

# DỰ BÁO KHẢ NĂNG NÚT NHIỆT TRONG BÊ TÔNG TUỔI SỚM TRONG KẾT CẤU TRỤ CẦU SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

Đỗ Anh Tú<sup>a,\*</sup>, Nguyễn Minh Hiếu<sup>b</sup>, Trần Đức Tâm<sup>c</sup>, Nguyễn Thị Hà Ly<sup>d</sup>

<sup>a</sup>Khoa Công trình, Trường Đại học Giao thông Vận tải, 03 Cầu Giấy, Đống Đa, Hà Nội, Việt Nam

<sup>b</sup>Khoa Đào tạo Quốc tế, Trường Đại học Giao thông Vận tải, 03 Cầu Giấy, Đống Đa, Hà Nội, Việt Nam

<sup>c</sup>Sở GTVT Hà Bình, 724 Cù Chính Lan, Đồng Tiến, Hòa Bình, Việt Nam

<sup>d</sup>Công ty TNHH IHI Infrastructure Asia (IIA) - Văn phòng Hà Nội, 28 Xuân La, Tây Hồ, Hà Nội, Việt Nam

Nhận ngày 22/9/2022, Sửa xong 14/11/2022, Chấp nhận đăng 24/11/2022

---

## Tóm tắt

Trụ cầu là bộ phận kết cấu quan trọng của công trình cầu, đóng vai trò chịu lực và truyền lực từ kết cấu nhịp xuống nền móng, giữ ổn định cho kết cấu nhịp. Trong thực tế xây dựng các công trình cầu bê tông, các bộ phận như móng, mố, trụ có thể xuất hiện vết nứt (bao gồm nứt do nhiệt, nứt do co ngót,...) ngay từ sớm gây ảnh hưởng đến tính nguyên vẹn cũng như khả năng chịu lực và tuổi thọ của công trình. Bên cạnh các phương pháp kinh nghiệm, kỹ sư, hoặc mô phỏng số thì mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) cho thấy tiềm năng to lớn trong dự báo rủi ro nứt nhiệt tuổi sớm trong bê tông trụ cầu. Bài báo này trình bày việc sử dụng mô hình ANN để dự đoán khả năng nứt nhiệt tuổi sớm trong bê tông trụ cầu trong điều kiện nhiệt độ môi trường thông thường ở Việt Nam. Các thuật toán Levenberg-Marquardt, Bayesian Regularization và Scaled Conjugate Gradient cùng với bộ dữ liệu bao gồm 462 mẫu được sử dụng để phục vụ cho việc huấn luyện, so sánh và kiểm chứng mô hình. Hiệu suất của mô hình được đánh giá thông qua các tiêu chí thống kê, từ đó đưa ra được thuật toán tốt nhất để sử dụng. Kết quả từ các mô hình huấn luyện cho thấy mạng ANN là công cụ tốt để dự báo rủi ro nứt nhiệt trong bê tông trụ cầu và thời điểm xảy ra tương ứng.

*Từ khóa:* Artificial Neural Networks (ANNs); rủi ro nứt nhiệt; bê tông tuổi sớm; trụ cầu.

## FORECASTING THERMAL CRACKING RISK IN EARLY-AGE CONCRETE BRIDGE PIERS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

### Abstract

Bridge piers are important structures of a bridge, playing the role of bearing and transmitting loads from the super-structure to the foundation and stably supporting the super-structure. In actual construction of concrete bridges, abutments and piers might appear early cracks (including thermal cracks, shrinkage cracks, etc.), which adversely affect the integrity, load bearing capacity and durability of the structures. Besides engineering and numerical calculation methods, artificial neural networks (ANNs) show great potential in predicting the risk of early-age thermal cracking in concrete piers. This paper presents the use of ANNs to forecast the possibility of early age thermal cracking in concrete piers under normal ambient temperature conditions in Vietnam. The database consists of 462 samples used for training and testing the ANN models. The results show that ANNs can be a great tool for predicting the risk of thermal cracking in the early-age concrete piers and the corresponding time of occurrence.

*Keywords:* Artificial Neural Network; thermal cracking risk; early-age concrete; bridge pier.

[https://doi.org/10.31814/stce.huce\(nuce\)2022-16\(5V\)-12](https://doi.org/10.31814/stce.huce(nuce)2022-16(5V)-12) © 2022 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

---

\*Tác giả đại diện. Địa chỉ e-mail: [doanhtu@utc.edu.vn](mailto:doanhtu@utc.edu.vn) (Tú, Đ. A.)

## 1. Giới thiệu

Bê tông xi măng là vật liệu được sử dụng rộng rãi trong xây dựng công trình. Bê tông (BT) được hình thành và phát triển cường độ nhờ vào phản ứng thủy hóa (hydrat hóa) của xi măng khi trộn với nước. Trong giai đoạn thủy hóa xi măng, lượng nhiệt sinh ra tương đối lớn gây ra sự chênh lệch nhiệt độ giữa lõi và bề mặt của khối bê tông [1]. Sự phân bố nhiệt độ phức tạp và không đồng đều gây ra biến dạng nhiệt lớn và có khả năng gây nứt bê tông, thông thường bắt đầu từ bề mặt ngoài của khối BT. Nứt nhiệt có thể xảy ra một vài ngày hoặc một vài tuần sau khi bê tông được đổ. Các vết nứt do nhiệt xuất hiện sẽ phá vỡ tính toàn vẹn, ổn định của kết cấu và dẫn đến các tác hại như tăng nhanh quá trình ăn mòn của cốt thép trong BT gây suy giảm khả năng chịu lực và tuổi thọ [1–4].

Nhiều nghiên cứu trên thế giới bao gồm cả lý thuyết và thực nghiệm đã tìm hiểu ứng xử của bê tông tuổi sớm và đưa ra dự đoán khả năng nứt của bê tông do ứng suất nhiệt. Các nghiên cứu ban đầu chủ yếu tập trung vào việc sử dụng các hàm lý thuyết mô tả sự phát sinh nhiệt trong quá trình thủy hóa xi măng để tính toán độ tăng nhiệt độ đoạn nhiệt, sau đó áp dụng vào mô hình tính [5, 6]. Nhiều tác giả đã phát triển mô hình tính dựa trên phương pháp sai phân hữu hạn và phần tử hữu hạn để mô phỏng ứng xử nhiệt của bê tông tuổi sớm và dự đoán nguy cơ nứt của một số kết cấu bê tông như bệ trụ, cột, xà mũ trụ, bản mặt cầu và dốt đúc dầm hộp [7–11]. Wu và cs. [12] đã sử dụng phần mềm ANSYS tạo ra mô hình truyền nhiệt cho bê tông xét đến sự đối lưu bề mặt – nhằm mô tả sự mất mát nhiệt bề mặt ra môi trường xung quanh – và tính toán ứng suất nhiệt cho kết cấu bê tông ở tuổi sớm. Lin và Chen [13] đã phát triển mô hình phần tử hữu hạn sử dụng ABAQUS với sự trợ giúp của chương trình con để dự đoán trường nhiệt độ, ứng suất nhiệt và rủi ro nứt trong bê tông tuổi sớm. Mô hình của họ cân nhắc đến mức độ thủy hóa, các đặc tính vật liệu phụ thuộc nhiệt độ, tải trọng nhiệt phụ thuộc mức độ thủy hóa và đáng chú ý là mô hình bao gồm ứng xử từ biến nén và kéo của bê tông bằng cách sử dụng một thuật toán tính toán số gia từng bước. Kết quả nhiệt độ được dự đoán rất phù hợp với nhiệt độ đo được trong khối bê tông và các vị trí xảy ra nứt tương đồng với các vị trí trong khối bê tông thực nghiệm. Yuan và Wan [14] sử dụng mô phỏng số dựa trên mô hình cơ học vi mô và các công thức thực nghiệm về sự phát triển đặc tính của bê tông tuổi sớm. Mô hình số có thể giải thích các tác động của quá trình hydrat hóa, vận chuyển hơi ẩm và từ biến. Các ảnh hưởng của môi trường, chẳng hạn như tháo dỡ ván khuôn, điều kiện bảo dưỡng, và sự thay đổi của nhiệt độ xung quanh và độ ẩm tương đối đã được nghiên cứu. Trong tính toán trường ứng suất theo tuổi gây ra bởi các quá trình cơ lý tổng hợp này, phương pháp phần tử hữu hạn ba chiều và sai phân hữu hạn (3D-FE-FD) được kết hợp.

Trong những năm gần đây, cùng với sự tiến bộ của khoa học máy tính, các thuật toán trí tuệ nhân tạo đã được ứng dụng hiệu quả trong nhiều bài toán liên quan đến ngành kỹ thuật xây dựng công trình. Mạng nơron nhân tạo (ANN) là một trong những mô hình được ứng dụng rộng rãi do tính linh hoạt về cấu trúc, hiệu suất dự đoán cao và sự sẵn có của một số lượng đáng kể các thuật toán huấn luyện. Nhiều nghiên cứu đã sử dụng ANN để dự đoán cường độ của vật liệu bê tông [15, 16], nhiệt thủy hóa của xi măng [17], độ mở rộng vết nứt trong bê tông [18], hoặc hư hỏng trong kết cấu [19, 20].

Tuy nhiên, chưa có nghiên cứu nào ứng dụng ANN để dự đoán nứt nhiệt trong bê tông ở tuổi sớm của công trình cầu. Nghiên cứu này sẽ xây dựng một mô hình sử dụng mạng ANN để dự đoán khả năng nứt nhiệt (thông qua hệ số nứt) trong bê tông trụ cầu và thời điểm có thể xảy ra nứt. Các mẫu mô hình trong nghiên cứu này sử dụng nhiều kích thước mặt cắt ngang thân trụ khác nhau trong điều kiện nhiệt độ môi trường ở Việt Nam. Tổng cộng có 462 mẫu được đưa vào phục vụ huấn luyện mạng ANN. Bài báo sẽ trình bày việc lựa chọn mô hình dự báo và xây dựng cơ sở dữ liệu số, trước khi đánh giá hiệu quả của mô hình.

## 2. Mô hình dự báo và cơ sở dữ liệu

### 2.1. Mạng nơ-ron nhân tạo

Mạng nơ-ron (thần kinh) nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) là mô hình máy tính lấy cảm hứng từ sinh học được thiết kế để mô phỏng cách bộ não con người xử lý thông tin. ANN thu thập kiến thức bằng cách phát hiện các mẫu và mối quan hệ trong dữ liệu và học hỏi (hoặc được đào tạo) thông qua kinh nghiệm, không phải từ lập trình. Tất cả các quy trình trong mô hình ANN, chẳng hạn như thu thập và phân tích dữ liệu, thiết kế cấu trúc mạng, số lớp ẩn, mô phỏng mạng và cân bằng trọng số / độ lệch, đều được tính toán thông qua các phương pháp học tập và đào tạo [21]. Cấu trúc chung của ANN thường bao gồm 3 thành phần gồm lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. Trong đó lớp đầu vào là lớp đầu tiên, lớp đầu ra là lớp cuối cùng và kết nối giữa hai lớp là lớp ẩn. Hoạt động giống như bộ não con người, ANN được học bằng kinh nghiệm thông qua giai đoạn đào tạo, có khả năng lưu trữ và sử dụng để dự đoán dữ liệu chưa biết (thử nghiệm). Trong giai đoạn huấn luyện thuật toán, ANN học cách nhận dạng các mẫu từ dữ liệu đầu vào, sau đó so sánh kết quả được tạo với kết quả mong muốn.

ANN có nhiều loại thuật toán có thể được áp dụng trong nhiều trường hợp. Vì vậy, cần nghiên cứu các thuật toán huấn luyện hợp lý để xây dựng mô hình mạng nơ-ron với mục tiêu huấn luyện các tính năng hoặc mẫu từ dữ liệu đầu vào để có thể tìm được tập hợp các tham số của mô hình bên trong, để tối ưu hóa độ chính xác của mô hình. Trong nghiên cứu này, 3 thuật toán: Levenberg–Marquardt (LM), Bayesian Regularization (BR) và lan truyền ngược Scaled Conjugate Gradient (SCG) sẽ được sử dụng, so sánh và đánh giá hiệu quả trong các mô hình ANN.

- Thuật toán Levenberg-Marquardt

Thuật toán LM, được phát triển độc lập bởi Kenneth Levenberg [22] và Donald Marquardt [23], cung cấp một giải pháp số cho vấn đề tối thiểu hóa một hàm phi tuyến. Thuật toán LM kết hợp giữa phương pháp gradient descent và thuật toán Gauss – Newton. Thuật toán LM giải quyết các vấn đề tồn tại trong cả 2 phương pháp trên để đào tạo mạng nơ-ron, bằng sự kết hợp của hai thuật toán đó [24].

- Thuật toán Bayesian Regularization

Bayesian Regularization (BR) là một thuật toán đào tạo mạng nơ-ron nhân tạo, điều chỉnh các giá trị trọng số và khúc xạ dựa trên tối ưu hóa LM. Thuật toán này giảm thiểu sự kết hợp của bình phương lỗi và trọng số, sau đó tìm ra kết hợp chính xác để tạo ra một mạng tốt. Quá trình này được gọi là chính quy hóa Bayesian. Mạng nơ-ron chính quy Bayesian đưa trọng số mạng vào hàm mục tiêu huấn luyện. Hàm mục tiêu đào tạo mạng được ký hiệu như sau [25]:

$$F(\omega) = \alpha E\omega + \beta ED \quad (1)$$

trong đó:  $E\omega$  là tổng bình phương của trọng số mạng,  $ED$  là tổng bình phương các sai số của mạng. Thông số  $\alpha$  và  $\beta$  là các tham số của hàm mục tiêu.

- Thuật toán Scaled Conjugate Gradient (SCG)

Thuật toán SCG được phát triển bởi Moller [26], dựa trên các hướng liên hợp, nhưng thuật toán này không thực hiện tìm kiếm theo dòng ở mỗi lần lặp, không giống như các thuật toán độ dốc liên hợp khác yêu cầu tìm kiếm theo dòng ở mỗi lần lặp. Làm cho hệ thống tốn kém về mặt tính toán. SCG được thiết kế để tránh mất thời gian tìm kiếm dòng. Đây là một hàm huấn luyện mạng cập nhật các giá trị trọng số và độ lệch theo phương pháp độ dốc liên hợp được chia tỷ lệ. Nó có thể huấn luyện bất kỳ mạng nào miễn là trọng số, đầu vào và các hàm truyền của nó có các hàm đạo hàm. Trong thuật toán SCG, kích thước bước là một hàm xấp xỉ bậc hai của hàm lỗi, làm cho nó mạnh hơn và không phụ thuộc vào các tham số do người dùng xác định.

## 2.2. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình

Trong nghiên cứu này, ba tiêu chí thống kê được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình ANN đề xuất, đó là hệ số xác định ( $R^2$ ), sai số toàn phương trung bình gốc (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Hệ số  $R^2$  dùng để ước tính mối tương quan giữa thực tế và kết quả dự đoán, giá trị của  $R^2$  nằm trong khoảng (0; 1). Bên cạnh đó, RMSE và MAE đo mức độ sai số trung bình giữa kết quả đầu ra thực tế và dự đoán. Kết quả giá trị RMSE và MAE càng gần 0 và giá trị  $R^2$  càng gần 1 thì thể hiện độ chính xác càng cao của mô hình đạo tạo. Các phương trình dưới đây cho biết cách tính các giá trị  $R^2$ , RMSE, MAE:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |u_i - \hat{u}_i| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i - \hat{u}_i)^2} \quad (3)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \hat{u}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2} \quad (4)$$

trong đó  $u_i$  là giá trị đầu ra thực tế,  $\hat{u}_i$  là giá trị đầu ra dự đoán,  $\bar{u}$  là giá trị trung bình của  $u_i$  và  $n$  là số lượng bộ dữ liệu.

## 2.3. Cơ sở dữ liệu

Để xây dựng được mô hình dữ liệu phục vụ huấn luyện mạng, chương trình tính “EACTSA” (phân tích ứng suất nhiệt bê tông tuổi sớm) [8] được sử dụng trong nghiên cứu này để tính toán sự phát triển nhiệt độ và ứng suất nhiệt trong bê tông kết cấu trụ cầu ở giai đoạn tuổi sớm với các thông số đầu vào khác nhau. Chương trình tính này đã được kiểm chứng trong nghiên cứu trước đây [8]. Việc tính toán ứng suất ở tuổi sớm bao gồm hai giai đoạn: phân tích nhiệt độ, sau đó lịch sử nhiệt độ thu được tại mỗi nút của mặt cắt bê tông được sử dụng làm tải trọng (nhiệt) đầu vào cho phân tích ứng suất. Chương trình tính EACTSA có xét đến sự thay đổi đặc tính cơ học và ứng xử đàn nhớt của vật liệu BT ở giai đoạn đóng rắn và phát triển cường độ [8].

Tham số đầu vào gồm: mặt cắt ngang trụ cầu bê tông với bề rộng và chiều cao thay đổi từ 1 – 3 m (minh họa trên Hình 1). Nhiệt độ môi trường xung quanh được giả định nằm trong dải nhiệt độ môi trường đặc trưng ở Việt Nam (từ 14°C đến 36°C). Vật liệu BT trụ là bê tông thông thường cấp 35 MPa được sử dụng ở Việt Nam, với các đặc trưng nhiệt và cơ học (cường độ) được thí nghiệm tại Trường Đại học Giao thông vận tải được trình bày trong Bảng 1 và 2. Các tham số về nhiệt được lấy theo mô hình 3 tham số đã được trình bày kỹ trong các nghiên cứu trước đây [8, 13].

Bảng 1. Các tham số về nhiệt thủy hóa của bê tông

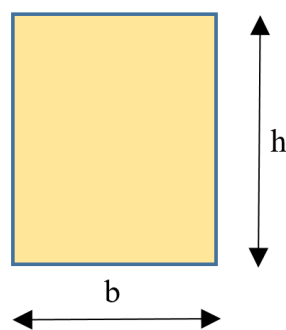
| $\tau$ (h) | $\beta$ | $\alpha_u$ | $H_u$ (J/g) | $Q_c$ (J/m <sup>3</sup> ) | $E_a$ (J/mol) |
|------------|---------|------------|-------------|---------------------------|---------------|
| 23,85      | 0,7908  | 0,7178     | 459,73      | $1,92 \times 10^8$        | 36011         |

Tú, Đ. A., và cs. / Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng  
 Bảng 2. Cường độ chịu nén và kéo theo ngày tuổi (MPa)

| Tuổi (ngày) | Cường độ chịu nén | Cường độ chịu kéo (ép chệ) |
|-------------|-------------------|----------------------------|
| 1           | 18,82             | 1,92                       |
| 2           | 25,00             | 2,36                       |
| 3           | 30,34             | 2,75                       |
| 7           | 40,24             | 3,51                       |
| 28          | 47,30             | 4,64                       |



(a) Trụ cầu thực tế



(b) Mặt cắt ngang

Hình 1. Minh họa trụ cầu bê tông với mặt cắt ngang kích thước  $b \times h$

Bảng 3. Phân tích thống kê của cơ sở dữ liệu

| Thông số              | Ký hiệu   | Đơn vị | Vai trò | Giá trị  |          |
|-----------------------|-----------|--------|---------|----------|----------|
|                       |           |        |         | Nhỏ nhất | Lớn nhất |
| Bề rộng               | $b$       | m      | Đầu vào | 1        | 3        |
| Chiều cao             | $h$       | m      | Đầu vào | 1        | 3        |
| Nhiệt độ bê tông tươi | $T_{ini}$ | °C     | Đầu vào | 14       | 36       |
| Nhiệt độ môi trường   | $T_{am}$  | °C     | Đầu vào | 20       | 30       |
| Chỉ số nứt            | $\eta$    |        | Đầu ra  | 0,2844   | 0,9486   |
| Thời gian             | $t$       | h      | Đầu ra  | 20       | 77       |

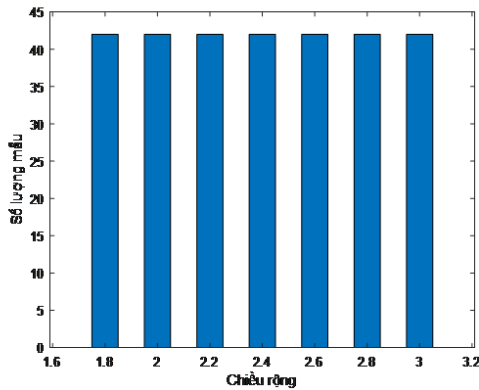
Cơ sở dữ liệu gồm có 462 mẫu, với đầu vào (input) là 4 thông số khác nhau gồm kích thước mặt cắt ngang thân trụ: bề rộng ( $b$ ), chiều cao ( $h$ ), nhiệt độ bê tông tươi ban đầu ( $T_{ini}$ ) và nhiệt độ trung bình của môi trường ( $T_{am}$ ). Phân tích thống kê cơ sở dữ liệu được thể hiện trong Bảng 3 và Hình 2. Đầu ra (output) bao gồm giá trị lớn nhất của hệ số nứt  $\eta$  và thời gian ( $t$ ) tương ứng. Hệ số nứt  $\eta$  được

định nghĩa như sau [27]:

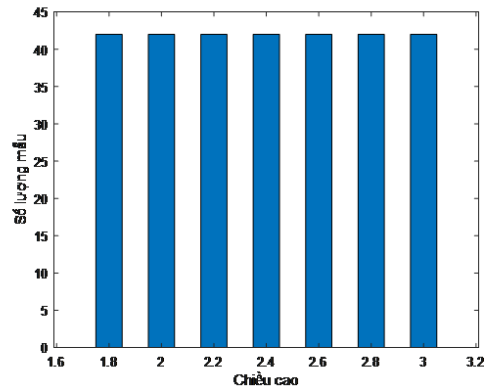
$$\eta = \left[ \frac{\sigma(t)}{f_{ct}(t)} \right]_{\max} \quad (5)$$

trong đó:  $t$  là thời gian (h);  $\sigma(t)$  là ứng suất nhiệt chính kéo (lớn nhất) theo thời gian, minh họa trên Hình 2;  $f_{ct}(t)$  là cường độ chịu kéo của bê tông tại điểm đang xét theo thời gian.

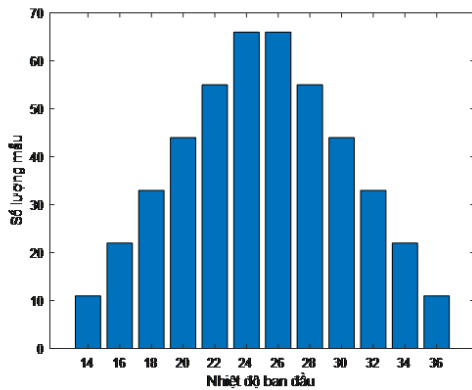
Hệ số nứt  $\eta$  càng lớn thì khả năng nứt của BT càng cao. Theo một số nghiên cứu như của Riding và cs. [27], khi  $\eta < 0,7$  thì khả năng nứt thấp,  $0,7 \leq \eta < 1$  thì khả năng nứt cao,  $\eta \geq 1$  thì khả năng nứt rất cao.



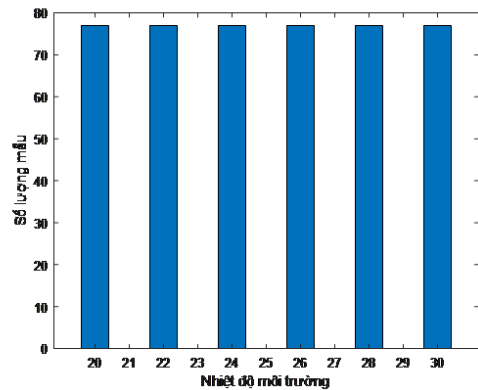
(a) Chiều rộng mặt cắt (m)



(b) Chiều cao mặt cắt (m)



(c) Nhiệt độ ban đầu (°C)

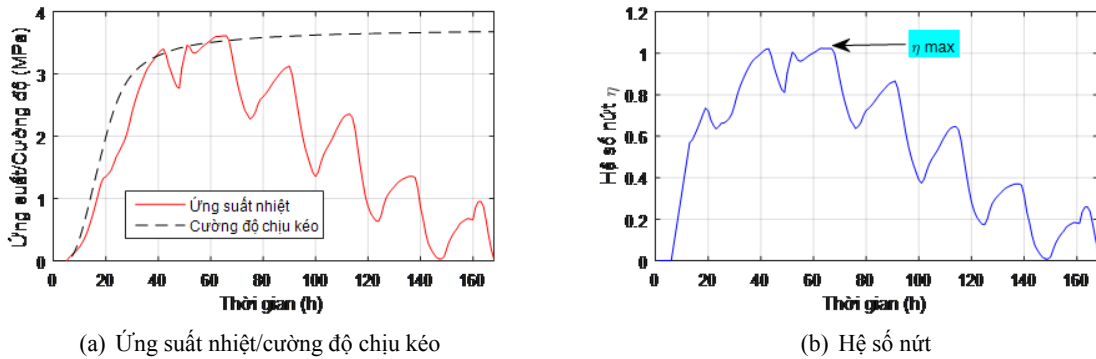


(d) Nhiệt độ môi trường (°C)

Hình 2. Biểu đồ thống kê giá trị đầu vào

Tập dữ liệu được sử dụng cho nghiên cứu này được chia ngẫu nhiên thành hai tập dữ liệu con, bao gồm: tập dữ liệu huấn luyện (70% của tổng số lượng mẫu) được sử dụng để huấn luyện mạng ANN, tập dữ liệu kiểm tra và xác minh (30% còn lại) dùng để kiểm tra hoặc/và xác minh mô hình. Với cách phân chia trên, bộ dữ liệu gồm 462 mẫu sẽ có 323 mẫu dùng để huấn luyện và 139 mẫu dùng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Bản chất của việc phân tích dữ liệu là tách độc lập các phần dữ liệu, hay nói cách khác, dữ liệu cho phân xác minh (30%) hoàn toàn không được biết đến đối với mô hình ANN. Do đó, khả năng dự đoán của mô hình ANN có thể được đánh giá một cách khách quan và chính xác

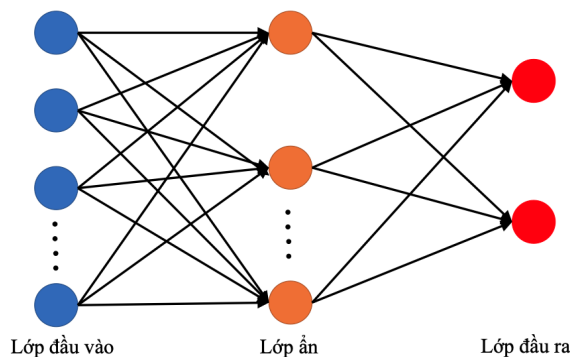
thông qua phân xác minh. Điều này có thể được so sánh với việc dự đoán hàm mục tiêu của các thí nghiệm tiếp theo (30% dữ liệu chưa được mô hình hóa) dựa trên các kết quả thực nghiệm có sẵn trước đó (70% dữ liệu đã được mô hình hóa). Đối với các bài toán dự báo chung, sức mạnh dự báo của mô hình là quan trọng nhất. Tất cả dữ liệu, bao gồm các tham số đầu vào và đầu ra được chuẩn hóa trong phạm vi (0;1). Kỹ thuật này được sử dụng trong các bài toán trí tuệ nhân tạo để giảm thiểu sai số do mô phỏng tạo ra.



Hình 3. Minh họa kết quả phân tích từ chương trình “EACTSA”: ứng suất nhiệt và cường độ chịu kéo của BT (a); hệ số nứt (b)

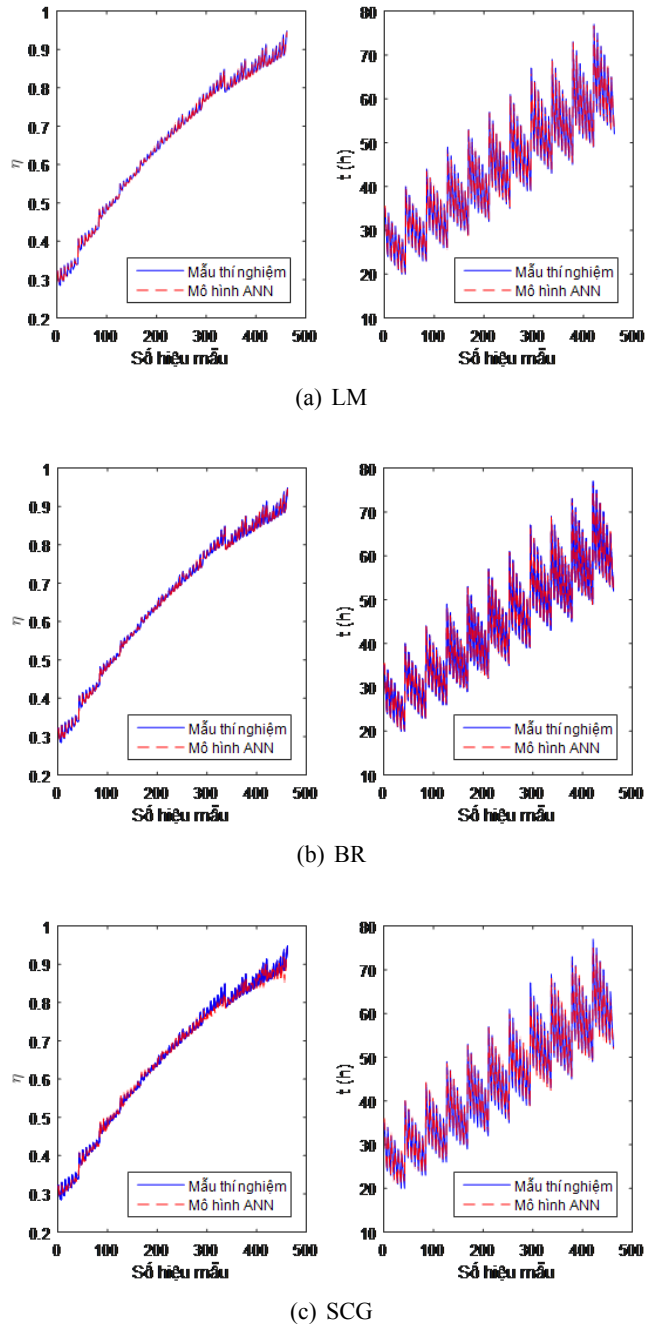
### 3. Kết quả và đánh giá

Đối với quá trình đào tạo ANN, hiệu quả của mô hình phụ thuộc vào cấu trúc của mạng nơ-ron, tức là số lượng các lớp ẩn và số lượng tế bào thần kinh trong mỗi lớp ẩn. Số lượng tốt nhất của các đơn vị ẩn phụ thuộc vào rất nhiều yếu tố - số tham số đầu vào, đầu ra của mạng, số lượng cá thể trong tập mẫu, độ nhiễu của dữ liệu đích, độ phức tạp của hàm lỗi, kiến trúc mạng và thuật toán luyện mạng [28]. Việc lựa chọn số lượng nơ-ron hợp lý trong lớp ẩn được tiến hành dựa trên các thử nghiệm, đồng thời tìm ra cấu hình tốt nhất cho mạng. Về bản chất, huấn luyện mạng là quá trình điều chỉnh trọng số liên kết. Các giá trị trọng số liên kết này sẽ được lấy ngẫu nhiên khi bắt đầu xây dựng mạng, sau đó thuật toán mạng sẽ điều chỉnh các giá trị này trong quá trình huấn luyện của mạng. Trong nghiên cứu



Hình 4. Cấu trúc mạng nơ-ron

này, các thử nghiệm đã được tiến hành với số lượng nơ-ron trong lớp ẩn từ 2 đến 512 và thấy rằng với số lượng nơ-ron quá lớn (trên 256) thì mô hình có xu hướng giảm độ chính xác. Cấu trúc ANN với 8 nơ-ron trong lớp ẩn (Hình 4) là đủ để cho kết quả tốt khi huấn luyện mạng với tập dữ liệu này.

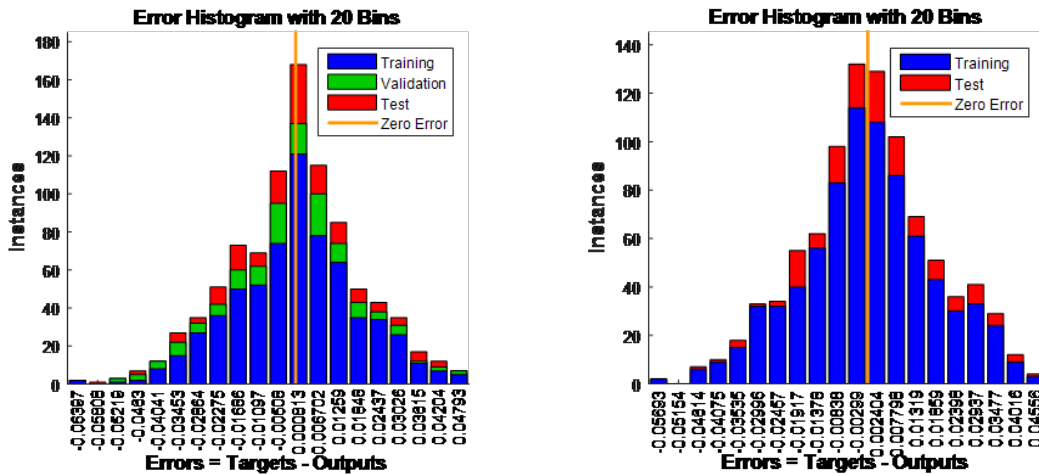


Hình 5. So sánh dữ liệu mục tiêu và kết quả dự báo bằng mô hình ANN

Tiếp theo, bài báo trình bày kết quả huấn luyện mô hình ANN dự báo hệ số nứt lớn nhất (khả năng nứt nhiệt lớn nhất) và thời điểm xuất hiện ở thân trụ theo 3 thuật toán LM, BR và SCG. Kết quả huấn

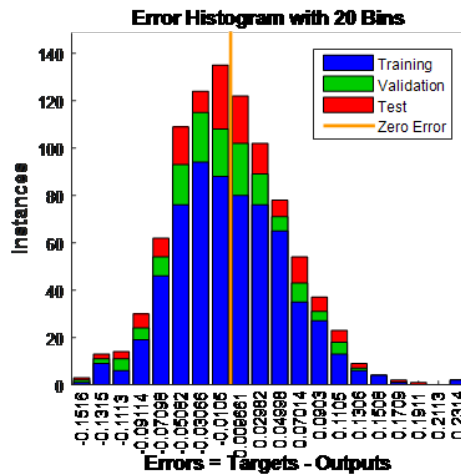


luyện mạng ANN được thể hiện trên Hình 5, trong đó giá trị thí nghiệm số được biểu thị bằng các đường nét liền màu xanh, và giá trị dự đoán bằng mô hình được biểu thị bằng đường nét đứt màu đỏ. Kết quả thể hiện cho thấy, chỉ số nứt lớn nhất ( $\eta$ ) và thời gian ứng với chỉ số nứt lớn nhất ( $t$ ) của toàn bộ 462 mẫu rất khớp với kết quả dự đoán của mô hình.



(a) LM

(b) BR



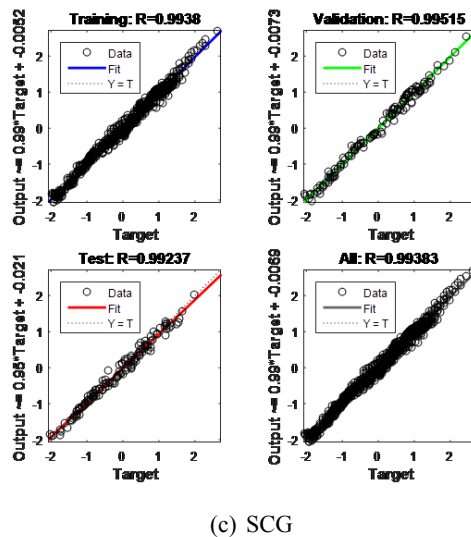
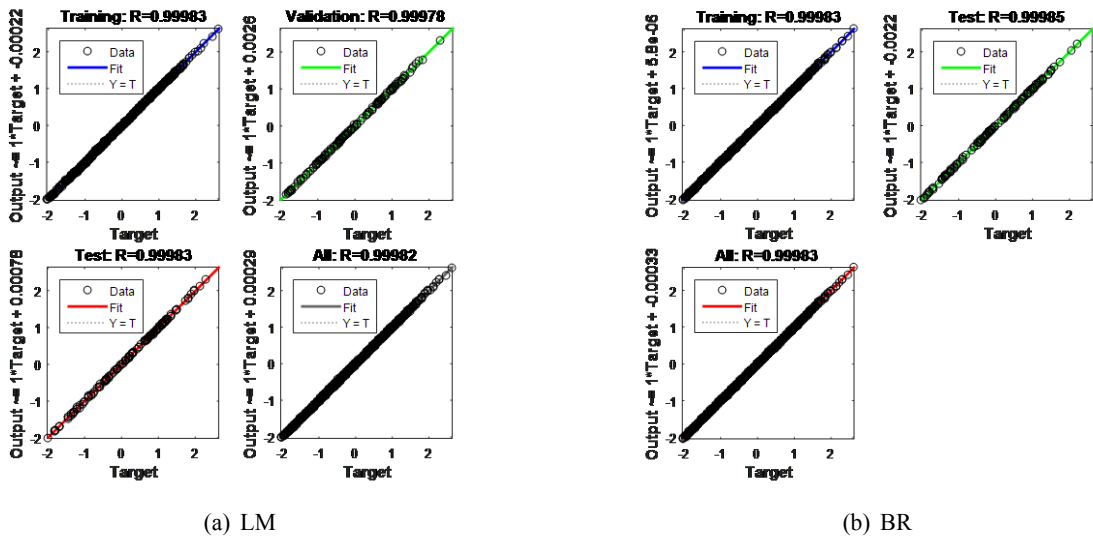
(c) SCG

Hình 6. Biểu đồ sai số

Sai số của các giá trị dự đoán với giá trị thí nghiệm được thể hiện trên biểu đồ phân bố sai số ở Hình 6. Các sai số chủ yếu tập trung ở quanh giá trị 0 cho cả tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm. Điều này cho thấy khả năng dự báo của mô hình đề xuất là tốt với sai số rất thấp.

Tương quan hồi quy giữa kết quả thí nghiệm và kết quả dự đoán của mô hình ANN được biểu thị trên Hình 7, với hệ số tương quan R khi sử dụng các thuật toán LM, BR và SCG lần lượt là 0,9982; 0,9983 và 0,99383. Trong cả 3 trường hợp, các đường hồi quy tuyến tính rất gần với các đường chéo, điều này khẳng định mối tương quan chặt chẽ giữa các số liệu dự đoán và số liệu thực nghiệm. Tuy

nhiên, nếu để ý có thể thấy đối với thuật toán SCG trong Hình 6(c), các dữ liệu thực nghiệm số có độ lệch đối với đường hồi quy lớn hơn so với Hình 6(a) và 6(b).



Hình 7. Biểu đồ hồi quy so sánh giữa dữ liệu thực nghiệm số và giá trị dự đoán bằng mô hình ANN

Ba tiêu chí là  $R^2$ , RMSE và MAE (đã trình bày ở mục 2.2) được sử dụng làm phép đo độ chính xác của các mô hình dự đoán ANN. Bảng 4 dưới đây liệt kê giá trị của 3 tiêu chí đánh giá hiệu suất của các mô hình ANN khi dùng thuật toán LM, BR và SCG. Có thể thấy cả 3 thuật toán đều xuất hiện khả năng dự báo tốt khả năng nứt nhiệt tuổi sớm của BT trụ cầu (thông qua hệ số nứt  $\eta$ ) và thời gian tương ứng. Hai thuật toán LM và BR cho thấy hiệu suất tốt hơn so với SCG, trong đó BR hình hơn đôi chút so với LM. Cụ thể, khi dùng thuật toán BR, giá trị của RMSE và MAE cho  $\eta$  và  $t$  lần lượt là 0,0017; 0,0013 và 0,2902; 0,2478, còn khi dùng thuật toán LM thì giá trị của RMSE và MAE cho  $\eta$  và  $t$  lần lượt là 0,0019; 0,0015 và 0,3057; 0,2608.

Bảng 4. Các tiêu chí đánh giá hiệu suất khác nhau cho mô hình dự báo ANN

| Thuật toán                | Đầu ra | R <sup>2</sup> | RMSE   | MAE    |
|---------------------------|--------|----------------|--------|--------|
| Levenberg-Marquardt       | $\eta$ | 0,9999         | 0,0019 | 0,0015 |
|                           | $t$    | 0,9994         | 0,3057 | 0,2608 |
| Bayesian Regularization   | $\eta$ | 0,9999         | 0,0017 | 0,0013 |
|                           | $t$    | 0,9995         | 0,2902 | 0,2478 |
| Scaled Conjugate Gradient | $\eta$ | 0,9979         | 0,0082 | 0,0065 |
|                           | $t$    | 0,9965         | 0,7378 | 0,5870 |

#### 4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, mô hình ANN với các thuật toán LM, BR và SCG được đề xuất để dự đoán nguy cơ nứt nhiệt tuổi sớm trong bê tông thân trụ cầu và thời điểm xảy ra rủi ro nứt nhiệt cao nhất. Tập dữ liệu gồm 462 mẫu thí nghiệm số được tạo bằng chương trình EACTSA để sử dụng cho việc huấn luyện mô hình. Dữ liệu đầu vào bao gồm kích thước mặt cắt ngang thân trụ (rộng và cao), nhiệt độ môi trường trung bình, và nhiệt độ ban đầu của bê tông tươi khi thi công thân trụ. Các tiêu chí thống kê gồm hệ số tương quan (R), hệ số xác định (R<sup>2</sup>), sai số toàn phương trung bình (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình ANN sử dụng cả 3 thuật toán LM, BR và SCG đều có thể dự báo tốt khả năng nứt nhiệt của bê tông thân trụ cầu và thời điểm xảy ra tương ứng, trong đó hiệu suất của thuật toán BR nhỉnh hơn đôi chút. Khi dữ liệu về các loại bê tông khác nhau cho xây dựng công trình cầu đủ lớn và bao quát, ANN có thể thay thế chương trình tính EACTSA và dễ dàng ứng dụng cho các trường hợp thực tế, giảm thiểu thời gian tính toán và thí nghiệm. Một lợi ích khác của việc sử dụng mô hình ANN này là có thể dùng để thiết kế tối ưu kết cấu thân trụ hoặc tối ưu hóa thời gian tháo dỡ ván khuôn một cách nhanh chóng, điều mà việc sử dụng riêng chương trình tính (như EACTSA hoặc phần mềm khác) là rất khó và tốn nhiều thời gian.

#### Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo trong đề tài mã số B2021-GHA-06.

#### Tài liệu tham khảo

- [1] ACI 207.1R-05 (2005). *Guide to Mass Concrete*. Farmington Hills, MI, USA: ACI 207.1R-05, American Concrete Institute.
- [2] Tia, M., Lawrence, A., Ferraro, C., Do, T. A., Chen, Y. (2013). *Pilot project for maximum heat of mass concrete*. Florida. Dept. of Transportation, FL2013.
- [3] Tia, M., Lawrence, A., Do, T. A., Verdugo, D., Han, S., Almarshoud, M. (2016). *Maximum heat of mass concrete-phase 2*. Florida. Dept. of Transportation, FL2016.
- [4] Do, T. A., Lawrence, A. M., Tia, M., Bergin, M. J. (2013). [Importance of Insulation at the Bottom of Mass Concrete Placed on Soil with High Groundwater](#). *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2342(1):113–120.
- [5] Nobuhiro, M., Kazuo, U. (1987). [Nonlinear thermal stress analysis of a massive concrete structure](#). *Computers & Structures*, 26(1-2):287–296.
- [6] Radovanovic, S. (1998). *Thermal and structural finite element analysis of early-age mass concrete structures*.

- [7] Do, T. A., Lawrence, A. M., Tia, M., Bergin, M. J. (2014). [Determination of Required Insulation for Preventing Early-Age Cracking in Mass Concrete Footings](#). *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2441(1):91–97.
- [8] Do, T. A., Chen, H. L., Leon, G., Nguyen, T. H. (2019). [A combined finite difference and finite element model for temperature and stress predictions of cast-in-place cap beam on precast columns](#). *Construction and Building Materials*, 217:172–184.
- [9] Nguyen, C. T., Do, T. A., Hoang, T. T., Tran, T. D. (2021). [Evaluation of early-age cracking risk in mass concrete footings under different placement conditions](#). *Revista ingeniería de construcción*, 36(1):5–13.
- [10] Do, T. A., Tia, M., Nguyen, T. H., Hoang, T. T., Tran, T. D. (2021). [Assessment of Temperature Evolution and Early-Age Thermal Cracking Risk in Segmental High-Strength Concrete Box Girder Diaphragms](#). *KSCSE Journal of Civil Engineering*, 26(1):166–182.
- [11] Do, T. A., Verdugo, D., Tia, M., Hoang, T. T. (2021). [Effect of volume-to-surface area ratio and heat of hydration on early-age thermal behavior of precast concrete segmental box girders](#). *Case Studies in Thermal Engineering*, 28:101448.
- [12] Wu, S., Huang, D., Lin, F.-B., Zhao, H., Wang, P. (2011). [Estimation of cracking risk of concrete at early age based on thermal stress analysis](#). *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 105(1):171–186.
- [13] Lin, Y., Chen, H.-L. (2015). [Thermal analysis and adiabatic calorimetry for early-age concrete members](#). *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*, 122(2):937–945.
- [14] Yuan, Y., Wan, Z. L. (2002). [Prediction of cracking within early-age concrete due to thermal, drying and creep behavior](#). *Cement and Concrete Research*, 32(7):1053–1059.
- [15] Mansour, M. Y., Dicleli, M., Lee, J. Y., Zhang, J. (2004). [Predicting the shear strength of reinforced concrete beams using artificial neural networks](#). *Engineering Structures*, 26(6):781–799.
- [16] Lai, S., Serra, M. (1997). [Concrete strength prediction by means of neural network](#). *Construction and Building Materials*, 11(2):93–98.
- [17] Cook, R., Han, T., Childers, A., Ryckman, C., Khayat, K., Ma, H., Huang, J., Kumar, A. (2021). [Machine learning for high-fidelity prediction of cement hydration kinetics in blended systems](#). *Materials & Design*, 208:109920.
- [18] Elshafey, A. A., Dawood, N., Marzouk, H., Haddara, M. (2013). [Crack width in concrete using artificial neural networks](#). *Engineering Structures*, 52:676–686.
- [19] Maity, D., Saha, A. (2004). [Damage assessment in structure from changes in static parameter using neural networks](#). *Sadhana*, 29(3):315–327.
- [20] Tran-Ngoc, H., Khatir, S., Roeck, G. D., Bui-Tien, T., Wahab, M. A. (2019). [An efficient artificial neural network for damage detection in bridges and beam-like structures by improving training parameters using cuckoo search algorithm](#). *Engineering Structures*, 199:109637.
- [21] Malekian, A., Chitsaz, N. (2021). [Concepts, procedures, and applications of artificial neural network models in streamflow forecasting](#). *Advances in Streamflow Forecasting*, Elsevier, 115–147.
- [22] Levenberg, K. (1944). [A method for the solution of certain non-linear problems in least squares](#). *Quarterly of Applied Mathematics*, 2(2):164–168.
- [23] Marquardt, D. W. (1963). [An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters](#). *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2):431–441.
- [24] Gavin, H. P. (2019). [The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems](#). *Department of Civil and Environmental Engineering, Duke University*, 19.
- [25] MacKay, D. J. C. (1992). [Bayesian Interpolation](#). *Neural Computation*, 4(3):415–447.
- [26] Möller, M. F. (1993). [A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning](#). *Neural Networks*, 6(4):525–533.
- [27] Riding, K. A., Poole, J. L., Schindler, A. K., Juenger, M. C. G., Folliard, K. J. (2014). [Statistical Determination of Cracking Probability for Mass Concrete](#). *Journal of Materials in Civil Engineering*, 26(9).
- [28] Hải, B. L., Thùý, A. N., Hải, V. M. T. (2021). [Nghiên cứu ứng dụng mô hình trí tuệ nhân tạo dự báo cường độ nén của bê tông sử dụng cốt liệu tái chế](#). *Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải*, 72(3):369–383.