

Dự báo lún bề mặt mỏ bằng mô hình dự báo đa bước đệ quy sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo

Lê Thị Thanh Tâm^{1*}, Phạm Văn Chung¹, Nguyễn Gia Trọng¹, Nguyễn Quốc Long²

¹Nhóm nghiên cứu Trắc địa cao cấp - môi trường, Trường Đại học Mỏ - Địa chất

²Nhóm nghiên cứu mạnh Những tiến bộ trong Khai thác mỏ bền vững và có trách nhiệm (ISRM),
Trường Đại học Mỏ - Địa chất

TÓM TẮT

Sụt lún bề mặt đất là vấn đề thường xảy ra ở các khu vực khai thác mỏ hầm lò, gây thiệt hại về kinh tế và con người. Do đó, việc dự báo lún bề mặt là cần thiết nhằm đảm bảo an toàn và hiệu quả sản xuất. Trong bài báo này, chúng tôi áp dụng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial neural network - ANN) để dự báo lún bề mặt do các hoạt động khai thác mỏ hầm lò tại mỏ than Mông Dương, tỉnh Quảng Ninh, Việt Nam. Mô hình ANN được đề xuất sử dụng trong nghiên cứu này là mô hình dự báo đa bước đệ quy, trong đó giá trị dự báo ở bước trước đó được thêm vào chuỗi thời gian để dự báo giá trị tiếp theo. Bộ dữ liệu thực nghiệm gồm 4 điểm quan trắc lún được quan trắc với 12 chu kỳ trong thời gian 24 tháng, dữ liệu được chia thành tập huấn luyện gồm 9 chu kỳ đo đầu tiên, và tập kiểm thử gồm 3 chu kỳ đo cuối cùng. Trước tiên, phương pháp kiểm tra chéo K-fold được áp dụng vào tập huấn luyện để xác định tham số tốt nhất cho mô hình. Sau đó, bộ tham số này được áp dụng để dự báo lún bề mặt cho ba chu kỳ cuối. Kết quả chỉ ra rằng, sai số dự báo phụ thuộc vào khoảng thời gian giãn cách giữa chu kỳ đo cuối cùng và chu kỳ dự báo. Sai số tương đối ở chu kỳ thứ 10 của bốn điểm thực nghiệm đạt được là 0.9%, -1.7%, -1.7 và 1.4%. Các giá trị sai số này tăng lên thành 1.4%, -1.8%, -1.8% và -1.7% ở chu kỳ thứ 11, và 2.0%, -2.2%, -2.2% và 2.5% ở chu kỳ thứ 12. Các sai số tuyệt đối được xác định là nhỏ, trong phạm vi 20 mm. Các kết quả này đã chứng minh rằng phương pháp và mô hình được đề xuất sử dụng mạng ANN là phù hợp với chuỗi dữ liệu quan trắc lún tại các khu vực khai thác mỏ.

Từ khóa: dự báo lún bề mặt; mỏ hầm lò; mạng nơ-ron nhân tạo

1. Đặt vấn đề

Việt Nam là quốc gia có nguồn tài nguyên đa dạng với khoảng 70 loại khoáng sản (B. N. Nguyen, Boruff, & Tonts, 2017), trong đó than đá là nguồn khoáng sản chính, hầu hết nằm ở các mỏ than ở tỉnh Quảng Ninh. Trong số đó, tỷ lệ phần trăm giữa mỏ than hầm lò và mỏ than lộ thiên tương ứng là khoảng 60% và 40%, với tổng khối lượng khai thác dự kiến tăng lên hàng năm (B. N. Nguyen, Boruff, & Tonts, 2021). Trong đó, một số mỏ than lộ thiên có kế hoạch được chuyển đổi thành mỏ hầm lò do độ sâu khai thác ngày càng tăng dần, tỷ lệ các mỏ hầm lò đang tăng lên (Q. N. Nguyen, Nguyen, Pham, & Chu, 2021). Đóng góp của công nghiệp than ở Việt Nam không chỉ là sự tăng trưởng kinh tế thông qua xuất khẩu khoáng sản mà còn là an ninh năng lượng thông qua việc sản xuất điện từ than (Dorband, Jakob, & Steckel, 2020).

Mặc dù có nhiều đóng góp về kinh tế, các hoạt động khai thác mỏ cũng mang tới những thách thức về môi trường (Mohsin, Zhu, Naseem, Sarfraz, & Ivascu, 2021), trong đó sụt lún mặt đất là một hệ quả phổ biến. Lún bề mặt đã gây ra những rủi ro đáng kể đối với cơ sở hạ tầng, sự ổn định về môi trường, và an toàn của người lao động trong các khu vực khai thác mỏ (Marschalko et al., 2012). Mặc dù sụt lún bề mặt do các hoạt động khai thác mỏ có thể được đo đạc sau khi hiện tượng sụt lún đã diễn ra, việc dự báo hiệu quả sụt lún bề mặt do khai thác mỏ trong tương lai cũng là việc làm quan trọng trong phát triển khai thác mỏ bền vững và lập kế hoạch sử dụng tài nguyên (Ma, Li, & Zhang, 2017). Cho đến nay, các lý thuyết dự báo dịch chuyển và biến dạng bề mặt mỏ được chia làm ba hướng chính: dựa vào nguyên lý hình học, dựa trên môi trường cơ học liên tục và dựa vào lý thuyết ngẫu nhiên. Các nhà khoa học trên thế giới đã phát triển nhiều phương pháp dự báo dựa trên các lý thuyết này, có thể nhóm thành 5 nhóm phương pháp như: nhóm phương pháp quan hệ thực nghiệm, hàm mặt cắt, hàm ảnh hưởng, giải tích và mô hình vật lý (Reddish & Whittaker, 2012).

* Tác giả liên hệ

Email: lethithanhtam@humg.edu.vn

Với sự phát triển của khoa học máy tính, mạng nơ-ron nhân tạo đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, trong đó có khoa học dự báo. Mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng liên kết, tích hợp các thông số khác nhau để xác định và dự báo trong nhiều ứng dụng. Điểm mạnh của mạng nơ-ron nhân tạo là khả năng dự báo tốt với những dữ liệu phức tạp mà người dự báo không có các thông tin và kiến thức cụ thể về tính quy luật của dữ liệu. Đối với những dữ liệu này, mạng nơ-ron nhân tạo cho khả năng tổng quát hóa cao trong dự báo, hơn nữa, nó còn có khả năng dự báo cho các đại lượng xuất hiện không tuyến tính.

Việc dự báo các đại lượng dịch chuyển do ảnh hưởng quá trình khai thác mỏ hầm lò bằng mạng nơ-ron nhân tạo đã được thực hiện bởi khá nhiều tác giả nước ngoài như nghiên cứu của Ambrožič và Turk, 2003 để dự đoán mức độ sụt lún bề mặt do khai thác than tại mỏ Velenje, Slovenia; Ki-Dong Kim và nnk, 2009 (Kim, Lee, & Oh, 2009) nghiên cứu dự báo mức độ sụt lún của thành phố Samcheok, Hàn Quốc do ảnh hưởng của mỏ than đã khai thác; Nghiên cứu của Saro Lee và nnk (Lee, Park, & Choi, 2012) sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để dự báo ảnh hưởng sụt lún tại khu mỏ Jeong-am, Hàn Quốc.

So với các phương pháp dự báo mức độ sụt lún đã được sử dụng trước dựa vào các công thức và tham số được xác định thì phương pháp dự báo lún sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo được coi là phương pháp dự báo không sử dụng tham số và có khả năng dự báo cho các khu vực với các đặc điểm địa chất, địa hình đặc biệt. Đây là vấn đề cần được giải quyết trong bài toán dự báo các đại lượng dịch chuyển do ảnh hưởng của quá trình khai thác mỏ. Dự báo mức độ sụt lún bằng mạng nơ-ron nhân tạo là phương pháp hiện đại, phương pháp này cần có dữ liệu thực tế quan trắc lún trên các khu vực khai thác để làm dữ liệu đầu vào huấn luyện mạng, tuy vậy điều này có thể dễ dàng thu nhận được hơn nhiều so với việc thu thập các yếu tố ảnh hưởng cần thiết với độ chính xác cao cho các nhóm phương pháp đề cập ở trên.

Tại Việt Nam, các nghiên cứu phổ biến là xây dựng các mô hình dự báo dựa trên số liệu quan trắc thực nghiệm (Long et al., 2017; Long, My, & Luyen; L. Q. Nguyen, 2016), và xác định các tham số của các mô hình phù hợp với điều kiện cụ thể của từng khu vực khai thác nhằm nâng cao độ chính xác kết quả dự báo (L. Q. Nguyen, 2016, 2020). Các nghiên cứu về ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo trong dự báo lún bề mặt mỏ đã khẳng định được tính ưu việt của phương pháp này so với các phương pháp truyền thống khi áp dụng tại Việt Nam (L. Q. Nguyen et al., 2023; L.Q. Nguyen et al., 2021). Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo sử dụng phương pháp đa bước để dự đoán lún tuyến đường do khai thác mỏ hầm lò đã được thực hiện vào năm 2023 (H. V. Nguyen et al., 2023). Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo mới với các siêu tham số ‘tối ưu’ để dự đoán bề mặt đất do khai thác mỏ hầm lò được đề xuất (Long Quoc Nguyen, 2023).

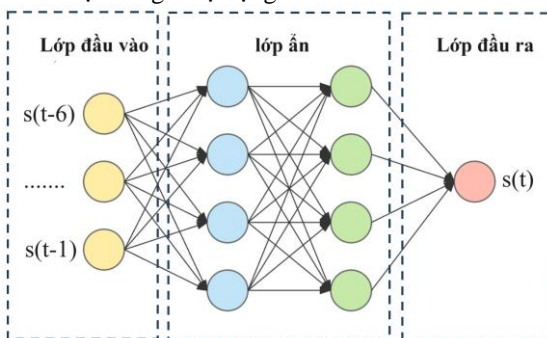
Trong bài báo này, mạng nơ-ron nhân tạo được áp dụng để dự báo lún bề mặt do khai thác mỏ hầm lò. Nghiên cứu này đóng góp về mặt phương pháp dự báo dựa vào các tiến bộ trong các kỹ thuật dự báo sụt lún, từ đó hỗ trợ trong việc khai thác mỏ bền vững và an toàn.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Phương pháp mạng nơ-ron nhân tạo

Mạng nơ-ron nhân tạo ANN là một trong những công cụ trí tuệ nhân tạo được sử dụng trong dự báo sụt lún bề mặt nhờ khả năng học các mô hình phức tạp với một bộ dữ liệu lớn, từ đó có thể thực hiện dự báo chính xác (Ambrožič & Turk, 2003; Yang & Xia, 2013). Mạng nơ-ron nhân tạo ANN là các mô hình tính toán được phát triển dựa trên nghiên cứu cấu trúc của não người, và do đó có tên gọi là mạng nơ-ron nhân tạo (Zou, Han, & So, 2009). Chúng bao gồm một số lớp nơ-ron nhân tạo được kết nối với nhau, được chia thành các lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra (Hình 1). Lớp đầu vào nhập các thông số đầu vào sau đó truyền chúng qua các lớp ẩn với các tính toán được thực hiện dựa trên trọng số, từ đó các biến dự đoán được ước lượng trong lớp đầu ra. Trọng số được gán giá trị ngẫu nhiên ban đầu trong lớp đầu vào, sau đó được truyền qua các lớp ẩn và đầu ra. Các trọng số sau đó được tính toán lại bằng các thuật toán tối ưu hóa, chẳng hạn như gradient descent và lan truyền ngược (Amari, 1993). Như vậy, mô hình nơ-ron nhân tạo ANN có thể dự đoán chính xác các biến đầu ra thông qua việc tính toán lại các giá trị trọng số.

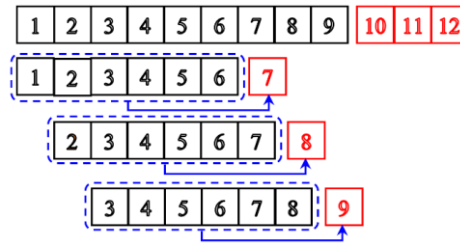
Trong một mạng nơ-ron nhân tạo ANN, mỗi lớp bao gồm một hoặc nhiều nơ-ron tùy thuộc vào bài toán cụ thể đang được nghiên cứu. Trong nghiên cứu này, lớp đầu vào bao gồm sáu nơ-ron tương ứng với sáu chu kỳ đo lún trước đó từ $s(t-6)$ đến $s(t-1)$, được sử dụng để dự báo sụt lún tại thời điểm t (tức là $s(t)$). Phần lớp ẩn bao gồm một hoặc nhiều lớp, mỗi lớp có một số nút ẩn. Trong nghiên cứu này, số lượng tối ưu của các lớp ẩn, các nút ẩn và số lần tính lặp trong quá trình lan truyền ngược được xác định thực nghiệm thông qua phương pháp kiểm định chéo k-fold (Fushiki, 2011).



Hình 1. Cấu trúc mạng nơ-ron nhân tạo bao gồm lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra

2.2. Mô hình dự báo đệ quy đa bước

Có tổng cộng 12 trị đo sụt lún được đo một lần mỗi tháng, tương ứng với khoảng thời gian một năm. Với số lượng trị đo này, chúng tôi chia bộ dữ liệu thành bộ huấn luyện bao gồm 9 trị đo đầu tiên và ba trị đo còn lại được chọn làm bộ kiểm thử. Để huấn luyện mô hình dựa trên bộ huấn luyện, chúng tôi sử dụng sáu trị đo trước đó làm đầu vào và các trị đo tiếp theo làm đầu ra như được thể hiện trên Hình 2. Quá trình này được gọi là dự đoán đa bước đệ quy. Cụ thể, sáu tháng đầu tiên được sử dụng làm đầu vào và tháng thứ bảy được sử dụng làm đầu ra. Sau đó, chuỗi thời gian được dịch chuyển tịnh tiến một bước với tháng thứ hai đến tháng thứ bảy được sử dụng làm đầu vào và tháng thứ tám làm đầu ra. Tương tự, từ tháng thứ ba đến tháng thứ tám được sử dụng làm đầu vào để dự đoán tháng thứ chín. Thông qua quá trình này, thuật toán lan truyền ngược được áp dụng dựa trên sự khác biệt giữa các giá trị dự đoán và giá trị đo đạc ở các tháng 7, 8 và 9 (Hình 2). Trên hình 2, hình vuông đen thể hiện giá trị đầu vào của mô hình và hình vuông đỏ tương ứng với giá trị đầu ra. Các tham số của mô hình sau quá trình huấn luyện sau đó được sử dụng để dự báo sụt lún ở các tháng 10, 11 và 12. Để làm điều này, các giá trị từ tháng thứ tư đến tháng thứ chín được sử dụng để dự báo sụt lún của tháng thứ mười. Sau đó, giá trị dự đoán ở tháng thứ mười được thêm vào chuỗi thời gian để dự đoán tháng thứ mười một. Cuối cùng, một quy trình tương tự được áp dụng để dự đoán sự sụt lún của tháng thứ mười hai.



Hình 2. Mô hình dự báo đa bước đệ quy

2.3. Đánh giá mô hình

Để đánh giá hiệu quả dự báo sụt lún bề mặt do khai thác mỏ bằng mô hình nơ-ron nhân tạo ANN, trong nghiên cứu này, hai chỉ số đánh giá được sử dụng, bao gồm sai số tuyệt đối và sai số tương đối, đó là:

$$Abs. Err_i = \eta_i - \eta^p \quad (1)$$

$$Rel. Err_i = \frac{\eta_i - \eta^p}{\eta_i} \times 100\% \quad (2)$$

Trong đó η_i và η^p lần lượt là các trị đo và trị dự báo tại thời điểm t_i ; $\bar{\eta}$ và $\bar{\eta}^p$ tương ứng là trị trung bình của trị đo và trị dự báo.

3. Kết quả và thảo luận

Trong nghiên cứu này, bốn điểm quan trắc bằng phương pháp GNSS ở khu vực mỏ than hầm lò Mông Dương được sử dụng để thử nghiệm mô hình đã đề xuất. Bốn điểm này được đặt tên lần lượt là P1, P2, P3 và P4, nằm trên bề mặt trên khu vực khai thác tại mỏ Mông Dương. Như đã đề cập trước đó, mỗi điểm được đo với 12 chu kỳ đo cách nhau hai tháng. Chín chu kỳ quan trắc đầu tiên được chọn làm bộ dữ liệu huấn luyện để huấn luyện mô hình, và ba chu kỳ quan trắc cuối cùng làm bộ kiểm thử để dự báo sụt lún. Modul chương trình xử lý dữ liệu và dự báo được lập trình bằng ngôn ngữ Python sử dụng gói scikit-learn (Pedregosa et al., 2011). Bảng 1 thể hiện các trị đo sụt lún của bốn điểm tương ứng với bộ huấn luyện của chín chu kỳ đầu tiên.

Bảng 1. Bộ huấn luyện bao gồm giá trị sụt lún của chín tháng đầu tiên. (Đơn vị: mm).

Chu kỳ	Điểm P1	Điểm P2	Điểm P3	Điểm P4
1	0	0	0	0
2	-22	-25	-24	-15
3	-62	-67	-77	-54
4	-129	-115	-102	-109
5	-198	-192	-183	-165
6	-278	-342	-317	-303
7	-369	-429	-416	-441
8	-452	-558	-547	-569
9	-516	-638	-617	-639

Giá trị sụt lún bề mặt của ba chu kỳ cuối cùng được dự báo dựa trên các tham số tìm được từ bộ dữ liệu huấn luyện, với kết quả được hiển thị trên Bảng 2 (Điểm P1), Bảng 3 (Điểm P2) và Bảng 4 (Điểm

P3) và Bảng 5 (Điểm P4). Trong các bảng đó, các giá trị dự báo được so sánh với các giá trị quan trắc, từ đó tính được sai số tuyệt đối (Abs. errors), được tính theo đơn vị đo là mm. Thêm vào đó, sai số tương đối (Rel. errors) được tính bằng cách chia sai số tuyệt đối cho giá trị sụt lún quan trắc, được tính theo phần trăm (%). Kết quả cho thấy khoảng giãn cách lớn hơn giữa thời điểm dự báo và thời điểm tương ứng với giá trị quan trắc cuối cùng của tập huấn luyện dẫn đến sai số lớn hơn. Sai số tương đối ở tháng thứ 10 của bốn điểm thực nghiệm đạt được là 0.9%, -1.7%, -1.7% và 1.4%. Các giá trị sai số này tăng lên thành 1.4%, -1.8%, -1.8% và -1.7% ở tháng thứ 11, và 2.0%, -2.2%, -2.2% và 2.5% ở tháng thứ 12. Các sai số tuyệt đối được xác định là nhỏ, trong phạm vi 20 mm. Tương quan giữa giá trị dự báo và quan trắc của cả 4 điểm $r=0.980$. Điều này cho thấy phương pháp mạng nơ-ron nhân tạo ANN sử dụng trong nghiên cứu này có thể dự báo tốt cho chuỗi thời gian sụt lún bề mặt tại các khu vực khai thác mỏ. Điều này được xác nhận bằng kết quả được hiển thị trên Hình 3, trong đó giá trị sụt lún quan trắc và dự báo rất gần nhau.

Bảng 2. So sánh trị quan trắc và trị dự báo ở Điểm P1

Chu kỳ	Trị đo (mm)	Trị dự báo (mm)	Sai số tuyệt đối (mm)	Sai số tương đối (%)
10	-589	-584	-5	0.9
11	-637	-628	-19	1.4
12	-664	-651	-13	2.0

Bảng 3. So sánh trị quan trắc và trị dự báo ở Điểm P2

Chu kỳ	Trị đo (mm)	Trị dự báo (mm)	Sai số tuyệt đối (mm)	Sai số tương đối (%)
10	-725	-737	12	-1.7
11	-761	-775	14	-1.8
12	-797	-815	18	-2.2

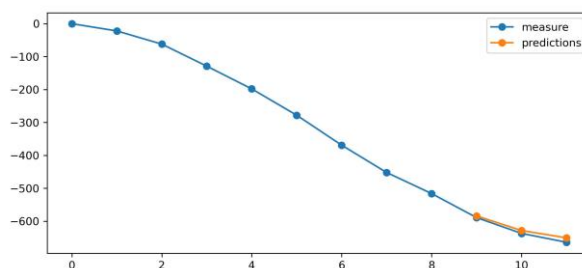
Bảng 4. So sánh trị quan trắc và trị dự báo ở Điểm P3

Chu kỳ	Trị đo (mm)	Trị dự báo (mm)	Sai số tuyệt đối (mm)	Sai số tương đối (%)
10	-694	-706	12	-1.7
11	-740	-795	14	-1.8
12	-783	-827	18	-2.2

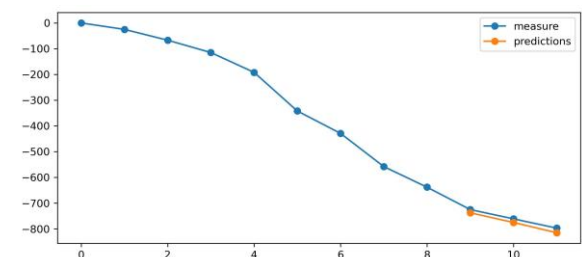
Bảng 5. So sánh trị quan trắc và trị dự báo ở Điểm P4

Chu kỳ	Trị đo (mm)	Trị dự báo (mm)	Sai số tuyệt đối (mm)	Sai số tương đối (%)
10	-711	-701	-10	1.4
11	-762	-775	13	-1.7
12	-814	-834	20	-2.5

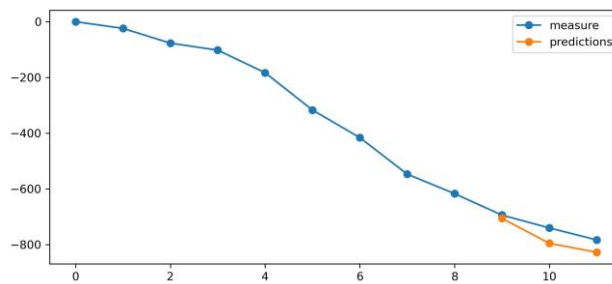
Điểm P1



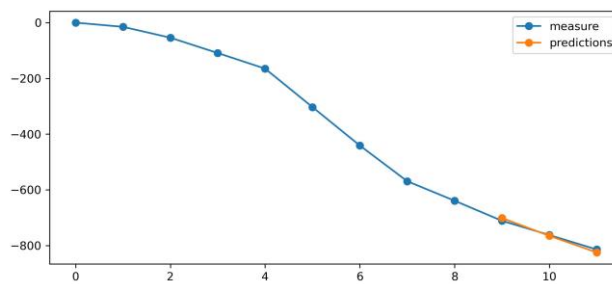
Điểm P2



Điểm P3



Điểm P4



Hình 3. Kết quả so sánh đường cong lún quan trắc và trị dự báo

4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo ANN để dự báo sụt lún bề mặt đất do khai thác mỏ hầm lò tại mỏ than Mông Dương. Quá trình dự báo đa bước đệ quy đã được thiết kế và áp dụng, trong đó chín chu kỳ đầu tiên được sử dụng làm đầu vào để huấn luyện mô hình mạng ANN. Sau đó, các tham số của mô hình được sử dụng để dự báo sụt lún của ba chu kỳ cuối cùng.

Các tham số của mô hình ANN, bao gồm số lớp ẩn, số nút ẩn và số vòng lặp, đã được xác định thông qua phương pháp kiểm định chéo k-fold trước khi chúng được sử dụng để xác định tham số của mô hình bằng bộ dữ liệu huấn luyện, và dự báo sụt lún bề mặt cho bộ dữ liệu kiểm thử. Mô hình ANN được đề xuất với các tham số 'tối ưu' tìm thấy trong nghiên cứu này đã được chứng minh là một công cụ tốt để dự báo sụt lún đường do khai thác mỏ hầm lò. Sai số tuyệt đối được xác định là nhỏ, trong phạm vi 20 mm. Sai số tuyệt đối phụ thuộc vào khoảng giãn cách về thời gian giữa tháng dự báo và tháng tương ứng với trị đo cuối cùng trong bộ dữ liệu huấn luyện. Sai số tương đối ở tháng thứ 10 đạt được là 0.9%, -1.7%, -1.7% và 1.4%. Các giá trị sai số này tăng lên thành 1.4%, -1.8%, -1.8% và -1.7% ở tháng thứ 11, và 2.0%, -2.2%, -2.2% và 2.5% ở tháng thứ 12.

Tài liệu tham khảo

- Amari, S.-i., 1993. Backpropagation and stochastic gradient descent method. *Neurocomputing*, 5(4), 185-196. doi:10.1016/0925-2312(93)90006-O
- Ambrožič, T., & Turk, G., 2003. Prediction of subsidence due to underground mining by artificial neural networks. *Computers & Geosciences*, 29(5), 627-637. doi:10.1016/S0098-3004(03)00044-X
- Dorband, I. I., Jakob, M., & Steckel, J. C., 2020. Unraveling the political economy of coal: Insights from Vietnam. *Energy Policy*, 147, 111860. doi:10.1016/j.enpol.2020.111860
- Fushiki, T., 2011. Estimation of prediction error by using K-fold cross-validation. *Statistics and Computing*, 21(2), 137-146. doi:10.1007/s11222-009-9153-8
- Kim, K.-D., Lee, S., & Oh, H.-J., 2009. Prediction of ground subsidence in Samcheok City, Korea using artificial neural networks and GIS. *Environmental Geology*, 61-70.
- Lee, S., Park, I., & Choi, J.-K., 2012. Spatial Prediction of Ground Subsidence Susceptibility Using an Artificial Neural Network. *Environmental Management*, 49, 347-358.
- Long, N. Q., Bui, X.-N., Bui, L. K., Huynh, K. D. V., Van Le, C., Buczek, M., & Nguyen, T. P., 2017. A Computational Tool for Time-Series Prediction of Mining-Induced Subsidence Based on Time-Effect Function and Geodetic Monitoring Data. *Paper presented at the International Conference on Geo-Spatial Technologies and Earth Resources*.
- Long, N. Q., My, V. C., & Luyen, B. K. Divergency verification of predicted values and monitored deformation indicators in specific condition of Thong Nhat underground coal mine (Vietnam). *Geoinformatica Polonica*, 2016, 15-22.

- Long Quoc Nguyen, T. T. T. L., Trong Gia Nguyen, Dinh Trong Tran, 2023. Prediction of underground mining-induced subsidence: Artificial neural network based approach. *Mining of Mineral Deposits*, 17(4).
- Ma, C., Li, H., & Zhang, P., 2017. Subsidence prediction method of solid backfilling mining with different filling ratios under thick unconsolidated layers. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(23), 511. doi:10.1007/s12517-017-3303-7
- Marschalko, M., Yilmaz, I., Křístková, V., Fuka, M., Kubečka, K., Bouchal, T., & Bednarik, M., 2012. Optimization of building site category determination in an undermined area prior to and after exhausting coal seams. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 54, 9-18. doi:10.1016/j.ijrmms.2012.05.021
- Mohsin, M., Zhu, Q., Naseem, S., Sarfraz, M., & Ivascu, L., 2021. Mining Industry Impact on Environmental Sustainability, Economic Growth, Social Interaction, and Public Health: An Application of Semi-Quantitative Mathematical Approach. *Processes*, 9(6), 972. doi:10.3390/pr9060972
- Nguyen, B. N., Boruff, B., & Tonts, M., 2017. Mining, development and well-being in Vietnam: A comparative analysis. *The extractive industries and society*, 4(3), 564-575. doi:10.1016/j.exis.2017.05.009
- Nguyen, B. N., Boruff, B., & Tonts, M., 2021. Looking through a crystal ball: Understanding the future of Vietnam's minerals and mining industry. *The extractive industries and society*, 8(3), 100907. doi:10.1016/j.exis.2021.100907
- Nguyen, H. V., Le, D. Q., Nguyen, L. Q., & Lipecki, T., 2023. Prediction of Road Subsidence Caused by Underground Mining Activities by Artificial Neural Networks. *Inżynieria Mineralna*, 52(2).
- Nguyen, L. Q., 2016. Sectional diagram of dynamic subsidence trough at the Mong Duong coal mine: Evaluation and prediction. *Journal of Mining and Earth Sciences* Vol 56, 58-66.
- Nguyen, L. Q., 2020. *A novel approach of determining the parameters of Asadi profiling function for prediction of ground subsidence due to inclined coal seam mining at Quang Ninh coal basin.*
- Nguyen, L. Q., Le, T.T.T., Nguyen, T.G., & Tran, D.T., 2023. Prediction of underground mining-induced subsidence: Artificial neural network based approach. *Mining of Mineral Deposits*, 4(17), 45-52. doi: <https://doi.org/10.33271/mining17.04.045>
- Nguyen, Q., Nguyen, Q., Tran, D., & Bui, X. Prediction of ground subsidence due to underground mining through time using multilayer feed-forward artificial neural networks and back-propagation algorithm—case study at Mong Duong underground coal mine (Vietnam). *Mining science and technology (Russia)*, 241.
- Nguyen, Q. N., Nguyen, V. H., Pham, T. P., & Chu, T. K. L., 2021. Current Status of Coal Mining and Some Highlights in the 2030 Development Plan of Coal Industry in Vietnam. *Inżynieria Mineralna*. doi:10.29227/IM-2021-02-34
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., . . . Dubourg, V., 2011. Scikit-learn: Machine learning in Python. *The Journal of machine Learning research*, 12, 2825-2830.
- Reddish, D. J., & Whittaker, B. N. (2012). *Subsidence: occurrence, prediction and control*. England: Elsevier.
- Yang, W., & Xia, X., 2013. Prediction of mining subsidence under thin bedrocks and thick unconsolidated layers based on field measurement and artificial neural networks. *Computers & Geosciences*, 52, 199-203. doi:10.1016/j.cageo.2012.10.017
- Zou, J., Han, Y., & So, S.-S., 2009. Overview of Artificial Neural Networks. In D. J. Livingstone (Ed.), *Artificial Neural Networks: Methods and Applications* (pp. 14-22). Totowa, NJ: Humana Press.

ABSTRACT

Prediction of underground mine's surface subsidence using a Artificial Neural Network

Le Thi Thanh Tam¹, Pham Van Chung¹, Nguyen Gia Trong¹, Nguyen Quoc Long²

¹*Geodesy and Environment research group, Hanoi University of Mining and Geology*

²*Innovations for Sustainable and Responsible Mining (ISRM) Research Group,
Hanoi University of Mining and Geology*

The subsidence of the surface due to mining activities is a significant issue in mining areas. Therefore, predicting surface subsidence is a necessary task to ensure safety and production efficiency. This article applied an Artificial Neural Network (ANN) model to predict surface subsidence resulting from underground mining operations in the Mong Duong mine. The ANN model proposed in this research uses a recursive multi-step forecasting model, where the predicted value at the previous step is added to the time series to forecast the next value. The experimental dataset consists of 12 monitoring cycles over 24 months, with a 2-month interval, divided into a training set containing the first 9 measurement cycles and a test set containing the last 3 cycles. First, the K-fold cross-validation method is applied to the training set to determine the best parameters for the model. Then, these parameters are used to predict surface subsidence for the values in the test set. The prediction error depends on the time gap between the last measurement cycle and the forecasting cycle. The relative errors in the tenth cycle for the four points are 0.9%, -1.7%, -1.7%, and 1.4%. These error values increase to 1.4%, -1.8%, -1.8%, and -1.7% in the eleventh cycle and further to 2.0%, -2.2%, -2.2%, and 2.5% in the twelfth cycle. The absolute errors are determined to be small, within the range of 20 mm. These results demonstrate that the proposed method and ANN model are suitable for the time-series monitoring data in mining areas.

Keywords: subsidence prediction; underground mine; artificial neural network