



Xây dựng mô hình dự báo đa mục tiêu cường độ của bê tông cốt sợi thép bằng XGBoost kết hợp phân tích SHAP

Multi-Target Strength Prediction of Steel Fiber Reinforced Concrete Using XGBoost and SHAP-Based Interpretation

Nguyễn Tuấn Anh

Nhóm nghiên cứu Dữ liệu Lớn cho Kỹ thuật Xanh và Cơ sở Hạ tầng (BRIDGE), Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh

Từ khóa:

Bê tông cốt sợi thép
XGBoost
SHAP

TÓM TẮT

Bài báo trình bày một phương pháp tiếp cận dựa trên mô hình học máy XGBoost để dự đoán đa mục tiêu bao gồm cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn của bê tông cốt sợi thép (SFRC). Sau khi huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu thực nghiệm, kỹ thuật SHAP (SHapley Additive exPlanations) được sử dụng để phân tích và giải thích ảnh hưởng của các đặc trưng đầu vào như tỷ lệ sợi thép, hàm lượng xi măng, cốt liệu và phụ gia đến kết quả dự đoán. SHAP cho phép định lượng mức độ đóng góp của từng đặc trưng vào dự đoán của mô hình, từ đó giúp hiểu rõ hơn về mối quan hệ giữa các thông số thành phần và cường độ của SFRC. Kết quả cho thấy XGBoost kết hợp với SHAP không chỉ đạt độ chính xác cao mà còn mang lại khả năng giải thích tốt, hỗ trợ hiệu quả cho quá trình thiết kế và tối ưu hóa vật liệu bê tông cốt sợi.

Keywords:

Steel Fiber
Reinforced Concrete
XGBoost
SHAP

ABSTRACT

The paper presents a machine learning approach using the XGBoost model to perform multi-target prediction of the compressive, tensile, and flexural strengths of Steel Fiber Reinforced Concrete (SFRC). After training the model on experimental data, the SHAP (SHapley Additive exPlanations) technique is employed to analyze and interpret the influence of input features such as steel fiber content, cement dosage, aggregates, and admixtures on the predicted outcomes. SHAP quantifies the contribution of each feature to the model's predictions, thereby offering deeper insights into the relationships between material components and the strength properties of SFRC. The results show that the combination of XGBoost and SHAP not only achieves high prediction accuracy but also provides strong interpretability, effectively supporting the design and optimization of SFRC materials.

* Nguyễn Tuấn Anh. Nhóm nghiên cứu Bridge, Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh
Email: tuanh.nguyen@ut.edu.vn

[https://www.doi.org/10.55228/JTST.14\(3\).53-61](https://www.doi.org/10.55228/JTST.14(3).53-61)

Ngày nhận bài: 12/02/2025; Ngày nhận bài sửa: 17/04/2025; Ngày chấp nhận đăng: 14/05/2025

Ngày xuất bản trực tuyến: 15/05/2025

pISSN: 1859-4263; eISSN: 3030-4261

1. Giới thiệu

Hiệu suất của bê tông được xác định bởi ba tính chất cơ học: cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn, những yếu tố quyết định khả năng chịu tải của kết cấu [1]. Dự đoán chính xác các tính chất này là rất quan trọng để đảm bảo an toàn, độ bền và sử dụng vật liệu hiệu quả trong thời đại tiết kiệm tài nguyên [2], [3]. Trong số đó, cường độ chịu nén truyền thống được quan tâm nhiều nhất vì nó phản ánh khả năng của bê tông trong việc chịu tải dọc trục [4]. Có thể nói, cường độ chịu nén là một thông số cơ bản trong thực tiễn xây dựng tiêu chuẩn để đảm bảo chất lượng [5].

Bê tông không chỉ cần có khả năng chịu nén mà còn cần cường độ chịu kéo và chịu uốn tốt. Cường độ chịu kéo, thường thấp ở bê tông thường, quyết định khả năng chống lại lực kéo và kiểm soát sự lan truyền vết nứt trong kết cấu [6]. Cường độ chịu uốn, thông số quan trọng đối với các kết cấu như dầm, sàn và mặt đường, cùng với cường độ chịu nén và chịu kéo tạo nền tảng cho thiết kế kỹ thuật dân dụng, đảm bảo kết cấu bền vững và hiệu suất cao.

Bê tông cốt sợi thép (SFRC) cải thiện bê tông thường bằng cách bổ sung sợi thép, giúp tăng cường cường độ chịu kéo, chịu uốn, độ dẻo dai và khả năng hấp thụ năng lượng [7], [8]. Nhờ những đặc tính này, SFRC được ứng dụng trong các môi trường chịu tải cao như sàn công nghiệp, kết cấu chống động đất và đường băng sân bay [9]. Tuy nhiên, việc bổ sung sợi thép làm xuất hiện nhiều biến số mới ảnh hưởng đến hành vi của vật liệu. Các yếu tố như kích thước sợi, tỷ lệ thể tích và thành phần xi măng tương tác với nhau để tác động đến hiệu suất của SFRC [10].

Mặc dù có vai trò quan trọng, các phương pháp truyền thống để xác định các thông số

cường độ này vẫn tồn tại nhiều hạn chế. Các phương pháp thí nghiệm truyền thống tuy có độ chính xác cao nhưng thường mất nhiều thời gian và đòi hỏi chi phí lớn về vật liệu cũng như tài chính [11]. Ngoài ra, những thử nghiệm này còn có sự biến động do nhiều yếu tố như sai sót của con người, đặc tính vật liệu và điều kiện môi trường [12]. Hầu hết các mô hình thực nghiệm cố gắng dự đoán cường độ bê tông bằng các phương trình đơn giản thường không thể đại diện chính xác cho các vật liệu phức tạp và không đồng nhất [13]. Điều này làm nổi bật nhu cầu cấp thiết về các phương pháp dự đoán hiệu quả, chính xác và có khả năng mở rộng, đặc biệt là khi ngành xây dựng đang đối mặt với thách thức về tính bền vững và hiệu suất. Do đó, việc dự đoán các tính chất cơ học cần có những cách tiếp cận khác so với bê tông thông thường [14].

Chính tại đây, những tiến bộ mới nhất trong học máy phát huy vai trò rõ rệt, chúng có thể mang lại một cách tiếp cận đột phá trong việc dự đoán các tính chất cơ học của bê tông truyền thống và bê tông cốt sợi thép [15]. Các thuật toán học máy có thể xử lý và phân tích khối lượng dữ liệu khổng lồ, phát hiện các mô hình và mối quan hệ mà các phương pháp truyền thống khó nhận ra [16]. Mô hình học máy có thể dự đoán chính xác cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn bằng cách tận dụng dữ liệu từ các thí nghiệm trước đó, đồng thời xem xét sự tương tác giữa các biến số trong bê tông cốt sợi thép [17].

Ngoài ra, các dự đoán từ học máy giúp giảm số lượng thử nghiệm thử-sai thông thường, tiết kiệm thời gian và nguồn lực, đồng thời góp phần vào tính bền vững bằng cách giảm lượng vật liệu thải bỏ [18]. Việc ứng dụng học máy vào bê tông cốt sợi thép đánh dấu một cột mốc quan trọng trong kỹ thuật xây dựng, kết nối lý thuyết và thực

tiến, cho phép kỹ sư thiết kế cấp phối bê tông dựa trên hiệu suất thực tế. Học máy mở ra cánh cửa tối ưu hóa hiệu suất và tính bền vững của bê tông thông qua các kỹ thuật tính toán tiên tiến, tích hợp với các nguyên tắc vật liệu truyền thống trong thời đại hướng đến dữ liệu [19].

Tuy vậy, việc dự đoán đồng thời ba tính chất cường độ chính của bê tông cốt sợi thép còn ít được nghiên cứu, cũng như việc áp dụng các thuật toán tối ưu hóa hiện đại để tinh chỉnh siêu tham số của các mô hình hồi quy cơ bản và mô hình kết hợp mới cho dự đoán. Trong nghiên cứu này, mô hình XGBoost kết hợp với K-fold validation được sử dụng để dự đoán cho bộ dữ liệu SFRC. Ngoài ra, việc sử dụng các kỹ thuật AI giải thích dựa trên SHAP (SHapley Additive exPlanations) [20] giúp hiểu rõ hơn về mức độ đóng góp của từng biến đầu vào trong việc dự đoán cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn của SFRC. Khả năng giải thích này giúp làm rõ cơ sở của các quyết định mô hình, từ đó tăng cường sự tin cậy và hỗ trợ xác định các yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến hiệu suất của SFRC.

Dự đoán đồng thời ba tính chất cơ học thông qua AI giải thích mang lại cái nhìn sâu sắc hơn về ứng xử của SFRC, giúp đưa ra quyết định tốt hơn trong việc thiết kế và tối ưu hóa các ứng dụng kỹ thuật.

2. Dữ liệu

Tập dữ liệu trong nghiên cứu này được lấy từ [21], bao gồm tất cả các kết quả thí nghiệm liên quan đến thiết kế hỗn hợp, thành phần và các đặc tính cường độ của bê tông cốt sợi thép, bao gồm cường độ chịu nén, chịu uốn và chịu kéo. Tập dữ liệu bao gồm 252 mẫu về cường độ chịu nén, cường độ chịu uốn và cường độ chịu kéo, mỗi mẫu đại diện cho một thiết kế hỗn hợp riêng biệt với các tỷ lệ thành phần cụ thể cùng với kết quả cơ học tương ứng. Bảng 1 thể hiện các giá trị thống kê của từng giá trị trong tập dữ liệu.

Tập dữ liệu bao gồm một loạt các biến đầu vào phản ánh các yếu tố quan trọng trong thiết kế hỗn hợp bê tông. Các yếu tố này bao gồm hàm lượng sợi (khối lượng sợi thép trên một đơn vị thể tích) và tỷ lệ khía cạnh (tỷ lệ chiều dài trên đường kính sợi), hai yếu tố có ảnh hưởng mạnh đến khả năng chịu kéo và chịu uốn. Chiều dài sợi cũng ảnh hưởng đến khả năng chống nứt và tính toàn vẹn cấu trúc. Cốt liệu mịn và cốt liệu thô lần lượt đóng góp vào cường độ chịu nén và chịu kéo. Hàm lượng nước, được xác định bởi tỷ lệ nước-xi măng, là một trong những yếu tố chính ảnh hưởng đến tính công tác và quá trình thủy hóa.

Bảng 1. Giá trị thống kê của tập dữ liệu.

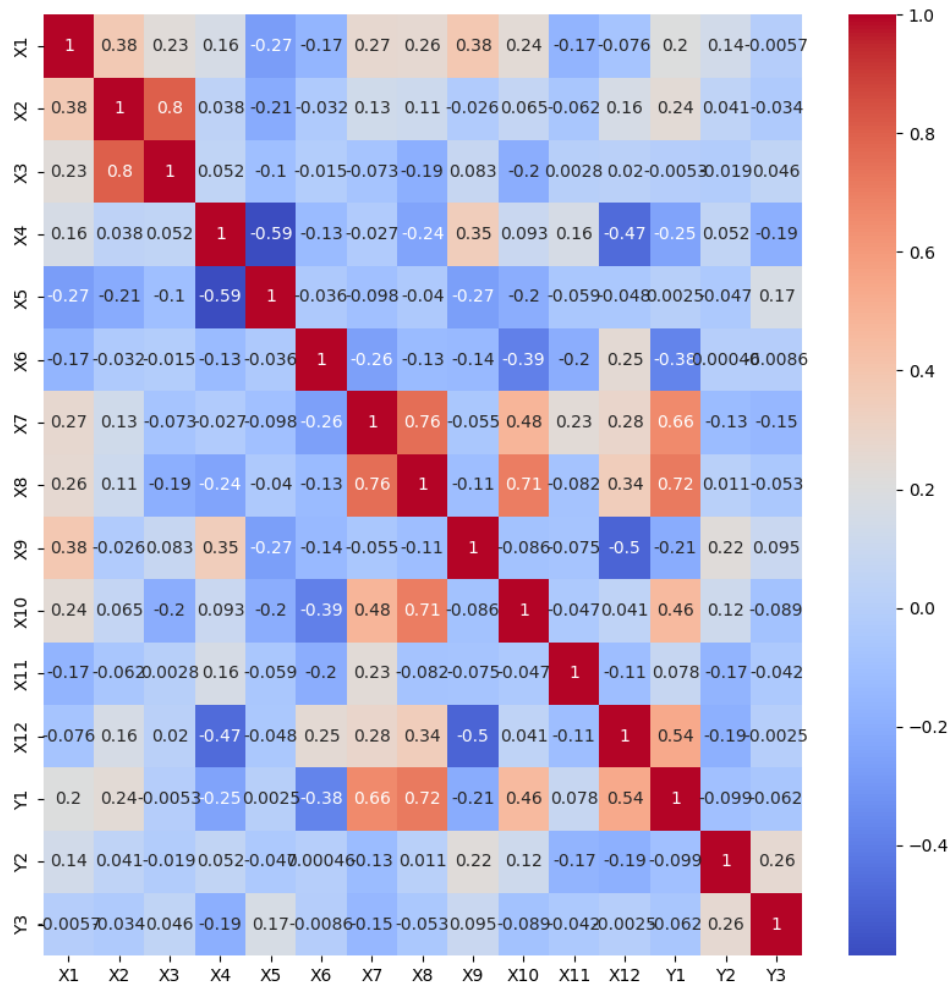
Loại	Kí hiệu	Trung bình	Độ lệch chuẩn	min	max
Sợi	X1	82,24	60,40	0,00	312,40
Aspect ratio	X2	55,61	24,60	0,00	83,33
Chiều dài sợi	X3	35,73	19,48	0,00	60,00
Cốt liệu mịn	X4	763,76	129,90	446,60	1002,00
Cốt liệu thô	X5	990,76	173,91	399,53	1384,00
Nước	X6	179,45	31,42	72,00	272,40
Phụ gia	X7	5,32	5,95	0,00	21,96
Silicafume	X8	10,98	27,17	0,00	127,63

Loại	Kí hiệu	Trung bình	Độ lệch chuẩn	min	max
Slag	X9	23,36	62,80	0,00	200,00
Flyash	X10	7,76	33,62	0,00	172,02
Metakaolin	X11	1,57	7,81	0,00	44,55
Xi măng	X12	417,85	95,27	160,00	572,00
Cường độ nén	Y1	55,05	21,93	13,00	121,00
Cường độ kéo	Y2	4,39	1,36	1,59	9,90
Cường độ uốn	Y3	6,29	2,25	1,43	13,10

Ngoài ra, các biến bổ sung như hàm lượng phụ gia, hàm lượng silica fume, hàm lượng xỉ, hàm lượng tro bay và hàm lượng metakaolin thể hiện ảnh hưởng của các vật liệu bổ sung nhằm cải thiện các đặc tính khác nhau của bê tông. Cuối cùng, hàm lượng xi măng đóng vai trò là chất kết dính chính, quyết định cường độ và độ bền của bê tông.

Các biến mục tiêu của tập dữ liệu là ba đặc

tính cơ học chính của SFRC: cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn. Những biến này đại diện cho khả năng của bê tông trong việc chịu ứng suất nén, kéo và uốn, đóng vai trò quan trọng trong việc đánh giá hiệu suất của nó trong các ứng dụng kết cấu. Để đánh giá mối tương quan giữa các giá trị đầu vào và đầu ra. Biểu đồ nhiệt thể hiện mối tương quan được trình bày trong Hình 1. Các giá trị này nằm trong khoảng [-1:1].



Hình 1. Biểu đồ nhiệt thể hiện mối tương quan giữa các giá trị.

3. Mô hình eXtreme Gradient Boosting

Chen và Guestrin [22] đã giới thiệu một thuật toán được phát triển dựa trên mô hình cây quyết định là giải thuật XGB. Giải thuật này dự đoán kết quả dựa trên các dữ liệu đầu vào như sau:

$$\hat{y}_i = y_i^0 + \eta \sum_{k=1}^M f_t(X_i) \quad (1)$$

Trong đó \hat{y}_i là kết quả dự báo là kết quả dự đoán cho mẫu thứ i có vectơ đặc trưng là X_i ; M là số lượng bộ ước tính và mỗi bộ ước tính f_t (với k trong phạm vi từ 1 đến M) tương ứng với một cấu trúc cây độc lập; y_i^0 là giá trị trung bình ban đầu của giá trị đo được trong tập huấn luyện; η là tốc độ học giúp cải thiện mô hình trong khi thêm cây mới và tránh khớp quá mức (overfitting).

Hàm mục tiêu để giảm thiểu bước thứ k được xác định bởi công thức:

$$obj = \gamma T + \sum_{j=1}^T \left[G_j \omega_j + \frac{1}{2} (H_j + \lambda) \omega_j^2 \right] \quad (2)$$

trong đó T là số lá cây thứ k và ω_j với j từ 1 đến T là trọng lượng của lá; λ và γ là các tham số chuẩn hóa kiểm soát tính đơn giản của cấu trúc cây để tránh khớp quá mức. Các tham số G_j và H_j lần lượt là tổng của các mẫu được liên kết với lá thứ j của độ dốc thứ nhất và thứ hai của hàm mất mát.

Cây thứ k được xây dựng bằng cách tách các lá bắt đầu từ một lá. Thay đổi mục tiêu sau khi thêm phần tách là:

$$gain = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \lambda} \right] - \gamma \quad (3)$$

Trong đó G_L và H_L được liên kết với lá bên trái và G_R và H_R được liên kết với lá bên phải sau khi chia tách. Nếu tham số khuếch đại lớn hơn 0, thì việc tách được chấp nhận. Độ chính xác của mô hình được xây dựng bởi giải thuật XGB phụ thuộc rất nhiều vào các tham số của mô hình huấn luyện.

4. Kiểm định chéo K-fold

Trong nghiên cứu này, phương pháp kiểm định chéo k-fold [23] được sử dụng để đánh giá các mô hình nhằm giảm thiểu sai lệch trong việc lựa chọn dữ liệu huấn luyện và kiểm tra. Kiểm định chéo k-fold là một kỹ thuật phổ biến trong học máy và được coi là một trong những phương pháp kiểm định chéo phổ biến nhất.

Mặc dù không có quy tắc cố định để xác định giá trị k , nhưng $k = 5$ (hoặc 10) thường được sử dụng trong thực tế. Theo nghiên cứu [23], sử dụng 5 hoặc 10 phần dữ liệu giúp giảm sai số trong ước tính độ chính xác. Trong nghiên cứu này, số lượng k được đặt là 5, tức là quá trình huấn luyện và kiểm định sẽ được lặp lại năm lần, mỗi lần sử dụng một tập dữ liệu khác nhau. Các chỉ số đánh giá hiệu suất cuối cùng được tính bằng cách lấy trung bình kết quả của tất cả các lần lặp, giúp đánh giá chính xác hiệu suất của mô hình trên tập dữ liệu huấn luyện.

Cuối cùng, dữ liệu được chia theo tỉ lệ 80% và 20% để huấn luyện và kiểm tra mô hình.

5. Kết quả huấn luyện mô hình

Để đánh giá độ chính xác của mô hình, tác giả sử dụng 3 thông số thống kê lần lượt là R-squared, Mean Absolute Error (MAE) và Root Mean Squared Error (RMSE).

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (6)$$

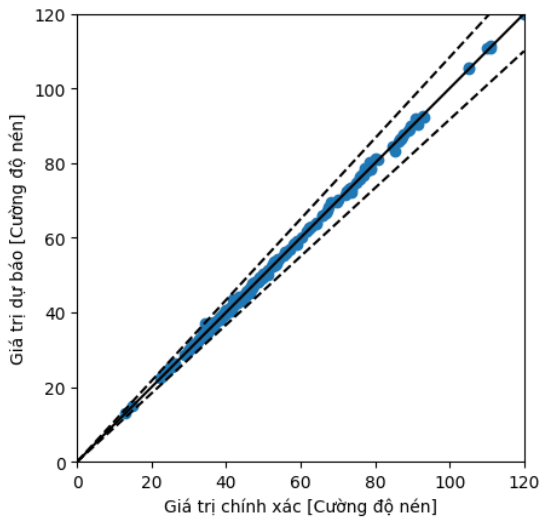
Kết quả thể hiện độ chính xác của mô hình được trình bày ở Bảng 2 thông qua 3 thông số R-squared, MAE và RMSE của tập dữ liệu huấn luyện và tập dữ liệu kiểm

chứng. Đồng thời Hình 2 cũng thể hiện sự tương quan giữa giá trị dự báo và giá trị chính xác của 3 giá trị cường độ đầu ra.

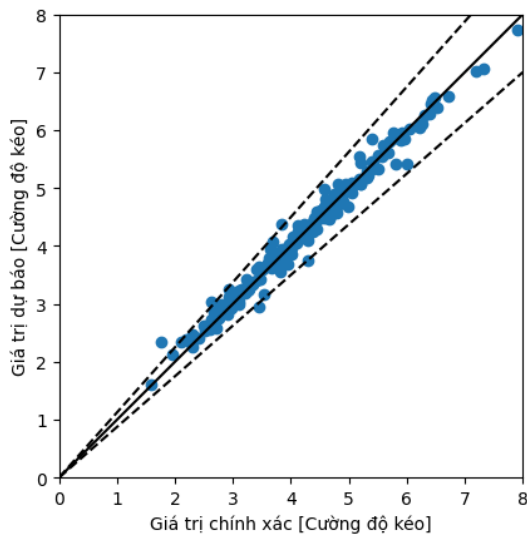
Bảng 2. Kết quả độ chính xác của mô hình.

Giá trị	Tập dữ liệu	R2	MAE	RMSE
Cường độ nén	Train	0.95	4.16	5.33
	Test	0.92	4.63	5.87
Cường độ kéo	Train	0.92	0.14	0.17
	Test	0.88	0.34	0.31
Cường độ uốn	Train	0.94	0.36	0.52
	Test	0.92	0.44	0.57

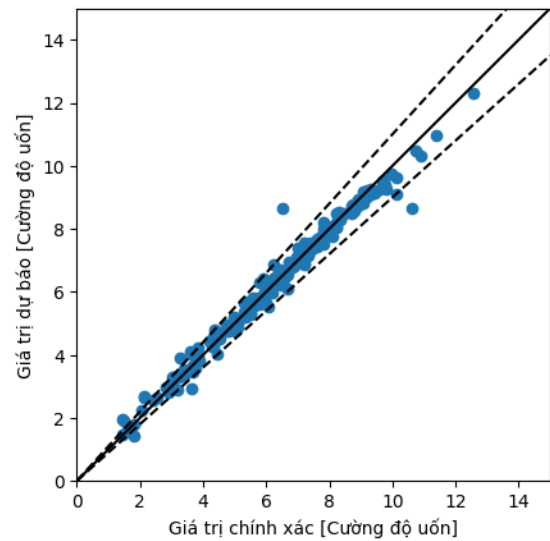
a)



b)



c)

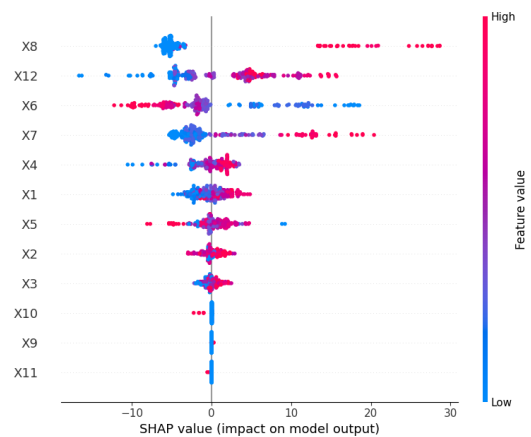


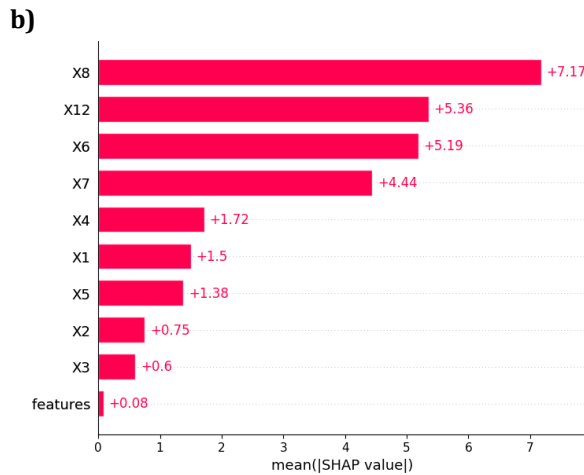
Hình 2. Biểu đồ so sánh kết quả giữa giá trị chính xác và giá trị dự báo. (a) Cường độ nén; (b) Cường độ kéo; (c) Cường độ uốn.

6. Phân tích mô hình và đánh giá tầm quan trọng của các giá trị đầu vào

SHAP là một kỹ thuật được phát triển nhằm làm sáng tỏ cách thức các mô hình học máy đưa ra dự đoán. Phương pháp này dựa trên lý thuyết trò chơi Shapley, cho phép xác định mức độ đóng góp của từng đặc trưng (feature) vào kết quả đầu ra của mô hình. SHAP có tính ứng dụng rộng rãi và có thể được triển khai trên nhiều loại mô hình khác nhau như hồi quy tuyến tính, cây quyết định, rừng ngẫu nhiên, mô hình tăng cường gradient và cả mạng nơ-ron.

a)





Hình 3. Phân tích SHAP thông qua biểu đồ. (a) beeswarm, (b) giá trị tuyệt đối.

Trong quá trình áp dụng, mỗi đặc trưng sẽ được gán một giá trị SHAP phản ánh mức ảnh hưởng của nó đến dự đoán của mô hình. Nếu giá trị SHAP là dương, đặc trưng đó góp phần làm tăng giá trị dự đoán; ngược lại, giá trị âm thể hiện xu hướng làm giảm dự đoán. Ngoài ra, SHAP còn hỗ trợ phân tích mối quan hệ tương tác giữa các đặc trưng, từ đó cung cấp góc nhìn sâu sắc hơn về sự ảnh hưởng qua lại giữa chúng.

Hình 3 trình bày phân tích ảnh hưởng của các thông số đến giá trị đầu ra cường độ bằng phương pháp SHAP thông qua biểu đồ dạng beeswarm và biểu đồ giá trị tuyệt đối.

Kết quả cho thấy sự tương đồng về tầm quan trọng của các thông số giữa hai loại biểu đồ. Các thông số đầu vào có ảnh hưởng lớn nhất đến giá trị cường độ là xi măng, nước, phụ gia dẻo, silicafume.

4. Kết luận và kiến nghị

Nghiên cứu này đã chứng minh hiệu quả của mô hình học máy XGBoost trong việc dự đoán đồng thời ba đặc trưng cơ học quan trọng của bê tông cốt sợi thép, bao gồm cường độ chịu nén, chịu kéo và chịu uốn. Bằng cách tích hợp phương pháp SHAP, mô hình không chỉ đạt độ chính xác cao mà còn cung cấp khả năng giải thích rõ ràng về vai trò của từng đặc trưng đầu vào trong quá

trình dự đoán. Kết quả phân tích cho thấy các yếu tố như tỷ lệ sợi thép, hàm lượng xi măng và cốt liệu có ảnh hưởng đáng kể đến tính chất cơ học của SFRC. Phương pháp được đề xuất có tiềm năng ứng dụng cao trong thực tiễn, hỗ trợ kỹ sư trong việc thiết kế tối ưu hỗn hợp bê tông cốt sợi và hiểu rõ hơn về mối quan hệ giữa các thông số vật liệu. Nghiên cứu trong tương lai có thể mở rộng theo hướng tích hợp thêm các mô hình học sâu, đánh giá ảnh hưởng của điều kiện môi trường, hoặc phát triển các hệ thống hỗ trợ ra quyết định cho thiết kế vật liệu thông minh.

Tuyên bố không xung đột lợi ích và cam kết bản quyền

Tác giả tuyên bố về sự không xuất hiện những xung đột tiềm ẩn từ nghiên cứu này và cam kết bài báo chưa từng được công bố trước đây.

Chia sẻ dữ liệu theo yêu cầu

Dữ liệu sẽ được cung cấp theo yêu cầu.

1st Nguyễn Tuấn Anh. *Nhóm nghiên cứu Dữ liệu Lớn cho Kỹ thuật Xanh và Cơ sở Hạ tầng (BRIDGE), Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh*

*Corresponding author: tuananh.nguyen@ut.edu.vn

Tài liệu tham khảo

- [1] H. Chen, X. Li, Y. Wu, L. Zuo, M. Lu, and Y. Zhou, "Compressive Strength Prediction of High-Strength Concrete Using Long Short-Term Memory and Machine Learning Algorithms," *Buildings*, vol. 12, no. 3, pp. 302, 2022, doi: [10.3390/buildings12030302](https://doi.org/10.3390/buildings12030302).
- [2] P. Kumar and B. Pratap, "Feature engineering for predicting compressive strength of high-strength concrete with machine learning models," *Asian Journal of Civil Engineering*, vol. 25, pp. 723-736, Jul. 2023, doi: [10.1007/s42107-023-00807-x](https://doi.org/10.1007/s42107-023-00807-x).
- [3] A. Y. Ali *et al.*, "Machine Learning-Based Predictive Model for Tensile and Flexural Strength of 3D-Printed Concrete," *Materials*

- (Basel), vol. 16, no.11, pp. 4149, Apr. 2023, doi: [10.3390/ma16114149](https://doi.org/10.3390/ma16114149).
- [4] D. Li, Z. Tang, Q. Kang, X. Zhang, and Y. Li, "Machine Learning-Based Method for Predicting Compressive Strength of Concrete," *Processes*, vol. 11, no. 2, pp. 390, 2023, doi: [10.3390/pr11020390](https://doi.org/10.3390/pr11020390).
- [5] A. Gogineni, I. K. Panday, P. Kumar, and R. Kr. Paswan, "Predicting compressive strength of concrete with fly ash and admixture using XGBoost: a comparative study of machine learning algorithms," *Asian Journal of Civil Engineering*, vol. 25, pp. 685–698, 2024, doi: [10.1007/s42107-023-00804-0](https://doi.org/10.1007/s42107-023-00804-0).
- [6] J. Pan, W. Zhong, and J. W. C. Zhang, "Size effect on dynamic splitting tensile strength of concrete: Mesoscale modeling," *Cement and Concrete Composites*, vol. 128, pp. 104435, 2022, doi: [10.1016/j.cemconcomp.2022.104435](https://doi.org/10.1016/j.cemconcomp.2022.104435).
- [7] Y. Wang, H. Jin, C. Demartino, W. Chen, and Y. Yu, "Mechanical Properties of SFRC: Database Construction and Model Prediction," *Case Studies in Construction Materials*, vol. 17, 2022, doi: [10.1016/j.cscm.2022.e01484](https://doi.org/10.1016/j.cscm.2022.e01484).
- [8] D. S. Vijayan *et al.*, "A Comprehensive Analysis of the Use of SFRC in Structures and Its Current State of Development in the Construction Industry," *Materials (Basel)*, vol. 15, no. 19, pp. 7012, 2022, doi: [10.3390/ma15197012](https://doi.org/10.3390/ma15197012).
- [9] D. Gao *et al.*, "Analysis and prediction of the compressive and splitting tensile performances for the novel multiple hooked-end steel fiber reinforced concrete," *Structural Concrete*, vol. 24, no. 1, pp. 1452–1470, 2023, doi: [10.1002/suco.202200487](https://doi.org/10.1002/suco.202200487).
- [10] D. Zheng *et al.*, "Flexural strength prediction of steel fiber-reinforced concrete using artificial intelligence," *Materials (Basel)*, vol. 15, no. 15, p. 5194, 2022, doi: [10.3390/ma15155194](https://doi.org/10.3390/ma15155194).
- [11] D. Mostofinejad, H. Bahmani, S. Eshaghi-Milasi, and M. Nozhati, "Empirical Relationships for Prediction of Mechanical Properties of High-Strength Concrete," *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, vol. 47, no.2, pp. 315–332, 2023, doi: [10.1007/s40996-022-01023-4](https://doi.org/10.1007/s40996-022-01023-4).
- [12] Q. X. Le, V. T. N. Dao, J. L. Torero, C. Maluk, and L. Bisby, "Effects of temperature and temperature gradient on concrete performance at elevated temperatures," *Advances in Structural Engineering*, vol. 21, no. 8, pp. 1223–1233, 2018, doi: [10.1177/1369433217746347](https://doi.org/10.1177/1369433217746347).
- [13] D. Wang, L. Yu, and H. Zhu, "Strength monitoring of concrete based on embedded PZT transducer and the resonant frequency," in *Proceedings of the 2010 Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves, and Device Applications*, 2010, pp. 202–205, doi: [10.1109/SPAWDA.2010.5744303](https://doi.org/10.1109/SPAWDA.2010.5744303).
- [14] E. Alotaibi, N. Nassif, and S. Barakat, "Data-driven reliability and cost-based design optimization of steel fiber reinforced concrete suspended slabs," *Structural Concrete*, vol. 24, pp. 1856–1867, 2023, doi: [10.1002/suco.202200282](https://doi.org/10.1002/suco.202200282).
- [15] A. Hasanzadeh, N. I. Vatin, M. Hematibahar, M. Kharun, and I. Shooshpasha, "Prediction of the mechanical properties of basalt fiber reinforced high-performance concrete using machine learning techniques," *Materials (Basel)*, vol. 15, p. 7165, 2022, doi: [10.3390/ma15207165](https://doi.org/10.3390/ma15207165).
- [16] M. Flah, I. Nunez, W. B. Chaabene, and M. L. Nehdi, "Machine Learning Algorithms in Civil Structural Health Monitoring: A Systematic Review," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28, pp. 2621–2643, 2020, doi: [10.1007/s11831-020-09471-9](https://doi.org/10.1007/s11831-020-09471-9).
- [17] Y. Li *et al.*, "Compressive strength of steel fiber-reinforced concrete employing supervised machine learning techniques," *Materials (Basel)*, vol. 15, p. 4209, 2022, doi: [10.3390/ma15124209](https://doi.org/10.3390/ma15124209).
- [18] M. Shang *et al.*, "Predicting the mechanical properties of RCA-based concrete using supervised machine learning algorithms," *Materials (Basel)*, vol. 15, p. 647, 2022, doi: [10.3390/ma15020647](https://doi.org/10.3390/ma15020647).
- [19] O. Alshboul, G. Almasabha, K. F. Al-Shboul, and A. Shehadeh, "A comparative study of shear strength prediction models for SFRC deep beams without stirrups using Machine learning algorithms," *Structures*, vol. 55, pp. 97–111, 2023, doi: [10.1016/j.istruc.2023.06.026](https://doi.org/10.1016/j.istruc.2023.06.026).
- [20] M. N. Anjum, K. Khan, W. Ahmad, A. Ahmad, M. N. Amin, and A. Nafees, "New SHapley Additive ExPlanations (SHAP) Approach to Evaluate the Raw Materials Interactions of Steel-Fiber-Reinforced Concrete," *Materials (Basel)*, vol. 15, p. 6261, 2022, doi: [10.3390/ma15186261](https://doi.org/10.3390/ma15186261).
- [21] R. Kotha, "Concrete compressive strength dataset," Kaggle, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/arthurmurta/steel-fiber-reinforced-concreteann>. [Accessed: Mar 15, 2025].
- [22] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Aug. 2016, pp. 785–794, doi: [10.1145/2939672.2939785](https://doi.org/10.1145/2939672.2939785).

- [23] J. D. Rodriguez, A. Perez, and J. A. Lozano, "Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 3, pp. 569–571, 2009, doi: [10.1109/TPAMI.2009.187](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.187).