

# ỨNG DỤNG KỸ THUẬT MẠNG NEURAL NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO ĐỘ THẨM ĐÁ CHỨA MIOCENE MỎ ĐẠI HÙNG TRÊN CƠ SỞ TÀI LIỆU MẪU LỖI VÀ ĐƯỜNG CONG ĐỊA VẬT LÝ GIẾNG KHOAN

KS. Lê Quốc Thịnh, KS. Phạm Tuấn Anh, KS. Huỳnh Huỳnh Yên Hạ, KS. Nguyễn Văn Thông  
 KS. Nguyễn Hùng Cừ, KS. Nguyễn Lê Trung, KS. Lý Quang Hòa  
 Tổng công ty Thăm dò Khai thác Dầu khí  
 Email: thinhhq@pvep.com.vn

## Tóm tắt

Độ thấm là một trong những thông số quan trọng quyết định khả năng cho dòng của vỉa. Tuy nhiên, giá trị độ thấm thường được xác định trên các tài liệu mẫu lõi và thử vỉa nên bị giới hạn do chi phí cao. Trong khi đó, việc tính toán độ thấm từ các tham số địa vật lý giếng khoan thường gặp khó khăn liên quan đến sự bất định của các yếu tố đầu vào của các mô hình tính đã được giới thiệu và sử dụng. Phương trình tuyến tính quan hệ rỗng thấm từ mẫu lõi và đường độ rỗng từ minh giải địa vật lý giếng khoan thường được sử dụng để tính toán độ thấm cho toàn bộ giếng khoan. Song phương pháp này đôi khi không khả thi do tính chất bất đồng nhất của đất đá cao làm giảm hệ số hồi quy R của phương trình tuyến tính quan hệ độ rỗng - độ thấm xây dựng từ mẫu lõi. Trên cơ sở đó, nhóm tác giả nghiên cứu ứng dụng mạng neural nhân tạo (Artificial neural networks - ANN) để dự báo độ thấm dựa trên dữ liệu mẫu lõi và các đường cong địa vật lý giếng khoan, giúp tính toán giá trị độ thấm với mức độ chính xác cao hơn phương pháp truyền thống.

**Từ khóa:** Mạng neural nhân tạo, độ thấm, mỏ Đại Hùng.

## 1. Cấu trúc và nguyên lý hoạt động của ANN

### 1.1. Cấu trúc

Một ANN gồm có các giá trị đầu vào, các neural, trọng số, hàm truyền và giá trị đầu ra, về mặt toán học được thể hiện dưới dạng công thức:

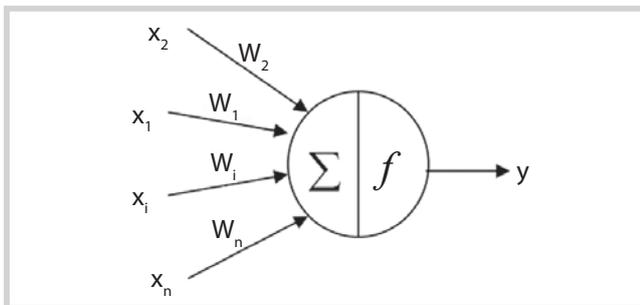
$$y(x) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right)$$

$x_i$ : Các giá trị đầu vào hoặc là các neural;

$w_i$ : Giá trị trọng số của neural  $x_i$ ;

f: Hàm truyền;

y: Giá trị đầu ra.



Hình 1. Mô hình toán học của mạng ANN

Khi mạng tiếp nhận neural đầu vào từ  $x (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , với  $n$  giá trị đầu vào từ  $x$  tương ứng mỗi nhánh sẽ có  $n$  trọng số  $w (w_1, w_2, \dots, w_n)$ . Khi đã có trọng số và neural

đầu vào thì quá trình tổng trọng hóa thông tin bắt đầu ( $\sum_{i=1}^n w_i x_i$ ). Sau khi tổng trọng hóa, thông tin tiếp tục đưa vào hàm truyền (f), hàm truyền (f) tiếp nhận thông tin và đưa ra kết quả đầu ra  $y$  (Hình 1). Mỗi ANN có một lớp nhập, một lớp xuất, không có hoặc có nhiều lớp ẩn.

### 1.2. Nguyên lý hoạt động

Bài báo chỉ đề cập đến nguyên lý hoạt động của mạng truyền thẳng có sử dụng thuật toán lan truyền ngược. Khi luyện một mẫu, ANN thực hiện cả quá trình ánh xạ và quá trình lan truyền ngược. Trong quá trình ánh xạ, tín hiệu của mạng sẽ lan truyền theo chiều từ lớp nhập đến lớp xuất, mạng nhận các biến độc lập thông qua lớp nhập, đưa thông tin vào mạng, xử lý và cho kết quả đầu ra tại lớp xuất. Kết quả đầu ra sẽ được so sánh với kết quả mong muốn của tập mẫu để đưa ra sai số trung bình bình phương (MSE). Sai số MSE được lan truyền ngược trở lại từ các neural đầu ra và các neural ẩn để điều chỉnh lại các trọng số. Quá trình lan truyền theo 2 hướng này diễn ra nhiều lần cho tới khi sai số đạt đến giá trị cực tiểu (Hình 2).

Cực tiểu cục bộ là trường hợp hàm lỗi có nhiều giá trị cực tiểu mà điểm sai số đang xét rơi vào điểm cực tiểu không phải là giá trị nhỏ nhất, dẫn đến kết quả đầu ra của mạng chưa đạt đến sai số nhỏ nhất.

Hiện tượng quá khớp là kết quả đầu ra khớp gần như hoàn toàn với kết quả mong muốn. Khi xảy ra hiện tượng quá khớp nghĩa là mạng đã không tự loại bỏ được nhiễu nên hàm đích đầu ra chỉ đúng đối với tập số liệu đưa vào luyện mạng, còn đối với các số liệu khác sẽ mang sai số rất lớn.

Để khắc phục hiện tượng cực tiểu cục bộ thường phải tăng số neural trong lớp ẩn lên, song nếu số neural trong lớp ẩn tăng quá lớn thì lại xảy ra hiện tượng quá

khớp. Để khắc phục hiện tượng quá khớp cần chia tập số liệu luyện mạng thành 3 phần. Phần 1 chiếm tỷ lệ nhiều nhất dùng để luyện mạng (Train). Phần 2 dùng để kiểm tra chéo (Validation). Trong quá trình luyện mạng, sai số của tập số liệu luyện mạng luôn giảm nhưng sai số của tập số liệu kiểm tra chéo giảm sau đó lại tăng lên báo hiệu sắp xảy ra hiện tượng quá khớp, cần phải dừng luyện mạng để tránh hiện tượng quá khớp (Hình 3). Phần 3 dùng để kiểm tra lại độ chính xác kết quả sau khi luyện mạng (Test).

**2. Áp dụng kỹ thuật ANN dự báo độ thấm (K) của mỏ Đại Hùng, bể Nam Côn Sơn**

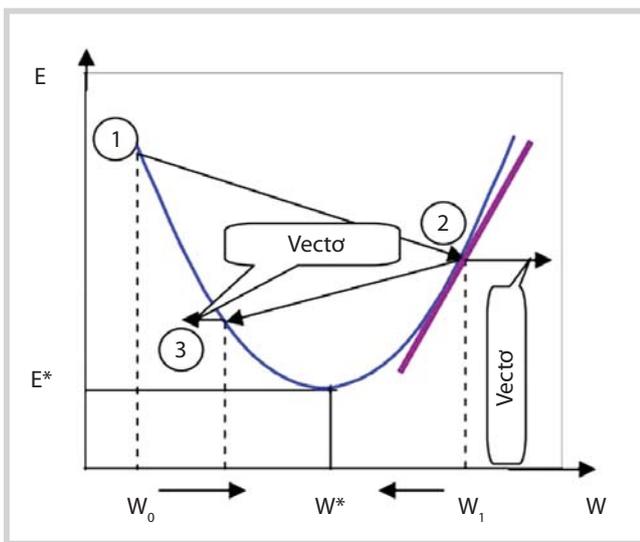
Mỏ Đại Hùng (Lô 05-1a) thuộc bể Nam Côn Sơn, có chiều sâu đáy biển thay đổi từ 110 - 120m. Phát hiện dầu khí của mỏ Đại Hùng tập trung chủ yếu trong tầng trầm tích lục nguyên có tuổi Miocene sớm. DH-1P và DH-4P là 2 giếng khoan có đầy đủ cơ sở dữ liệu và chất lượng tài liệu tốt được sử dụng cho công tác nghiên cứu (Bảng 1 và 2).

Theo phương pháp truyền thống, xác định đường thẳng quan hệ giữa độ rỗng và độ thấm trên hình vẽ biểu diễn các giá trị độ rỗng và độ thấm từ mẫu lõi ở tỷ lệ bán Logarit (Hình 4) và sử dụng nó để xác định độ thấm từ độ rỗng cho các giếng không có mẫu lõi.

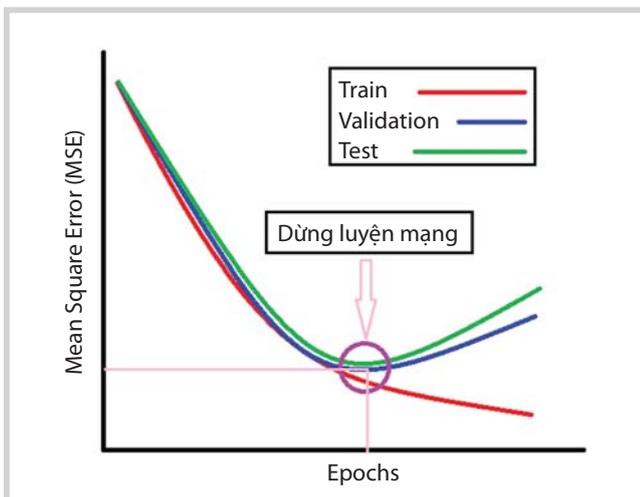
Hình 4 cho thấy tuy mức độ hồi quy giữa độ rỗng và độ thấm theo mẫu lõi rất cao ( $R = 0,9191$ ). Tuy nhiên, khi tính độ thấm cho 2 giếng khoan DH-1P, DH-4P theo quan hệ này và so sánh lại với độ thấm của mẫu lõi thì mức độ hồi quy lại rất thấp ( $R = 0,6788$ ) (Hình 5). Điều này cho thấy sự bất cập khi sử dụng phương pháp truyền thống đã mô tả để xác định tham số độ rỗng của đá chứa. Trên cơ sở đó, nhóm tác giả đã nghiên cứu và ứng dụng kỹ thuật ANN để dự báo độ thấm ở 2 giếng khoan DH-1P, DH-4P.

**2.1. Lựa chọn và hiệu chỉnh dữ liệu**

Để dự báo chính xác kết quả đầu ra thì các giá trị đầu vào trước hết phải có tính ổn định, tính phổ biến và liên quan mật thiết đến giá trị đầu ra. Nhóm tác giả đã sử dụng 5 đường GR, LLD, RHOB, NPFI, DT để dự báo độ thấm cho 2 giếng khoan DH-1P, DH-4P. Ngoài ra, độ sâu lấy mẫu phải



Hình 2. Mặt hàm lỗi



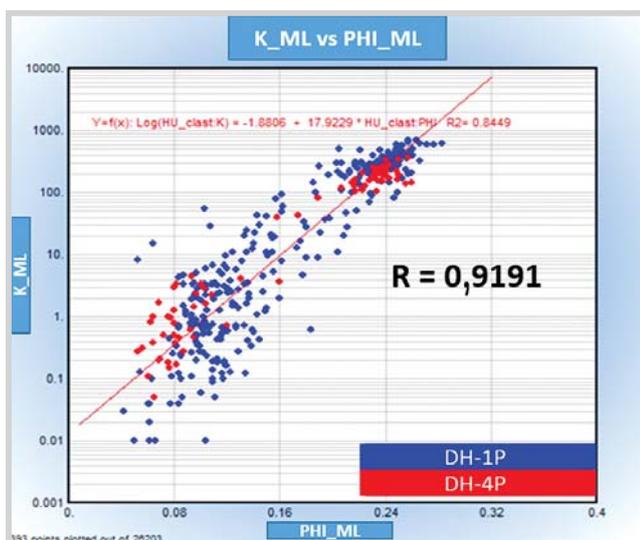
Hình 3. Biến thiên sai số MSE của các tập số liệu qua nhiều lần luyện mạng

Bảng 1. Tài liệu địa vật lý giếng khoan của giếng khoan DH-1P và DH-4P

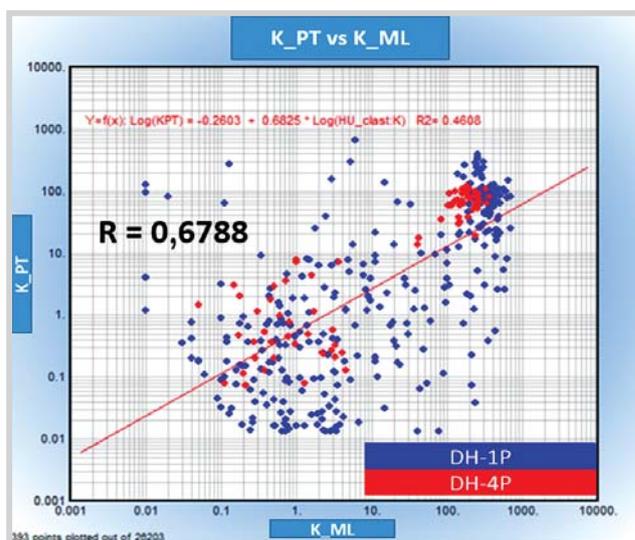
Giếng	GR	LLD	LLS	RHOB	NPFI	DT	Thạch học	Tuổi
DH-1P	x	x	x	x	x	x	Trầm tích lục nguyên	Miocene sớm
DH-4P	x	x	x	x	x	x	Trầm tích lục nguyên	Miocene sớm

Bảng 2. Tài liệu mẫu lõi của giếng khoan DH-1P và DH-4P

Giếng	Số điểm dữ liệu mẫu lõi	Thạch học	Tuổi
DH-1P	311	Trầm tích lục nguyên	Miocene sớm
DH-4P	82	Trầm tích lục nguyên	Miocene sớm



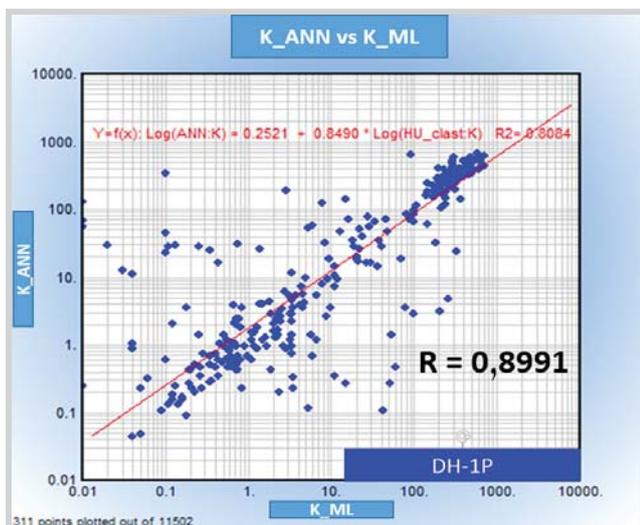
Hình 4. Quan hệ rỗng thấm từ mẫu lõi giếng khoan DH-1P, DH-4P



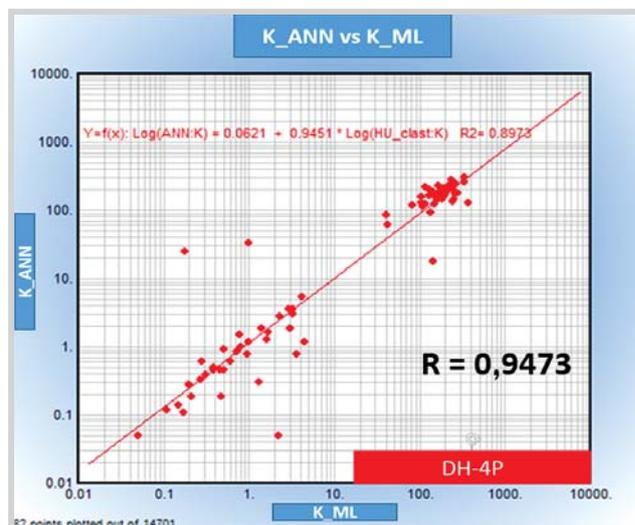
Hình 5. So sánh độ thấm tính từ mẫu lõi (K\_ML) và từ phương trình quan hệ (K\_PT)

Bảng 3. Các trường hợp luyện mạng ANN

Trường hợp	Số neural	Số lớp ẩn	Sai số (MSE)	Độ hồi quy R	
				Luyện mạng	Kiểm tra
1	5	1	2,012	0,512	0,587
2	10	1	1,876	0,602	0,664
3	15	1	1,258	0,751	0,662
4	10	1	0,651	0,802	0,723
5	25	1	0,425	0,909	0,863
6	30	1	0,327	0,952	0,791
7	35	1	0,539	0,856	0,755
8	40	1	0,612	0,912	0,749
9	45	1	0,952	0,725	0,701
10	50	1	1,058	0,705	0,652



Hình 6. Crossplot K\_ML và K\_ANN giếng khoan DH-1P



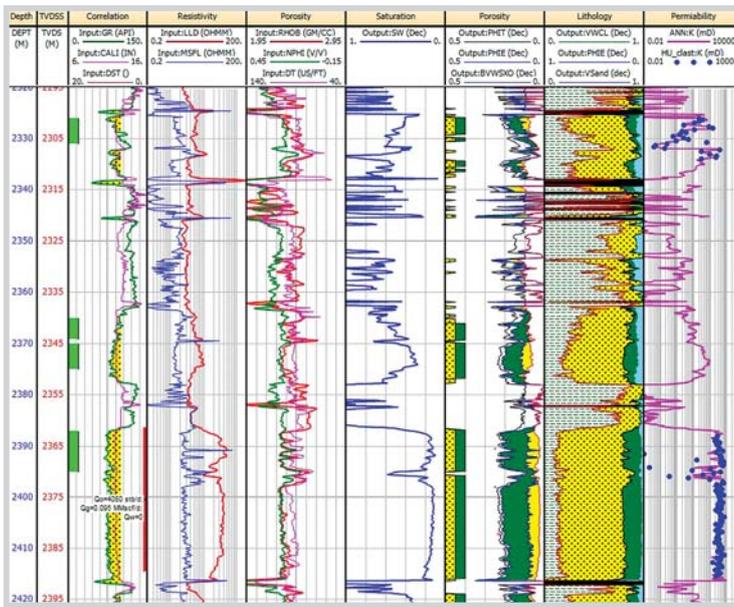
Hình 7. Crossplot K\_ML và K\_ANN giếng khoan DH-4P

được chuẩn về cùng độ sâu đo log để đồng nhất hóa dữ liệu, giúp dự báo chính xác kết quả đầu ra.

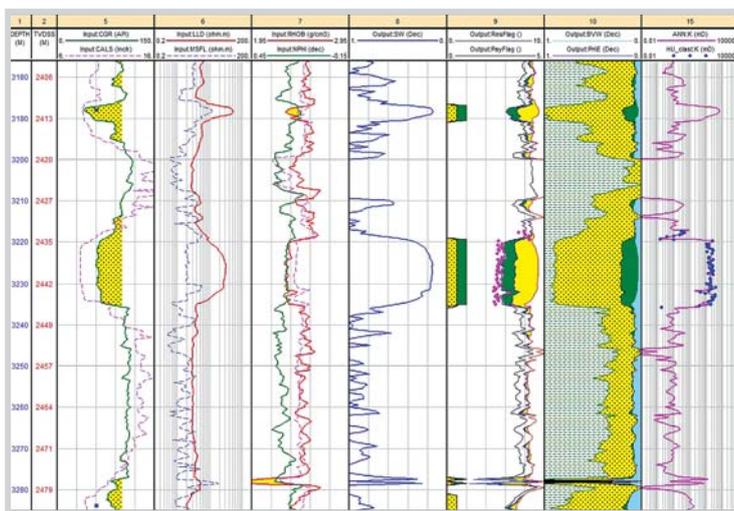
**2.2. Tiến hành dự báo**

Xây dựng tập mẫu gồm toàn bộ số điểm dữ liệu mẫu lõi của 2 giếng khoan DH-1P và DH-4P (Bảng 1). Số điểm

dữ liệu mẫu lõi của giếng DH-1P (311 điểm dữ liệu) sẽ được chia thành 2 phần ngẫu nhiên: (i) 80% số điểm dữ liệu được dùng để luyện mạng; (ii) 20% số điểm dữ liệu được dùng để kiểm tra chéo trong quá trình luyện mạng, tránh hiện tượng quá khớp. Số điểm dữ liệu mẫu lõi của giếng DH-4P (82 điểm dữ liệu) được để lại sau cùng để



Hình 8. Kết quả dự báo độ thấm giếng DH-1P

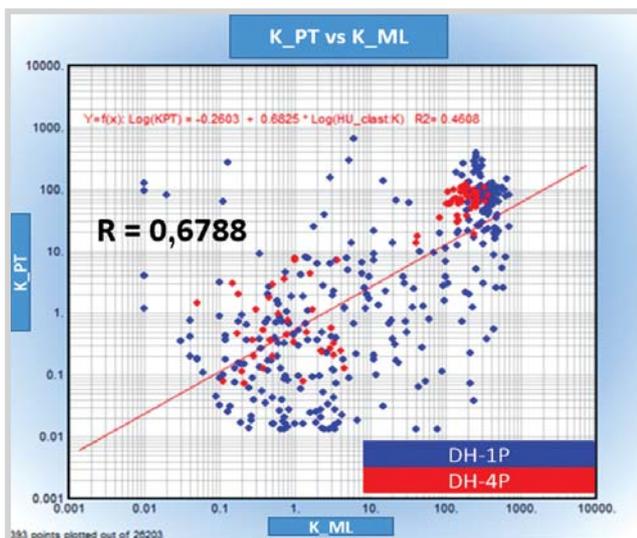


Hình 9. Kết quả dự báo độ thấm giếng DH-4P

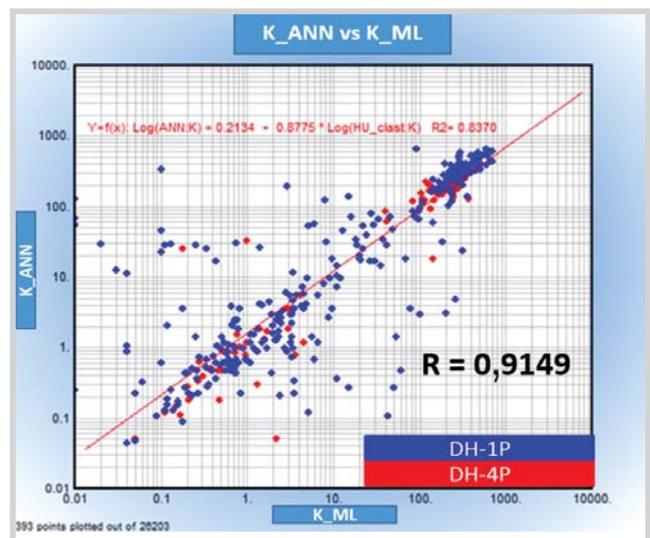
thử lại kết quả luyện mạng từ giếng DH-1P. Nếu kết quả dự báo độ thấm (K\_ANN) của giếng DH-4P khớp với kết quả độ thấm từ mẫu lõi (K\_ML) chứng tỏ ANN đã luyện thành công.

Luyện mạng ANN với số neural tăng dần từ 5-50 neural/lớp ẩn chia thành 10 trường hợp (Bảng 3). Trong quá trình luyện mạng, sai số MSE giảm dần sau đó tăng lên, giá trị hồi quy R của tập mẫu luyện mạng luôn tăng trong khi giá trị hồi quy R của tập mẫu kiểm tra chéo tăng sau đó lại giảm. Trường hợp 5 tối ưu nhất vì sai số MSE = 0,425 đạt được yêu cầu đặt ra là MSE < 0,5, giá trị hồi quy R của tập mẫu luyện mạng cao (0,909) và đặc biệt là giá trị hồi quy R của tập mẫu kiểm tra chéo đạt giá trị cao nhất (0,863). Ở trường hợp 6, tuy giá trị MSE và R của tập luyện mạng tốt hơn trường hợp 5 nhưng giá trị hồi quy R của tập mẫu kiểm tra chéo lại nhỏ hơn. Điều này cho thấy trường hợp 6 bắt đầu xảy ra hiện tượng quá khớp. Các trường hợp 7, 8, 9, 10 cũng xảy ra hiện tượng quá khớp tương tự làm cho giá trị hồi quy R của tập mẫu kiểm tra chéo giảm đi.

Từ kết quả luyện mạng của trường hợp 5, nhóm tác giả tiến hành áp dụng dự báo độ thấm (K\_ANN) cho giếng DH-4P là giếng có dữ liệu mẫu lõi nhưng không dùng luyện mạng để kiểm tra độ tin cậy. Hình 6 cho thấy hệ số hồi quy R của tập số liệu luyện mạng đầu ra (K\_ANN) với tập số liệu mong muốn (K\_ML) là R = 0,8991. Hình 7 cho thấy hệ số hồi quy của tập số liệu thử lại (K\_ANN) với tập số liệu mong muốn (K\_ML) là R = 0,9473.



(a)



(b)

Hình 10. So sánh hệ số tương quan giữa 2 phương pháp

Như vậy, mô hình ANN có mức độ tin tưởng cao và có thể áp dụng được cho các giếng khoan còn lại trong khu vực. Hình 8 và 9 thể hiện giá trị độ thấm dự báo được từ mô hình ANN. Tại các vị trí có hoàn thiện giếng chứng tỏ tính chất vỉa tốt, độ thấm cao và kết quả dự báo độ thấm từ mô hình ANN cũng phù hợp.

Hệ số tương quan giữa độ thấm đo từ mẫu lõi (K<sub>ML</sub>) và độ thấm tính toán từ số liệu địa vật lý giếng khoan bằng phương pháp thông thường (K<sub>PT</sub>) là 0,6788. Hệ số tương quan giữa độ thấm đo từ mẫu lõi (K<sub>ML</sub>) và độ thấm tính toán bằng ANN (K<sub>ANN</sub>) là 0,9149. So sánh hệ số tương quan giữa 2 phương pháp này (Hình 10) cho thấy phương pháp dự báo độ thấm bằng ANN cho kết quả phù hợp hơn phương pháp truyền thống.

### 3. Kết luận

Kỹ thuật ANN có thể dự báo chính xác các thông số cần thiết trong lĩnh vực địa vật lý giếng khoan và một số lĩnh vực khác góp phần tiết giảm chi phí tìm kiếm, thăm dò, khai thác dầu khí. Trên cơ sở kết quả nghiên cứu ban đầu, nhóm tác giả đề xuất cần bổ sung các thông tin đầu vào khác để tăng cường tính hiệu quả của mô hình ANN như: ảnh hưởng khoảng cách của các giếng khoan, phương pháp loại bỏ các điểm dị thường gây nhiễu cũng như kết hợp các phương pháp địa vật lý giếng khoan đặc biệt khác có độ phân giải cao (FMI, NMR...). Để dự báo chính xác kết quả đầu ra, các giá trị đầu vào phải có tính ổn định, tính phổ biến và liên quan mật thiết đến giá trị

đầu ra. Với các trường hợp vỉa chứa có mức độ bất đồng nhất cao thì việc áp dụng phương pháp ANN để dự đoán tham số độ thấm (và rộng hơn là các tham số, đặc trưng khác của vỉa) sẽ khó khăn và phức tạp hơn, cần có các phương án kết hợp nhiều thông tin, thuật giải để giải quyết vấn đề.

### Tài liệu tham khảo

1. Trần Đức Lân. *Nghiên cứu độ thấm đá móng granitoid mở Bạch Hổ bằng mạng nơron nhân tạo*. Luận án tiến sĩ, Đại học Mở - Địa chất. 2010.
2. Lê Hải An và nnk. *Nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong minh giải tài liệu địa vật lý giếng khoan phục vụ tìm kiếm thăm dò dầu khí ở thềm lục địa Việt Nam*. Đại học Mở - Địa chất. 2007.
3. K.Aminian, S.Ameri, A.Oyerokun, B.Thomas. *Prediction of flow units and permeability using artificial neural networks*. SPE Western Regional/AAPG Pacific Section Joint Meeting, California. 19 - 24 May, 2003.
4. Sang Heon Lee, Arun Kharghoria, Akhil Datta-Gupta. *Electrofacies characterization and permeability predictions in complex reservoirs*. SPE Reservoir Evaluation and Engineering. 2002; 5(3): p. 237 - 248.
5. E.M.El-M.Shokir, A.A.Alughayer, A.Al-Ateeq. *Permeability estimation from well log responses*. Journal of Canadian Petroleum Technology. 2006; 45(11).

## Application of artificial neural network technique to predict permeability of Miocene reservoirs in Dai Hung field based on core data and wireline logging data

Le Quoc Thinh, Pham Tuan Anh, Huynh Huynh Yen Ha, Nguyen Van Thong  
 Nguyen Hung Cu, Nguyen Le Trung, Ly Quang Hoa  
 Petrovietnam Exploration Production Corporation

### Summary

**Permeability is one of the important parameters for evaluating a reservoir's flow rate. However, permeability value is usually defined based on core data and well test data, which are limited due to related high costs. Whereas, the calculation of permeability based on wireline logging parameters often meets with difficulties relating to undeterminable inputs of calculation models introduced and utilised so far. Conventionally, a linear relationship of porosity and permeability constructed by core data will be applied to wireline logging data to calculate permeability for the whole well. However, this method is not always applicable because of the high heterogeneity of rocks which decreases the R value of the linear porosity-permeability relationship constructed by core data. On that basis, the authors propose to apply the Artificial Neural Network (ANN) to predict permeability based on combined core data and wireline logging, which allows permeability calculation with higher accuracy than conventional methods.**

**Key words:** Artificial neural network (ANN), permeability, Dai Hung field.