



COMPRESSIVE STRENGTH PREDICTION OF RECYCLED AGGREGATE CONCRETE BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Hai Bang Ly*, Thuy Anh Nguyen, Hai Van Thi Mai

University of Transport Technology, No 54 Trieu Khuc Street, Hanoi, Vietnam

ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 28/01/2021

Revised: 01/04/2021

Accepted: 03/04/2021

Published online: 15/04/2021

<https://doi.org/10.47869/tcsj.72.3.11>

* *Corresponding author*

Email: banglh@utt.edu.vn

Abstract. The field of construction is evolving rapidly over the past decades. These activities require excessive amounts of aggregates for new construction and generate a large amount of demolition waste. To overcome this problem, recycled aggregate concrete (RAC), in which natural aggregates are replaced with recycled concrete aggregates, is a promising research direction, aiming at conserving natural resources as well as reducing the environmental impacts. However, the determination of the RAC mixture requires novel and sophisticated techniques due to the variability of recycled aggregates and the lack of prediction accuracy in estimating the compressive strength. In this study, an artificial neural network (ANN) model using conjugate gradient (CG) algorithm is proposed to predict the compressive strength of RAC. The RAC database in this study includes 650 experimental results gathered from 69 experimental studies. The performance of the models is assessed using statistical criteria, namely the correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE). The results of this study show that the ANN-CG model can accurately predict the compressive strength of RAC, representing a promising and useful alternative design solution for structural engineers.

Keywords: compressive strength, recycled aggregate concrete, artificial neural network (ANN), conjugate gradient algorithm.



NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG MÔ HÌNH TRÍ TUỆ NHÂN TẠO DỰ BẢO CƯỜNG ĐỘ NÉN CỦA BÊ TÔNG SỬ DỤNG CỐT LIỆU TÁI CHẾ

Lý Hải Bằng*, Nguyễn Thùy Anh, Mai Thị Hải Vân

Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải, Số 54 Triều Khúc, Hà Nội, Việt Nam

THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học

Ngày nhận bài: 28/01/2021

Ngày nhận bài sửa: 01/04/2021

Ngày chấp nhận đăng: 03/04/2021

Ngày xuất bản Online: 15/04/2021

<https://doi.org/10.47869/tcsj.72.3.11>

* Tác giả liên hệ

Email: banglh@utt.edu.vn

Tóm tắt. Lĩnh vực xây dựng đang phát triển nhanh chóng trong thập kỷ qua. Các hoạt động này đòi hỏi một lượng lớn cốt liệu để xây dựng mới và cũng tạo ra một lượng lớn chất thải từ việc phá dỡ các công trình cũ. Để khắc phục điều này, bê tông cốt liệu tái chế (RAC), trong đó cốt liệu tự nhiên được thay thế bằng cốt liệu bê tông tái chế, hiện đang là một hướng nghiên cứu tiềm năng và giúp bảo tồn tài nguyên thiên nhiên, giảm thiểu tác động đến môi trường. Tuy nhiên, việc tối ưu hóa hỗn hợp RAC do thành phần khác nhau của cốt liệu tái chế và việc ước tính cường độ nén đòi hỏi các kỹ thuật mới và phức tạp. Trong nghiên cứu này, mô hình mạng nơ ron nhân tạo với thuật toán Conjugate gradient được đề xuất để dự đoán cường độ nén của RAC. Cơ sở dữ liệu RAC trong nghiên cứu này gồm 650 kết quả thí nghiệm được tổng hợp từ 69 nghiên cứu thử nghiệm. Hiệu suất của mô hình ANN được đánh giá bằng cách sử dụng các tiêu chí thống kê, cụ thể là hệ số tương quan (R), sai số toàn phương trung bình (RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (MAE) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE). Kết quả cho thấy mô hình ANN đề xuất là một công cụ dự đoán hợp lý và hữu ích cho các kỹ sư, giúp tiết kiệm thời gian, giảm thiểu các thí nghiệm tốn kém.

Từ khóa: cường độ nén, bê tông cốt liệu tái chế, mạng nơ ron nhân tạo (ANN), thuật toán Conjugate gradient.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Cho đến nay, bê tông vẫn là một loại vật liệu xây dựng được sử dụng rộng rãi nhất trên thế giới. Trong những thập kỷ gần đây, tốc độ phát triển công nghiệp hóa và đô thị hóa nhanh chóng dẫn đến nhu cầu lớn trên toàn thế giới về sử dụng bê tông. Cốt liệu tự nhiên dạng thô và mịn chiếm khoảng 70% tổng khối lượng trong hỗn hợp bê tông [1,2]. Vì vậy, điều này dẫn đến sự cạn kiệt của nguồn cốt liệu tự nhiên, đồng thời tiêu thụ một lượng lớn năng lượng vào quá trình sản xuất, vận chuyển và sử dụng nguyên vật liệu thô [3,4]. Bên cạnh đó, tốc độ phá dỡ các công trình cũ đang tăng lên, do số lượng địa điểm xây dựng mới có hạn, đã dẫn đến việc phát sinh một lượng lớn chất thải phá dỡ công trình xây dựng, làm vấn đề ô nhiễm môi trường ngày càng trở nên nghiêm trọng. Vì vậy, việc tái sử dụng phế thải phá dỡ công trình xây dựng là một xu hướng tất yếu, xu hướng phát triển bền vững mà các quốc gia đang hướng đến, với mục đích bảo tồn tài nguyên thiên nhiên và giảm không gian cần thiết cho việc xử lý các bãi chôn lấp. Bê tông cốt liệu tái chế (RAC), được sản xuất với sự thay thế một phần hoặc toàn bộ cốt liệu tự nhiên bằng cốt liệu tái chế (RA) trong hỗn hợp bê tông, đã được chứng minh là mang lại lợi ích đáng kể về môi trường và kinh tế [5]. Khoảng 75% chất thải xây dựng, bao gồm cả bê tông và gạch xây, có thể được tái sử dụng trong sản xuất bê tông [6]. Tuy nhiên, việc đưa cốt liệu tái chế vào bê tông đã được chứng minh là làm giảm cường độ nén [7]. Một số nghiên cứu đã được thực hiện để xác định các yếu tố ảnh hưởng đến cường độ nén của RAC [8,9]. Trong đó, tỷ lệ thay thế cốt liệu tự nhiên và tỷ lệ nước trên xi măng (w/c) được coi là các thông số có ảnh hưởng cao nhất đến cường độ nén RAC [10,11]. Bên cạnh đó, các nguồn cốt liệu phế thải khác nhau, kích thước hạt của cốt liệu thô cũng đóng một vai trò quan trọng trong việc xác định cường độ nén của RAC. Mặc dù các mẫu bê tông có cùng tỷ lệ w/c, nhưng cường độ nén của nó là khác nhau. Điều này được chứng minh trong nghiên cứu của Rahal [12], nghiên cứu của Tu và cộng sự [13], khi tỷ lệ w/c đối với hỗn hợp bê tông đều là 0.4 và sử dụng cốt liệu phế thải thay thế 100% nhưng kết quả thu được ở hai nghiên cứu là khác nhau (lần lượt là 46.5 MPa và 26 MPa). Ngoài ra, hàm lượng xi măng trong hỗn hợp cũng là một yếu tố dẫn đến kết quả khác biệt này. Nghiên cứu của Tu và cộng sự [13] cho thấy hàm lượng nước trong hỗn hợp bê tông cũng là một yếu tố ảnh hưởng đến cường độ nén của RAC, họ kết luận rằng RA cần đủ nước để đáp ứng yêu cầu về khả năng hấp thụ. Phân tích trên cho thấy, mặc dù đã có nhiều nghiên cứu, nhưng ảnh hưởng của thành phần cũng như tỷ lệ của cốt liệu thay thế đến cường độ nén của RAC vẫn chưa được phân tích một cách hệ thống và nhất quán. Vì vậy, việc nghiên cứu một phương pháp tổng quát để dự đoán cường độ nén của bê tông cốt liệu phế thải là cần thiết.

Trong những năm gần đây, mô phỏng trí tuệ nhân tạo đã ứng dụng hiệu quả trong nhiều lĩnh vực liên quan đến kỹ thuật kết cấu [14–18], kỹ thuật môi trường [19], khoa học vật liệu [20]. Mạng nơron nhân tạo (ANN) hiện là một trong những mô hình phổ biến do tính linh hoạt về cấu trúc, hiệu suất dự đoán tuyệt vời và sự sẵn có của một số lượng đáng kể các thuật toán huấn luyện [21]. Mô hình ANN để dự đoán tính chất cơ học của RAC, cụ thể là cường độ nén đã nhận được sự chú ý trong các nghiên cứu gần đây. Cụ thể, nghiên cứu của Duan và cộng sự [22] với cơ sở dữ liệu gồm 168 kết quả thí nghiệm, nghiên cứu của Sahoo và cộng sự [23] với 20 kết quả thí nghiệm sử dụng mạng nơron nhân tạo để dự đoán cường độ nén của RAC. Trong nghiên cứu của Deshpande và cộng sự [24], mô hình ANN, mô hình cây và phương pháp hồi quy phi tuyến được áp dụng để dự đoán cường độ nén của RAC với bộ dữ liệu gồm 257 kết quả thí nghiệm được thu thập. Tuy nhiên, các nghiên cứu đã đề cập ở trên chưa xét đến trường hợp các mẫu thí nghiệm có hình dạng và kích thước khác nhau. Trong nghiên cứu này, dựa trên 650 kết quả thí nghiệm cường độ nén của RAC được thu thập, trong đó có 332 mẫu thí nghiệm hình lập phương, 318 mẫu thí nghiệm hình trụ, nhóm tác giả đề

xuất mô hình ANN với thuật toán Conjugate gradient (ANN-CG) để ước tính cường độ nén của RAC.

2. PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH VÀ CƠ SỞ DỮ LIỆU

2.1. Mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

Mạng thần kinh nhân tạo (ANN) là một mô hình toán học máy, được xây dựng mô phỏng theo nguyên lý sinh học của bộ não con người, bao gồm số lượng lớn các nơ ron nhân tạo được gắn kết với nhau thành một mạng lưới để xử lý thông tin. Mạng thần kinh nhân tạo ANN là kỹ thuật mô phỏng rất hiệu quả trong việc tìm ra giải pháp cho các vấn đề phức tạp mà các mô hình toán học truyền thống không giải quyết được. Vì vậy trong những thập kỷ gần đây việc sử dụng mạng nơ ron nhân tạo đã được áp dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực [25–27].

Cấu trúc chung của một mạng ANN thường bao gồm 3 thành phần bao gồm lớp đầu vào (Input layer), lớp ẩn (Hidden layer) và lớp đầu ra (Output layer). 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, được minh họa như Hình 1. Hoạt động giống như bộ não người, mạng ANN được học hỏi bởi kinh nghiệm thông qua giai đoạn huấn luyện (training), có khả năng lưu giữ, và sử dụng chúng vào việc dự đoán các dữ liệu chưa biết (testing). 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 ra với kết quả mong muốn. Sự khác biệt giữa hai kết quả được điều chỉnh thông qua thuật toán lan truyền ngược (Backpropagation - BP) cho đến khi sự khác biệt đó thấp hơn một tiêu chí xác định trước. Tuy nhiên, thuật toán BP cơ bản vẫn còn quá chậm cho các ứng dụng. Vì vậy, cần nghiên cứu các thuật toán huấn luyện nhanh hơn 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 thấy một tập hợp các tham số mô hình bên trong nhằm tối ưu hóa độ chính xác của mô hình. Trong nghiên cứu này, thuật toán lan truyền ngược Conjugate gradient được sử dụng để dự báo cường độ chịu nén của RAC.

Quá trình đào tạo mạng ANN nhằm tìm kiếm một véc tơ tham số w mà tại đó hàm tổn thất f nhận giá trị nhỏ nhất, nghĩa là sai số đầu ra của ANN và hàm mục tiêu là nhỏ nhất. Hàm tổn thất là một hàm phi tuyến của rất nhiều tham số. Do đó để tìm cực tiểu của hàm tổn thất, người ta phải xem xét tìm kiếm thông qua không gian tham số bao gồm nhiều bước. Tại mỗi bước, tổn thất sẽ giảm bằng cách điều chỉnh lại các thông số của mạng ANN. Theo cách này, để đào tạo một mạng ANN, sẽ bắt đầu với một số vectơ tham số w (thường được chọn ngẫu nhiên). Sau đó, tạo ra một chuỗi các tham số, để hàm tổn thất được giảm ở mỗi lần lặp lại của thuật toán (epochs). Thuật toán huấn luyện dừng khi một điều kiện cụ thể hoặc tiêu chí dừng được thỏa mãn. Các thuật toán huấn luyện thường được sử dụng là: Gradient descent, Newton's method, Conjugate gradient, Quasi-Newton method, Levenberg-Marquardt algorithm. Trong đó, phương pháp của Newton (Newton's method) là một thuật toán bậc hai vì nó sử dụng ma trận Hessian (tham khảo tài liệu [28]). Phương pháp Newton tìm ra các hướng đào tạo bằng cách sử dụng các đạo hàm bậc hai của hàm tổn thất. Tuy nhiên, với phương pháp Newton việc đánh giá chính xác ma trận Hessian và nghịch đảo của nó đòi hỏi bộ nhớ tính toán lớn.

Phương pháp Conjugate gradient (CG) có thể được coi là trung gian giữa Gradient descent và phương pháp Newton. Phương pháp này cũng tránh các yêu cầu thông tin liên quan đến việc đánh giá, lưu trữ và đảo ngược ma trận Hessian, so với yêu cầu của phương pháp Newton. Các ý tưởng chính để xác định hướng tìm kiếm trong phương trình (3) bên dưới

là sự kết hợp tuyến tính của vectơ gradient âm ở lần lặp hiện tại với hướng tìm kiếm trước đó (chi tiết tham khảo tài liệu [29]). Cụ thể, chuỗi các hướng huấn luyện được xây dựng bằng công thức sau:

$$y^{(i+1)} = v^{(i+1)} + y^{(i)}c^{(i)} \quad (1)$$

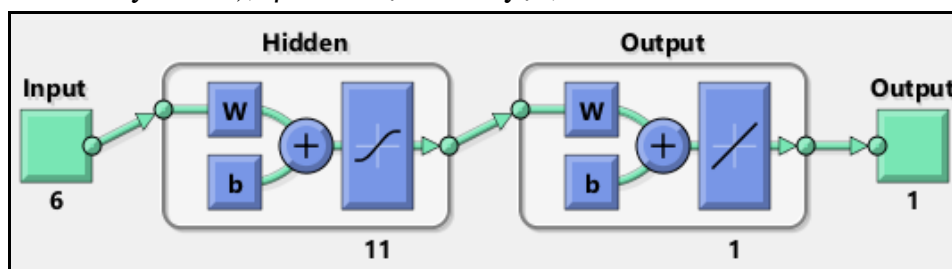
trong đó y là hướng của véc tơ huấn luyện, c là tham số liên hợp, $i = 0, 1, \dots$. Véc tơ huấn luyện ban đầu là:

$$y^{(0)} = -v^{(0)} \quad (2)$$

Hướng huấn luyện trong mọi trường hợp được đặt bằng âm của gradient [30]. Quá trình cải thiện các tham số với thuật toán gradient liên hợp được xác định bởi:

$$w^{(i+1)} = w^{(i)} + y^{(i)}\eta^{(i)} \quad (3)$$

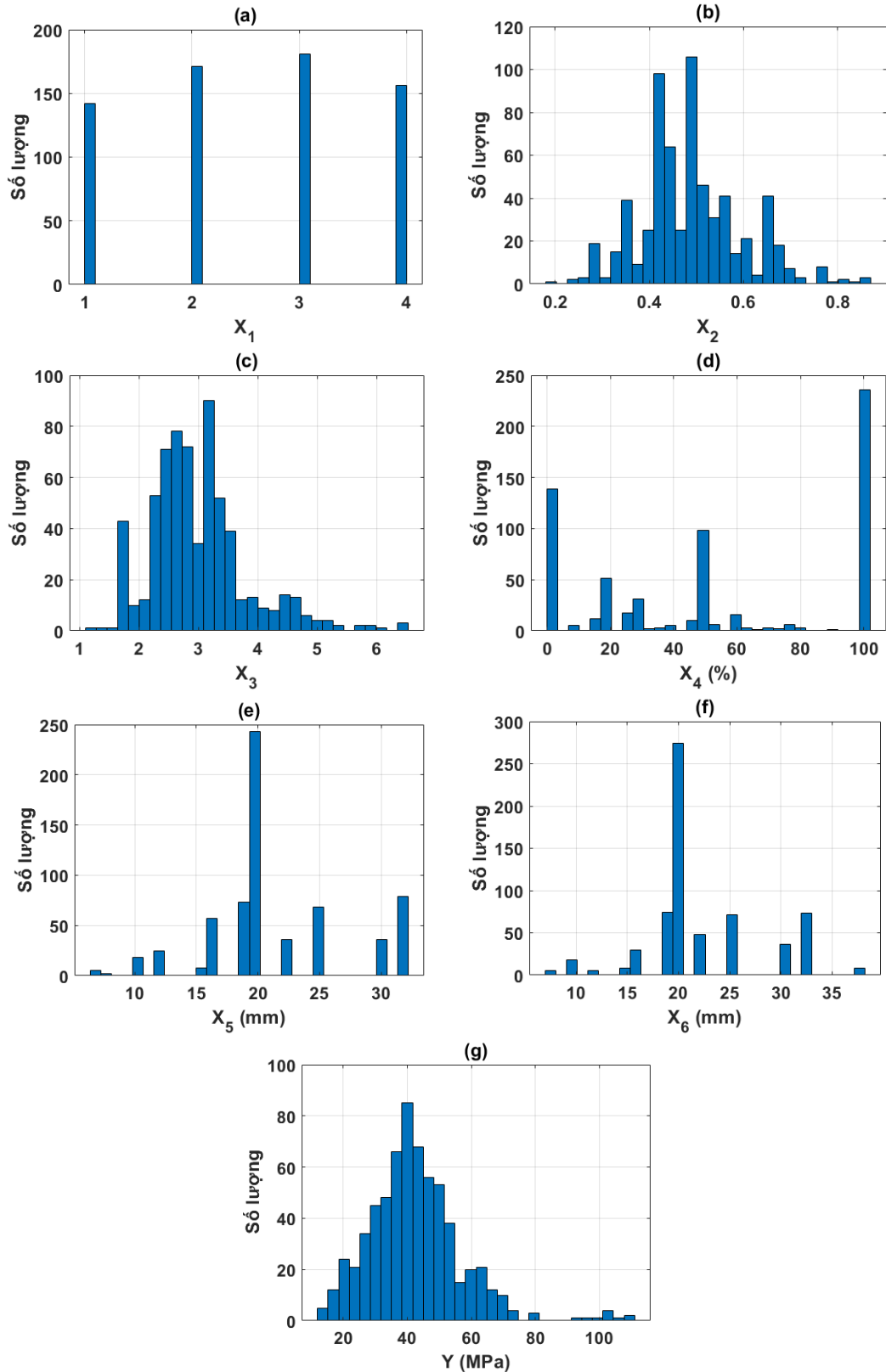
với w là véc tơ tham số, $i = 0, 1, \dots$, (w^0 là véc tơ tham số ban đầu, w^i là véc tơ tham số tại lần chạy thứ i hay bước i), η là tốc độ huấn luyện;



Hình 1. Cấu trúc mô hình ANN được sử dụng trong nghiên cứu.

2.2. Cơ sở dữ liệu

Để xây dựng mô hình ANN ước tính cường độ nén của RAC, cơ sở dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này gồm các kết quả thí nghiệm cho 338 mẫu hình lập phương và 312 mẫu hình trụ. Tổng cộng có tất cả 650 kết quả thí nghiệm đã được thu thập từ 69 nghiên cứu thử nghiệm thông qua bảng tổng hợp trong tài liệu [31]. Cơ sở dữ liệu này bao gồm 6 thông số khác nhau ảnh hưởng đến cường độ nén của RAC (được ký hiệu là Y), bao gồm loại mẫu thí nghiệm (X_1), tỷ lệ nước trên xi măng (X_2), tỷ lệ cốt liệu trên xi măng (X_3), tỷ lệ phần trăm cốt liệu thay thế (X_4), kích cỡ cốt liệu tái chế lớn nhất danh định (X_5), kích cỡ cốt liệu lớn nhất tự nhiên danh định (X_6). Trong bộ dữ liệu thu thập được, các mẫu hình lập phương có kích thước cạnh 100 mm và 150 mm (được đặt là 1 và 2), mẫu hình trụ có kích thước 100 x 200 mm và 150 x 300 mm (được đặt là 3 và 4), tỷ lệ nước trên xi măng dao động từ 0.19 đến 0.87, tỷ lệ cốt liệu trên xi măng nằm trong khoảng (1.2 - 6.5), phần trăm cốt liệu thay thế biến đổi trong phạm vi (0% - 100%), kích cỡ cốt liệu tái chế lớn nhất danh định dao động từ 7 - 32 mm, kích cỡ cốt liệu lớn nhất tự nhiên danh định thay đổi từ 7 - 38 mm. Trong số 6 tham số đầu vào, tham số thể hiện loại mẫu thí nghiệm được gọi là biến phân loại, các tham số còn lại được gọi là biến liên tục. Giá trị của tham số đầu ra tương ứng với cường độ nén của RAC dao động trong khoảng (13.4 - 108.5) MPa. Bảng 1 trình bày chi tiết ký hiệu, vai trò và phân tích thống kê (giá trị tối thiểu, tối đa, trung bình, trung vị và độ lệch chuẩn) của các tham số đầu vào cũng như tham số đầu ra. Ngoài ra, biểu đồ tần suất của từng tham số đầu vào và tham số đầu ra được biểu diễn trên hình 2.



Hình 2. Biểu đồ tần suất của các biến đầu vào và đầu ra của bài toán: (a) loại mẫu thí nghiệm, (b) tỷ lệ nước trên xi măng, (c) tỷ lệ cốt liệu trên xi măng, (d) tỷ lệ phần trăm cốt liệu thay thế, (e) kích cỡ cốt liệu tái chế lớn nhất danh định, (f) kích cỡ cốt liệu tự nhiên lớn nhất danh định, và (g) cường độ nén của bê tông sử dụng cốt liệu tái chế.

Dữ liệu trong nghiên cứu này được chia ngẫu nhiên thành hai tập con sử dụng phân phối đồng nhất, trong đó 70% dữ liệu (trương ứng với 455 mẫu thí nghiệm) được sử dụng làm tập huấn luyện mô hình, và 30% dữ liệu còn lại (trương ứng với 195 mẫu thí nghiệm) được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Tất cả dữ liệu, bao gồm các tham số đầu vào và đầu ra được chuẩn hoá 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, theo khuyến nghị của Witten và cộng sự [32]. Quá trình này đảm bảo giai đoạn đào tạo các mô hình AI có thể được thực hiện với khả năng khái quát hóa cao nhất.

Bảng 1. Bảng thống kê xác suất cơ sở dữ liệu bao gồm các biến đầu vào và đầu ra của bài toán.

	Tên gọi	Min	Trung vị	Trung bình	Max	StD	Độ lệch
X₁	Mẫu thí nghiệm f_c	1.000	3.000	2.540	4.000	1.080	-0.052
X₂	Tỷ lệ nước trên xi măng	0.190	0.490	0.490	0.870	0.108	0.523
X₃	Tỷ lệ cốt liệu trên xi măng	1.200	2.900	2.988	6.500	0.812	1.082
X₄	% cốt liệu thay thế	0.000	50.000	53.237	100.000	39.967	-0.009
X₅	Kích cỡ cốt liệu tái chế lớn nhất danh định	7.000	20.000	21.400	32.000	5.724	0.331
X₆	Kích cỡ cốt liệu tự nhiên lớn nhất danh định	7.000	20.000	22.018	38.000	5.515	0.539
Y	Cường độ nén bê tông sử dụng cốt liệu tái chế	13.400	41.050	42.540	108.500	14.495	1.135

2.3. Đánh giá khả năng dự báo mô hình

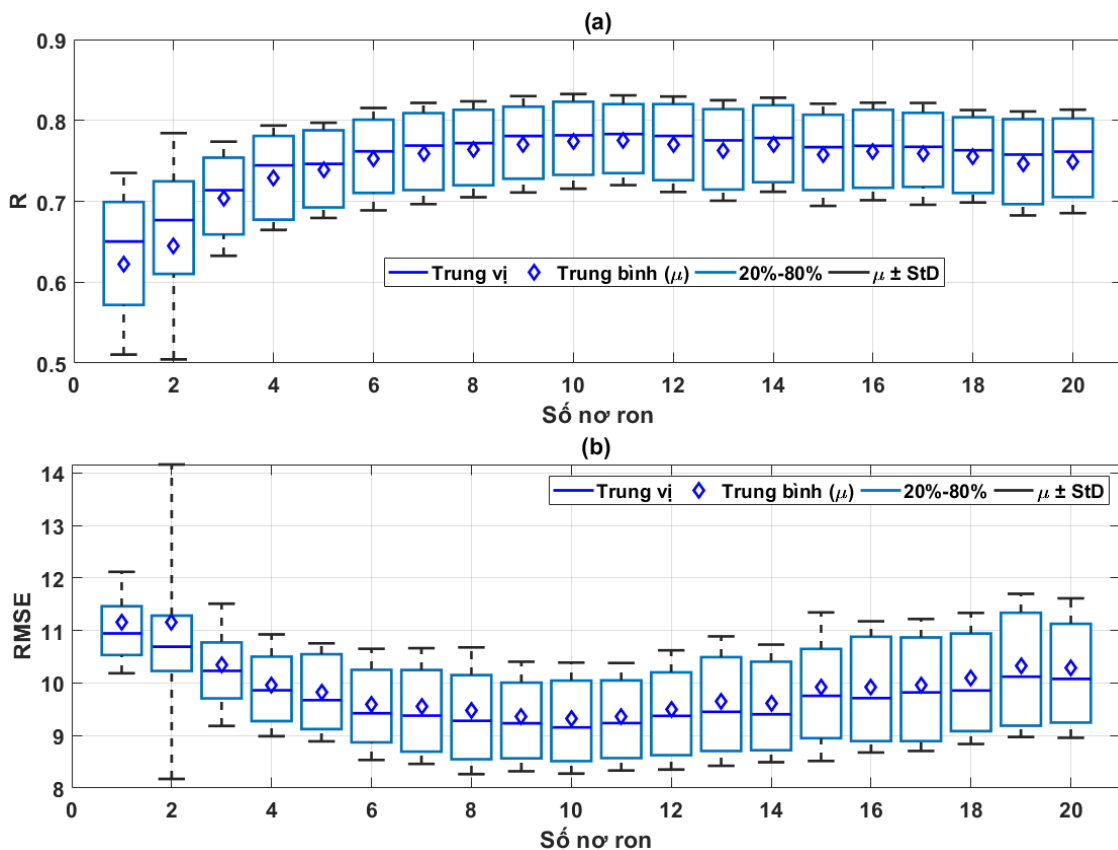
Trong bài báo này, bốn tiêu chí thống kê, cụ thể là hệ số tương quan R (Correlation coefficient - R), sai số bình phương trung bình (Root mean square error - RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (Mean absolute error - MAE) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (Mean absolute percentage error - MAPE) được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình ANN. Trong đó, mối tương quan giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán được thể hiện bởi R. RMSE được sử dụng để đánh giá sự khác biệt giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán, MAE hiển thị sai số trung bình của giá trị thực tế và giá trị dự đoán, còn MAPE được định nghĩa là sự khác biệt giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán so với giá trị thực tế. Cụ thể, các giá trị RMSE, MAE và MAPE càng thấp thì độ chính xác của mô hình càng cao và hiệu suất của mô hình càng tốt. Ngược lại, giá trị R cao hơn có nghĩa là hiệu suất mô hình tốt hơn. Giá trị R thay đổi trong khoảng từ -1 đến 1 và giá trị tuyệt đối của R càng tiến tới 1 thì mô hình có độ chính xác càng cao. Công thức xác định R, RMSE, MAE, MAPE tham khảo trong tài liệu [33].

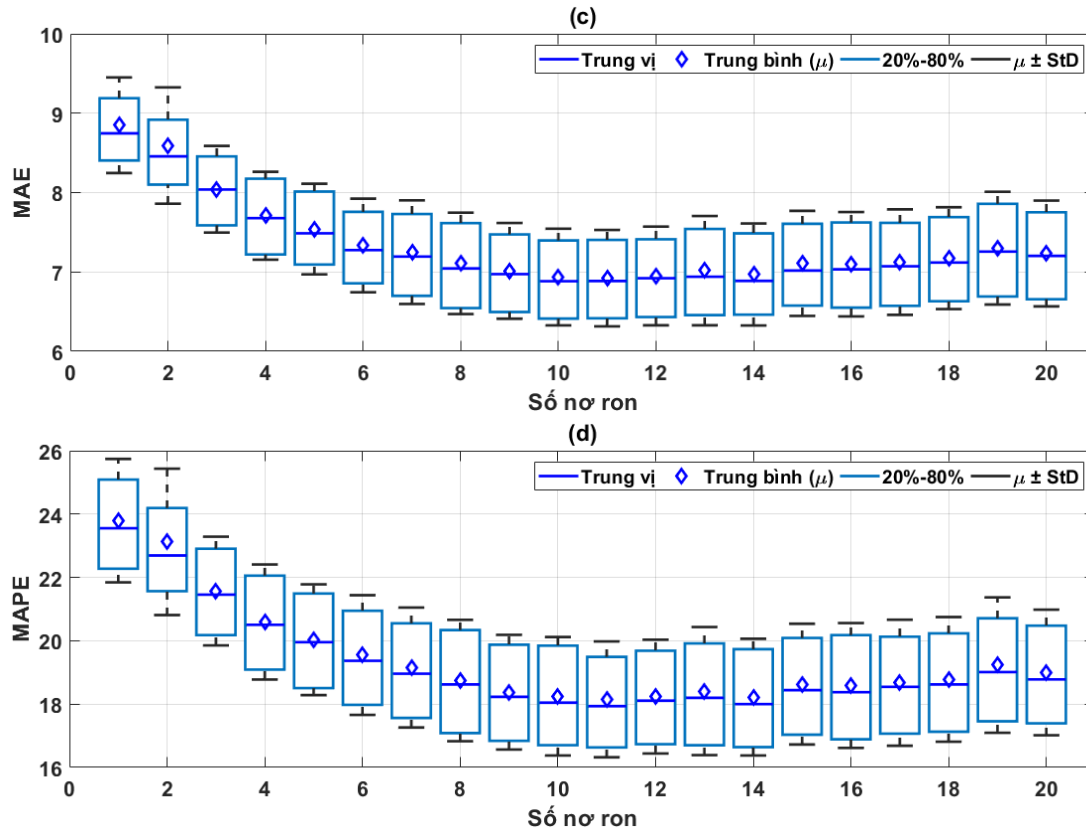
3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

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 trường hợp trong tập mẫu, độ nhiễu của dữ liệu đích, độ phức tạp của hàm lỗi, kiến trúc mạng và thuật toán luyện mạng. Một số nghiên cứu đã chỉ ra rằng, mô hình ANN với một lớp ẩn là đủ để đánh giá hiệu suất của mô hình [34,35]. Do đó, trong nghiên cứu này, cấu trúc ANN được lựa chọn để dự đoán cường độ nén của RAC gồm 3 lớp ẩn, trong đó lớp đầu vào gồm 6 nơ ron tương ứng với 6 thông số vào, lớp đầu ra gồm 1 nơ ron đại diện cho giá trị cường độ nén và một lớp ẩn ở giữa. Để xác định số nơ ron tối ưu trong lớp ẩn, số lượng nơ ron trong lớp ẩn được thay đổi từ 1 đến 20, và chạy 500 mô phỏng cho mỗi trường hợp.

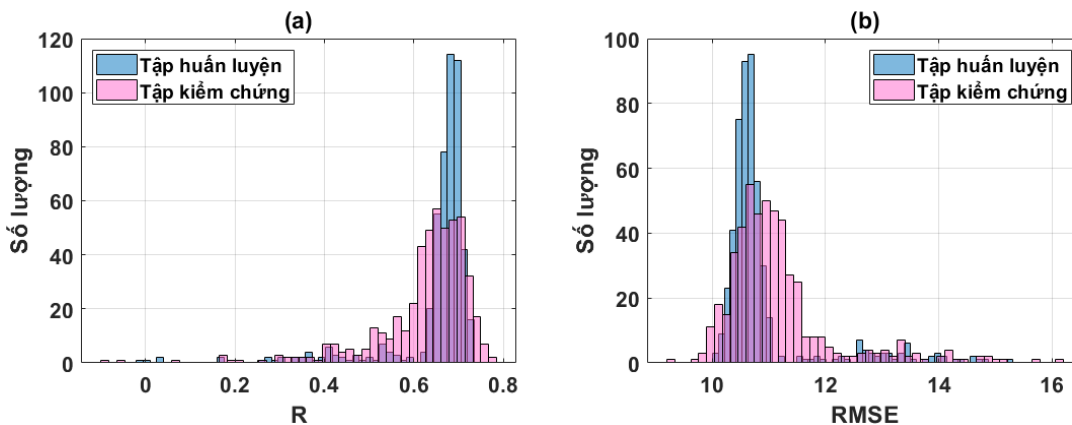
Hình 3 cho thấy hiệu suất của mô hình ANN theo chức năng của số nơ ron trong lớp ẩn, thay đổi từ 1 đến 20, liên quan đến giá trị của 4 tiêu chí là R, RMSE, MAE, và MAPE cho tập dữ liệu kiểm chứng. Trong đó, “median” được định nghĩa là số trung vị, 20% - 80% được hiểu là các giá trị trong khoảng thập phân vị thứ hai và thập phân vị thứ tám, μ là giá trị trung bình và StD là độ lệch chuẩn. Có thể nhận thấy trường hợp 11 nơ ron trong lớp ẩn cho kết quả dự báo tốt nhất. Bởi vì giá trị trung bình của R là lớn nhất so với các trường hợp còn lại, với giá trị tương ứng là 0.78 (Hình 3a). Bên cạnh đó, các giá trị trung bình của RMSE, MAE, và MAPE là thấp nhất so với 19 trường hợp còn lại (Hình 3 b, c, d). Giá trị trung bình của các tiêu chí này lần lượt là 9.35, 6.92 và 18.15. Do đó, 11 nơ ron trong lớp ẩn được chứng minh là cấu trúc tốt nhất cho mô hình ANN dự đoán cường độ nén của RAC. Phần tiếp theo sẽ trình bày kết quả liên quan đến cấu trúc mô hình ANN tốt nhất với 11 nơ ron trong lớp ẩn (ký hiệu là ANN [6-11-1]) sau 500 mô phỏng.

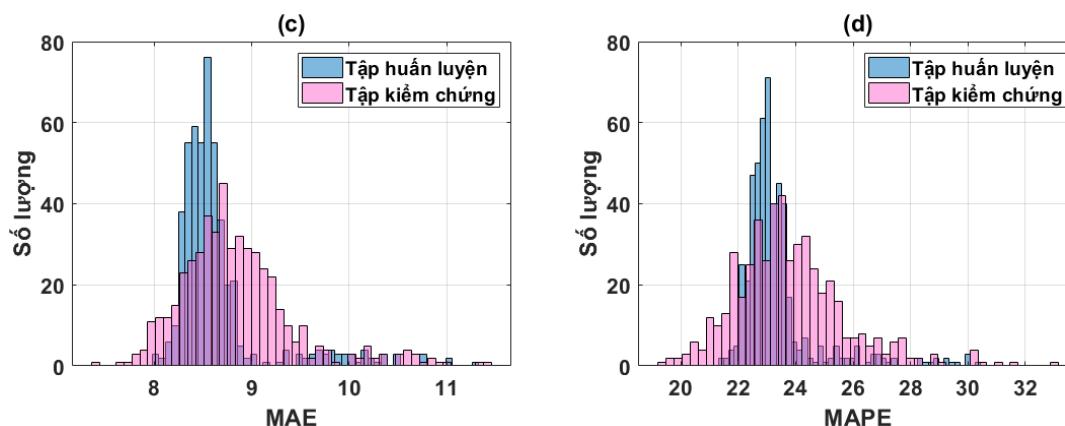




Hình 3. Kết quả mô phỏng ANN theo số nơ ron trong lớp ẩn cho phần dữ liệu kiểm chứng sau 500 lần mô phỏng, bao gồm các giá trị trung vị, giá trị trung bình, giá trị các thập phân vị 20 và 80, và độ lệch chuẩn (StD) cho các tiêu chí kiểm chứng mô hình khác nhau: (a) R, (b) RMSE, (c) MAE, và (d) MAPE.

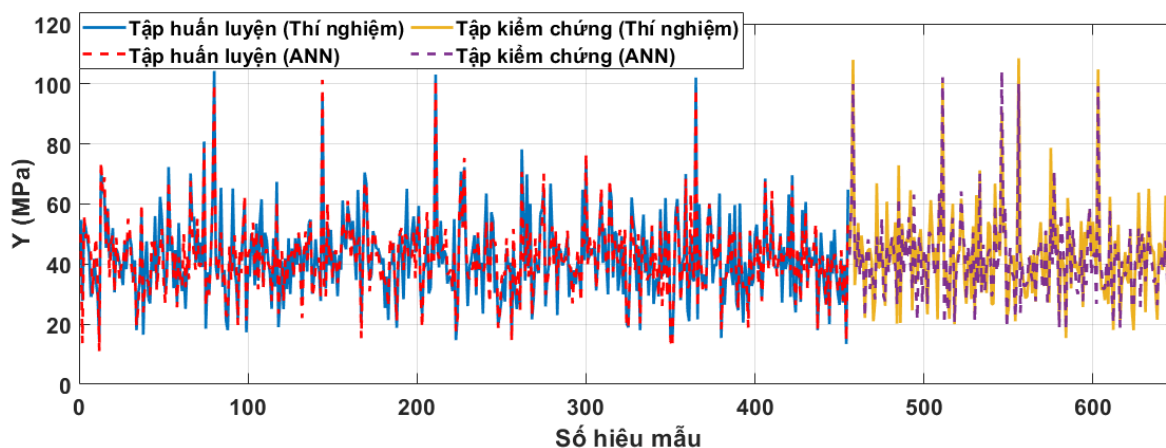
Hình 4 biểu diễn biểu đồ phân bố của các chỉ số hiệu suất khác nhau, cụ thể là R, RMSE, MAE, và MAPE của cấu trúc ANN tốt nhất sau 500 lần mô phỏng cho tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm chứng. Hình 4a cho thấy đối với tập huấn luyện, giá trị hệ số tương quan R trong phạm vi (0.65 - 0.75) chiếm tổng số lượng mẫu lớn (khoảng 350 mẫu), chỉ một số lượng nhỏ các mẫu cho hệ số R thấp. Tương tự, hình 4b, c, d cho thấy các chỉ số RMSE, MAE và MAPE thấp tập trung ở số lượng lớn các mẫu. Như đã trình bày ở trên, một mô hình dự báo càng chính xác khi hệ số tương quan R càng cao và các chỉ số RMSE, MAE và MAPE càng thấp. Do vậy, kết quả trên hình 4 thể hiện mô hình ANN [6-11-1] đề xuất trong nghiên cứu này có khả năng dự báo tốt.





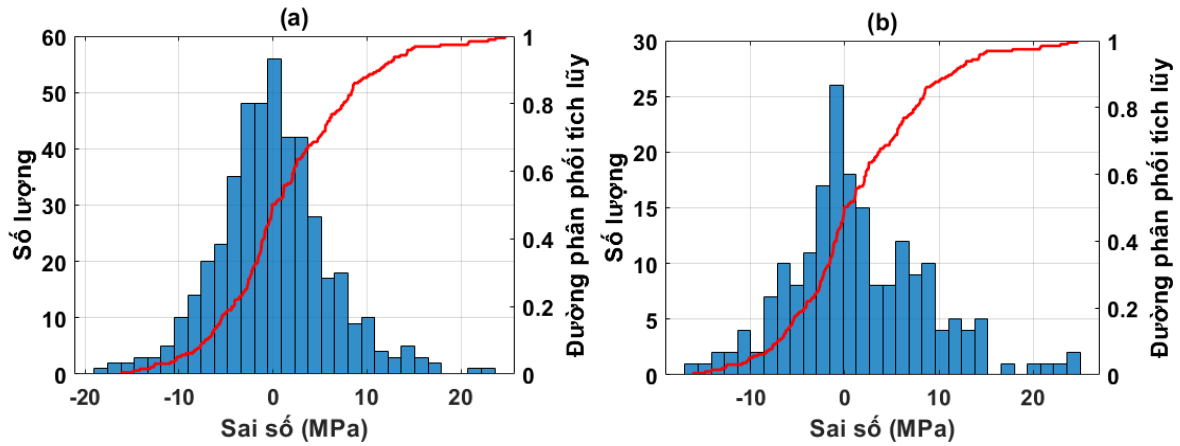
Hình 4. Biểu đồ phân bố của mô hình ANN tốt nhất với 11 nơ ron trong 1 lớp ẩn, thống kê sau 500 lần mô phỏng cho các tiêu chí kiểm chứng mô hình khác nhau: (a) R, (b) RMSE, (c) MAE, và (d) MAPE.

Phần tiếp theo, nhóm tác giả trình bày kết quả điển hình trong dự báo cường độ chịu nén của RAC ở tuổi 28 ngày, đây là kết quả dự báo tốt nhất sau 500 mô phỏng của mô hình ANN [6-11-1]. Hình 5 biểu thị đồng thời giá trị thí nghiệm và dự đoán cường độ nén của RAC ở tuổi 28 ngày khi sử dụng mô hình ANN, trong đó giá trị thí nghiệm được biểu thị bằng các đường nét liền, và giá trị dự đoán bằng mô hình được biểu thị bằng đường nét đứt. Kết quả biểu thị trên hình cho thấy, cường độ chịu nén dự đoán của 455 mẫu bê tông trong tập dữ liệu huấn luyện tương đối khớp với kết quả dự đoán của mô hình, tương tự, với tập dữ liệu kiểm chứng, 195 kết quả thí nghiệm cũng được dự báo với sai số nhỏ qua công cụ mô phỏng ANN. Sự chính xác này được lượng hóa cụ thể thông qua các giá trị sai số và tương quan giữa kết quả thí nghiệm và kết quả dự đoán của mô hình ANN được trình bày ở phần tiếp theo.

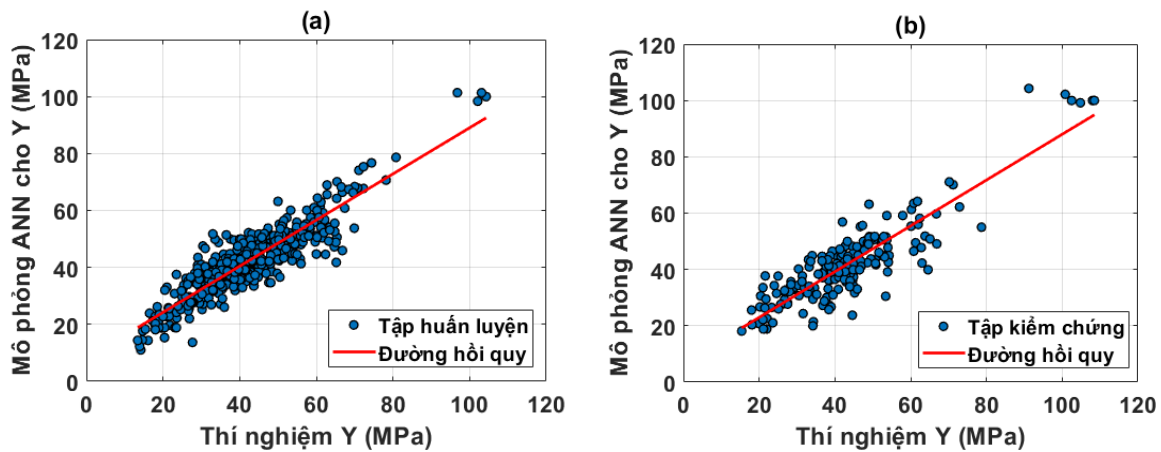


Hình 5. So sánh kết quả dự báo cường độ nén bê tông bằng ANN và kết quả thí nghiệm theo từng mẫu cho các tập dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng.

Biểu đồ phân bố và đường phân phối tích lũy của sai số thu được bởi mô hình ANN [6-11-1] cho giai đoạn huấn luyện được thể hiện trên Hình 6a và cho giai đoạn kiểm chứng được thể hiện trên Hình 6b. So sánh cho thấy giá trị dự đoán rất gần với giá trị thực nghiệm. Các giá trị sai số tương ứng với tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm chứng là nhỏ. Dựa trên đường phân phối tích lũy (đường đỏ), có thể dễ dàng xác định sai số phần trăm của các mẫu trong một phạm vi. Chẳng hạn, với tập dữ liệu huấn luyện, tỷ lệ phần trăm mẫu có sai số giữa giá trị thử nghiệm và giá trị mô phỏng ANN trong khoảng $[-5; 5]$ MPa là 50%. Tương tự, với tập dữ liệu kiểm chứng sai số trong khoảng $[-5; 5]$ MPa là 60%.



Hình 6. Biểu đồ phân bố và đường phân phối tích lũy của sai số thu được bởi mô hình ANN sử dụng 11 nơ ron trong lớp ẩn cho: (a) tập huấn luyện, và (b) tập kiểm chứng.



Hình 7. Biểu đồ hồi quy so sánh giữa giá trị thí nghiệm cường độ của RAC và giá trị dự đoán bằng mô hình ANN: (a) Tập huấn luyện; và (b) Tập kiểm chứng.

Mô hình hồi quy thể hiện mối tương quan giữa giá trị thí nghiệm thực tế và giá trị dự đoán cường độ chịu nén của RAC bằng mô hình ANN được thể hiện cho tập huấn luyện (Hình 7a), và tập dữ liệu kiểm chứng (Hình 7b). Quan sát thấy các đường hồi quy tuyến tính rất gần với các đường chéo, điều này khẳng định mối tương quan chặt chẽ của cường độ nén dự đoán và thực tế. Bảng 2 dưới đây trình bày giá trị của 4 tiêu chí đánh giá hiệu suất của mô hình ANN [6-11-1]. Giá trị tốt nhất của R là 0.8998 cho tập huấn luyện và tập kiểm chứng là 0.8886. Giá trị của RMSE, MAE, MAPE cho tập dữ liệu huấn luyện lần lượt là 5.9967, 4.5204, 11.6191 và đối với tập dữ liệu kiểm chứng tương ứng là 7.5023, 5.6757, 14.0372. Kết quả cho thấy mô hình ANN được đề xuất có khả năng dự báo khá tốt cường độ nén của RAC 28 ngày tuổi.

Bảng 2. Tóm tắt các tiêu chí đánh giá hiệu suất khác nhau cho mô hình dự báo ANN [6-11-1].

	RMSE	MAE	R	MAPE
Huấn luyện	5.9967	4.5204	0.8998	11.6191
Kiểm chứng	7.5023	5.6757	0.8886	14.0372

Cuối cùng, kết quả của nghiên cứu này được so sánh với các kết quả theo các mô hình do

Gholampour và cộng sự đề xuất (các tác giả này tách bộ data thành hai nhóm: nhóm mẫu hình lập phương và nhóm mẫu hình trụ), và một số các nghiên cứu khác đã công bố trước đó. Các kết quả này được tóm tắt trong Bảng 3. Các hệ số như R, MAE do không cùng tiêu chí nên nhóm tác giả sử dụng giá trị RMSE để so sánh. Phân tích bảng 3, thấy rằng mô hình ANN-CG được đề xuất trong bài báo này có hiệu suất dự báo tốt hơn (RMSE là nhỏ nhất). Đồng thời, nghiên cứu trong bài báo này là một trong số ít các nghiên cứu đã công bố mà thực hiện việc đưa mẫu hình lập phương và hình trụ với kích thước khác nhau làm tham số đầu vào của mô hình. Đây là sự khác biệt rõ rệt so với các nghiên cứu trước đây, và hiệu suất của mô hình đề xuất là khá cao ($R = 0.8886$).

Bảng 3. So sánh kết quả của nghiên cứu này với một số nghiên cứu khác đã công bố

Tài liệu	Số lượng mẫu	RMSE	Ghi chú
Gholampour và cộng sự [31]	251	7.9	Mẫu lập phương
Gholampour và cộng sự [31]	257	7.8	Mẫu hình trụ
Xiao và cộng sự [36]	74	11.3	Mẫu lập phương
Pereira và cộng sự [37]	157	11.8	Mẫu lập phương
Thomas và cộng sự [38]	257	8.1	Mẫu hình trụ
Nghiên cứu này	650	5.99 và 7.50	Cả mẫu lập phương và hình trụ

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, một mô hình ANN tối ưu [6-11-1] với thuật toán Conjugate gradient (CG) được đề xuất để dự đoán cường độ nén của RAC 28 ngày tuổi. Tổng số 650 kết quả thí nghiệm đã được thu thập từ 69 nghiên cứu thử nghiệm được sử dụng để xây dựng mô hình ANN-CG. Dữ liệu đầu vào cho quá trình luyện mạng bao gồm loại mẫu thí nghiệm, tỷ lệ nước trên xi măng, tỷ lệ cốt liệu trên xi măng, tỷ lệ phần trăm cốt liệu thay thế, kích cỡ cốt liệu tái chế lớn nhất danh định, kích cỡ cốt liệu lớn nhất tự nhiên danh định. Bốn tiêu chí thống kê, cụ thể là hệ số tương quan (R), sai số toàn phương trung bình (RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (MAE) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE) được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Giá trị của các tiêu chí đối với tập dữ liệu kiểm chứng lần lượt là $R = 0.8886$, $RMSE = 7.5023$, $MAE = 5.6757$ và $MAPE = 14.0372$. Kết quả của mô hình ANN-CG đề xuất trong nghiên cứu này đã được so sánh với các nghiên cứu trước đó, và cho thấy hiệu suất của mô hình được đề xuất là tốt hơn. Điều này cho thấy mô hình ANN-CG là một công cụ dự báo tốt trong việc dự đoán cường độ nén của RAC 28 ngày tuổi, giúp tránh được các thí nghiệm mất thời gian và tốn kém. Dựa trên nghiên cứu ban đầu này, trong bước tiếp theo, nhóm tác giả đề xuất tiếp tục đánh giá độ tin cậy của mô hình có xét đến tính ngẫu nhiên trong việc xây dựng tập dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng, qua đó phát triển ứng dụng dự báo với giao diện thân thiện, giúp cho các kỹ sư vật liệu nhanh chóng xác định cường độ nén của bê tông cốt liệu tái chế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] V. Radonjanin, M. Malešev, S. Marinković, A.E.S. Al Maly, Green recycled aggregate concrete, *Construction and Building Materials*, 47 (2013) 1503-1511. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2013.06.076>
- [2] O. Cakır, Experimental analysis of properties of recycled coarse aggregate (RCA) concrete with mineral additives, *Construction and Building Materials*, 68 (2014) 17-25. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.06.032>
- [3] F. Pacheco-Torgal, Y. Ding, S. Miraldo, Z. Abdollahnejad, J.A. Labrincha, Are geopolymers more suitable than Portland cement to produce high volume recycled aggregates HPC?, *Construction and Building Materials*, 36 (2012) 1048-1052. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2012.07.004>
- [4] M. Ghanbari, A.M. Abbasi, M. Ravanshadnia, Production of natural and recycled aggregates: the environmental impacts of energy consumption and CO₂ emissions, *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 20 (2018) 810–822. <https://doi.org/10.1007/s10163-017-0640-2>
- [5] M. Bravo, J. De Brito, J. Pontes, L. Evangelista, Mechanical performance of concrete made with aggregates from construction and demolition waste recycling plants, *Journal of Cleaner Production*, 99 (2015) 59-74. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.03.012>
- [6] B. Gonzalez-Fonteboa, F. Martinez-Abella, Concretes with aggregates from demolition waste and silica fume, *Materials and mechanical properties*, *Building and Environment*, 43 (2008) 429-437. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2007.01.008>
- [7] I.B. Topcu, M. Sarıdemir, Prediction of mechanical properties of recycled aggregate concretes containing silica fume using artificial neural networks and fuzzy logic, *Computational Materials Science*, 42 (2008) 74-82. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2007.06.011>
- [8] Z.H. Duan, C.S. Poon, Properties of recycled aggregate concrete made with recycled aggregates with different amounts of old adhered mortars, *Materials & Design*, 58 (2014) 19-29. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2014.01.044>
- [9] D. Pedro, J. De Brito, L. Evangelista, Performance of concrete made with aggregates recycled from precasting industry waste: influence of the crushing process, *Materials and Structures*, 48 (2015) 3965-3978. <https://doi.org/10.1617/s11527-014-0456-7>
- [10] R.V. Silva, J. De Brito, R.K. Dhir, The influence of the use of recycled aggregates on the compressive strength of concrete: a review, *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 19 (2015) 825-849. <https://doi.org/10.1080/19648189.2014.974831>
- [11] K. Naouaoui, A. Bouyahyaoui, T. Cherradi, Experimental Characterization of Recycled Aggregate Concrete, in: *MATEC Web of Conferences*, EDP Sciences, 303 (2019) 05004. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201930305004>
- [12] K. Rahal, Mechanical properties of concrete with recycled coarse aggregate, *Building and Environment*, 42 (2007) 407-415. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2005.07.033>
- [13] T.-Y. Tu, Y.-Y. Chen, C.-L. Hwang, Properties of HPC with recycled aggregates, *Cement and Concrete Research*, 36 (2006) 943-950. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2005.11.022>
- [14] Q.H. Nguyen, H.-B. Ly, V.Q. Tran, T.-A. Nguyen, V.-H. Phan, T.-T. Le, B.T. Pham, A novel hybrid model based on a feedforward neural network and one step secant algorithm for prediction of load-bearing capacity of rectangular concrete-filled steel tube columns, *Molecules*. 25 (2020) 3486. <https://doi.org/10.3390/molecules25153486>
- [15] Lý Hải Bằng, Nguyễn Thùy Anh, Nghiên cứu dự báo sức chịu tải tới hạn của cấu kiện cột ống

thép nhồi bê tông có tiết diện hình chữ nhật bằng mạng nơ ron nhân tạo, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 154-166. <https://doi.org/10.25073/tcsj.71.2.10>

[16] Nguyễn Thùy Anh, Lý Hải Bằng, Dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai sử dụng mạng thần kinh nhân tạo, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 1047-1060. <https://doi.org/10.47869/tcsj.71.9.4>

[17] Nguyễn Thùy Anh, Lý Hải Bằng, Phương pháp dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H bản bụng khoét lỗ tròn dựa trên máy vec-tơ hỗ trợ, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 500-513. <https://doi.org/10.25073/tcsj.71.5.4>

[18] Nguyễn Thùy Anh, Lý Hải Bằng, Development of ANN-based models to predict the bond strength of GFRP bars and concrete beams, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 814-827. <https://doi.org/10.47869/tcsj.71.7.7>

[19] C. Wilcox, W.L. Woon, Z. Aung, Applications of machine learning in environmental engineering, Citeseer, 2013. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511627217>

[20] D.V. Dao, S.H. Trinh, H.-B. Ly, B.T. Pham, Prediction of compressive strength of geopolymer concrete using entirely steel slag aggregates: Novel hybrid artificial intelligence approaches, Applied Sciences, 9 (2019) 1113. <https://doi.org/10.3390/app9061113>

[21] S.J.S. Hakim, H.A. Razak, Structural damage detection of steel bridge girder using artificial neural networks and finite element models, Steel Compos. Struct, 14 (2013) 367-377. <http://dx.doi.org/10.12989/scs.2013.14.4.367>

[22] Z.-H. Duan, S.-C. Kou, C.-S. Poon, Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks, Construction and Building Materials, 40 (2013) 1200-1206. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2012.04.063>

[23] K. Sahoo, P. Sarkar, P. Robin Davis, Artificial neural networks for prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete, 1 (2016) 81-85. <http://dx.doi.org/10.15242/IJRCMCE.IAE0316414>

[24] N. Deshpande, S. Londhe, S. Kulkarni, Modeling compressive strength of recycled aggregate concrete by artificial neural network, model tree and non-linear regression, International Journal of Sustainable Built Environment, 3 (2014) 187-198. <https://doi.org/10.1016/j.ijbsbe.2014.12.002>

[25] H.Q. Nguyen, H.B. Ly, V.Q. Tran, T.A. Nguyen, T.T. Le, B.T. Pham, Optimization of artificial intelligence system by evolutionary algorithm for prediction of axial capacity of rectangular concrete filled steel tubes under compression, Materials, 13 (2020). <https://doi.org/10.3390/MA13051205>

[26] S.A. Kalogirou, Applications of artificial neural-networks for energy systems, Applied Energy, 67 (2000) 17-35. [https://doi.org/10.1016/S0306-2619\(00\)00005-2](https://doi.org/10.1016/S0306-2619(00)00005-2)

[27] H.B. Ly, E. Monteiro, T.T. Le, V.M. Le, M. Dal, G. Regnier, B.T. Pham, Prediction and sensitivity analysis of bubble dissolution time in 3D selective laser sintering using ensemble decision trees, Materials, 12 (2019). <https://doi.org/10.3390/ma12091544>

[28] N. Long, F. Zhang, Novel Newton's learning algorithm of neural networks, Journal of Systems Engineering and Electronics, 17 (2006) 450-454. [https://doi.org/10.1016/S1004-4132\(06\)60076-5](https://doi.org/10.1016/S1004-4132(06)60076-5)

[29] I. Livieris, P. Pintelas, A survey on algorithms for training artificial neural networks, 2008.

[30] P.S. Sandhu, S. Chhabra, A comparative analysis of conjugate gradient algorithms & PSO based neural network approaches for reusability evaluation of procedure based software systems, Chiang Mai Journal of Science, 38 (2011) 123-135

[31] A. Gholampour, A.H. Gandomi, T. Ozbakkaloglu, New formulations for mechanical properties of

recycled aggregate concrete using gene expression programming, *Construction and Building Materials*, 130 (2017) 122–145. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.10.114>

[32] I.H. Witten, E. Frank, *Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations*, *Acm Sigmod Record*. 31 (2002) 76–77

[33] H. Nguyen, H.-B. Ly, T. Van Quan, T.-A. Nguyen, T.-T. Le, B. Pham, Optimization of Artificial Intelligence System by Evolutionary Algorithm for Prediction of Axial Capacity of Rectangular Concrete Filled Steel Tubes under Compression, *Materials*. 13 (2020). <https://doi.org/10.3390/ma13051205>

[34] G. Cybenko, Approximation by superpositions of a sigmoidal function, *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2 (1989) 303–314

[35] D.G. Bounds, P.J. Lloyd, B.G. Mathew, G. Waddell, A multilayer perceptron network for the diagnosis of low back pain., in: *ICNN*, 1988 481-489

[36] J.-Z. Xiao, J.-B. Li, C. Zhang, On relationships between the mechanical properties of recycled aggregate concrete: an overview, *Materials and Structures*, 39 (2006) 655–664. <https://doi.org/10.1617/s11527-006-9093-0>

[37] P. Pereira, L. Evangelista, J. De Brito, The effect of superplasticisers on the workability and compressive strength of concrete made with fine recycled concrete aggregates, *Construction and Building Materials*, 28 (2012) 722–729. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2011.10.050>

[38] C. Thomas, J. Setien, Ja. Polanco, P. Alaejos, M.S. De Juan, Durability of recycled aggregate concrete, *Construction and Building Materials*, 40 (2013) 1054–1065. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2012.11.106>