

Mô phỏng cường độ bê tông 28 ngày tuổi sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo tối ưu hóa với thuật toán giải thuật di truyền

■ TS. LÝ HẢI BÀNG; TS. NGUYỄN THÙY ANH

Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải

TÓM TẮT: Mạng lưới thần kinh nhân tạo gần đây đã được sử dụng rộng rãi để mô phỏng nhiều bài toán trong lĩnh vực kỹ thuật xây dựng. Trong nghiên cứu này, mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) với thuật toán Levenberg - Marquardt (LM) và mô hình ANN tối ưu hóa bằng giải thuật di truyền (ANN-GA) được xây dựng để dự đoán cường độ nén của bê tông cường độ cao (HPC) ở 28 ngày tuổi. Hai mô hình trên được phát triển thông qua quá trình huấn luyện và kiểm chứng, sử dụng 425 kết quả thí nghiệm từ các nghiên cứu quốc tế. Các tham số đầu vào của bài toán là xi măng, xi lô cao, tro bay, nước, phụ gia siêu dẻo, cốt liệu thô, cốt liệu mịn và tuổi HPC, cường độ nén của HPC là hàm mục tiêu của mô hình mô phỏng. Hai tiêu chí là hệ số tương quan (R) và sai số toàn phương trung bình (RMSE) đã được sử dụng để đánh giá hiệu quả dự báo các mô hình đề xuất. Kết quả cho thấy, cả hai mô hình đều có khả năng dự đoán tốt, trong đó mô hình ANN-GA có hiệu quả dự báo cao hơn. Nghiên cứu này cho thấy các mạng thần kinh nhân tạo có tiềm năng cao để dự đoán giá trị cường độ HPC và cho thấy tính hiệu quả của công cụ tối ưu hóa mạng nơ-ron.

TỪ KHÓA: Trí tuệ nhân tạo (AI), mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), bê tông hiệu suất cao (HPC), cường độ nén, giải thuật di truyền

ABSTRACT: Artificial neural networks have been widely used to solve many problems in many areas related to civil engineering. In this work, ANN with Levenberg-Marquardt algorithm and ANN optimized by Genetic Algorithm (ANN-GA) were developed to predict the compressive strength of high-performance concrete (HPC) at the age of 28 days. In order to construct the models, the training and testing datasets were developed using 425 experimental results gathered in the literature. The input parameters of the problem were the contents of cement, blast furnace slag, fly ash, water, superplasticizer, coarse aggregate, fine aggregate, and testing age, whereas the compressive strength of HPC was the predicted

output. Two commonly used quality assessment criteria, namely the correlation coefficient (R) and root mean square error (RMSE), were used to validate and compare the performance of the developed models. The results showed that both models exhibited good predictability, but the ANN-GA was more effective than ANN. The results of the study showed that ANN exhibited a high potential in predicting the compressive strength of HPC, and GA was successfully used to improve the prediction performance of ANN.

KEYWORDS: Artificial Intelligence (AI), Artificial Neural Network (ANN), High performance concrete, compressive strength, genetic algorithm.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bê tông là một loại vật liệu được sử dụng rộng rãi trong các kết cấu công trình bởi nhiều tính năng đặc biệt của nó. Cùng với sự phát triển của các công nghệ kỹ thuật xây dựng, sự phát triển của công nghệ bê tông mới cũng đóng một vai trò rất quan trọng. Ngày càng có nhiều loại vật liệu mới ra đời và đã được ứng dụng rộng rãi trong các kết cấu công trình hiện đại. Bê tông cường độ cao (High Performance Concrete - HPC) là một trong những loại vật liệu mới có thêm các tính chất cơ lý được cải thiện, mang lại sự tiến bộ trong công nghệ vật liệu và kết cấu xây dựng. HPC được hiểu là một loại bê tông xi măng với các đặc tính cơ bản như: cường độ chịu nén cao, chịu kéo uốn rất cao, mô-đun đàn hồi cao, bền vững và ổn định dưới các tác động xâm thực bất lợi của môi trường... và nhiều đặc tính khác, rất hữu ích trong xây dựng hạ tầng giao thông. Nhờ sự cải thiện các tính chất cơ học này mà HPC được sử dụng rộng rãi trong các công trình xây dựng, đặc biệt là trong các tòa nhà cao tầng, xây dựng đường bộ, cầu dài và đường hầm [1]. Bản chất của công nghệ trong quy trình sản xuất HPC là làm cho nó càng đặc càng tốt. Do đó, các quy tắc để phân biệt HPC so với bê tông thường là: (i) Việc sử dụng kích thước cốt liệu nhỏ, (ii) bổ sung các vật liệu xi măng như muối silic hoặc tro bay và (iii) quan trọng nhất là ứng dụng của phụ gia siêu (hòa) dẻo để giảm tỷ lệ nước trên chất kết dính [1]. Để chế tạo HPC, các vật liệu cấu thành

cũng như tỷ lệ của chúng cần phải được lựa chọn và kiểm soát một cách cẩn thận. Một số nghiên cứu trong các tài liệu [2,3] đã đề xuất các phương pháp thiết kế hỗn hợp cho HPC. Mục tiêu chính của các nghiên cứu này là để có được sự kết hợp các vật liệu cấu thành và tỷ lệ tương ứng để tạo ra HPC với các tính chất cơ học được cải thiện.

Cường độ nén của HPC là một tính chất cơ học quan trọng, thu hút được sự quan tâm của nhiều nhà nghiên cứu. Hiện nay, việc xác định cường độ nén của HPC chủ yếu dựa trên việc thực hiện các thí nghiệm trong phòng thí nghiệm. Tuy nhiên, quy trình thí nghiệm này rất tốn thời gian, tốn kém và còn yêu cầu một số thiết bị đặc biệt. Do đó, các nhà nghiên cứu đã cố gắng để xuất một số công thức chỉ ra mối tương quan thực tế giữa cường độ nén HPC với một số tính chất hoặc thông số cơ học liên quan. Zhou và cộng sự [4] đã nghiên cứu ảnh hưởng của cốt liệu đến cường độ nén HPC và kết luận rằng nó có thể được dự đoán bằng một số công thức, ngoại trừ các trường hợp cốt liệu có mô-đun rất thấp hoặc rất cao. Duval và Kadri [5] đã nghiên cứu ảnh hưởng của muối silic đến cường độ nén HPC và đưa ra mô hình dự đoán một hệ số tương quan 0,991. Chan và cộng sự [6] đã xuất một mô hình liên quan đến độ bền và độ xốp của HPC sau khi tiếp xúc với nhiệt độ cao. Rashid và cộng sự [7] đã nghiên cứu mối tương quan của một số tính chất cơ học, bao gồm mô-đun đàn hồi, độ bền kéo và ảnh hưởng của kích thước mẫu vật đến cường độ nén. Nội dung, các nghiên cứu này cung cấp các công thức thực nghiệm dựa trên kết quả thí nghiệm để xác định cường độ nén của HPC một cách nhanh chóng nhưng gần đúng. Tuy nhiên, nhược điểm của các phương pháp này là nó chỉ có thể tính toán được với một số lượng tham số giới hạn trong xây dựng các hàm quan hệ. Do đó, cách tiếp cận phương trình thực nghiệm trở nên không thực tế khi số lượng tham số đầu vào lớn.

Gần đây, trong lĩnh vực kỹ thuật xây dựng, các phương pháp hiện đại và tiên tiến hơn đã được giới thiệu, trong đó có thể kể đến kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence - AI). Trong kỹ thuật xây dựng, trí tuệ nhân tạo đã được sử dụng và phát triển cho mục đích dự đoán và tối ưu hóa khác nhau, chẳng hạn như dự đoán cường độ nén của bê tông [8] và dự đoán cường độ cắt dầm bê tông gia cố sợi [9]. Các ví dụ khác là xác định thiết kế hai trong cấu trúc xương [10] và tối ưu hóa hình dạng của đập vòm [11]. Sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) có thể cung cấp giải pháp làm tăng độ chính xác của việc tính toán hàm mục tiêu. Tuy nhiên, các mô hình khác nhau dựa trên trí tuệ minh nhân tạo có thể ảnh hưởng đến hiệu suất của việc tính toán [12].

Mục tiêu chính của nghiên cứu này là để xuất các mô hình AI phù hợp dựa trên trí tuệ nhân tạo để dự đoán cường độ nén của HPC. Với mục đích này, mô hình ANN sử dụng thuật toán Levenberg - Marquardt và mô hình ANN được tối ưu hóa bằng giải thuật di truyền (ANN-GA) được phát triển để dự đoán và so sánh hiệu quả. Mô hình đề xuất đã được thử nghiệm với 425 dữ liệu thí nghiệm cường độ nén được thu thập từ các công bố quốc tế với 8

thông số đầu vào và cường độ nén của HPC 28 ngày tuổi là hàm mục tiêu.

2. CƠ SỞ DỮ LIỆU VÀ MÔ HÌNH DỰ BÁO

2.1. Dữ liệu thí nghiệm

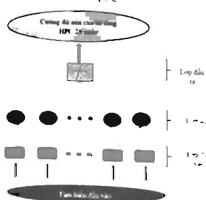
Dữ liệu nghiên cứu của nghiên cứu này bao gồm 425 mẫu HPC 28 ngày tuổi được thu thập từ kết quả công bố trong các bài báo [13-16]. Tất cả các mẫu được chế tạo bằng xi măng Portland thông thường (OPC) và được xử lý trong điều kiện bình thường. Dữ liệu thí nghiệm HPC có sẵn trong tài liệu đã sử dụng mẫu vật có kích thước và hình dạng khác nhau. Chúng được chuyển đổi thành kết quả cường độ nén với mẫu hình trụ 150 mm dựa trên các tiêu chuẩn hiện có, như IS 516 1959 và GB 50205 2001. Cường độ nén HPC được dự đoán dựa vào 8 biến đầu vào: xi măng (X_1), xi lê cao (X_2), tro bay (X_3), nước (X_4), phụ gia siêu dẻo (X_5), cốt liệu thô (X_6), cốt liệu mịn (X_7) và ngày tuổi HPC (X_8).

2.2. Mạng nơ-ron nhân tạo và thuật toán Levenberg Marquart

Trong những thập kỷ qua, việc sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) đã trở nên phổ biến trong kỹ thuật xây dựng công trình. Mạng lưới thần kinh nơ-ron nhân tạo là một dạng của thuật toán học máy, mô phỏng bài toán dựa trên nguyên lý sinh học của bộ não con người. Các điều kiện của dữ liệu đầu vào và các nguyên lý cơ học, vật lý, hóa học không cần phải được xác định rõ ràng khi sử dụng thuật toán học máy nói chung và ANN nói riêng. Kỹ thuật mô phỏng dựa trên ANN 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.

Kiến trúc điển hình của mạng ANN thường bao gồm ba lớp: lớp đầu vào, lớp ẩn (bao gồm các tế bào thần kinh) và lớp đầu ra (Hình 2.1). Lớp ẩn ở giữa có nhiệm vụ mô phỏng, tìm ra mối liên hệ phi tuyến giữa các biến đầu vào và đầu ra của vấn đề được xem xét. Trong nghiên cứu này, hàm chức năng sigmoid đã được sử dụng để mô hình hóa tương quan phi tuyến, được gán vào các tế bào thần kinh trong lớp ẩn, với phương trình như sau:

$$v = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



Hình 2.1: Kiến trúc của mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được sử dụng trong nghiên cứu này liên quan đến 8 biến đầu vào và một biến đầu ra

Số lượng tế bào thần kinh tối ưu trong lớp ẩn phụ thuộc vào tung bậc toán có quá lớn hoặc quá nhỏ, nó

có thể sẽ ảnh hưởng đến hiệu quả của việc dự báo [17]. Trong nghiên cứu này, sau nhiều thử nghiệm, 8 tế bào thần kinh cho lớp ẩn bằng với kích thước của lớp đầu vào đã được chọn, phù hợp với số được đề xuất bởi Behnood và Golaftshani [18]. Cuối cùng, thuật toán Levenberg Marquard đã được chọn cho quá trình đào tạo mô hình ANN do hiệu quả cao [19].

2.3. Thuật toán giải thuật di truyền (Genetic algorithm)

Giải thuật di truyền (Genetic Algorithm - GA) là kỹ thuật giải quyết bài toán bằng cách mô phỏng theo sự tiến hóa của con người hay của sinh vật nói chung (dựa trên thuyết tiến hóa con người của Darwin) trong điều kiện môi trường sống luôn thay đổi. Thuật giải di truyền là một hướng tiếp cận tính toán gần đúng, nghĩa là mục tiêu của thuật giải di truyền không nhằm đưa ra lời giải chính xác tối ưu mà là đưa ra lời giải tương đối tối ưu. Lý thuyết này do John Henry Holland đề xuất vào giữa thập niên 70 của thế kỷ XX. Thuật giải di truyền về bản chất là thuật toán tìm kiếm dựa theo quy luật của quá trình tiến hóa tự nhiên. Giải thuật kết hợp sự sống sót của cấu trúc khỏe nhất trong số các cấu trúc biểu diễn các nhiệm vụ khác nhau với một sự trao đổi thông tin được lựa chọn ngẫu nhiên để tạo thành một thuật toán tìm kiếm.

Thuật toán giải thuật di truyền là việc tính toán tối ưu hóa, sử dụng các biểu diễn nhị phân và các sơ đồ để mô hình hóa sự chọn lọc, lai ghép và đột biến. GA đã được áp dụng thành công cho nhiều lĩnh vực như tối ưu hóa [20], học máy, mạng thần kinh [21] và bộ điều khiển logic mờ [22]. Giải thuật di truyền sử dụng ba toán tử sau đây:

- **Lựa chọn:** Một kế hoạch lựa chọn được áp dụng để xác định cách các cá thể được chọn để giao phối dựa trên khả năng tồn tại và sinh sản trong môi trường. Lựa chọn tạo ra dân số mới từ thế hệ cũ, do đó bắt đầu một thế hệ mới. Mỗi nhiệm vụ cần được đánh giá trong thế hệ hiện tại để xác định giá trị thế lực của nó. Giá trị thế lực này được sử dụng để chọn các nhiệm vụ tốt hơn từ quần thể cho thế hệ tiếp theo.

- **Sự trao đổi chéo hoặc tái tổ hợp:** Sau khi lựa chọn, hoạt động trao đổi chéo được áp dụng cho các nhiệm vụ để được chọn. Nó liên quan đến việc hoán đổi gen hoặc chuỗi trong chuỗi giữa hai cá thể. Quá trình này được lặp lại với các cá thể cha mẹ khác nhau cho đến khi thế hệ tiếp theo có đủ các cá thể. Sau khi trao đổi chéo, toàn bộ đột biến được áp dụng cho một tập hợp con được chọn ngẫu nhiên của quần thể.

- **Đột biến:** Đột biến làm thay đổi nhiệm vụ theo những cách nhỏ để đưa ra những đặc điểm tốt mới. Nó được áp dụng để mang lại sự đa dạng trong dân số.

Trong nghiên cứu này, thuật toán giải thuật di truyền được sử dụng để tối ưu hóa và tìm ra trọng số, độ lệch cho các tế bào thần kinh trong lớp ẩn của mạng ANN.

2.4. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình

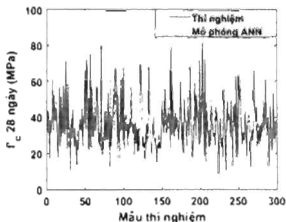
Để đánh giá kết quả dự báo do các mô hình AI đưa ra, hai tiêu chí được sử dụng trong nghiên cứu này là hệ số tương quan (R) (correlation coefficient) và sai số RMSE (Root Mean Square Error).

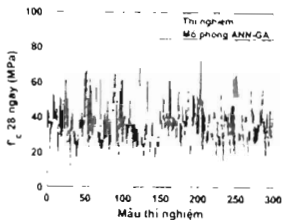
R là một chỉ tiêu quan trọng trong phân tích hồi quy. Chỉ số R biểu diễn tương quan giữa kết quả dự đoán và đầu ra thực tế, có giá trị thay đổi từ 0 đến 1. Giá trị của R càng cao thì càng biểu thị mối tương quan tốt giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế. Chỉ số RMSE là một phương pháp xác định sai số khác, dựa trên chênh lệch bình phương trung bình giữa đầu ra được dự đoán và đầu ra thực tế. Giá trị RMSE thấp cho thấy hiệu suất tốt hơn của thuật toán AI. Công thức tính R và RMSE có thể được tham khảo trong các tài liệu trích dẫn [23].

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

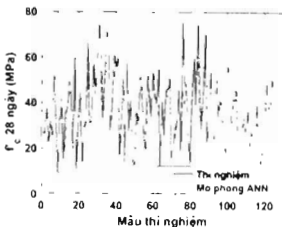
Cơ sở dữ liệu chứa 425 số liệu được chia thành hai tập con: Tập huấn luyện (70% dữ liệu) và tập kiểm chứng (30% dữ liệu còn lại), được chọn ngẫu nhiên từ cơ sở dữ liệu ban đầu theo hàm xác suất phân phối chuẩn. Mặc dù các tỷ lệ đào tạo/kiểm chứng khác nhau có thể được sử dụng. Trong bài báo này, tỷ lệ 70/30 cho các bộ dữ liệu huấn luyện/kiểm chứng đã được chọn, như được đề xuất trong nghiên cứu [24]. Phân tích thống kê đã được thực hiện để chứng minh rằng sự lựa chọn của các tham số đầu vào không có mối tương quan chéo nào giữa cường độ nén của HPC và 8 biến đầu vào [13-16]. Hai mô hình ANN được đề xuất là mô hình ANN sử dụng thuật toán Levenberg Marquard và mô hình ANN được tối ưu hóa bằng thuật toán giải thuật di truyền. Cấu trúc mô hình gồm ba lớp với 8 nơ-ron trong một lớp ẩn duy nhất đã được áp dụng trong cả hai mô hình. Tất cả các giá trị của bài toán, bao gồm đầu vào và hàm mục tiêu, được chuẩn hóa về khoảng giá trị từ 0 đến 1 để giảm thiểu sai số do mô phỏng tạo ra. Trong các bài toán dự báo nói chung, năng lực dự báo của mô hình là quan trọng nhất. Nó được thể hiện thông qua các chỉ tiêu đánh giá sai số, như đã trình bày ở phần trước.

Hình 3.1 và 3.2 cho thấy giá trị cường độ nén của các thí nghiệm thu được (đường liên tục) và các giá trị dự đoán (không liên tục) từ tập huấn luyện và tập kiểm chứng của hai mô hình ANN và ANN-GA. Cường độ nén dự đoán của 298 mẫu trong tập huấn luyện của cả hai mô hình để xuất rất khớp với các kết quả của mô phỏng. Với tập dữ liệu kiểm chứng, 127 kết quả thí nghiệm cũng được dự báo với sai số nhỏ qua cả hai công cụ ANN và ANN-GA. Cu cuối, các sai số và tương quan giá trị kết quả thí nghiệm và mô phỏng sẽ được đánh giá ở phần tiếp theo.

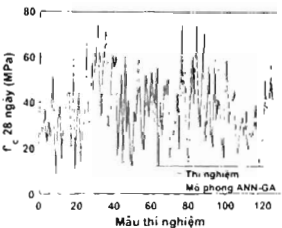




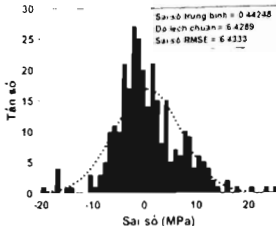
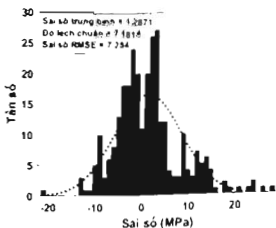
Hình 3.1: Các giá trị thí nghiệm và mô phỏng về cường độ nén của HPC 28 ngày với mô hình ANN và ANN-GA cho tập huấn luyện



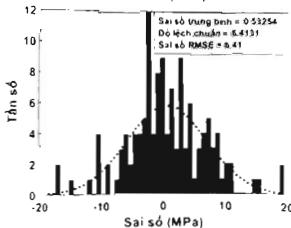
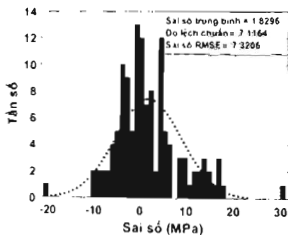
Hình 3.2: Các giá trị thí nghiệm và mô phỏng về cường độ nén của HPC 28 ngày với mô hình ANN và ANN-GA cho tập kiểm chứng



Hình 3.3: Mật độ xác suất sai số cho tập huấn luyện và mô hình ANN và ANN-GA



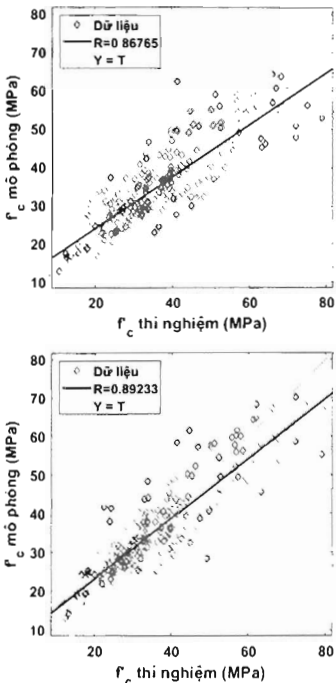
Hình 3.3: Mật độ xác suất sai số cho tập huấn luyện và mô hình ANN và ANN-GA



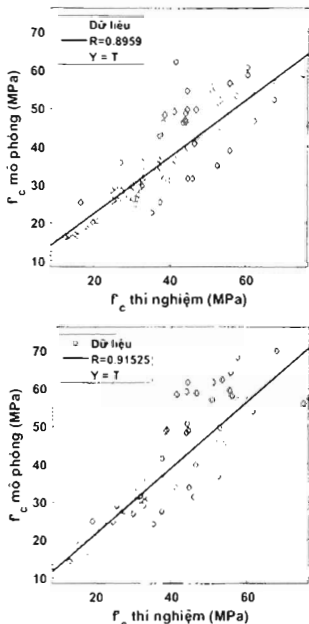
Hình 3.4: Mật độ xác suất sai số cho tập kiểm chứng với mô hình ANN và ANN-GA

Hình 3.3. và 3.4 thể hiện mật độ xác suất sai số cho tập huấn luyện và tập kiểm chứng của hai mô hình ANN và ANN-GA. Phân tích sai số cho thấy, đối với phân huấn luyện, cả hai mô hình AI đều mang lại kết quả tốt trong phạm vi hợp lý (nghĩa là, có rất ít mẫu có sai số lớn hơn 10 MPa và sai số chủ yếu trong phạm vi ± 4 MPa). Tuy nhiên, mô hình ANN-GA có phạm vi sai số nhỏ hơn, cho thấy mô hình này có năng lực dự báo tốt hơn. Tương tự, đối với phân kiểm chứng, cả hai mô hình ANN và ANN-GA đều cung cấp kết quả dự đoán tốt, dựa trên các phân tích thống kê của sai số (Hình 3.4). Đặc biệt, mô hình ANN-GA cho sai số thấp hơn hẳn mô hình ANN truyền thống.

Hình 3.5 và 3.6 cho thấy, hai mô hình AI để xuất có mối tương quan tuyến tính mạnh giữa các giá trị cường độ nén được dự đoán và cường độ nén thực tế. Hiệu quả dự báo các giá trị cường độ nén của dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng là tốt, với $R = 0,86765$ và $R = 0,8959$ cho thuật toán ANN; và $R = 0,89233$, $R = 0,91525$ cho thuật toán ANN-GA. Một lần nữa, các giá trị cường độ nén của HPC 28 ngày tuổi có thể được ANN và ANN-GA dự đoán thành công với các sai số nằm trong khoảng giá trị hợp lý. Những quan sát như vậy đã chỉ ra rằng, hai thuật toán này là hữu hiệu và rất có tiềm năng để dự đoán giá trị cường độ nén của HPC 28 ngày. Vì ANN-GA đã áp dụng thuật toán giải thuật di truyền để tối ưu hóa cấu trúc của ANN, nên trong trường hợp này, hiệu quả dự báo của ANN-GA tốt hơn ANN truyền thống.



Hình 3.5: Kết quả tương quan của các giá trị cường độ nén thực tế và dự đoán cho phần huấn luyện của mô hình ANN và ANN-GA



Hình 3.6: Kết quả tương quan của các giá trị cường độ nén thực tế và dự đoán cho phần kiểm chứng của mô hình ANN và ANN-GA

4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Mạng lưới thần kinh nhân tạo có khả năng học hỏi và khái quát hóa từ các dữ liệu, điều này làm cho mạng lưới thần kinh nhân tạo trở thành một công cụ mạnh mẽ để giải quyết các số vấn đề kỹ thuật phức tạp. Trong nghiên cứu này, tận dụng các ưu điểm của mạng lưới thần kinh nhân tạo để dự đoán cường độ nén của HPC 28 ngày mà không cần dùng bất kỳ thí nghiệm nào với hai kiến trúc mạng nơ-ron nhân tạo là ANN và ANN-GA. Hai mô hình AI được phát triển với cấu trúc mạng [8-8-1]. Khả năng dự đoán của các mô hình AI được đánh giá bằng hai tiêu chí là hệ số tương quan R và sai số RMSE. Kết quả cho thấy các mô hình AI được phát triển trong nghiên cứu này đã thực hiện tốt việc dự đoán cường độ nén HPC 28 ngày, nhưng ANN-GA ($R = 0,91525$, $RMSE = 6,41$) cho hiệu suất tốt hơn so với ANN. Do đó, có thể kết luận rằng, các mô hình AI là một phương pháp đầy hứa

hên để dự đoán cường độ nén của HPC, ngoài ra có thể được áp dụng để dự đoán các tính chất quan trọng khác của HPC như cường độ kéo, cường độ uốn hoặc mô-đun đàn hồi. Nhìn chung, nghiên cứu này giúp cho việc lựa chọn các mô hình AI phù hợp để xác định nhanh các tính chất cơ học của HPC.

Tài liệu tham khảo

- [1]. E. Nawy (2001), *Fundamentals of High-Performance Concrete*, vol. John Wiley, no. NJ, USA.
- [2]. P.-K. Chang and Y.-N. Peng (2001), *Influence of mixing techniques on properties of high performance concrete*, *Cem. Concr. Res.*, vol.31, no.1, pp.87-95, doi: [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(00\)00439-7](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(00)00439-7).
- [3]. V. Q. Tran et al. (2019), *Effect of temperature on the chloride binding capacity of cementitious materials*, *Mag. Concr. Res.*, pp.1-14, Dec., doi: 10.1680/jmacr.19.00484
- [4]. F. P. Zhou, F. D. Lydon, and B. I. G. Barr (1995), *Effect of coarse aggregate on elastic modulus and compressive strength of high performance concrete*, *Cem. Concr. Res.*, vol.25, no.1, pp.177-186, doi: [https://doi.org/10.1016/0008-8846\(94\)00125-1](https://doi.org/10.1016/0008-8846(94)00125-1).
- [5]. R. Duval and E. H. Kadri (1998), *Influence of Silica Fume on the Workability and the Compressive Strength of High-Performance Concretes*, *Cem. Concr. Res.*, vol.28, no.4, pp.533-547, doi: [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(98\)00010-6](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(98)00010-6).
- [6]. Y. N. Chan, X. Luo and W. Sun (2000), *Compressive strength and pore structure of high-performance concrete after exposure to high temperature up to 800°C*, *Cem. Concr. Res.*, vol.30, no.2, pp.247-251, doi: [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(99\)00240-9](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(99)00240-9).
- [7]. P. Rashid, M.A.; Mansur, M.A.; Paramasivam (2002), *Correlations between Mechanical Properties of High-Strength Concrete*, *J. Mater. Civ. Eng.*, pp.230-238.
- [8]. S. Shams, M. Monjezi, V. J. Majid and D. J. Armaghani (2015), *Application of fuzzy inference system for prediction of rock fragmentation induced by blasting*, *Arab. J. Geosci.*, vol.8, no.12, pp.10819-10832, doi: 10.1007/s12517-015-1952-y.
- [9]. H. Q. Yang, S. G. Xing, Q. Wang and Z. Li (2018), *Model test on the entrainment phenomenon and energy conversion mechanism of flow-like landslides*, *Eng. Geol.*, vol.239, pp.119-125, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.03.023>.
- [10]. A. Kaveh and M. Maniat (Jun 2014), *Damage detection in skeletal structures based on charged system search optimization using incomplete modal data TT*, *IJCE*, vol.12, no.2, pp.193-200.
- [11]. H. Q. Yang, Y. Y. Zeng, Y. F. Lan and X. P. Zhou (2014), *Analysis of the excavation damaged zone around a tunnel accounting for geostress and unloading*, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, vol. 69, pp.59-66, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2014.03.003>.
- [12]. J. Zhou et al. (2019), *Slope stability prediction for circular mode failure using gradient boosting machine approach based on an updated database of case histories*, *Saf. Sci.*, vol.118, pp.505-518, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.05.046>.
- [13]. I.-C. Yeh (1998), *Modeling concrete strength with augment-neuron networks*, *J. Mater. Civ. Eng.*, pp.263-268.
- [14]. I.-C. Yeh (1999), *Design of high-performance concrete mixture using neural networks and nonlinear programming*, *J. Comput. Civ. Eng.*, pp.36-42.
- [15]. I.-C. Yeh (1998), *Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks*, *Cem. Concr. Res.*, pp.1797-1808.
- [16]. I.-C. Yeh (2006), *A mix proportioning methodology for fly ash and slag concrete using artificial neural networks*, *J. Mater. Civ. Eng.*, pp.597-604.
- [17]. A. K. Al-Shamir, J. H. Kim, T.-F. Yuan and Y. S. Yoon (2019), *Modeling the compressive strength of high-strength concrete: An extreme learning approach*, *Constr. Build. Mater.*, vol.208, pp.204-219, doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.02.165>.
- [18]. A. Behnood and E. M. Golareshani (2018), *Predicting the compressive strength of silica fume concrete using hybrid artificial neural network with multi-objective grey wolves*, *J. Clean. Prod.*, vol.202, pp.54-64, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepra.2018.08.065>.
- [19]. D.-K. Bui, T. Nguyen, J.-S. Chou, H. Nguyen-Xuan and T. D. Ngo (2018), *A modified firefly algorithm-artificial neural network expert system for predicting compressive and tensile strength of high-performance concrete*, *Constr. Build. Mater.*, vol.180, pp.320-333, doi: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.05.201>.
- [20]. D. T. Pham and D. Karaboga (Mar. 1997), *Genetic algorithms with variable mutation rates: Application to fuzzy logic controller design*, *Proc. Inst. Mech. Eng. Part I J. Syst. Control Eng.*, vol.211, no.2, pp.157-167, doi: 10.1243/0959615971539975.
- [21]. L. B. Booker, D. E. Goldberg and J. H. Holland, *Classifier systems and genetic algorithms*, *Artif. Intell.*, vol.40, no.1, pp.235-282, 1989, doi: [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(89\)90050-7](https://doi.org/10.1016/0004-3702(89)90050-7).
- [22]. M. A. Lee (1993), *Dynamic Control of Genetic Algorithms using Fuzzy Logic Techniques Visiting Industrial Fellow from Central Research, Evaluation*.
- [23]. H. B. Ly et al. (2019), *Prediction and sensitivity analysis of bubble dissolution time in 3D selective laser sintering using ensemble decision trees*, *Materials (Basel)*, vol.12, no.9, doi: 10.3390/ma12091544.
- [24]. M. S. Khorshed and A. O. Al-Thubaity (2013), *Comparative evaluation of text classification techniques using a large diverse Arabic dataset*, *Lang. Resour. Eval.*, vol.47, no.2, pp.513-538, doi: 10.1007/s10579-013-9221-8.

Ngày nhận bài: 30/3/2020

Ngày chấp nhận đăng: 02/5/2020

Người phản biện: TS. Mai Thị Hải Vân

TS. Trần Văn Quân