

- Hadhood, A., Mohamed, H.m., & Benmokrane, B. 2017. Strength of circular HSC columns reinforced internally with carbon-fiber-reinforced polymer bars under axial and eccentric loads. *Construction and Building Materials*, 141, pp 366-378.doi:10.1016/j.conbuildmat.2017.02.117.
- Hadhood, A., Mohamed, H.m., & Benmokrane, B. 2018. Assessing Stress-Block Parameters in Designing Circular High-Strength Concrete Members Reinforced with FRP Bars. *Journal of Structural Engineering*, 144(10), 04018182.doi:10.1061/(asce)st.1943-541x.0002173.
- Hadi,m. N. S., Hasan, H. A., & Sheikh,m. N. 2017. Experimental Investigation of Circular High-Strength Concrete Columns Reinforced with Glass Fiber-Reinforced Polymer Bars and Helices under Different Loading Conditions. *Journal of Composites for Construction*, 21(4), 04017005. doi:10.1061/(asce)cc.1943-5614.0000784.
- Hasan, H. A., Sheikh,m. N., & Hadi,m. N. S. 2018. Analytical investigation on the load-moment characteristics of GFRP bar reinforced circular NSC and HSC columns. *Construction and Building Materials*, 183, 605-617.doi:10.1016/j.conbuildmat.2018.06.042.
- Karim, H., Neaz Sheikh,m., & Hadi,m. N. S. 2017. Load and Moment Interaction Diagram for Circular Concrete Columns Reinforced with GFRP Bars and GFRP Helices. *Journal of Composites for Construction*, 21(1), 04016076. doi:10.1061/(asce)cc.1943-5614.0000737.
- Khan, Q. S., Sheikh,m. N., & Hadi,m. N. S. 2018. Concrete Filled Carbon FRP Tube (CFRP-CFFT) columns with and without CFRP reinforcing bars: Axial-flexural interactions. *Composites Part B: Engineering*, 133, pp 42-52. doi:10.1016/j.compositesb.2017.09.025.
- Mohamed, H.m., & Masmoudi, R. 2010. Flexural strength and behavior of steel and FRP-reinforced concrete-filled FRP tube beams. *Engineering Structures*, 32(11), pp 3789-3800. doi:10.1016/j.engstruct.2010.08.023.
- Mousa, S., Mohamed, H.m., & Benmokrane, B. 2019. Cracking and Crack Control in Circular Concrete Bridge Members Reinforced with Fiber-Reinforced Polymer Bars. *Journal of Bridge Engineering*, 24(1), 04018108.doi:10.1061/(asce)be.1943-5592.0001335.

SỬ DỤNG MẠNG NƠON THẦN KINH NHÂN TẠO ĐỂ TÍNH TOÁN, DỰ ĐOÁN DIỆN TÍCH GƯƠNG HẦM SAU KHI NỔ Mìn

Nguyễn Chí Thành*, Nguyễn Phương Thúy, Nguyễn Văn Thành

Trường Đại học Mở - Địa chất

Tóm tắt

Trong thi công các đường hầm, phương pháp khoan nổ mìn là phương pháp được sử dụng rất phổ biến bởi các ưu điểm của phương pháp này, bao gồm: giá thành rẻ, đơn giản trong tính toán và thực hiện, có thể sử dụng trong các điều kiện địa chất và địa chất thủy văn khác nhau. Phương pháp khoan nổ mìn cũng có thể sử dụng để thi công cho các đường hầm có hình dạng mặt cắt ngang khác nhau... một trong những thông số phản ánh hiệu quả của phương pháp khoan nổ mìn khi phương pháp này được sử dụng để thi công các đường hầm chính là diện tích mặt gương hầm sau khi khoan nổ. Trong nghiên cứu này đã xây dựng và sử dụng mô hình mạng nơon thần kinh nhân tạo ANN (Artificial Neural Network), để dự báo, tính toán giá trị của diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. Các biến đầu vào phục vụ cho các mô hình tính toán, dự báo được xây dựng, bao gồm: diện tích mặt gương đường hầm theo thiết kế S_{tk} , chỉ tiêu thuốc nổ đơn vị q , chiều sâu tiến được của gương hầm (l) và chỉ số RMR (Rock Mass Rating) của khối đất/đá nơi chứa đựng đường hầm. Sau khi xây dựng các mô hình tính toán này, để đánh giá sự hoạt động và độ chính xác của các mô hình, bài báo đã sử dụng hệ số xác định (R^2), sai số bình phương trung bình MSE (Mean Squared Error). Kết quả của mô hình tối ưu nhất sau khi đánh giá được so sánh với các giá trị thực tế thu được trong thực nghiệm. Các kết quả so sánh chỉ ra rằng các mô hình được xây dựng, đề xuất là các công cụ có thể áp dụng và cho kết quả có độ chính xác cao để dự báo, tính toán diện tích mặt gương hầm sau khi nổ mìn.

Từ khóa: Đường hầm, dự báo, trí tuệ nhân tạo, mạng nơon thần kinh, nổ mìn.

1. Tổng quan

Phương pháp khoan nổ mìn là một trong những phương pháp chủ yếu được sử dụng trong việc thi công các công trình ngầm, đường hầm đặc biệt là đối với các công trình ngầm trong mỏ bởi các ưu điểm của phương pháp như: giá thành rẻ, kỹ thuật thực hiện đơn giản và cho hiệu quả cao với các điều kiện địa chất và hình dạng mặt cắt ngang công trình ngầm, đường hầm khác nhau. Tuy nhiên, khi áp dụng phương pháp khoan nổ mìn để xây dựng các công trình ngầm, đường hầm cũng có một số vấn đề cần phải khắc phục, một trong những vấn đề chính của phương pháp khoan nổ mìn chính là hiện tượng nổ quá diện tích và hiện tượng nổ hụt diện tích theo thiết kế. Hiện tượng này sẽ làm giảm hiệu quả của phương pháp thi công công trình ngầm, làm ảnh hưởng đến khối lượng của các công việc khác trong thi công công trình ngầm như: khối lượng kết cấu chống đỡ cho các đường hầm cần phải lắp dựng, khối lượng đất đá cần vận chuyển sau khi nổ... Diện tích mặt hầm sau khi khoan nổ sẽ là yếu tố để đánh giá chính xác hiệu quả của phương pháp khoan nổ mìn, bao gồm cả hiện tượng vượt tiết diện và hiện tượng hụt tiết diện của đường hầm. Tuy nhiên, việc xác định trước diện tích của mặt gương hầm sau khi nổ mìn là khá

* Ngày nhận bài: 01/3/2022; Ngày phản biện: 30/3/2022; Ngày chấp nhận đăng: 10/4/2022

* Tác giả liên hệ: Email: nguyenthanh.xdctn47@gmail.com

khó khăn. Đã có rất nhiều phương pháp được sử dụng để xác định diện tích của mặt gương hầm sau khi nổ, nhưng những phương pháp này không áp dụng được trong nhiều điều kiện khác nhau hoặc cho kết quả không chính xác khi so sánh với các kết quả thực nghiệm. Đó là vì dự báo diện tích của mặt gương hầm sau khi nổ mìn rất phức tạp do có một số lượng lớn các tham số ảnh hưởng có liên quan và ảnh hưởng đến giá trị của đại lượng này (Dey, K và nnk, 2012; Esmaili, M và nnk, 2014). Diện tích của mặt gương hầm sau khi nổ mìn có thể phụ thuộc vào các yếu tố như: yếu tố địa chất, thuốc nổ sử dụng, các yếu tố về hình học của mặt hầm hoặc là sự kết hợp của các yếu tố trên. Hiện nay, đã có nhiều nghiên cứu và công bố về việc dự báo và tính toán cho giá trị của diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. Một số phương pháp chủ yếu được sử dụng trong nghiên cứu và tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn có thể nhắc đến như: phương pháp thực nghiệm (Dey, K và nnk, 2012), phương pháp hồi quy tuyến tính và không tuyến tính (Dey, K và nnk, 2012; Esmaili, M và nnk, 2014), phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo (Armaghani, D.J và nnk, 2014; Dey, K và nnk, 2012; Esmaili, M và nnk, 2014).

Trong nghiên cứu này, mô hình mạng nơron thần kinh ANN đã được sử dụng để xác định diện tích mặt gương hầm sau khi nổ mìn. Bằng các kết quả nhận được từ các mô hình đã xây dựng, có thể nhận thấy tính ưu việt của trí tuệ nhân tạo trong việc xác định, dự báo diện tích mặt gương hầm sau khi nổ mìn.

2. Trường hợp nghiên cứu và dữ liệu

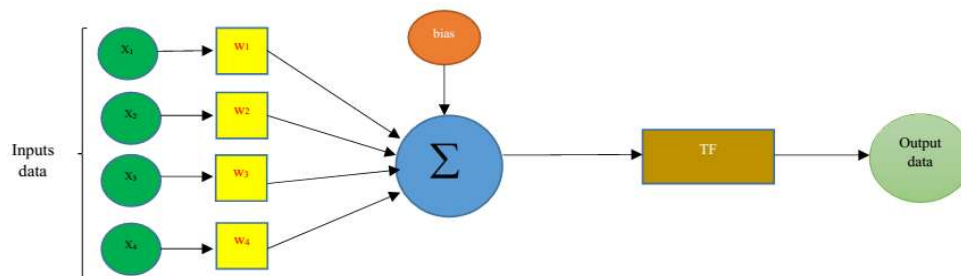
Hầm đường bộ Đèo Cả nằm giữa hai tỉnh Phú Yên và Khánh Hòa. Điểm cửa hầm phía Bắc là tại lý trình Km1353+500 QL1A thuộc thôn Hảo Sơn Bắc, xã Hòa Xuân Nam, thị xã Đông Hòa, tỉnh Phú Yên. Điểm cửa hầm phía Nam là tại lý trình Km1371+525 QL1A thuộc thôn Cổ Mã, xã Vạn Thọ, huyện Vạn Ninh, tỉnh Khánh Hòa. Tổng chiều dài khoảng 13,5 Km, trong đó hầm xuyên núi Đèo Cả dài 4,1km, xuyên núi Cổ Mã dài 500m, còn lại là đường dẫn và cầu trên tuyến (9km). Có 39 dữ liệu được tổng hợp và sử dụng để xây dựng và kiểm tra độ chính xác cho các mô hình dự báo, tính toán diện tích của mặt hầm sau khi nổ. Trong đó, có 27 dữ liệu dùng để đào tạo, xây dựng mô hình (75%) và 12 dữ liệu dùng để kiểm tra sự hoạt động và độ chính xác của mô hình (25%). Trong các dữ liệu này, dữ liệu đầu vào bao gồm 4 biến, gồm: hệ số chỉ số của khối đá (RMR), diện tích của mặt hầm (S_{tk}), chiều sâu tiến được của gương hầm (l) và chỉ tiêu thuốc nổ đơn vị (q). Dữ liệu đầu ra là diện tích thực sự của gương hầm sau khi nổ mìn (SA). Trong 4 biến dữ liệu đầu vào, 3 biến gồm diện tích thiết kế của gương hầm (S_{tk}), chiều sâu lỗ khoan trung bình (l) và chỉ tiêu thuốc nổ đơn vị (q) được coi là các biến thuộc nhóm biến chủ quan, điều khiển được còn biến dữ liệu đầu vào RMR được xếp vào nhóm biến khách quan và không điều khiển được. Các giá trị giới hạn và trung bình của các biến dữ liệu đầu vào được thể hiện trong bảng 1 (<https://deoca.vn/>. Công ty cổ phần tập đoàn Đèo Cả).

Bảng 1. Các giá trị của các biến đầu vào và đầu ra trong mô hình

Thuộc tính	Ký hiệu	Đơn vị	Giá trị lớn nhất	Giá trị nhỏ nhất
Chiều sâu tiến được của gương hầm	l	m	1.0	3.0
Diện tích gương hầm	S_{tk}	m^2	49.26	64.855
Chỉ tiêu thuốc nổ đơn vị	q	kg/m^3	0.45	2.07
Chỉ số của đất/đá nơi có công trình ngầm	RMR	-	8.0	72.0
Diện tích gương hầm sau khi nổ mìn	SA	m^2	51.221	70.131

3. Phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo để tính toán, dự báo diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn - mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN

Mạng nơron nhân tạo (ANN) là một mô hình lập luận toán học đơn giản hóa dựa trên nguyên lý hoạt động của bộ não con người, vì thế nên mô hình này được gọi là mạng nơron thần kinh nhân tạo. ANN có thể xác định mối quan hệ phức tạp giữa các biến để mô phỏng một (hoặc nhiều) (các) biến đầu ra (Specht 1991) tạo (Armaghani, D.J và nnk, 2014; Dey, K và nnk, 2012; Esmaceli, M và nnk, 2014). Một mô hình ANN cụ thể có thể được xác định thông qua các thành phần quan trọng như: hàm truyền, cấu trúc mạng nơron và quy tắc học của mạng nơron (Dey, K và nnk, 2012; Esmaceli, M và nnk, 2014). Liên quan đến sự hoạt động và độ chính xác của mạng nơron thần kinh ANN, cần xác định tập hợp trọng số ban đầu và hiển thị cách thức các trọng số này được sửa đổi trong quá trình đào tạo của mạng nơron để tăng độ chính xác của mạng nơron thần kinh (Dey, K và nnk, 2012). Mạng nơron thần kinh nhiều lớp (MLP) là một trong những mô hình mạng nơron truyền thẳng được biết đến nhiều nhất và thường chứa một lớp đầu vào gồm các nơron nguồn, tiếp theo là ít nhất một lớp ẩn gồm các nơron tính toán và một lớp đầu ra. Mỗi lớp này có chức năng cụ thể riêng của nó. Lớp đầu vào chấp nhận các biến đầu vào bên ngoài và phân phối chúng cho các lớp tiếp theo. Thông qua hàm truyền, các nơron trong các lớp ẩn sẽ xử lý các biến đầu vào từ lớp đầu vào và đưa tín hiệu đã xử lý ra các lớp tiếp theo và cuối cùng là ra lớp đầu ra (Dey, K và nnk, 2012). Trong nghiên cứu này, đề xuất chỉ sử dụng 1 lớp nơron thần kinh ẩn (one hidden layer) và sử dụng thuật toán truyền ngược BP trong mô hình nơron thần kinh. Về cơ bản, việc đào tạo mạng nơron thần kinh theo thuật toán truyền ngược (BP) bao gồm hai bước trong các lớp khác nhau của mạng, cụ thể là chuyển tiếp và chuyển ngược. Trong chuyển tiếp, tín hiệu đầu vào được áp dụng cho các nút của mạng và hiệu ứng của nó lan truyền qua từng lớp mạng. Cuối cùng, một đầu ra được tạo ra như là phản hồi thực tế của mạng. Nếu phản hồi khác với giá trị mong muốn, cần sửa lỗi để điều chỉnh trọng số và mức độ chệch trong mạng phù hợp với giá trị lỗi.



Hình 1. Sơ đồ hoạt động của mạng nơron thần kinh nhân tạo

Trong phương pháp BP, dữ liệu đầu vào được xác nhận cho lớp đầu vào để được truyền qua mạng cho đến khi một đầu ra được tạo ra. Mỗi nơron xác định đầu vào có trọng số thực của nó bằng cách sử dụng phương trình sau:

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

Trong đó, X là dữ liệu đầu ra tại lớp ra của mạng nơron thần kinh nhân tạo, \$x_i\$ là giá trị của đầu vào thứ i, \$w_i\$ là trọng số của đầu vào thứ i tương ứng, n là số dữ liệu đầu vào, \$\beta\$ là ngưỡng áp dụng cho nơron thần kinh đang xử lý dữ liệu.

Trong nghiên cứu này, đầu tiên để xây dựng mạng nơron thần kinh nhân tạo nhằm mục đích dự báo, tính toán diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn cần phải xử lý các dữ liệu được sử dụng để

đào tạo và kiểm tra cho mô hình. Với việc sử dụng hàm truyền trong mô hình là hàm Tansig, do đó, cần phải tiến hành chuẩn hóa các dữ liệu về khoảng $[-1, 1]$ theo công thức:

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

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

Có thể nhận thấy, với một mạng nơron thần kinh nhân tạo (ANN), khó khăn nhất là có thể xác định được kiến trúc mạng tốt nhất với số lượng lớp ẩn và số nơron trong lớp ẩn hợp lý nhất, từ đó sẽ có được kết quả có độ chính xác cao nhất cho mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN (Sonmez et al). Có rất nhiều nghiên cứu đã sử dụng thành công thuật toán đào tạo lan truyền ngược Levenberg - Marquardt trong mạng nơron thần kinh nhân tạo (ANN). Một số nghiên cứu đã chỉ ra rằng, với một lớp ẩn, một mạng nơron thần kinh nhân tạo (ANN) có thể cho kết quả gần đúng với 1 hàm liên tục bất kỳ (Armaghani, D.J và nnk, 2014; Dey, K và nnk, 2012; Esmacili, M và nnk, 2014). Ngoài ra, với mô hình nơron nhân tạo có 1 lớp ẩn sẽ làm giảm độ phức tạp của mô hình, làm cho thời gian xử lý kết quả của mô hình giảm xuống cũng như làm giảm hiện tượng quá khớp của các kết quả được xử lý trong mô hình ANN. Với các lý do như trên, trong nghiên cứu này sẽ sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo có 1 lớp ẩn. Có nhiều nhà nghiên cứu đã đưa ra một số công thức để xác định số nơron thần kinh thích hợp trong lớp ẩn. Có thể nhắc đến Hecht-Nielsen với số nơron trong lớp ẩn được xác định theo công thức: $N \leq 2 * N_i + 1$ với N_i

là số nơron trong lớp đầu vào. Theo Ripley, số nơron trong lớp ẩn thỏa mãn: $N \leq \frac{(N_i + N_0)}{2}$

trong đó N_i là số nơron trong lớp đầu vào, N_0 là số nơron trong lớp đầu ra, theo Wang, $N \leq \frac{2 * N_i}{3} \dots$ Trong nghiên cứu này, sử dụng mô hình mạng nơron thần kinh có 1 lớp ẩn

(Armaghani, D.J và nnk, 2014; Dey, K và nnk, 2012; Esmacili, M và nnk, 2014).

Để xác định được số nơron thích hợp cho lớp ẩn của mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN, tiến hành xây dựng một loạt các mô hình với số lượng nơron trong lớp ẩn khác nhau. Trên cơ sở xác định và đánh giá các hệ số xác định R^2 và MSE của từng mô hình với các dữ liệu trong tập dữ liệu để đào tạo và tập dữ liệu để kiểm tra sẽ xác định được số nơron hợp lý cho lớp ẩn của mạng nơron thần kinh. Nguyên lý để đánh giá các mô hình thông qua hệ số xác định R^2 và sai số bình phương MSE là với mô hình có R^2 lớn và MSE nhỏ, mô hình là thích hợp.

Trong đó, sai số bình phương trung bình MSE được xác định thông qua công thức:

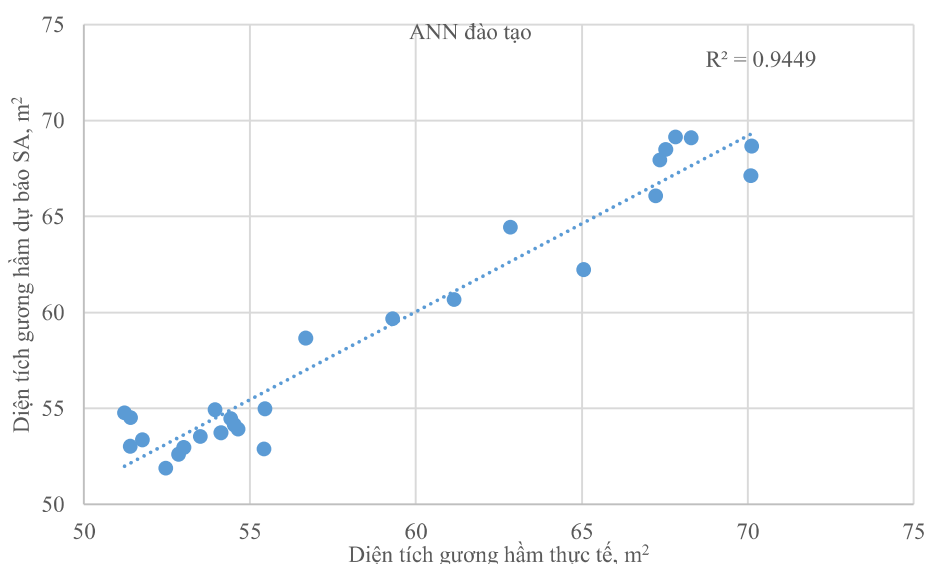
$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2$$

(3) Hệ số xác định R^2 của mạng nơron thần kinh được xác định theo công thức:

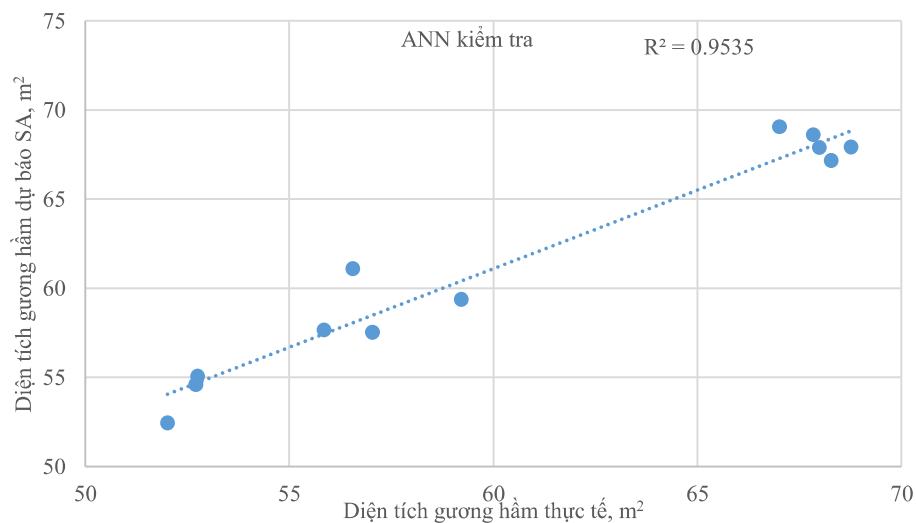
$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})(y' - \bar{y}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (y' - \bar{y}')^2}} \right]^2 \quad (4)$$

Trong đó, N là số dữ liệu tại lớp đầu vào, y_i là giá trị đo trong thực tế thứ i , y'_i là giá trị dự báo thứ i tương ứng, \bar{y} và \bar{y}' là giá trị trung bình được đo thực tế và giá trị dự đoán trung bình (Armaghani, D.J và nnk, 2014; Dey, K và nnk, 2012).

Với kết quả trong bảng 2 và bảng 3, căn cứ vào giá trị của hệ số xác định R^2 trong trường hợp sử dụng tập dữ liệu đào tạo và tập dữ liệu kiểm tra của mô hình ANN được thể hiện trong các bảng nói trên, lựa chọn được số nơron hợp lý trong lớp ẩn của mạng nơron thần kinh nhân tạo đang xây dựng để dự báo, tính toán diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn là $N = 5$ nơron. Mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo ANN hợp lý sẽ có cấu trúc $4 \times 5 \times 1$ với 4 nơron trong lớp đầu vào, 5 nơron trong lớp ẩn và 1 nơron trong lớp ra. Với cấu trúc như trên của mô hình sử dụng mạng nơron thần kinh nhân tạo để tính toán, dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn, kết quả của mô hình sẽ có độ chính xác cao nhất.



Hình 2. Mối liên hệ giữa diện tích gương hầm thực tế với diện tích mặt hầm dự báo theo phương pháp mạng nơron thần kinh nhân tạo (ANN) trong tập dữ liệu đào tạo



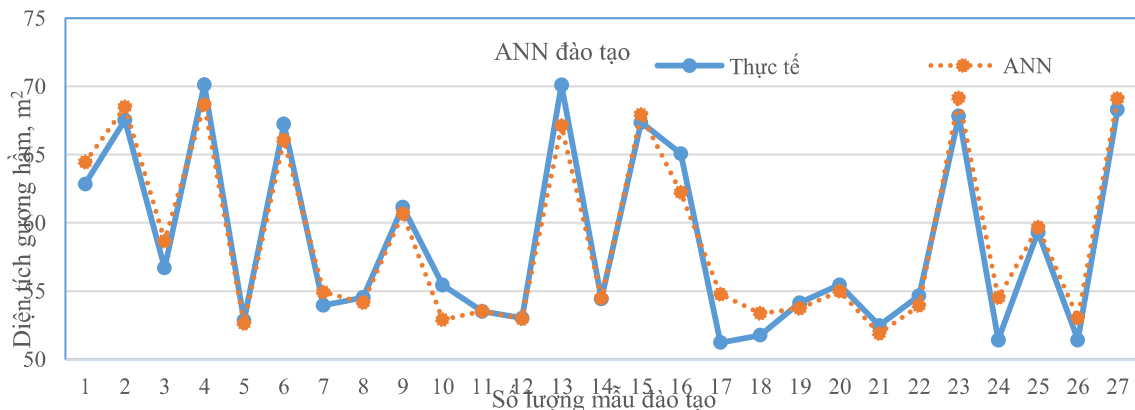
Hình 3. Mối liên hệ giữa diện tích gương hầm thực tế với diện tích gương hầm dự báo theo phương pháp mạng nơron thần kinh nhân tạo (ANN) trong dữ liệu kiểm tra

Bảng 2. Kết quả của hệ số xác định cho mô hình ANN với các số nút trong lớp ẩn khác nhau

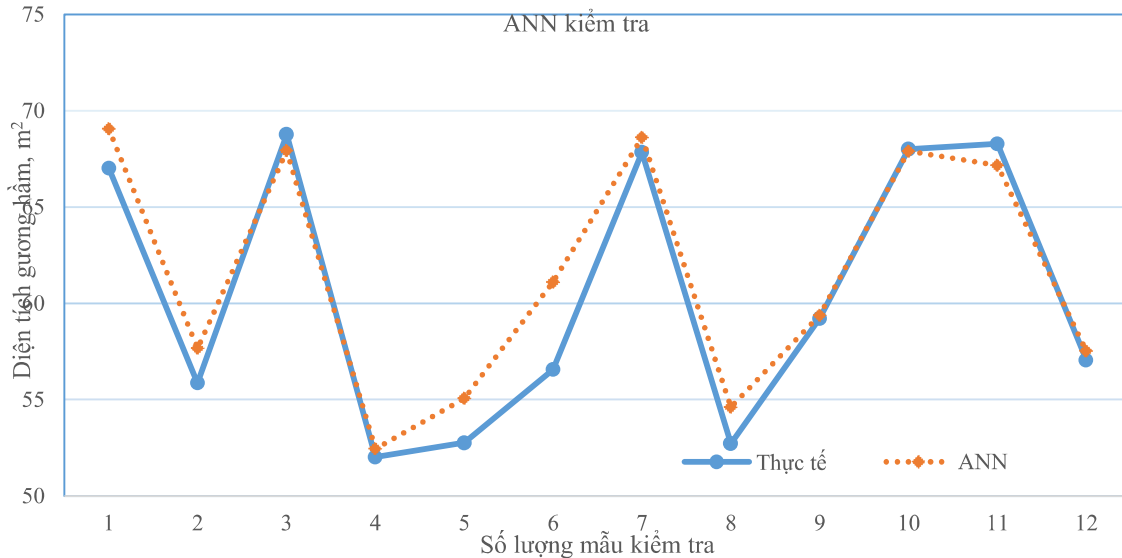
Số nơron trong lớp ẩn	Kết quả của các mô hình											
	R ²											
	Mô hình 1		Mô hình 2		Mô hình 3		Mô hình 4		Mô hình 5		Trung bình R ² đào tạo	Trung bình R ² kiểm tra
	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra
2	0.943	0.761	0.938	0.898	0.904	0.857	0.870	0.852	0.934	0.822	0.918	0.838
3	0.936	0.959	0.925	0.918	0.968	0.763	0.907	0.883	0.946	0.908	0.936	0.886
4	0.909	0.923	0.924	0.861	0.979	0.934	0.896	0.934	0.890	0.883	0.920	0.907
5	0.970	0.905	0.945	0.953	0.973	0.930	0.935	0.943	0.906	0.893	0.946	0.925
6	0.843	0.884	0.978	0.850	0.867	0.877	0.827	0.838	0.926	0.857	0.888	0.861
7	0.877	0.883	0.845	0.826	0.855	0.900	0.913	0.813	0.882	0.864	0.875	0.857
8	0.880	0.902	0.831	0.817	0.865	0.841	0.919	0.826	0.837	0.818	0.866	0.841
9	0.856	0.839	0.824	0.846	0.846	0.820	0.818	0.833	0.894	0.880	0.847	0.844

Bảng 3. Bảng kết quả về giá trị sai số bình phương trung bình của mô hình ANN với các số nút trong lớp ẩn khác nhau

Số nơron thần kinh trong lớp ẩn	Kết quả của các mô hình											
	MSE											
	Mô hình 1		Mô hình 2		Mô hình 3		Mô hình 4		Mô hình 5		Trung bình MSE đào tạo	Trung bình MSE kiểm tra
	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra	Đào tạo	Kiểm tra
2	0.024	0.117	0.032	0.038	0.058	0.063	0.026	0.047	0.033	0.075	0.051	0.068
3	0.028	0.022	0.029	0.022	0.039	0.227	0.061	0.043	0.016	0.022	0.051	0.067
4	0.061	0.048	0.050	0.128	0.012	0.028	0.058	0.043	0.057	0.099	0.058	0.069
5	0.011	0.021	0.020	0.018	0.014	0.021	0.049	0.036	0.015	0.022	0.023	0.024
6	0.072	0.057	0.013	0.134	0.070	0.084	0.125	0.091	0.012	0.106	0.076	0.095
7	0.067	0.092	0.115	0.147	0.085	0.053	0.079	0.123	0.058	0.102	0.092	0.103
8	0.033	0.031	0.105	0.126	0.092	0.121	0.081	0.127	0.080	0.125	0.092	0.106
9	0.063	0.113	0.116	0.089	0.089	0.113	0.084	0.124	0.091	0.136	0.102	0.115



Hình 4. So sánh giá trị thực tế và giá trị dự đoán của diện tích gương hầm trong tệp dữ liệu đào tạo



Hình 5. So sánh giá trị thực tế và giá trị dự đoán của diện tích gương hầm trong tập dữ liệu kiểm tra

Từ các biểu đồ biểu diễn mối tương quan giữa giá trị của diện tích mặt hầm sau khi nổ trong thực tế với giá trị của diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn được dự báo bằng mô hình mạng nơ-ron thần kinh ANN trong hình 4, hình 5, có thể nhận thấy sự tương quan khá tốt giữa các giá trị thực tế và giá trị dự báo của mô hình. Với các giá trị hệ số xác định của các mô hình ANN trong các trường hợp sử dụng cho tập dữ liệu để đào tạo và tập dữ liệu để kiểm tra, có thể nhận xét: với mô hình ANN, hệ số xác định của mô hình ANN (R^2) với tập dữ liệu đào tạo cũng như tập dữ liệu kiểm tra đạt giá trị rất cao (lớn hơn 0.9), do đó, mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo có thể sử dụng để dự báo, tính toán diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn với độ chính xác cao.

4. Kết luận

Diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn luôn là một chỉ tiêu quan trọng để đánh giá hiệu quả việc nổ mìn, phá vỡ đất đá khi xây dựng các đường hầm. Hiện nay các giá trị diện tích mặt hầm sau khi nổ chỉ được ước tính dựa vào một số thông số ảnh hưởng của điều kiện địa chất nơi đặt đường hầm, một số thông số về đặc tính của đường hầm như: diện tích thiết kế, hình dạng đường hầm, đặc tính các lỗ khoan và thuốc nổ sử dụng trong thi công đường hầm... Trong nghiên cứu này, mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN đã được sử dụng để nghiên cứu và tính toán, dự báo diện tích gương hầm sau khi nổ mìn. Với tập dữ liệu bao gồm 39 dữ liệu về các thông số ảnh hưởng tới diện tích mặt hầm sau khi nổ mìn được thu thập trong thực tế xây dựng công trình đường hầm Đèo Cả, Phú Yên, Việt Nam, bài báo đã xây dựng thành công các mô hình nói trên. Sử dụng các mô hình đã được xây dựng và so sánh các kết quả tính toán của các mô hình này với các kết quả thu được trong thực tế thi công đường hầm, có thể rút ra một số kết luận sau đây:

- Mô hình sử dụng trí tuệ nhân tạo mà ở đây là sử dụng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo ANN để xây dựng mô hình dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn có độ chính xác cao với hệ số xác định R^2_{training} và R^2_{testing} lần lượt là 0.9449 và 0.9535. Điều này khẳng định sự chính xác cao của mô hình mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo đã được xây dựng để dự báo diện tích gương công trình ngầm, đường hầm đang nghiên cứu;

- Việc xây dựng mạng nơ-ron thần kinh nhân tạo để dự báo, tính toán diện tích gương hầm sau khi nổ mìn phụ thuộc vào rất nhiều các yếu tố, như: các điều kiện địa chất nơi có công trình

ngầm; các tính chất kỹ thuật nổ mìn; tính chất của công trình ngầm. Việc xác định và đánh giá sự ảnh hưởng của các yếu tố này đến sự chính xác của kết quả mô hình mạng nơron thần kinh nhân tạo khi sử dụng để tính toán, dự báo diện tích gương công trình ngầm, đường hầm sau khi nổ là hết sức cần thiết.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được hoàn thành với sự tài trợ và giúp đỡ của Bộ Giáo dục và Đào tạo Việt Nam, Trường Đại học Mở - Địa chất.

Tài liệu tham khảo

- Armaghani, D.J., Hajihassani,m., Mohamad, E.T., Marto, A., Noorani, S.A., (2014). Blasting-induced flyrock and ground vibration prediction through an expert artificial neural network based on particle swarm optimization. *Arabian J. Geosci.* 7 (12), 5383-5396.
- Dey, K., Murthy, V.M.S.R., (2012). Prediction of blast induced over break from un-controlled burn-cut blasting in tunnel driven through medium rock class. *Tunn. Undergr. Space Technol.* 28, 49-56.
- Esmaceli,m., Osanloo,m., Rashidinejad, F., Aghajani, A.B., Taji,m., (2014). Multiple regression, ANN and ANFIS models for prediction of backbreak in the open pit blasting. *Eng. Comput.* 30 (4), 549-558.

<https://deoca.vn/>. Công ty cổ phần tập đoàn Đèo Cả.



**KỶ YẾU HỘI NGHỊ KHOA HỌC TOÀN QUỐC ACEA-VIETGEO 2021
PHÚ YÊN, 13 - 14 THÁNG 5 NĂM 2022**

**ĐỊA CHẤT CÔNG TRÌNH - ĐỊA KỸ THUẬT VÀ XÂY DỰNG
PHỤC VỤ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG
KHU VỰC MIỀN TRUNG VÀ TÂY NGUYÊN**



NHÀ XUẤT BẢN KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT



**KỶ YẾU HỘI NGHỊ KHOA HỌC TOÀN QUỐC ACEA-VIETGEO 2021
PHÚ YÊN, 13 - 14 THÁNG 5 NĂM 2022**

**ĐỊA CHẤT CÔNG TRÌNH - ĐỊA KỸ THUẬT VÀ XÂY DỰNG
PHỤC VỤ PHÁT TRIỂN BỀN VỮNG
KHU VỰC MIỀN TRUNG VÀ TÂY NGUYÊN**

Mã ISBN: 978-604-67-2296-0



NHÀ XUẤT BẢN KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT

HỘI NGHỊ KHOA HỌC TOÀN QUỐC

ACEA-VIETGEO 2021

BAN TỔ CHỨC

PGS.TS. Nguyễn Vũ Phương	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Đồng Trưởng ban</i>
PGS.TS. Tạ Đức Thịnh	Hội Địa chất công trình và Môi trường Việt Nam	<i>Đồng Trưởng ban</i>
GS.TS. Trần Thanh Hải	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Phó Trưởng ban</i>
TS. Phan Văn Huệ	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Phó Trưởng ban</i>
PGS.TS. Lê Minh Phương	Trường Đại học Bách khoa - ĐHQG TPHCM	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Nguyễn Duy Việt	Trường Đại học Giao thông Vận tải	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Nguyễn Xuân Thảo	Hội Công nghệ Khoan - Khai thác Việt Nam	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Nguyễn Văn Lâm	Hội Địa chất thủy văn Việt Nam	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Bùi Trường Sơn	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Lê Đàm Ngọc Tú	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Ủy viên</i>

BAN KHOA HỌC

GS.TSKH. Phạm Văn Ty	Hội Địa chất công trình và Môi trường Việt Nam	<i>Trưởng ban</i>
TS. Phạm Ngọc Tiến	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Phó Trưởng ban</i>
PGS.TS. Nguyễn Văn Lâm	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Nguyễn Huy Phương	Hội Địa chất công trình và Môi trường Việt Nam	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Đỗ Minh Đức	Trường Đại học Khoa học tự nhiên - ĐHQGHN	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Bùi Trường Sơn	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
PGS.TS. Nguyễn Thị Nụ	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Thanh Danh	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Văn Hải	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Thành Sơn	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Văn Phóng	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Thành Dương	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Phạm Đức Thọ	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Công Định	Trường Đại học Giao thông Vận tải	<i>Ủy viên</i>
TS. Nguyễn Bách Thảo	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Phạm Văn Hùng	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Vũ Minh Ngạn	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
TS. Hoàng Đình Phúc	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>

BAN THƯ KÝ

TS. Nguyễn Thành Dương	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Trưởng ban</i>
TS. Nguyễn Thanh Danh	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Phó Trưởng ban</i>
ThS. Ngô Đình Thành	Trường Đại học Xây dựng Miền Trung	<i>Ủy viên</i>
TS. Phạm Thị Việt Nga	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
ThS. Phạm Thị Ngọc Hà	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>
ThS. Nguyễn Văn Hùng	Trường Đại học Mở - Địa chất	<i>Ủy viên</i>