

Dự báo độ võng dài hạn của dầm bê tông cốt thép bằng mô hình học máy tối ưu hóa Jellyfish Search

Prediction of long-term deflection of reinforced concrete beams using Jellyfish Search optimization machine learning model

> **KS PHẠM CÔNG PHƯƠNG¹, TS TRƯƠNG ĐÌNH NHẬT^{2*}, PGS.TS NGUYỄN HỮU ANH TUẤN³, THS LÊ THỊ THÙY LINH⁴**

¹ HVCH Ngành Kỹ thuật xây dựng, Trường ĐH Kiến trúc TP.HCM; Email: 22xd09@uah.edu.vn

² GV Khoa Xây dựng, Trường ĐH Kiến trúc TP.HCM; Email: nhat.truongdinh@uah.edu.vn

³ GV Khoa Xây dựng, Trường ĐH Kiến trúc TP.HCM; Email: tuan.nguyenhuuanh@uah.edu.vn

⁴ GV Khoa Sư phạm Công nghiệp, ĐH Sư phạm Kỹ thuật, ĐH Đà Nẵng; Email: ttlinh@ute.udn.vn

*Corresponding author

TÓM TẮT

Độ võng dài hạn của dầm bê tông cốt thép (BTCT) luôn là một thách thức trong việc thiết kế kết cấu. Nghiên cứu này tập trung vào phát triển một mô hình học máy sử dụng thuật toán tối ưu hóa Jellyfish Search để dự báo độ võng dài hạn của dầm BTCT. Dựa trên bộ dữ liệu của nghiên cứu đã công bố, các mô hình học máy được xây dựng và đánh giá (bao gồm mô hình đơn và mô hình hỗn hợp) để chọn ra mô hình có độ chính xác cao nhất. Thuật toán tối ưu hóa Jellyfish Search được sử dụng để tối ưu hóa các tham số của mô hình được chọn. Kết quả tính toán sẽ được đánh giá lại với các kết quả của nghiên cứu trước đây. Kết quả so sánh cho thấy mô hình JS - Bagging ANN đạt được hiệu suất vượt trội với $R = 0.976$; $MAE = 3.988$ (mm); $RMSE = 1.777$ (mm); $MAPE = 14.154\%$ và $SI = 0.00$ (I). Do đó mô hình JS - Bagging ANN rất đáng tham khảo để dự báo độ võng dài hạn của dầm BTCT trong tính toán thiết kế.

Từ khóa: Độ võng dài hạn; dầm bê tông cốt thép; Jellyfish Search; mô hình học máy; tối ưu hóa.

ABSTRACT

The long-term deflection of reinforced concrete beams has always been a challenge in structural design. This study focuses on developing a machine learning model using the Jellyfish Search optimization algorithm to predict the long-term deflection of reinforced concrete beams. Based on a dataset from published research, machine learning models were built and evaluated (including single and ensemble models) to select the most accurate model. The Jellyfish Search optimization algorithm was used to optimize the parameters of the selected model. The comparison results showed that the JS - Bagging ANN model achieved superior performance with $R = 0.976$; $MAE = 3.988$ mm; $RMSE = 1.777$ mm; $MAPE = 14.154\%$; and $SI = 0.00$ (I). Therefore, the JS - Bagging ANN model is highly recommended for predicting the long-term deflection of reinforced concrete beams in structural design calculations.

Keywords: Long - term deflection; reinforced concrete beam; machine learning model; jellyfish search; optimization.

1. GIỚI THIỆU

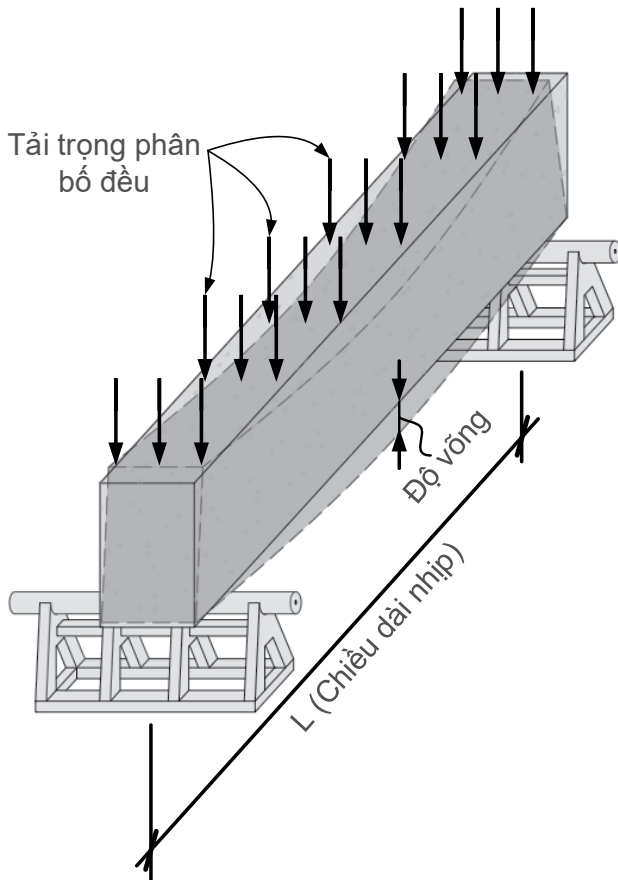
Dầm BTCT đóng vai trò rất quan trọng trong các công trình xây dựng. Độ võng dài hạn là mối quan tâm chính của các kỹ sư xây dựng khi thiết kế và đánh giá khả năng sử dụng dài hạn của các cấu kiện dầm BTCT. Độ võng tăng nhanh dần theo tuổi thọ của kết cấu do tác động cộng dồn của các yếu tố bên trong và bên ngoài, bao gồm các tác động của co ngót, tải trọng duy trì, biến dạng đàn hồi liên quan đến tải trọng tiêu chuẩn, và các yếu tố môi trường [1,2] (Hình 1). Hơn thế nữa, độ võng dài hạn còn tác động lên độ biến dạng trễ của các thành phần không thuộc kết cấu. Vì vậy, việc dự

báo chính xác độ võng dài hạn của dầm BTCT, đặc biệt trong giai đoạn thiết kế đóng vai trò rất quan trọng để đảm bảo an toàn cho công trình và tối ưu hóa thiết kế.

Trong những năm gần đây đã có nhiều nghiên cứu tập trung vào việc đánh giá độ võng dài hạn của dầm BTCT. Araújo (2005) [3] đã cải tiến phương pháp AIC để đánh giá độ võng của dầm BTCT, tuy nhiên phương pháp này còn nhiều hạn chế khi sử dụng cho độ võng dài hạn. Nguyễn Hữu Anh Tuấn (2020) [4] đã khảo sát ứng xử uốn của dầm BTCT thông qua biểu đồ mô men - độ cong tính toán theo TCVN 5574-2018 và đề xuất cách thiết lập biểu đồ quan hệ giữa

mô men uốn và độ cong của dầm bê tông cốt thép dựa trên quan hệ phi tuyến giữa ứng suất, độ biến dạng của bê tông và cốt thép. Phương pháp số [5] và phương pháp phần tử hữu hạn [6] cũng đã được sử dụng dự báo độ võng của dầm bê tông cốt thép nhằm xử lý mối quan hệ phi tuyến giữa bê tông và cốt thép.

Kỹ thuật học máy (ML) đang là tâm điểm của các nhà khoa học trong việc tìm ra các phương pháp nâng cao hiệu suất tính toán. ML là phương pháp phân tích dữ liệu và tính toán tự động hóa, nó có thể liên tục tự xử lý, khái quát, đánh giá và học hỏi từ dữ liệu được tạo ra để cho ra kết quả tốt nhất. ML được ứng dụng rộng rãi trong việc giải quyết các vấn đề về kỹ thuật như dự báo và đánh giá rủi ro [7] hay quản lý chất lượng [8].



Hình 1. Mô hình thí nghiệm độ võng của dầm BTCT

ML được xem là một công cụ mạnh mẽ trong tính toán hiện đại. Trong nghiên cứu này, các mô hình được đánh giá cao gần đây bao gồm Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Regression (SVR), Linear Regression (LR), Classification and Regression Tree (CART). Sẽ được sử dụng để đánh giá và kết hợp để tạo ra mô hình tối ưu nhất. Các siêu tham số của mô hình được chọn sẽ được tối ưu hóa nâng cao bằng thuật toán Jellyfish Search (JS) nhằm đem lại kết quả tốt nhất cho việc đánh giá độ võng dài hạn của dầm BTCT.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Mô hình đơn

2.1.1. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)

Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) là một mô hình tính toán được xây dựng dựa trên cảm hứng từ cấu trúc và hoạt động của hệ thần kinh trong não người. ANN bao gồm nhiều đơn vị tính toán, được gọi là "nơ-ron" hoặc "nơ-ron nhân tạo" được sắp xếp thành các lớp khác nhau và được sử dụng để mô phỏng quá trình học và xử lý thông tin. Mục đích

chính của nó là tối ưu hóa các trọng số để có thể đưa ra các dự đoán hoặc đầu ra chính xác dựa trên dữ liệu mới.

2.1.2. Mô hình hồi quy vec-tơ hỗ trợ (SVR)

Mô hình hồi quy vec-tơ hỗ trợ (SVR) hoạt động bằng cách "vẽ" một đường ranh giới giữa các điểm dữ liệu, được biểu diễn như những vec-tơ đặc trưng. Đường ranh giới này được lựa chọn sao cho khoảng cách giữa nó và các điểm dữ liệu là nhỏ nhất, giúp thu hẹp tối đa sai số dự đoán. Điểm mấu chốt của SVR nằm ở việc tìm kiếm hàm giả thuyết phù hợp nhất, đại diện cho mối quan hệ giữa dữ liệu đầu vào và giá trị cần dự đoán.

2.1.3. Mô hình hồi quy tuyến tính (LR)

Mô hình hồi quy tuyến tính (LR) được sử dụng để mô hình hóa mối quan hệ tuyến tính giữa biến đầu vào và biến mục tiêu (đầu ra) trong bài toán hồi quy. LR hoạt động bằng cách thiết lập một đường trong không gian đa chiều, đại diện cho mối quan hệ tuyến tính giữa các biến. Mục tiêu của LR là xác định mối liên kết giữa một biến phụ thuộc với hai hoặc nhiều biến độc lập.

2.1.4. Mô hình cây phân loại và hồi quy (CART)

Mô hình cây phân loại và hồi quy (CART) sử dụng cấu trúc cây để tạo ra một mô hình dự đoán dựa trên các quy tắc điều kiện. Bằng cách tạo ra một cấu trúc cây phân nhánh, CART chia nhỏ dữ liệu thành các nhóm nhỏ hơn, giúp đưa ra quyết định chính xác dựa trên các quy tắc đơn giản.

2.2. Mô hình hỗn hợp

2.2.1. Mô hình hỗn hợp Voting

Mô hình Voting là tập hợp các mô hình khác nhau đưa ra dự đoán trên cùng tập dữ liệu, nhưng thay vì sử dụng meta-model để học cách kết hợp các dự đoán, Voting sử dụng phương pháp thống kê đơn giản. Ưu điểm chính của mô hình Voting nằm ở khả năng tận dụng sự đa dạng trong các mô hình thành phần, giúp giảm thiểu sai sót và cải thiện độ chính xác tổng thể.

2.2.2. Mô hình hỗn hợp Bagging

Bằng cách giảm thiểu sự phụ thuộc vào một mô hình cụ thể, mô hình Bagging giúp giảm thiểu rủi ro do sự biến động ngẫu nhiên trong dữ liệu và tăng cường khả năng tổng quát hóa của mô hình.

2.2.3. Mô hình hỗn hợp Stacking

Mô hình hỗn hợp Stacking là một mô hình hai giai đoạn. Giai đoạn 1, mỗi mô hình đơn lẻ dự đoán một giá trị đầu ra. Sau đó, các kết quả đầu ra này được sử dụng làm đầu vào để đào tạo lại mô hình bằng các kỹ thuật học máy, nhằm đưa ra siêu dự đoán trong giai đoạn 2.

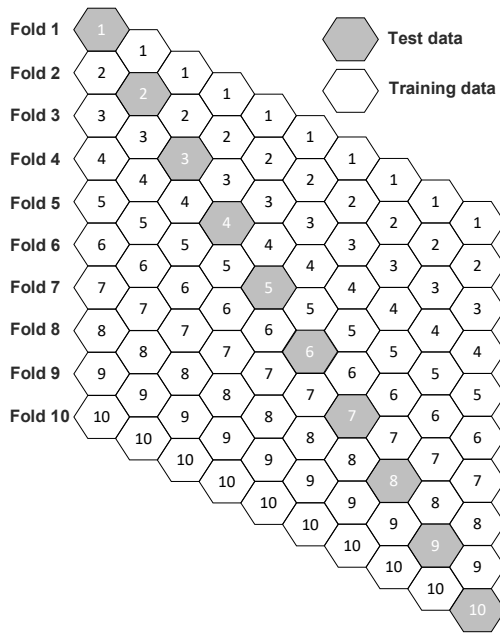
2.3. Lý thuyết tối ưu hóa về tìm kiếm sứa Jellyfish Search (JS)

Thuật toán Jellyfish Search (JS) được phát triển bởi Chou và Trương 2021 [9]. Thuật toán JS lấy cảm hứng từ chuyển động của đàn sứa. Tìm kiếm sứa dựa trên ba quy tắc lý tưởng hóa đó là thăm dò, khai thác và tối ưu hóa. Thuật toán này được thiết kế để giải quyết các bài toán tối ưu hóa phức tạp với ưu điểm là thời gian tính toán nhanh, hiệu suất cao và dễ tích hợp mô hình.

2.4. Đánh giá mô hình

2.4.1. Xác thực chéo K lần

Phương pháp xác thực chéo K lần được sử dụng để so sánh hai hoặc nhiều mô hình dự báo. Phương pháp này chia ngẫu nhiên mẫu dữ liệu thành K tập con, trong đó K-1 tập con được sử dụng để huấn luyện mô hình (dữ liệu học tập) và tập con còn lại được dùng để kiểm tra. Quá trình huấn luyện này được lặp lại K lần. Để so sánh các mô hình, giá trị trung bình của các kết quả đánh giá hiệu suất được tính toán. Kohavi (1997) chỉ ra rằng K = 10 đảm bảo tính hợp lệ phân tích, hiệu quả tính toán và độ lệch tối ưu [10]. Do đó, K = 10 được sử dụng trong nghiên cứu này.



Hình 2. Xác thực chéo K lần

2.4.2. Các chỉ số hiệu suất đánh giá mô hình

Năm chỉ số hiệu suất phổ biến để đánh giá độ chính xác của mô hình trong nghiên cứu này, lần lượt là: hệ số tương quan tuyến tính R, sai số trung bình tuyệt đối MAE, sai số bình phương trung bình RMSE, phần trăm sai số trung bình tuyệt đối MAPE và chỉ số tổng hợp SI, như sau.

$$R = \frac{n \sum y \cdot y' - (\sum y)(\sum y')}{\sqrt{n(\sum y^2)(\sum y')^2} \sqrt{n(\sum y'^2)(\sum y)^2}} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y - y'| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y' - y)^2} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y - y'}{y} \right| \quad (4)$$

$$SI = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{P_i - P_{min,i}}{P_{max,i} - P_{min,i}} \right) \quad (5)$$

Begin

1. Initialization stage

- (1) Subdivide the data into k subsets as learning data (training data and validation data) and test data
- (2) Initialize number of population, maximum iteration, and the boundary of optimized parameters.

2. Perform K folds such that, for each fold, the following steps are performed

while (t < Max_Iteration) **do**

2.1 JS operator

- (1) Calculate time control value
- (2) Jellyfish follows ocean current
- (3) Jellyfish moves inside swarm

end while

2.2 Bagging- ANN function for validation

- (1) Set the hyperparameters: N_n, N_b, σ
- (2) Train model with hyperparameters (N_n, N_b, σ) for Bagging- ANN
- (3) Evaluate the trained (optimized) model using validation data
- (4) Determine the fitness function $f(N_n, N_b, \sigma)$ by Eq. (6) and go to step 2.1

2.3 Have the stopping criteria been met?

- (1) If the criteria have been met, go to step 3.
- (2) Otherwise, go to step 2.1.

3. Optimized Bagging- ANNs model

- (1) Incorporate the optimized parameters (N_n, N_b, σ) into the model using learning data
- (2) Calculate the average accuracy over the k test folds from Eq. (1) to Eq. (5).
- (3) Save K optimal model

4. Plot stage

- (1) Evaluate the post-process results
- (2) Visualize the results and confirm the best solution.

End

Hình 3. Pseudocode mô hình lai JS-Bagging ANN.

Bảng 1: Các mô tả thống kê liên quan đến từng biến số trong bộ dữ liệu [11]

STT	Diễn giải nội dung	Biến số	Đơn vị	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất	Giá trị trung bình	Độ lệch chuẩn
1	Diện tích mặt cắt ngang	x1	$\times 10^3$ (mm ²)	6452	180000	41385	36695
2	Mô men quán tính	x2	$\times 10^6$ (mm ⁴)	5.83E+06	6.43E+08	1.56E+08	1.49E+08
3	Loại cốt thép	x3	-	-	-	-	-

STT	Diễn giải nội dung	Biến số	Đơn vị	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất	Giá trị trung bình	Độ lệch chuẩn
4	Diện tích cốt thép chịu kéo	x4	mm ²	30	2212	370.98	304.381
5	Khoảng cách từ biên xa nhất của miến bê tông chịu nén đến trọng tâm của cốt thép chịu kéo	x5	mm	56	318	155.54	61.482
6	Diện tích cốt thép chịu nén	x7	mm ²	0	852	54.58	129.439
7	Khoảng cách từ biên xa nhất của miến bê tông chịu kéo đến trọng tâm của cốt thép chịu nén	x8	mm	0	265	55.28	88.61
8	Độ ẩm tương đối	x10	%	34	82	60.22	13.889
9	Độ tuổi của bê tông	x11	ngày	7	120	28.15	11.225
10	Cường độ bê tông tại từng độ tuổi	x12	Mpa	10	46	26.75	7.074
11	Chiều dài nhịp	x13	mm	1000	7925	3704.84	1717.36
12	Tỷ lệ nhịp/chiều cao dầm	x14	-	8	70	23.04	13.924
13	Độ tuổi tại thời điểm chất tải	x15	ngày	6	232	47.3	55.629
14	Mômen uốn lớn nhất do tải trọng dài hạn gây ra	x16	N.m	0	54622	4614.23	7741
15	Hệ số ảnh hưởng đến công thức độ võng đàn hồi phụ thuộc phương pháp thống kê	x17	-	-	-	-	-
16	Mômen lớn nhất do tải trọng dài hạn tạm thời gây ra	x18	N.m	0	75490	7434.77	14396.851
17	Hệ số ảnh hưởng đến công thức độ võng đàn hồi phụ thuộc vào tải trọng phân bố đều	x19	-	-	-	-	-
18	Độ võng tức thời	x20	mm	1	431	15.09	31.834
19	Độ tuổi của bê tông tại thời điểm tính toán tổng độ võng	x21	ngày	88	3123	876.07	706.796
20	Tổng độ võng	y	mm	2	189	29.54	32.983

2.5. Mô hình học máy được tối ưu hóa

Các mô hình đơn và mô hình hỗn hợp lần lượt được so sánh và đánh giá bằng các chỉ số hiệu suất để chọn ra mô hình có hiệu suất tốt nhất. Mô hình được chọn sẽ được tối ưu lại một lần nữa bằng thuật toán tối ưu hóa Jellyfish Search nhằm đạt được hiệu quả dự báo tốt nhất.

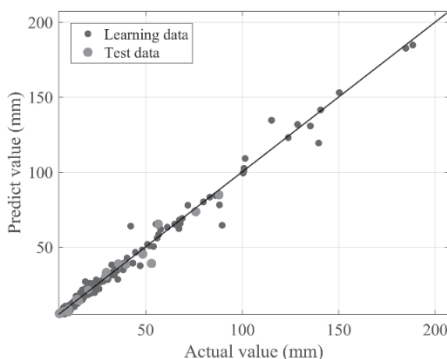
Ban đầu dữ liệu được phân thành tập dữ liệu học tập (learning data) và tập dữ liệu kiểm tra (test data) bằng kỹ thuật xác thực chéo 10 lần nhằm giảm thiểu sai lệch trong việc lấy mẫu ngẫu nhiên. Tiếp theo dữ liệu học được phân chia thành tập đào tạo (training data) và tập xác thực (validation data) với tỷ lệ lần lượt là 30% và 70%.

Đầu vào của hệ thống là các siêu tham số sẽ được hiệu chỉnh bằng thuật toán JS với hàm mục tiêu là:

$$f(\text{hyperparameters}) = MAPE_{data}^{validation} \quad (6)$$

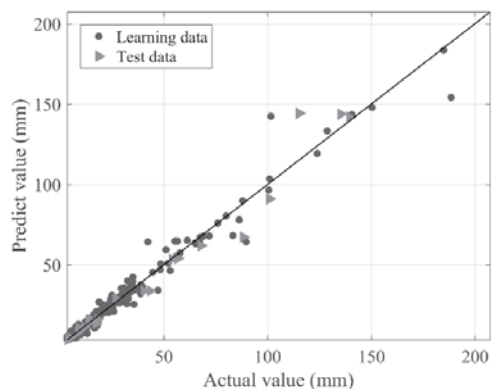
Trong đó các siêu tham số hyperparameters = [N_n, N_b, σ];

Với N_n: Số nút nơtron, N_b: Số lượng túi của mô hình bagging, σ: bề rộng hàm nhân của mô hình ANN.



Hình 4. Kết quả xác thực chéo ứng với Fold 1.

Số lượng jellyfish và vòng lặp là 50 và 20 đối với thuật toán Jellyfish và vùng tìm kiếm từ [1 10² 10²] đến [5x10² 10² 10³]. Kết quả này sẽ được sử dụng để huấn luyện mô hình bagging ANN ban đầu trong dữ liệu học tập và sẽ được xác thực lại độ chính xác bằng dữ liệu kiểm tra ban đầu. Hình 3 trình bày Pseudocode mô hình lai JS-Bagging ANN.



Hình 5. Kết quả xác thực chéo ứng với Fold 10.

3. THU THẬP VÀ XỬ LÝ DỮ LIỆU

Dữ liệu được thu thập từ bộ dữ liệu gốc trong nghiên cứu của Nguyen và các cộng sự vào năm 2023 [11] bao gồm 217 mẫu dầm bê tông cốt thép được Nguyen chọn lọc từ nghiên cứu của Espion [12]. Đây đều là các dầm đơn và được phân bố tải đều trong vòng 28 ngày.

Nghiên cứu bao gồm 21 biến đầu vào và 1 biến đầu ra được trình bày cụ thể trong Bảng 1. Do hai biến x6 (Hàm lượng cốt thép chịu kéo), và x9 (Hàm lượng cốt thép chịu nén) là kết quả của x4, x7

và x1 (trong đó, x4 là diện tích cốt thép chịu nén, x7 là diện tích cốt thép chịu kéo và x1 là diện tích tiết diện mặt cắt ngang) nên hai biến x6 và x9 sẽ bị loại ra trong khi xây dựng mô hình.

4. KẾT QUẢ MÔ HÌNH

4.1. Kết quả và đánh giá mô hình dự báo

Bộ dữ liệu học tập được xác thực chéo qua 10 lần chạy (K=10) và lấy kết quả trung bình để đảm bảo tính khách quan và giảm thiểu

các yếu tố khách quan ảnh hưởng đến dữ liệu đầu vào. Các kết quả của mô hình được trình bày trong Bảng 2 chỉ ra rằng mô hình JS-Bagging ANN cho kết quả vượt trội hơn so với các mô hình truyền thống với các chỉ số lần lượt là: R = 0.976; MAE = 3.988 (mm); RMSE = 1.777 (mm); MAPE = 14.154% và SI = 0.00 (1). Do đó mô hình JS-Bagging ANN là mô hình tối ưu nhất để dự báo độ võng dài hạn của dầm BTCT. Hình 4 và 5 là ví dụ về kết quả ứng với Fold 1 và Fold 10.

Bảng 2: Bảng kết quả tổng hợp các mô hình tính toán

STT	Mô Hình	R	MAE (mm)	RMSE (mm)	MAPE (%)	SI (Rank)
I. Mô hình đơn - Single						
1	ANN	0.976	7.832	9.565	34.716	0.67 (18)
2	SVR	0.923	7.133	13.407	31.616	0.75 (19)
3	CART	0.943	5.382	10.994	23.854	0.45 (11)
4	LR	0.934	7.796	11.722	34.557	0.79 (21)
II. Mô hình hỗn hợp - Voting						
5	ANN+SVR	0.966	6.090	9.566	26.994	0.47 (14)
6	ANN+LR	0.967	6.244	9.012	27.675	0.47 (15)
7	ANN+CART	0.971	5.593	8.516	24.791	0.37 (8)
8	SVR+LR	0.934	7.309	12.047	32.396	0.73 (19)
9	SVR+CART	0.946	5.439	11.046	24.107	0.45 (11)
10	LR+CART	0.954	5.773	9.924	25.588	0.46 (13)
11	ANN+SVR+LR	0.960	6.246	9.791	27.687	0.50 (15)
12	ANN+LR+CART	0.969	5.421	8.558	24.027	0.36 (7)
13	ANN+SVR+CART	0.966	5.300	9.142	23.491	0.36 (5)
14	SVR+LR+CART	0.949	5.968	10.669	26.453	0.50 (17)
15	ANN+SVR+CART+LR	0.963	5.591	9.302	24.781	0.40 (10)
III. Mô hình hỗn hợp - Bagging						
16	ANN	0.976	3.974	7.263	17.613	0.14 (2)
17	SVR	0.844	7.153	17.704	31.707	0.99 (23)
18	LR	0.905	7.619	14.073	33.773	0.86 (22)
19	CART	0.961	4.494	9.482	19.918	0.27 (4)
IV. Mô hình hỗn hợp - Stacking						
20	ANN-(ANN+SVR+CART+LR)	0.972	5.667	8.562	25.118	0.38 (9)
21	SVR-(ANN+SVR+CART+LR)	0.969	4.614	8.864	20.449	0.26 (3)
22	LR-(ANN+SVR+CART+LR)	0.971	5.138	8.089	22.773	0.31 (5)
23	CART-(ANN+SVR+CART+LR)	0.864	7.709	16.557	34.169	1.00 (24)
V. Mô hình lai						
24	JS-Bagging ANN (Mô hình đề xuất)	0.976	3.988	1.777	14.154	0.00 (1)

Bảng 3: Bảng so sánh hiệu suất của mô hình JS-Bagging ANN so với các công bố trước đây

Mô hình	R	MAE (mm)	RMSE (mm)	MAPE (%)	SI (Rank)
RBFFNN [13,14]	0.914	6.640	11.400	28.950	0.73 (5)
MARS [15,16]	0.882	7.000	12.890	44.790	1.00 (7)
FBI-LSSVR [11]	0.816	5.890	11.960	34.390	0.89 (6)
SPM-FBI-LSSVR [11]	0.904	5.180	10.520	22.310	0.53 (3)
PES-FBI-LSSVR [11]	0.888	5.730	11.670	22.900	0.64 (4)
WFR-FBI-LSSVR [11]	0.953	4.090	7.860	15.210	0.21 (2)
Bagging ANN - JS (Mô hình đề xuất)	0.976	3.988	1.777	14.154	0.00 (1)

4.2. Đánh giá và so sánh kết quả của mô hình đề xuất với các nghiên cứu trước

Để kiểm chứng lại độ chính xác của mô hình được đề xuất, nghiên cứu này sẽ so sánh kết quả tính toán của mô hình JS-Bagging ANN với các mô hình từ các nghiên cứu đã được công bố trước đây. Kết quả tại Bảng 3 cho thấy mô hình đề xuất JS-Bagging ANN là mô hình tối ưu nhất so với sáu mô hình nghiên cứu còn lại. Ngoài ra, phương pháp cơ học do Araujo (2005) [3] có sai số là 20%, lớn hơn sai số của mô hình JS-Bagging ANN (MAPE = 14.15%). Điều này cho thấy rằng mô hình đề xuất có độ chính xác cao và có thể áp dụng trong thiết kế và phân tích kết cấu.

5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này tập trung vào xây dựng và so sánh các mô hình học máy khác nhau để dự báo độ võng dài hạn của dầm BTCT. Trong đó có 4 mô hình đơn (ANN, SVR, LR, CART) và 3 mô hình hỗn hợp (Voting, Bagging, Stacking) được thực hiện thông qua 217 mẫu dầm BTCT được thu thập và xử lý từ nghiên cứu trước. Qua đó mô hình hỗn hợp Bagging ANN có độ chính xác cao nhất với: $R = 0.976$; $MAE = 3.974$ (mm); $RMSE = 7.263$ (mm); $MAPE = 17.613\%$ là mô hình tối ưu nhất và ổn định nhất với chỉ số $SI = 0,14$ (2) so với 22 mô hình còn lại trong quá trình kiểm tra.

Thuật toán tối ưu hóa JS được sử dụng để tối ưu hóa các siêu tham số của mô hình được chọn Bagging ANN nhằm tạo ra mô hình dự báo lai có hiệu suất cao nhất. Xác thực chéo 10 lần được sử dụng đảm bảo dữ liệu đào tạo được ổn định và khách quan. Kết quả tính toán vượt trội so với các nghiên cứu đã công bố với $R = 0.976$; $MAE = 3.988$ (mm); $RMSE = 1.777$ (mm); $MAPE = 14.154\%$ và $SI = 0.00$ (1), đã chỉ ra rằng mô hình JS - Bagging ANN rất hữu hiệu để dự báo độ võng dài hạn của dầm BTCT.

Từ kết quả nghiên cứu này, có thể mở rộng ứng dụng mô hình JS-Bagging ANN để so sánh, nâng cấp hoặc kết hợp với các mô hình, phương pháp học máy và thuật toán khác để nâng cao hiệu suất tính toán với nhiều bộ dữ liệu trong các lĩnh vực khác nhau. Mô hình JS-Bagging ANN có thể được tận dụng để phát triển các công cụ dự báo chính xác hơn, hỗ trợ ra quyết định hiệu quả trong quá trình thiết kế các dự án xây dựng.

Nghiên cứu tiếp theo tập trung vào việc nâng cao độ chính xác của mô hình học máy bằng cách so sánh các thuật toán tối ưu hóa khác, sử dụng kỹ thuật học sâu. Ngoài ra, việc phân tích độ nhạy của các biến cũng như các tổ hợp ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình sẽ được tiếp tục nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] A. Ghali, R. Favre, M. Elbadry, Concrete structures: Stresses and deformations: Analysis and design for serviceability, CRC Press, 2018.
- [2] A.R. Marí, J.M. Bairán, N. Duarte, Long-term deflections in cracked reinforced concrete flexural members, Engineering structures, 2010, **32**(3): p. 829-842.
- [3] J.M.d. Araújo, Improvement of the ACI method for calculation of deflections of reinforced concrete beams, Teoria e Prática na Engenharia Civil, 2005, **7**: p. 49-60.
- [4] N.H.A.TUẤN, Khảo sát ứng xử uốn của dầm bê tông cốt thép thông qua biểu đồ mô men-độ cong tính theo TCVN 5574: 2018, Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng, 2020, **2**: p. 62-69.
- [5] D. Bacinskas, G. Kaklauskas, V. Gribniak, W.-P. Sung, M.-H. Shih, Layer model for long-term deflection analysis of cracked reinforced concrete bending members, Mechanics of Time-Dependent Materials, 2012, **16**: p. 117-127.
- [6] D.A. Panfilov, A.A. Pischulev, The methodology for calculating deflections of reinforced concrete beams exposed to short duration uniform loading (based on nonlinear deformation model), Procedia Engineering, 2014, **91**: p. 188-193.
- [7] J.-S. Chou, T.-B.-Q. Pham, Enhancing soil liquefaction risk assessment with metaheuristics and hybrid learning techniques, Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards, 2024: p. 1-19.

[8] J.-S. Chou, Y.-H. Chen, C.-Y. Liu, W.O. Chong, Quality management platform inspired during COVID-19 pandemic for use by subcontractors in private housing projects, Journal of Civil Engineering and Management, 2023, **29**(5): p. 398-417-398-417.

[9] J.-S. Chou, D.-N. Truong, A novel metaheuristic optimizer inspired by behavior of jellyfish in ocean, Applied Mathematics and Computation, 2021, **389**: p. 125535.

[10] R. Kohavi, G.H. John, Wrappers for feature subset selection, Artificial intelligence, 1997, **97**(1-2): p. 273-324.

[11] N.-M. Nguyen, W.-C. Wang, M.-T. Cao, Early estimation of the long-term deflection of reinforced concrete beams using surrogate models, Construction and Building Materials, 2023, **370**: p. 130670.

[12] B. Espion, Long term sustained loading tests on reinforced concrete beams, Bulletin du Service Génie Civil, 1988(88-1).

[13] D. Lowe, D. Broomhead, Multivariable functional interpolation and adaptive networks, Complex systems, 1988, **2**(3): p. 321-355.

[14] S. Chen, C. Cowan, P. Grant, Orthogonal least squares learning algorithm for radial, IEEE Trans. Neural Netw, 1991, **2**(2): p. 302-309.

[15] J.H. Friedman, Multivariate adaptive regression splines, The annals of statistics, 1991, **19**(1): p. 1-67.

[16] J.H. Friedman, C.B. Roosen, An introduction to multivariate adaptive regression splines, Vol. 4, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, 1995, pp. 197-217.