

**Transport and Communications Science Journal** 

# ESTIMATION OF THE SHEAR STRENGTH OF FRP REINFORCED CONCRETE BEAMS WITHOUT STIRRUPS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWWORK

# Thuy Anh Nguyen\*, Hai Bang Ly

University of Transport Technology, 54 Trieu Khuc, Thanh Xuan, Hanoi, Vietnam

ARTICLE INFO

TYPE: Research Article Received: 15/9/2020 Revised: 27/10/2020 Accepted: 2/11/2020 Published online: 28/12/2020 *https://doi.org/10.47869/tcsj.71.9.4* 

\* Corresponding author Email: anhnt@utt.edu.vn

Abstract. Recently, the use of fiber-reinforced polymer (FRP) bar to reinforce concrete structures has received a lot of attention due to its high tensile strength, corrosion resistance and good non-magnetic properties. However, the material properties of FRP are significantly different from the properties of reinforcement, especially the modulus of elasticity. This fact shows that the applicability of existing empirical equations of reinforced concrete beams applied to FRP reinforced concrete beams might be different. In this study, an approach using a feedforward neural network (FNN) with One-step secant (OSS) technique is proposed to predict the shear strength of FRP reinforced concrete beams without stirrups. The performance of the model is assessed by statistical criteria, namely correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), and mean square error (MAE) with the values are respectively 0,9963; 3,5625; 2,5837 for the training dataset and 0,9732; 12,1796; 8,8089 for testing dataset. In addition, this study uses a partial dependence plots (PDP) to evaluate the importance of each parameter affecting the shear strength of FRP reinforced concrete beams without stirrups. The results of this study show that the proposed FNN-OSS model has the ability to predict accurately the target. Discussions on the factors affecting the shear strength of FRP reinforced concrete beams without stirrups are also given.

Keywords: FRP beams without stirrups, feedforward neural network (FNN), shear strength.

© 2020 University of Transport and Communications



Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải



# DỰ ĐOÁN SỨC KHÁNG CẮT CỦA DẦM BÊ TÔNG CỐT THANH FRP KHÔNG CÓ CỐT THÉP ĐẠI SỬ DỤNG MẠNG THẦN KINH NHÂN TẠO

Nguyễn Thùy Anh\*, Lý Hải Bằng

Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải, Số 54 Triều Khúc, Thanh Xuân, Hà Nội, Việt Nam

THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học Ngày nhận bài: 15/9/2020 Ngày nhận bài sửa: 27/10/2020 Ngày chấp nhận đăng: 2/11/2020 Ngày xuất bản Online: 28/12/2020 https://doi.org/10.47869/tcsj.71.9.4

\* *Tác giả liên hệ* Email: anhnt@utt.edu.vn

Tóm tắt. Việc sử dụng thanh cốt sợi polyme (FRP) để gia cố kết cấu bê tông đã nhân được rất nhiều sự quan tâm trong thời gian gần đây do các thanh FRP có độ bền kéo cao, chống ăn mòn và đặc tính không từ tính tốt. Tuy nhiên, các đặc tính vật liêu của FRP có sư khác biệt đáng kể so với các đặc tính của cốt thép, đặc biệt là mô đun đàn hồi. Điều này cho thấy khả năng áp dụng các mô hình tính toán truyền thống sẽ không còn phù hợp với dầm bê tông cốt thanh FRP. Trong nghiên cứu này, một cách tiếp cân sử dụng thuật toán học máy mang nơron truyền thẳng (FNN) với kỹ thuật một bước One-step secant (OSS) đã được đề xuất để dư đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đại. Hiệu suất của mô hình được đánh giá bằng các tiêu chí thống kê, cụ thể là hệ số tương quan (R), sai số toàn phương trung bình gốc (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) với các giá tri lần lượt là 0,9963; 3,5625; 2,5837 cho tập dữ liệu đào tạo và 0,9732; 12,1796; 8,8089 cho tập dữ liệu kiểm chứng. Bên cạnh đó, nghiên cứu này sử dụng biểu đồ phụ thuộc một phần (PDP) để đánh giá mức độ quan trọng của từng thông số ảnh hưởng đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy mô hình FNN-OSS được đề xuất có khả năng dự đoán một cách nhanh chóng và chính xác, đồng thời xem xét được các yếu tố ảnh hưởng đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai.

Từ khóa: Dầm FRP không cốt đai, mạng nơ-ron truyền thẳng (FNN), sức kháng cắt.

© 2020 Trường Đại học Giao thông vận tải

## 1. ĐẶT VÂN ĐẾ

Trong điều kiện môi trường ăn mòn, khả năng chịu lực của các thanh cốt thép trong kết cấu bê tông có thể bị suy giảm nghiêm trọng. Do đó, mối quan tâm hàng đầu của các nhà nghiên cứu và kỹ sự là kiểm soát sự ăn mòn của các thanh cốt thép hoặc thay thế các thanh cốt thép bằng một số loại vật liệu khác để có thể cung cấp các đặc tính cơ lý mong muốn cũng như ngăn ngừa sư ăn mòn cốt thép. Môt số nghiên cứu đã chỉ ra rằng thanh cốt sơi polyme (FRP) có tiềm năng lớn để đáp ứng nhu cầu đó [1-4]. Thanh FRP có một số ưu điểm so với cốt thép thông thường, đó là không bị ăn mòn, độ bền kéo cao, trọng lượng nhẹ, khả năng chống mỏi, cách điên không từ tính, biến dang dão và trong lương riêng nhỏ [5]. Do đó, các thanh FRP đã được đề xuất thay thế cốt thép cho các loại kết cấu bê tông chịu tác động của môi trường xâm thực khác nhau như nhà máy xử lý nước thải và hóa chất, tường biển, bến tàu và các công trình dưới nước [6]. Các nghiên cứu thực nghiêm và phân tích trước đây đã kết luân rằng lý thuyết uốn của các cấu kiên bê tông cốt thép (BTCT) cũng có giá tri đối với dầm bê tông cốt thanh FRP [7]. Tuy nhiên, các đặc tính vật liệu của FRP có sư khác biêt đáng kể so với các đặc tính của cốt thép, cu thể là đô dẻo, mô đun đàn hồi và đô bền cắt của thanh FRP thấp hơn so với thép thanh. Với cấu kiên BTCT chiu uốn không có cốt thép đai chiu cắt, khả năng chiu cắt phu thuộc hoàn toàn vào khả năng chiu cắt của bê tông vùng nén, vào lực cắt liên kết giữa hai mặt của vết nứt và vào lực chốt của cốt thép dọc. Mặc dù ứng xử chiu cắt của cấu kiên này về cơ bản có thể tương tư như của các cấu kiên BTCT, nhưng đặc tính vật liệu đặc biệt của thanh FRP có thể làm thay đổi đáng kể sức kháng cắt [8]. Bên cạnh đó, cấu kiện bê tông với các thanh FRP đóng vai trò cốt thép dọc phát triển các vết nứt rộng hơn và sâu hơn so với các cấu kiện dùng cốt thép thường [9, 10]. Vì vậy, khả năng chịu cắt tổng thể của cấu kiên bê tông cốt thanh FRP thấp hơn cấu kiên bê tông cốt thép thường [9].

Theo một số tài liệu [11, 12], cường độ bê tông (f'c), chiều dài nhịp cắt (a), chiều cao hữu hiệu (d), tỷ lệ cốt thép dọc (pf), và chiều rộng mặt cắt dầm (bw) là các thông số quan trọng ảnh hưởng đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai. Cho đến nay, nhiều phương trình thiết kế khác nhau đã được phát triển để xác định độ bền cắt của cấu kiện bê tông cốt thanh FRP chịu uốn không có cốt thép đai [8], [13-15]. Tuy nhiên, độ chính xác của chúng dường như bị hạn chế do các phương trình này được phát triển theo kinh nghiệm bằng cách sử dụng các dạng xác định trước và với dữ liệu thử nghiệm chủ yếu được tạo ra cho một số lượng hạn chế các thông số có ảnh hưởng. Do đó, khả năng áp dụng các phương trình này cho việc thiết kế sẽ thiếu tính tổng quát [14]. Vì vậy, cần phải phát triển một mô hình dự báo sức kháng cắt có tính tổng quát để phản ánh chính xác ảnh hưởng của các thông số quan trọng đến dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai.

Trong những thập kỷ gần đây, trí tuệ nhân tạo (AI) hoặc máy học (machine learning – ML) đang dần trở nên phổ biến và được áp dụng trong các lĩnh vực kỹ thuật [16-18]. Mạng nơ-ron nhân tạo (artificial neural network – ANN), một thuật toán ML nổi tiếng, đã được sử dụng và ứng dụng rộng rãi trong kỹ thuật xây dựng. Đặc điểm chính của ANN là khả năng phân loại dữ liệu và xác định mối quan hệ giữa các giá trị đầu vào (trong nghiên cứu này là các tham số ảnh hưởng đến sức kháng cắt) và kết quả của chúng (sức kháng cắt). Tính năng này cho phép ANN khái quát ảnh hưởng của từng thông số lên sức kháng cắt, ngay cả khi phần lớn dữ liệu được tạo ra với mục đích xác định ảnh hưởng của một số lượng hạn chế các thông số. ANN không yêu cầu một dạng phương trình xác định trước như trong trường hợp của các phương pháp tiếp cận thực nghiệm. Chính vì vậy, nghiên cứu này áp dụng và phát triển mô hình ANN để dự đoán sức kháng cắt của cấu kiện bê tông cốt thanh FRP chịu uốn

không có cốt thép đai. Đồng thời, các thông số ảnh hưởng chính đến sức kháng cắt được xem xét và phân tích sau khi quá trình xây dựng mô hình ANN được hoàn thành.

# 2. MÔ HÌNH DỰ BÁO VÀ CƠ SỞ DỮ LIỆU

#### 2.1. Mạng thần kinh nhân tạo (ANN)

Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một mô hình - thuật toán xử lý thông tin dựa trên hệ thống nơ-ron sinh học, được xây dựng trên cơ sở nhiều yếu tố (gọi là nơ-ron) kết nối với nhau thông qua các liên kết (gọi là trong số liên kết). ANN được thiết kế để giải quyết một vấn đề cu thể, ví du, vấn đề phân loại hoặc hồi quy, nhân dang mẫu, thông qua quá trình học hỏi từ dữ liêu đào tao. Nói chung, đó là quá trình điều chỉnh trong số giữa các nơ-ron để giá tri hàm lỗi là nhỏ nhất. Hàm lỗi ở đây được hiểu là sai số giữa giá tri đầu ra của ANN và giá tri thực nghiêm. Cấu trúc cơ bản của ANN thường bao gồm các nơ-ron được nhóm lai thành các lớp dữ liêu đầu vào, dữ liêu đầu ra và một hoặc nhiều lớp ẩn. Dựa trên phương pháp liên kết, ANN có thể được phân thành hai loại chính: mang nơ-ron tuần hoàn (RNN) và mang nơ-ron truyền thẳng (FNN). Đặc biệt, FNN là một trong những dang cơ bản nhất của mang nơ-ron nhân tạo và được sử dụng thành công trong nhiều ứng dụng [18, 19]. Trong mạng FNN, dữ liêu được xử lý theo một hướng, có nghĩa là dữ liêu từ lớp đầu vào sẽ chỉ được chuyển qua các lớp ẩn để tính toán và kết quả tính toán sẽ được chuyển tiếp qua lớp đầu ra để tạo ra dữ liêu đầu ra. Quá trình điều chỉnh trong số để mang biết mối quan hê giữa đầu vào và đầu ra mong muốn được gọi là học tập hoặc đào tạo. Trong số các thuật toán đào tạo mạng FNN, thuật toán One-step secant là một trong số những công cụ phổ biến được sử dụng để điều chỉnh trọng số và độ lệch của từng nơ-ron trong mạng.

#### 2.2. Thuật toán One-step secant (OSS)

Phương pháp OSS là một thuật toán được tạo ra nhằm cân đối ưu – nhược điểm giữa thuật toán gradient liên hợp và thuật toán quasi-Newton. Thuật toán này không lưu trữ ma trận Hessian hoàn chỉnh mà giả định rằng tại mỗi lần lặp, ma trận Hessian trước đó là ma trận xác định. Điều này có lợi thế bổ sung là hướng tìm kiếm mới có thể được tính toán mà không cần tính toán nghịch đảo ma trận. Thuật toán có thể huấn luyện bất kỳ mạng nào nếu trọng số, đầu vào và các hàm truyền của nó có tồn tại đạo hàm. Lan truyền ngược được sử dụng để tính toán các dẫn xuất của hiệu suất đối với các vectơ trọng lượng và trọng số M. Mỗi vectơ  $M_i$  được điều chỉnh theo công thức (1) như trong thuật toán gradient liên hợp:

$$M = M + a(dM) \tag{1}$$

trong đó dM là hướng tìm kiếm với a là tham số được chọn để giảm thiểu hiệu suất dọc theo hướng tìm kiếm. Chức năng tìm kiếm dòng được sử dụng để xác định vị trí điểm cực tiểu. Hướng tìm kiếm đầu tiên là phủ định của gradient hiệu suất. Trong các lần lặp tiếp theo, hướng tìm kiếm được tính từ gradient mới và sự thay đổi trọng số và gradient từ lần lặp trước theo công thức (2):

$$dM = -gM + Ac(M_{step}) + Bc(dgM)$$
<sup>(2)</sup>

trong đó gM là gradient,  $M_{step}$  là sự thay đổi trọng số của lần lặp trước, dgM là sự thay đổi gradient từ lần lặp cuối cùng, trong khi Ac và Bc là tích vô hướng của tổ hợp gM,  $M_{step}$  và dgM.

## 2.3. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình

Trong nghiên cứu này, ba tiêu chí thống kê được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình ANN-OSS đề xuất, đó là hệ số tương quan (R), sai số toàn phương trung bình gốc (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Tiêu chí R được sử dụng rộng rãi trong các bài toán hồi quy [20] để ước tính mối tương quan giữa thực tế và kết quả dự đoán. Giá trị của R nằm trong khoảng [-1; 1]. Bên cạnh đó, RMSE và MAE đo mức độ sai số trung bình giữa kết quả đầu ra thực tế và dự đoán [21]. Về mặt định lượng, giá trị RMSE và MAE càng gần 0 và giá trị tuyệt đối của R càng gần 1 thì thể hiện độ chính xác càng cao của mô hình học máy. Các giá trị này được biểu thị bằng các phương trình sau:

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (q_{0,i} - \overline{q}_{0}) (q_{t,i} - \overline{q}_{t})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (q_{0,j} - \overline{q}_{0})^{2} \sum_{i=1}^{n} (q_{t,i} - \overline{q}_{t})^{2}}}}$$
(3)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (q_{0,i} - q_{t,i})^2}$$
(4)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| q_{0,i} - q_{t,i} \right|$$
(5)

trong đó: *n* là số lượng bộ dữ liệu,  $q_0$  và  $\overline{q}_0$  là giá trị thí nghiệm thực tế và giá trị thí nghiệm thực tế trung bình,  $q_t$  và  $\overline{q}_t$  là giá trị dự đoán và giá trị dự đoán trung bình, được tính theo mô hình dự báo.

#### 2.4. Cơ sở dữ liệu

Để xây dựng một mô hình dự báo sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt đai, cơ sở dữ liệu được sử dụng gồm 104 dầm được gia cố bằng thanh FRP không có cốt đai công bố trong tài liệu [22]. Các tiêu chí để thu thập dữ liệu của mẫu dầm được xét như sau: (1) mặt cắt ngang hình chữ nhật; (2) tỷ lệ a/d >2.5 (với a là chiều dài nhịp cắt và d là chiều cao hữu hiệu); (3) được thí nghiệm cắt dưới tải trọng tập trung đặt tại 1 hoặc 2 điểm đối xứng trên dầm. Các mẫu dầm này bao gồm 2 mẫu được gia cố bằng thanh FRP aramid, 42 mẫu được gia cố bằng thanh FRP các bon và 60 mẫu được gia cố bằng thanh FRP thủy tinh. Tất cả các mẫu đều không có cốt thép đai. Cơ sở dữ liệu này bao gồm các thông số khác nhau ảnh hưởng đến cường độ cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt đai, bao gồm chiều dài nhịp cắt (a), chiều cao có hiệu (d), cường độ nén của bê tông (f'<sub>c</sub>), chiều rộng mặt cắt dầm (b<sub>w</sub>), tỷ lệ thanh FRP ( $\rho_f$ ) và mô đun đàn hồi của thanh FRP (E<sub>f</sub>). Phạm vi biến thiên của từng thông số và sức kháng cắt tương ứng được trình bày trong hình 1. Sơ đồ thí nghiệm dầm được minh họa trên hình 2.

Thông số	Ký hiệu	Đơn vị	Vai trò	Min	Max
Cường độ nén của bê tông	f'c	MPa	Đầu vào	24,1	81,4
Chiều rộng mặt cắt dầm	$b_{\rm w}$	mm	Đầu vào	89	1000
Chiều cao có hiệu	d	mm	Đầu vào	141	360
Chiều dài nhịp cắt	а	mm	Đầu vào	600	1219.2
Tỷ lệ thanh FRP	$ ho_{\rm f}$	%	Đầu vào	0,33	3,02
Mô đun đàn hồi của thanh FRP	$E_{f}$	GPa	Đầu vào	32	145
Sức kháng cắt của dầm	V	kN	Đầu ra	8,8	190

Bảng 1. Phân tích thống kê của cơ sở dữ liệu.



## Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, Tập 71, Số 9 (12/2020), 1047-1060

Hình 1. Biểu đồ của các thông số đầu vào: (a) cường độ nén của bê tông; (b) chiều rộng mặt cắt dầm; (c) chiều cao hữu hiệu; (d) chiều dài nhịp cắt; (e) tỷ lệ thanh FRP); (f) mô đun đàn hồi của thanh FRP.



Hình 2. Sơ đô minh họa thí nghiệm dâm bê tông côt thép FRP không có côt đai.

Bộ dữ liệu sử dụng cho nghiên cứu này được chia ngẫu nhiên thành hai bộ dữ liệu con bao gồm: phần thứ nhất (70% số liệu) dùng để huấn luyện mạng ANN, được gọi là phần huấn luyện. Phần thứ hai (30% số liệu còn lại) dùng để kiểm chứng mô hình, sẽ được gọi tắt là phần kiểm chứng. Với cách chia trên, bộ dữ liệu gồm 104 số liệu sẽ có 73 số liệu dùng để huấn luyện và 31 số liệu dùng để đánh giá khả năng dự báo của mạng ANN. Bản chất của việc tách 70% dữ liệu cho việc huấn luyện mạng ANN là để tách biệt phần kiểm chứng và huấn luyện. Nghĩa là dữ liệu của phần kiểm chứng (30%) hoàn toàn không được mô hình ANN biết đến trước đó. Chính vì vậy, năng lực dự báo của mô hình ANN có thể được đánh giá một cách khách quan và chính xác nhất thông qua phần kiểm chứng. Có thể so sánh điều này với việc dự báo hàm mục tiêu của các thí nghiệm tiếp theo (30% dữ liệu chưa được mô hình học) dựa trên các kết quả thí nghiệm đã có sẵn trước đó (70% dữ liệu đã được mô hình học). Đối với các bài toán dự báo nói chung, năng lực dự báo của mô hình là quan trọng nhất. Chính vì vậy, các kết quả ở những phần tiếp theo chỉ tập trung vào những chỉ tiêu đánh giá cho phần kiểm chứng mô hình.

Bên canh đó, một phân tích tương quan giữa các thông số đầu vào và đầu ra được thực hiện và thể hiện trong hình 3. Hình 3 được tạo ra để tìm mối tương quan thống kê tuyến tính giữa các thông số trong cơ sở dữ liệu. Do đó, một ma trận  $7 \times 7$  đã được thiết lập, trong đó phần tam giác trên biểu thị giá trị của hệ số tương quan, trong khi phần tam giác dưới hiển thị biểu đồ phân tán giữa hai biến liên quan. Đường chéo của ma trận chỉ ra tên của thông số. Giá trị tối đa của hệ số tương quan (R) so với V được tính bằng 0,79 (đối với biến b<sub>w</sub>), theo sau là 0,49 (đối với biến a ), 0,329 (đối với biến d), 0,31 (đối với biến  $\rho_f$ ), 0,17 (đối với biến f<sub>c</sub> ') và 0,03 (đối với biến E<sub>f</sub>).



Hình 3. Phân tích tương quan giữa cường độ nén của bê tông (f<sup>\*</sup><sub>c</sub>), chiều rộng mặt cắt dầm (b<sub>w</sub>), chiều cao có hiệu (d), chiều dài nhịp cắt (a), hàm lượng thanh FRP (ρ<sub>f</sub>), mô đun đàn hồi của thanh FRP (E<sub>f</sub>) và sức kháng cắt của dầm (V).

# 3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

### 3.1. Nghiên cứu xác định tối ưu

Trong phần này sẽ trình bày cấu trúc mô hình đề xuất và tối ưu hóa các thông số trọng số và độ lệch của FNN bằng kỹ thuật OSS. Việc chọn số lượng lớp ẩn và các nơ-ron trong mỗi lớp là một bước dựa trên kinh nghiệm. Một vài thử nghiệm là cần thiết để tìm ra cấu hình tốt nhất cho mạng [23]. Trong nghiên cứu này, các mô hình FNN chứa một, hai và ba lớp ẩn được phân tích và thử lần lượt. Số lượng noron trong mỗi lớp ẩn được thay đổi từ 1 thành 20. Tương ứng với mỗi cấu trúc mạng, các bước huấn luyện mạng được thực hiện. Về bản chất, huấn luyện mạng là quá trình điều chỉnh trọng số liên kết. Các giá trị trọng số liên kết này sẽ được lấy ngẫu nhiên khi bắt đầu xây dựng mạng, sau đó thuật toán mạng sẽ điều chỉnh các giá trị trên trong quá trình huấn luyện mạng. Với nghiên cứu này, mô hình FNN với ba lớp ẩn cuối cùng đã được chọn, và số nơ-ron trong mỗi lớp tương ứng lần lượt là 8; 6 và 4 nơ-ron được tìm thấy là con số tốt nhất. Cấu trúc mạng FNN-OSS được minh họa trong hình 4.



Hình 4. Cấu trúc mạng FNN-OSS.

Quá trình tối ưu hóa cho tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng được đánh giá bằng tiêu chí sai số toàn phương trung bình (Mean squared error - MSE) và được thể hiện trên hình 5. Quan sát thấy rằng có sự tiến triển tốt của MSE cho tập dữ liệu đào tạo. Nói cách khác, không có thay đổi đột ngột nào trong quá trình tối ưu hóa. Cuối cùng, sự lặp lại tối ưu đã được quan sát ở 250 lần lặp, trong đó sai số MSE cho tập dữ liệu kiểm chứng và đào tạo là tốt nhất [24]. Cấu trúc mô hình cuối cùng đã được sử dụng để phân tích hiệu suất trong các phần tiếp theo.



Hình 5. Đánh giá tiêu chí MSE trrong quá trình tối ưu hóa.

## 3.2. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình FNN-OSS

Trong phần này, hiệu quả của mô hình FNN-OSS với cấu trúc [6-8-6-4-1] được đánh giá. Sự so sánh giữa giá trị sức kháng cắt thực tế với giá trị sức kháng cắt dự đoán bằng mô hình FNN-OSS được thể hiện bằng biểu đồ hồi quy trong hình 6. Hình 6a biểu diễn sự so sánh cho các tập dữ liệu đào tạo, hình 6b biểu diễn cho tập dữ liệu kiểm chứng và hình 6c biểu diễn cho toàn bộ dữ liệu. Có thể nhận thấy rằng khả năng dự báo của mô hình FNN-OSS là khá cao. Kết quả tương quan tương ứng là R = 0,9963, R = 0,9732 cho tập dữ liệu đào tạo và tập dữ liệu kiểm chứng. Đối với toàn bộ dữ liệu, giá trị R là 0,9865.



Hình 6. Biểu đồ hồi quy so sánh giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán bằng mô hình FNN - OSS (a) Tập dữ liệu đào tạo; (b) Tập dữ liệu kiểm chứng; (c) Toàn bộ dữ liệu.

Bên cạnh đó, mối tương quan tốt giữa giá trị sức kháng cắt dự đoán và giá trị thực tế được xác nhận bằng biểu đồ hàm mật độ xác suất sai số. Hình 7a biểu diễn hàm mật độ xác suất giá trị các sai số cho dữ liệu đào tạo, trong khi hình 7b biểu diễn cho dữ liệu kiểm chứng. Trong dữ liệu đào tạo, một số ít sai số được tìm thấy trong khoảng [-12; 13] (kN). Trong dữ liệu kiểm chứng, sai số cao hơn một chút với sai số trong phạm vi [-45; 48] (kN). Tuy nhiên, các sai số phần lớn tập trung ở giá trị 0 cho cả tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng. Những sai số này cho thấy khả năng dự đoán của mô hình FNN-OSS đề xuất là tốt với sai số thấp nhất. Sai số tuyệt đối trung bình MAE của các tập dữ liệu đào tạo, kiểm chứng được ước tính lần lượt là 2,5837 và 8,8089. Ngoài ra, các giá trị sai số trung bình gốc RMSE lần lượt là 3,5625 và 12,1796 cho các tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng.

Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, Tập 71, Số 9 (12/2020), 1047-1060



Hình 7. Hàm mật độ xác suất sai số cho (a) tập dữ liệu đào tạo, (b) tập dữ liệu kiểm chứng.

#### 3.3. Ý nghĩa của các biến đầu vào

Giá trị số sức kháng cắt của dầm dự đoán theo mô hình FNN-OSS và mỗi biến đầu vào được chọn có mối quan hệ phụ thuộc với nhau, được ước tính hiệu quả bằng Biểu đồ phụ thuộc một phần (Partial dependence plots - PDP). PDP là kỹ thuật trực quan mô tả các mối quan hệ giữa một hoặc nhiều biến đầu vào và các giá trị dự đoán của mô hình hộp đen. PDP cho phép xem sự thay đổi của một biến đầu vào ảnh hưởng đến biến mục tiêu như thế nào. Tích phân của mỗi đường cong PDP được tính toán và phục vụ như một chỉ số về tầm quan trọng để định lượng mức độ ảnh hưởng của mỗi đầu vào.

Trong nghiên cứu này, PDP của 6 biến đầu vào lấy từ cấu trúc FNN-OSS đã được đề xuất được thể hiện trong hình 8. Sử dụng mô hình FNN-OSS, ảnh hưởng của biến đầu vào đến sức kháng cắt của dầm được thực hiện khi tất cả 5 thông số còn lại được cố định.



Transport and Communications Science Journal, Vol 71, Issue 9 (12/2020), 1047-1060



Hình 8. Biểu đồ phụ thuộc một phần (PDP) của các biến đầu vào sử dụng trong nghiên cứu này.

Ånh hưởng của cường độ nén của bê tông đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đại được thể hiện trên hình 8a. Theo quan sát, khi cường độ nén của bê tông tăng trong phạm vi [24,1;50] MPa thì sức kháng cắt của dầm có sự giảm nhẹ. Điều nhận định này phù hợp với phương pháp thiết kế chịu cắt được cung cấp bởi ACI 440.1R-03 [25]. Trường hợp cường độ nén của bê tông trong khoảng [50; 81,4] MPa thì sức kháng cắt của dầm tăng trong khoảng [45;62] kN. Nhận xét này hoàn toàn phù hợp với kết quả thí nghiệm được tìm thấy trong tài liệu [22]. Cường độ nén của bê tông làm thay đổi 17.2% sức kháng cắt của dầm. Giá trị này được tính bằng khoảng cách giữa hai điểm cực trị chia cho giá trị cực tiểu của sức kháng cắt.

Hình 8b biểu diễn đường cong PDP của biến chiều rộng mặt cắt dầm. Đường cong này cho thấy chiều rộng của mặt cắt dầm có ảnh hưởng tích cực đến sức kháng cắt của dầm. Khi chiều rộng mặt cắt dầm thay đổi trong phạm vi nghiên cứu thì sức kháng cắt của dầm thay đổi mạnh trong khoảng [45;190] kN. Nghiên cứu của El-sayed và cộng sự [26] đưa ra kết quả tương đồng với kết quả của nghiên cứu này. Theo kết quả phân tích, chiều rộng mặt cắt dầm khi thay đổi đã gia tăng sức kháng cắt của dầm tới 410%.

Chiều sâu có hiệu của dầm cũng là một yếu tố ảnh hưởng tích cực đến sức kháng cắt của dầm. Điều này được thể hiện bởi đường cong PDP trên hình 8c. Một số mô hình được đề xuất trong các nghiên cứu [25-28] cũng đưa ra nhận định như vậy. Ngược lại, theo quan sát, chiều dài nhịp cắt lại là yếu tố ảnh hưởng tiêu cực đến sức kháng cắt của dầm (hình 8d). Khi chiều dài nhịp cắt tăng, sức kháng cắt của dầm giảm từ 80 kN xuống 50 kN. Kết quả thí nghiệm đề cập trong tài liệu [22] cũng khẳng định nhận định trong nghiên cứu này. Theo kết quả phân tích trên đây, chiều sâu có hiệu của dầm và chiều dài nhịp cắt gây thay đổi sức kháng cắt của dầm lần lượt là 268% là -55.5%.

Hình 8e và hình 8f mô tả ảnh hưởng của tỷ lệ thanh FRP và mô đun đàn hồi của thanh FRP. Theo đường biểu diễn PDP, hai biến này đều có ảnh hưởng tích cực đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai. Trong đó, phạm vi thay đổi sức kháng cắt của dầm theo tỷ lệ thanh FRP nhỉnh hơn so với sự thay đổi theo mô đun đàn hồi. Phạm vi thay đổi của sức kháng cắt theo hai biến này trong phạm vi nghiên cứu này lần lượt tăng trong khoảng [48;90] kN và [50,5; 88] kN. Nhận xét này phù hợp với kết quả đưa ra trong tài liệu [22]. Theo kết quả trên, tỷ lệ và mô đun đàn hồi của thanh FRP gây thay đổi sức kháng cắt của dầm lần lượt là 105.6% là 56.9%.

Qua phân tích theo PDP, một số thông số có ảnh hưởng tích cực đến sức kháng cắt của dầm được xác nhận như chiều rộng mặt cắt dầm, chiều cao có hiệu, tỷ lệ thanh FRP và mô

đun đàn hồi của thanh FRP. Do đó, trong quá trình thiết kế sơ bộ, người kỹ sư có thể dựa vào các phân tích định tính và định lượng trên để xác định các yếu tố hình học cũng như vật liệu để tăng khả năng kháng cắt cho dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai.

## 4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, mô hình FNN-OSS đã được đề xuất để dư đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đai. Bộ dữ liệu gồm 104 kết quả thí nghiệm đã được thu thập để xây dựng mô hình. Trong bộ dữ liêu thu thập, 70% dữ liêu được chon ngẫu nhiên cho giai đoạn đào tạo mạng FNN-OSS và 30% dữ liệu được chọn cho giai đoạn kiểm chứng mô hình đã xây dưng. Cấu trúc tối ưu [6-8-6-4-1] cho mô hình FNN-OSS được đề xuất và việc đánh giá mô hình được thực hiện bằng ba tiêu chí thống kệ: hệ số tượng quan R, sai số tuyệt đối trung bình MAE và sai số toàn phương trung bình gốc RMSE. Kết quả cho thấy FNN-OSS là môt thuật toán hứa hen để dư đoán sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt đai, với các giá tri lần lượt là 0,9963; 3,5625 và 2,5837 cho R, RMSE và MAE cho tập dữ liệu đào tạo. Tương ứng, với tập dữ liệu kiểm chứng, các giá trị của ba tiêu chí là lượt là 0,9732; 12,1796 và 8,8089. Bên cạnh đó, một phân tích độ nhạy được thực hiện bằng PDP để đánh giá mức đô ý nghĩa của các biến đầu vào. Kết quả cho thấy chiều rông mặt cắt dầm, chiều cao có hiệu, tỷ lê thanh FRP và mô đun đàn hồi của thanh FRP là những thông số có ảnh hưởng tích cực đến sức kháng cắt của dầm. Chiều dài nhịp cắt là biến số có ảnh hưởng tiêu cực còn cường đô nén của bê tông không ảnh hưởng quá nhiều đến giá tri sức kháng cắt. Kết quả của nghiên cứu này có thể giúp ích cho việc dự đoán nhanh chóng và chính xác cũng như xác định được ý nghĩa của các thông số đầu vào đến sức kháng cắt của dầm bê tông cốt thanh FRP không có cốt thép đại.

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] P. Labossiere, K. W. Neale, S. for C. Engineering, Advanced composite materials in bridges and structures: 1st international conference, Sherbrooke, Québec, Canada, 1992.

[2] A. Nanni, Fibre reinforced plastic (GFRP) reinforcement for concrete structures: properties and applications, Dev. Civ. Eng, 1993.

[3] A. Nanni, C.W. Dolan, Fibre reinforced plastic reinforcement for concrete structures, Int. Symp. SP-138, Am. Concr. Inst. (ACI), SP-138, 1993, pp. 977. <u>https://doi.org/10.1016/C2009-0-09136-3</u>

[4] B. Tighiouart, B. Benmokrane, D. Gao, Investigation of bond in concrete member with fibre reinforced polymer (FRP) bars, Construction and Building Materials, 12 (1998) 453-462. https://doi.org/10.1016/S0950-0618(98)00027-0

[5] Y. Wang, Q. Hao, J. Ou, Experimental testing of fiber reinforced polymer - concrete composite beam, Advanced materials research, 168-170 (2010) 549-552. <u>https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.168-170.549</u>

[6] ACI 440.1R-15, Guide for the Design and Construction of Structural Concrete Reinforced with Firber-Reinforced Polymer (FRP) Bars, 2015.

[7] E. Shehata, R. Morphy, S. Rizkalla, Fibre reinforced polymer shear reinforcement for concrete members: Behaviour and design guidelines, Canadian Journal of Civil Engineering, 27 (2011) 859–872. <u>https://doi.org/10.1139/cjce-27-5-859</u>

[8] D. H. Deitz, I. Harik, H. Gesund, One-Way Slabs Reinforced with Glass Fiber Reinforced Polymer Reinforcing Bars, Materials Science, 1999.

[9] T. Zhang, D. J. Oehlers, P. Visintin, Shear Strength of FRP RC Beams and One-Way Slabs without Stirrups, Journal of Composites for Construction, 18 (2014) 1-36. <u>https://doi.org/10.1061/(ASCE)CC.1943-5614.0000469</u>

[10] S. Lee, C. Lee, Prediction of shear strength of FRP-reinforced concrete flexural members without stirrups using artificial neural networks, Engineering Structures, 61 (2014) 99-112. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2014.01.001

[11] R. Park, T. Paulay, Reinforced Concrete Structures, John Wiley & Sons, 1975. https://doi.org/10.1002/9780470172834

[12] ASCE-ACI.445, Recent approaches to shear design of structural concrete, Journal of Structural Engineering, 124 (1998) 1375-1417. <u>https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9445(1998)124:12(1375)</u>

[13] A. K. El-Sayed et al., Shear strength of FRP-reinforced concrete beams without transverse reinforcement, Aci Structural Journal, 103 (2006) 235-243.

[14] A. G. Razaqpur, O. B. Isgor, Proposed Shear Design Method for FRP-Reinforced Concrete Members without Stirrups, Structural Journal, 103 (2006) 93-102. <u>https://doi.org/10.14359/15090</u>

[15] F. Matta, P. Mazzoleni, E. Zappa, M. Sutton, Shear strength of FRP reinforced concrete beams without stirrups: Verfication of fracture mechanics formulation, ACI symposium publication, 2012.

[16] H. Q. Nguyen et al., Optimization of artificial intelligence system by evolutionary algorithm for prediction of axial capacity of rectangular concrete filled steel tubes under compression, Materials, 13 (2020) 1205. <u>https://doi.org/10.3390/MA13051205</u>

[17] Nguyễn Thùy Anh, Lý Hải Bằng, Phương pháp dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép bản bụng khoét lỗ tròn dựa trên máy vec-tơ hỗ trợ, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 500-513. <u>https://doi.org/10.25073/tcsj.71.5.4</u>

[18] Lý Hải Bằng, Nguyễn Thùy Anh, Nghiên cứu dự báo sức chịu tải tới hạn của cấu kiện cột ống thép nhồi bê tông có tiết diện hình chữ nhật bằng mạng nơ ron nhân tạo, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 71 (2020) 154-166. <u>https://doi.org/10.25073/tcsj.71.2.10</u>

[19] Q. H. Nguyen et al., A Novel Hybrid Model Based on a Feedforward Neural Network and One Step Secant Algorithm for Prediction of Load-Bearing Capacity of Rectangular Concrete-Filled Steel Tube Columns, Molecules, 25 (2020) 3486. <u>https://doi.org/10.3390/molecules25153486</u>

[20] S. Menard, Coefficients of Determination for Multiple Logistic Regression Analysis, American Statistical Association, 54 (2000) 17-24. <u>https://doi.org/10.1080/00031305.2000.10474502</u>

[21] C. Willmott, K. Matsuura, Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance, Climatic Research, 30 (2005) 79-82. https://doi.org/10.3354/cr030079

[22] M. A. Chowdhury, M. M. Islam, Shear Strength Prediction of FRP-reinforced Concrete Beams: A State-of the- Art Review of Available Models, Journal of Civil and Environmental Engineering, 5 (2015) 1-10. <u>http://dx.doi.org/10.4172/2165-784X.1000186</u>

[23] P. B. Cachim, Using artificial neural networks for calculation of temperatures in timber under fire loading, Construction and Building Materials, 25 (2011) 4175-4180. <u>https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2011.04.054</u>

[24] E. Defernez, M. Kemsley, Avoiding overfitting in the analysis of high-dimensional data with artificial neural networks (ANNs), Analyst, 124 (1999) 1675-1681. <u>http://dx.doi.org/10.1039/A905556H</u>

[25] ACI440.1R-03: Guide for the Design and Construction of Concrete Reinforced with FRP Bars, 2003.

[26] A. K. El-Sayed, E. F. El-Salakawy, B. Benmokrane, Shear strength of concrete beams reinforced with FRP bars: Design method, Symposium Paper, 230 (2005) 955-974.

Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, Tập 71, Số 9 (12/2020), 1047-1060

[27] M. Nehdi, H. El-Chabib, A. M. Said, Proposed Shear Design Equations for FRP-Reinforced Concrete Beams Based on Genetic Algorithms Approach, Journal of Materials in Civil Engineering, 19 (2007) 1033-1042. https://doi.org/10.1061/(ASCE)0899-1561(2007)19:12(1033)

[28] A. K. Tureyen, R. J. Frosch, Shear Tests of FRP-Reinforced Concrete Beams without Stirrups, ACI Structure Journal, 99 (2002) 427-434. <u>https://www.researchgate.net/publication/282061375\_Shear\_tests\_of\_FRP-reinforced\_concrete\_beams\_without\_stirrups</u>