

Mạng nơ-ron nhân tạo sử dụng thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên để dự đoán cường độ nén của bê tông xỉ lò cao

■ TS. LÝ HẢI BÀNG; TS. NGUYỄN THÙY ANH; ThS. NGUYỄN DUY HƯNG

Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải

TÓM TẮT: Phương pháp tiếp cận trí tuệ nhân tạo dự đoán các tính chất khác nhau của bê tông dựa trên cơ sở dữ liệu các kết quả thí nghiệm đã được thực hiện là một lĩnh vực được nghiên cứu liên tục trong những năm gần đây. Dựa trên cơ sở dữ liệu gồm 104 kết quả thí nghiệm về bê tông xỉ lò cao được thu thập từ tạp chí uy tín, trong nghiên cứu này, một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được phát triển để dự đoán cường độ nén của bê tông xỉ lò cao. Cấu trúc mô hình ANN tối ưu được xác định dựa trên thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên. Việc đánh giá hiệu suất mô hình được thực hiện và so sánh trên tập dữ liệu đào tạo (70% dữ liệu) và tập dữ liệu thử nghiệm (30% dữ liệu còn lại), sử dụng các tiêu chí đánh giá sai số điển hình. Kết quả cho thấy, mô hình ANN đề xuất có hiệu suất dự đoán rất tốt với hệ số xác định (R^2) là 0,996, căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) là 3,747 và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) là 0,599. Những kết quả này đã khẳng định tính khả thi của mô hình ANN là một thuật toán mạnh mẽ để dự đoán cường độ nén của bê tông xỉ lò cao.

TỪ KHÓA: Trí tuệ nhân tạo (AI), mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), bê tông xỉ lò cao, cường độ nén.

ABSTRACT: The artificial intelligence approach to predicting different concrete properties based on an existing experimental database has been an area of research in recent years. Based on a database of 104 experimental results on blast furnace slag concrete collected from the literature, in this study, an artificial neural network (ANN) model is developed to predict the compressive strength of blast furnace slag concrete. The optimal ANN model structure is determined based on a random search algorithm. Model performance evaluation is performed and compared on the training dataset (70% of the data) and the testing dataset (30% of the remaining data), using common statistical criteria. The results show that the proposed ANN model has excellent predictive performance with a determination coefficient (R^2) of 0.996, root mean square error (RMSE) of 3.747, and mean absolute error (MAE) of 0.599. These results have confirmed the ANN model's feasibility, a robust

algorithm to predict blast furnace slag concrete's compressive strength.

KEYWORDS: Artificial Intelligence (AI), artificial neural network (ANN), blast furnace slag concrete, compressive strength.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bê tông là vật liệu được sử dụng phổ biến nhất trong lĩnh vực xây dựng vì tính linh hoạt, dễ sản xuất, chi phí thấp và khả năng dễ tạo hình của nó. Các thành phần chính của hỗn hợp bê tông thông thường là xi măng poóc-lăng, cốt liệu thô, mịn và nước được trộn theo một tỉ lệ nhất định. Tuy nhiên, trong quá trình sản xuất xi măng poóc-lăng, một lượng đáng kể carbon dioxide (CO_2) được giải phóng đã gây ra những lo ngại về vấn đề môi trường. Mỗi tấn xi măng được sản xuất thải ra khoảng 0,73 - 0,99 tấn CO_2 . Điều này dẫn đến 5 - 7% lượng phát thải khí nhà kính toàn cầu có liên quan đến việc sản xuất xi măng. Tác động tiêu cực đến môi trường liên quan đến việc sản xuất xi măng đã tạo ra áp lực lớn đối với ngành Xây dựng phải tìm cách để giảm sự phụ thuộc vào xi măng là chất kết dính chính trong sản xuất bê tông. Do đó, các nghiên cứu để tìm ra giải pháp thay thế xi măng tạo ra loại bê tông thân thiện với môi trường là hết sức cần thiết.

Trong hai thập kỷ gần đây, các vật liệu kết dính bổ sung như xỉ hạt lò cao đã được sử dụng rộng rãi trong hỗn hợp bê tông để nâng cao tính chất cơ học và độ bền của bê tông và hướng tới xây dựng bền vững hơn. Xỉ hạt lò cao là sản phẩm phụ của quá trình luyện gang và thép. Thành phần hóa học của nó có thể thay đổi đáng kể tùy thuộc vào thành phần của nguyên liệu thô được sử dụng để sản xuất gang [1]. Việc sử dụng xỉ lò cao thay thế một phần cho xi măng poóc-lăng đã làm giảm lượng phát thải CO_2 , tiết kiệm năng lượng và giảm tác động khắc nghiệt của bê tông đối với môi trường. Hơn nữa, bê tông chứa xỉ lò cao có khả năng chống lại các tác động của môi trường như sự xâm nhập của clorua, sự tấn công của sulphat và sự giãn nở do phản ứng kiềm-silica, do đó cho phép bê tông có tuổi thọ lâu hơn mà không bị ăn mòn [2]. Tuy nhiên, một số nghiên cứu thực nghiệm đã chứng minh, việc thay thế một phần xỉ hạt lò cao theo trọng lượng có thể làm giảm cường độ ban đầu của bê tông, nhưng làm tăng cường độ sau đó và cải thiện đáng kể cấu trúc vi mô và độ bền của bê tông đã

đồng cứng. Điều này cho thấy cường độ nén của bê tông xi lò cao ngoài việc phụ thuộc vào tỷ lệ thành phần của hỗn hợp bê tông còn phụ thuộc vào tuổi của bê tông. Bên cạnh đó, một số mô hình toán học và phương trình hồi quy được phát triển để ước tính cường độ nén và các đặc tính khác của bê tông xi lò cao với mục đích giảm bớt thí nghiệm liên quan đến thiết kế hỗn hợp bê tông. Nhưng bản chất mối quan hệ giữa cường độ nén với các thành phần trong hỗn hợp bê tông xi lò cao, đặc biệt là tuổi của bê tông là phi tuyến nên rất khó để đưa ra phương trình hồi quy một cách chính xác. Vì vậy, việc phát triển một mô hình đáng tin cậy để ước tính cường độ nén của bê tông xi lò cao là cần thiết.

Trong thập kỷ qua, phương pháp trí tuệ nhân tạo (AI) dựa trên nền tảng khoa học máy tính đã nhận được rất nhiều sự quan tâm của các nhà khoa học. Trong số các thuật toán AI, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) hiện đang được sử dụng rộng rãi để mô phỏng các vấn đề kỹ thuật phức tạp [3, 4]. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng giải quyết các vấn đề phức tạp, phi tuyến và đặc biệt trong các bài toán mà mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra không dễ dàng được thiết lập một cách rõ ràng. Vì vậy, mục tiêu chính của nghiên cứu này là để xuất một mô hình ANN phù hợp để dự đoán cường độ nén của bê tông xi lò cao dựa trên bộ dữ liệu gồm 104 kết quả thí nghiệm được công bố trên tạp chí uy tín. Trên cơ sở đó, kết quả nghiên cứu này cung cấp cho các kỹ sư xây dựng tài liệu tham khảo để xác định cường độ nén của bê tông xi lò cao một cách nhanh chóng và chính xác.

2. MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO ANN

2.1. Mạng nơ-ron nhân tạo ANN

Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một mô hình xử lý thông tin mà cơ chế hoạt động của nó giống với hoạt động của hệ thống thần kinh sinh vật. Mạng ANN bao gồm rất nhiều các nơ-ron được liên kết lại với nhau bằng những hàm số, sử dụng để liên kết xử lý thông tin. ANN được cho là giống với bộ não con người, được học bởi kinh nghiệm (thông qua quá trình đào tạo) và có khả năng lưu trữ những kinh nghiệm, hiểu biết đó để dự đoán các dữ liệu chưa biết. ANN là một trong những thuật toán trí tuệ nhân tạo được sử dụng nhiều nhất và là một mô hình hiệu quả nhất trong số các mô hình học máy trong vòng khoảng 5 thập kỷ phát triển vừa qua. Cấu trúc của ANN khá đơn giản với 3 thành phần chính, bao gồm dữ liệu vào, kết quả và một hộp đen ở giữa để xử lý và truyền các thông tin. Yếu tố quan trọng nhất của ANN nằm ở hộp đen ở giữa các tham số đầu vào và đầu ra này. Hộp đen này bao gồm nhiều nơ-ron được phân thành một hoặc nhiều lớp ẩn, mỗi nơ-ron đều có trọng số liên kết và được truyền tín hiệu thông qua các hàm chuyển

đổi (hàm kích hoạt) khác nhau. Việc lựa chọn hàm kích hoạt có tác động lớn đến kết quả dự báo của ANN. Ngoài ra, việc điều chỉnh trọng số ở hộp đen cũng rất quan trọng và nó liên quan mật thiết đến thuật toán điều chỉnh trọng số được sử dụng trong ANN. Thông thường, thuật toán lan truyền ngược được sử dụng bởi vì tính hiệu quả của nó. Theo ước tính, có ít nhất 15 thuật toán lan truyền ngược khác nhau được sử dụng để điều chỉnh trọng số, giảm sai số đầu ra của ANN so với các kết quả thí nghiệm (kết quả đầu ra). Mỗi thuật toán có những đặc điểm riêng biệt và ưu nhược điểm đặc thù. Ví dụ những thuật toán cho phép thời gian tính toán nhanh thì sẽ cần bộ nhớ lớn để thực hiện tính toán và ngược lại. Chính vì vậy, việc lựa chọn một hàm đào tạo để tối ưu trọng số và độ lệch ứng với từng nơ-ron cũng là một vấn đề quan trọng đối với ANN. Trong nghiên cứu này, thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên được sử dụng để tìm kiếm bộ tham số cấu thành ANN tối ưu, sao cho kết quả dự báo cường độ nén của bê tông xi lò cao là tốt nhất.

2.2. Đánh giá năng lực dự báo

Để đánh giá mối tương quan giữa các giá trị dự đoán bằng mô hình ANN và giá trị thực nghiệm, các tiêu chí đánh giá phổ biến, cụ thể là hệ số xác định (R^2), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) và sai số trung bình tuyệt đối (MAE) được sử dụng trong nghiên cứu này. Các công thức tính R^2 , RMSE và MAE có thể được tìm thấy trong tài liệu [5].

3. CƠ SỞ DỮ LIỆU BÊ TÔNG XI LÒ CAO

Trong nghiên cứu này, 104 kết quả thí nghiệm về bê tông xi lò cao đã được thu thập từ công bố quốc tế của tác giả Ozturk và cộng sự [6]. Trong cơ sở dữ liệu này, các thành phần cơ bản của bê tông đều được sử dụng để làm tham số đầu vào của bài toán mô phỏng trí tuệ nhân tạo. Có 7 tham số đầu vào được sử dụng là hàm lượng xi măng, hàm lượng xi lò cao, hàm lượng nước, hàm lượng đá vôi, trong đó có đá vôi nghiền nhỏ dùng làm hạt mịn, đá vôi loại 1 và đá vôi loại 2 dùng làm cốt liệu thô và ngày tuổi của bê tông xi lò cao. Ngoài ra, cường độ nén của bê tông xi lò cao là biến đầu ra của bài toán, là hàm mục tiêu của công cụ học máy ANN. Xi măng được sử dụng trong nghiên cứu này là xi măng pooc lăng, mác CEM I 42.5 theo Tiêu chuẩn EN 197-1 và có tỷ trọng là 3,1. Cốt liệu thô được sử dụng là đá vôi, với khối lượng riêng là 2,7 g/cm³ và đường kính danh định 19 mm. Cốt liệu mịn là đá vôi nghiền nhỏ, có khối lượng riêng là 2,68 g/cm³. Tỷ lệ theo thể tích của cốt liệu thô và mịn là 50 - 50%, được áp dụng với tất cả 104 mẫu trong cơ sở dữ liệu. Ngoài ra, các đặc trưng thống kê của 104 mẫu được thể hiện trong *Bảng 3.1*, bao gồm các giá trị nhỏ nhất, lớn nhất, trung vị, trung bình, độ lệch chuẩn và độ lệch của các tham số đầu vào và cường độ nén.

Bảng 3.1. Các tham số đặc trưng cho bê tông xi lò cao được sử dụng trong nghiên cứu

	Min	Trung vị	Trung bình	Max	Độ lệch chuẩn	Độ lệch
Xi măng (kg/m ³)	175,00	210,00	230,38	400,00	54,56	1,40
Xi lò cao (kg/m ³)	0,00	97,50	126,35	385,00	120,66	0,54
Nước (kg/m ³)	209,00	230,00	233,23	279,00	16,84	0,93
Đá vôi nghiền mịn (kg/m ³)	789,00	1024,50	1014,69	1153,00	91,00	-0,69
Đá vôi thô loại 1 (kg/m ³)	399,00	518,00	513,00	583,00	46,02	-0,69

	Min	Trung vị	Trung bình	Max	Độ lệch chuẩn	Độ lệch
Đá vôi thô loại 2 (kg/m ³)	133,00	173,00	171,04	194,00	15,36	-0,70
Tuổi bê tông (ngày)	28,00	94,00	145,00	364,00	131,11	0,95
Cường độ nén (MPa)	9,20	29,55	31,47	60,20	11,83	0,43

Để có thể mô phỏng với công cụ ANN, bộ dữ liệu được chia làm hai phần khác nhau, được gọi là phần đào tạo (70% của dữ liệu) sử dụng để đào tạo mô hình ANN và phần kiểm chứng (30% dữ liệu còn lại) để đánh giá hiệu suất mô phỏng cường độ nén của bê tông xi-lô cao. Cuối cùng, các giá trị của tham số đầu vào và đầu ra đều được chuẩn hóa trong khoảng giá trị từ 0 đến 1. Mục đích của việc chuẩn hóa này là để giảm bớt các sai số mô phỏng bằng phương pháp trí tuệ nhân tạo. Đây là một kỹ thuật điển hình được sử dụng trong các bài toán dự báo.

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

4.1. Xác định tham số tối ưu bằng tìm kiếm ngẫu nhiên

Thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên (Random Search - RS) là một thuật toán được sử dụng khá phổ biến trong các bài toán tối ưu hóa. Thuật toán này không yêu cầu tính toán gradient độ dốc để tiến tới giá trị tối ưu của bộ tham số. Chính vì vậy, thuật toán RS hay được sử dụng trong các bài toán xác định tối ưu của các hàm không liên tục hoặc không khả vi. Thuật toán RS hoạt động rất đơn giản, bằng việc di chuyển lặp đi lặp lại trong không gian tìm kiếm một cách ngẫu nhiên xung quanh vị trí hiện tại. Đối với thuật toán ANN, việc lựa chọn các tham số cấu thành mô hình cũng rất phức tạp và bao gồm rất nhiều loại tham số khác nhau: số lượng lớp ẩn, số lượng nơ-ron trong từng lớp ẩn, hàm đào tạo để tối ưu trọng số và độ lệch gắn với từng nơ-ron, hàm kích hoạt của mỗi lớp ẩn cũng như lớp đầu ra, hàm sử dụng để tính toán sai số giữa kết quả thí nghiệm và kết quả đầu ra của ANN. Trong mỗi một loại tham số như vậy, có đến vài chục khả năng (hoặc giá trị) có thể được gán, khiến tổng cộng bộ tham số ứng với một mô hình ANN có thể lên tới vài tỉ khả năng. Chính vì vậy, việc khảo sát số để quét đủ đầy đủ bộ tham số ANN và đưa ra bộ tối ưu là điều không thể. Nghiên cứu này áp dụng thuật toán RS và thực hiện một số lần mô phỏng nhất định sau đó chắt lọc ra những bộ tham số tối ưu nhất, có hiệu năng dự báo cường độ nén bê tông xi-lô cao lớn nhất và trình bày các kết quả tương ứng.

Tổng cộng 5.000 lần mô phỏng đã được thực hiện để tìm ra được bộ tham số ANN nào tốt nhất và cho hiệu suất dự báo cường độ nén bê tông xi-lô cao tốt nhất. Thời gian tính toán mô phỏng tương ứng là khoảng 2h với máy tính. Kết quả và thống kê của 10 mô hình tốt nhất được thể hiện ở bảng bên dưới. Đáng chú ý, trong 13 hàm tối ưu trọng số (hay còn gọi là hàm đào tạo) thì các kết quả tốt nhất đều được sử dụng với thuật toán tối ưu hóa Bayesian (BR). Ngoài ra, hàm tính toán sai số được sử dụng chủ yếu là 2 hàm (MSE, sai số toàn phương trung bình và SSE, tổng số lỗi bình phương). Cuối cùng, cấu trúc ANN với nhiều lớp ẩn được sử dụng, ví dụ 1 lớp ẩn là 3 lần, 2 lớp ẩn là 3 lần, 3 lớp ẩn là 4 lần. Điều này có thể nói lên cấu trúc ANN có thể không quá quan trọng để đạt được hiệu suất dự báo cao đối với bài toán dự báo cường độ bê tông xi-lô cao. Ngoài ra, đáng chú ý trong

các kết quả mô phỏng tối ưu này, hàm kích hoạt sigmoid lưỡng cực (tansig) luôn được lựa chọn đối với lớp ẩn và hàm kích hoạt tuyến tính (purelin) luôn được lựa chọn cho lớp ẩn đầu ra. Nghĩa là với 15 sự lựa chọn cho hàm kích hoạt được sử dụng trong thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên thì hai hàm số này luôn đưa ra kết quả dự báo tốt nhất cho ANN.

Bảng 4.1. Mô hình ANN và kết quả mô phỏng tốt nhất trong 5000 kết quả thực hiện

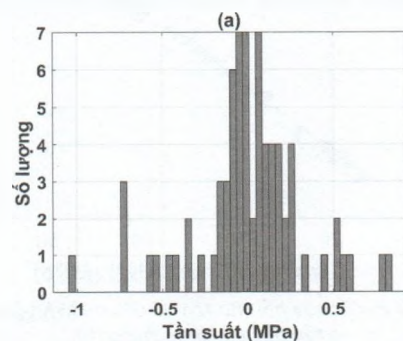
Mô hình ANN	Đào tạo			Kiểm chứng		
	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE	R ²
7-3 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,807	0,667	0,995	1,215	0,932	0,993
7-23 ^{TS} -25 ^{TS} -8 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (SSE)	0,043	0,010	1,000	1,053	0,795	0,993
7-21 ^{TS} -19 ^{TS} -17 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (SSE)	0,149	0,106	1,000	1,145	0,820	0,993
7-3 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,873	0,699	0,994	1,070	0,879	0,993
7-5 ^{TS} -24 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,009	0,005	1,000	1,080	0,703	0,993
7-6 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,428	0,328	0,999	0,998	0,751	0,995
7-9 ^{TS} -9 ^{TS} -25 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,000	0,000	1,000	0,852	0,656	0,995
7-9 ^{TS} -20 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,000	0,000	1,000	0,829	0,639	0,995
7-5 ^{TS} -20 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,670	0,545	0,997	0,814	0,672	0,995
7-6 ^{TS} -5 ^{TS} -1 ^{PL} (BR) (MSE)	0,325	0,225	0,999	0,747	0,599	0,996

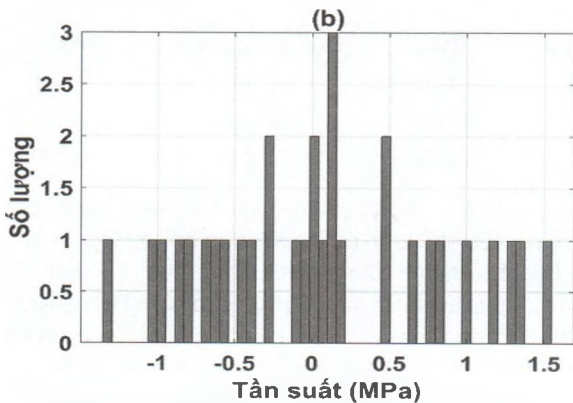
Chú thích: TS thể hiện hàm sigmoid lưỡng cực (tansig); PL là hàm tuyến tính (purelin)

4.2. Mô hình dự báo điển hình

Kết quả của một mô phỏng cường độ nén bê tông xi-lô cao được trình bày tại phần này, là mô hình có năng lực dự báo tốt nhất. Mô hình ANN này có giá trị R² cao nhất và giá trị RMSE thấp nhất với tập dữ liệu kiểm chứng. Hình 4.1a thể hiện sai số giữa các giá trị thí nghiệm cường độ nén bê tông xi-lô cao và các kết quả được đưa ra bởi thuật toán ANN cho phần dữ liệu đào tạo. Nhìn chung, giá trị sai số có thể thấy là rất nhỏ, với sai số lớn nhất chỉ là -1 MPa. Có thể nhìn thấy được sai số nằm trong khoảng từ -0,2 - 0,2 MPa là chủ yếu. Đặc biệt, chỉ có 12 giá trị dự đoán cho ra sai số có giá trị tuyệt đối lớn hơn 0,5 MPa.

Hình 4.1b thể hiện sai số giữa các giá trị thí nghiệm và mô phỏng cho tập dữ liệu kiểm chứng. Có thể thấy rằng sai số lớn nhất giữa các giá trị này cao hơn một chút so với phần dữ liệu đào tạo, với giá trị lớn nhất khoảng 1,5 MPa. Ngoài ra, sai số của cường độ nén cũng trải đều khoảng giá trị từ -1,5 - 1,5 MPa. Với sai số thấp như vậy, năng lực dự báo của ANN với bài toán xác định cường độ nén bê tông xi-lô cao được đánh giá là rất tốt.

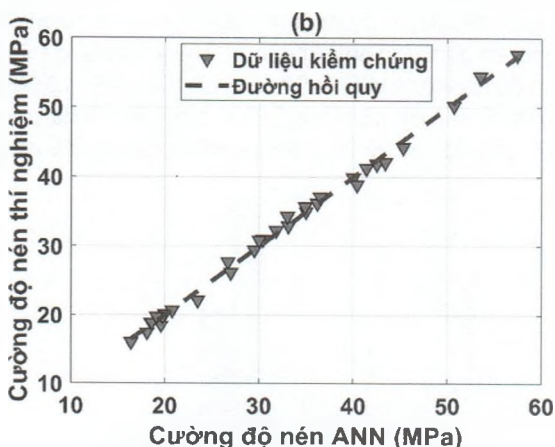
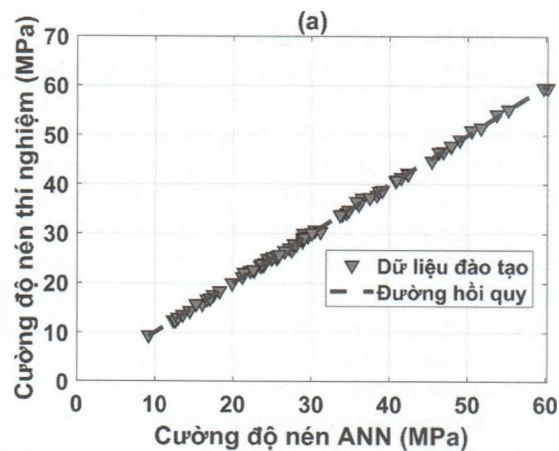




Hình 4.1: Kết quả sai số mô phỏng bằng thuật toán ANN cho dữ liệu đào tạo (a) và dữ liệu kiểm chứng (b)

Cuối cùng, hai biểu đồ hồi quy được trình bày trong Hình 4.2 cho tập dữ liệu đào tạo (Hình 4.2a) và tập dữ liệu kiểm chứng (Hình 4.2b). Biểu đồ hồi quy này cho thấy tương quan gần như tuyệt đối ở dữ liệu đào tạo ($R^2 = 0,999$) và ở tập dữ liệu kiểm chứng ($R^2 = 0,996$). Với phần dữ liệu huấn luyện, giá trị RMSE được tính là 0,325, còn giá trị này của tập dữ liệu kiểm chứng là 3,747. Giá trị MAE được tính tương ứng là 0,225 và 0,599 với dữ liệu đào tạo và kiểm chứng.

Từ các kết quả mô phỏng trên, có thể kết luận rằng thuật toán trí tuệ nhân tạo ANN là thuật toán máy học thích hợp để ước tính cường độ nén của bê tông xỉ lò cao.



Hình 4.2: Kết quả hồi cho tập dữ liệu huấn luyện (a) và tập dữ liệu kiểm chứng (b)

5. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Trong nghiên cứu này, một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được đề xuất để dự đoán cường độ nén của bê tông xỉ lò cao. Với mục đích này, cơ sở dữ liệu gồm 104 kết quả thí nghiệm được thu thập từ tài liệu có sẵn. Mô hình ANN được xây dựng với 7 tham số đầu vào liên quan đến thành phần của hỗn hợp bê tông và tuổi của bê tông. Thuật toán tìm kiếm ngẫu nhiên được sử dụng để xác định cấu trúc mô hình ANN tối ưu. Hiệu suất dự đoán của mô hình được đánh giá bằng cách sử dụng hệ số xác định (R^2), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) và sai số trung bình tuyệt đối (MAE) với giá trị lần lượt là 0,996, 3,747 và 0,599. Bên cạnh đó, phân tích sai số giữa cường độ nén dự đoán và thực tế cho thấy mô hình ANN đại diện cho một công cụ số đầy hứa hẹn, giúp tránh được các quy trình thí nghiệm mất thời gian và tốn kém.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Saha, S., Rajasekaran, C. (2017), *Enhancement of the properties of fly ash based geopolymers by incorporating ground granulated blast furnace slag*, Construction and Building Materials. 146, 615-620.
- [2]. Mo, K.H., Alengaram, U.J., Jumaat, M.Z. (2015), *Utilization of ground granulated blast furnace slag as partial cement replacement in lightweight oil palm shell concrete*, Materials and structures. 48, 2545-2556.
- [3]. Nguyen, H.Q., Ly, H.-B., Tran, V.Q., Nguyen, T.-A., Le, T.-T., Pham, B.T. (2020), *Optimization of artificial intelligence system by evolutionary algorithm for prediction of axial capacity of rectangular concrete filled steel tubes under compression*, Materials. 13, 1205.
- [4]. Nguyen, T.-A., Ly, H.-B., Mai, H.-V.T., Tran, V.Q. (2020), *Prediction of Later-Age Concrete Compressive Strength Using Feedforward Neural Network*, Advances in Materials Science and Engineering.
- [5]. Ly, H.-B., Monteiro, E., Le, T.-T., Le, V.M., Dal, M., Regnier, G., Pham, B.T. (2019), *Prediction and sensitivity analysis of bubble dissolution time in 3D selective laser sintering using ensemble decision trees*. Materials. 12, 1544.
- [6]. Öztürk, O., Engin, S., Temiz, T., Opan, M., Öner, A. (2010), *Predicting of the Compressive and Flexural Strength of Ground Granulated Blast Furnace Slag Concrete by Using Artificial Neural Network*, Presented at the 9th International Congress on Advances in Civil Engineering.

Ngày nhận bài: 14/4/2021

Ngày chấp nhận đăng: 06/5/2021

Người phản biện: TS. Lâm Hữu Quang

TS. Phạm Thái Bình