Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng, ĐHXDHN, 2026, 20 (3V): 136–146

DỰ BÁO KHẢ NĂNG CHỊU CẮT CỦA DẦM BÊ TÔNG SỬ DỤNG THANH CỐT SỢI FRP KHÔNG CÓ CỐT ĐAI SỬ DỤNG MÔ HÌNH HỌC MÁY

Lê Minh Thảo[a], Trương Thị Thu Hà[b], Mai Anh Đức[a], Ngô Ngọc Tri[a,*]

[a]*Khoa Quản lý Dự án, Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng, Số 54 đường Nguyễn Lương Bằng, phường Liên Chiểu, Đà Nẵng, Việt Nam*
[b]*Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật, Đại học Đà Nẵng, Số 48 Cao Thắng, phường Hải Châu, Đà Nẵng*

Nhận ngày 28/4/2026, Sửa xong 07/7/2026, Chấp nhận đăng 13/7/2026

Tóm tắt

Nghiên cứu này đánh giá và so sánh hiệu suất của bảy mô hình học máy phổ biến trong dự báo khả năng chịu cắt của dầm bê tông thanh cốt sợi polymer (FRP) không có cốt đai, gồm mạng nơ-ron nhân tạo (ANNs), rừng ngẫu nhiên (RF), M5Rules, M5P, hồi quy vectơ hỗ trợ (SVR), cây ngẫu nhiên (RT), và hồi quy tuyến tính (LR). Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình ANNs đạt hiệu suất tối ưu nhất với hệ số tương quan (R) bằng 0,981, căn bậc hai của sai số bình phương trung bình (RMSE) bằng 24,77 kN, sai số tuyệt đối trung bình (MAE) bằng 16,68 kN. Mô hình RF xếp vị trí thứ hai với chỉ số MAPE nhỏ nhất (19,03%). Ngược lại, mô hình LR cho thấy sai số lớn nhất, khẳng định sự không phù hợp của các khung tuyến tính. Nghiên cứu khẳng định ANNs là công cụ dự báo tin cậy, cung cấp giải pháp hỗ trợ thiết kế hiệu quả cho các công trình sử dụng vật liệu tiên tiến.

Từ khoá: học máy; FRP; dầm bê tông; khả năng chịu cắt; dự đoán.

SHEAR STRENGTH PREDICTION OF FRP-REINFORCED CONCRETE BEAMS WITHOUT STIRRUPS USING MACHINE LEARNING

Abstract

This study evaluates and compares the performance of seven prominent machine learning models in predicting the shear capacity of fiber-reinforced polymer (FRP) reinforced concrete beams without stirrups, including artificial neural networks (ANNs), random forest (RF), M5Rules, M5P, support vector regression (SVR), random tree (RT), and linear regression (LR). Experimental results demonstrate that the ANNs model achieves the highest predictive accuracy, yielding a correlation coefficient (R) of 0.981, a root mean square error (RMSE) of 24.77 kN, and a mean absolute error (MAE) of 16.68 kN. The RF model ranks second, delivering the lowest mean absolute percentage error (MAPE) of 19.03%. In contrast, the LR model exhibits the largest errors, highlighting the inadequacy of linear frameworks for capturing the complex structural behaviors inherent in this application. The findings confirm that ANNs is a robust and reliable predictive tool, providing an effective design-support solution for infrastructure projects utilizing advanced materials.

Keywords: machine learning; fiber-reinforced polymer; concrete beams; shear capacity; prediction.

https://doi.org/10.31814/stce.huce2026-20(3V)-12 © 2026 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

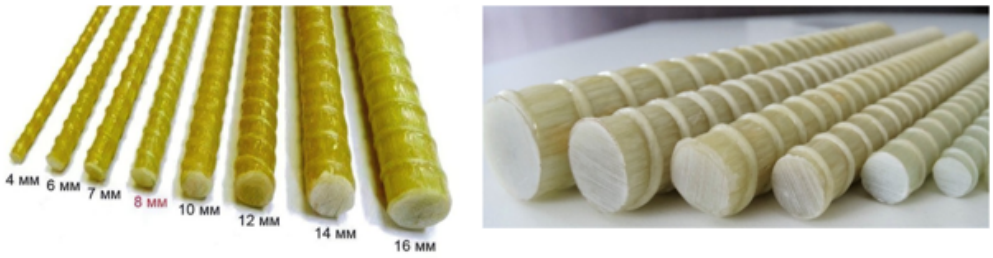
1. Giới thiệu

Bê tông cốt thép là loại vật liệu xây dựng có lịch sử lâu đời và được ứng dụng rộng rãi nhất trong ngành xây dựng hiện đại. Tuy nhiên, đặc tính dễ bị ăn mòn của cốt thép trong môi trường bê tông được xác định là nguyên nhân hàng đầu dẫn đến sự suy giảm khả năng chịu lực của kết cấu sau một thời gian vận hành [1, 2]. Quá trình ăn mòn không chỉ làm giảm tiết diện cốt thép mà còn gây nứt vỡ lớp bê tông bảo vệ, từ đó làm suy giảm đáng kể độ cứng, khả năng biến dạng và tính an toàn tổng thể của công trình [3]. Chi phí dành cho việc bảo trì, sửa chữa và thay thế các kết cấu bị hư hại do ăn mòn

*Tác giả đại diện. *Địa chỉ e-mail:* trinn@dut.udn.vn (Tri, N. N.)

đang trở thành gánh nặng lớn đối với ngân sách đầu tư, thúc đẩy nhu cầu cấp thiết về việc tìm kiếm các giải pháp vật liệu thay thế bền vững.

Trong nỗ lực kiềm chế sự ăn mòn, nhiều giải pháp như sử dụng thép không gỉ, thép mạ kẽm, hay chống ăn mòn điện hóa đã được áp dụng nhưng hiệu quả mang lại vẫn còn những hạn chế nhất định. Hiện nay, việc sử dụng thanh polymer cốt sợi (Fiber-reinforced polymer – FRP) làm cốt chịu lực trong các kết cấu bê tông mới đang nổi lên như một hướng nghiên cứu tiềm năng nhờ những ưu điểm vượt trội như cường độ chịu kéo cao, trọng lượng nhẹ và đặc biệt là khả năng kháng ăn mòn tuyệt đối [4–8] (Hình 1). Vật liệu FRP đã bước đầu được triển khai thành công trong các cấu kiện tiếp xúc trực tiếp với môi trường khắc nghiệt như cầu cảng, tường chắn và các công trình chứa hóa chất.



Hình 1. Một số dạng thanh cốt sợi FRP

Trong hơn ba thập kỷ qua, khả năng chịu lực của dầm bê tông cốt FRP đã thu hút sự quan tâm lớn từ cộng đồng khoa học. Nhiều nghiên cứu thực nghiệm đã được thực hiện, dẫn đến sự ra đời của các công thức thực nghiệm hoặc các điều chỉnh từ tiêu chuẩn thiết kế hiện hành (như ACI, JSCE, CAN/CSA) để xác định sức kháng cắt của dầm FRP có hoặc không có cốt đai [9]. Bên cạnh những nỗ lực trong nghiên cứu thực nghiệm, một số tác giả đã cố gắng đề xuất một số công thức thực nghiệm hoặc sửa đổi công thức từ các tiêu chuẩn thiết kế hiện hành để xác định khả năng chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP có và không có cốt đai. Chẳng hạn, Razaqpur và cs. (2004) [10] đã nghiên cứu sự đóng góp của bê tông vào khả năng chống cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP và so sánh kết quả với một số tiêu chuẩn thiết kế. Họ nhận thấy rằng các khuyến nghị của các tiêu chuẩn Canada và Nhật Bản đều phù hợp với kết quả thực nghiệm.

Razaqpur và Isgor (2006) [11] trình bày một phương pháp nâng cao để dự báo khả năng chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt đai. Phương pháp này đã xem xét ảnh hưởng của kích thước dầm, cốt thép dọc, cường độ bê tông và sự tương tác mô men-lực cắt. Ashour (2006) [12] đã đề xuất một phương pháp đơn giản để tính khả năng chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh GFRP. Phương pháp tính có mối tương quan hợp lý với các kết quả kiểm tra thực nghiệm. Kim và cs. (2014) [13] đã đề xuất công thức toán học tính toán cường độ kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không cốt đai. Công thức của họ cho thấy là chính xác hơn các phương trình của (ACI-440) và (CAN/CSA) mặc dù đưa ra những dự báo có phần hơi cao hơn.

Ngày nay, sự phát triển của công nghệ máy tính và các thuật toán trí tuệ nhân tạo (AI) đã cho phép các nhà nghiên cứu có thể áp dụng để dự báo khả năng chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP. Một số mô hình học máy mạnh và phổ biến có thể kể đến như mạng nơ-ron nhân tạo (artificial neural networks – ANNs), máy học véc-tơ hỗ trợ hồi quy (support vector regression – SVR), rừng ngẫu nhiên (random forest - RF). Naderpour và cs. [14] đã sử dụng mô hình ANNs để dự báo khả năng chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP. Độ chính xác của mô hình ANN được đề xuất cao hơn các hướng dẫn thiết kế của Viện Bê tông Hoa Kỳ (ACI) và Hiệp hội Kỹ sư Xây dựng Nhật Bản (JSCE). Tương tự, Lee và cs. [15] đã phát triển một mô hình ANNs giúp cải thiện các thông số thống kê với độ chính xác cao hơn so với các mô hình hiện có khác dựa trên 106 mẫu thí nghiệm.

Bài báo này được thực hiện với mục tiêu xây dựng một khung dự báo tối ưu cho khả năng chịu cắt của dầm bê tông thanh FRP không có cốt đai. Điểm mới của nghiên cứu là việc ứng dụng và so sánh đồng thời hiệu suất của bảy mô hình học máy đa dạng, bao gồm: ANNs, SVR, RF, M5Rules, M5P, Cây ngẫu nhiên (RT) và hồi quy tuyến tính (LR). Bên cạnh đó, một khung xếp hạng toàn diện các mô hình được thiết lập thông qua chỉ số hạng tổng hợp (synthesis index – SI). Nghiên cứu kỳ vọng sẽ xác định được thuật toán có khả năng học và khái quát hóa tốt nhất với cơ chế phá hủy cắt, phi tuyến cao của dầm bê tông thanh cốt sợi FRP không cốt đai, từ đó cung cấp một công cụ hỗ trợ thiết kế mạnh mẽ và tin cậy cho các kỹ sư xây dựng.

Cấu trúc của bài báo được tổ chức như sau. Phần 2 sẽ trình bày đặc điểm của bảy mô hình học máy được sử dụng, phương pháp xác thực chéo k lần, và các chỉ số đánh giá độ chính xác dự báo. Phần 3 mô tả dữ liệu thực nghiệm và thiết lập tham số cho các mô hình học máy. Phần 4 tập trung phân tích kết quả, so sánh hiệu suất giữa các mô hình và thảo luận về độ chính xác dựa trên các chỉ số thống kê và đồ thị trực quan. Cuối cùng, phần 5 sẽ tổng kết các kết luận chính và đề xuất các hướng phát triển tiếp theo cho nghiên cứu.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Các mô hình học máy

a. Hồi quy tuyến tính

Hồi quy tuyến tính (Linear regression – LR) là một trong những thuật toán cơ bản nhất của lý thuyết máy học. Mục tiêu của LR là tìm ra mối quan hệ giữa biến phụ thuộc với một hay nhiều biến độc lập [16]. Biến phụ thuộc có giá trị liên tục trong khi các biến độc lập có thể có giá trị liên tục hoặc phân loại. Công thức (1) thể hiện phương trình tổng quát của mô hình LR.

$$Y = \beta_o + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (1)$$

trong đó, Y là biến phụ thuộc; x_i là các biến độc lập; β_o là hằng số; β_i là hằng số thể hiện mối quan hệ giữa x_i và Y; ε là sai số. Trong nghiên cứu này, Y chính là khả năng kháng cắt của dầm bê tông FRP, x_i là các tham số ảnh hưởng đến khả năng kháng cắt.

b. Mạng nơ-ron nhân tạo

Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks- ANNs) là mô hình xử lý thông tin được mô phỏng dựa trên hoạt động của hệ thống thần kinh của sinh vật. ANNs bao gồm số lượng lớn các nơ-ron được gắn kết để xử lý thông tin nên có thể xử lý hiệu quả các bài toán phi tuyến dựa trên cơ chế xấp xỉ hàm tùy ý 'học' được từ các dữ liệu quan sát [17]. Trong các dạng ANNs, mô hình mạng nhiều tầng truyền thẳng (Multilayer perceptron - MLP) là một mạng nơ-ron truyền tới (feedforward) kết nối các dữ liệu đầu vào và cho ra tập dữ liệu đầu ra. MLP bao gồm một lớp vào (input layer) chứa các nút cảm biến, một hoặc nhiều lớp ẩn (hidden layer) chứa các các nút tính toán, và một lớp ra (output layer) chứa một nút tính toán.

c. Máy học véc-tơ hỗ trợ hồi quy

Máy véc tơ hỗ trợ hồi quy (support vector regression – SVR) huấn luyện bộ dữ liệu hồi quy thông qua việc sử dụng các hàm nhân (kernel functions) [18, 19]. SVR thường được ưu tiên áp dụng để giải quyết các bài toán hồi quy phi tuyến tính, trong đó nó thực hiện ánh xạ các dữ liệu đầu vào sang một không gian đặc trưng n chiều. Sau đó, các hàm nhân phi tuyến sẽ được khớp vào không gian đặc trưng cao chiều này để thiết lập mối quan hệ giữa các biến. SVR tìm cách tối thiểu giới hạn trên của sai số tổng quát hóa thay vì tối thiểu sai số thực nghiệm như mô hình mạng nơ-ron.

d. Cây ngẫu nhiên

Cây ngẫu nhiên (random tree - RT) được phát triển dựa trên một quy trình mang tính xác suất. Trong quá trình xây dựng mô hình RT, mỗi dữ liệu đầu vào sẽ tương ứng với một nút trong cấu trúc cây. Mỗi nút thể hiện giá trị của các biến đầu vào thông qua lộ trình dẫn truyền từ nút gốc đến nhánh lá. Sau đó, kỹ thuật tỉa cành được thực hiện để điều chỉnh một cây đã bị quá khớp về một dạng thức tổng quát hơn, từ đó cải thiện hiệu suất dự báo của mô hình RT.

e. Rừng ngẫu nhiên

Mô hình rừng ngẫu nhiên (random forest – RF) khai thác sức mạnh của một tập hợp các cây quyết định để tối ưu hóa hiệu suất giải quyết các bài toán phức tạp [20]. Trong lĩnh vực kỹ thuật, RF giúp cải thiện đáng kể độ chính xác nhờ áp dụng cơ chế lấy mẫu lặp lại. Quy trình huấn luyện của RF được thực hiện thông qua các bước sau:

- Các tập dữ liệu con được tạo ra từ cơ sở dữ liệu gốc bằng phương pháp bootstrap (lấy mẫu có hoàn lại);

- Xây dựng một cây quyết định cho mỗi tập dữ liệu con tương ứng. Tại mỗi nút phân tách, một tập hợp con ngẫu nhiên của các biến đầu vào được lựa chọn để đảm bảo tính đa dạng và giảm sự tương quan giữa các cây;

- Lặp lại quy trình cho đến khi đạt được số lượng cây dự kiến trong rừng;

- Kết quả dự báo cuối cùng được xác định bằng cách lấy trung bình cộng (đối với bài toán hồi quy) hoặc bỏ phiếu đa số (đối với bài toán phân loại) từ tất cả các cây thành phần.

f. M5P và M5Rules

Cây mô hình M5 (M5P) [21] là một dạng cây quyết định nhị phân, trong đó các nút thực hiện việc ánh xạ mối quan hệ giữa dữ liệu đầu vào và kết quả đầu ra. Quá trình phát triển cấu trúc cây này bao gồm hai giai đoạn chính, như đã được trình bày trong [21, 22]. Bước đầu tiên là phân chia tập dữ liệu thành các tập con để thiết lập cây quyết định. Bước tiếp theo tập trung vào việc tỉa cành (pruning) và làm mượt (smoothing) cây mô hình.

Sự khác biệt giữa M5P và M5Rules nằm ở định dạng đầu ra. Trong khi M5P trình bày các mối quan hệ dưới dạng cấu trúc cây phân cấp, M5Rules lại hệ thống hóa các tri thức này thành một tập hợp các quy tắc rời rạc, giúp tăng cường tính linh hoạt và khả năng ứng dụng trực tiếp trong thực tiễn. Trên cơ sở đó, thuật toán M5Rules có khả năng tạo ra một danh sách các quy tắc quyết định cho các bài toán hồi quy bằng cách áp dụng chiến lược chia để trị. Trong mỗi vòng lặp, thuật toán này sẽ xây dựng một cây mô hình thông qua phương pháp M5, sau đó chuyển đổi nhánh lá tối ưu nhất thành một quy tắc cụ thể.

2.2. Xác thực chéo k lần

Dữ liệu ban đầu được chia thành 2 tập dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình và kiểm tra mô hình. Để tránh sự 'thiên vị' trong quá trình lựa chọn 2 tập dữ liệu trên, phương pháp xác thực chéo k lần (k-fold cross validation) được sử dụng. Phương pháp này phân chia toàn bộ dữ liệu thành k tập con có cùng kích thước. Quá trình huấn luyện cho mỗi mô hình có k lần. Trong mỗi lần, một tập con được dùng để kiểm tra và (k-1) tập còn lại dùng để huấn luyện.

2.3. Đánh giá độ chính xác dự báo

Để đánh giá độ chính xác kết quả dự báo của các mô hình đề xuất, các số chỉ số được sử dụng, gồm: hệ số tương quan Pearson (R), căn bậc hai của sai số bình phương trung bình (root mean square error – RMSE), sai số tuyệt đối trung bình (mean absolute error – MAE), phần trăm sai số tuyệt đối trung bình (mean absolute percentage error – MAPE) và chỉ số xếp hạng tổng hợp (SI). Công thức tính toán của các chỉ số thể hiện ở bên dưới.

$$R = \frac{n\sum y.y' - (\sum y)(\sum y')}{\sqrt{n(\sum y^2) - (\sum y)^2}\sqrt{n(\sum y'^2) - (\sum y')^2}} \tag{2}$$

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

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y - y'| \tag{4}$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y - y'}{y}\right| \tag{5}$$

trong đó, y là giá trị thực tế; y' là giá trị dự đoán, n là số lượng dữ liệu dự đoán.

Chỉ số SI dùng để xếp hạng các mô hình. Giá trị của SI thuộc [0, 1], mô hình có SI càng tiến về 0 chứng tỏ kết quả dự đoán của mô hình đó càng chính xác. SI được xác định dựa vào 4 chỉ số thống kê trên (R, RMSE, MAE và MAPE).

$$\text{SI} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\frac{P_i - P_{min,i}}{P_{max,i} - P_{min,i}} \tag{6}$$

trong đó, m là số lượng chỉ số đánh giá (ở đây $m = 4$), P_i là giá trị chỉ số đánh giá thứ i.

3. Mô tả dữ liệu và thiết lập mô hình nghiên cứu

3.1. Mô tả dữ liệu

Bộ dữ liệu thực nghiệm gồm 172 mẫu được thu thập từ các nghiên cứu trước đó [12, 23–28]. Các biến độc lập ảnh hưởng đến khả năng chịu cắt của dầm bê tông gia cường FRP không có cốt đai gồm chiều rộng dầm (b), chiều cao làm việc hiệu quả (d), khoảng cắt (a), tỉ lệ của khoảng cắt với chiều cao làm việc hiệu quả (a/d), cường độ chịu nén của bê tông (f'_c), hàm lượng thanh cốt sợi FRP trên mặt cắt tiết diện (ρ_f), và mô đun đàn hồi của cốt sợi FRP (E_f). Biến phụ thuộc là lực cắt thực nghiệm phá hoại của dầm. Bảng 1 dưới đây mô tả đặc trưng thống kê của các biến độc lập và phụ thuộc.

3.2. Thiết lập mô hình nghiên cứu

Với xác thực chéo 10 lần, bộ dữ liệu được huấn luyện và kiểm chứng 10 lần. Từ lần 1 đến lần thứ 9, 155 mẫu được sử dụng để huấn luyện mô hình, 17 mẫu còn lại được sử dụng. Độ chính xác dự báo của mô hình trong mỗi lần được đánh giá thông qua 17 mẫu kiểm chứng (lần 1 đến 9) và 19 mẫu kiểm chứng (lần 10). Độ chính xác cuối cùng của mỗi mô hình là trung bình cộng của kết quả của 10 lần kiểm chứng. Các mô hình học máy trong nghiên cứu này được chạy trên phần mềm mã nguồn mở WEKA. Bảng 2 trình bày các tham số được thiết lập cho các mô hình trên phần mềm WEKA.

Bảng 1. Đặc trưng thống kê của dữ liệu nghiên cứu

	Biến đầu vào (kí hiệu, đơn vị)							Biến đầu ra (kí hiệu, đơn vị)
	Chiều rộng (b, mm)	Chiều cao làm việc hiệu quả (d, mm)	Khoảng cắt (a, mm)	a/d	Cường độ chịu nén của bê tông (f'_c, MPa)	Hàm lượng thanh FRP trên mặt cắt tiết diện (ρ_f, %)	Mô đun đàn hồi của thanh FRP (E_f, GPa)	Lực cắt thực nghiệm phá hoại (V_{exp}, kN)
Trung bình	268	307,79	938,05	3,42	48,66	1,24	69,75	99,26
Độ lệch chuẩn	181	153,10	369,37	1,41	16,76	0,65	42,33	125,75
Min	89	141,00	248,00	1,00	24,10	0,18	32,00	8,80
Max	1.000	937,00	3.050,00	6,49	88,30	3,02	145,00	1.135,00

Bảng 2. Thiết lập tham số cho các mô hình học máy

Mô hình	Tên tham số	Giá trị
LR	Attribute selection method	M5 method
	Eliminate colinear attributes	True
	Debug	False
	Ridge	1.0E−8
ANNs	Hidden layer	a
	Learning rate	0,3
	Momentum	0,2
	Training/time	500
	Validation threshold	20
	Seed	0
SVR	C	1.0
	Kernel	RBF
	Epsilon parameter	0,001
RT	Batch size	100
	Break ties randomly	False
	Min variance prop	0,001
	Max depth	0
RF	Bag size percent	100
	Batch size	100
	Num features	0
	Num iterations	10
	Max depth	0
	Break ties randomly	False
	Calc out of bag	False
M5Rules	Debug	False
	Build regression tree	False
M5P	Debug	False
	Build regression tree	False

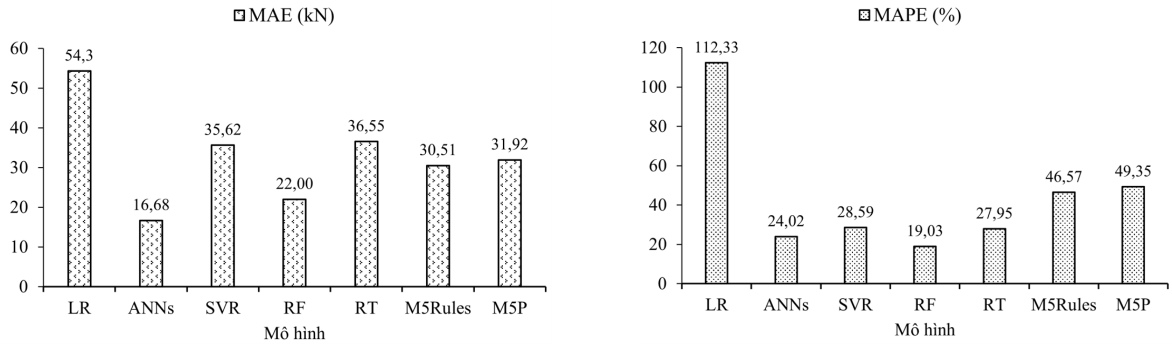
4. Kết quả và thảo luận

Khả năng dự báo sức kháng cắt của các mô hình học máy thể hiện qua so sánh giá trị thực tế và giá trị dự báo của tập dữ liệu kiểm chứng (Bảng 3). Trong bảy mô hình xem xét, mô hình ANNs thể hiện các chỉ số hiệu suất vượt trội khi đạt hệ số tương quan cao nhất (R = 0,981) đi kèm với các giá trị sai số thấp nhất, bao gồm RMSE đạt 24,77 kN và MAE đạt 16,68 kN. Mặc dù chỉ số MAPE của mô hình ANNs cao hơn mô hình RF (24,02% so với 19,03%), mô hình ANNs vẫn dẫn đầu về hiệu suất dự báo. Hình 2 so sánh chỉ số MAE và MAPE của bảy mô hình học máy.

Mô hình RF nổi lên như một phương pháp hiệu quả thứ hai với giá trị R là 0,886 và MAPE đạt giá trị nhỏ nhất ở mức 19,03%. Ngược lại, các mô hình M5Rules và M5P cho thấy khả năng dự báo ở mức trung bình với giá trị R vượt quá 0,85 nhưng chỉ số RMSE cao hơn đáng kể so với mô hình ANNs. Cuối cùng, mô hình LR cho thấy mức độ tương thích kém nhất với dữ liệu thực nghiệm, được đặc trưng bởi giá trị RMSE lên tới 102,81 kN và chỉ số R chỉ 0,577, chứng tỏ các mô hình tuyến tính không đủ khả năng nắm bắt các ứng xử phi tuyến phức tạp trong sức kháng cắt của dầm FRP-RC.

Bảng 3. Độ chính xác dự báo và xếp hạng các mô hình học máy

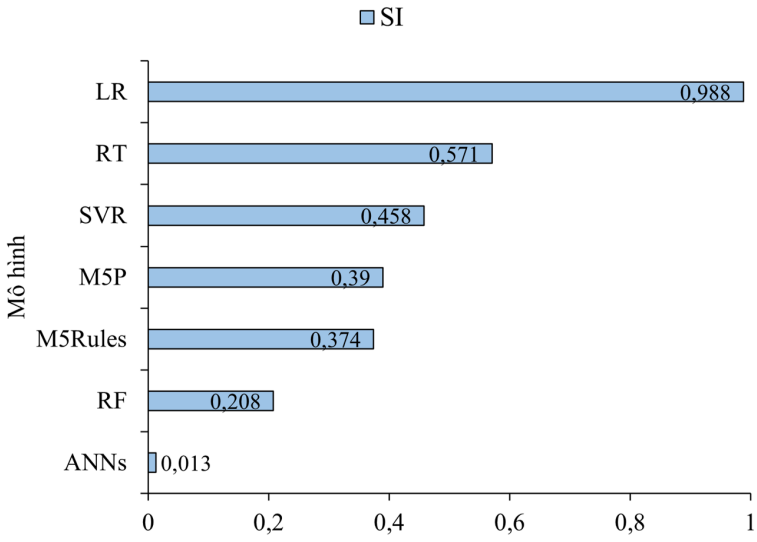
Tên mô hình	Chỉ số đánh giá độ chính xác mô hình					Xếp hạng
	R	RMSE (kN)	MAE (kN)	MAPE (%)	SI	
LR	0,577	102,81	54,30	112,33	0,988	7
ANNs	0,981	24,77	16,68	24,02	0,013	1
SVR	0,808	90,24	35,62	28,59	0,458	5
RF	0,886	62,18	22,00	19,03	0,208	2
RT	0,714	106,87	36,55	27,95	0,571	6
M5Rules	0,853	67,40	30,51	46,57	0,374	3
M5P	0,858	68,02	31,92	49,35	0,390	4



(a) MAE (b) MAPE

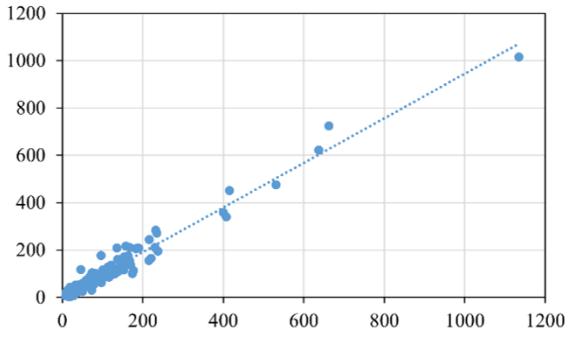
Hình 2. Giá trị MAE và MAPE của các mô hình học máy

Thông qua đánh giá tổng hợp từ 4 chỉ số đo lường thống kê, các mô hình học máy đã được xếp hạng một cách hệ thống để xác định mô hình dự báo tin cậy nhất. Hình 3 cho thấy ANNs là mô hình đứng đầu với giá trị SI bằng 0,013, tiếp nối bởi RF (hạng 2) và M5Rules (hạng 3). Nhóm xếp hạng trung bình bao gồm các mô hình M5P và SVR (hạng 4 và 5), trong khi mô hình RT và LR nằm ở cuối bảng xếp hạng. Kết quả xếp hạng này nhấn mạnh tính tất yếu của việc ưu tiên áp dụng các mô hình tính toán phi tuyến tiên tiến như ANNs thay vì các phương pháp tuyến tính truyền thống nhằm đạt được các dự báo chính xác trong các ứng dụng thực tế đối với bê tông cốt thép sử dụng vật liệu FRP.

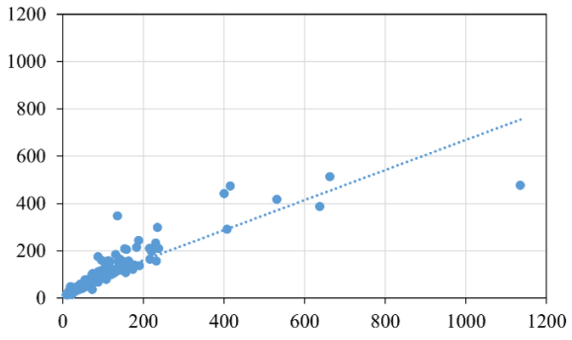


Hình 3. Xếp hạng các mô hình học máy

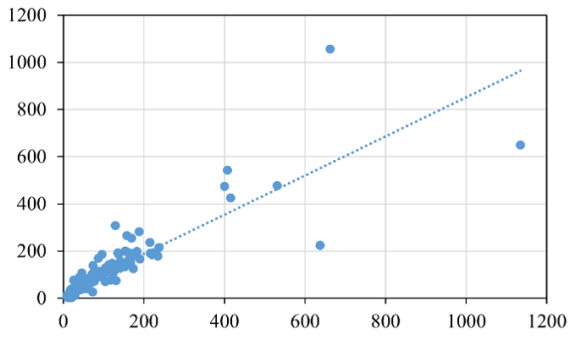
Hình 4 biểu diễn mối tương quan giữa giá trị thực nghiệm (trục hoành) và giá trị dự báo (trục tung) của bảy mô hình học máy. Ở dải lực cắt từ thấp đến trung bình ($V_{exp} \leq 200$ kN), hầu như tất cả các mô hình đều cho thấy các điểm dữ liệu tập trung xung quanh đường phân giác tham chiếu. Tuy nhiên, khả năng tổng quát hóa của các mô hình bắt đầu phân hóa rõ rệt ở dải lực cắt cao ($V_{exp} > 400$ kN), tương ứng với các dầm quy mô lớn. Cụ thể, mô hình SVR (Hình 4(e)) và mô hình LR (Hình 4(g)) thể hiện hiệu ứng san phẳng khi đường dự báo của chúng giới hạn các ước tính khả năng chịu cắt chỉ ở mức khoảng 200–400 kN. Mô hình RT (Hình 4(f)) bộc lộ sự mất ổn định thông qua hiện tượng phân tán dữ liệu theo phương đứng, với giá trị dự báo cao đáng kể tại một số mẫu có V_{exp} quanh mức 200 kN và 650 kN. Mặc dù mô hình RF (Hình 4(b)) đã giảm được phương sai này, nó vẫn dự báo dưới mức thực nghiệm đáng kể tại các mẫu có lực cắt cao $V_{exp} > 1100$ kN (chỉ dự báo dưới 500 kN). Mô hình M5P (Hình 4(d)) thể hiện xu hướng dự báo ở dải lực cắt cao ổn định hơn, trong khi mô hình M5Rules (Hình 4(c)) vẫn để lại sai số lớn tại các các mẫu có $V_{exp} > 600$ kN. Vượt trội hơn tất cả, mô hình ANNs (Hình 4(a)) duy trì sự bám sát dọc theo đường phân giác 45 độ trên toàn bộ dải dữ liệu, khẳng định khả năng nắm bắt hiệu quả các ứng xử phi tuyến phức tạp của dầm bê tông cốt sợi FRP không cốt đai.



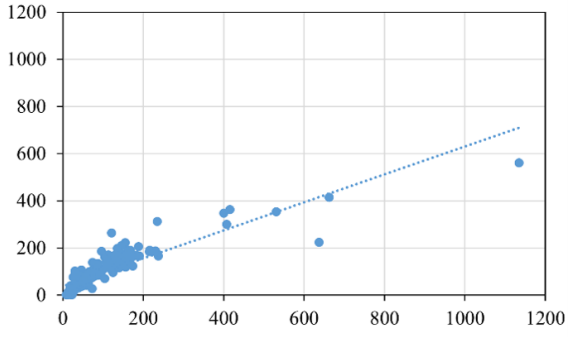
(a) ANNs



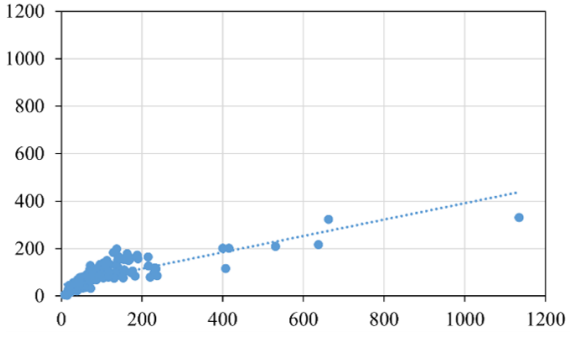
(b) RF



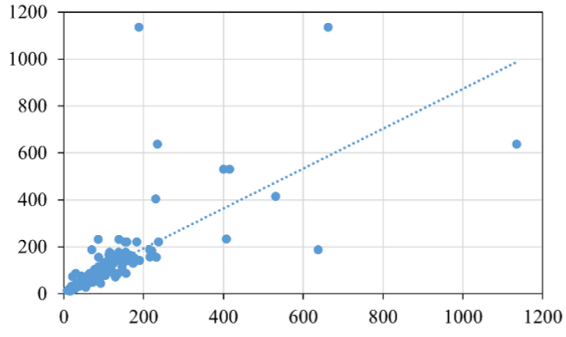
(c) M5Rules



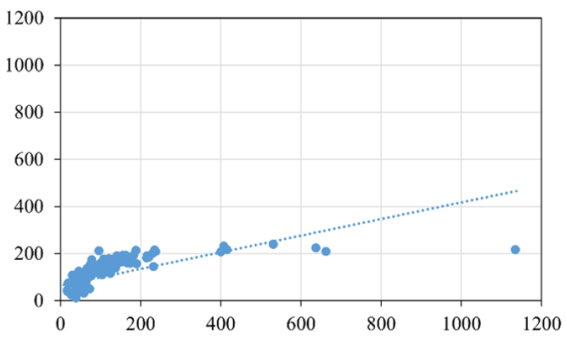
(d) M5P



(e) SVR



(f) RT



(g) LR

Hình 4. Đồ thị phân tán của các mô hình học máy

5. Kết luận

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm phát triển và đánh giá khả năng ứng dụng của các mô hình AI trong việc dự báo chính xác sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thép sử dụng thanh polymer cốt sợi không có cốt đai. Thông qua việc phân tích dữ liệu thực nghiệm, nghiên cứu hướng tới việc thiết lập một công cụ tính toán tối ưu, nắm bắt được các ứng xử phi tuyến phức tạp của vật liệu FRP-RC. Kết quả phân tích đối với bảy thuật toán học máy khẳng định ANNs là mô hình tối ưu nhất, tiếp theo là mô hình RF và M5Rules. Mô hình LR thể hiện khả năng dự báo kém nhất, chứng tỏ các phương pháp hồi quy tuyến tính không đủ độ tin cậy cho bài toán chẩn đoán kết cấu dầm FRP-RC.

Kết quả nghiên cứu cung cấp một giải pháp tính toán hiện đại, giúp các kỹ sư thiết kế có thể dự

báo sức kháng cắt của cấu kiện FRP-RC một cách nhanh chóng và chính xác mà không cần phụ thuộc quá nhiều vào các thí nghiệm thực nghiệm tốn kém và mất thời gian. Việc ứng dụng mô hình ANNs góp phần tối ưu hóa quá trình thiết kế, nâng cao độ an toàn cho các công trình hạ tầng sử dụng vật liệu tiên tiến, đồng thời thúc đẩy việc ứng dụng công nghệ AI trong lĩnh vực kỹ thuật xây dựng và kết cấu. Trong tương lai, hướng nghiên cứu có thể được mở rộng thông qua việc tích hợp các thuật toán tối ưu hóa để tinh chỉnh siêu tham số cho các mô hình như ANNs, đồng thời bổ sung thêm các biến số đầu vào và mở rộng cơ sở dữ liệu thực nghiệm nhằm tăng tính tổng quát cho mô hình trong nhiều điều kiện biên phức tạp hơn.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo với mã số B2024.DNA.02.

Tài liệu tham khảo

[1] Du, Y. G., Clark, L. A., Chan, A. H. C. (2005). Effect of corrosion on ductility of reinforcing bars. *Magazine of Concrete Research*, 57:407–419.

[2] Long, T. N., Vinh, T. X., Minh, P. N., Tùng, P. T. (2025). Phân tích các tham số ảnh hưởng đến ứng xử của khung bê tông cốt thép bị ăn mòn chịu tải trọng ngang bằng phương pháp phần tử hữu hạn. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD) - ĐHXDHN*, 19(4V):15–28.

[3] Ou, Y.-C., Nguyen, N. D. (2016). Influences of location of reinforcement corrosion on seismic performance of corroded reinforced concrete beams. *Engineering Structures*, 126:210–223.

[4] Alacali, S., Akkaya, H. C., Sengun, K., Arslan, G. (2024). Proposal and evaluation of new models for predicting the FRP contribution to shear strength in reinforced concrete beams using gene expression programming. *Neural Computing and Applications*, 36:15515–15544.

[5] Phan, T. Đ., Nguyễn, M. L., Đinh, V. T., Lã, H. H. (2025). Mô phỏng số ứng xử va đập của sàn bê tông nước biển cát biển cốt GFRP. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD) - ĐHXDHN*, 19 (4V):29–42.

[6] Đặng, V. D., Lương, V. P., Nguyễn, T. H. N., Trương, G. T. (2025). Đánh giá sức chịu cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP dựa trên các mô hình thiết kế. *Tạp chí Xây dựng*, 09:190–193.

[7] Nguyễn, M. H., Đỗ, V. H., Phan, N. N., Phạm, V. N., Huỳnh, P. N., Phạm, T. C. (2023). Nghiên cứu tổng quan về các loại thanh FRP và tính ứng dụng của một số công thức đánh giá cường độ liên kết giữa thanh FRP – bê tông. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng*, 21(7):27–36.

[8] Chanh, D. C., Nam, P. H., Hoa, H. P., Quinci, G., Paolacci, F. (2026). Seismic strengthening of RC bridge piers with high-performance cementitious jacketing: A comprehensive review, recommendations and a precast HPC-FRP grid jacket proposal. *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE)*, 20(1):10–29.

[9] ACI 440.1R-15 (2015). *Guide for the design and construction of structural concrete reinforced with fiber-reinforced polymer (FRP) bars*. American Concrete Institute, Farmington Hills, MI, USA.

[10] Razaqpur, A. G., Isgor Burkan, O., Greenaway, S., Selley, A. (2004). Concrete contribution to the shear resistance of fiber reinforced polymer reinforced concrete members. *Journal of Composites for Construction*, 8:452–460.

[11] Razaqpur, G., Isgor, O. (2006). Proposed shear design method for FRP-reinforced concrete members without stirrups. *ACI Structural Journal*, 103:847–856.

[12] Ashour, A. F. (2006). Flexural and shear capacities of concrete beams reinforced with GFRP bars. *Construction and Building Materials*, 20:1005–1015.

[13] Kim, D.-J., Lee, J., Lee, Y. (2014). Effectiveness factor of strut-and-tie model for concrete deep beams reinforced with FRP rebars. *Composites Part B: Engineering*, 56:117–125.

[14] Naderpour, H., Poursaeidi, O., Ahmadi, M. (2018). Shear resistance prediction of concrete beams reinforced by FRP bars using artificial neural networks. *Measurement*, 126:299–308.

[15] Lee, S., Lee, C. (2014). Prediction of shear strength of FRP-reinforced concrete flexural members without stirrups using artificial neural networks. *Engineering Structures*, 61:99–112.

[16] Liang, H., Song, W. (2009). Improved estimation in multiple linear regression models with measurement error and general constraint. *Journal of Multivariate Analysis*, 100:726–741.
[17] Rosenblatt, F. X. (1961). *Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan Books, Washington DC.
[18] Smola, A. J., Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, 14:199–222.
[19] John, C. P. (1998). *Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training support vector machines*. Technical Report.
[20] Breiman, L. J. M. L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45:5–32.
[21] Quinlan, J. R. (1992). Learning with continuous classes. *5th Australian Joint Conference on Artificial Intelligence*, 343–348.
[22] Abdelkader, S. S., Grolinger, K., Capretz, M. A. M. (2015). Predicting energy demand peak using M5 model trees. *2015 IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 509–514.
[23] Jumaa, G. B., Yousif, A. R. (2019). Size effect in shear failure of high strength concrete beams without stirrup reinforced with basalt FRP bars. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 23:1636–1650.
[24] Andermatt, M., Lubell, A. (2013). Behavior of concrete deep beams reinforced with internal fiber-reinforced polymer–experimental study. *ACI Structural Journal*, 110:585–594.
[25] Bentz Evan, C., Massam, L., Collins Michael, P. (2010). Shear strength of large concrete members with FRP reinforcement. *Journal of Composites for Construction*, 14:637–646.
[26] El-Sayed, A., El-Salakawy, E., Benmokrane, B. (2005). Shear strength of concrete beams reinforced with FRP bars: Design method. *ACI Structural Journal*, 102:432–439.
[27] Alam, M. S. (2010). *Influence of different parameters on shear strength of FRP reinforced concrete beams without web reinforcement*. Doctoral dissertation, Memorial University of Newfoundland.
[28] Abed, F., El-Chabib, H., AlHamaydeh, M. (2012). Shear characteristics of GFRP-reinforced concrete deep beams without web reinforcement. *Journal of Reinforced Plastics and Composites*, 31:1063–1073.