

1. Trường, T.H.; Quân, L.V. Phân tích nguyên nhân các phức tạp, sự cố và trạng thái làm việc của cần khoan khi thi công giếng thân nhánh đường kính nhỏ. *Tạp chí Khoa học kỹ thuật Mở – Địa chất* **2015**, 52, 12–17.
2. Trường, T.H.; Trường, N.T. Phân tích các phức tạp, sự cố có thể xảy ra và lựa chọn vị trí cắt xiên hợp lý khi khoan mở cửa sổ trên thân ống chống. *Tạp chí Khoa học kỹ thuật Mở – Địa chất* **2016**, 53, 27–32.
3. Bourgoyne, Jr A.T.; Young, Jr F.S. A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection. *Soc. Pet. Eng. J.* **1974**, 14(04), 371–384.
4. Tripathy, S.S.; Saxena, R.K.; Gupta, P.K. Comparison of statistical methods for outlier detection in proficiency testing data on analysis of lead in aqueous solution. *Am. J. Theo. Appl. Stat.* **2013**, 2(6), 233.
5. Abdel, A.R. Application of artificial neural network in optimizing the drilling rate of penetration of western desert Egyptian wells. *SN Appl. Sci.* **2020**, 2, 1177.
6. Sridharan, C.; Suresh, K.G. Drilling Efficiency Improvement and Rate of Penetration Optimization by Machine Learning and Data Analytics. *Int. J. Math. Eng. Manage. Sci.* **2020**, 5(3), 381–394.
7. Sonny, I.; Qadir, T.S. Optimization of Weight on Bit During Drilling Operation Based on Rate of Penetration Model. *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* **2012**, 4(12), 1690–1695.
8. Hùng, N.T.; Dương, V.H.; Vinh, N.T.; Trâm, D.T.; Trung, N.V. Ứng dụng mạng nơron nhân tạo (ANN) dự báo tốc độ cơ học khoan và đề xuất giá trị tải trọng lên chòong tối ưu cho các giếng khoan dầu khí tại mỏ Nam Rồng –Đồi Mồi, Việt Nam. *Tạp chí KHKT Mở – Địa chất* **2021**, 62(3a), 37–47.
9. Shahab, M. Part 1 – Artificial Neural Networks, Virtual–Intelligence Applications in Petroleum Engineering. *J. Pet. Technol.* **2000**, 52(9), 64–73.
10. Нескромных, В.В. Разрушение горных пород при бурении скважин. *Сибирский федеральный университет*, Красноярск, **2017**, pp. 336.

Application of artificial neural network to optimize drilling parameters for infill wells in Cuu Long basin

Nguyen Tien Hung^{1*}, Nguyen Van Thinh¹, Nguyen The Vinh¹, Vu Hong Duong¹

¹ Faculty of Oil and Gas, Hanoi University of Mining and Geology, Vietnam;
nguyentienhung.dk@humg.edu.vn; nguyenvanthinh@humg.edu.vn;
nguyenthevinh@humg.edu.vn; vuhongduong@humg.edu.vn

Abstract: Drilling optimization is a very important task during drilling operation, this helps to save time, cut costs, and reduce drilling issues. Drilling parameters is directly related to maximizing the rate of penetration (ROP). However, due to the complexity of the relationship between the variables affecting the drilling process, it is difficult to determine ROP using traditional methods. As a result, in order to establish the optimal drilling parameters, it is necessary and crucial to propose a new approach to predict ROP with high accuracy. In this study, the authors use an Artificial Neural Network (ANN) to establish a complex correlation between drilling parameters and ROP. thereby providing optimal drilling parameters to improve drilling efficiency. We use data obtained from 03 infill wells in Cuu Long basin, including 5 input parameters, which are weight on bit (WOB), rotational speed (RPM), torque (TORQUE), stand pipe pressure (SPP), flow rate (FLR) and the output parameter, the Rate of Penetration (ROP) to train the network. During the training of the network, the research team changes the number of neurons in the hidden layer to find the optimal model. The proposed artificial neural network model is selected for high accuracy prediction results of ROP, capable of determining the optimal set of drilling parameters for each drilling stage.

Keywords: Optimization drilling parameters; Rate of Penetration; ANN; Cuu Long basin.