

Nghiên cứu tối ưu hóa mạng nơ-ron nhân tạo để dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông gia cố thép sợi

■ TS. LÝ HẢI BĂNG; TS. NGUYỄN THÙY ANH; ThS. MAI VĂN CHIẾN

Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải

TÓM TẮT: Việc sử dụng thép sợi trộn vào hỗn hợp bê tông đã được chứng minh là làm tăng đáng kể sức kháng cắt của nó. Việc tìm ra tỉ lệ tối ưu phù hợp với mục đích sử dụng của bê tông là một bài toán khó, đòi hỏi phải thực hiện nhiều thí nghiệm tốn kém. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả ứng dụng thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (PSO) để tối ưu mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), tạo ra công cụ dự báo ANN-PSO nhằm dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông gia cố thép sợi. Để thực hiện việc mô phỏng, 488 dữ liệu thí nghiệm đã được thu thập từ những công bố quốc tế. Bộ dữ liệu bao gồm ba nhóm biến đầu vào (kích thước hình học của dầm, thành phần hỗn hợp bê tông, thông tin sợi) và biến đầu ra (sức kháng cắt của dầm). Mô hình ANN-PSO và mô hình ANN cùng được xây dựng lên và so sánh năng lực dự báo. Việc đánh giá các mô hình được thực hiện và so sánh trên tập dữ liệu huấn luyện (70% dữ liệu) và tập dữ liệu kiểm chứng (30% dữ liệu còn lại) bằng các tiêu chí là hệ số tương quan Pearson (R) và sai số RMSE. Kết quả của nghiên cứu cho thấy, mô hình ANN có thể dự đoán chính xác khả năng chịu cắt tối đa của dầm bê tông gia cố sợi thép. Ngoài ra, mô hình ANN-PSO ($R = 0,95953$, $RMSE = 0,053003$) cho năng lực dự báo tốt hơn mô hình ANN ($R = 0,86982$, $RMSE = 0,084524$) với các chỉ số vượt trội hơn.

TỪ KHÓA: Trí tuệ nhân tạo (AI), mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), bê tông cốt sợi thép, sức kháng cắt.

ABSTRACT: The use of steel fibers into the concrete mix has been proved to increase the performance of reinforced concrete significantly. Finding the optimal ratio appropriate to the intended use of concrete is a difficult problem, requiring many expensive experiments. In this study, the authors applied herd optimization algorithm (PSO) to optimize artificial neural network model (ANN), creating ANN-PSO forecasting tool to predict the shear strength of reinforced steel beams and steel fibers. To perform the simulation,

488 experimental data were collected from international publications. The data set consists of three groups of input variables (beam geometry, concrete composition, fiber information) and output variables (shear resistance). ANN-PSO model and ANN model were built and compared forecasting capacity. The evaluation of the models was made and compared on training data set (70% data) and control data set (30% remaining data) by criteria of Pearson correlation coefficient (R) and root mean square error (RMSE). The results of the study show that the ANN model can accurately predict the maximum shear strength of reinforced steel beams. In addition, the ANN-PSO model ($R = 0.95953$, $RMSE = 0.053003$) provides better forecasting capacity than the ANN model ($R = 0.86982$; $RMSE = 0.084524$) with more superior indicators.

KEYWORDS: Artificial Intelligence (AI), Artificial Neural Network (ANN), steel fiber reinforced concrete, shear strength

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bê tông là vật liệu được sử dụng phổ biến nhất trong lĩnh vực xây dựng. Tuy nhiên, bê tông thông thường có cường độ chịu kéo khi uốn và độ bền dẻo thấp, kháng nứt không cao, dễ bị phá hoại giòn. Những nhược điểm này có thể khắc phục bằng cách bổ sung các loại sợi khác nhau, bao gồm sợi carbon, tổng hợp, thủy tinh hoặc thép vào trong thành phần cốt liệu. Các loại sợi tròn thêm vào có tác dụng thay đổi một số tính chất cơ lý của bê tông. Cho đến nay, bê tông cốt sợi đã được ứng dụng phổ biến và rộng rãi trên thế giới. Trong số đó, bê tông gia cố sợi thép (còn gọi là bê tông cốt sợi thép - SFRC) được ứng dụng rất nhiều cho các công trình như mặt đường ô tô, mặt đường sân bay, bản mặt cầu đường hầm, giữ ổn định mái dốc, sàn nhà công nghiệp, kết cấu chịu tải trọng động bởi nó có nhiều ưu điểm nổi bật như: tăng khả năng chịu tải của bê tông ngay cả trong trường hợp có vết nứt của bê tông, giảm chiều dày tấm bê tông, tăng độ bền, tăng

khả năng chống mài mòn và chi phí bảo dưỡng thấp. Đặc biệt, sợi thép có tác dụng tuyệt vời trong việc tăng cường ứng xử cắt của dầm bê tông cốt sợi thép [1]. Việc dự đoán về ứng xử cắt và cường độ cắt trong dầm bê tông cốt sợi thép liên quan đến các yếu tố khác nhau và rất phức tạp.

Các thông số chính liên quan là các thông số về sợi như hàm lượng sợi, hình dạng sợi, tỷ lệ khung sợi, độ bền kéo sợi, kích thước hình học của dầm và thành phần hỗn hợp bê tông. Cho đến nay, trên thế giới đã có nhiều công trình nghiên cứu dự đoán sức kháng cắt của dầm SFRC bằng cách đưa ra các phương trình toán học dựa trên các kết quả thực nghiệm. Bên cạnh đó, cũng có một số phương pháp dựa vào cơ chế của bài toán. Những nghiên cứu đáng được đề cập ở đây là công trình đưa trên việc thay đổi lý thuyết về trường nền cho dầm SFRC [2], hay mô hình kháng nén kép hoặc phương pháp tiếp cận dựa trên biến dạng dẻo. Một số cách tiếp cận theo hướng sửa đổi trường nền đã được thực hiện cho dầm SFRC có thể kể đến như việc viết lại các phương trình cơ học kết cấu của SFRC bị nứt [3,4], các giả định về vết nứt bị vỡ và dịch chuyển vết nứt trong SFRC [5], lập trình hiệu ứng của sợi dựa theo phần mềm VecTor2 [6], các thí nghiệm với tấm SFRC [7], phát triển mô hình tính toán kỹ thuật [8] để nâng cấp các phiên bản tính toán theo của mã mô hình sợi [9]. Hầu hết các phương pháp đưa trên việc sửa đổi trường nền này đều yêu cầu việc lập trình hoặc sử dụng các mô hình tính toán dựa trên phương pháp phần tử hữu hạn. Điều này khiến cho việc tiếp cận lời giải của bài là rất khó khăn. Cách tiếp cận theo mô hình kháng nén kép đánh giá khả năng chịu tải của bê tông trong vùng nén và khả năng chịu kéo của SFRC. Hạn chế của những phương pháp này là các giả định về cơ học không phản ánh tất cả các cơ chế làm việc của SFRC [10]. Các mô hình dựa trên biến dạng dẻo cũng đã được đề xuất trong nhiều công trình nghiên cứu khác nhau [11,12]. Các kết quả đưa ra được coi là hứa hẹn, tuy nhiên, chúng đòi hỏi phải nghiên cứu sâu hơn và kiểm chứng nhiều hơn nữa.

Trong những thập kỷ qua, có một phương pháp mới đã nhận được rất nhiều sự chú ý của các nhà khoa học, đó là phương pháp Trí tuệ nhân tạo (AI) dựa trên khoa học máy tính. Trong số các thuật toán AI, mạng nơ-ron nhân tạo ANN gần đây đang được sử dụng để mô phỏng các vấn đề kỹ thuật phức tạp. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng giải quyết được các bài toán có tính phi tuyến, phức tạp và đặc biệt trong các bài toán mà mối quan hệ giữa các yếu tố đầu vào và đầu ra không dễ được thiết lập một cách tường minh.

Trong tất cả các trường hợp, một mô hình thô của ANN thường được phát triển và huấn luyện bằng các kỹ thuật tối ưu hóa. Các thuật toán cổ điển như thuật toán lan truyền ngược (BP) đã được đề xuất về cơ bản để đào tạo ANN [13]. Tuy nhiên, mạng sử dụng thuật toán này tồn tại nhược điểm: dễ rơi vào điểm cực tiểu cục bộ đối với mạng nơ-ron truyền thẳng sử dụng các hàm kích hoạt phi tuyến [14]. Để giải quyết nhược điểm này, có thể sử dụng các thuật toán tối ưu hóa như thuật toán giải thuật

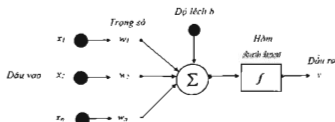
di truyền (GA) [15], tối ưu hóa bầy đàn (PSO) [16] hoặc thuật toán đàn kiến [17]. Tính năng tìm kiếm nghiệm của các thuật toán này có thể giúp cải thiện năng lực dự báo của ANN trong một số trường hợp. Vì vậy, mục đích chính của bài báo này là nghiên cứu ứng dụng mô hình ANN sử dụng thuật toán tối ưu hóa bầy đàn (PSO) để dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt sợi thép.

2. THIẾT LẬP MÔ HÌNH DỰ BÁO

2.1. Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)

Mạng lưới thần kinh nhân tạo (ANN) là một mô hình toán học được thiết kế để thực hiện một nhiệm vụ cụ thể, dựa trên cách thức hoạt động giống như bộ não của con người xử lý thông tin, tức là với sự trợ giúp của các đơn vị xử lý (tế bào thần kinh). Cho đến nay, ANN đã được sử dụng thành công cho nhiều lĩnh vực trong cuộc sống [18]. Liên quan đến xấp xỉ chức năng, các giải pháp đưa trên ANN thường chính xác hơn so với các giải pháp được cung cấp theo phương pháp truyền thống, như hồi quy phi tuyến đa biến, bên cạnh đó cũng không đòi hỏi kiến thức tốt về hình dạng hàm được mô hình hóa. Cấu trúc ANN được hình thành bởi ba hay nhiều lớp bao gồm một lớp đầu vào, một lớp ẩn và một hoặc nhiều lớp ẩn được mô tả ở Hình 2.1. Lớp đầu vào lấy giá trị của đầu vào và gửi chúng đến các nơ-ron có sẵn trong lớp ẩn. Bên trong mỗi nơ-ron, một tổng đầu vào và có trọng số được tính toán và giá trị này cộng với giá trị sai lệch được biến đổi bởi hàm kích hoạt. Cuối cùng, tín hiệu đầu ra được chuyển đến các nơ-ron ở lớp tiếp theo.

Mạng lưới thần kinh cần được đào tạo để thể hiện hiệu suất hiệu quả. Đào tạo có nghĩa là trọng số và độ lệch của mạng được xác định sao cho sai số tối thiểu giữa các mục tiêu (giá trị thực tế) và đầu ra (giá trị mạng) xảy ra. Do đó, trong quá trình đào tạo của các mạng lưới thần kinh, các thuật toán lan truyền ngược (BP) thường được sử dụng để huấn luyện mạng. Thuật toán Levenberg - Marquardt (LMA) thường là thuật toán lan truyền ngược nhanh nhất trong các bộ công cụ. Do đó, LMA được áp dụng trong nghiên cứu này.



Hình 2.1: Cấu trúc mạng ANN điển hình

2.2. Thuật toán Tối ưu hóa bầy đàn (PSO)

Tối ưu hóa bầy đàn là một thuật toán tiến hóa thông minh được lấy cảm hứng từ mô hình hóa việc đàn chim bay đi tìm kiếm thức ăn cho nên nó thường được xếp vào các loại thuật toán có sử dụng trí tuệ bầy đàn. Thuật toán PSO được giới thiệu vào năm 1995 tại hội nghị của IEEE bởi James Kennedy và cộng sự [16]. Thuật toán này có ưu điểm là tốc độ hội tụ rất nhanh trong số các thuật toán tối ưu khác và về cơ bản là liên tục. Do đó, nó có nhiều

ứng dụng quan trọng trong tất cả các lĩnh vực mà ở đó đòi hỏi phải giải quyết các bài toán tối ưu hóa.

Như đã trình bày ở phần trên, quá trình đào tạo ANN dẫn đến một vấn đề tối thiểu hóa có thể được giải quyết bằng các thuật toán cổ điển hoặc thuật toán tối ưu hóa. Trong mô hình lai ANN-PSO, PSO có liên quan để giảm thiểu các lỗi của ANN bằng cách xác định các giá trị tối ưu cho các trọng số và độ lệch của mô hình. Do đó, trong bài toán này, các biến là trọng số và độ lệch và không gian khả thi của bài toán phụ thuộc vào khoảng thời gian mà các biến này thay đổi.

3. PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH

3.1. Thu thập dữ liệu

Trong nghiên cứu này, 488 dữ liệu thí nghiệm về dầm SFRC đã được thu thập từ tài liệu công bố tại các tạp chí uy tín trên thế giới. Mô hình ANN sử dụng 16 biến đầu vào bao gồm: (1) chiều rộng sườn dầm (b_w); (2) chiều cao của mặt cắt dầm (H); (3) chiều cao có hiệu (d); (4) chiều dài nhịp (L); (5) chiều dài chịu cắt (a); (6) chiều dài chịu cắt có hiệu (a_e); (7) hàm lượng cốt thép (ρ); (8) cường độ chảy của thép (f_y); (9) tỷ lệ chiều dài chịu cắt với chiều cao có hiệu (a/d); (10) tỷ lệ chiều dài chịu cắt có hiệu và chiều cao có hiệu (a_e/d); (11) kích thước lớn nhất của cốt liệu (D_{max}); (12) cường độ nén của bê tông (f'_c); (13) tỉ lệ thể tích sợi thép (V_f); (14) tỷ lệ chiều dài/đường kính của sợi (l/d_f); (15) độ bền kéo của sợi ($f_{t,max,DC}$); (16) hệ số tính chất sợi (F). Tham số đầu ra được xét tới là sức kháng cắt của dầm SFRC. Bộ dữ liệu được sử dụng trong công việc này được chia ngẫu nhiên thành hai bộ dữ liệu con bằng cách sử dụng phân phối thống nhất, trong đó 70% dữ liệu tương ứng với 342 số liệu được sử dụng để đào tạo các mô hình ANN và 30% dữ liệu còn lại tương ứng với 146 số liệu được dùng trong việc kiểm chứng mô hình.

3.2. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình

Để đánh giá độ chính xác của mô hình ANN đã phát triển, hai tiêu chí được sử dụng là hệ số tương quan R và sai số RMSE. Công thức tính R và RMSE được tham khảo trong tài liệu trích dẫn [19].

3.3. Cấu trúc ANN

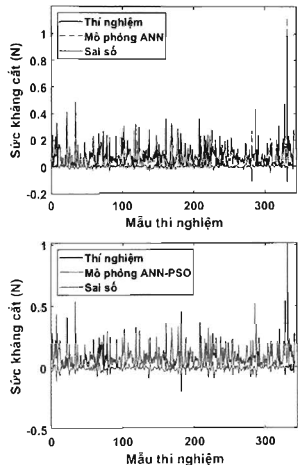
Hiệu quả của các mô hình ANN phụ thuộc vào cấu trúc của mạng nơ-ron (NN), tức là số lượng các lớp ẩn và số lượng tế bào thần kinh. Cấu trúc ANN được lựa chọn để dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt sợi trong nghiên cứu này gồm 3 lớp, trong đó: lớp đầu vào gồm 16 nơ-ron tương ứng với 16 biến đầu vào, lớp ẩn gồm 10 nơ-ron và lớp đầu ra gồm 01 nơ-ron đại diện cho giá trị sức kháng cắt.

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

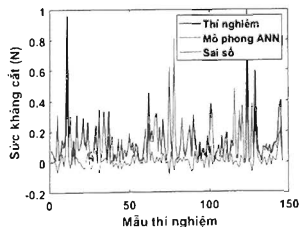
Theo mô tả ở trên, hai mô hình ANN được xem xét trong nghiên cứu này. Mô hình đầu tiên là mô hình ANN có trọng số và độ lệch được xác định bằng thuật toán lan truyền ngược (BP), tức là thuật toán Levenberg - Marquard (LMA) và mô hình thứ hai là mô hình ANN-PSO, được điều chỉnh bởi thuật toán tối ưu hóa PSO. Cấu trúc mô hình gồm ba lớp với 10 nơ-ron trong một lớp ẩn duy

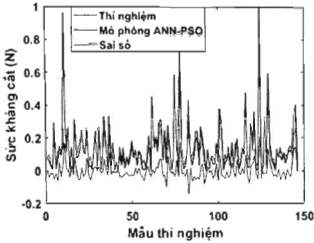
nất đã được áp dụng trong cả hai mô hình. Tất cả các giá trị của bài toán, bao gồm đầu vào và hàm mục tiêu, được chuẩn hóa về khoảng giá trị từ 0 đến 1 để giảm thiểu sai số do mô phỏng tạo ra. Trong các bài toán dự báo nói chung, năng lực dự báo của mô hình là quan trọng nhất. Nó được thể hiện thông qua các chỉ tiêu đánh giá sai số, như đã trình bày ở phần trước. Chính vì vậy, các kết quả ở những phần tiếp theo chỉ tập trung vào những chỉ tiêu đánh giá cho phần kiểm chứng mô hình.

Hình 4.1 và 4.2 cho thấy khả năng của các mô hình trong giai đoạn huấn luyện và kiểm chứng để dự đoán từng giá trị đo được của các mẫu thử nghiệm. Như có thể nhận thấy, cả hai mô hình ANN và ANN-PSO đều có khả năng dự đoán sức kháng cắt của hầu hết các mẫu thử nghiệm một cách chặt chẽ.



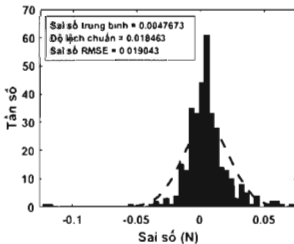
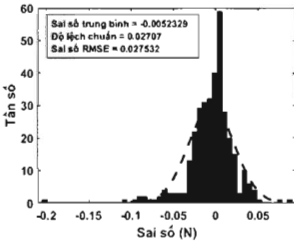
Hình 4.1: Sức kháng cắt dự đoán cho phần huấn luyện của mô hình ANN và ANN-PSO



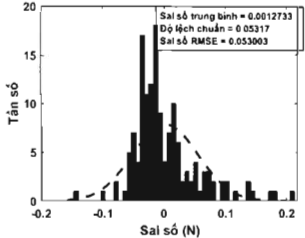
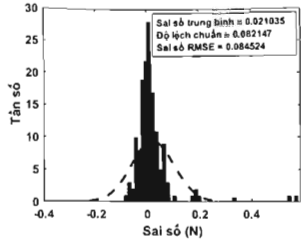


Hình 4.2: Sức kháng cắt dự đoán cho phần kiểm chứng của mô hình ANN và ANN-PSO

Kết quả sai số của huấn luyện mạng trong giai đoạn huấn luyện và kiểm chứng được thể hiện trên Hình 4.3 và 4.4. Hình 4.3 cho thấy giai đoạn huấn luyện của mô hình ANN, giá trị sai số RMSE = 0,027532, mô hình ANN-PSO cho giá trị sai số RMSE = 0,019043. Có thể thấy, một số cải tiến về hiệu suất của ANN đã được dẫn đến trong giai đoạn này bằng cách sử dụng thuật toán PSO sao cho giá trị RMSE đã giảm. Hình 4.4 cho thấy giai đoạn kiểm chứng của mô hình ANN-PSO với sai số RMSE = 0,053003 và giai đoạn này cũng đã được cải thiện hơn khi dùng mô hình ANN-PSO.

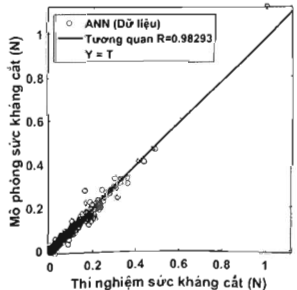


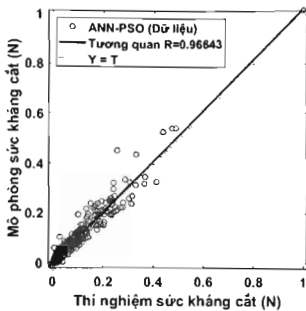
Hình 4.3: Kết quả sai số của phần huấn luyện cho mô hình ANN và ANN-PSO



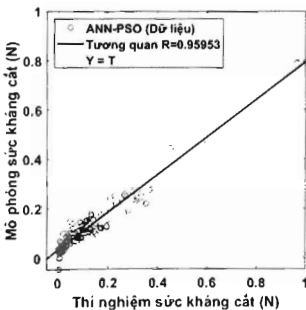
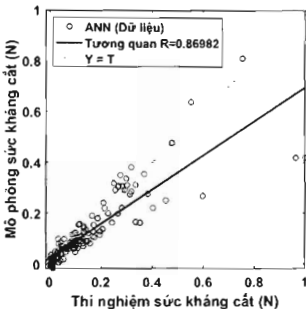
Hình 4.4: Kết quả sai số của phần kiểm chứng cho mô hình ANN và ANN-PSO

Hình 4.5 và 4.6 trình bày một kết quả điển hình trong dự báo sức kháng cắt của dầm bê tông cốt sợi. Đối với bộ dữ liệu huấn luyện, tương quan giữa kết quả mô phỏng và thí nghiệm đạt giá trị $R = 0,86756$ với mô hình ANN và $R = 0,89233$ với mô hình ANN-PSO. Đối với bộ dữ liệu kiểm chứng mô hình, kết quả tương quan R đạt được là $R = 0,8959$ với mô hình ANN và $R = 0,91525$ với mô hình ANN-PSO và sai số cũng tập trung chủ yếu với những giá trị sức kháng cắt lớn. Có thể thấy, một số cải tiến về hiệu suất của ANN đã được dẫn đến trong các giai đoạn này bằng cách sử dụng thuật toán PSO sao cho giá trị R tăng lên.





Hình 4.5: So sánh sức kháng cắt dự đoán và đo được của bộ huấn luyện cho mô hình ANN và ANN-PSO



Hình 4.6: So sánh sức kháng cắt dự đoán và đo được của bộ kiểm chứng cho mô hình ANN và ANN-PSO

5. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Trong nghiên cứu này, khả năng của các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo (AI) trong dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt sợi đã được kiểm tra. Số lượng dữ liệu dùng cho mô phỏng được tập hợp từ kết quả thí nghiệm đã được công bố trong các tạp chí uy tín trên thế giới. Để tiết kiệm thời gian và kinh phí cho việc tiến hành các thí nghiệm, một mô hình tối ưu hóa ANN-PSO đã được phát triển. Ngoài ra, để xác nhận và kiểm tra hiệu suất của mô hình ANN-PSO, một mạng nơ-ron nhân tạo ANN cũng được tạo ra và điều chỉnh bằng thuật toán lan truyền ngược (BP). Sức kháng cắt của dầm SFRC đã được dự đoán bởi cả hai mô hình ANN-PSO và ANN với cấu trúc mạng [16-10-1]. Kết quả chỉ ra rằng, cả hai mô hình ANN và ANN-PSO đều đạt hiệu suất tốt trong dự đoán sức kháng cắt, nhưng đã chứng minh rằng thuật toán PSO có khả năng cải thiện độ chính xác cao hơn của dự đoán. Do đó, thuật toán này là một cách tiếp cận tốt có thể được áp dụng trong thực tế để dự đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt sợi thép.

Tài liệu tham khảo

- [1]. J.-H. Hwang, D. H. Lee, H. Ju, K. S. Kim, S.-Y. Seo and J.-W. Kang (2013), *Shear behavior models of steel fiber reinforced concrete beams modifying softened truss model approaches*, Materials, vol.6, no.10, pp.4847-4867.
- [2]. F. J. Vecchio and M. P. Collins (1986), *The modified compression-field theory for reinforced concrete elements subjected to shear*, ACI J., vol.83, no.2, pp.219-231.
- [3]. A. Amin and S. J. Foster (2016), *Shear strength of steel fibre reinforced concrete beams with stirrups*, Engineering Structures, vol.111, pp.323-332.
- [4]. K. S. Kim, D. H. Lee, J.-H. Hwang and D. A. Kuchma (2012), *Shear behavior model for steel fiber-reinforced concrete members without transverse reinforcements*, Composites Part B: Engineering, vol.43, no.5, pp.2324-2334.
- [5]. D. H. Lee, S.-J. Han and K. S. Kim (2016), *Dual potential capacity model for reinforced concrete beams subjected to shear*, Structural Concrete, vol.17, no.3, pp.443-456.
- [6]. F. J. Vecchio (2000), *Disturbed stress field model for reinforced concrete: formulation*, Journal of structural engineering, vol.126, no.9, pp.1070-1077.
- [7]. J. Susetyo, P. Gauvreau and F. J. Vecchio (2013), *Steel fiber-reinforced concrete panels in shear: Analysis and modeling*, ACI Structural Journal, vol.110, no.2, pp.285.
- [8]. T. Soetens and S. Matthys (2017), *Shear-stress transfer across a crack in steel fibre-reinforced concrete*, Cement and Concrete Composites, vol.82, pp.1-13.
- [9]. M. di Prisco, M. Colombo and D. Dozio (2013), *Fibre-reinforced concrete in fib Model Code 2010: principles, models and test validation*, Structural Concrete, vol.14, no.4, pp.342-361.
- [10]. D. H. Lee, S.-J. Han, K. S. Kim and J. M. LaFave (2017), *Shear capacity of steel fiber-reinforced concrete beams*, Structural Concrete, vol.18, no.2, pp.278-291.

[11]. G. B. Batson and A. G. Youssef (1994), *Shear Capacity of Fiber Reinforced Concrete Based on Plasticity of Concrete: A Review*, Special Publication, vol.142, pp.141-166.

[12]. T. Y. Lim, P. Paramasivam and S. L. Lee (1987), *Shear and moment capacity of reinforced steel-fibre-concrete beams*, Magazine of concrete research, vol.39, no.140, pp.148-160.

[13]. Y. Le Cun, Y. Bengio and G. Hinton (2015), *Deep learning*, nature, vol.521, no.7553, pp.436-444.

[14]. K. Jadav and M. Panchal (2012), *Optimizing weights of artificial neural networks using genetic algorithms*, Int J Adv Res Comput Sci Electron Eng, vol.1, no.10, pp.47-51.

[15]. D. Whitley (1994), *A genetic algorithm tutorial*, Statistics and computing, vol.4, no.2, pp.65-85.

[16]. J. Kennedy and R. C. Eberhart (1997), *A discrete binary version of the particle swarm algorithm*, in 1997 IEEE International conference on systems, man and cybernetics. Computational cybernetics and simulation, vol.5, pp.4104-4108.

[17]. E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas (2007), *Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition*, in 2007 IEEE congress on evolutionary computation, pp.4661-4667.

[18]. O. Moselhi, T. Hegazy and P. Fazio (1991), *Neural networks as tools in construction*, Journal of construction engineering and management, vol.117, no.4, pp.606-625.

[19]. M. Shariati et al. (2019), *Application of a hybrid artificial neural network-particle swarm optimization (ANN-PSO) model in behavior prediction of channel shear connectors embedded in normal and high-strength concrete*, Applied Sciences, vol.9, no.24, p.5534.

Ngày nhận bài: 05/3/2020

Ngày chấp nhận đăng: 11/4/2020

**Người phản biện: TS. Lê Nguyễn Khương
TS. Phạm Thái Bình**