

# Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong dự báo độ lún của móng nông

Application of artificial neural network in the prediction of settlement of shallow foundations

> TS PHẠM TUẤN ANH

Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải; Email: [Anhpt@utt.edu.vn](mailto:Anhpt@utt.edu.vn)

## TÓM TẮT

Bên cạnh việc đánh giá sức chịu tải, độ lún cũng là một thông số quan trọng khi tính toán thiết kế móng nông. Do đó, nghiên cứu này trình bày kết quả ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo trong việc dự báo độ lún của móng nông. Một mô hình mạng thần kinh nhân tạo đã được xây dựng và đào tạo bằng thuật toán tối ưu giảm độ dốc. Một bộ số liệu gồm 284 kết quả thí nghiệm nén móng nông với cấp tải trọng khác nhau, dùng để đào tạo và kiểm tra mô hình. Kết quả của nghiên cứu được so sánh với một số kết quả nghiên cứu của Meyerhof, D'Appolonia, cho thấy mạng thần kinh nhân tạo cho phép dự đoán sức chịu tải móng nông sát với kết quả thí nghiệm hơn. Kết quả của nghiên cứu là một tiền đề cho việc ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong việc giải quyết các bài toán khác trong lĩnh vực xây dựng.

**Từ khóa:** Độ lún móng nông; xuyên SPT; trí tuệ nhân tạo; mạng thần kinh nhân tạo.

## ABSTRACT

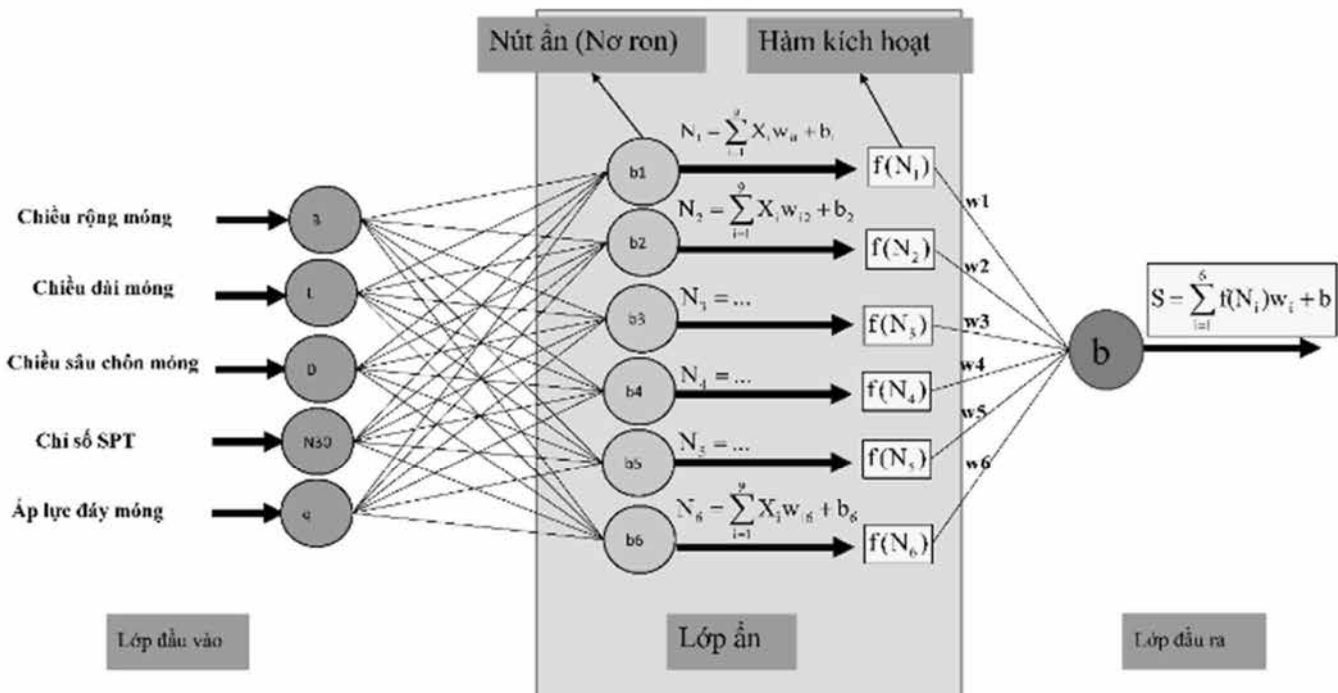
Besides assessing the bearing capacity, settlement is also an important parameter when designing shallow foundations. Therefore, this study presents the results of applying an artificial neural network model in the settlement of shallow foundations. An artificial neural network model was built and trained using the gradient descent optimization algorithm. A dataset including 284 results of shallow foundation load tests with different load levels, was used to train and test the model. The results of the study are compared with some research results of Meyerhof, D'Appolonia, showing that the artificial neural network allows for predicting the shallow foundation load more closely with the experimental results. The results of the study are a premise for the application of artificial neural networks in solving other problems in the field of construction.

**Keywords:** Shallow foundation settlement; SPT; artificial intelligence; artificial neural network.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Móng nông là giải pháp móng phù hợp cho các công trình quy mô vừa và nhỏ. Giải pháp móng này tương đối đơn giản về mặt thiết kế, thi công, đồng thời giúp giảm thiểu chi phí về kết cấu móng cho các công trình xây dựng. Khi thiết kế móng nông, có hai tiêu chí mà các kỹ sư quan tâm là sức chịu tải cực hạn và độ lún cuối cùng của móng dưới tác dụng của tải trọng công trình. Trong đó, thông số sức chịu tải cực hạn của móng đã được nhiều nhà khoa học trên thế giới quan tâm nghiên cứu. Tuy vậy, việc ước tính độ lún của móng vẫn là một vấn đề phức tạp. Thông thường, độ lún này phụ thuộc vào hình dạng, kích thước, chiều sâu chôn móng và đặc điểm tính chất của đất nền. Hiện nay, giải pháp sử dụng bản nén hiện trường vẫn là một phương pháp tin cậy để cho ra quan hệ tải trọng - độ lún của móng nông. Nhưng cần thấy rằng, giải pháp này tương đối mất thời gian kèm theo chi phí không nhỏ. Do đó, nhiều phương pháp khác nhau đã được phát triển để dự báo gần đúng độ lún của móng nông. Một trong những phương pháp đó là cộng lún các lớp phân tố. Phương pháp này chia nền thành các lớp đồng nhất, độ lún cuối cùng là tổng độ lún các lớp thành viên. Nhược điểm của phương pháp cộng lún các lớp là dựa trên một số giả thiết gần đúng, dẫn đến kết quả thường quá thiên về an toàn. Một số nghiên cứu khác, độ lún móng nông được xác định dựa trên kết quả thí nghiệm hiện trường như xuyên tiêu chuẩn (SPT), xuyên tĩnh (CPT), nén ngang (DMT). Các kết quả thí nghiệm hiện trường cho phép ước tính nhiều thông số của đất và tránh được sai số do lấy mẫu không nguyên trạng gây ra. Nhiều nhà khoa học đã đề xuất các phương trình thực nghiệm, xác định độ lún của móng nông dựa trên các kết quả xuyên SPT như: Bowles(1987) [7], Meyerhof (1965) [2], Terzaghi và Peck (1996) [13] hay D'Appolonia (1968) [9] v.v. và kết quả xuyên CPT như: Meyerhof (1965) [1], DeBeer (1965) [10], Schmertmann (1970) [12] v.v. Các phương pháp trên đều đưa ra các phương trình bán thực nghiệm, giúp xác định nhanh độ lún của móng nông dưới các cấp áp lực khác nhau. Tuy vậy, các phương pháp này cũng đều sử dụng các giả thiết đơn giản hóa sự làm việc của móng nông, dẫn đến độ chính xác còn hạn chế.

Khoảng 2 thập kỷ vừa qua, các tiến bộ về trí tuệ nhân tạo đã tạo ra các bước tiến mạnh mẽ trong mọi lĩnh vực nghiên cứu nói chung và trong địa kỹ thuật nói riêng. Có thể kể đến như Phạm Tuấn Anh (2021) [1], đã sử dụng mô hình ANN để nghiên cứu tính toán sức chịu tải của móng nông. Al-hamed và cộng sự (2014) [6] sử dụng mô hình ANN để dự đoán góc ma sát trong của đất. Habib Shahnazari và Mohammad A. Tutunchian (2012) [5] sử dụng thuật toán di truyền để xây dựng công thức hồi quy để xác định sức chịu tải cực hạn của móng nông. Baginska (2019) [3] tìm cách tối ưu các tham số



**Hình 1-** Sơ đồ thuật toán mạng thần kinh nhân tạo sử dụng trong nghiên cứu

của mô hình ANN bằng cách khảo sát nhiều trường hợp khác nhau nhằm dự báo sức chịu tải của móng nông.

Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) là một dạng trí tuệ nhân tạo, bằng kiến trúc của chúng, cố gắng mô phỏng cấu trúc sinh học của bộ não và hệ thần kinh của con người. Mặc dù khái niệm về tế bào thần kinh nhân tạo lần đầu tiên được đưa ra vào năm 1943, nghiên cứu về các ứng dụng của ANN đã nở rộ kể từ khi giới thiệu thuật toán đào tạo lan truyền ngược cho ANN được đề xuất vào năm 1986. Vì vậy, ANN có thể được coi là một công cụ tương đối mới trong lĩnh vực mô hình hóa và dự báo. Nghiên cứu này sẽ tập trung xây dựng một mô hình ANN, ứng dụng trong việc dự báo độ lún của móng nông dưới các cấp tải trọng khác nhau. Kết quả được so sánh với một số công thức thực nghiệm để chứng minh khả năng vượt trội của mô hình.

## 2. CÁC THUẬT TOÁN SỬ DỤNG TRONG NGHIÊN CỨU

### 2.1. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo

Mô hình mạng thần kinh nhân tạo là một trong những thuật toán phổ biến nhất trong họ các thuật toán máy học. Mô hình này lần đầu được McCulloch and Pitts (1943) [4] giới thiệu.

Trải qua quá trình phát triển và hoàn thiện, ngày nay, mạng thần kinh nhân tạo đã phát triển vượt bậc và được ứng dụng trong mọi lĩnh vực của khoa học kỹ thuật. Thuật toán mạng thần kinh nhân tạo được sử dụng để dự báo sức chịu tải trong nghiên cứu này, thể hiện trên Hình 1.

Trong mô hình mạng thần kinh nhân tạo, một mạng lưới gồm các nút được liên kết với nhau bằng các trọng số. Một mạng thần kinh nhân tạo gồm ít nhất 3 lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Tín hiệu đầu ra của một nút ẩn thứ  $j$  bất kỳ trong mạng được tính như sau:

$$N_j = f\left(\sum_{i=1}^9 X_i w_{ij} + b_j\right) \quad (1)$$

Và tín hiệu đầu ra của mạng chính là độ lún móng nông, được tính như sau:

$$S = \sum_{j=1}^6 f(N_j)w_j + b \quad (2)$$

Trong đó,  $N_j$  là tín hiệu đầu ra của một nút;  $X_i$  là biến đầu vào thứ  $i$ ;  $w_{ij}$  là trọng số kết nối giữa biến đầu vào  $i$  và nút  $j$ ;  $b_j$  là độ lệch của nút  $j$  và  $f()$  là hàm kích hoạt của nút ẩn;  $w_j$  là trọng số kết nối nút ẩn  $j$  và đầu ra;  $b$  là độ lệch của nút đầu ra.

Mạng thần kinh nhân tạo phải được đào tạo trước khi có thể sử dụng, việc đào tạo là quá một quá trình tối ưu các trọng số, sao cho đầu ra của mô hình sát nhất với kết quả đo được từ thí nghiệm. Trong nghiên cứu này, mô hình mạng thần kinh nhân tạo được xây dựng trên nền tảng Python, sử dụng thư viện SKlearn. Thuật toán đào tạo được sử dụng là thuật toán "giảm độ dốc" (SGD).

### 2.2. Dữ liệu đầu vào cho bài toán

Dữ liệu sử dụng để xây dựng và kiểm tra sức chịu tải cọc được thu thập từ các nguồn khác nhau đã được công bố. Bộ số liệu gồm 284 số liệu về thí nghiệm nén bần nén hiện trường, được công bố trong các tài liệu [8], [11]. Một điều quan trọng cần lưu ý, các kết quả thí nghiệm nén tại hiện trường được thực hiện với nhiều loại địa chất khác nhau, chủ yếu là đất cát, ở nhiều khu vực khác nhau, dẫn đến kết quả đào tạo của mô hình được coi là tổng quát và có thể áp dụng cho nhiều trường hợp.

Các tham số đầu vào gồm: chiều rộng móng ( $B$ , m), chiều dài móng ( $L$ , m), chiều sâu chôn móng ( $D$ , m), chỉ số SPT trung bình của đất dưới đáy móng ( $N_{30}$ ) và áp lực đáy móng ( $q$ , kPa). Độ lún của móng  $S$ (cm), được coi là biến đầu ra cần dự đoán. Dữ liệu được chia làm 2 tập: tập đào tạo chiếm 75% (213 dữ liệu) và tập kiểm tra chiếm 25% (71 dữ liệu) tổng số dữ liệu. Trong đó tập đào tạo sẽ được sử dụng để xây dựng mô hình và tập kiểm tra dùng để đánh giá mô hình. Các thống kê của các thông số trên được biểu thị trong bảng 1. Có thể thấy, giá trị SPT ( $N_{30}$ ) của các kết quả hiện trường tương đối

bao phủ các giá trị thực tế của đất. Kích thước móng (BxL) cũng nằm bao phủ các kích thước chủ yếu của móng nông trong thực tế. Như vậy, kết quả bài toán có tính khái quát cao và tiềm năng lớn trong việc áp dụng thực tế.

Bảng 1. Thống kê các thông số về móng nông và đất sử dụng trong nghiên cứu

|            | $N_{30}$ | B     | L      | D     | q      | S      |
|------------|----------|-------|--------|-------|--------|--------|
| Đơn vị     | -        | (m)   | -      | (m)   | (kPa)  | (mm)   |
| Số mẫu     | 284      | 284   | 284    | 284   | 284    | 284    |
| Nhỏ nhất   | 3.00     | 0.50  | 0.50   | 0.00  | 0.30   | 0.60   |
| Trung bình | 23.83    | 7.42  | 18.88  | 2.92  | 199.35 | 19.71  |
| Lớn nhất   | 60       | 55.00 | 250.00 | 23.00 | 697.00 | 155.00 |

2.3. Các chỉ tiêu hiệu suất

Trong nghiên cứu này, các chỉ tiêu hiệu suất gồm R2, lỗi bình phương trung bình gốc (RMSE) được sử dụng để đánh giá và so sánh các mô hình, cụ thể như sau:

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

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y})^2} \quad (4)$$

Với, k là số lượng mẫu dữ liệu,  $y_i$  và  $\bar{y}_i$  là kết quả dự báo theo thí nghiệm và theo mô hình,  $\bar{y}$  là giá trị trung bình của  $y_i$ .

Cụ thể, R<sup>2</sup> đặc trưng cho tương quan giữa 2 kết quả tính. R<sup>2</sup> càng gần đến 1, hai kết quả tính càng sát nhau. RMSE đặc trưng cho sai số trung bình giữa 2 kết quả, RMSE càng nhỏ, độ chính xác dự đoán càng cao.

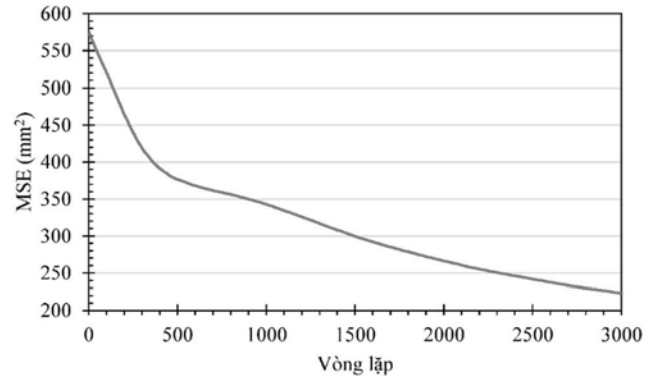
3. KẾT QUẢ TÍNH TOÁN

3.1. Kết quả đào tạo mạng thần kinh nhân tạo

Một mạng thần kinh nhân tạo được xây dựng và dùng để dự đoán sức chịu tải cọc, có cấu trúc (5x25x1). Trong đó, 5 là số nút đầu vào, 25 là số nút ẩn và 1 là nút đầu ra duy nhất. Các trọng số của mạng được khởi tạo ngẫu nhiên trong khoảng (-0.01 ÷ 0.01). Theo nhiều nghiên cứu, trọng số khởi tạo càng nhỏ, mô hình càng dễ đạt được tính khái quát hóa cao. Tiếp theo, thuật toán tối ưu giảm độ dốc (Stochastic Gradient Descent) được sử dụng để tìm cực tiểu của

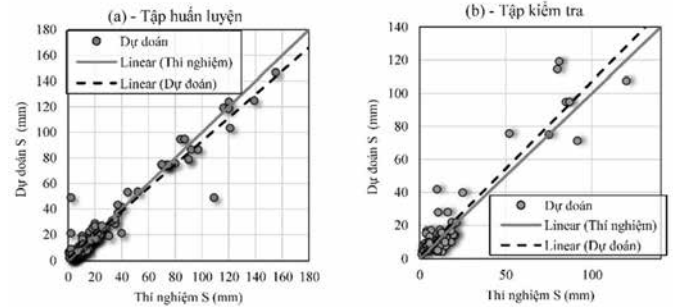
hàm hiệu suất MSE. Qua đó, tìm được tập hợp trọng số và độ lệch tối ưu cho mạng.

Kết quả quá trình đào tạo được thể hiện trên Hình 3.



Hình 3- Kết quả đào tạo của mô hình mạng thần kinh nhân tạo

Kết quả hồi quy dự đoán sức chịu tải cọc của mạng thần kinh nhân tạo trên tập huấn luyện và tập kiểm tra thể hiện trên Hình 4 và mô phỏng kết quả dự đoán trên hình Hình 2.



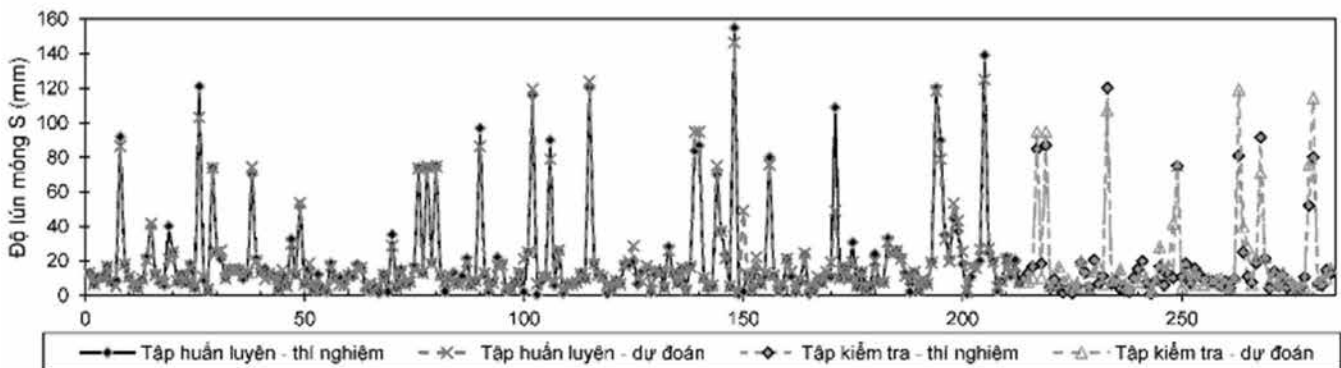
Hình 4- Kết quả hồi quy dự đoán của mô hình mạng TKN

**Nhận xét:** Kết quả phân tích cho thấy, mô hình mạng thần kinh nhân tạo dự đoán chính xác độ lún của móng với chỉ tiêu hiệu suất R<sup>2</sup> = 0,946, RMSE = 6,5 mm trên tập huấn luyện; R<sup>2</sup> = 0,888, RMSE = 9,759 mm trên tập kiểm tra. Kết quả đều tốt trên cả tập huấn luyện và kiểm tra cho thấy, mô hình có khả năng khái quát hóa cao với dữ liệu nhằm xác định chính xác độ lún của móng nông dưới các cấp tải trọng.

3.2. So sánh kết quả tính với các nghiên cứu đã có.

Công thức tính độ lún móng nông theo Meyerhof (1965) [2] được viết như sau:

$$S = 4q / N_{30} \quad (\text{với } B \leq 1,22m) \quad (3)$$



Hình 2- Mô phỏng kết quả dự đoán

$$S = (6q / N_{30}) \left( \frac{B}{B+1} \right)^2 \quad (\text{với } B > 1,22\text{m}) \quad (4)$$

Công thức tính độ lún móng nông theo Terzaghi và Peck (1996) [13] được viết như sau:

$$S = (8q / N_{30}) C_w C_d \quad (\text{với } B \leq 1,22\text{m}) \quad (5)$$

$$S = (12q / N_{30}) \left( \frac{B}{B+1} \right)^2 (C_w C_d) \quad (6)$$

(Khi  $B > 1,22\text{m}$ )

Trong đó,

S – độ lún móng (inches);

q – áp lực đáy móng (tsf);

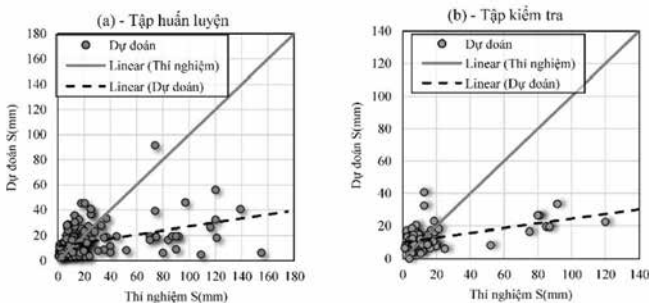
B – Bề rộng móng (feet);

N<sub>30</sub> – Chỉ số SPT trung bình đất dưới đáy móng;

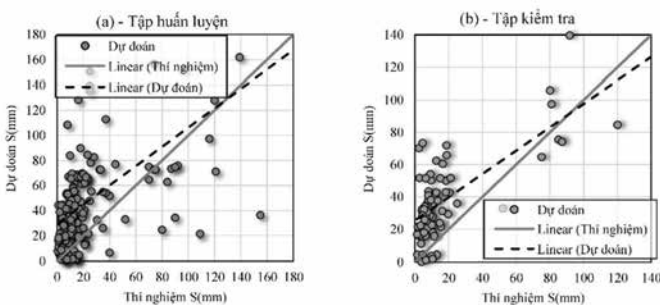
C<sub>w</sub> = 2 – 0.5(D / B) - Hệ số hiệu chỉnh mực nước;

C<sub>d</sub> = 1 – 0.25(D / B) - Hệ số hiệu chỉnh chiều sâu.

Các giá trị trong công thức (5) đến (8) được quy đổi về đơn vị tiêu chuẩn trước khi áp dụng. Kết quả tính toán các phương pháp thể hiện trên Hình 5 và Hình 6.



Hình 5- Kết quả xác định độ lún móng theo công thức Meyerhof



Hình 6- Kết quả xác định độ lún móng theo công thức Terzaghi và Peck

Bảng 2. So sánh kết quả giữa các phương pháp

| Phương pháp                    | R <sup>2</sup> |          | RMSE (mm) |          |
|--------------------------------|----------------|----------|-----------|----------|
|                                | Đào tạo        | Kiểm tra | Đào tạo   | Kiểm tra |
| <b>Mạng ANN</b>                | 0,943          | 0,888    | 6,5       | 9,759    |
| <b>Meyerhof (1965)</b>         | 0,155          | 0,240    | 25,613    | 22,811   |
| <b>Terzaghi và Peck (1967)</b> | 0,244          | 0,497    | 44,647    | 28,037   |

**Nhận xét:** Kết quả phân tích (Bảng 2) cho thấy, công thức thực nghiệm xác định sức chịu tải theo Meyerhof (1965) và Terzaghi và Peck (1967) dự báo sức chịu tải của cọc có độ chính xác không cao.

So với kết quả cả tương quan R<sup>2</sup> và RMSE đều chứng tỏ mô hình ANN có độ chính xác vượt trội so với các công thức thực nghiệm.

#### 4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Bài báo đã trình bày việc ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo để xác định độ lún của móng nông dưới các cấp tải trọng. Kết quả nghiên cứu cho thấy, một mô hình mạng thần kinh nhân tạo với 25 nút ẩn có thể dự báo tương đối chính xác độ lún của móng nông với đất nền đặc trưng bởi chỉ số SPT với tiêu chí độ chính xác R<sup>2</sup> = 0,888 và RMSE = 9,759 mm trên tập kiểm tra. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo cho kết quả vượt trội so với kết quả tính bằng các công thức của Meyerhof (1965) và Terzaghi (1996). Với việc mô hình được huấn luyện trên một tập hợp dữ liệu có phổ phân bố rộng rãi, kết quả được coi là có tiềm năng rất lớn trong việc thay thế các công thức thực nghiệm trong việc dự báo độ lún của móng nông dưới thí nghiệm nén hiện trường. Trên cơ sở kết quả tính toán, kiến nghị nên nghiên cứu đưa mô hình mạng thần kinh nhân tạo vào các tiêu chuẩn nền móng, đồng thời tiếp tục hiệu chỉnh các công thức trong tiêu chuẩn để đạt độ chính xác cao hơn trong thiết kế thực tế.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Phạm Tuấn Anh và Nguyễn Thanh Tâm (2021). Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo trong dự báo sức chịu tải móng nông. *Tạp chí Xây dựng*, 38-41.
- Meyerhof G.G. (1965). SHALLOW FOUNDATIONS. *Journal of Soil Mechanics & Foundations Div*, **91(SM2)**, 21-31.
- Bagińska M. và Srokosz P.E. (2019). The Optimal ANN Model for Predicting Bearing Capacity of Shallow Foundations trained on Scarce Data. *KSCE J Civ Eng*, **23(1)**, 130-137.
- McCulloch W.S. và Pitts W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5(4)**, 115-133.
- Shahnazari H. và Tutunchian M.A. (2012). Prediction of ultimate bearing capacity of shallow foundations on cohesionless soils: An evolutionary approach. *KSCE J Civ Eng*, **16(6)**, 950-957.
- Al-Hamed S.A., Wahby M.F., và Aboukarima A.M. (2014). Artificial neural network for soil cohesion and soil internal friction angle prediction from soil physical properties data.
- Bowles J.E. (1987). Elastic foundation settlements on sand deposits. *Journal of Geotechnical Engineering*, **113(8)**, 846-860.
- Briaud J.-L. và Gibbens R. (1997). *Large-scale load tests and data base of spread footings on sand*, United States. Federal Highway Administration.
- D'appolonia D.J., D'appolonia E., và Brissette R.F. (1970). Closure to "Settlement of spread footings on sand". *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, **96(2)**, 754-762.
- De Beer E. (1965). Bearing capacity and settlement of shallow foundation on sand. *Proc. of Symposium held at Duke University*, 15-34.
- Papadopoulos B.P. (1992). Settlements of shallow foundations on cohesionless soils. *Journal of Geotechnical Engineering*, **118(3)**, 377-393.
- Schmertmann J.H. (1970). Static cone to compute static settlement over sand. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division*, **96(3)**, 1011-1043.
- Terzaghi K., Peck R.B., và Mesri G. (1996). *Soil mechanics in engineering practice*, John Wiley & Sons.