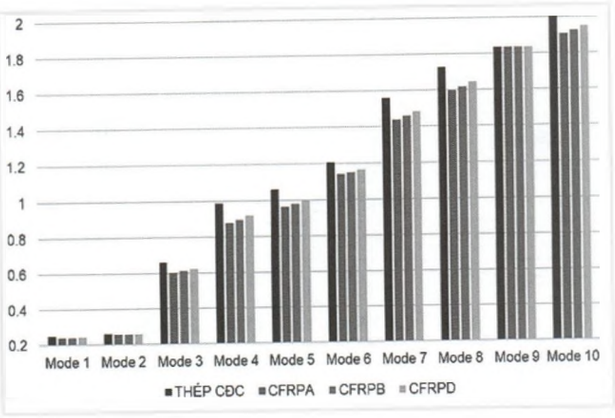


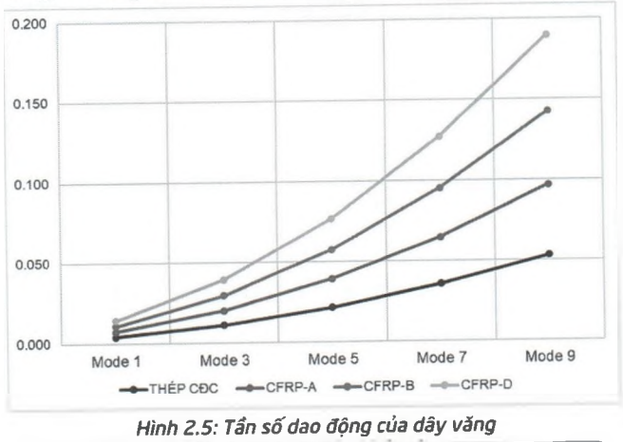

*Hình 2.3: Tần số theo các mode dao động*

*Mode 1*

*Bảng 2.14. Tần số dây văng với ứng với từng loại vật liệu*

| | THÉP | CFRPA | CFRPB | CFRPD |
|---|---|---|---|---|
| MODE 1 | 0,0040 | 0,0033 | 0,0034 | 0,0035 |
| MODE 3 | 0,0109 | 0,0091 | 0,0094 | 0,0098 |
| MODE 5 | 0,0215 | 0,0178 | 0,0184 | 0,0191 |
| MODE 7 | 0,0355 | 0,0293 | 0,0304 | 0,0316 |
| MODE 9 | 0,0530 | 0,0438 | 0,0454 | 0,0472 |

Mô hình chuyển vị giữa cáp thép và cáp CFRP giống nhau, chỉ khác nhau về tần số dao động. Từ *Hình 2.5* ta thấy rằng, tần số giao động của cáp thép sẽ lớn hơn cáp CFRP.




*Hình 2.5: Tần số dao động của dây văng*

KHOA HỌC CÔNG NGHỆ
Số 03/2022

# Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong một số bài toán địa kỹ thuật

■ **TS. PHẠM THÁI BÌNH; TS. BÙI THỊ QUỲNH ANH**
*Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải*

**TÓM TẮT:** Địa kỹ thuật là lĩnh vực bao gồm các vấn đề liên quan đến môi trường đất, đá và địa chất, giúp ích cho việc thiết kế và thi công các công trình đảm bảo điều kiện an toàn và bền vững khi khai thác. Vài năm trở lại đây, trí tuệ nhân tạo đã và đang được áp dụng vào nhiều lĩnh vực khoa học kỹ thuật cũng như khoa học tự nhiên để giải quyết những vấn đề thực tế của cuộc sống, bước đầu cho thấy mang lại hiệu quả và lợi ích vượt trội. Với lĩnh vực địa kỹ thuật, trí tuệ nhân tạo được dùng để dự báo tính chất xây dựng của vật liệu đất, kết cấu công trình (móng, tường chắn), phân loại đất, bước đầu đem lại kết quả có độ tin cậy cao. Bài báo trình bày một số nội dung liên quan đến nguyên lý áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo và tổng hợp và phân tích một số mô hình phổ biến được áp dụng trong và ngoài nước trong lĩnh vực địa kỹ thuật. Trên cơ sở đó đưa ra các kết luận và kiến nghị cho việc áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo trong các bài toán địa kỹ thuật.

**TỪ KHÓA:** Địa kỹ thuật, trí tuệ nhân tạo, đất, dự báo.

**ABSTRACT:** Geotechnical engineering includes issues related to soil, rock and geological environments that helps in the design, construction and exploitation of structures safely and sustainably. Recently, artificial intelligence has been applied in many fields to solve real life problems, initially showing its outstanding effectiveness and benefits. In the field of geotechnical engineering, artificial intelligence is used to predict the properties of soil materials, construction structures (foundations and retaining walls), and soil classification, initially providing highly reliable results. This paper presents the principles

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Địa kỹ thuật là một lĩnh vực quan trọng, không thể tách rời các công trình xây dựng, có nhiệm vụ giải quyết những vấn đề về cơ học đất, cơ học đá, địa chất công trình, nền và móng nhằm đảm bảo ổn định khai thác cho các công trình và phát triển bền vững. Trong các bài toán địa kỹ thuật, các tính chất của đất thường được xác định bằng các thí nghiệm trong phòng hay các thí nghiệm hiện trường. Tuy nhiên, chi phí cho việc tiến hành các thí nghiệm để xác định các tham số này thường không rẻ, độ chính xác kết quả thí nghiệm phụ thuộc nhiều yếu tố chủ quan như sai số hiệu chỉnh thiết bị thí nghiệm, kinh nghiệm của kỹ thuật viên, nhất là khi thí nghiệm trên mẫu đất nhỏ trong phòng. Các thông số liên quan đến các thông số trong các kết cấu công trình như nền móng, tường chắn... thì thường sử dụng các công thức lý thuyết, thực nghiệm hoặc kinh nghiệm có từ trước. Các công thức này có ưu điểm là phổ biến và dễ áp dụng. Tuy nhiên, các công thức này thường chỉ đúng với một số loại đất và ứng dụng trong phạm vi nhỏ của nghiên cứu. Đất là loại vật liệu phi tuyến tính, không đồng nhất, tính chất của đất thay đổi liên tục đối với mỗi loại đất, tại từng vị trí và khu vực nghiên cứu. Do đó, độ chính xác khi áp dụng các công thức này chưa cao. Ngoài ra, các mô hình phân tích xác định thường dùng các hàm toán học kết hợp với các tham số của đất. Trong nhiều trường hợp kết quả dự báo từ các mô hình này và số liệu quan trắc thực tế rất khác nhau. Mặt khác, mô hình này đòi hỏi phải có số liệu quan trắc liên tục trong thời gian dài để đảm bảo kết quả dự báo tin cậy. Trong thực tế, số liệu quan trắc trong thời gian dài không phải lúc nào cũng có sẵn. Có thể thấy, việc phát triển các công cụ tính toán mới với độ chính xác cao để giải quyết các bài toán địa kỹ thuật luôn nhận được sự quan tâm của các nhà nghiên cứu địa kỹ thuật.

Trên thế giới, kỹ thuật trí tuệ nhân tạo đã và đang được sử dụng để dự báo và phân tích các vấn đề cụ thể trong lĩnh vực địa kỹ thuật với kết quả thu được có tính ưu việt cao, độ tin cậy vượt trội [1]. Ở Việt Nam, các thành tựu của cuộc cách mạng công nghệ 4.0 như các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo đã và đang được quan tâm và ứng dụng trong nhiều lĩnh vực nhưng trong lĩnh vực địa kỹ thuật xây dựng còn khá mới mẻ, chưa được ứng dụng và nghiên cứu nhiều.

Với mục tiêu nghiên cứu và định hướng về việc áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo trong các bài toán địa kỹ thuật, bài báo này trình bày một số nội dung liên quan đến nguyên lý áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo và tổng hợp và phân tích một số mô hình phổ biến được áp dụng trong và ngoài nước trong lĩnh vực địa kỹ thuật. Trên cơ sở đó đưa ra các kết luận và kiến nghị cho việc áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo trong các bài toán địa kỹ thuật.

## 2. NGUYÊN LÝ CƠ BẢN ÁP DỤNG CÁC MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG DỰ BÁO

Trí tuệ nhân tạo là một phương pháp tính toán cố gắng bắt chước, theo một cách rất đơn giản tương tự khả năng nhận thức của con người (ví dụ như mô phỏng hoạt động của bộ não con người ở cấp độ thần kinh) để giải quyết các vấn đề kỹ thuật khó có thể giải quyết bằng các kỹ thuật tính toán thông thường. Bản chất của các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo trong việc giải quyết bất kỳ vấn đề kỹ thuật nào là tìm hiểu bằng các ví dụ về đầu vào và đầu ra dữ liệu được cung cấp cho chúng để các mối quan hệ giữa các dữ liệu được nắm bắt, ngay cả khi các mối quan hệ cơ bản không được biết hoặc ý nghĩa vật lý khó giải thích [1]. Đối với các bài toán dự báo, trí tuệ nhân tạo có thể được áp dụng để giải quyết hai bài toán cơ bản là bài toán hồi quy (Regression) và bài toán phân loại (Classification), cụ thể:

Bài toán hồi quy là bài toán sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để tìm ra quy luật quan hệ giữa $x = x_i$ (biến đầu vào/biến độc lập) và y (biến đầu ra/biến phụ thuộc) dựa trên tập dữ liệu được xây dựng. Trong bài toán này, giá trị của y ở dạng số được dự báo căn cứ trên các giá trị của $x = x_i$ thông quan mối quan hệ được tìm ra hoặc xác lập bởi mô hình/thuật toán trí tuệ nhân tạo. Cơ sở dữ liệu sử dụng cho mô hình được xây dựng từ các số liệu thực nghiệm hoặc thông qua điều tra khảo sát. Các kỹ thuật đánh giá và kiểm tra độ chính xác của mô hình dự báo có thể kể đến như sai số tuyệt đối (mean absolute error - MAE), sai số căn bậc hai (root men square error - RMSE) và hệ số xác định (determination coefficient - $R^2$) [1-4]. Mô hình sẽ được đánh giá là có độ chính xác cao nếu như giá trị $R^2$ càng lớn và tiệm cận với "1" và các giá trị lỗi của mô hình (MAE và RMSE) càng nhỏ và tiệm cận tới "0". Các bài toán địa kỹ thuật có thể áp dụng bài toán hồi quy bao gồm dự báo các tính chất của vật liệu đất; các thông số móng như sức chịu tải của cọc, của móng nông; độ lún của nền hoặc móng; dự báo hệ số ổn định mái dốc...

Bài toán phân loại là bài toán sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để tìm ra quy luật quan hệ giữa $x = x_i$ (biến đầu vào/biến độc lập) và $y = y_i$ (biến đầu ra/biến phụ thuộc) dựa trên tập dữ liệu được cung cấp. Bài toán phân loại khác so với bài toán hồi quy ở điểm biến đầu ra của bài toán $y = y_i$ là tập hợp của các nhãn/lớp được dùng để nhận diện và phân loại. Các mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng các thuật toán mềm (soft computing) để khai phá dữ liệu được cung cấp, học và tìm hiểu để tìm ra quy luật giữa các biến đầu vào $x = x_i$ sẽ tương ứng với nhãn/lớp $y_i$ nào để từ đó áp dụng và nhận diện/phân loại cho các dữ liệu tương tự. Để đánh giá độ chính xác của các mô hình phân loại, các thông số của ma trận nhầm lẫn (TP, TN, FP, FN) thường được sử dụng. Các bài toán địa kỹ thuật có thể áp dụng bài toán hồi quy bao gồm bài toán phân loại đất, dự báo không gian sạt lở đất, nhận diện các hư hỏng của kết cấu địa kỹ thuật...

Nhìn chung, trí tuệ nhân tạo có thể áp dụng để giải quyết rất nhiều các bài toán liên quan đến lĩnh vực địa kỹ thuật. Tuy nhiên, chúng ta cần phải xây dựng được bài toán một cách phù hợp, từ đó lựa chọn các kỹ thuật phù hợp. Ngoài ra, việc xây dựng được một cơ sở dữ liệu đủ lớn có chất lượng, có độ tin cậy cao sẽ ảnh hưởng trực tiếp tới độ chính xác của mô hình trí tuệ nhân tạo được áp dụng. Về mặt nguyên lý, dữ liệu càng lớn thì các thuật toán sẽ được đào tạo và học càng tốt, cho kết quả dự báo có độ tin cậy càng cao. Việc thu thập các dữ liệu đòi hỏi phải đảm bảo được tính chính xác và các dữ liệu được sử dụng phải mang tính đại diện.

## 3. MỘT SỐ ỨNG DỤNG CỦA TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG CÁC BÀI TOÁN ĐỊA KỸ THUẬT

Hiện nay, các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo đã được phát triển rất rộng rãi, có rất nhiều các mô hình, thuật toán học máy đã được tạo ra như mạng thần kinh nhân tạo (ANN), rừng ngẫu nhiên (RF), máy vector hỗ trợ (SVM)... Các thuật toán này được phát triển và viết trên các ngôn ngữ lập trình khác nhau hoặc tích hợp sẵn trong các gói công cụ của các ứng dụng như Python, Matlab, Weka. Vì vậy, việc áp dụng các công cụ này trong việc giải quyết bài toán địa kỹ thuật trở nên không quá khó khăn. Cần chú ý rằng, bài toán địa kỹ thuật sử dụng trí tuệ nhân tạo đòi hỏi người/nhóm phân tích dự báo cần phải có kiến thức chuyên môn về địa kỹ thuật, vừa phải có kiến thức chuyên môn về công nghệ thông tin, các công cụ tính toán mềm (soft computing) để lựa chọn được mô hình một cách phù hợp và lựa chọn và xây dựng đúng, chính xác cơ sở dữ liệu cho bài toán.

### 3.1. Dự báo các chỉ tiêu cơ lý của đất

Chỉ tiêu cơ lý bao gồm các ứng xử cơ học của đất là các tham số quan trọng được sử dụng trong nhiều bài toán tính toán và thiết kế công trình. Bài toán dự báo các tính chất chỉ tiêu cơ lý của đất sử dụng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo được xem như là bài toán hồi quy, trong đó, các chỉ tiêu quan trọng của đất như sức kháng cắt, các chỉ số nén, hệ số cố kết, hệ số thấm... là các biến đầu ra của bài toán. Các tham số đầu vào cho bài toán hồi quy sẽ được lựa chọn là các tham số ảnh hưởng tới các biến đầu ra và thường được lựa chọn là các biến độc lập với nhau và là các tham số được xác định từ các thí nghiệm đơn giản ít tốn kém. *Bảng 3.1* thống kê các nghiên cứu ứng dụng các thuật toán trí tuệ nhân tạo phổ biến trong các bài toán dự báo tín-chất cơ lý của đất. Có thể thấy rằng, độ chính xác của các mô hình áp dụng là rất cao ($R^2$ = 0,85 - 0,957).

*Bảng 3.1. Một số nghiên cứu dự báo các chỉ tiêu cơ lý của đất sử dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo*

| Tài liệu tham khảo | Mô hình | Số lượng mẫu | Các biến đầu vào | Biến đầu ra | $R^2$ |
|---|---|---|---|---|---|
| Najjar và Basheer [2] | ANN | 67 | Giới hạn chảy, chỉ số dẻo, hàm lượng sỏi, cát, sét, hạt mịn, độ ẩm, dung trọng khô, hình thức đầm, trọng lượng của máy đầm. | Hệ số thấm | 0,85 |
| P.T. Bình và nnk [3] | SVM | 189 | Chiều sâu lấy mẫu đất, hàm lượng hạt sét, độ ẩm, dung trọng tự nhiên, dung trọng khô, tỷ trọng hạt, hệ số rỗng, độ rỗng, độ bão hòa, độ ẩm giới hạn chảy, độ ẩm giới hạn dẻo, chỉ số dẻo, và độ sệt. | Hệ số cố kết (Cv) và chỉ số nén (Cc) | 0,945 |
| P.T. Bình và nnk [4] | Mô hình lai (ANFIS - PSO) | 1252 | Hàm lượng hạt sét, độ ẩm tự nhiên, tỷ trọng hạt, hệ số rỗng, độ ẩm giới hạn chảy và độ ẩm giới hạn dẻo. | Các tham số sức kháng cắt (c, φ) | 0,957 |

### 3.2. Dự báo các thông số của móng, tường chắn

Các thông số của móng và tường chắn như các giá trị sức chịu tải của móng nông, móng cọc, hay các giá trị độ lún của móng, chuyển vị của tường là các thông số quan trọng được dùng để kiểm toán và thiết kế móng đảm bảo ổn định cho công trình. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong việc dự báo các thông số của móng hoặc tường chắn được xem như là cách tiếp cận hồi quy, trong đó các thống số của móng/tường chắn được xem như các biến đầu ra và các biến đầu vào được lựa chọn là các tham số ảnh hưởng như các thông số về kích thước của móng/tường/cọc và các tham số của đất nền. *Bảng 3.2* thống kê một số nghiên cứu ứng dụng một số mô hình trí tuệ nhân tạo điển hình trong dự báo các thống số của móng và tường chắn. Kết quả của các nghiên cứu này cho thấy độ chính xác của các mô hình trí tuệ nhân tạo cao hơn nhiều so với các cách tiếp cận truyền thống.

*Bảng 3.2. Một số nghiên cứu các thông số của móng, tường chắn sử dụng trí tuệ nhân tạo*

| Tài liệu tham khảo | Loại móng | Mô hình | Số lượng mẫu | Các biến đầu vào | Biến đầu ra | $R^2$ | Phương pháp truyền thống |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Sivakugan và nnk [5] | Móng nông | ANN | 79 | Áp lực đáy móng, chỉ số SPT, chiều rộng móng, hình dạng móng và độ sâu của móng | Độ lún của móng | 0,84 | Terzaghi - Peck: $R^2$= 0,082<br>Schmertmann: $R^2$= 0,345 |
| Beigi và Hataf [6] | Móng nông | ANN, BP, RBF | 351 | Chiều rộng móng (B), hệ số hình dạng (L / B), góc nội ma sát và trọng lượng thể tích của đất | Sức chịu tải móng nông | 0,981 | Huang và Meng (1997) $R^2$=0,016<br>Zhao và nnk (1998) $R^2$=0,59 |
| Goh [7] | Móng cọc | ANN | 65 | Chiều dài cọc, đường kính cọc, ứng suất trung bình có hiệu và sức kháng cắt không thoát nước của đất sét | Sức kháng thân cọc | 0.956 | Semple và Rigden (1986) $R^2$=0,885<br>Phương pháp β (Burland 1973) $R^2$=0,704 |
| Goh và nnk [8] | Tường chắn có hệ văng chống | ANN | 196 vị trí | Chiều rộng hố đào, tỷ lệ chiều dày lớp đất sét mềm/chiều rộng đào, độ cứng của tường | Chuyển vị của tường | 0,967 | - |

### 3.3. Phân loại đất

Phân loại đất là một công việc rất quan trọng trong xây dựng công trình. Các loại đất thông thường được phân loại dựa vào các tiêu chuẩn. Mỗi quốc gia thường có hệ thống phân loại đất riêng. Ở Việt Nam, phân loại đất xây dựng hiện tại được thực hiện theo Tiêu chuẩn TCVN 8732:2012 và TCVN 8217:2009. Phân loại đất sử dụng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo được xem như là bài toán phân loại, trong đó các loại đất được xem như là các biến đầu ra được dán các nhãn để phân biệt và các tham số đầu vào được lựa chọn là các tham số đặc trưng dùng để phân loại đất. *Bảng 3.3* thống kê một số nghiên cứu sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để phân loại đất. Kết quả phân loại cho thấy độ chính xác của các mô hình trí tuệ nhân tạo là cao (82 - 87%).

*Bảng 3.3. Một số nghiên cứu phân loại đất sử dụng trí tuệ nhân tạo*

| Tài liệu tham khảo | Mô hình | Số lượng mẫu | Số lượng tham số đầu vào | Biến đầu ra | Độ chính xác |
|---|---|---|---|---|---|
| P.T. Bình [9] | AdaBoost | 440 | 6 | 5 loại đất | 87,5% |
| Harlianto và nnk [10] | SVM | - | 10 | 12 loại đất | 82,35% |
| Carvalho và Ribeiro, [11] | K-nearest neighbors (KNN) | 111 | 5 | 9 loại đất | 85% |

## 4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Các nghiên cứu cho thấy ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực địa kỹ thuật là tiềm năng và có nhiều triển vọng. Qua việc tổng hợp và phân tích các nghiên cứu sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo khác nhau trong các bài toán địa kỹ thuật, bài báo đưa ra các kết luận như sau:

- Việc lựa chọn và xây dựng được cơ sở dữ liệu phù hợp và tin cậy có vai trò quan trọng ảnh hưởng nhiều tới độ chính xác của mô hình dự báo.
- Các mô hình trí tuệ nhân tạo sẽ mang lại các hiệu quả, độ chính xác khác nhau dù sử dụng chung một bộ cơ sở dữ liệu.
- Việc sử dụng kỹ thuật trí tuệ nhân tạo trong các bài toán địa kỹ thuật là một cách tiếp cận tiên tiến, có thể dùng để thay thế các cách tiếp cận dự báo truyền thống nhằm giảm thiểu các chi phí thí nghiệm, đồng thời mang lại độ chính xác cao.
- Việc áp dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo vào các hệ thống thông minh, hệ thống dự báo, cảnh báo tự động phục vụ trực tiếp cho công tác xây dựng công trình là cần thiết.

**Tài liệu tham khảo**

[1]. Lu, P., Chen, S., & Zheng, Y. (2012), *Artificial intelligence in civil engineering*, Mathematical Problems in Engineering.

[2]. M. Y. Najjar. and I. A. Basheer ((1996)), *Utilizing computational neural networks for evaluating the permeability of compacted clay liners*, Geotechnical & Geological Engineering 14.3, 193-212.

[3]. Phạm Thái Bình et al. (2018), *Ứng dụng kỹ thuật tiên tiến trí tuệ nhân tạo của cuộc cách mạng công nghiệp 4.0 trong dự báo biến đổi địa môi trường khi xây dựng tuyến đường cao tốc ven biển đoạn Hải Phòng - Ninh Bình*, Đề tài DT 184081, Bộ GTVT.

[4]. Phạm Thái Bình et al. (2020), *Xây dựng cơ sở dữ liệu lớn và phát triển các mô hình học máy kết hợp với các kỹ thuật tối ưu hóa trong việc dự báo các tham số sức chống cắt của đất phục vụ xây dựng công trình giao thông*, Đề tài DT 203029, Bộ GTVT.

[5]. N. Sivakugan et al. (1998), *Settlement predictions using neural networks*, Aust. Civ. Eng. Trans., vol.40, p.49.

[6]. S. Beigi and N. Hataf (2005), *Predicting ultimate bearing capacity of shallow foundations on reinforced cohesionless soils using artificial neural networks*, Geosynth. Int., vol.12, no.6, pp.321-332.

[7]. A. T. C. Goh (1995), *Empirical design in geotechnics using neural networks*, Géotechnique, vol.45, no.4, pp.709-714.

[8]. A. T. C. Goh et al. (1995), *Estimation of lateral wall movements in braced excavations using neural networks*, Can. Geotech. J., vol.32, no.6, pp.1059-1064.

[9]. Pham, B. T., Nguyen, M. D., Nguyen-Thoi, T., Ho, L. S., Koopialipoor, M., Quoc, N. K...& Van Le, H. (2021), *A novel approach for classification of soils based on laboratory tests using Adaboost*, Tree and ANN modeling. Transportation Geotechnics, 27, 100508.

[10]. Harlianto, P. A., Adji, T. B., & Setiawan, N. A. (July 2017), *Comparison of machine learning algorithms for soil type classification*, In 2017 3rd International Conference on Science and Technology-Computer (ICST) (pp. 7-10). IEEE.

[11]. Carvalho, L. O., & Ribeiro, D. B. (2019), *Soil classification system from cone penetration test data applying distance-based machine learning algorithms*, Soils and Rocks, 42(2), 167-178.

**Ngày nhận bài: 27/12/2021**
**Ngày chấp nhận đăng: 20/01/2022**
**Người phản biện: TS. Trần Văn Quân**
**TS. Trịnh Hoàng Sơn**