

Ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo để dự báo sức chịu tải cọc

Application of neural network in the prediction of pile bearing capacity

> TS PHẠM TUẤN ANH

Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải

Email: Anhpt@utt.edu.vn

TÓM TẮT

Bài báo trình bày kết quả ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo trong việc xác định sức chịu tải cọc. Một mô hình mạng thần kinh nhân tạo đã được xây dựng và đào tạo trên phần mềm EXCEL và được sử dụng để xác định sức chịu tải cọc. Một bộ số liệu nén tĩnh cọc được sử dụng để đào tạo và kiểm tra mô hình. Kết quả của nghiên cứu được so sánh với công thức thực nghiệm theo TCVN 10304:2014, cho thấy mạng thần kinh nhân tạo cho phép dự đoán sức chịu tải cọc sát với kết quả thí nghiệm và tốt hơn so với công thức trong tiêu chuẩn. Kết quả khảo sát cũng cho thấy rằng, mô hình dự báo sức chịu tải của cọc nhồi tốt hơn so với cọc đóng ép. Ngoài ra, mô hình xác định sức chịu tải của cọc bê tông tốt hơn so với cọc thép và cọc làm bằng vật liệu tổng hợp. 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: sức chịu tải cọc, xuyên CPT, trí tuệ nhân tạo, mạng thần kinh nhân tạo.

ABSTRACT

This paper presents the results of applying the artificial neural network model in determining the pile load capacity. An artificial neural network model was developed and trained on EXCEL software and used to determine the pile load capacity. The results of the study are compared with the experimental formula according to TCVN 10304:2014, showing that the artificial neural network allows better prediction of the pile load capacity than the standard formula. The survey results also show that the model predicts the bearing capacity of bored piles better than that of pressed piles. In addition, the model determines the bearing capacity of concrete piles better than that of steel and composite piles. 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: pile bearing capacity, CPT results, artificial intelligence, neural network.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong quá trình phát triển của kỹ thuật xây dựng, móng cọc đang ngày càng chứng tỏ là một giải pháp móng tốt, có độ tin cậy cao, khi sử dụng làm móng cho các loại công trình xây dựng. Khi tính toán, thiết kế cọc, sức chịu tải cọc là một trong những tham số quan trọng nhất. Có nhiều phương pháp khác nhau, được sử dụng để xác định sức chịu tải cọc. Phương pháp trực tiếp nhất là các thí nghiệm nén tĩnh cọc tại hiện trường, nhưng phương pháp này tốn kém, mất thời gian và thường chỉ được sử dụng cho một số cọc thí nghiệm. Ngoài ra, phương pháp thử tải động (PDA) cũng tương đối phổ biến, tuy nhiên, phương pháp này cho sai số khá lớn, do quá trình phân tích biểu đồ truyền sóng phụ thuộc vào nhiều yếu tố. Một số nghiên cứu đề xuất ra các công thức thực nghiệm, cho phép xác định gần đúng sức chịu tải cọc, trên cơ sở tính chất đất nền và các thông số hình học của cọc. Có thể kể đến như Meyerhof (1976) [3], Shooshpasha (2013) [7], A.S.Vesic (1977) [2],

Schmertmann (1978) [9], TCVN 10304-2014 [1] v.v. Các công thức thực nghiệm cho phép xác định nhanh sức chịu tải cọc. Tuy vậy, sai số của các phương pháp này còn khá lớn, dẫn đến hệ số an toàn cao. Ngoài ra, việc sử dụng phương pháp PTHH để mô phỏng và xác định sức chịu tải cọc đã và đang được ứng dụng mạnh mẽ, tuy vậy, các mô hình PTHH này rất nhạy cảm với các tham số đầu vào và loại mô hình nền, dẫn đến kết quả tính toán sai lệch lớn nếu chọn sai các tham số này.

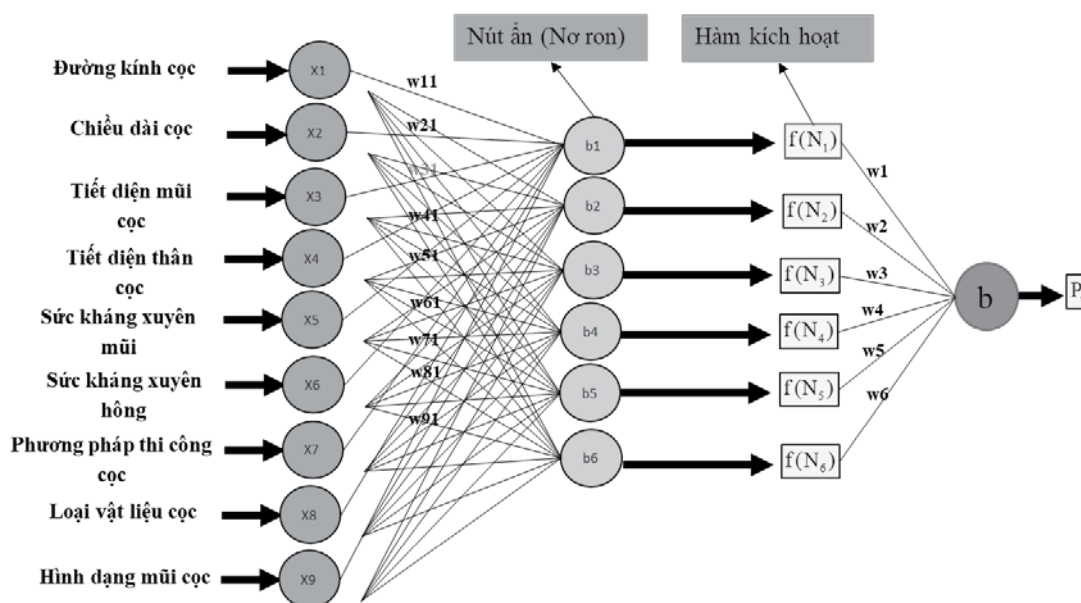
Gần đây, kết quả của cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ 4 đã xâm nhập mạnh mẽ vào mọi lĩnh vực, trong đó có lĩnh vực xây dựng. Nhiều nhà nghiên cứu đã tìm cách ứng dụng giải pháp trí tuệ nhân tạo để giải quyết các vấn đề khác nhau trong lĩnh vực xây dựng nói chung và thiết kế móng cọc nói riêng. Có thể kể đến một số nghiên cứu như: Phạm Tuấn Anh (2020) [6], Momeni (2020) [5], Ghorbani (2018) [8] v.v. Các nghiên cứu trên cho các kết quả khả thi và tin cậy. Tuy vậy, các nghiên cứu tiếp theo để mở rộng và nâng cao độ chính xác của các mô hình là cần thiết.

Trong nghiên cứu này, tác giả đã xây dựng mô hình mạng thần kinh nhân tạo để dự báo sức chịu tải cọc dựa trên kết quả xuyên tĩnh (CPT). Trong mô hình này, ngoài các tham số chính như đặc tính đất nền và kích thước hình học của cọc, các tham số khác như loại vật liệu cọc, phương pháp thi công cọc, cấu tạo mũi cọc cũng đã được đưa vào xem xét, giúp nâng cao độ chính xác của kết quả.

Kết quả tính toán của mô hình được so sánh với kết quả thực nghiệm nén tĩnh cọc và công thức theo TCVN 10304 :2014 để chứng tỏ khả năng vượt trội của mô hình trong việc xác định chính xác sức chịu tải của cọc.

2. CÁC THUẬT TOÁN SỬ DỤNG TRONG NGHIÊN CỨU.

2.1. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo



Hình 1. Sơ đồ thuật toán mạng thần kinh nhân tạo 1 lớp ẩn và 6 nút ẩn

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 giá trị sức chịu tải cọc, được tính như sau:

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

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.

Một cấu trúc mạng thần kinh như vậy cho phép dữ liệu truyền từ lớp đầu vào đến lớp đầu ra theo một chiều duy nhất. Hàm kích hoạt thường là một hàm phi tuyến, cho phép kích hoạt khả năng dự báo

các mối quan hệ phi tuyến của mô hình. Nghiên cứu này sử dụng hàm kích hoạt Relu, được minh họa như sau:

$$\text{Relu}(x) = \text{Max}(0, x) \quad (3)$$

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, thuật toán đào tạo được sử dụng là thuật toán “giảm độ dốc tổng quát” (RGR), tích hợp sẵn trong công cụ Solver của phần mềm EXCEL.

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 108 số liệu về nén tĩnh cọc, được công bố trong tài liệu Ghorbani (2018) [8]. Các tham số đầu vào gồm: cách thử tải (T), vật liệu chế tạo cọc (P), cách thức hạ cọc (ký hiệu là I), kiểu mũi cọc (EP), diện tích mặt cắt đầu mũi (At), diện tích xung quanh cọc (Af). Các tính chất của đất được thể hiện thông qua các thông số thu được từ kết quả thí nghiệm xuyên tiêu chuẩn (CPT), bao gồm sức kháng mũi xuyên trung bình dọc thân cọc (qca), sức kháng mũi trung bình tại mũi cọc (qct), sức kháng bên trung bình dọc chiều dài cọc (fsa). Sức chịu tải cực hạn được coi là biến đầu ra (ký hiệu là Pu). Dữ liệu được chia làm 2 tập: tập đào tạo chiếm 75% và tập kiểm tra chiếm 25% 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. Khác với nghiên cứu của Ghorbani [10] vốn chỉ sử dụng 5 thông số là (At, Af, qca, qct, fsa), nghiên cứu này sẽ sử dụng toàn bộ đầy đủ 9 thông số. Các thống kê của các thông số trên được biểu thị trong bảng 1.

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

	$T^{(*)}$	$P^{(*)}$	$I^{(*)}$	$E_p^{(*)}$	A_t	A_f	q_{ca}	f_{sa}	q_{ct}	P_u
Đơn vị	-	-	-	-	(cm ²)	(m ²)	(Mpa)	(kN)	(Mpa)	(kN)
Min	1	1	1	1	20	5.45	0.83	9.39	0.25	60
Trung bình	1.98	1.69	1.84	1.15	1736	26.46	5.84	101.89	8.82	1965
Trung vị	2	1	2	1	1230	17.98	5.38	81.91	7.63	1340
Max	2	3	2	2	7854	194.65	24.7	349.64	27.11	10910
SD	0.14	0.94	0.37	0.36	1674	26.35	4.23	66.29	6.19	1702.2

$T = 1$ - Giá tải liên tục; 2 - Chất tải theo từng cấp; $P = 1$ - Cọc BTCT; 2 - Cọc BT cốt cứng; 3 - Cọc thép; $I = 1$ - Cọc đóng, ép; 2 - Cọc nhồi; $E_p = 1$ - Cọc bịt mũi; 2 - Cọc hở mũi.

2.3. Các chỉ tiêu hiệu suất

Trong nghiên cứu này, các chỉ tiêu hiệu suất gồm R^2 , lỗi bình phương trung bình gốc (RMSE) được sử dụng để đánh giá và so sánh các mô hình, cụ thể như sau:

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

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

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^2 đặc trưng cho tương quan giữa 2 kết quả tính. R^2 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 (9x6x1). Trong đó, 9 là số nút đầu vào, 6 là số nút ẩn và 1 là nút đầu ra duy nhất. Bộ dữ liệu trên được chia theo tỷ lệ 75% đào tạo (81 mẫu) và 25% kiểm tra (27 mẫu). Các trọng số của mạng được khởi tạo ngẫu nhiên trong khoảng (-0.1 ÷ 0.1). 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 RGR được sử dụng để tìm cực tiểu của hàm hiệu suất RMSE. Qua đó, tìm được tập hợp trọng số và độ lệch tối ưu cho mạng.

Kết quả, ma trận trọng số của lớp ẩn được thể hiện trong bảng 2, và ma trận trọng số nút đầu ra thể hiện trong bảng 3.

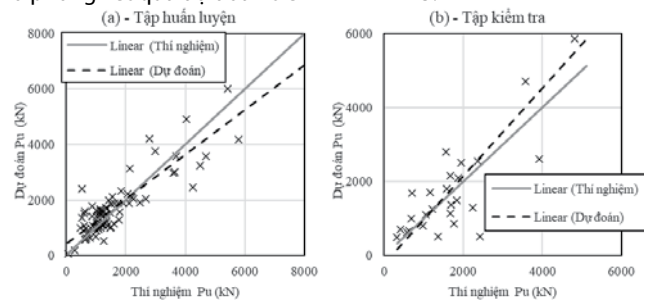
Bảng 2. Ma trận trọng số của lớp ẩn

Input	Nr1	Nr2	Nr3	Nr4	Nr5	Nr6
X1	-0.02	0.006	-0.06	-49.2	-0.07	-0.05
X2	-0.07	0.014	0.098	-11	0.058	-0.02
X3	0.088	-0.01	-0.02	0.001	0.085	-0.05
X4	0.1	0.032	-0.03	67.44	0.036	0.079
X5	-0.1	-0.07	0.013	0.04	-0.36	-0.01
X6	0.023	-0.17	-0.1	2.597	0.001	0.069
X7	0.081	-0.02	0.046	4.011	-0.03	0.03
X8	0.003	-3.06	-0.01	0.041	-0.01	-0.03
X9	0.039	-0.07	-0.08	5.657	0.091	-0.05
b	0.001	-0.06	0.036	0.127	0.035	-0.04

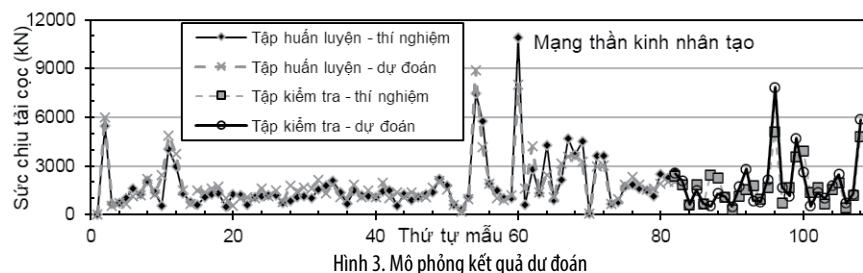
Bảng 3. Ma trận trọng số của lớp đầu ra

Input	NrOut
w1	-0.02
w2	1.653
w3	-0
w4	10.86
w5	0.422
w6	-0.06
b	-0.02

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 2 và mô phỏng kết quả dự đoán trên hình Hình 3.



Hình 2. Kết quả hồi quy dự đoán của mô hình mạng TKNT



Hình 3. Mô phỏng kết quả dự đoán

Nhận xét: Kết quả phân tích cho thấy, mô hình mạng thần kinh nhân tạo dự đoán chính xác sức chịu tải cọc. Cụ thể, với tập huấn luyện, chỉ tiêu $R^2 = 0,89$ và $RMSE = 686,9$ kN. Với tập kiểm tra, chỉ tiêu $R^2 = 0,85$ và $RMSE = 893$ kN.

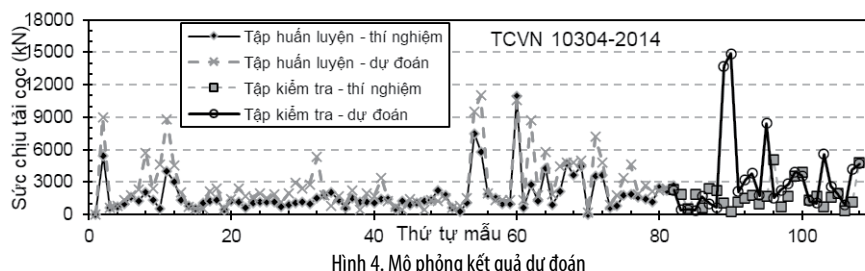
3.2. So sánh kết quả tính với TCVN 10304-2014.

Công thức tính sức chịu tải cọc theo kết quả thí nghiệm xuyên tĩnh theo TCVN 10304 viết như sau:

$$P_u = k_c \cdot q_{cr} \cdot A_t + \frac{q_{ca}}{\alpha_i} A_f \quad (6)$$

Trong đó, k_c và α_i lần lượt là các hệ số quy đổi sức kháng mũi và sức kháng bên, tra bảng G2 TCVN 10304:2014.

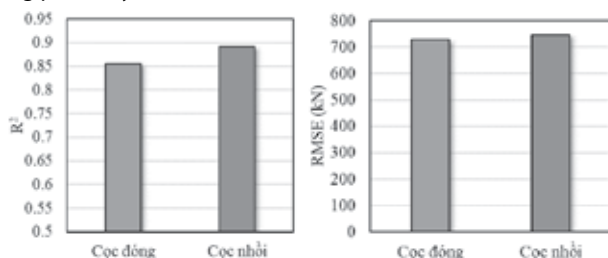
Kết quả tính toán các phương pháp thể hiện trên Hình 4



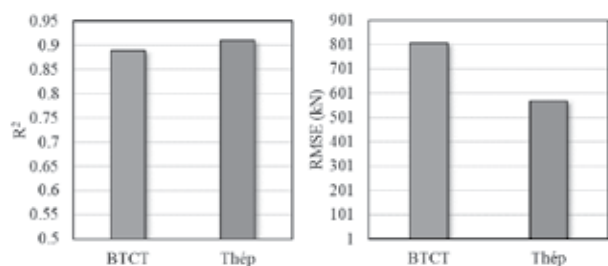
Hình 4. Mô phỏng kết quả dự đoán

Nhận xét: Kết quả phân tích cho thấy, công thức thực nghiệm xác định sức chịu tải theo TCVN 10304-2014 dự báo sức chịu tải của cọc có độ chính xác tương đối tốt, cụ thể $R^2 = 0,704$; $RMSE = 1642$ kN trên tập huấn luyện và $R^2 = 0,782$; $RMSE = 2289$ kN trên tập kiểm tra.

Khả năng dự đoán của mô hình đối với cọc làm bằng các loại vật liệu khác nhau, cũng như đối với giải pháp thi công cọc được so sánh trong phần này.



Hình 5. Độ chính xác mô hình theo phương pháp thi công cọc



Hình 6. Độ chính xác mô hình theo vật liệu chế tạo cọc

Hình 5 thể hiện biểu đồ so sánh độ chính xác dự đoán của mô hình theo 2 tiêu chí đối với cọc đóng-ép và cọc khoan nhồi. Có thể thấy rằng, độ chính xác theo tiêu chí R^2 đối với cọc nhồi cao hơn (0,89 so với 0,85), tuy nhiên theo tiêu chí $RMSE$, cọc đóng-ép cho kết quả tốt hơn (730 kN so với 746 kN). Hình 6 thể hiện kết quả dự đoán của mô hình trên 2 loại cọc chế tạo bằng BTCT và thép. Có thể thấy rằng, mô hình dự báo sức chịu tải của cọc thép cao hơn so với cọc BTCT, thể hiện ở sự vượt trội ở cả 2 tiêu chí. Cụ thể, $R^2 = 0,91$ và $RMSE = 568$ kN đối với cọc thép; $R^2 = 0,889$ và $RMSE = 807$ kN đối với cọc BTCT.

4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Bài báo đã trình bày việc ứng dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo để xác định sức chịu tải của cọc. Kết quả nghiên cứu cho thấy, một mô hình mạng thần kinh nhân tạo với 6 nút ẩn có thể dự báo tương đối chính xác sức chịu tải của cọc theo kết quả xuyên CPT với tiêu chí độ chính xác $R^2 = 0,85$ và $RMSE = 893$ kN trên tập kiểm tra. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo cho kết quả vượt trội so với kết quả tính theo công thức theo TCVN 10304-2014. Ngoài ra, việc phân tích kết quả thu được cho thấy, mạng thần kinh nhân tạo xây dựng được cho độ chính xác dự báo với cọc khoan nhồi và cọc đóng-ép là tương đương, trong khi mô hình dự báo sức chịu tải của cọc thép tốt hơn so với cọc BTCT. 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

1. Móng cọc - Tiêu chuẩn thiết kế, TCVN 10304 - 1014, Tiêu chuẩn quốc gia.
2. A.S.Vesic (1977), *Design of Pile foundation*, Transportation Research Board, National Council.
3. Meyerhof G.G. (1976). Bearing Capacity and Settlement of Pile Foundations. *Journal of the Geotechnical Engineering Division*, **102(3)**, 197 - 228.
4. McCulloch W.S. and Pitts W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5(4)**, 115 - 133.
5. Momeni E., Dowlatshahi M.B., Omidinasab F. et al. (2020). Gaussian Process Regression Technique to Estimate the Pile Bearing Capacity. *Arab J Sci Eng*, **45(10)**, 8255–8267.
6. Pham T.A., Ly H.-B., Tran V.Q. et al. (2020). Prediction of Pile Axial Bearing Capacity Using Artificial Neural Network and Random Forest. 21.
7. Shooshpasha I. (2013). Prediction of the Axial Bearing Capacity of Piles by SPT-based and Numerical Design Methods. *geomate*.
8. Ghorbani B., Sadrossadat E., Bolouri J. et al. (2018). Numerical ANFIS-Based Formulation for Prediction of the Ultimate Axial Load Bearing Capacity of Piles Through CPT Data. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1- 20.
9. Schmertmann J.H. (1978). Guidelines for cone penetration test. (performance and design).