

XÂY DỰNG PHẦN MỀM DỰ BÁO LÚN DO KHAI THÁC HÀM LÒ TRÊN CƠ SỞ THUẬT TOÁN MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

ThS. NGUYỄN QUỐC LONG, ThS. LÊ VĂN CẢNH
Trường Đại học Mỏ-Địa chất

Mạng nơ-ron nhân tạo được thiết kế tương tự như nơ-ron sinh học, được ứng dụng rộng trong nhiều lĩnh vực, nó có khả năng liên kết, tích hợp các thông số khác nhau để xác định và dự báo hiện tượng theo nguyên lý nhân-quả. Có thể ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo giải quyết các bài toán về phân nhóm, phân lớp, xấp xỉ, tính toán tối ưu, điều khiển, dự báo dựa trên mô phỏng một số chức năng của bộ não con người [4].

Sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo sụt lún bề mặt mỏ do khai thác hàm lò có ưu điểm là chỉ cần dữ liệu quan trắc lún trên các khu vực khai thác, loại dữ liệu này dễ dàng thu nhận được hơn nhiều so với việc thu thập các yếu tố địa chất-khai thác và điều kiện địa cơ mỏ của các phương pháp dự báo khác [3], [4], [6], [7].

Đã có một số tác giả trên thế giới nghiên cứu ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo dự báo lún bề mặt mỏ, trong các nghiên cứu họ thường dùng phần mềm mô phỏng Matlab, có thể dùng Matlab để tính toán, phát triển thuật toán, mô hình và mô phỏng, phân tích dữ liệu, vẽ đồ thị,... Tuy nhiên sử dụng Matlab để phát triển ứng dụng dự báo sụt lún ở mỏ là không dễ dàng, đòi hỏi người dùng phải hiểu cách thức lập trình trong Matlab. Vì vậy, tác giả đã xây dựng một chương trình dự báo sụt lún do khai thác hàm lò trên cơ sở mạng nơ-ron truyền thẳng đa lớp và thuật toán lan truyền ngược sai số.

1. Mạng Nơ-ron nhân tạo

1.1. Nơ-ron nhân tạo

Cấu trúc của một nơ-ron nhân tạo được thiết lập dựa theo mô hình nơ-ron sinh học. Các thành phần cơ bản của một nơ-ron nhân tạo bao gồm: đầu vào, trọng số liên kết, ngưỡng, hàm tổng, hàm truyền và đầu ra (hình H.1). Trong đó:

❖ Đầu vào: là nguồn thông tin của cả mạng với các tín hiệu x_1, x_2, \dots, x_d là các số thực, các tín hiệu này thường được đưa vào dưới dạng một vector d

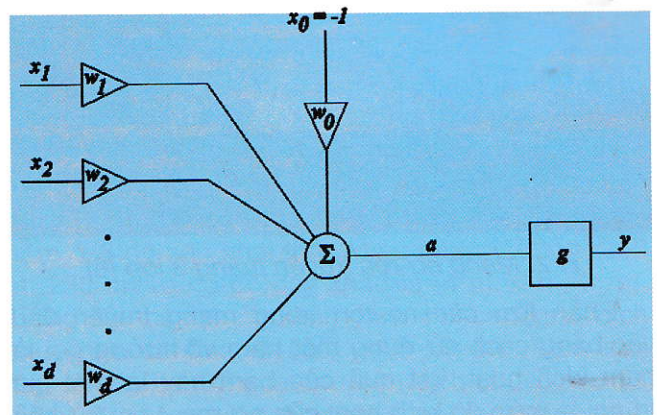
chiều $[X_d]$; trọng số liên kết, mỗi liên kết được thể hiện bởi một trọng số, trọng số liên kết giữa tín hiệu vào thứ j với nơ-ron k thường được kí hiệu là w_{kj} . Thông thường, các trọng số này được khởi tạo một cách ngẫu nhiên ở thời điểm khởi tạo mạng và được cập nhật liên tục trong quá trình huấn luyện mạng;

❖ Hàm tổng: thường dùng để tính tổng của tích các đầu vào với trọng số liên kết của nó $\sum x_i w_{ki}$;

❖ Ngưỡng: giá trị $x_0 = -1$ là một hằng số và cùng với trọng số liên kết w_0 tạo ra ngưỡng hay còn gọi là độ lệch (bias), thường được đưa vào như một thành phần của hàm truyền;

❖ Hàm truyền: hàm này được dùng để giới hạn phạm vi đầu ra của mỗi nơ-ron, nó nhận đầu vào là kết quả của hàm tổng và ngưỡng đã cho. Thông thường, giá trị đầu ra của mỗi nơ-ron được giới hạn trong đoạn $[0, 1]$ hoặc $[-1, 1]$. Các hàm truyền rất đa dạng, có thể là các hàm tuyến tính hoặc phi tuyến. Việc lựa chọn hàm truyền nào là tùy thuộc vào từng bài toán và kinh nghiệm của người thiết kế mạng. Một số hàm truyền thường sử dụng trong các mô hình mạng nơ-ron là Hardlims, Linear (purelin), Saturating Linear (satlin), Sigmoid (logsig);

❖ Đầu ra: là tín hiệu đầu ra của một nơ-ron, với mỗi nơ-ron sẽ có tối đa là một đầu ra.



H.1. Cấu tạo nơ-ron nhân tạo [7]

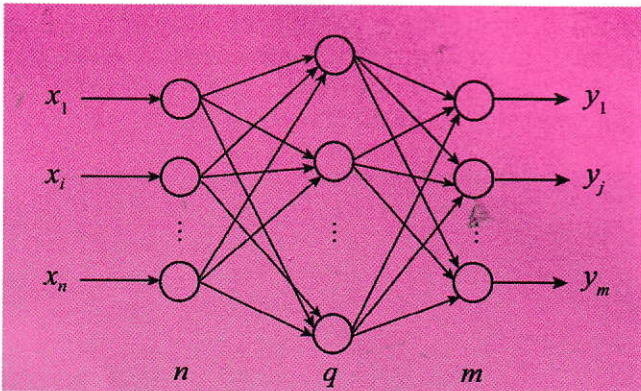
1.2. Mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp (MLP)

Mặc dù mỗi nơ-ron đơn lẻ có thể thực hiện những chức năng xử lý thông tin nhất định, sức mạnh tính toán chủ yếu có được nhờ sự kết hợp các nơ-ron trong một kiến trúc thống nhất. Một mạng nơ-ron là một mô hình tính toán được xác định qua các tham số: kiểu nơ-ron, kiến trúc kết nối và thuật toán. Về quan điểm toán học, mạng nơ-ron nhân tạo thực hiện các phép biến đổi:

$$a = \sum_{i=0}^d w_i x_i; y = g(a); y = g\left(\sum_{i=0}^d w_i x_i\right). \quad (1)$$

Có 2 loại kiến trúc mạng bao gồm mạng truyền thẳng và mạng phản hồi. Trong bài toán dự báo biến dạng ở mỏ thì hầu hết các nghiên cứu đều dùng mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp. Mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp bao gồm một lớp vào, một lớp ra và một hoặc nhiều lớp ẩn. Các nơ-ron lớp đầu vào thực chất không phải các nơ-ron theo đúng nghĩa, bởi vì chúng không thực hiện bất kỳ một tính toán nào trên dữ liệu vào, đơn giản nó chỉ tiếp nhận các dữ liệu vào và chuyển cho các lớp kế tiếp. Các nơ-ron ở lớp ẩn và lớp đầu ra mới thực sự thực hiện các tính toán, kết quả được định dạng bởi hàm đầu ra (hàm truyền). Cụm từ "truyền thẳng" để chỉ tất cả các nơ-ron chỉ có thể được kết nối với nhau theo một hướng: tới một hay nhiều nơ-ron khác trong lớp kế. Hình H.2 mô tả mạng nơ-ron truyền thẳng 3 lớp với n nơ-ron lớp đầu vào, q nơ-ron lớp ẩn và m nơ-ron lớp đầu ra.

Tại lớp đầu vào các nơ-ron nhận tín hiệu vào xử lý, gửi tới hàm truyền rồi cho ra kết quả (là kết quả của hàm truyền), kết quả này sẽ được truyền tới các nơ-ron thuộc lớp ẩn thứ nhất, các nơ-ron tại đây tiếp nhận như là tín hiệu đầu vào, xử lý và gửi kết quả đến lớp ẩn thứ 2. Quá trình này tiếp tục cho đến khi các nơ-ron thuộc lớp đầu ra cho kết quả.

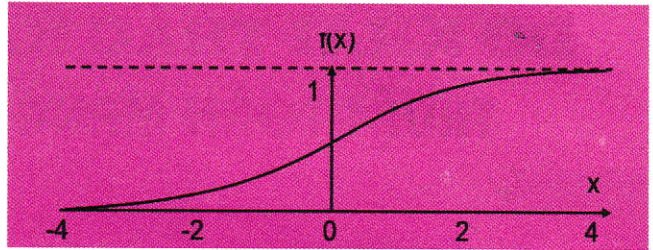


H.2. Mạng nơ-ron truyền thẳng 3 lớp [6]

Phần lớn các nơ-ron trong mạng truyền đầu vào bằng cách sử dụng một hàm vô hướng gọi là hàm kích hoạt, kết quả của hàm này là một giá trị gọi là mức độ kích hoạt của nơ-ron. Loại trừ khả

năng nơ-ron đó thuộc lớp đầu ra của mạng, giá trị kích hoạt được đưa vào một hay nhiều nơ-ron khác. Các hàm kích hoạt thường bị ép vào một khoảng giá trị xác định. Hàm sigmoid có dạng [5]:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$



H.3. Hàm Sigmoid [5]

Hàm này đặc biệt thuận lợi khi sử dụng cho các mạng được huấn luyện bởi thuật toán Lan truyền ngược (back-propagation), bởi vì nó dễ lấy đạo hàm, do đó có thể giảm đáng kể tính toán trong quá trình huấn luyện. Hàm này được ứng dụng cho các chương trình ứng dụng mà các đầu ra mong muốn rơi vào khoảng [0, 1].

1.3. Thuật toán lan truyền ngược sai số

Thuật toán lan truyền ngược sai số là dạng tổng quát của thuật toán trung bình bình phương tối thiểu (LMS). Thuật toán này thuộc dạng thuật toán xấp xỉ để tìm các điểm mà tại đó hiệu năng của mạng là tối ưu. Chỉ số tối ưu thường được xác định bởi một hàm số của ma trận trọng số và các đầu vào nào đó mà trong quá trình tìm hiểu bài toán đặt ra. Sau đây là thuật toán cho mạng 3 lớp như hình H.2 [6].

Với tập mẫu đầu vào x_i và trọng số liên kết w_{ij} giữa tầng vào và tầng giữa, các nơ-ron vào của tầng giữa được tính, trong khi các giá trị đầu ra của nơ-ron lớp giữa x'_j có thể tính bởi hàm kích hoạt. Tổng cộng có n giá trị ở lớp vào và q giá trị ở lớp ẩn, giá trị đầu ra được tính:

$$X'_j = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad (0 \leq j \leq (L-1)). \quad (3)$$

Các giá trị đầu vào của lớp đầu ra được tính dựa vào các giá trị đầu ra của nơ-ron ở lớp giữa và trọng số liên kết w_{jk} giữa tầng giữa và tầng ra. Đầu ra y_k được tính thông qua hàm Sigmoid:

$$Y_k = f\left(\sum_{j=0}^{L-1} w_{jk} x'_j - \theta_k\right) \quad (0 \leq k \leq (m-1)). \quad (4)$$

Với mỗi đầu ra mong muốn d_j và giá trị thực tính được ở đầu ra của mạng y_j , sai số tại đầu ra của mạng δ_j được tính:

$$\delta_j = y_j(1-y_j)(d_j - y_j). \quad (5)$$

Với trọng số giữa lớp ẩn với lớp ra và sai số của lớp ra và giá trị đầu ra của lớp giữa thì sai số của nơ-ron ở lớp giữa được tính:

$$\delta_j = x'_j(1-x'_j) \sum_k \delta_k \omega_{jk} \quad (6)$$

Trọng số liên kết giữa lớp đầu ra và lớp giữa được hiệu chỉnh bằng cách sử dụng sai số của nơ-ron ở lớp ra đầu ra và giá trị đầu ra của của nơ-ron ở lớp giữa.

$$w_{ij}(t-1) = w_{jk}(t) + \eta \delta_k \cdot x_i \quad (7)$$

Trọng số liên kết giữa lớp giữa và lớp vào được tính bằng cách sử dụng sai số nơ-ron ở lớp giữa và các nơ-ron đầu vào, chúng được tính theo công thức (6). Quá trình huấn luyện mạng sẽ kết thúc khi sai số của lớp đầu ra của mạng và đầu ra mong muốn (số liệu quan trắc) nhỏ hơn giá trị cho phép cài đặt trước.

2. Phương pháp đánh giá độ chính xác dự báo lún

Sự thành công của mô hình mạng nơ-ron đã được đào tạo được đánh giá trên một tập dữ liệu thử nghiệm, xác định các giá trị δ là sự khác nhau giữa giá trị thực tế của sụt lún và giá trị dự báo thu được bởi mạng. Để đánh giá độ chính xác dự báo, các số liệu thống kê sau đây được sử dụng:

Giá trị lệch nhỏ nhất: $\delta_{\min} = \min \delta_i \quad (8)$

Giá trị lệch cực đại: $\delta_{\max} = \max \delta_i \quad (9)$

Giá trị lệch trung bình: $\bar{\delta} = \frac{\sum \delta_i}{n} \quad (10)$

Độ lệch chuẩn: $S = \sqrt{\frac{\sum (\delta_i - \bar{\delta})^2}{n-1}} \quad (11)$

Sai số trung phương (Root Mean Square Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\eta_i - \eta_i^p)^2} \quad (12)$$

Hệ số tương quan giữa giá trị dự báo và thực tế:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n ((\eta_i - \bar{\eta})(\eta_i^p - \bar{\eta}^p))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\eta_i - \bar{\eta})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\eta_i^p - \bar{\eta}^p)^2}} \quad (13)$$

Trong đó: η_i^p - Giá trị lún dự báo tại điểm thứ i; η_i - Giá trị độ lún thực tại điểm thứ i; $\bar{\eta}$ - Giá trị độ lún trung bình thực tế; $\bar{\eta}^p$ - Giá trị độ lún trung bình dự báo; δ_i - Giá trị độ lệch giữa độ lún thực tế và dự báo; $\bar{\delta}$ - Giá trị độ lệch trung bình của độ lệch thực tế và dự báo; n - Số lượng điểm cần dự báo.

3. Xây dựng phần mềm dự báo lún bằng thuật toán nơ-ron nhân tạo

Phần mềm được lập trên ngôn ngữ lập trình Visual C++.net, là ngôn ngữ lập trình hướng đối tượng dựa trên nền tảng ngôn ngữ C++, ưu điểm của ngôn ngữ lập trình này là giao diện đồ họa trực quan, lập trình hướng đối tượng, có thể can thiệp sâu vào hệ thống. Tuy nhiên đây là ngôn ngữ

tương đối khó học, cần có một khoảng thời gian làm quen và sử dụng. Mô hình sử dụng là mô hình mạng truyền thẳng nhiều lớp MLP, với khả năng chọn cấu hình mạng, số lớp ẩn, số nơ-ron trong mỗi lớp. Hàm kích hoạt là hàm sigmoid như giới thiệu ở 1.2, thuật toán huấn luyện mạng là Back-propagation đã được giới thiệu ở mục 1.3.

Bảng 1. Thông số huấn luyện mạng

Góc dốc vỉa α , độ	Chiều dày khẩu vỉa M, m	Độ sâu khai thác trung bình H, m	Kích thước khai thác L, m
10	4	150	50
	6	200	100
	8	250	150
20	4	150	50
	6	200	100
	8	250	150
30	4	150	50
	6	200	100
	8	250	150

Phần mềm gồm các tính năng chính sau:

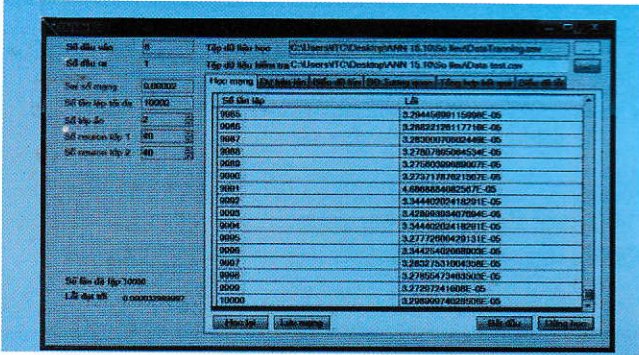
- ❖ Lựa chọn cấu hình mạng, số lớp ẩn, số nơ-ron trong mỗi lớp;
- ❖ Xác định giới hạn quá trình học theo số lần lặp tối đa hoặc theo sai số học của toàn mạng;
- ❖ Lưu cấu hình mạng tải cấu hình mạng để sử dụng cho các lần dự báo tiếp theo;
- ❖ Dự báo lún, lưu trữ kết quả dưới dạng file excel;
- ❖ Vẽ biểu đồ độ lún dự báo và độ lún thực tế;
- ❖ Vẽ biểu đồ tương quan giữ giá trị thực tế và giá trị dự báo;
- ❖ Tổng hợp kết quả và đánh giá sai số dự báo;
- ❖ Vẽ biểu đồ lỗi trong quá trình mạng học.

4. Thực nghiệm

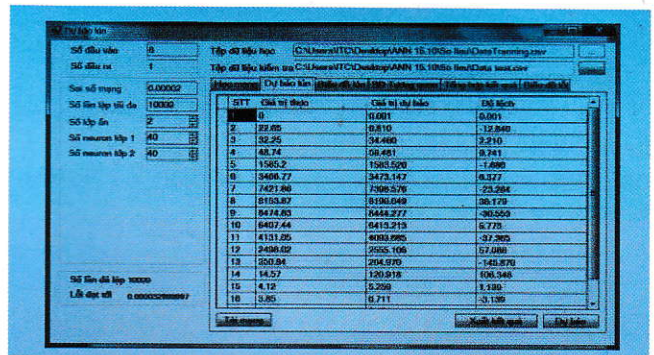
4.1. Số liệu tập huấn luyện mạng

Dữ liệu đầu vào bao gồm 5 yếu tố: Góc dốc vỉa (α); chiều dày khẩu vỉa (M); độ sâu khai thác trung bình (H); kích thước vùng khai thác theo hướng dốc (L) hoặc theo phương (W); khoảng cách từ biên giới bồn tới các điểm cần dự báo (X).

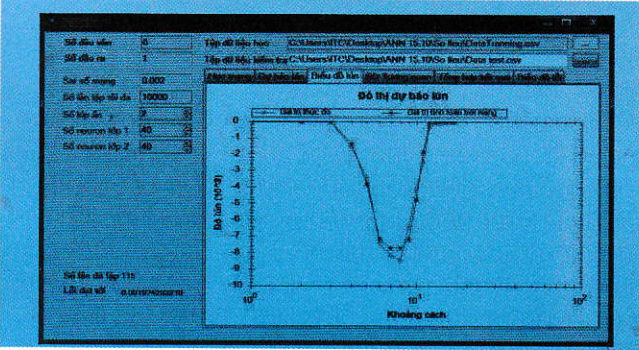
Để huấn luyện mạng, 3 kích thước khác nhau theo hướng dốc vỉa khai thác được đưa vào tập huấn luyện (50 m, 100 m, 150 m), mỗi vỉa khai thác nằm ở 3 độ sâu khai thác khác nhau (150 m, 200 m, 250 m) và có độ dày khẩu là (4 m, 6 m, 8 m). Trong tất cả các trường hợp thì các góc dịch chuyển là cố định, $\beta=55^\circ$, $\gamma=70^\circ$, $\theta=80^\circ$. Trên mỗi mặt cắt cơ bản đi qua tâm bồn dịch chuyển có 21 điểm đã được xác định độ lún theo hàm thực nghiệm của Nga [2] và đưa vào tập huấn luyện.



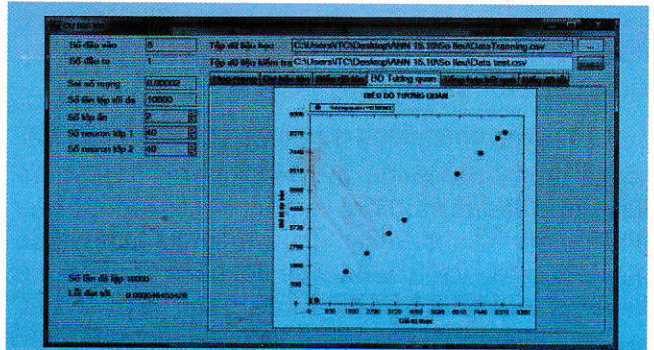
H.4. Module học mạng



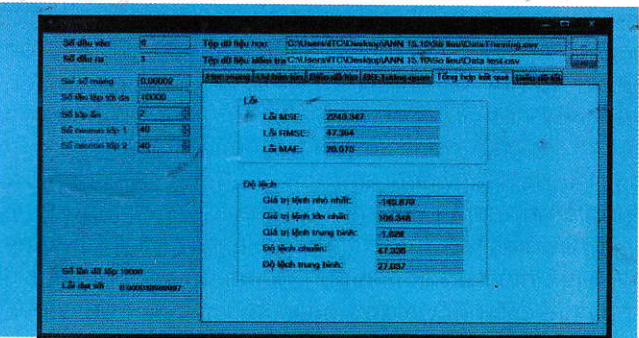
H.5. Module dự báo lún



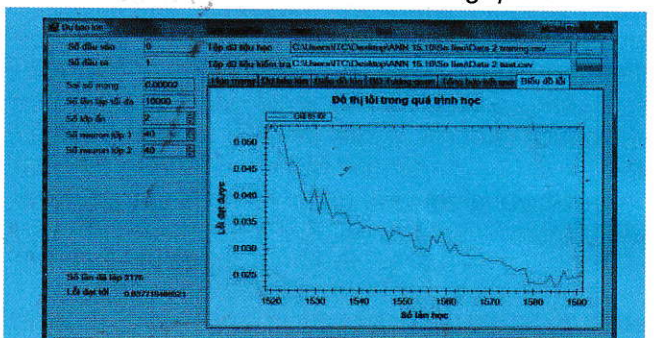
H.6. Module vẽ biểu đồ lún



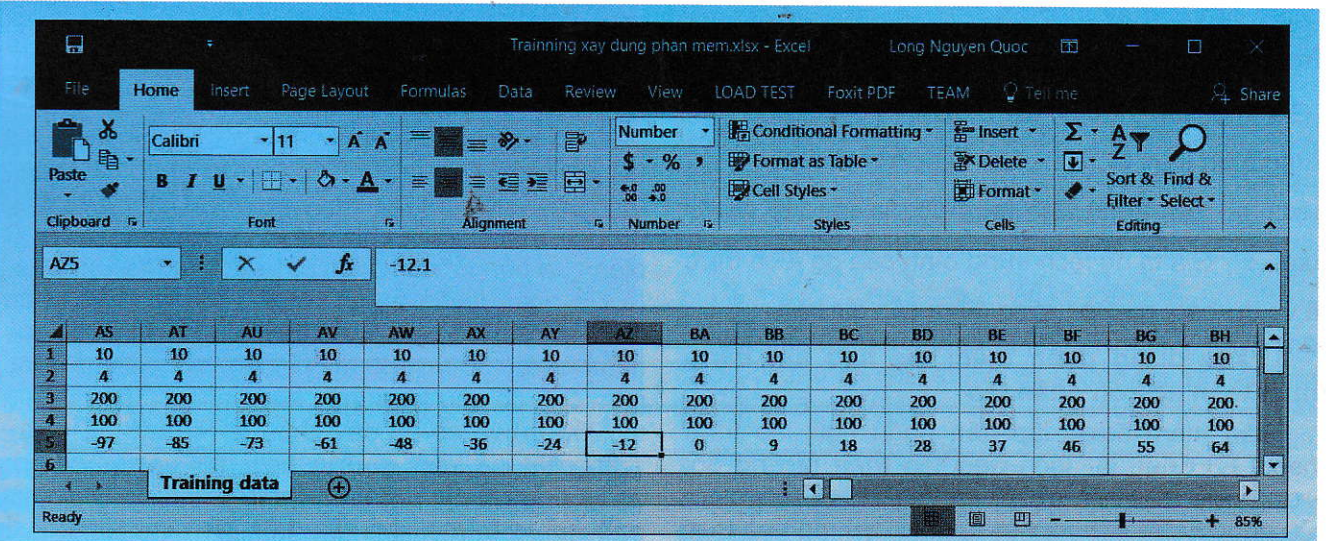
H.7. Module vẽ biểu đồ tương quan



H.8. Module đánh giá độ chính xác dự báo



H.9. Module Biểu đồ lỗi



H.10. Định dạng tệp huấn luyện

Sử dụng các tham số đầu vào như trong Bảng 1, kết hợp với độ lún tính được từ hàm thực nghiệm của Nga [2] khi thay các tham số này ta có được một tệp huấn luyện và một tệp đích tương ứng. Bộ dữ liệu huấn luyện bao gồm 1701 mẫu, mỗi mẫu được lưu trong 1 cột của file Excel, mỗi cột bao gồm 5 hàng tương ứng với 5 yếu tố đầu vào của mạng. Định dạng tệp huấn luyện mạng như hình H.10.

4.2. Kết quả dự báo lún bằng phần mềm

Thử nghiệm với mô hình mạng Nơ-ron 2 lớp ẩn với 5 nơ-ron mỗi lớp. Kiểm tra khả năng dự báo

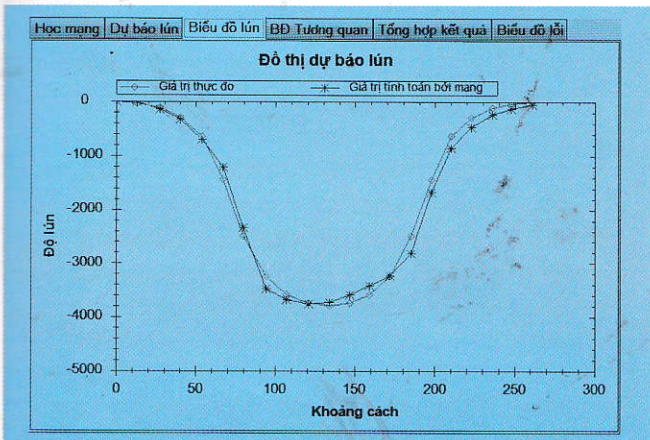
của mạng Nơ-ron đã được huấn luyện được tiến hành trên một mô hình khu vực khai thác. Bảng 3 thể hiện độ lệch giữa kết quả dự báo và thực tế do khai thác vỉa có các thông số như Bảng 2. Hình H.11 thể hiện đường cong lún dự báo so với đường cong lún thực tế. Giá trị tương quan giữa hai kết quả dự báo và độ lún thực tế xấp xỉ bằng 1 chứng tỏ chúng có tương quan cao, biểu đồ tương quan thể hiện trên hình H.12. Trong trường hợp này các sai số giữa giá trị lún thực tế và giá trị dự báo từ phần mềm thu được như Bảng 3.

Bảng 2. Tham số đầu vào

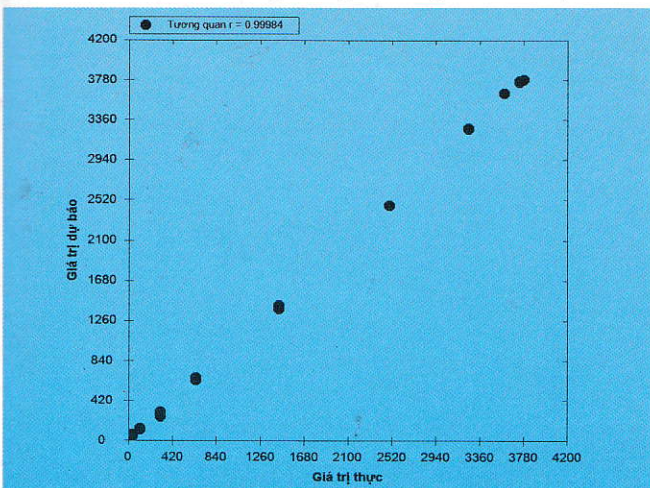
STT	Góc dốc vỉa α , độ	Chiều dày khâu vỉa M, m	Độ sâu khai thác trung bình H, m	Kích thước khai thác L, m
1	15	6	180	50

Bảng 3. Sai số dự báo

Độ lệch lớn nhất δ_{max} , mm	Độ lệch nhỏ nhất δ_{min} , mm	Độ lệch trung bình $\bar{\delta}$, mm	Độ lệch chuẩn S, mm	Sai số trung phương RMS, mm
45.694	-54.492	4.285	27.872	28.199
$\approx 1.2\% \eta_{max}$	$\approx -1.4\% \eta_{max}$	$\approx 0.1\% \eta_{max}$	$\approx 0.7\% \eta_{max}$	$\approx 0.7\% \eta_{max}$



H.11. So sánh đường cong lún thực tế và dự báo



H.12. Tương quan giữa độ lún thực tế và độ lún dự báo

Bảng 3. So sánh kết quả dự báo của phần mềm và Matlab

Tên điểm	Độ lún tính từ phần mềm, mm	Độ lún tính từ Matlab, mm	Độ lệch, mm	Độ lệch so với độ lún cực đại, %
1	0	2	-2	0%
2	38	30	8	0%
3	113	142	-29	-1%
4	303	332	-29	-1%
5	643	643	0	0%
6	1437	1472	-35	-1%
7	2496	2465	31	1%
8	3252	3237	15	0%
9	3593	3584	9	0%
10	3744	3787	-43	-1%
11	3782	3813	-31	-1%
12	3744	3833	-89	-2%
13	3593	3630	-37	-1%
14	3252	3209	43	1%
15	2496	2451	45	1%
16	1437	1441	-4	0%
17	643	701	-58	-2%
18	303	332	-29	-1%
19	113	133	-20	-1%
20	38	64	-26	-1%
21	0	18	-18	0%

Để đánh giá kết quả dự báo độ lún của phần mềm, tác giả sử dụng bộ công cụ Neural Network Toolbox của phần mềm Matlab R2014a xây dựng một mô-đun dự báo lún.

Sử dụng mô-đun này dự báo lún bề mặt trên vỉa khai thác có thông số như Bảng 2, kết quả dự báo lún từ mô-đun này được so sánh với kết quả dự báo từ phần mềm như trên Bảng 4, với độ lệch rất nhỏ chứng tỏ phần mềm được lập với thuật toán chính xác.

5. Kết luận

Thuật toán lan truyền ngược sai số được sử dụng trong việc huấn luyện mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp đã chứng tỏ khả năng rất tốt thậm chí đối với cả các bài toán phức tạp. Để có được khả năng dự báo tốt cần mất rất nhiều thời gian để huấn luyện, điều chỉnh các tham số của mạng. Điều này luôn là trở ngại đối với các bài toán trong thực tế, do vậy, cần tiếp tục cải tiến thuật toán để tăng khả năng hội tụ của mạng khi huấn luyện.

Phần mềm dự báo lún do ảnh hưởng của khai thác than hầm lò được xây dựng trên cơ sở sử dụng thuật toán nơ-ron nhân tạo có thể cho kết quả dự báo tốt khi so sánh với dữ liệu quan trắc và dữ liệu tính từ mô-đun được lập trên phần mềm Matlab.

Dữ liệu đầu vào của chương trình bao gồm: góc dốc vỉa, độ sâu khai thác trung bình, chiều dày khâu vỉa, kích thước khoảng trống khai thác theo hướng dốc hoặc theo phương của vỉa và khoảng cách từ biên giới bồn tới các điểm cần dự báo. Đây là những dữ liệu dễ dàng thu thập được tại các mỏ hầm lò tại Quảng Ninh nên có thể sử dụng phần mềm vào thực tế. □

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Nguyễn Đình Bé, Vương Trọng Kha (2000), Dịch chuyển và biến dạng đất đá trong khai thác mỏ, NXB Giao thông Vận tải, Hà Nội.
2. Quy phạm ngành mỏ (1981), Quy tắc bảo vệ công trình và đối tượng thiên nhiên chống ảnh hưởng có hại của khai thác hầm lò, Viện VNIMI, Liên bang Nga.
3. Tomaž Ambrožič, Goran Turk (2003), "Prediction of subsidence due to underground mining by artificial neural networks", Computers & Geosciences, 29 (5), 627-637.
4. Guoqiang Zhang, B. Eddy Patuwo, Michael Y. Hu (1998), "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art", International Journal of Forecasting, 14, 35-62.

5. Laurene Fausett (1994), Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Inc.

6. Zhang He-sheng, Liu Li-juan, Liu Hong-fu (2011), "Mountain ground movement prediction caused by mining based on BP-neural network", Journal of Coal science & Engineering, Vol.17 No.1, China.

7. Wojciech Gruszczyński (2007), "Zastosowanie sieci neuronowych do prognozowania deformacji górnictw", Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica, Poland.

Người biên tập: Võ Chí Mỹ

Từ khóa: dự báo lún, khai thác hầm lò, mạng nơ-ron nhân tạo, lan truyền ngược sai số

Ngày nhận bài: 15-7-2016

Ngày duyệt đăng bài: 22-10-2016

SUMMARY

The artificial neural network (ANN) has been widely applied in many fields, including scientific forecasting. Using ANN forecasting surface subsidence caused by underground mining does not need to know the geological conditions above the excavation, but we need the subsidence monitoring data on the surface, which is much easier to collect than the geological factors. This paper presents the neural, Multilayer perception, and Back-propagation method for training a neural network. The paper also presents the subsidence prediction software built based on artificial neural network, it is an effective, high accuracy prediction software. Five main influencing factors: angle of coal seam, mean mining depth, thickness of seam, length of excavation and distance from trough edge to points were selected as the input data of the software, these data are easy collected in the underground coal mine. Comparing the predicted values with actual subsidence data indicates that this is the high precision subsidence prediction software.