

MỘT SỐ MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO DỰ BÁO DIỆN TÍCH GƯƠNG HẦM SAU KHI NỔ Mìn TRONG QUÁ TRÌNH THI CÔNG

Nguyễn Chí Thành^{1*}, Nguyễn Văn Chính²

¹Trường Đại học Mở - Địa chất

²Trường Cao đẳng Giao thông vận tải Trung ương 6

*Tác giả chịu trách nhiệm: nguyenthanh.xdctn47@gmail.com

Tóm tắt

Thi công các đường hầm bằng phương pháp khoan - nổ mìn là một trong những phương pháp chủ đạo ở Việt Nam bởi các ưu điểm của phương pháp, bao gồm: giá thành thấp, thuận lợi trong thi công, tiến độ thi công có thể được đẩy cao,... Một trong những chỉ tiêu được sử dụng để đánh giá hiệu quả của phương pháp khoan - nổ mìn khi thi công các đường hầm, đó là diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. Trong bài báo này, một số mô hình trí tuệ nhân tạo đã được xây dựng và sử dụng để dự báo được diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. Các kết quả nghiên cứu đã cho thấy, hoàn toàn có thể sử dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo để dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn với độ chính xác cao. Từ đây, trên cơ sở của các giá trị diện tích gương hầm dự báo được bằng các mô hình trí tuệ nhân tạo, sẽ tiến hành điều chỉnh các thông số nổ mìn để phương pháp thi công đường hầm bằng khoan - nổ mìn đạt hiệu quả cao.

Từ khóa: nổ mìn; mô hình; trí tuệ nhân tạo; diện tích gương hầm; dự báo.

1. Tổng quan về sử dụng trí tuệ nhân tạo để dự báo diện tích gương hầm và công trình ngầm sau khi nổ mìn

Diện tích gương hầm (diện tích mặt cắt ngang của đường hầm) trong quá trình thi công (sau khi nổ mìn) là một trong những yếu tố quan trọng cần được tính toán và xác định với mục đích xác định các khối lượng công việc cần tiến hành trong một chu kỳ thi công đường hầm và cũng được sử dụng để đánh giá hiệu quả của công tác thi công các đường hầm bằng phương pháp khoan nổ mìn. Đã có khá nhiều các tác giả với các nghiên cứu của mình đã được công bố, có thể nhắc đến: Armaghani và nnk., 2014; Jang và Topal., 2013; Esmaceli và nnk., 2014; Mottahedi và nnk., 2018; Chi T.N và nnk., 2022... Bằng các kết quả thu được trong các nghiên cứu nói trên có thể khẳng định việc tính toán, dự đoán diện tích của gương hầm sau khi nổ mìn trong quá trình thi công bằng trí tuệ nhân tạo có thể được thực hiện với độ chính xác cao, đáp ứng được yêu cầu trong thực tế. Một số các thông số đầu vào cần được nghiên cứu và xác định để có thể xây dựng các mô hình trí tuệ nhân tạo có khả năng dự báo, tính toán chính xác diện tích gương hầm sau khi nổ mìn, bao gồm: điều kiện địa chất, địa chất thủy văn của môi trường đất đá xung quanh khu vực đặt đường hầm, chủng loại và các đặc tính của thuốc nổ sử dụng trong quá trình thi công đường hầm, chiều sâu trung bình của các lỗ khoan trên gương hầm trong một chu kỳ thi công bằng phương pháp khoan nổ mìn, diện tích và hình dạng của mặt cắt ngang của đường hầm trong thiết kế và trong thực tế... (Jang và Topal, 2013; Mottahedi và nnk., 2018; Chi TN và nnk., 2022). Hiện nay, một số nghiên cứu được thực hiện và công bố đã chỉ ra rằng, tính chất của các mô hình trí tuệ cũng ảnh hưởng rất nhiều đến các kết quả dự báo và tính toán của mô hình. Với mỗi một loại mô hình trí tuệ nhân tạo (mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN, mạng logic mờ ANFIS, mô hình máy véc tơ hỗ trợ SVM...), các đặc tính của các mô hình khác nhau cũng sẽ cho các kết quả nghiên cứu và hoạt động của mô hình khác nhau.

Trong nghiên cứu này, tác giả đã sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo cùng với mô hình ANFIS, sử dụng cùng trên một tập dữ liệu thu được trong thực tế thi công đường hầm giao thông Đèo Cả, Phú Yên, Việt Nam để xây dựng được một số các mô hình trí tuệ nhân tạo có khả năng dự báo, tính toán diện tích của mặt cắt ngang của đường hầm giao thông Đèo Cả, Phú Yên sau khi nổ mìn thi công. Trên cơ sở các kết quả nhận được từ các mô hình trí tuệ nói trên, các tác giả của bài báo đã đưa ra các nhận xét về khả năng làm việc của các mô hình đã được xây dựng,...

Thông qua việc so sánh, đối chiếu các kết quả của các mô hình là diện tích của gương hầm sau khi nổ mìn, được đánh giá bằng hai hệ số là hệ số xác định R^2 và căn bậc hai của sai số bình phương trung bình RMSE trong các mô hình trí tuệ tương ứng, có thể rút ra kết luận, các mô hình trí tuệ nhân tạo có thể sử dụng để dự báo, tính toán giá trị diện tích gương hầm, công trình ngầm với độ chính xác cao sau khi nổ mìn. Việc lựa chọn sử dụng loại mô hình trí tuệ nhân tạo nào sẽ phụ thuộc vào các đặc tính của tập dữ liệu thu được trên thực tế và được sử dụng làm dữ liệu đầu vào - đầu ra cho các mô hình cũng như yêu cầu về độ chính xác của kết quả các mô hình.

2. Các loại mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng để xây dựng mô hình dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ trong bài báo

2.1. Mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN

Mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN (Artificial Neural Network - ANN) còn được viết là mạng nơ-ron nhân tạo (Nguyễn Chí Thành và nnk., 2022; Gordan, B., 2016; Mohammad E và nnk., 2014), đây được coi là một mô hình trí tuệ nhân tạo được sử dụng tương đối phổ biến trên thế giới để giải quyết các bài toán kỹ thuật mà chủ yếu là các bài toán kỹ thuật đòi hỏi đưa ra các kết quả là các giá trị dự báo. Mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo có cơ chế xử lý thông tin và đưa ra kết quả, gồm: mạng nơ-ron có thông tin đầu vào (Input data) và thông tin đầu ra (Output data). Mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo được tạo thành từ một số lượng lớn các nơ-ron trong các lớp ẩn, các nơ-ron này làm việc và kết nối với nhau thông qua các trọng số liên kết. Các nơ-ron trong mô hình làm việc như một thể thống nhất để giải quyết các công việc cụ thể. Cấu trúc của một mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo bao gồm các thành phần cơ bản như sau: tập các dữ liệu đầu vào của mô hình - Input data; tập các trọng số liên kết liên hệ giữa các nơ-ron với nhau; bộ tổng hay còn gọi là hàm tổng (Summing function); ngưỡng (độ lệch-bias; hàm truyền -Transfer function - hay còn gọi là hàm kích hoạt - Activation function), các tập dữ liệu đầu ra của mô hình - Output data.

Trong nội dung của nghiên cứu này, sử dụng thuật toán truyền ngược BP trong mô hình nơ-ron thần kinh dựa trên một số kết luận của Chi T.N và nnk., 2022 (vì các kết quả chạy thử nghiệm cho thấy, đây là cấu tạo của mô hình cho kết quả chính xác với hao phí tài nguyên về thời gian, thiết bị là nhỏ nhất). Trong mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo nói trên, mỗi nơ-ron xác định dữ liệu đầu vào của mạng ANN sẽ có trọng số thực tương ứng của nó bằng cách sử dụng phương trình sau (Nguyễn Chí Thành và nnk., 2022; Armaghani, D.J., và nnk., 2014):

$$X = \sum_{i=1}^n x_i * w_i - \beta \quad (1)$$

Trong đó, X là dữ liệu đầu ra tại lớp ra của mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN đang xây dựng, x_i là giá trị của đầu vào thứ i của dữ liệu, w_i là trọng số của đầu vào thứ i tương ứng, n là số lượng dữ liệu đầu vào mạng nơ-ron thần kinh ANN, β là ngưỡng áp dụng cho nơ-ron thần kinh đang xử lý dữ liệu ở trong các lớp của mạng ANN.

Hàm truyền sử dụng trong mô hình là hàm Tansig, với các dữ liệu có giá trị trong khoảng [-1, 1]. Để chuẩn hóa các dữ liệu Input data và Output data được đưa vào để xây dựng mô hình trí tuệ nhân tạo ANN, cần sử dụng công thức (2) để đảm bảo sự chính xác của các kết quả dự đoán của mô hình (Gordan, B., và nnk., 2016, Nguyễn Chí Thành và nnk., 2022):

$$X_n = \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (2)$$

Trong đó, X_n là giá trị chuẩn hóa của biến, X là giá trị ban đầu tương ứng của biến, X_{\max} là giá trị lớn nhất ban đầu của biến, khi chưa được chuẩn hóa, X_{\min} là giá trị nhỏ nhất lúc đầu của biến chưa chuẩn hóa.

Trên cơ sở giá trị các hệ số xác định R^2 và căn bậc hai sai số bình phương trung bình $RMSE$ của từng loại mô hình với các dữ liệu trong tập dữ liệu có kích thước tương ứng để đào tạo và kiểm tra, tiến hành xác định và lựa chọn cấu trúc tối ưu của các mô hình sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN. Dựa trên giá trị hệ số xác định R^2 và căn bậc hai của sai số bình phương trung bình $RMSE$, với mô hình có R^2 lớn và $RMSE$ nhỏ, mô hình tương ứng sẽ có kết quả dự báo, tính toán chính xác cao.

Căn bậc hai của sai số bình phương trung bình RMSE được xác định thông qua công thức (Hajihassani M và nnk., 2016):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2} \tag{3}$$

Hệ số xác định R^2 được xác định [6]:

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})(y' - \bar{y}')}{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (y' - \bar{y}')^2} \right]^2 \tag{4}$$

N: số lượng dữ liệu tại lớp đầu vào của mô hình ANN đang được xây dựng, y_i là giá trị đo trong thực tế thứ i tương ứng thu được trong quá trình thi công đường hầm thực tế, y'_i là giá trị dự báo thứ i tương ứng hay cũng là kết quả dự báo của mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN, \bar{y} và \bar{y}' là giá trị trung bình được đo thực tế và giá trị dự đoán trung bình.

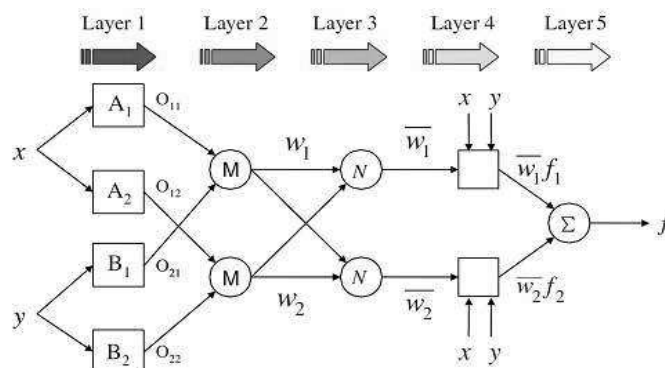
2.2. Mạng vec tơ máy SVM

ANFIS là một mô hình trí tuệ được đề xuất bởi Jang và cộng sự và vào năm 2012 (Nguyễn Chí Thành, Armaghani, D.J. và nnk) ANFIS được biết đến là sự kết hợp giữa mạng logic mờ và mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN (Jang JSR và nnk, 1997). Phương pháp ANFIS có thể cho phép tập mờ sửa đổi các tham số của MF bằng cách sử dụng thuật toán BP. Phương pháp ANFIS dựa trên các quy tắc “nếu - thì” mờ kiểu Takagi và Sugeno. Trong bài báo này, mô hình ANFIS là một mô hình Sugeno mờ, được đưa vào cấu trúc của các hệ thống thích ứng để có thể học và thích ứng. Trong mô hình ANFIS, đối với mô hình mờ Sugeno bậc nhất, hai quy tắc if - then mờ có thể được trình bày dưới dạng phương trình (Mohammad E và nnk, 2014; Mohammadi, M và nnk, 2015; Mottahedi A và nnk, 2018):

Quy luật 1: Nếu (x là A_1) và (y là B_1) thì ($f_1 = p_1x + q_1y + r_1$) (5)

Quy luật 2: Nếu (x là A_2) và (y là B_2) thì ($f_2 = p_2x + q_2y + r_2$) (6)

Trong các công thức trên: $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2$ là tuyến tính và A_1, A_2, B_1 và B_2 là các tham số phi tuyến tính; x, y là đầu vào và f là đầu ra.



Hình 1. Cấu trúc của mô hình ANFIS (Nguyễn Chí Thành. 2022, Armaghani, D.J., và nnk., 2017).

Kiến trúc của mô hình ANFIS trong bài báo này được trình bày trong Hình 2. Kiến trúc hệ thống của mô hình ANFIS nói trên bao gồm năm lớp, lớp đầu tiên của mô hình là lớp mờ, lớp thứ hai của mô hình là lớp sản phẩm, lớp thứ ba là lớp chuẩn hóa, lớp thứ tư là lớp giải mờ và lớp cuối cùng của mô hình là lớp tổng sản lượng.

Lớp thứ nhất của mô hình ANFIS: Chức năng của các lớp này có thể được mô tả bằng các phương trình dưới đây (Jang và nkk., 1997).

$$O_{1,i} = m_{A_i}(x) \quad i=1,2 \quad (7)$$

$$O_{2,i} = m_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad (8)$$

Trong đó: x và y là đầu vào của lớp đầu tiên. A và B là các tập mờ. $O_{1,i}$ là bậc thành viên của tập mờ A theo đầu vào “x”. $O_{2,i}$ là bậc thuộc của tập mờ B theo đầu vào “y”, và m_{A_i} và m_{B_i} là đường cong hàm liên thuộc mờ.

Lớp thứ hai của mô hình ANFIS: Trong lớp này, mỗi nút trong lớp thứ hai là một nút cố định có đầu ra là sản phẩm của tất cả các tín hiệu đến. Mọi giá trị của các nút là kết quả của tích của tất cả các cấp độ thành viên từ lớp trước đó đến nút.

$$w_i = m_{A_i}(x) \times m_{B_j}(y) \quad i=1,2 \quad (9)$$

Trong đó: w_i là nút đầu ra của mô hình.

Lớp thứ ba của mô hình ANFIS: lớp này là lớp chuẩn hóa. Trong lớp này, mỗi nút trong lớp thứ ba chuẩn hóa các hàm trọng lượng thu được từ lớp sản phẩm trước đó, sử dụng phương trình:

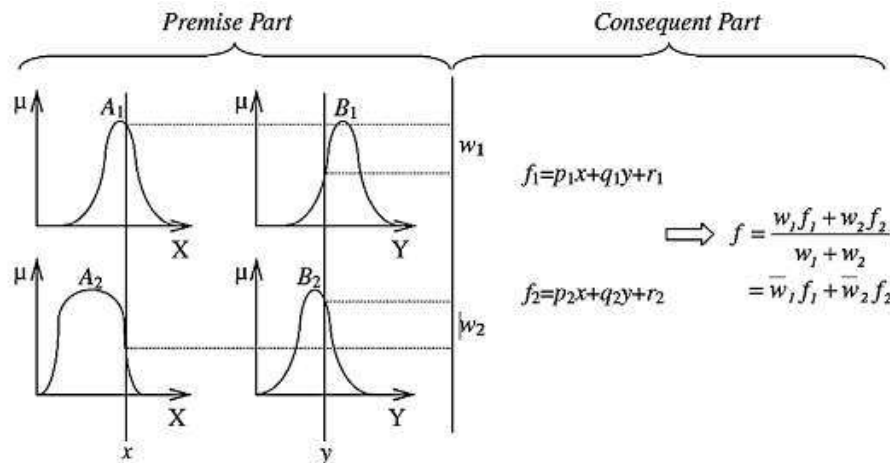
$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (10)$$

Trong đó, \bar{w}_i biểu thị cường độ chuẩn hóa.

Lớp thứ tư của mô hình: Lớp này có vai trò là lớp giải mờ, các nút ở lớp thứ tư này là các nút thích ứng với chức năng được thể hiện trong phương trình:

$$O_{4,1} = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (11)$$

Trong đó: $O_{4,1}$ là bậc thành viên của tập mờ A theo đầu vào “x”. p_i, q_i, r_i là các tham số hệ quả.



Hình 2. Cấu trúc của lớp thứ tư trong mô hình ANFIS (Hajihassani M., Mohammadi, M và nkk)

Lớp thứ năm của mô hình ANFIS: Trong lớp cuối cùng này của mô hình ANFIS, kết quả cuối cùng bằng tổng các kết quả đầu ra của lớp sản phẩm trước đó (lớp thứ tư) được tính toán bởi một nút cố định và được thể hiện bằng phương trình dưới đây.

$$O_{5,1} = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (12)$$

3. Xây dựng các mô hình trí tuệ nhân tạo ANN và ANFIS để dự báo giá trị diện tích gương hầm sau khi nổ mìn tại đường hầm giao thông Đèo Cả, Phú Yên

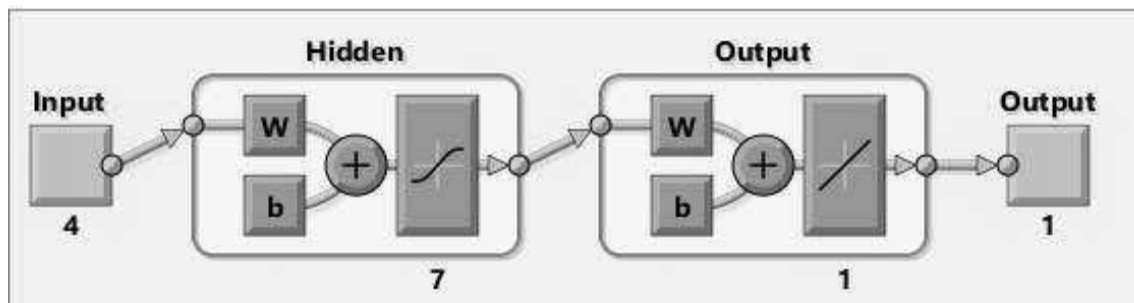
Trong bài báo này, tác giả đã tiến hành thu thập và sử dụng các dữ liệu thực tế trong quá trình thi công đường hầm giao thông Đèo Cả, Phú Yên. Một tập dữ liệu có số lượng là 60 dữ liệu với 4 thành phần đóng vai trò là dữ liệu đầu vào của các mô hình trí tuệ nhân tạo ANN và ANFIS đang được xây dựng, bao gồm: diện tích gương hầm theo thiết kế; chiều sâu trung bình của các lỗ khoan trên gương hầm đang thi công theo từng tiến độ thi công; chỉ tiêu thuốc nổ đơn vị trong hộ chiếu khoan nổ mìn và chỉ số đất đá RMR tại gương hầm đang thi công. Thành phần với vai trò là dữ liệu đầu ra - cũng là mục tiêu cần dự báo của các mô hình đang được xây dựng là diện tích của gương hầm sau khi nổ mìn trong quá trình thi công. Tập dữ liệu được chia thành 5 phần với tỷ lệ 1:5, trong đó, 1 phần được sử dụng làm tập dữ liệu phục vụ cho quá trình kiểm tra độ chính xác của mô hình được xây dựng, 4 phần dữ liệu còn lại được sử dụng để đào tạo mô hình. Các dữ liệu này đã được xử lý để việc xuất hiện trong các phần dữ liệu nói trên là hoàn toàn ngẫu nhiên, đảm bảo độ chính xác và tính khách quan của các mô hình trí tuệ nhân tạo đang được xây dựng.

Bảng 1. Các thông số địa chất và thuốc nổ, đường hầm sử dụng trong mô hình (Nguyễn Chí Thành và nnk., 2022)

Thông số	Ký hiệu	Đơn vị	Chức năng	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất	Trung bình
Chiều dài lỗ khoan trung bình	L	m	Input	1,0	3,2	1,9530
Diện tích mặt gương hầm thiết kế	S	m^2	Input	49,26	64,855	54,5506
Lượng thuốc nổ đơn vị	Q	kg/m^3	Input	0,37	2,32	1,4344
Chỉ tiêu đánh giá khối đá	RMR	-	Input	5,0	73,0	51,3300
Diện tích mặt gương hầm thực tế sau khi nổ mìn	SA	m^2	Output	51,221	71,049	58,8784

3.1. Mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN

Trong các mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN, các dữ liệu được thay đổi vị trí để thiết lập thành 5 mô hình khác nhau. Bằng phương pháp thử-sai-thử, tác giả của bài báo đã thu được kiến trúc của mô hình nhân tạo sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo tối ưu nhất là: mô hình có 4 thành phần dữ liệu đầu vào, 1 thành phần dữ liệu đầu ra, sử dụng hàm truyền Tangsig, sử dụng 1 lớp nơ-ron thần kinh ẩn và trong lớp ẩn này, sử dụng 7 nơ-ron thần kinh.

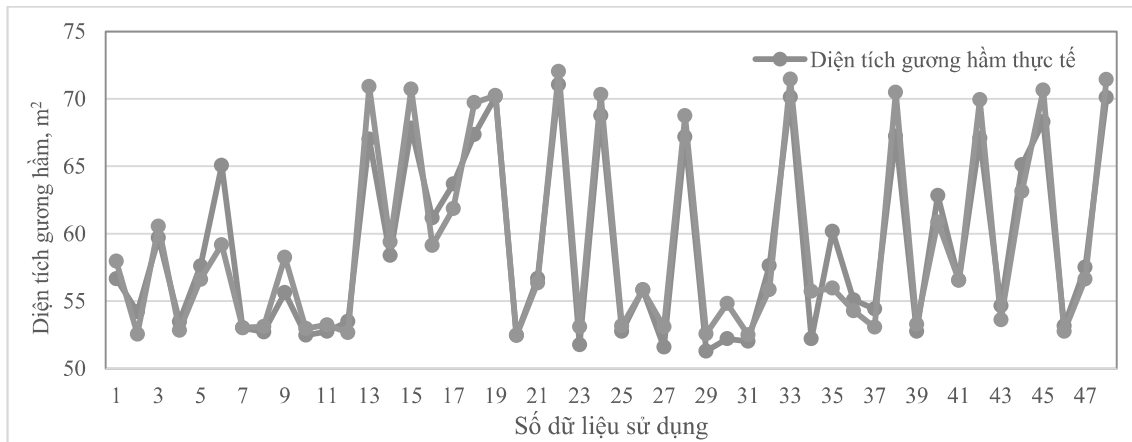


Hình 3. Cấu trúc của mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN.

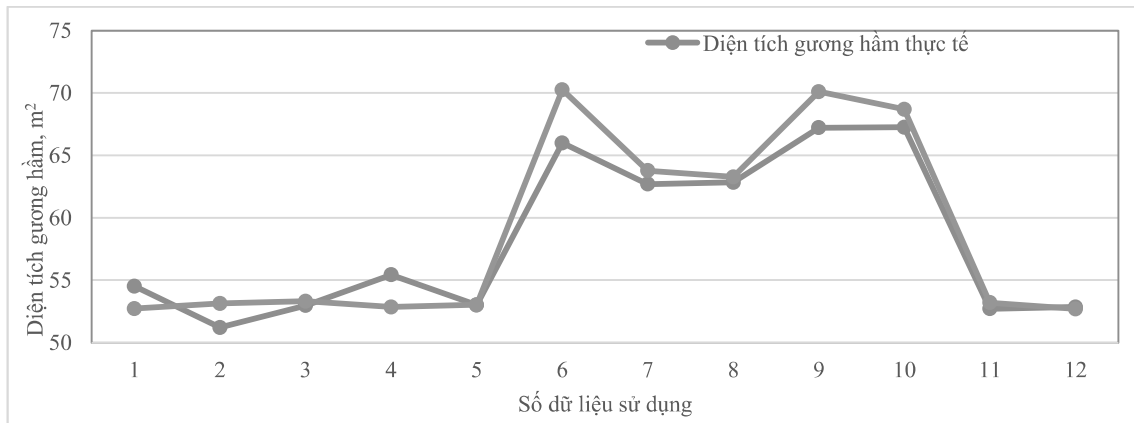
Dựa trên các kết quả nhận được trong bảng 2, có thể thấy mô hình số 2 là mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo cho kết quả tối ưu nhất. Do đó, sử dụng mô hình số 2 trong 5 mô hình tạo dựng từ ban đầu để xác định diện tích gương hầm sau khi nổ mìn.

Bảng 2. Kết quả mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN

Số nơron trong lớp ẩn	RMSE											
	MH1		MH2		MH3		MH4		MH5		Trung bình	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
7	0,1300	0,2626	0,1952	0,1928	0,1741	0,2007	0,1261	0,2241	0,1775	0,1873	0,16058	0,2135
	R^2											
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
	0,9666	0,5223	0,9275	0,9601	0,9282	0,9357	0,9620	0,8762	0,9285	0,9581	0,94256	0,8504



Hình 4. Dự báo diện tích gương hàm trong tập dữ liệu đào tạo bằng ANN.

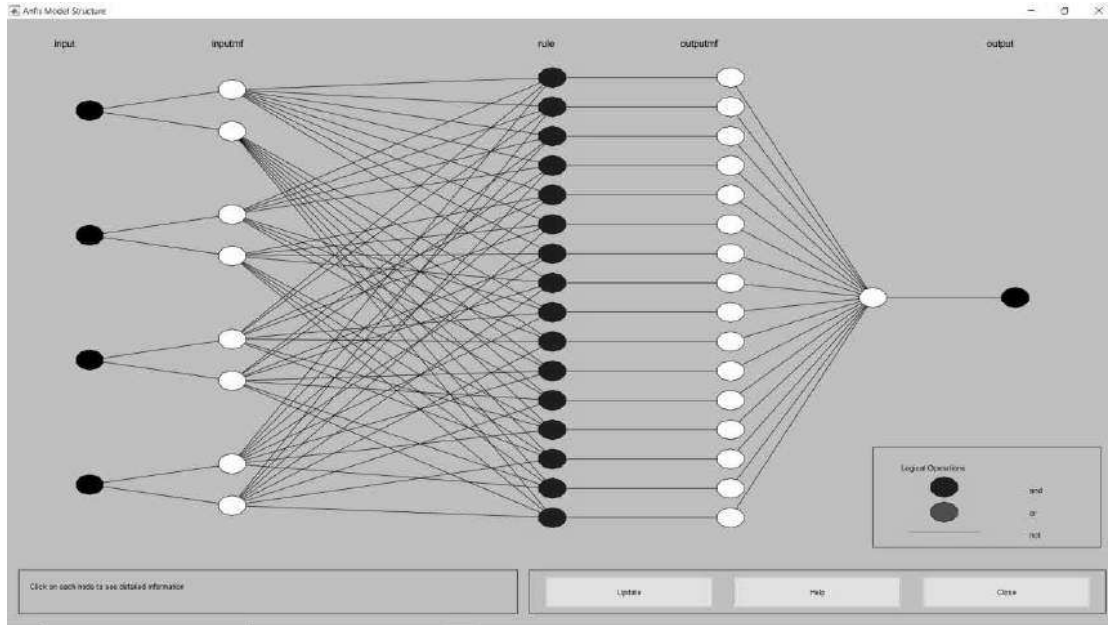


Hình 5. Dự báo diện tích gương hàm trong tập dữ liệu kiểm tra bằng ANN.

3.2. Mô hình trí tuệ nhân tạo ANFIS

Trong mô hình ANFIS được nghiên cứu và xây dựng với mục đích dự báo diện tích của gương hàm sau khi nổ, phân vùng lưới (GP) đã được sử dụng. Thuật toán học tập kết hợp, sự kết hợp của bình phương nhỏ nhất và gradient lan truyền ngược được thực hiện như một phương pháp tối ưu hóa trong quá trình đào tạo mô hình ANFIS. Các thuật toán, sự kết hợp này đã được sử dụng để mô phỏng các chức năng thành viên FIS trong tập dữ liệu đào tạo sử dụng để xây

dựng mô hình dự báo diện tích gương hầm. Trong mô hình ANFIS, hàm thành viên mờ hình tam giác tổng quát được sử dụng trong hàm ANFIS với hai số hàm liên thuộc được thực hiện cho mô hình ANFIS này. Tất cả các bộ dữ liệu sử dụng để xây dựng mô hình ANFIS được chia thành hai tập khác nhau. Trong các tập dữ liệu được chia ra từ tập dữ liệu lớn (với 60 dữ liệu thu được trong thực tế thi công đường hầm giao thông Đèo Cả), các dữ liệu được sắp xếp ngẫu nhiên với 80% dữ liệu để sử dụng đào tạo (48 dữ liệu) và 20% cho tất cả các bộ dữ liệu (12 bộ dữ liệu) để kiểm tra độ chính xác của mô hình ANFIS khi dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn.

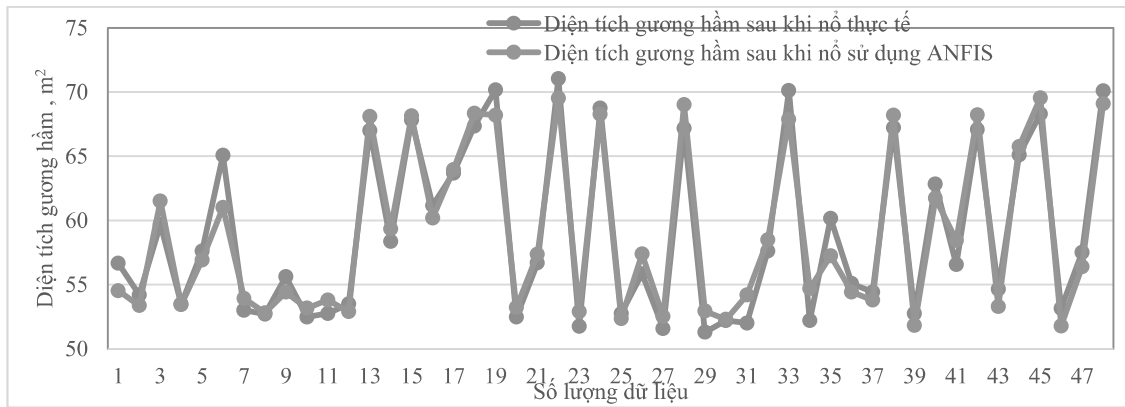


Hình 6. Cấu trúc của mô hình ANFIS được xây dựng để dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn.

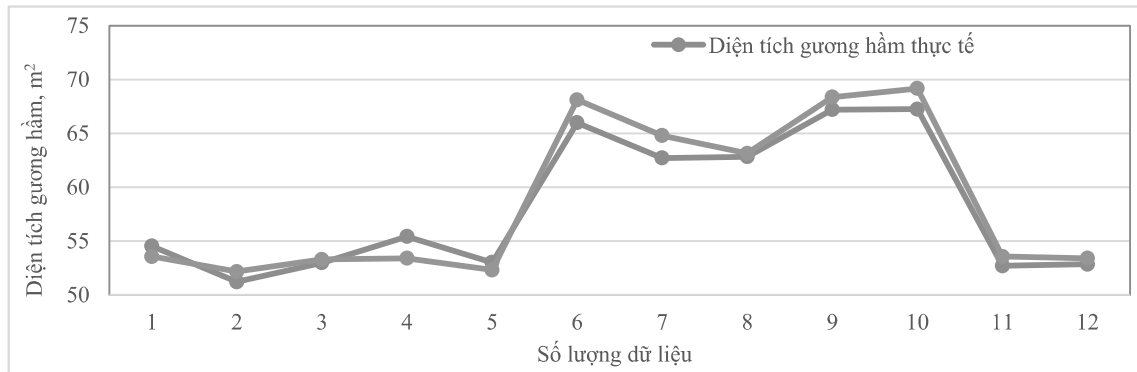
Dựa trên các kết quả thu được khi sử dụng kỹ thuật thử-sai cũng như sử dụng phương pháp xếp hạng (Nguyễn Chí Thành và nnk., 2022), mô hình ANFIS tối ưu nhất chính là mô hình số 2 (theo các kết quả trong Bảng 3). Có thể nhận thấy, mô hình ANFIS với 2 MF cho mỗi biến đầu vào sẽ hoạt động tốt nhất căn cứ vào giá trị *RMSE* và hệ số xác định R^2 của các mô hình được tính toán và so sánh với nhau.

Bảng 3. Kết quả mô hình ANFIS

Số MF với mỗi biến	<i>RMSE</i>											
	MH1		MH2		MH3		MH4		MH5		Trung bình	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
2	0,1068	0,2867	0,1412	0,1349	0,1335	0,2326	0,1238	0,2788	0,1393	0,2454	0,1289	0,2356
	R^2											
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
	0,9752	0,4333	0,9537	0,9791	0,9509	0,8849	0,9631	0,8199	0,9531	0,9348	0,9592	0,8104



Hình 7. Dự báo diện tích gương hầm trong tập dữ liệu đào tạo bằng ANFIS.



Hình 8. Dự báo diện tích gương hầm trong tập dữ liệu kiểm tra bằng ANFIS.

Dựa vào các kết quả thu được từ mô hình mạng nơ-ron nhân tạo ANN và mô hình ANFIS, có thể nhận thấy các mô hình trí tuệ nhân tạo có khả năng dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn trong quá trình thi công với mức độ chính xác rất cao. Việc xác định các thông số đầu vào của các mô hình (mà ở đây là diện tích gương hầm sau khi nổ theo thiết kế, chiều sâu lỗ khoan trung bình trên gương hầm, lượng thuốc nổ đơn vị sử dụng trong các chu kỳ nổ mìn, chỉ số đất đá RMR tại gương hầm đang thi công) để từ đó, xây dựng thành công các mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN và ANFIS đã chỉ ra rằng, các thông số đầu vào đóng vai trò rất quan trọng đến sự hoạt động và độ chính xác của các mô hình trí tuệ nhân tạo.

4. Kết luận

Bằng việc sử dụng các dữ liệu thu được từ quá trình thi công thực tế đường hầm giao thông Đèo Cả, Phú Yên, Việt Nam, bài báo đã tiến hành xây dựng và lựa chọn, đưa ra được các mô hình trí tuệ nhân tạo tối ưu có khả năng dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn trong quá trình thi công. Với mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN và với mô hình logic mờ ANFIS, bài báo đã thu được các kết quả về diện tích gương hầm sau khi nổ mìn thi công, đồng thời có thể đưa ra một số nhận xét sau đây:

1) Các mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN và mô hình logic mờ ANFIS có khả năng dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn với độ chính xác rất cao (RMSE và R^2 cho mô hình ANN được tính toán lần lượt bằng 0,1952 và 0,9275 trong tập dữ liệu đào tạo. Các giá trị này lần lượt là 0,1928 và 0,9601 trong bộ dữ liệu thử nghiệm; RMSE và R^2 cho mô hình ANFIS tối ưu lần lượt bằng 0,142 và 0,9537 trong tập dữ liệu đào tạo. Các giá trị này lần lượt là 0,1349 và 0,9791 trong bộ dữ liệu thử nghiệm). Điều này khẳng định khả năng có thể sử dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo hiệu quả vào việc xác định diện tích gương hầm sau khi nổ mìn trong quá trình thi công. Từ đây, đẩy mạnh tiến độ thi công và giảm chi phí thi công đường hầm;

2) Trong các mô hình sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN, bằng việc đánh giá và so sánh các kết quả của 5 mô hình khác nhau, bài báo đã chứng minh được mô hình số 2 là mô hình tối ưu, có khả năng đưa ra kết quả dự báo diện tích gương hầm chính xác nhất. Mô hình số 2 này có kiến trúc bao gồm: 1 lớp ẩn chứa 7 nơron thần kinh, 4 biến đầu vào và 1 biến đầu ra, sử dụng hàm truyền là tangsig;

3) Mô hình ANFIS tối ưu được xác định với cấu trúc gồm: 4 biến đầu vào với mỗi biến sử dụng 2 MF, hàm trimf được sử dụng trong mô hình tối ưu này;

4) Mô hình ANFIS được lựa chọn cho kết quả dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn chính xác hơn so với mô hình ANN;

5) Cần phải khảo sát, nghiên cứu kỹ cấu trúc của các mô hình trí tuệ nhân tạo khi xây dựng các mô hình này trên các dữ liệu khác nhau.

Lời cảm ơn

Bài báo này được thực hiện với sự giúp đỡ của Trường Đại học Mở - Địa chất, Bộ Giáo dục và Đào tạo.

Tài liệu tham khảo

Armaghani, D.J., Mohamad, E.T., Narayanasamy, M.S., Narita, N. Development of hybrid intelligent models for predicting TBM penetration rate in hard rock condition. *Tunn. Undergr. Space Technol.* Vol 63, 2017, pp. 29-43.

Armaghani, D.J., Hajihassani, M., Mohamad, E.T., Marto, A., Noorani, S.A. Blasting-induced flyrock and ground vibration prediction through an expert artificial neural network based on particle swarm optimization. *Arabian J. Geosci.* Vol.7, Issue 12, 2014, pp. 5383-5396.

Gordan, B., Armaghani, D.J., Hajihassani, M., Monjezi, M. Prediction of seismic slope stability through combination of particle swarm optimization and neural network. *Eng. Comput.* Vol 32, Issue 1, 2016, pp. 85-97.

Hajihassani M, Jahed Armaghani D, Marto A, Tonnizam Mohamad E. Ground vibration prediction in quarry blasting through an artificial neural network optimized by imperialist competitive algorithm. *Bull Eng Geol Environ*, 2014, doi:10.1007/s10064-014-0657-x.

Jang, H., Topal, E. Optimizing over break prediction based on geological parameters comparing multiple regression analysis and artificial neural network. *Tunn. Undergr. Space Technol.* Vol 38, 2013, pp. 161-169.

Nguyễn Chí Thành, Nguyễn Phương Thúy, Nguyễn Văn Thành. Sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo để tính toán, dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. *Hội nghị Khoa học toàn quốc ACEA-VIETGEO2021*. 13-14, 5, 2022. Phú Yên. 404 - 412.

Nguyễn Chí Thành. Nghiên cứu, xây dựng mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng mạng thích nghi mờ ANFIS để dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. *Hội nghị toàn quốc khoa học trái đất và tài nguyên với phát triển bền vững (ERSD 2022)*. Hà Nội, 11, 2022.

Mohammadi, M., Farouq, M.H., Mirzapour, B., Hajiantilaki, N. Use of fuzzy set theory for minimizing overbreak in underground blasting operations - a case study of Alborz Tunnel, Iran. *Int. J. Min. Sci. Technol.* Vol 25, Issue 3, 2015, pp. 439-445.

Mohammad E; Morteza O, Rashidinejad F, Aghajani B.A., Mohammad T. Multiple regression, ANN and ANFIS models for prediction of backbreak in the open pit blasting. *Engineering with Computers*, Vol. 30, 2014, pp. 549-558.

Mottahedi A, Farhang Sereshki F and Mohammad A. Overbreak prediction in underground excavations using hybrid ANFIS-PSO model. *Tunnelling and Underground Space Technology*. Vol. 80, 2018, pp. 1-9.

Artificial intelligence models predict tunnel face area after blasting in tunnel excavations

Nguyen Chi Thanh^{1*}, Nguyen Ven Chinh²

¹Hanoi University of Mining and Geology

²College of Transportation and Communication No. 6

*Corresponding author: nguyenthanh.xdctn47@gmail.com

Abstract

Construction of tunnels in Vietnam commonly employs the drilling and blasting method due to its cost-effectiveness, construction convenience, and potential for accelerated progress. Assessing the efficacy of this method involves evaluating the area of the tunnel face after blasting. This paper has developed and used artificial intelligence models to accurately predict the area of the tunnel face after blasting. The research findings demonstrate the feasibility of utilizing artificial intelligence models to predict and calculate the area of the tunnel face after blasting. Consequently, adjusting the blasting parameters based on the predicted tunnel area enables an effective tunnel construction approach with fruitful outcomes. Based on AI models for predicting the area of the tunnel face after blasting, the blasting parameters will be optimized to enhance tunnel construction effectiveness.

Keywords: *Blasting, modelling, Artificial Intelligence, tunnel mirror, forecasting.*