

Dự báo cường độ chịu nén của bê tông sử dụng cốt liệu tái chế bằng các mô hình học máy

Predicting the compressive strength of recycled aggregate concrete using machine learning models

Nguyễn Tuấn Anh^{1*}, Lê Minh Cường²

¹Nhóm nghiên cứu Dữ liệu lớn cho kỹ thuật xanh & Cơ sở Hạ tầng (BRIGDE), Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh

²Trường Đại học Giao thông vận tải

Ngày nhận bài: 13/8/2024; Ngày chấp nhận đăng: 15/9/2024

Tóm tắt:

Bài báo nghiên cứu dự báo cường độ chịu nén của bê tông tái chế cốt liệu (RAC) bằng cách sử dụng các mô hình học máy bao gồm mô hình hồi quy ký tự (SR) và XGBoost. Bộ dữ liệu gồm 1047 mẫu thí nghiệm được thu thập từ 40 nghiên cứu thực nghiệm đã được công bố, giúp dự báo chính xác cường độ chịu nén dựa trên các thông số như lượng xi măng, nước, cốt liệu mịn, và cốt liệu tái chế. Kết quả cho thấy mô hình XGBoost đạt độ chính xác cao với giá trị MAE = 4.65 MPa và RMSE = 7.61 MPa. Bài báo cũng phân tích sự ảnh hưởng của các thông số này đến cường độ chịu nén bằng phương pháp SHAP, từ đó, nhấn mạnh tầm quan trọng của việc hiểu rõ mối tương quan giữa các biến để tối ưu hóa thiết kế bê tông tái chế.

Từ khóa: Hồi quy ký tự; Học máy; Bê tông tái chế; Mô hình XGBoost.

Abstract:

This paper investigates the compressive strength of recycled aggregate concrete (RAC) using machine learning models, specifically the Symbolic Regression (SR) and XGBoost models. The dataset consists of 1,047 experimental samples collected from 40 published studies, allowing for accurate prediction of compressive strength based on parameters such as cement content, water, fine aggregates, and recycled aggregates. The results show that the XGBoost model achieved high accuracy with an MAE of 4.65 MPa and an RMSE of 7.61 MPa. The paper also analyzes the influence of these parameters on compressive strength using the SHAP method, emphasizing the importance of understanding the correlations between variables to optimize recycled concrete design.

Keywords: Symbolic regression; Machine learning; Recycle aggregate concrete; XGBoost model.

1. Giới thiệu

Cường độ chịu nén được xem là một thông số quan trọng trong kỹ thuật kết cấu và vật liệu xây dựng. Nó hoạt động như một thước đo cơ bản về khả năng của một vật liệu chịu lực nén dọc trục. Cụ thể hơn, cường độ chịu nén xác định ứng suất dọc trục tối đa khi một vật liệu, thường là bê tông, có thể chịu đựng, không bị phá hủy [1], [2], [3], [4]. Đặc tính này có ý nghĩa rất lớn trong việc thiết kế và xây dựng công trình như tòa nhà, cầu, đập, và các dự án hạ tầng khác.

Việc hiểu biết toàn diện về cường độ chịu nén là điều không thể thiếu đối với các kỹ sư và kiến trúc sư, vì nó ảnh hưởng trực tiếp đến tính toàn vẹn và an toàn kết cấu. Các yếu tố như thành phần của hỗn hợp bê tông, điều kiện bảo dưỡng, và yếu tố môi trường có ảnh hưởng lớn đến cường độ chịu nén. Vì vậy, các nhà nghiên cứu quan tâm rất lớn đến những phương pháp dự đoán trong lĩnh vực này. Những năm gần đây, các kỹ thuật tiên tiến như học máy, phân tích phần tử hữu hạn và thử nghiệm không phá hủy

đã được nghiên cứu và phát triển, tất cả đều nhằm mục đích tăng cường độ chính xác trong dự đoán cường độ chịu nén. Hơn nữa, sự phát triển của công nghệ bê tông, bao gồm việc kết hợp các vật liệu xi măng và các cốt liệu thay thế, đã mang lại một kỷ nguyên mới hướng đến sự bền vững cho ngành xây dựng. Đáng chú ý, những cải tiến này không làm giảm cường độ chịu nén; trong nhiều trường hợp, còn mang tính cải thiện [5], [6], [7]. Về cơ bản, việc nghiên cứu cường độ chịu nén là chìa khóa để đảm bảo độ bền và độ tin cậy của các công trình xây dựng. Sự tiến bộ không ngừng của nghiên cứu và đổi mới trong lĩnh vực này đang tái định tương lai của vật liệu và thực tiễn xây dựng, đảm bảo rằng chúng phù hợp với nhu cầu của ngành xây dựng đang không ngừng phát triển, đồng thời cân nhắc đến tính bền vững môi trường [8], [9], [10].

Sự mở rộng không ngừng của ngành xây dựng đòi hỏi một lượng lớn cốt liệu, chủ yếu được sử dụng trong sản xuất bê tông. Trái lại, việc phá dỡ các công trình cũ tạo ra một lượng lớn bê tông thải, gây ra các vấn đề môi trường nghiêm trọng như cạn kiệt đất. Vấn đề này đã thúc đẩy việc khám phá tái chế và tái sử dụng bê tông bị phá dỡ như một giải pháp thay thế thân thiện với môi trường cho các cốt liệu nguyên khai không thể tái tạo [11], [12], [13]. Việc sử dụng cốt liệu bê tông tái chế (RCA), được tạo ra từ nghiền nát bê tông bị phá dỡ, đã nổi lên như một giải pháp hứa hẹn, có khả năng cải thiện tính bền vững của tài nguyên tự nhiên, đồng thời, giảm thiểu tác động tiêu cực đến môi trường. Tuy nhiên, cần phải thừa nhận rằng RCA có các thuộc tính khác so với cốt liệu tự nhiên (NA). Những khác biệt này chủ yếu phát sinh do độ xốp cao hơn và khả năng hấp thụ nước của RCA so với NA [14], [15], [16]. Một thuộc tính cơ học quan trọng trong ngành công nghiệp bê tông là mô đun đàn hồi, đo lường sự biến dạng của vật liệu, và đặc biệt đáng chú ý. RCA thường có giá trị mô đun đàn hồi thấp hơn so với cốt liệu tự nhiên (NAC) được hình thành với tỷ lệ nước/xi măng (w/c) tương đương.

Nhiều nhà nghiên cứu đã đề xuất các phương trình nhằm liên hệ mô đun đàn hồi của bê tông với các thuộc tính khác như cường độ chịu nén. Tuy nhiên, cần phải thừa nhận rằng những phương trình này chủ yếu dựa trên dữ liệu thực nghiệm thu thập từ NAC, dẫn đến nghi ngờ về tính khả dụng của chúng đối với RAC.

Các nhà khoa học máy tính đã nghiên cứu để vượt qua thách thức này bằng cách tạo ra các thuật toán lựa chọn dựa trên các mô hình dữ liệu. Những thuật toán này có khả năng phát hiện các biến độc lập quan trọng nhất, nhanh chóng giảm số lượng tham số đầu vào và từ đó, tăng cường hiệu quả. Xu hướng đi lên này nhấn mạnh sự nổi bật liên tục của các mô hình học máy (ML), được đánh giá cao vì khả năng tạo ra các dự đoán chính xác gần giống với các quan sát thực nghiệm. Trong một kỷ nguyên được đánh dấu bởi sự phát triển không ngừng của công nghệ, những công cụ dựa trên dữ liệu này đang cách mạng hóa khả năng dự đoán cường độ chịu nén của RAC, cung cấp những hiểu biết cần thiết về hành vi của vật liệu xây dựng thân thiện này với môi trường. Nghiên cứu này góp phần cho thấy sự cải thiện độ chính xác của các dự đoán liên quan đến sự phát triển cường độ chịu nén trong RAC bằng mô hình hồi quy ký tự (SR) và mô hình XGBoost. Một bộ dữ liệu toàn diện về cường độ chịu nén của RAC được xây dựng. Phân tích so sánh toàn diện được thực hiện cẩn thận để chứng minh sự vượt trội của nó so với các phương pháp tối ưu hóa thông thường. Các chỉ số thống kê uy tín, bao gồm R2, RMSE và MSE, được sử dụng với độ chính xác cao để đánh giá hiệu suất của các mô hình học máy được tích hợp trong nghiên cứu này.

2. Dữ liệu

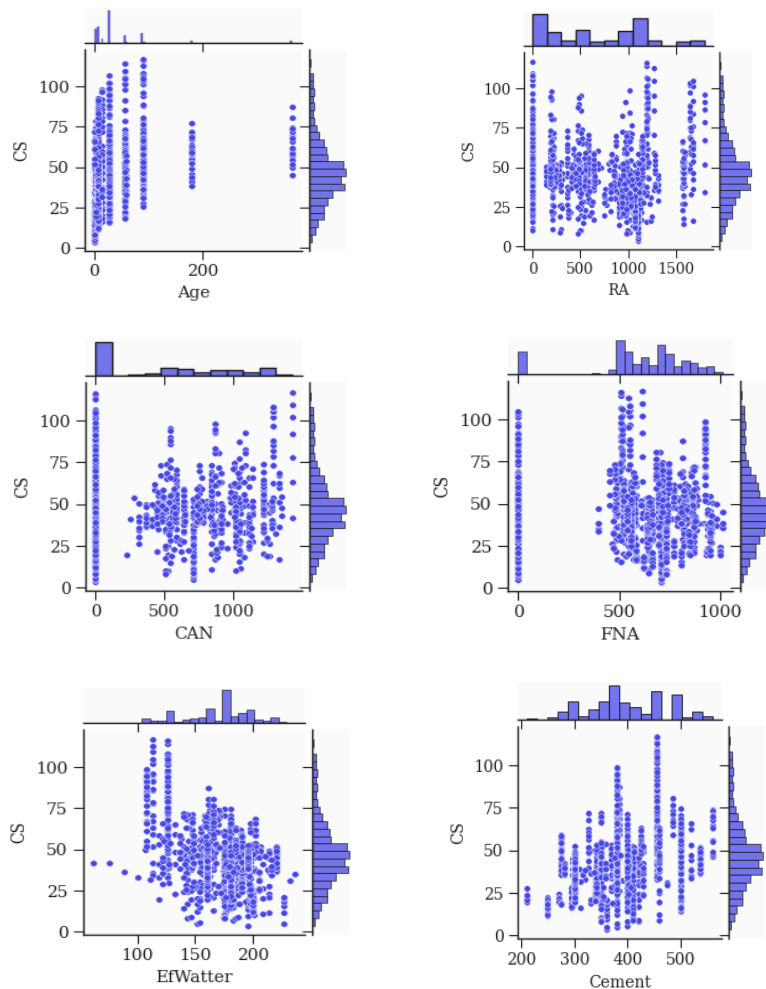
Bộ dữ liệu bao gồm 1047 mẫu thí nghiệm được thu thập từ 40 nghiên cứu thực nghiệm đã được công bố. Để tăng cường hiệu quả phân tích, tập dữ liệu được chia thành ba tập con riêng biệt: tập huấn luyện (70%), tập xác thực (15%), và tập kiểm tra (15%). Để thu được tập dữ liệu này, việc tiền xử lý là cần thiết để nâng cao chất

lượng của tập dữ liệu thu thập được. Thực tế, các mẫu được đo có nhiều kích thước và hình dạng khác nhau, ví dụ, mẫu hình khối có kích thước 100 x 100 x 100 mm³ được xem xét bởi Limbachiya [17]; trong khi mẫu hình khối có kích thước lớn hơn 150 x 150 x 150 mm³ được

đo bởi Abdelhady [18]. Ngoài ra, Somna [19] cung cấp dữ liệu thực nghiệm của mẫu hình trụ có đường kính 100 mm và chiều cao 200 mm. Các mẫu hình trụ với kích thước lớn hơn 150 x 300 mm cũng được xem xét bởi nhiều tác giả khác như trong [20], [21], [22], [23], [24].

Bảng 1. Các chỉ số thống kê của tập dữ liệu.

Loại	Tên	Loại	Đơn vị	Trung bình	Độ lệch chuẩn	min	max
Tuổi	Age	Đầu vào	ngày	40.41	60.83	1.0	365.0
Xi măng	Cement	Đầu vào	kg/m ³	402	75.61	210.0	560.0
Nước	Water	Đầu vào	kg/m ³	169.25	28.75	62.226	235.6
Cốt liệu mịn	FNA	Đầu vào	kg/m ³	607.63	244.18	0.0	1010.0
Cốt liệu thô	CNA	Đầu vào	kg/m ³	484.42	477.55	0.0	1426.3
Cốt liệu tái chế	RA	Đầu vào	kg/m ³	660.24	517.72	0.0	1797.7
Cường độ	CS	Mục tiêu	MPa	47.38	20.753	3.913	117.0



Hình 1. Biểu đồ phân phối của các thuộc tính.

Các đặc trưng quan trọng đối với việc dự báo cường độ của RAC bao gồm 06 chỉ số lần lượt là tuổi (Age), xi măng (Cement), nước (Ef Water), cốt liệu mịn tự nhiên (FNA), cốt liệu thô tự nhiên (CNA), cốt liệu tái chế (RA). Trong đó, lượng xi măng sử dụng nằm trong khoảng 210 đến 560 kg/m³, có giá trị trung bình 402 và độ lệch chuẩn 75.61.

Nước đại diện cho lượng nước trong hỗn hợp bê tông, dao động từ 62.3 đến 235.6. Giá trị trung bình là 169 và độ lệch chuẩn là 28.75. Giá trị thấp hơn chỉ ra hàm lượng nước giảm, thường dẫn đến bê tông có cường độ cao hơn.

Giá trị cốt liệu thô tự nhiên (CNA) dao động từ 0 đến 1426.3, với giá trị trung bình là 484.42 và độ lệch chuẩn là 477.55. CNA có ảnh hưởng đáng kể đến các đặc tính kết cấu của bê tông. Cốt liệu mịn tự nhiên (FNA) biểu diễn khối lượng của cốt liệu mịn khi chế tạo bê tông, với giá trị dao động từ 0.00 đến 1010. Trung bình là 607.63, độ lệch chuẩn là 244.18. Lượng cốt liệu mịn này ảnh hưởng lớn đến tính thi công và độ bền lâu dài của bê tông. Lượng cốt liệu tái chế (RA) được sử dụng nằm trong khoảng 0 đến 1797 kg/m³ có giá trị trung bình 660 và độ lệch chuẩn 517.72.

Các chỉ số thống kê chi tiết của những đặc trưng đầu vào được biểu diễn trong Bảng 1. Mối quan hệ giữa các giá trị đầu vào và giá trị đầu ra được thể hiện trong Hình 1.

3. Các mô hình học máy

3.1. Mô hình hồi quy kí tự

Hồi quy kí tự (Symbolic Regression - SR) là một phương pháp thống kê có khả năng phát hiện các mối quan hệ phi tuyến và đa biến giữa các biến trong tập dữ liệu. Nó tạo ra một phương trình dạng khép kín thể hiện ánh xạ hàm số của các tương quan, cho phép dự đoán giá trị của biến mục tiêu dựa trên các giá trị của các biến khác. SR sử dụng các hàm toán học và các phép toán như cộng, trừ, nhân, chia, logarit, và hàm mũ để xây dựng phương trình biểu diễn mối tương quan giữa các biến đầu vào và biến

mục tiêu. Hồi quy biểu tượng khác với các kỹ thuật hồi quy thông thường ở chỗ trong hồi quy truyền thống, cấu trúc của phương trình phải được xác định trước và duy trì cố định trong quá trình hồi quy. Tuy nhiên, SR có thể phát hiện một cấu trúc phương trình phù hợp và tối ưu hóa các hằng số số học cùng lúc. Nói chung, SR không yêu cầu kiến thức trước về cấu trúc mô hình hay hàm số. Cách tiếp cận này khá đơn giản cho những người dùng không chuyên về các phương pháp dựa trên máy tính sử dụng. Ngoài ra, công thức được xác định có thể dễ dàng chuyển giao và triển khai trong các hệ thống phần mềm khác.

Koza [25] đã giới thiệu lập trình di truyền (Genetic Programming - GP), một thuật toán tiến hóa để tìm kiếm các chương trình giải quyết một vấn đề không cần lập trình cụ thể như hồi quy kí tự. Thuyết Tiến hóa của Darwin đã truyền cảm hứng cho mô tả về GP như một phương pháp tiến hóa cho lập trình tự động. Bằng cách mô phỏng quá trình chọn lọc tự nhiên, một quần thể các cá thể (trong hồi quy biểu tượng là các hàm toán học và phép toán) được chọn lọc. Với việc liên tục chọn các cá thể có chất lượng cao và tái kết hợp chúng để giảm thiểu sai số trong biến mục tiêu tối ưu hóa. GP là một dạng đơn giản hóa của thuật toán di truyền và khi được thực hiện, phát triển các quy trình để giải quyết vấn đề. Không giống như các thuật toán di truyền, GP cho phép lập trình với độ dài biến đổi, chẳng hạn như, các cây biểu thức biểu tượng. Hồi quy kí tự, vốn là một nhiệm vụ đơn giản hơn cho GP so với lập trình tự động toàn diện, chỉ xác định một biểu thức duy nhất. Do đó, các toán tử và hàm toán học thường được phép xuất hiện ở các nút bên trong của cây biểu thức. Tập hợp các ký hiệu cuối cùng bao gồm một số tham số của tập dữ liệu huấn luyện cũng như các hằng số. Kết quả là, khi SR được thực hiện bằng GP, chương trình kết quả là một biểu thức toán học dạng khép kín thể hiện một mô hình thống kê.

GP sử dụng quá trình lặp lại để phát triển các mô hình hồi quy biểu tượng. Một quần thể ban

đầu được hình thành bằng cách tạo và đánh giá một tập hợp các biểu thức ngẫu nhiên. Những biểu thức có khả năng dự đoán chính xác hơn biến mục tiêu được xem là phù hợp. Thông qua quá trình thực hiện GP, các biểu thức mới được tạo ra bằng cách thường xuyên chọn lọc và tái kết hợp các biểu thức cũ, trải qua những đột biến ngẫu nhiên. Những biểu thức có thứ hạng cao hơn có khả năng được chọn nhiều hơn và có thể được chọn nhiều lần. Các biểu thức mới tạo ra được đánh giá và hợp nhất với quần thể hiện tại để tạo ra một quần thể mới. Những biểu thức có độ phù hợp kém nhất bị loại bỏ trong bước này. Quá trình này thường kết thúc khi tiêu chí kết thúc vòng lặp được đáp ứng, thường là khi đạt đến số thế hệ tối đa. SR sử dụng GP tương thích với các tập dữ liệu chứa hàng triệu quan sát và hàng chục biến.

3.2. Mô hình eXtreme Gradient Boosting

Chen và Guestrin [26] đã giới thiệu một thuật toán được phát triển dựa trên mô hình cây quyết định là giải thuật eXtreme Gradient Boosting (XGB). Giải thuật này dự đoán kết quả dựa trên các dữ liệu đầu vào như sau:

$$y_i = y_i^0 + \eta \sum_{k=1}^M f_k(X_i) \quad (1)$$

Trong đó, (y_i^0) là kết quả dự báo cho mẫu thứ i có véc tơ đặc trưng là X_i ; M là số lượng bộ ước tính và mỗi bộ ước tính f_k (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:

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

Với, T là số lá cây thứ k và ω_j có 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 phân tách:

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

Trong đó, G_L và H_L được liên kết với lá bên trái, 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. Kết quả

Để đánh giá độ chính xác của mô hình, nhóm nghiên cứu sử dụng 03 thông số thống kê lần lượt là R-squared, Mean Absolute Error (MAE) và Root Mean Squared Error (RMSE):

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

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

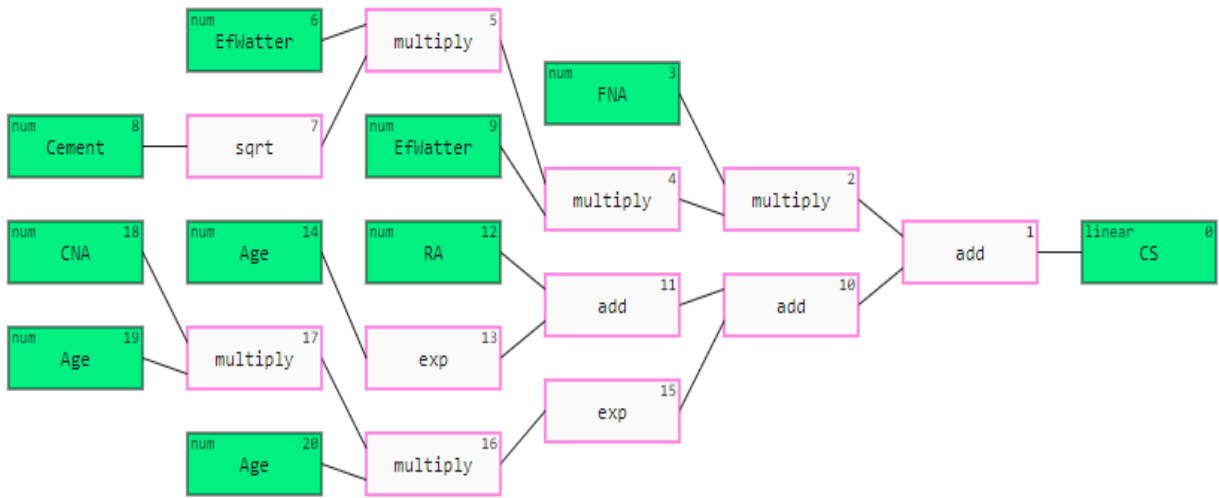
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i| \quad (6)$$

Kết quả của mô hình SR được biểu thị tại Hình 2 và phương trình (7).

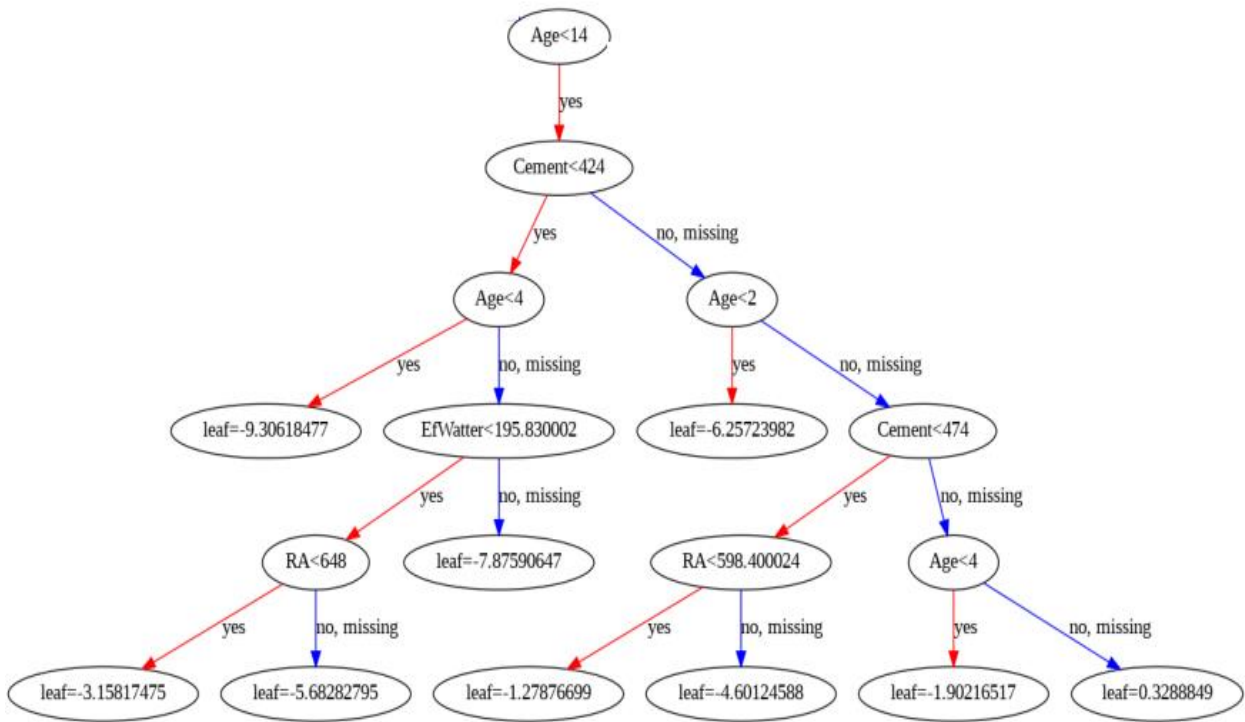
$$\begin{aligned} F'c = & 29.0 * (0.003 * Water - 0.77) \\ & * (0.012 * Water - 0.656) \\ & * (-0.014 * Cement + (0.21) \\ & * (-0.014 * CNA + 0.0028 \\ & * Cement + 0.0026 * RA \\ & * (6.9 - 0.041 * Water) \\ & * (-2.54078) * (0.011 * Cement \\ & - 2.91) + \exp((1.06246 - 0.056 \\ & * Age) * (3.0 - 0.0003 * FNA)) \\ & - 4.0) + 3.3267) + 23.1523 \end{aligned} \quad (7)$$

Kết quả thể hiện độ chính xác của mô hình được trình bày ở Bảng 2 thông qua 03 thông số R-squared, MAE và RMSE của tập dữ liệu huấn

luyện và tập dữ liệu kiểm chứng. Đồng thời, Hình 4 và Hình 5 cũng thể hiện sự tương quan giữa giá trị dự báo và giá trị chính xác.



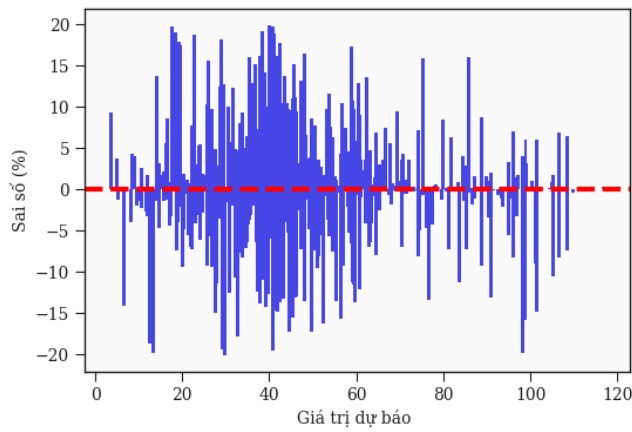
Hình 1. Mô hình hồi quy ký tự.



Hình 2. Mô hình XGBoost.

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

Mô hình	Tập dữ liệu	MAE	RMSE
XGB	Train	2.15	3.26
	Test	4.65	7.61
SR	Train	4.21	6.98
	Test	6.4	8.6

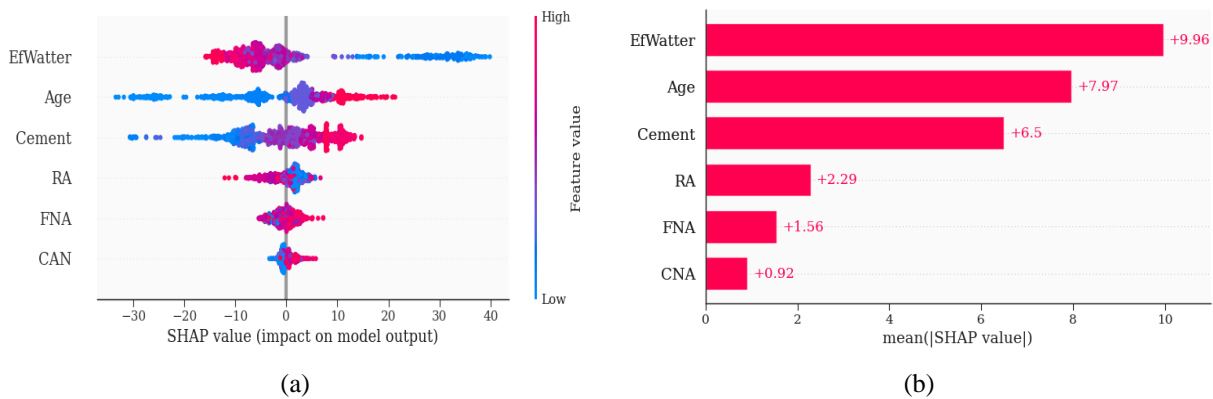


Hình 3. Biểu đồ sai số của mô hình.

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

SHAP (SHapley Additive exPlanations) là một phương pháp giúp giải thích đầu ra của các mô hình học máy. Dựa trên lý thuyết trò chơi, SHAP cung cấp cách phân tích và gán giá trị đóng góp của từng đặc trưng (feature) vào dự đoán của mô hình. SHAP có thể được sử dụng để giải thích các dạng mô hình học máy, bao gồm hồi quy tuyến tính, cây quyết định, rừng ngẫu nhiên, mô hình tăng cường gradient, và mạng nơ ron.

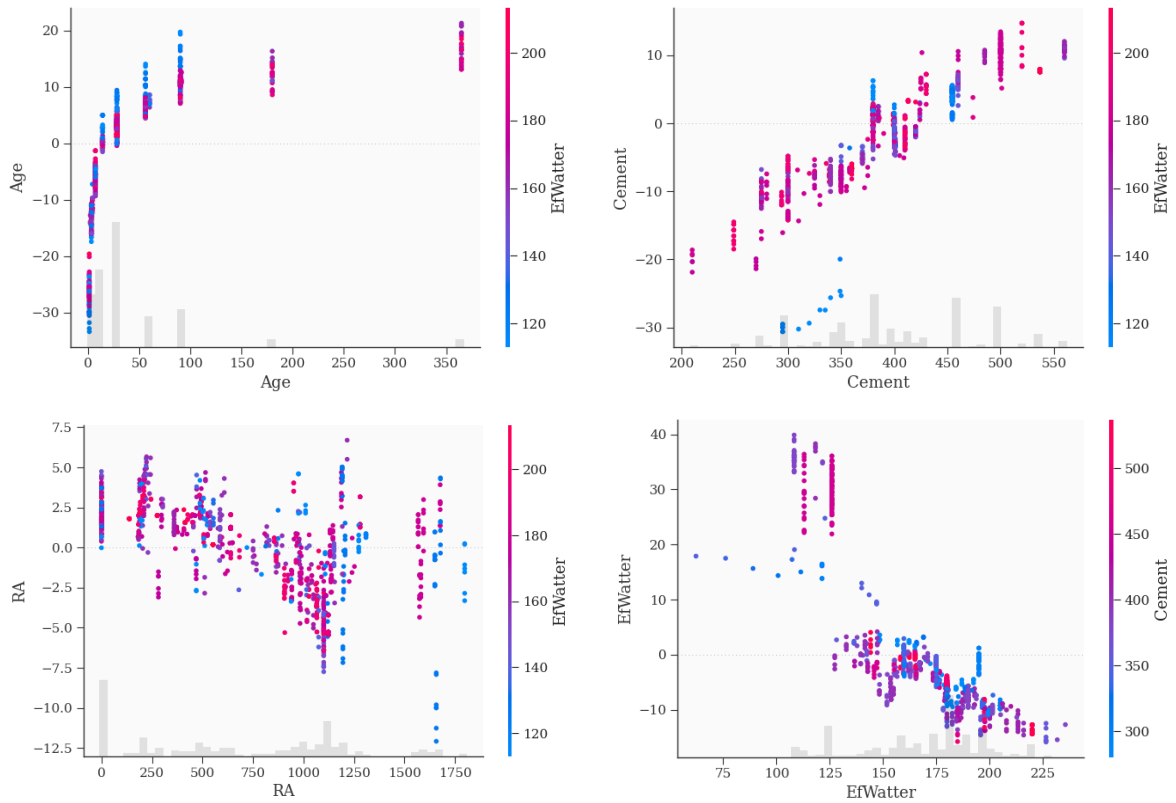
Trong quá trình phân tích, mỗi đặc trưng được gán một giá trị SHAP, biểu thị mức độ đóng góp của nó vào dự đoán của mô hình. Giá trị SHAP dương cho thấy đặc trưng đó có tác động tích cực đến dự đoán, trong khi giá trị âm cho thấy tác động tiêu cực. SHAP cũng cho phép phân tích sự tương tác giữa các đặc trưng, giúp hiểu rõ hơn về sự phụ thuộc lẫn nhau giữa chúng. Hình trình bày phân tích ảnh hưởng của các thông số đến giá trị CS của RAC bằng phương pháp SHAP thông qua biểu đồ dạng beeswarm và biểu đồ giá trị tuyệt đối.



Hình 5. Phân tích SHAP thông qua biểu đồ (a) beeswarm và (b) 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 CS của RAC là lượng nước, tuổi của bê tông, lượng xi măng và lượng cốt liệu tái chế. Kết quả phân tích SHAP hai chiều trong Hình 4 cung cấp góc nhìn chi tiết hơn về mối quan hệ phức tạp giữa các thông số đầu vào và CS của RAC. Mặc dù,

các biến riêng lẻ như RA và Cement có thể không gây ảnh hưởng lớn khi thay đổi trong một phạm vi nhất định, nhưng sự kết hợp của chúng, đặc biệt khi có giá trị thấp, có thể làm tăng CS. Điều này nhấn mạnh tầm quan trọng của việc xem xét sự tương tác giữa các biến trong quá trình tối ưu hóa thiết kế bê tông.



Hình 4. Phân tích SHAP hai chiều giữa các biến quan trọng nhất với CS.

6. Kết luận và kiến nghị

Nghiên cứu này đã xây dựng bộ dữ liệu về cường độ chịu nén của bê tông tái chế. Đây là bộ dữ liệu lớn nhất hiện nay bao gồm 1047 mẫu thí nghiệm. Bài báo đã sử dụng mô hình học máy bằng phương pháp hồi quy ký tự và phương pháp XGBoost nhằm dự báo cường độ của RAC. Kết quả tính toán, tìm được phương trình có độ chính xác là $MAE = 4.65$ (MPa) và $RMSE = 7.61$ (MPa) đối với mô hình XGBoost và $MAE = 6.4$ (MPa), $RMSE = 8.6$ (MPa). Kết quả này khẳng định khả năng ứng dụng của học máy, đặc biệt là phương pháp hồi quy ký tự tiên tiến, trong việc khám phá các mối quan hệ phức tạp thuộc lĩnh vực kỹ thuật xây dựng. Để phân tích ảnh hưởng của các giá trị đặc trưng đến cường độ chịu nén của RAC, phân tích SHAP đã được sử dụng. Kết quả phân tích SHAP cho thấy các thông số đầu vào có ảnh hưởng lớn nhất đến CS của RAC là lượng nước, tuổi của bê tông, lượng xi măng và lượng cốt liệu tái chế. Mối quan hệ này cũng được biểu diễn chi tiết thông qua việc phân tích SHAP hai chiều.

Tài liệu tham khảo

- [1] H. A. Shah et al., “Application of machine learning techniques for predicting compressive, splitting tensile, and flexural strengths of concrete with metakaolin,” *Materials*, vol. 15, no. 15, 2022, Art. no. 5435, doi: 10.3390/ma15155435.
- [2] S. Hui-sheng, X. Bi-wan, and Z. Xiao-chen, “Influence of mineral admixtures on compressive strength, gas permeability and carbonation of high performance concrete,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 23, no. 5, pp. 1980-1985, May 2009, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2008.08.021.
- [3] J. Morel, A. Pkla, and P. Walker, “Compressive strength testing of compressed earth blocks,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 21, no. 2, pp. 303-309, Feb. 2007, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2005.08.021.
- [4] F. Moutassem and S. E. Chidiac, “Assessment of concrete compressive strength prediction models,” *KSCE J. Civ. Eng.*, vol. 20, pp. 343-358, 2016, doi: 10.1007/s12205-015-0722-4.

- [5] N. Hong-Guang and W. Ji-Zong, "Prediction of compressive strength of concrete by neural networks," *Cem. Concr. Res.*, vol. 30, no. 8, Aug. 2000, pp. 1245-1250, doi: 10.1016/S0008-8846(00)00345-8.
- [6] L. Sadowski, M. Nikoo, and M. Nikoo, "Concrete compressive strength prediction using the imperialist competitive algorithm," *Computers and Concrete*, vol. 22, no. 4, pp. 355-363, Oct. 2018, doi: 10.12989/cac.2018.22.4.355.
- [7] M. Nikoo, F. T. Moghadam, and L. Sadowski, "Prediction of concrete compressive strength by evolutionary artificial neural networks," *Adv. Mat. Sci. Eng.*, vol. 2015, 2015, Art. no. 49126, doi: 10.1155/2015/849126.
- [8] P. G. Asteris, A. D. Skentou, A. Bardhan, P. Samui, and K. Pilakoutas, "Predicting concrete compressive strength using hybrid ensembling of surrogate machine learning models," *Cem. Concr. Res.*, vol. 145, Jul. 2021, Art. no. 106449, doi: 10.1016/j.cemconres.2021.106449.
- [9] Z.H. Dua, S. C. Kou, and C. S. Poon, "Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks," *Constr. Build. Mater.*, vol. 40, pp.1200-1206, Mar. 2013, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2012.04.063.
- [10] S. M. Mousavi, P. Aminian, A. H. Gandomi, A. H. Alavi, and H. Bolandi, "A new predictive model for compressive strength of HPC using gene expression programming," *Adv. Eng. Softw.*, vol. 45, no. 1, pp. 105-114, 2012, doi: 10.1016/j.advengsoft.2011.09.014.
- [11] P. Folino and H. Xargay, "Recycled aggregate concrete—mechanical behavior under uniaxial and triaxial compression," *Constr. Build. Mater.*, vol. 56, pp. 21-23, 2014, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2014.01.073.
- [12] C. Shi, Y. Li, J. Zhang, W. Li, L. Chong, and Z. Xie, "Performance enhancement of recycled concrete aggregate - A review," *J. Clean. Prod.*, vol. 112, part 1, pp. 466-472, 2016, doi: 10.1016/j.jclepro.2015.08.057.
- [13] G. Wardeh, E. Ghorbel and H. Gomart, "Mix design and properties of recycled aggregate concretes: Applicability of Eurocode 2," *Int. J. Concr. Struct. Mater.*, vol. 9, no. 1, pp. 1-20, doi: 10.1007/s40069-014-0087-y.
- [14] P. S. Lovato, E. Possan, D. C. C. D. Molin, A. B. Masuero, and J. L. D. Ribeiro, "Modeling of mechanical properties and durability of recycled aggregate concretes," *Constr. Build. Mater.*, vol. 26, no. 1, pp. 437-447, Jan. 2012, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2011.06.043.
- [15] Z. H. Duan and C. S. Poon, "Properties of recycled aggregate concrete made with recycled aggregates with different amounts of old adhered mortars," *Mater. Des.*, vol. 58, pp. 19-29, Jun. 2014, doi: 10.1016/j.matdes.2014.01.044.
- [16] J. J. Xu, X. Y. Zhao, Z. P. Chen, J. C. Liu, J. Y. Xue, and M. Elchalakani "Novel prediction models for composite elastic modulus of circular recycled aggregate concrete-filled steel tubes," *Thin-Walled Structures*, vol. 144, Nov. 2019, Art. no. 106317, doi: 10.1016/j.tws.2019.106317.
- [17] M. C. Limbachiya, T. Leelawat, and R. K. Dhir, "Use of recycled concrete aggregate in high-strength concrete," *Materials and Structures*, vol. 33, pp. 574-580, Nov. 2000, doi: 10.1007/bf02480538.
- [18] A. Abdelhady, L. Hui and H. Zhang, "Comprehensive study to accurately predict the water permeability of pervious concrete using constant head method," *Constr. Build. Mater.*, vol. 308, 2021, Art. no. 125046, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2021.125046.
- [19] R. Somna, C. Jaturapitakkul, W. Chalee, and P. Rattanachu, "Effect of the water to binder ratio and ground fly ash on properties of recycled aggregate concrete," *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 24, no. 1, pp. 16-22, 2011, doi: 10.1061/(ASCE)MT.1943-5533.0000360.
- [20] A. Domingo-Cabo, C. Lázaro, F. López-Gayarre, M. A. Serrano-López, P. Serna, J.O. Castaño-Tabares, "Creep and shrinkage of recycled aggregate concrete," *Constr. Build. Mater.*, vol. 23, no. 7, pp. 2545-2553, Jul. 2009, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2009.02.018.
- [21] V. Corinaldesi, "Mechanical and elastic behaviour of concretes made of recycled-

- concrete coarse aggregates,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 24, no. 9, pp. 1616-1620, Sep. 2010, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2010.02.031.
- [22] C. J. Zega and A. A. D. Maio, “Recycled concretes made with waste ready-mix concrete as coarse aggregate,” *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 23, no. 3, pp. 281-286, 2011, doi: 10.1061/(ASCE)MT.1943-5533.0000165.
- [23] G. Belén, M. Fernando, C. L. Diego, and S. Sindy, “Stress–strain relationship in axial compression for concrete using recycled saturated coarse aggregate,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 25, no. 5, pp. 2335-2342, May 2011, doi: 10.1016/j.conbuildmat.2010.11.031.
- [24] G. Fathifazl et al., “Creep and drying shrinkage characteristics of concrete produced with coarse recycled concrete aggregate,” *Cement and Concrete Composites*, vol. 33, no. 10, pp. 1026-1037, Nov. 2011, doi: 10.1016/j.cemconcomp.2011.08.004.
- [25] J. R. Koza, *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Cambridge, MA, USA: Bradford Books, 1992.
- [26] T. Chen and C. Guestrin, “XGBoost: A scalable tree boosting system,” in *Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, San Francisco, CA, USA, 2016, pp 785-794, doi: 10.1145/2939672.2939785.