

NGHIÊN CỨU ĐÁNH GIÁ SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO SÓNG VA ĐẬP KHÔNG KHÍ SINH RA DO NỔ Mìn TRÊN MỎ LỘ THIÊN

BÙI XUÂN NAM, NGUYỄN HOÀNG

Trường Đại học Mỏ-Địa chất

Email: buixuannam@humg.edu.vn

1. Đặt vấn đề

Khai thác lộ thiên (KTLT) là một dạng hoạt động công nghệ nhằm thu hồi các khoáng sản có ích (KSCI) ở thể rắn từ lòng đất (bao gồm cả dưới và trên mặt đất) nhằm sử dụng vào các mục đích kinh tế khác nhau của con người [17]. Để thu hồi KSCI bằng phương pháp lộ thiên, cần phải bóc đi một lượng lớn đất đá phủ và đất đá gốc bao quanh thân quặng và nổ mìn vẫn là phương pháp phổ biến cho hiệu quả cao nhất [9]. Tuy nhiên, chỉ 20÷30 % năng lượng nổ mìn được sử dụng để phá vỡ đất đá, phần còn lại là các tác dụng không mong muốn như sóng chấn động, sóng va đập không khí, đất đá bay,... [15]. Trong đó, sóng va đập không khí là một trong những tác động gây ảnh hưởng lớn tới môi trường xung quanh như làm rung động nhà cửa và các công trình, phá vỡ hệ thống cửa kính và kết cấu các công trình xây dựng, gây ảnh hưởng trực tiếp tới sức khỏe của con người,... [3], [4], [6], [11], [14], [16]. Do vậy, việc kiểm soát và dự báo trước sóng va đập không khí sinh ra do nổ mìn là công cụ thiết yếu để đảm bảo an toàn, nâng cao hiệu quả sản xuất cho mỏ và thân thiện với môi trường [2], [10].

Để dự báo sóng va đập không khí, nhiều nhà nghiên cứu đã thực hiện và đưa ra phương trình tổng quát dự báo sóng va đập không khí [8]:

$$AOp = a \left[D / (Q_{max})^{1/3} \right]^{-b} \quad (1)$$

Trong đó: AOp - Sóng va đập không khí, dB; D - Khoảng cách từ bề mặt bãi nổ tới vị trí đặt thiết bị đo sóng va đập không khí; Q_{max} - Khối lượng thuốc nổ tối đa cho mỗi đợt nổ, Kg; a và b - Các hằng số cụ thể.

Các hằng số cụ thể a, b có thể thu được bằng cách vẽ biểu đồ giữa AOp và tỉ lệ khoảng cách

theo tỉ lệ log-log. Đồ thị này sẽ cho mối quan hệ tuyến tính giữa hai tham số này. Trong một phương trình tuyến tính, log đối của hằng số cho giá trị hằng số "a" và độ dốc của đường thẳng sẽ bằng hằng số "b". Các giá trị của các hằng số cụ thể này phụ thuộc rất nhiều vào điều kiện địa chất của mỏ, do vậy không thể sử dụng cho các mỏ khác để dự báo sóng va đập không khí [8].

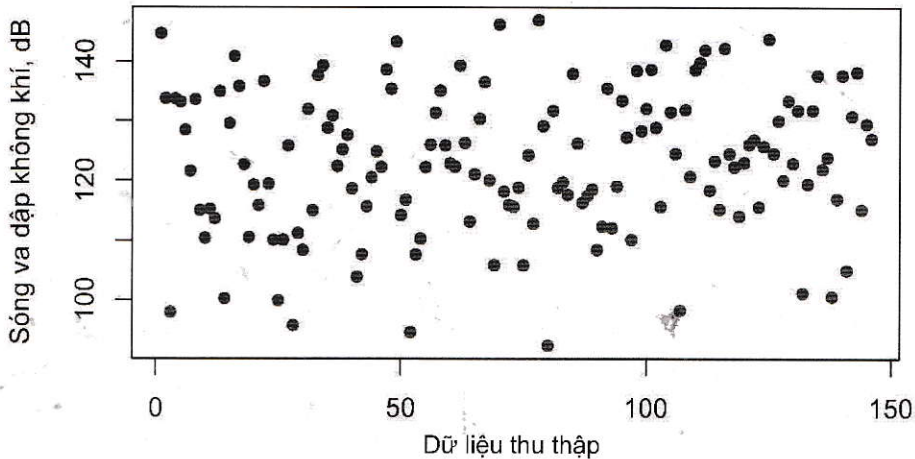
Trong những năm gần đây, với sự phát triển vượt bậc của khoa học kỹ thuật và công nghệ thông tin, trí thông minh nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) đã và đang được ứng dụng rất nhiều trong mọi lĩnh vực với hiệu quả rất cao. Một số nhà khoa học trên thế giới cũng đã sử dụng AI để dự báo sóng va đập không khí trên mỏ lộ thiên với mức độ tin cậy và độ chính xác rất cao [1], [5], [7], [8], [18].

Trong phạm vi của bài báo này, nhóm tác giả thực hiện đánh giá khả năng ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo của AI trong dự báo sóng va đập không khí trên mỏ lộ thiên Việt Nam. Mỏ than Đèo Nai (Quảng Ninh) được lựa chọn là khu vực nghiên cứu điển hình với số liệu được thu thập từ 146 vụ nổ tại mỏ. Để đánh giá khả năng sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN), một mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp (Multilayers Perceptron - MLP) sẽ được sử dụng trong nghiên cứu này để dự báo sóng va đập không khí cho mỏ than Đèo Nai.

2. Số liệu sử dụng

Số liệu sử dụng cho bài báo bao gồm các thông số như sóng va đập không khí, được đặc trưng bởi áp lực phát ra trong không khí từ các vụ nổ (AOp) và được đo bằng thiết bị Blastmate III của Canada do Instatel sản xuất. Các thông số khác của hộ chiếu nổ mìn được thu thập từ 146 vụ nổ tại mỏ than Đèo Nai. H.1 minh họa dữ liệu sóng va đập

không khí đo được từ 146 vụ nổ tại mỏ than Đèo Nai trong nhiều năm.



H.1. Dữ liệu sóng và đập không khí thu thập được từ 146 vụ nổ tại mỏ than Đèo Nai

Ngoài ra, các dữ liệu cần thiết khác phục vụ cho nghiên cứu này bao gồm: Chiều dày lớp đất phủ B, khoảng cách giữa các hàng lỗ khoan (a), chỉ tiêu thuốc nổ (q), số hàng lỗ khoan nổ đồng thời (N), khoảng cách đặt thiết bị (R), tổng khối

lượng thuốc nổ trong một lần nổ (Q), chiều cao tầng (H), chiều dài cột bua (L_b) và độ ẩm không khí (W) được thu thập từ 146 vụ nổ của mỏ. Dữ liệu sử dụng cho nghiên cứu này được tóm tắt trong Bảng 1.

Bảng 1. Tóm tắt dữ liệu sử dụng cho nghiên cứu

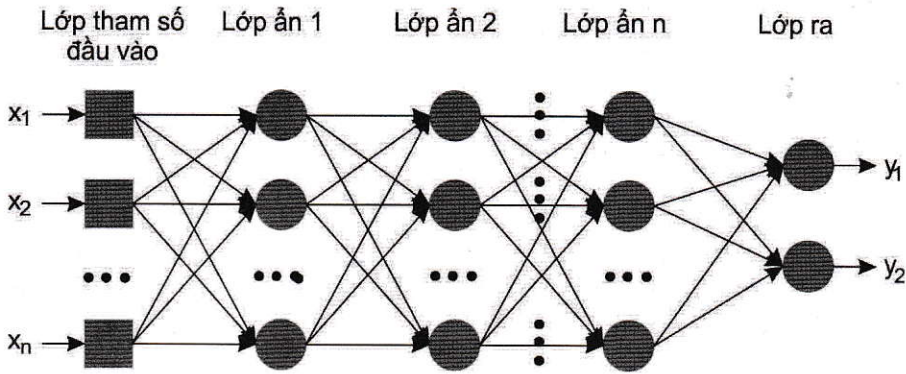
Q	H	B	a
Min.: 1376.45	Min.: 13	Min.: 7.5	Min.: 7.4
1st Qu.: 10028.21	1st Qu.: 13.5	1st Qu.: 7.8	1st Qu.: 7.7
Median : 13454.15	Median : 14	Median : 8.2	Median : 7.8
Mean : 13183.35	Mean : 14.37	Mean : 8.06	Mean : 7.814
3rd Qu.: 16317.53	3rd Qu.: 15	3rd Qu.: 8.3	3rd Qu.: 8
Max. : 24171.33	Max. : 16	Max. : 8.5	Max. : 8.2
L_b	q	W	R
Min.: 6.2	Min.: 0.35	Min.: 76	Min.: 180
1st Qu.: 6.6	1st Qu.: 0.39	1st Qu.: 81.25	1st Qu.: 338
Median : 6.9	Median : 0.42	Median : 85	Median : 495
Mean : 6.88	Mean : 0.418	Mean : 85.16	Mean : 469.03
3rd Qu.: 7.2	3rd Qu.: 0.45	3rd Qu.: 89	3rd Qu.: 622
Max. : 7.5	Max. : 0.48	Max. : 94	Max. : 726

3. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu sử dụng trong bài báo là sử dụng ANN - một phần của AI để dự báo sóng và đập không khí sinh ra do nổ mìn trên mỏ than Đèo Nai. Để thực hiện phương pháp này, dữ liệu thu thập được chia thành hai phần bao gồm: 80 % dữ liệu được sử dụng làm dữ liệu huấn luyện và 20 % dữ liệu được sử dụng làm dữ liệu kiểm tra để đánh giá hiệu suất của mô hình dự báo.

Mạng nơ-ron nhân tạo là một loại mạng nơ-ron được thiết kế dựa trên cấu tạo của bộ não con

người, có khả năng kết nối các nơ-ron để giải quyết mọi vấn đề từ các tín hiệu đầu vào nhờ sự hỗ trợ của máy tính điện tử [13]. Mô hình mạng nơ-ron được sử dụng rộng rãi nhất là mô hình mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp MLP. Trong nghiên cứu này, mô hình MLP được sử dụng như một mô hình ANN cơ bản nhằm đánh giá khả năng ứng dụng của ANN trong dự báo sóng và đập không khí. Một mạng MLP tổng quát là mạng có n lớp với cấu trúc bao gồm: 1 lớp đầu vào, n lớp ẩn (với $n \geq 2$) và 1 lớp đầu ra. Cấu trúc của một mạng MLP tổng quát được minh họa trong H.2.



H.2. Cấu trúc chung của mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp MLP

Mô hình mạng MLP hoạt động theo phương thức: tại lớp đầu vào, các nơ-ron sẽ nhận các tín hiệu đầu vào với các trọng số. Sau đó chúng được xử lý và gửi tới các nơ-ron thuộc lớp ẩn thứ nhất thông qua hàm truyền. Tại đây các nơ-ron sẽ tiếp nhận kết quả từ lớp tham số đầu vào và xử lý, tính toán các trọng số rồi gửi đến lớp ẩn thứ 2 thông qua hàm truyền. Quá trình cứ tiếp tục như vậy cho đến khi các kết quả được truyền tới lớp ra và cho kết quả đầu ra cuối cùng [19].

Các kết quả đầu ra của mô hình mạng nơ-ron phụ thuộc rất nhiều vào quá trình học của mạng, hay còn gọi là quá trình huấn luyện. Quá trình học của mạng nơ-ron nhân tạo bao gồm hai kiểu học là học có giám sát và học không giám sát [12]. Các dữ liệu đầu vào khi dự báo sóng va đập không khí là các dữ liệu dạng số, sử dụng thuật toán hồi quy nên hầu hết đều sử dụng phương pháp học có giám sát dựa trên các dữ liệu đầu vào và yêu cầu của đầu ra.

Để đánh giá hiệu quả của quá trình huấn luyện, một số tiêu chuẩn đánh giá được sử dụng bao gồm: sai số tuyệt đối trung bình (MAE), sai số bình phương trung bình quân phương (RMSE) và hệ số xác định (R^2).

MAE biểu thị biên độ trung bình của sai số mô hình nhưng không nói lên xu hướng lệch của giá trị dự báo và quan trắc. Khi MAE=0, giá trị của mô hình hoàn toàn trùng khớp với giá trị thực tế, mô hình được xem là "lý tưởng". Giá trị MAE nằm trong khoảng $(0, +\infty)$.

Sai số bình phương trung bình là một trong những đại lượng cơ bản và thường được sử dụng phổ biến cho việc đánh giá kết quả của mô hình dự báo số trị. Người ta thường hay sử dụng đại lượng sai số bình phương trung bình quân phương (RMSE) biểu thị độ lớn trung bình của sai số. Đặc biệt RMSE rất nhạy với những giá trị sai số lớn. Do đó nếu RMSE càng gần MAE sai số mô hình càng ổn định và có thể thực hiện việc hiệu chỉnh sản phẩm mô hình. Giống như MAE, RMSE không chỉ

ra độ lệch giữa giá trị dự báo và giá trị thực tế. Giá trị của RMSE nằm trong khoảng $(0, +\infty)$.

R^2 là hệ số xác định thể hiện mức độ phù hợp của dữ liệu với thuật toán. R^2 nằm trong khoảng $(0,1)$ và lý tưởng nhất khi $R^2=1$ và bằng 0 là tệ nhất.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |y_j - \hat{y}_j| \quad (2)$$

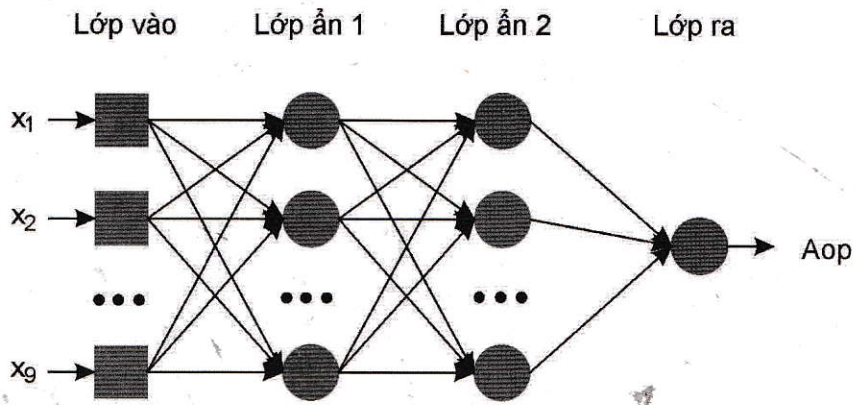
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Về lý thuyết, một mạng nơ-ron với 2 lớp ẩn có thể biểu diễn được tất cả các hình dạng khác nhau theo yêu cầu. Càng nhiều lớp ẩn quá trình huấn luyện mạng càng lâu và phức tạp. Do vậy, trong nghiên cứu này, một mạng MLP 2 lớp ẩn sẽ được lập trình và huấn luyện trên bộ dữ liệu huấn luyện (80 % dữ liệu). Kết quả huấn luyện sẽ được kiểm tra lại bằng tập dữ liệu kiểm tra và đánh giá tổng thể trên toàn bộ dữ liệu. Các kết quả nghiên cứu được thể hiện trong phần 4 của bài báo này.

4. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

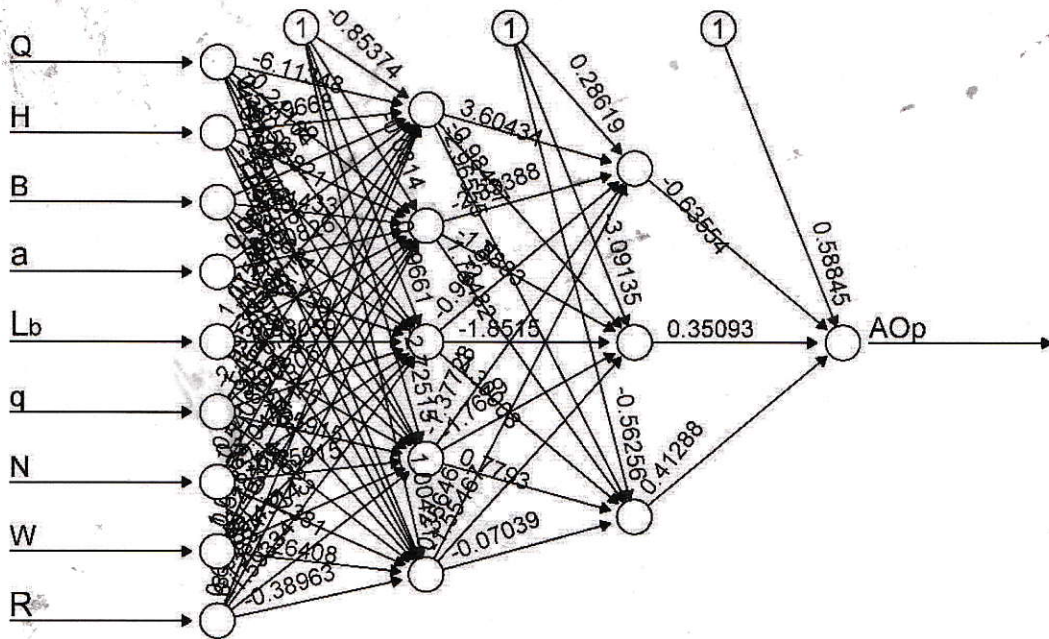
Trên Bảng 1 cho thấy dữ liệu sử dụng bao gồm 10 thông số, trong đó 9 thông số đầu tiên được sử dụng làm dữ liệu đầu vào và thông số sóng va đập không khí (AOp) là thông số đầu ra. Như vậy, cấu trúc mạng MLP 2 lớp dự báo sóng va đập không khí cho mỏ than Đèo Nai sẽ bao gồm 9 thông số đầu vào, 2 lớp ẩn và 1 thông số đầu ra được gọi là mô hình ANN 9-x-y-1. Trong đó: x, y lần lượt là số nơ-ron trong các lớp ẩn thứ nhất và thứ hai. H.3 minh họa cấu trúc mạng MLP với 2 lớp ẩn dự báo sóng va đập không khí cho mỏ than Đèo Nai.



H.3. Cấu trúc mạng nơ-ron MLP 2 lớp dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai

Trong các lớp ẩn, các nơ-ron tiến hành nhận dữ liệu đầu vào và xử lý, tính toán các trọng số và chuyển sang các nơ-ron của lớp tiếp theo cho đến khi đạt được kết quả đầu ra theo ý muốn. Tuy nhiên, rất khó để xác định số nơ-ron trong mỗi lớp ẩn. Ít nơ-ron quá sẽ không phản ánh hết thuộc tính của dữ liệu đầu vào hoặc thiếu ăn khớp (underfitting). Sử dụng quá nhiều nơ-ron trong lớp ẩn sẽ làm tăng thời gian huấn luyện mạng và có thể dẫn tới

tình trạng thừa ăn khớp (overfitting). Cách tốt nhất để xác định số nơ-ron trong lớp ẩn là “thử và lỗi”. Quá trình thử nghiệm với số lượng nơ-ron trong các lớp ẩn khác nhau cho thấy số nơ-ron tối ưu trong các lớp thứ nhất và thứ 2 lần lượt là 5 và 3 nơ-ron. H.4 minh họa mô hình ANN 9-5-3-1 sử dụng để dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai và các giá trị của các trọng số được tính toán sau khi đi qua các nơ-ron.



H.4. Mô hình ANN 9-5-3-1 dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai

Quá trình huấn luyện với mô hình ANN 9-5-3-1 cho kết quả tốt nhất với MAE=1,967, RMSE=2,563 và $R^2=0,954$. So với các nghiên cứu trước đó trên thế giới [1], [5], [7], [8], [18] cho thấy mô hình ANN 9-5-3-1 trong nghiên cứu này cho kết quả huấn luyện rất tốt với độ chính xác rất cao. Tuy nhiên, để đánh giá hiệu suất của mô hình ANN 9-5-3-1 dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai,

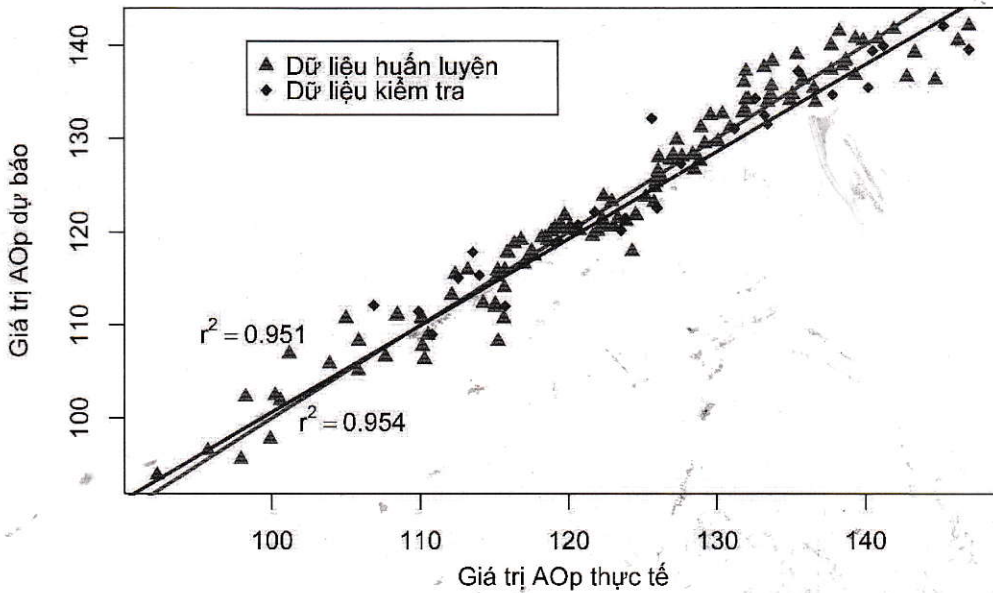
bộ dữ liệu kiểm tra sẽ được sử dụng như là dữ liệu chưa từng thấy trên mô hình ANN 9-5-3-1. Các kết quả dự báo được đánh giá thông qua các tiêu chuẩn MAE, RMSE và R^2 được thể hiện trong Bảng 3. Các kết quả trong Bảng 3 cho thấy sai số trên tập dữ liệu kiểm tra lớn hơn không đáng kể so với sai số trên tập dữ liệu huấn luyện với RMSE tăng từ 2,563 lên 2,634.

Bảng 3. Hiệu suất của mô hình ANN 9-5-3-1 dự báo sóng và đập không khí tại mỏ than Đèo Nai

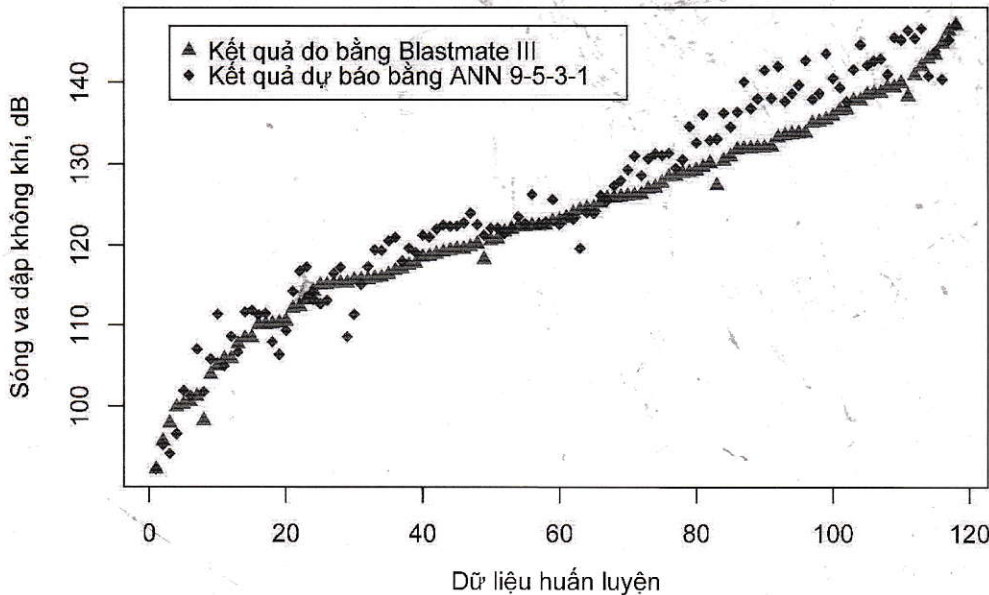
Dữ liệu	RMSE	R ²	MAE
Huấn luyện	2,563	0,954	1,967
Kiểm tra	2,634	0,951	2,040

Ngoài ra, RMSE và MAE cũng rất gần nhau, điều này cho thấy mô hình ANN 9-5-3-1 sử dụng rất ổn định. Bên cạnh đó, hệ số xác định R² trên tập dữ liệu kiểm tra cũng gần như tương đương

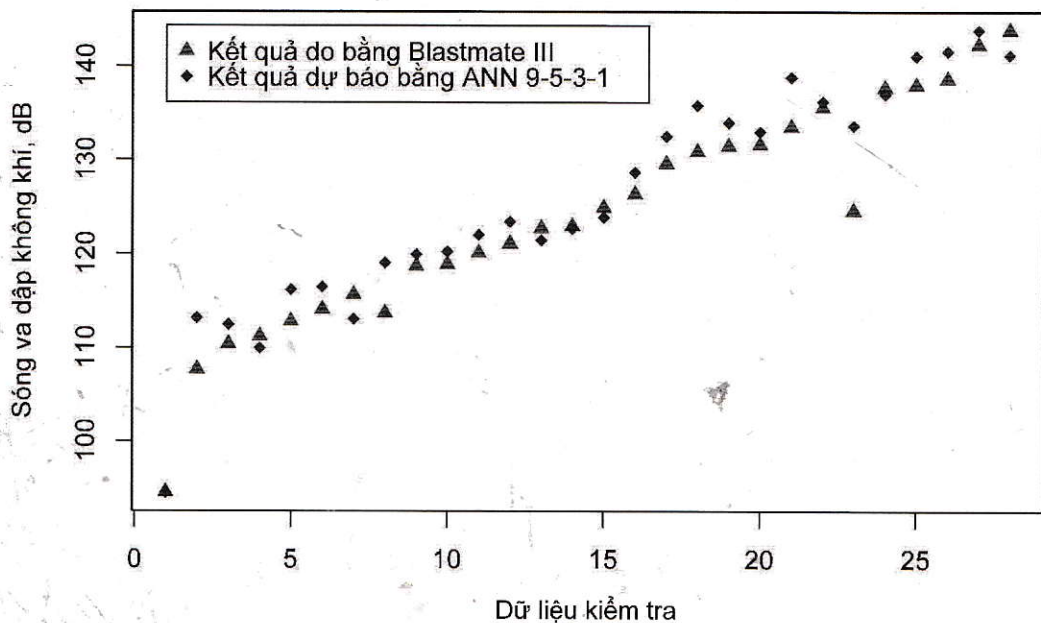
với tập dữ liệu huấn luyện, R² giảm từ 0,954 xuống còn 0,951 cho thấy mức độ phù hợp của bộ dữ liệu kiểm tra với mô hình ANN 9-5-3-1 cũng rất cao. Điều này cho thấy mức độ chính xác và khả năng phù hợp của các dữ liệu mới (chưa nhìn thấy bao giờ) khi tiến hành dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai bằng mô hình ANN 9-5-3-1 là rất cao. H.5 thể hiện mối liên hệ giữa kết quả đo thực tế và kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1 trên tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm tra thông qua R².



H.5. Mối quan hệ giữa kết quả đo thực tế và kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1



H.6. Đồ thị so sánh mức độ chính xác giữa kết quả đo thực tế và kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1 trên tập dữ liệu huấn luyện



H.7. Đồ thị so sánh mức độ chính xác giữa kết quả đo thực tế và kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1 trên tập dữ liệu kiểm tra

Để kiểm tra mức độ chính xác của mô hình ANN 9-5-3-1 dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai, nhóm tác giả tiến hành dự báo thử nghiệm trên tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm tra để đánh giá hiệu suất của mô hình.

H.6 và H.7 là các đồ thị so sánh mức độ chính xác giữa kết quả đo thực tế (bằng thiết bị Blastmate III) và kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1 trên các tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm tra. Các điểm hình tam giác màu đỏ thể hiện các giá trị đo thực tế bằng thiết bị Blastmate III, các hình bình hành màu xanh thể hiện các kết quả dự báo bằng mô hình ANN 9-5-3-1 trên các tập dữ liệu. Các kết quả trên H.6 và H.7 cho thấy mô hình ANN 9-5-3-1 dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai có độ chính xác khá cao. Ngoài ra, với mục đích của bài báo nhằm đánh giá khả năng ứng dụng của hệ thống mạng nơ-ron nhân trong dự báo sóng và đập không khí sinh ra do nổ mìn cho mỏ lộ thiên Việt Nam thì các kết quả trên Bảng 3 và H.5, H.6 và H.7 là những kết quả hoàn toàn thuyết phục cho thấy mạng nơ-ron nhân tạo là một phương pháp hiện đại và hoàn toàn có thể áp dụng để dự báo sóng và đập không khí cho mỏ lộ thiên ở Việt Nam.

5. Kết luận

Mạng nơ-ron nhân tạo là một phương pháp hiện đại có khả năng ứng dụng rất tốt để dự báo sóng và đập không khí sinh ra do nổ mìn trên các mỏ lộ thiên của Việt Nam. Các kết quả dự báo bằng hệ thống mạng nơ-ron nhân tạo cho mức độ chính xác

khá cao và mô hình ANN 9-5-3-1 là mô hình mạng nơ-ron nhân tạo phù hợp nhất để dự báo sóng và đập không khí cho mỏ than Đèo Nai. Nghiên cứu này là tài liệu tham khảo hữu ích cho các mỏ nhằm kiểm soát tốt hơn sóng và đập không khí sinh ra do nổ mìn, giảm chi phí và thời gian đo đạc cũng như nâng cao hiệu quả công tác nổ mìn cho mỏ.

Mặt khác, nghiên cứu này cũng là cơ sở để xây dựng các mô hình dự báo chấn động nổ mìn và sóng và đập không khí cho các mỏ khác bằng hệ thống mạng nơ-ron nhân tạo với mức độ chính xác cao bằng phương pháp "học sâu" (Deep Learning). □

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Amir Amin Shokravi và các cộng sự. (2017), "The potential application of particle swarm optimization algorithm for forecasting the air-overpressure induced by mine blasting", Engineering with Computers, tr. 1-9.
2. R Dindarloo Saeid (2015), "Prediction of blast-induced ground vibrations via genetic programming", International Journal. 6, tr. 021.
3. Farhad Faramarzi, Mohammad Ali Ebrahimi Farsangi và Hamid Mansouri (2014), "Simultaneous investigation of blast induced ground vibration and airblast effects on safety level of structures and human in surface blasting", International Journal of Mining Science and Technology. 24(5), tr. 663-669.
4. Emad F Gad và các cộng sự. (2005), "Effects of mine blasting on residential structures",

Journal of performance of constructed facilities. 19(3), tr. 222-228.

5. M Hajihassani và các cộng sự. (2014), "Prediction of airblast-overpressure induced by blasting using a hybrid artificial neural network and particle swarm optimization". Applied Acoustics. 80, tr. 57-67.

6. Ali Kahrman (2001). "Prediction of particle velocity caused by blasting for an infrastructure excavation covering granite bedrock". Mineral Resources Engineering. 10(02), tr. 205-218.

7. Manoj Khandelwal và PK Kankar (2011). "Prediction of blast-induced air overpressure using support vector machine". Arabian Journal of Geosciences. 4(3-4), tr. 427-433.

8. Manoj Khandelwal và TN Singh (2005), "Prediction of blast induced air overpressure in opencast mine". Noise & Vibration Worldwide. 36(2), tr. 7-16.

9. Manoj Khandelwal và TN Singh (2006), "Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine: a neural network approach", Journal of sound and vibration. 289(4), tr. 711-725.

10. Manoj Khandelwal và TN Singh (2007), "Evaluation of blast-induced ground vibration predictors". Soil Dynamics and Earthquake Engineering. 27(2), tr. 116-125.

11. R Nateghi, M Kiany và O Gholipouri (2009), "Control negative effects of blasting waves on concrete of the structures by analyzing of parameters of ground vibration", Tunnelling and Underground Space Technology. 24(6), tr. 608-616.

12. Luis G Perez và các cộng sự. (1994), "Training an artificial neural network to discriminate between magnetizing inrush and internal faults", IEEE Transactions on Power Delivery. 9(1), tr. 434-441.

13. Robert J Schalkoff (1997), Artificial neural networks, Vol. 1, McGraw-Hill New York.

14. PK Singh và các cộng sự. (1997), "Response of surface structures to rock blasting", Mineral Resources Engineering. 6(04), tr. 185-194.

15. TN Singh (1995), A study of blast induced ground vibration at Dharapani magnesite mine, Pithoragarh, Himalaya, UP India, Int. Conf. Sustainable Reconstruction of Highland and Headwater Region, New Delhi (IBH & Oxford Pub.), tr. 183-188.

16. J Toraño và các cộng sự. (2006), "Analysis of the environmental effects of ground vibrations produced by blasting in quarries", International Journal of Mining, Reclamation and Environment.

20(4), tr. 249-266.

17. Hồ Sĩ Giao, Bùi Xuân Nam, Nguyễn Anh Tuấn (2009). "Khai thác khoáng sản rắn bằng phương pháp lộ thiên", Nhà xuất bản Khoa học và Kỹ thuật.

18. Weifang Xiao và các cộng sự. (2017), "Numerical prediction of blast wall effectiveness for structural protection against air blast". Procedia Engineering. 199, tr. 2519-2524.

19. Azzedine Zerguine, Ahmer Shafi và Maamar Bettayeb (2001), "Multilayer perceptron-based DFE with lattice structure". IEEE transactions on neural networks. 12(3), tr. 532-545.

Ngày nhận bài: 15/06/2017

Ngày gửi phản biện: 18/9/2017

Ngày nhận phản biện: 25/11/2017

Ngày chấp nhận đăng bài: 05/01/2018

Từ khóa: nổ-ron nhân tạo, sóng va đập không khí, nổ mìn trên mỏ lộ thiên

SUMMARY

Air-blast overpressure is one the harmful effects of blasting operations in open pit mine. It can cause vibration in buildings, houses, broken the glass door system and structural damage, affecting the human, etc. Therefore, controlling and predicting the air-blast overpressure in open pit mine is a necessary technique to reduce the affecting of air-blast overpressure to the environment surrounding. This paper aims to assess the usability of Artificial Neural Network (ANN) for predicting air-blast overpressure in open pit mine of Vietnam. Đèo Nai open pit coal mine was considered as a case study and Multilayer Perceptron neural network with 3 hidden layers was used to predict air-blast overpressure in this study. The results indicate that ANN is a modern technique for predicting air-blast overpressure in open pit mine of Vietnam and ANN 9-5-3-1 model is the optimal model with RMSE=2.634, $R^2=0,951$, and MAE=2.040. These results are useful for blasters and management of the mine to control and reduce the affecting of air-blast overpressure in blasting operations and based on that to propose a neural network model for predicting air-blast overpressure in actual.