

# DỰ ĐOÁN SỨC KHÁNG CHỌC THÙNG CỦA SÀN PHẪNG BÊ TÔNG CỐT SỢI THÉP (SFRC) BẰNG THUẬT TOÁN LAN TRUYỀN NGƯỢC BAYESIAN

TS. NGUYỄN THÙY ANH  
Th.S. LÊ NHỎ THIÊN

Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải

## TÓM TẮT

Sức kháng chống chọc thủng là một trong những đặc tính quan trọng của sàn phẳng bê tông cốt thép (BTCT). Thông số này ảnh hưởng không nhỏ đến độ an toàn cũng như độ bền của toàn bộ công trình. Để tăng khả năng chống chọc thủng cho sàn, một số nghiên cứu đã đưa ra các biện pháp như tăng chiều dày sàn, tăng kích thước tiết diện cột, nhưng lại có nhược điểm là tăng giá thành xây dựng. Gần đây, một số nghiên cứu đã đưa ra giải pháp sử dụng sợi thép phân tán trong bê tông nhằm cải thiện khả năng chống chọc thủng của sàn, hạn chế các vết nứt nhỏ. Nhiều mô hình tính toán khả năng chọc thủng cho sàn phẳng BTCT đã được đề xuất, tuy nhiên, các mô hình này không thể áp dụng trực tiếp cho sàn phẳng bê tông cốt sợi thép (SFRC) do ứng xử của vật liệu là khác nhau. Với sự phát triển mạnh mẽ của mạng lưới thần kinh nhân tạo (ANN), bài báo này sử dụng mô hình ANN với thuật toán lan truyền ngược Bayesian chính quy để dự báo sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC. Cơ sở dữ liệu để phát triển mô hình gồm 140 kết quả thí nghiệm từ các nghiên cứu quốc tế, được chia thành 2 phần, 70% cho đào tạo mạng ANN, và 30% cho quá trình kiểm chứng. Mô hình sử dụng 6 thông số đầu vào bao gồm chiều dày tấm, chiều dày có hiệu của tấm, chiều dài cột, cường độ nén của bê tông, hàm lượng cốt thép và hàm lượng sợi. Kết quả cho thấy mô hình đề xuất có khả năng dự đoán tốt sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC.

**Từ khóa:** Sức kháng chống chọc thủng, sàn phẳng bê tông cốt sợi thép (SFRC); mạng nơ ron nhân tạo (ANN), thuật toán lan truyền ngược Bayesian chính quy (BR)

## ABSTRACT

The punching shear strength is one of the critical parameters of the reinforced concrete slabs. Such mechanical parameter significantly affects the safety as well as the durability of construction. In order to increase the resistance to perforation, several studies have proposed to increase the slab thickness or cross-section of the column. However, the above measures possess a disadvantage related to an increase in the cost. Recently, some studies have proposed a solution using steel fibers in concrete to improve the punching shear strength of slabs, avoiding small cracks. Various models to calculate the perforation capacity for reinforced concrete flat floors have been proposed. However, these models can not be directly applied to steel fiber reinforced concrete (SFRC) slabs because the material's behavior is different. Nowadays, with the development of artificial neural network (ANN), this paper proposes an ANN model with Bayesian regularization backpropagation algorithm to predict the punching shear strength of SFRC slabs. The database to develop the model includes 140 experimental results from the available literature. This data set is divided into 2 parts, 70% for the training part, 30% for the testing part. The model uses 6 input parameters, including slab depth, effective thickness of the slab, column length, the compressive strength of concrete, content of steel reinforcement, and content of steel fiber. The results show that the proposed ANN model exhibit good prediction accuracy for the punching shear strength of SFRC slabs.

**Keywords:** punching shear strength, steel fiber reinforced concrete (SFRC), artificial neural network (ANN), Bayesian regularization backpropagation (BR).

## 1. DẶT VẤN ĐỀ

Hiện nay, kết cấu sàn phẳng bê tông cốt thép (BTCT) đã và đang được sử dụng rộng rãi cho các công trình dân dụng và giao thông như cao ốc văn phòng, trung tâm thương mại, chung cư, nhà ga, bến cảng... do tính kinh tế và khả năng thỏa mãn những yêu cầu khắt khe về kiến trúc. Ưu điểm loại kết cấu này là bản sàn được kê trực tiếp lên đầu cột, cho phép tăng tương đối chiều cao thông tầng, tạo

được độ phẳng không gian trần đẹp, công nghệ thi công cấp pha, cốt thép đơn giản, giảm thời gian thi công và giá thành xây dựng công trình [1]. Do bản sàn được kê trực tiếp lên cột nên ngoài việc tính toán đảm bảo khả năng chịu lực còn phải tính toán kiểm tra khả năng chống chọc thủng của sàn, đảm bảo sàn không bị nén thủng dưới tác dụng của tải trọng. Để tăng khả năng chống chọc thủng cho sàn, một số giải pháp đã được sử dụng

như tăng chiều dày sàn hoặc kích thước tiết diện cột, sử dụng cốt thép chịu cắt (đinh chống cắt, đai chống cắt hoặc lưới chống cắt) [2]. Tuy nhiên, các giải pháp này có thể ảnh hưởng đến không gian kiến trúc và tăng giá thành xây dựng.

Thời gian gần đây, phương pháp sử dụng sợi thép phân tán trong bê tông nhằm cải thiện khả năng chống chọc thủng của sàn phẳng đã nhận được sự quan tâm đáng kể của cộng

đồng khoa học. Một số nghiên cứu thực nghiệm [1] đã xác nhận rằng việc sử dụng sợi thép làm tăng khả năng chịu cắt của bê tông, qua đó góp phần đáng kể vào việc cải thiện khả năng chống chọc thủng của sàn. Đồng thời, sợi thép làm tăng cường độ kéo của bê tông nên sẽ hiệu quả trong việc hạn chế vết nứt nhỏ, dẫn đến tăng tuổi thọ công trình.

Cho tới nay, nhiều mô hình tính toán khả năng chọc thủng cho sàn phẳng BTCT đã được đề xuất. Tuy nhiên, các mô hình này không thể áp dụng trực tiếp cho sàn phẳng bê tông cốt sợi thép (Steel-fiber-reinforced concrete - SFRC) do ứng xử của vật liệu là khác nhau. Do đó, cần có sự điều chỉnh các mô hình này để phù hợp với quy trình thiết kế của sàn phẳng SFRC. Trong nghiên cứu của Narayanan và Darwish [3], một phương trình xác định khả năng chống chọc thủng của sàn SFRC dựa trên cường độ của vùng nén đối với các vết nứt nghiêng, lực cắt kéo ra tác dụng lên các sợi thép theo hướng của các vết nứt đó, và lực cắt được tăng cường bởi các tác động của màng. Harajli và cộng sự [4] đề xuất một phương trình thiết kế dựa trên hồi quy tuyến tính, có xét đến sự đóng góp của bê tông và sợi thép vào sức kháng chống chọc thủng tổng thể. Bên cạnh đó, một số các nghiên cứu thực nghiệm đã được thực hiện để đánh giá khả năng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC chịu tác dụng của tải trọng tập trung [5, 6]. Tuy nhiên, việc xác định khả năng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC chủ yếu tập trung vào việc sử dụng các phương trình thiết kế đã được sửa đổi và các phương pháp thống kê đơn giản. Bản chất, ứng xử chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC rất phức tạp, khả năng chống chọc thủng của sàn phụ thuộc vào nhiều thông số ảnh hưởng (như chiều dày sàn, hàm lượng cốt thép chịu uốn, hàm lượng sợi, cường độ bê tông, kích thước cột). Do đó, cần thiết đề xuất một phương pháp ước lượng hiệu quả và tổng quát, có thể xét được tất cả các yếu tố ảnh hưởng đến sức kháng chọc thủng của sàn SFRC.

Ngày nay, các phương pháp máy học (Machine learning - ML) hay Trí tuệ

nhân tạo (Artificial Intelligent - AI) đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực bao gồm cả kỹ thuật kết cấu [7, 8]. Trong đó, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) nhờ khả năng học, nhớ lại và khái quát hóa từ các mẫu dữ liệu huấn luyện, đã trở thành một trong số các phương pháp học máy nhận được nhiều sự chú ý của các nhà khoa học. Trong nghiên cứu này, mục tiêu chính là phát triển mô hình ANN để dự đoán sức kháng chọc thủng sàn phẳng SFRC dựa trên kết quả thí nghiệm được thu thập. Hiệu suất của mô hình được xác nhận bằng cách sử dụng các tiêu chí thống kê tiêu chuẩn cụ thể là sai số tuyệt đối trung bình (MAE), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) và hệ số tương quan (R).

## 2. MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO ANN

### 2.1. Mạng nơ-ron nhân tạo ANN

Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một thuật toán phân tích dữ liệu dựa trên máy học, được coi là một công cụ mạnh và phổ biến để giải quyết các vấn đề phức tạp và phi tuyến. Cách tiếp cận máy học này cố gắng mô phỏng quá trình thu nhận và suy luận kiến thức xảy ra trong não người. Hay nói cách khác, ANN không mô phỏng tất cả các hoạt động tinh vi của não, nhưng nó cố gắng tái tạo hoạt động logic của não, học hỏi các kinh nghiệm thông qua quá trình đào tạo, có thể lưu trữ kinh nghiệm, kiến thức và sử dụng những kiến thức này để dự đoán dữ liệu chưa biết. Độ tin cậy của mô hình ANN phụ thuộc vào việc đào tạo mô hình. Trong số các thuật toán ANN, thuật toán lan truyền ngược (BP) thường được sử dụng để đào tạo mạng nơ-ron [9]. Thuật toán BP sử dụng một tập hợp các giá trị đầu vào và đầu ra để tìm mạng nơ-ron mong muốn. Thông qua các nơ-ron lớp ẩn (mỗi mô hình ANN có một hoặc nhiều lớp ẩn), giá trị đầu ra được tính toán. Sau đó, giá trị đầu ra được so sánh với giá trị thực nghiệm. Nếu hai giá trị này không có sự khác biệt thì không cần thực hiện kiểm tra lại. Ngược lại, trọng số của nơ-ron lớp ẩn sẽ được thay đổi trong quá trình lan truyền ngược để giảm bớt sự khác biệt đó. Quá trình này được lặp đi lặp

lại và kết thúc khi giá trị đầu ra của mạng và giá trị mong muốn (giá trị thí nghiệm) không khác biệt nhiều. Mục đích là để giảm thiểu tổng sai số của mạng đối với tất cả các bộ giá trị đầu vào. Tuy nhiên, thuật toán này tồn tại nhược điểm là tốc độ hội tụ chậm. Để khắc phục hạn chế của thuật toán BP, thuật toán lan truyền ngược Bayesian chính quy (BR) được sử dụng để cải thiện tốc độ hội tụ. Thuật toán BR là sự kết hợp tuyến tính của ANN với các phương pháp Bayesian để xác định một cách tối ưu các tham số chính quy. Trong thuật toán này, các trọng số tối ưu được chọn bằng cách tối thiểu hóa hàm lỗi. Vì vậy, nghiên cứu sử dụng mô hình ANN với thuật toán BP để dự đoán sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC

### 2.2. Đánh giá năng lực dự báo

Ba tiêu chí bao gồm hệ số tương quan (R), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) và sai số trung bình tuyệt đối (MAE) được sử dụng để đánh giá khả năng dự báo của mô hình trong nghiên cứu này. Tiêu chí R được sử dụng rộng rãi trong các bài toán hồi quy để ước tính mối tương quan giữa giá trị thực tế và kết quả dự đoán. Giá trị của R nằm trong khoảng [-1; 1]. Giá trị RMSE và MAE đo mức độ sai số trung bình giữa kết quả đầu ra thực tế và kết quả dự đoán. Khi giá trị tuyệt đối của R tiến tới 1 và các giá trị RMSE, MAE tiến tới 0 thì hiệu suất mô hình càng cao.

## 3. CƠ SỞ DỮ LIỆU

Trong nghiên cứu này, bộ dữ liệu gồm 140 kết quả thí nghiệm xác định khả năng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC được thu thập từ công bố quốc tế của tác giả Lu và cộng sự [9]. Bộ dữ liệu được chia ngẫu nhiên thành hai tập con, bao gồm: tập dữ liệu đào tạo (70% bộ dữ liệu) dùng để huấn luyện mạng ANN, và tập dữ liệu kiểm chứng (30% bộ dữ liệu còn lại) dùng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Các thông số liên quan đến kích thước hình học cũng như tính chất của vật liệu ảnh hưởng đến khả năng chống chọc thủng của sàn tương ứng với sáu tham số đầu vào của bài toán mô phỏng trí tuệ nhân tạo được xét đến, bao gồm chiều

dày tấm ( $I_1$ ), chiều dày có hiệu của tấm ( $I_2$ ), chiều dài cột ( $I_3$ ), cường độ nén của bê tông ( $I_4$ ), hàm lượng cốt thép ( $I_5$ ) và hàm lượng sợi ( $I_6$ ). Sức kháng chọc thủng của sàn phẳng SFRC (O) là biến đầu ra của bài toán, là hàm mục tiêu của mô hình ANN. Kích thước hình học của các mẫu sử dụng trong nghiên cứu này có giá trị trong các khoảng  $I_1 = 55-180$  mm,  $I_2 = 39-150$  mm,  $I_3 = 60-225$  mm. Bảng 1 trình bày chi tiết mô tả thống kê các tham số đầu vào trong tập dữ liệu này để dự đoán sức kháng chống chọc thủng của sàn. Các giá trị tham số đầu vào và đầu ra đều được chuẩn hoá trong phạm vi  $[0, -1]$  để giảm bớt các sai số do mô phỏng bằng trí tuệ nhân tạo.

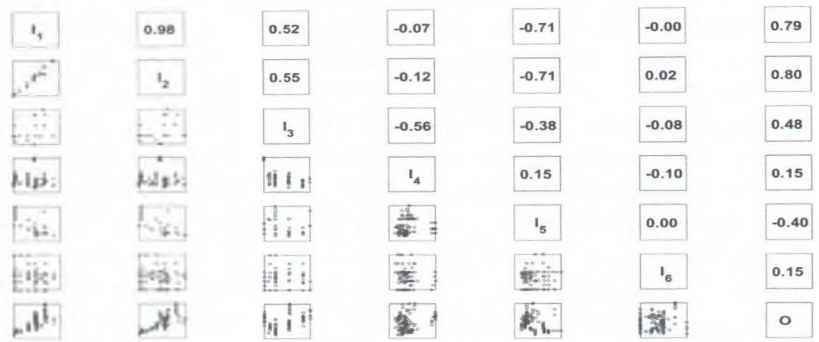
Bên cạnh đó, phân tích tương quan giữa các tham số đầu vào và đầu ra đã được thực hiện và thể hiện trên hình 1. Một ma trận  $7 \times 7$  được thiết lập để tìm mối tương quan giữa các tham số trong tập dữ liệu. Trong đó, đường chéo của ma trận hiển thị tên của các biến, phần tam giác phía trên biểu thị giá trị của hệ số tương quan giữa các biến, phần tam giác phía dưới hiển thị biểu đồ phân tán của các biến tương ứng.

**4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

**4.1. Xác định tham số tối ưu**

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng mô hình ANN với thuật toán BR và cấu trúc [6-7-1] để dự đoán sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC. Mô hình sử dụng 6 biến đầu vào như đã trình bày bên trên, và 1 lớp ẩn với 7 nơ ron, giá trị sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng là biến đầu ra của bài toán (Hình 2).

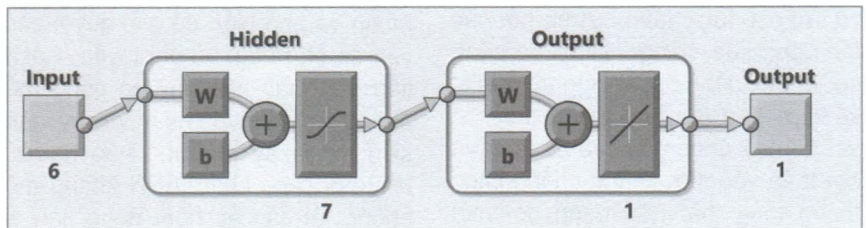
Mặt khác, mô hình sử dụng hàm sigmoid lưỡng cực là hàm kích hoạt cho lớp ẩn, hàm tuyến tính là hàm kích hoạt cho lớp đầu ra. Với khoảng 500 lần chạy mô phỏng được thực hiện bằng cách lựa chọn ngẫu nhiên các mẫu khác nhau để tạo thành tập kiểm chứng và đào tạo, nghiên cứu chọn được 5 mô hình ANN cho kết quả mô phỏng tốt nhất (Bảng 2). Dựa vào các



Hình 1. Phân tích tương quan giữa tham số đầu vào và đầu ra của bài toán

**Bảng 1.** Các tham số đặc trưng cho tấm bê tông cốt sợi được sử dụng trong nghiên cứu

	Nhỏ nhất	Trung bình	Lớn nhất	Độ lệch chuẩn
Chiều dày tấm ( $I_1$ ) (mm)	55,00	110,82	180,00	33,22
Chiều dày có hiệu ( $I_2$ ), (mm)	39,00	87,05	150,00	28,66
Chiều dài cột ( $I_3$ ) (mm)	60,00	131,96	225,00	46,33
Cường độ nén của bê tông, ( $I_4$ ) (MPa)	14,20	41,65	108,00	21,30
Hàm lượng cốt thép, ( $I_5$ ) (%)	0,37	0,99	2,53	0,51
Hàm lượng sợi, ( $I_6$ ) (%)	0,00	0,71	2,00	0,48
Sức kháng chọc thủng của sàn, (O) (kN)	58,30	228,20	530,00	110,56



Hình 2. Mô hình ANN được sử dụng trong nghiên cứu.

tiêu chí đánh giá nêu trên, mô hình ANN-1 có  $R = 0,886$  cao hơn mô hình ANN-2 có  $R = 0,874$ , nhưng giá trị MAE của mô hình ANN-2 lại thấp hơn giá trị MAE của mô hình ANN-1. Điều này có nghĩa, với bài toán mô phỏng sử dụng mô hình ANN-BR, nên kết hợp nhiều chỉ tiêu để so sánh hiệu suất. Trong tổng số 5 mô hình ANN được chọn, mô hình ANN-5 là công cụ dự báo sức kháng chống chọc thủng của sàn tốt nhất vì có R cao nhất, giá trị RMSE và MAE là nhỏ nhất đối với tập dữ liệu kiểm chứng. Do vậy, mô hình ANN-5 được sử dụng cho nghiên cứu tiếp theo.

**4.2. Mô hình dự báo điển hình**

Kết quả sai số mô phỏng của mô hình ANN-5 được vẽ cho dữ liệu đào tạo (Hình 3a) và dữ liệu kiểm

chứng (Hình 3b). Nhìn chung, giá trị sai số cho cả 2 tập này đều nhỏ. Tuy nhiên, sai số ở tập kiểm chứng thấp hơn sai số tập đào tạo. Đối với tập đào tạo, các sai số chủ yếu tập trung trong khoảng  $[-50; 40]$  kN, có khoảng 13 mẫu trong tổng số 98 mẫu có sai số nằm ngoài khoảng này. Đặc biệt có 1 mẫu duy nhất có sai số nằm ngoài khoảng  $[-100; 100]$  kN. Giá trị lỗi của phần kiểm chứng được tìm thấy hầu hết nằm trong khoảng  $[-50; 50]$  kN, 7 mẫu trong tổng số 42 mẫu có sai số nằm ngoài khoảng này, trong số đó có 1 mẫu có sai số tuyệt đối 100 kN. Với sai số nhỏ như trên, năng lực dự báo của mô hình ANN-5 với bài toán xác định sức kháng chọc thủng của sàn phẳng SFRC được đánh giá là tốt, tiết kiệm thời gian và kinh phí.

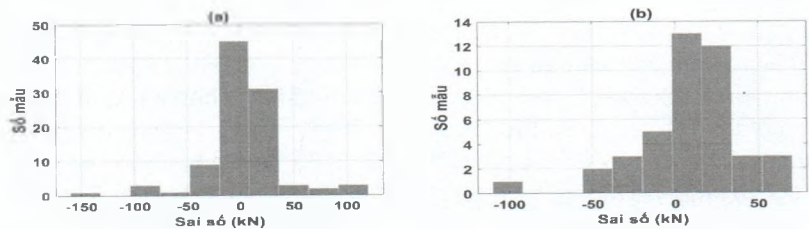
Cuối cùng là mô hình hồi quy về mối quan hệ tương quan giữa giá trị thực nghiệm và giá trị mô phỏng cho cả phần đào tạo và phần kiểm chứng sử dụng mô hình ANN-5 với thuật toán BR. Các giá trị R, RMSE và MAE cho tập đào tạo lần lượt là 0,950; 36,29; 23,51. Với tập kiểm chứng, các giá trị này lần lượt là 0,952; 31,41 và 23,17. Với kết quả trên cho thấy, giá trị dự đoán định sức kháng chống chọc thủng của sàn phẳng SFRC gần với giá trị thực nghiệm. Hay nói cách khác, mô hình ANN-5 được chọn với thuật toán BR cho thấy khả năng dự báo tốt của mô hình này.

### 5. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

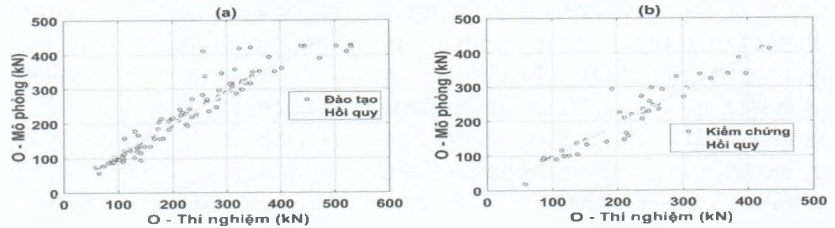
Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả sử dụng kiến trúc ANN (hình 2) để thực hiện các mô phỏng. Mô phỏng sử dụng 6 biến đầu vào, 1 lớp ẩn với 7 nơ ron, giá trị sức kháng chọc thủng của sàn phẳng SFRC là biến đầu ra. Trong quá trình đào tạo mô hình, nghiên cứu sử dụng thuật toán BR kết hợp với hàm sigmoid lưỡng cực và hàm tuyến tính làm hàm kích hoạt cho lớp ẩn và lớp đầu ra. Sau 500 lần chạy mô phỏng, mỗi mô phỏng khác nhau ở việc xây dựng các tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm, nhóm tác giả chọn được 5 mô hình ANN như bảng 2. Trong

**Bảng 2.** Hàm lỗi RMSE, MAE và R của 5 mô hình ANN đưa ra kết quả mô phỏng tốt nhất.

Mô hình ANN	Huấn luyện			Kiểm chứng		
	RMSE	MAE	R	RMSE	MAE	R
ANN-1	18,30	10,80	0,988	50,94	36,78	0,886
ANN-2	17,45	10,96	0,988	55,26	36,39	0,874
ANN-3	15,36	10,37	0,991	34,97	26,94	0,948
ANN-4	27,94	19,06	0,969	40,99	33,09	0,922
ANN-5	36,29	23,51	0,950	31,41	23,17	0,952



Hình 3. Kết quả sai số mô phỏng bằng thuật toán ANN cho dữ liệu đào tạo (a) và dữ liệu kiểm chứng (b).



Hình 4. Kết quả hồi cho tập dữ liệu huấn luyện (a) và tập dữ liệu kiểm chứng (b).

đó mô hình ANN-5 có khả năng dự báo tốt nhất do có R cao nhất, giá trị RMSE và MAE là nhỏ nhất đối với tập dữ liệu kiểm chứng. Cụ thể các giá trị này lần lượt là 0,952; 31,41 và

23,17. Do đó có thể kết luận các mô hình AI là một phương pháp hiệu quả để dự đoán sức kháng chọc thủng của sàn phẳng SFRC. ■

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Maya, L.F., Ruiz, M.F., Muttoni, A., Foster, S.J.: Punching shear strength of steel fibre reinforced concrete slabs. *Engineering Structures*. 40, 83-94 (2012)
2. Choi, K.-K., Taha, M.M.R., Park, H.-G., Maji, A.K.: Punching shear strength of interior concrete slab-column connections reinforced with steel fibers. *Cement and Concrete Composites*. 29, 409-420 (2007)
3. Narayanan, R., Darwish, I.Y.S.: Punching shear tests on steel-fibre-reinforced micro-concrete slabs. *Magazine of Concrete Research*. 39, 42-50 (1987)
4. Harajli, M.H., Maalouf, D., Khatib, H.: Effect of fibers on the punching shear strength of slab-column connections. *Cement and Concrete Composites*. 17, 161-170 (1995)
5. Gouveia, N.D., Fernandes, N.A., Faria, D.M., Ramos, A.M., Lúcio, V.J.: SFRC flat slabs punching behaviour-Experimental research. *Composites Part B: Engineering*. 63, 161-171 (2014)

6. Gouveia, N.D., Lapi, M., Orlando, M., Faria, D.M., Ramos, A.M.P.: Experimental and theoretical evaluation of punching strength of steel fiber reinforced concrete slabs. *Structural Concrete*. 19, 217-229 (2018)
7. Rafiei, M.H., Adeli, H.: A novel machine learning-based algorithm to detect damage in high-rise building structures. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*. 26, e1400 (2017)
8. Salehi, H., Burgueño, R.: Emerging artificial intelligence methods in structural engineering. *Engineering structures*. 171, 170-189 (2018)
9. Sapna, S., Tamilarasi, A., Kumar, M.P.: Backpropagation learning algorithm based on Levenberg Marquardt Algorithm. *Comp Sci Inform Technol (CS and IT)*. 2, 393-398 (2012)
10. Lu, S., Koopialipoor, M., Asteris, P.G., Bahri, M., Armaghani, D.J.: A novel feature selection approach based on tree models for evaluating the punching shear capacity of steel fiber-reinforced concrete flat slabs. *Materials*. 13, 3902 (2020)