



PREDICTION OF CRITICAL ELASTIC BUCKLING LOAD OF CELLULAR H-SECTION BEAMS USING SUPPORT VECTOR MACHINE

Thuy-Anh Nguyen, Hai-Bang Ly*

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

ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 13/4/2020

Revised: 26/5/2020

Accepted: 1/6/2020

Published online: 28/6/2020

<https://doi.org/10.25073/tcsj.71.5.4>

* *Corresponding author*

Email: banglh@utt.edu.vn; Tel: 0966661185

Abstract. Cellular beams are an attractive option for the steel construction industry due to outstanding advantages, such as the ability to exceed large span, lightweight, and allow flexible arrangement of the technical pipes through beams. In addition, the complex localized and global failures characterizing these structural members have led researchers to focus on the development of more efficient design guidelines. This paper aims to propose a support vector machine (SVM) algorithm to accurately predict the critical elastic buckling load of simply supported cellular beams under uniformly distributed vertical loads. The 3645 data points used for SVM development were obtained from an extensive parametric finite element analysis performed in ABAQUS. The independent variables adopted as SVM inputs are the following: beam's length, opening diameter, web-post width, cross-section height, web thickness, flange width, flange thickness, and the distance between the last opening edge and the end support. The proposed SVM model shows that it can be a good predictor that can make the critical elastic buckling load prediction simpler, and could be potential to predict other modes of failure, as well as other types of perforated beams.

Keywords: Cellular beams, support vector machine (SVM), critical elastic buckling load.



PHƯƠNG PHÁP DỰ ĐOÁN TẢI TRỌNG ỔN ĐỊNH ĐÀN HỒI CỦA DÀM THÉP H BẢN BỤNG KHOẾT LỖ TRÒN DỰA TRÊN MÁY VEC-TƠ HỖ TRỢ

Nguyễn Thùy Anh, Lý Hải Bằng*

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

THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học

Ngày nhận bài: 13/4/2020

Ngày nhận bài sửa: 26/5/2020

Ngày chấp nhận đăng: 1/6/2020

Ngày xuất bản Online: 28/6/2020

<https://doi.org/10.25073/tcsj.71.5.4>

* Tác giả liên hệ

Email: banglh@utt.edu.vn; Tel: 0966661185

Tóm tắt. Dầm thép chữ H có bản bụng khoét lỗ tròn di động là một lựa chọn hợp lý cho các công trình xây dựng nhờ những ưu điểm vượt trội như khả năng vượt nhịp lớn, trọng lượng nhẹ và cho phép bố trí linh hoạt hệ thống đường ống kỹ thuật xuyên qua dầm. Bên cạnh đó, đã có nhiều nghiên cứu về hiện tượng mất ổn định tổng thể và cục bộ của loại dầm này, góp phần hoàn thiện thêm cho các hướng dẫn về thiết kế. Bài báo này nhằm mục đích đề xuất một mô hình dựa trên máy vectơ hỗ trợ (SVM) để dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H khoét lỗ tròn có sơ đồ tính là dầm giản đơn. Bộ dữ liệu sử dụng cho mô hình gồm 3645 số liệu dựa trên mô phỏng phần tử hữu hạn (FE) được thực hiện trong ABAQUS. Các biến độc lập được sử dụng làm đầu vào cho mô hình SVM: chiều dài dầm, chiều rộng bản cánh, chiều dày bản cánh, chiều dày bản bụng, khoảng cách tính giữa hai lỗ khoét, đường kính lỗ, chiều cao dầm và khoảng cách từ đầu dầm đến mép lỗ đầu tiên. Mô hình đề xuất cho thấy máy vectơ hỗ trợ có thể giúp việc dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi một cách đơn giản và nhanh chóng hơn, đồng thời cũng hứa hẹn một phương pháp hiệu quả để dự đoán các loại phá hoại khác của dầm cũng như các loại dầm có các lỗ khoét khác nhau.

Từ khóa: Dầm H khoét lỗ tròn, máy vectơ hỗ trợ (SVM), tải trọng tới hạn đàn hồi.

© 2020 Trường Đại học Giao thông vận tải

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong xây dựng hiện đại, kết cấu thép được sử dụng cho hầu hết các loại kết cấu công trình bao gồm các tòa nhà máy công nghiệp nặng, các tòa nhà cao tầng, hệ thống đỡ thiết bị,

cơ sở hạ tầng, cầu, tháp, sân bay, hệ thống giá đỡ... Khi công nghệ kết cấu thép phát triển, nhiều loại tiết diện thép đã được sản xuất để cải thiện các tính chất cơ học của thép kết cấu cũng như tăng tính thẩm mỹ và đảm bảo lợi thế về kinh tế [1,2]. Dầm khoét lỗ hình lục giác liên tục trên bản bụng được đề xuất lần đầu tiên vào năm 1939 [3] bằng cách cắt bản bụng của một dầm cán nóng tiết diện chữ H theo một đường zíc zắc, sau đó chồng hai nửa lên nhau rồi hàn nối bằng đường hàn đối đầu dọc dầm. Dựa trên ý tưởng về dầm khoét lỗ lục giác, dầm khoét lỗ tròn được chế tạo bằng hai đường cắt dạng nửa đường tròn. Sau khi hai vết cắt được hoàn thành, các nửa sau đó được tách ra, dịch chuyển và hàn lại với nhau để tạo thành một dầm mới có chiều cao tăng lên, độ cứng lớn hơn, mạnh hơn được gọi là dầm thép mở rộng. So với dầm bụng đặc, dầm khoét lỗ có nhiều ưu điểm vượt trội. Đầu tiên, do chiều cao dầm khoét lỗ được tăng lên so với dầm bụng đặc ban đầu, các đặc trưng hình học như mô-men quán tính, mô-đun kháng uốn của dầm tăng lên đáng kể. Đồng thời việc khoét các lỗ tròn trên bản bụng cho phép linh hoạt hơn trong việc bố trí hệ thống cung cấp điện và các ống thông gió [4] và tăng tính thẩm mỹ cho công trình [5],[6]. Với các ưu điểm trên, dầm có khoét lỗ tròn không chỉ được sử dụng trong các kết cấu trọng lượng nhẹ, hoặc các kết cấu nhịp lớn trong kỹ thuật dân dụng, mà còn cho các kết cấu phức tạp khác như công trình cầu [7]. Tuy nhiên, các lỗ khoét trên bản bụng của dầm thép có ảnh hưởng đáng kể đến khả năng làm việc của kết cấu dầm, đặc biệt phụ thuộc vào kích thước hình học (hình dạng, đường kính và chiều dài lỗ khoét), vị trí và khoảng cách giữa các lỗ [8]. Các lỗ khoét trên dầm dẫn đến các ứng xử phức tạp hơn cho kết cấu, cụ thể là ảnh hưởng đến sự phân bố lực và ứng suất trong vùng lân cận của các lỗ khoét. Dưới tác dụng của tải trọng, những dạng phá hoại chính của dầm có khoét lỗ là: phá hoại gây ra bởi uốn tổng thể, bởi cắt thuần túy, phá hoại bởi hiệu ứng Vierendeel, bởi cắt ngang phân bản bụng giữa hai lỗ, phá hoại gây ra bởi uốn phân bản bụng giữa hai lỗ và bởi mất ổn định phân bản bụng giữa hai lỗ [6]. Điều này dẫn đến việc thiết kế dầm có khoét lỗ phức tạp hơn [4],[9]. Vì vậy, đã có các nghiên cứu thử nghiệm và phân tích số được thực hiện để tìm hiểu ứng xử của dầm khoét lỗ để tìm một phương pháp thiết kế phù hợp. Đối với dầm thép khoét lỗ tròn, hầu hết các quy tắc thiết kế đều được áp dụng bằng cách sử dụng lỗ khoét hình chữ nhật trong đương với kích thước được sửa đổi, theo đề xuất của Redwood (1969) [4]. Tuy nhiên, do cách tiếp cận đơn giản, khả năng chịu tải của dầm thép luôn bị đánh giá thấp hơn. Để đánh giá khả năng chịu tải của dầm thép với một số khe hở hình tròn một cách rõ ràng, Lucas và Darwin [10] dựa trên các công trình nghiên cứu của Olander (1953) và Sahmel (1969) đã đề xuất một quy trình thiết kế dựa trên việc xác định khả năng uốn và cắt tối đa tại các lỗ khoét trên bụng dầm. Phương pháp này được AISC và ASCE 23-97 chấp nhận. Tuy nhiên, phương pháp chỉ cung cấp ước tính tải chính xác hợp lý cho các dầm có chiều cao nhỏ, trong khi đối với chiều cao lớn hơn thì kết quả không còn chính xác. Trong nghiên cứu của Chung và cộng sự [11],[12] tác giả đã sử dụng các mô hình phần tử hữu hạn với vật liệu và hình học không tuyến tính để đề xuất một phương pháp thiết kế dầm thép thực tế dầm khoét lỗ tròn chống lại hiệu ứng Vierendeel. Năm 2011, một nghiên cứu thực nghiệm và phân tích về hành vi và sức mạnh của dầm thép đã được thực hiện bởi Tsavdaridis và D'Mello [13]. Một công thức thực nghiệm với khả năng dự đoán khả năng chịu cắt đã được đề xuất sử dụng phương pháp tiếp cận phần tử hữu hạn trong phân tích tham số. Các nghiên cứu tiếp theo của Tsavdaridis và D'Mello [14][15] cho thấy rằng hiệu ứng Vierendeel bị ảnh hưởng bởi cả hình dạng và kích thước của lỗ khoét, đồng thời hoàn thiện thêm mô hình đánh giá khả năng chịu tải của dầm thép có lỗ khoét lớn. Nói chung, phương pháp mô phỏng số hoặc thử nghiệm trong phòng thí nghiệm chỉ có thể được áp dụng cho một trường hợp hạn chế, không đủ để áp dụng cho trường hợp dầm khoét lỗ tổng quát [16]. Hơn nữa, chúng rất tốn kém và đòi hỏi một lượng thời gian đáng kể [5]. Do đó, việc phát triển một công cụ đơn

giản và nhanh chóng để nghiên cứu ứng xử của dầm thép H có khoét lỗ tròn bản bụng là cần thiết [1], [16],[17].

Trong thập kỷ qua, phương pháp Trí tuệ nhân tạo (AI) dựa trên khoa học máy tính đã nhận được rất nhiều sự chú ý của các nhà khoa học. Trong số các thuật toán AI, mạng nơ ron nhân tạo ANN đã được sử dụng trong nhiều nghiên cứu. Năm 2016, Vahid và cộng sự [18] đã chọn thuật toán ANN để dự đoán khả năng chịu cắt của dầm thép H khoét lỗ trên bản bụng. Kết quả so sánh giữa các giá trị dự kiến và 30 dữ liệu thử nghiệm cho thấy, với độ chính xác tốt hơn các công thức hiện có khác, mô hình ANN được phát triển dẫn đến các tham số thống kê được cải thiện. Ngoài ra, phương pháp này cũng được sử dụng trong nhiều nghiên cứu khác, ví dụ, trong [19],[20], hoặc Abambres và cộng sự [8], tác giả cũng đã sử dụng phương pháp ANN để nghiên cứu khả năng chịu tải của các dầm khoét lỗ chịu tác dụng của tải trọng phân bố đều với tám tham số đầu vào. Bên cạnh đó, hệ thống thần kinh mờ là ANFIS cũng là một thuật toán hiệu quả để dự đoán cường độ cắt của dầm [21]. Tuy nhiên, các nghiên cứu sử dụng thuật toán tiên tiến như máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) chưa được áp dụng trong phân tích ứng xử của kết cấu dầm khoét lỗ. Vì vậy, mục tiêu chính của nghiên cứu này là sử dụng mô hình máy vector hỗ trợ để dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H khoét lỗ tròn.

2. MÔ PHỎNG VÀ THỰC NGHIỆM

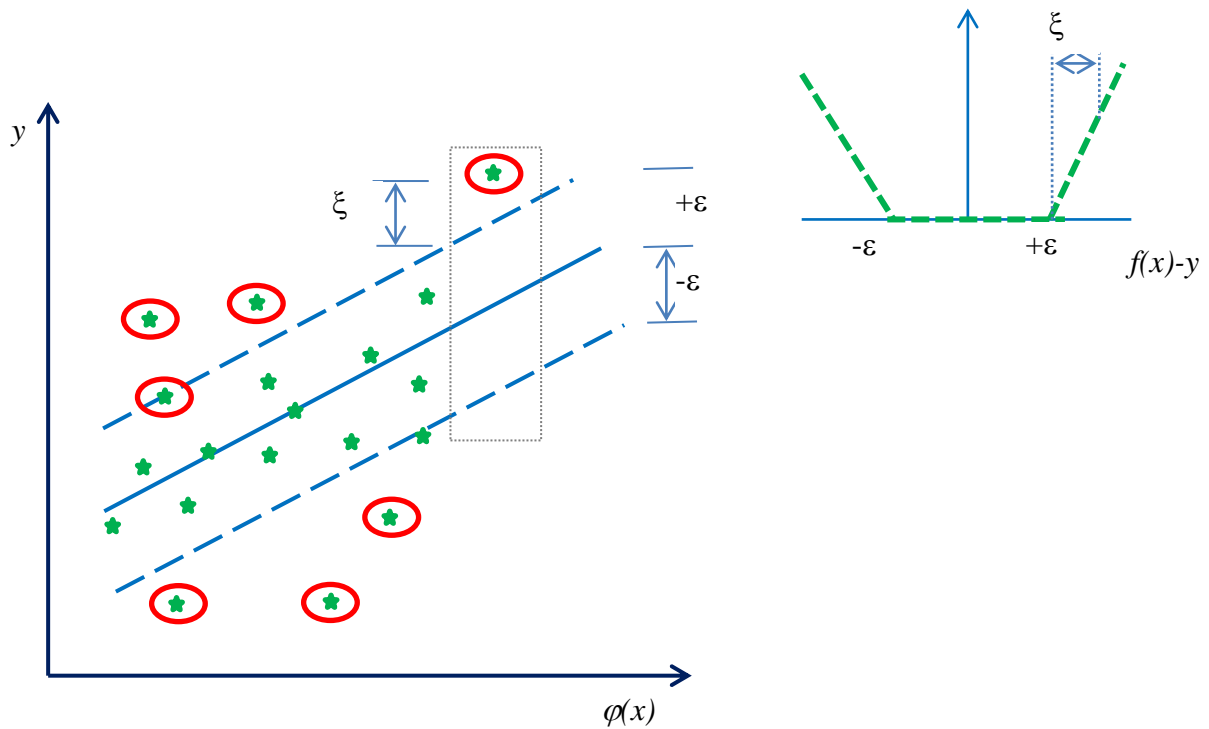
2.1. Phương pháp tính toán - Máy vec tơ hỗ trợ

Máy vector hỗ trợ (Support Vector Machine – SVM) là một khái niệm trong thống kê và khoa học máy tính cho một tập hợp các phương pháp học có giám sát liên quan đến nhau để phân loại và phân tích hồi quy dựa trên giảm thiểu rủi ro, lần đầu tiên được đề xuất bởi Vapnik vào năm 1995 [22]. So với các thuật toán học máy khác, phương pháp SVM có một số ưu điểm, như phương pháp tối ưu hóa độc đáo ngay cả với dữ liệu phi cấu trúc và bán cấu trúc như văn bản, hình ảnh và cây, sử dụng hiệu quả các không gian nhiều chiều [23], [24]. Một phiên bản của SVM cho hồi quy đã được đề xuất vào năm 1996 bởi Vladimir N. Vapnik, Harris Drucker, Christopher J. C. Burges, Linda Kaufman và Alexander J. Smola. [25]. Phương pháp này được gọi là hồi quy vector hỗ trợ (support-vector regression - SVR). Một số nghiên cứu gần đây [26]–[28] đã đề xuất sử dụng phiên bản của SVM (SVR) giải quyết bài toán tối ưu hóa hồi quy. Với vai trò giải quyết vấn đề tối ưu hóa hồi quy, lý thuyết cơ bản của SVM có thể được viết tắt như sau:

Một tập dữ liệu huấn luyện $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, được chọn cho một mô hình SVM như hình 1, trong đó $x_i \in R^{n_h}$ là dữ liệu đầu vào, $y_i \in R$ là dữ liệu đầu ra tương ứng với x_i , n là số lượng mẫu đào tạo. Ánh xạ phi tuyến $\varphi(x): R^n \rightarrow R$ được sử dụng để ánh xạ dữ liệu đầu vào x_i vào không gian R^{n_h} , trong đó tồn tại hàm tuyến tính $f(x)$ để mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa đầu vào và đầu ra được thể hiện như sau:

$$y = f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (1)$$

Trong đó: x biểu thị cho đầu vào, $x = (x_1, x_2, \dots, x_l)$, y đại diện cho đầu ra của mô hình SVM, ω là vec tơ trọng lượng kết nối và b là hằng số.



Hình 1. Mô hình SVM.

Theo nguyên tắc giảm thiểu lỗi, ω và b được xác định bằng cách cực tiểu hóa hàm mục tiêu

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (2)$$

Với điều kiện:

$$\begin{cases} y_i - [\omega \cdot \varphi(x_i) + b] \leq \varepsilon \\ \omega \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad (3)$$

Trong đó ε : biên độ dung sai

Để xác định các giá trị tối ưu của ω và b , được sử dụng, hàm tương đương mới viết như sau:

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (4)$$

Với điều kiện:

$$\begin{cases} y_i - [\omega \cdot \varphi(x_i) + b] \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

Trong đó: ξ và ξ^* là các biến bù; C là biến số trừng phạt, được áp dụng khi chênh lệch giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế lớn hơn ε . Tương tự như các bài toán phân loại, hàm Lagrange có thể được thiết lập để tính các điểm cực trị. Bằng cách thêm nhân tử Lagrange, α_i và α_i^* , ánh xạ phi tuyến với lập trình bậc hai lỗi được biểu diễn dưới dạng:

- Bài toán tuyến tính

$$f(x, \alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i, x_j) + b \quad (6)$$

- Bài toán phi tuyến

$$f(x, \alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (7)$$

Bằng cách áp dụng hàm kernel, bài toán đối ngẫu của SVM chính là bài toán tối ưu hóa sau:

Cực đại hóa

$$R(\alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon (\alpha_i - \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) \quad (8)$$

$$\text{Với điều kiện: } \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0; \quad \begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C & i = 1, 2, \dots, n \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C & i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (9)$$

$K(x_i, x_j)$ là hàm kernel được định nghĩa như sau:

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \quad (10)$$

Với Φ là ánh xạ thuộc tính cho hàm kernel K .

Vấn đề đặt ra là làm thế nào để chọn các tham số C và ε để hỗ trợ phân tích mô hình hồi quy vector. Giá trị của C xác định hình phạt đối với các mẫu khi sai số đào tạo vượt quá ε . Việc lựa chọn C ảnh hưởng lớn đến khả năng khái quát hóa của hệ thống và giá trị của ε ảnh hưởng trực tiếp đến độ chính xác dự đoán. Nếu chọn một giá trị ε nhỏ, yêu cầu về độ chính xác dự báo hồi quy sẽ cao và số lượng máy vectơ hỗ trợ sẽ tăng [15]; ngược lại, nếu chọn giá trị ε lớn, độ chính xác dự báo hồi quy sẽ giảm. Do đó, quá trình lựa chọn và là vô cùng phức tạp, phụ thuộc vào số lần chạy cũng như cách chọn hàm kernel. Các hàm tuyến tính, đa thức, sigmoid và Gaussian là các hàm kernel được sử dụng phổ biến nhất.

$$\text{- Hàm tuyến tính: } K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (11)$$

$$\text{- Hàm đa thức: } K(x_i, x_j) = (\gamma x_i \cdot x_j + c)^d \quad (12)$$

$$\text{- Hàm Gaussian: } K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma (x_i - x_j)^2\right)^d \quad (13)$$

$$\text{- Hàm Sigmoid: } K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + c)^d \quad (14)$$

Trong đó γ là một tham số có thể điều chỉnh của các chức năng hàm kernel.

Để đánh giá hiệu quả dự đoán của mô hình, hai tiêu chí được sử dụng trong nghiên cứu này là hệ số tương quan (R) và sai số toàn phương (RMSE) được xác định như sau:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (y_{0,j} - y_{t,j})^2} \quad (15)$$

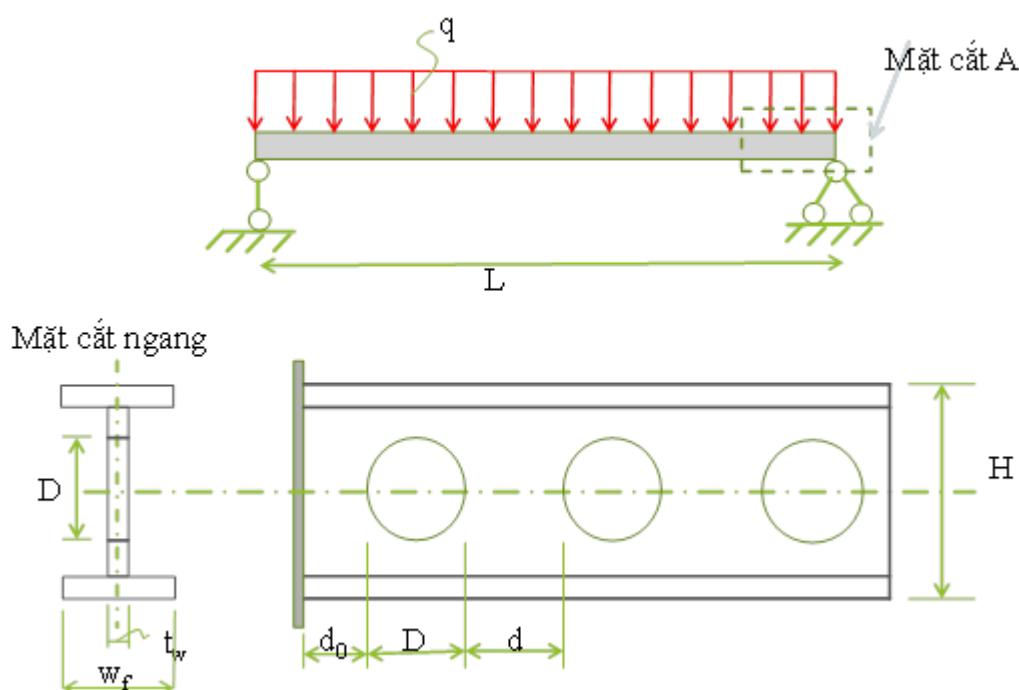
$$R = \frac{\sum_{j=1}^N (y_{0,j} - \bar{y}_0)(y_{t,j} - \bar{y}_t)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (y_{0,j} - \bar{y}_0)^2 \sum_{j=1}^N (y_{t,j} - \bar{y}_t)^2}} \quad (16)$$

Trong đó: N là số lượng bộ dữ liệu, y_0 và \bar{y}_0 là giá trị thí nghiệm thực tế và giá trị thí nghiệm thực tế trung bình, y_t và \bar{y}_t là giá trị dự đoán và giá trị dự đoán trung bình, được tính theo mô hình dự báo.

2.2. Mô tả các dầm khoét lỗ tròn và lựa chọn các biến cho mô hình SVM

Dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này được trích xuất từ mô hình phần tử hữu hạn (FE) đã được xác thực và được giới thiệu trong tài liệu của Abambres và cộng sự [8]. Các mô hình FE ba chiều được phát triển bằng ABAQUS [29], [30], sau đó được tham số hóa để tạo ra 3645 mô phỏng. Trong nghiên cứu này, tổng số 3645 số liệu dựa trên mô phỏng FE về khả năng chịu lực của dầm tiết diện H với các lỗ tròn chịu tải trọng phân bố đều được trích xuất để tạo thành tập dữ liệu để đào tạo mô hình SVM, bao gồm tám đầu vào và một đầu ra, chi tiết như sau:

Mặt cắt ngang của dầm có hình chữ H có bốn thông số được kiểm soát: chiều cao mặt cắt (H), chiều rộng bản cánh (w_f), chiều dày bản cánh (t_f) và chiều dày của bản bụng (t_w). Trong đó, chiều cao dầm thay đổi từ 420 mm đến 700 mm (giá trị trung bình là 560 mm và độ lệch chuẩn 114,33 mm), chiều dày bản bụng dao động từ 9 mm đến 15 mm (giá trị trung bình là 12 mm và độ lệch chuẩn là 2,45 mm), chiều rộng bản cánh thay đổi từ 162 mm đến 270 mm (giá trị trung bình là 216 mm và độ lệch chuẩn 44,10 mm) và chiều dày bản cánh dao động từ 15 mm đến 25 mm (giá trị trung bình là 20 mm và độ lệch chuẩn là 4,08 mm). Theo chiều dài dầm, các khe hở tròn khác nhau đã được cắt liên tục dọc theo trục dầm, ba thông số được kiểm soát là: khoảng cách từ đầu dầm đến lỗ đầu tiên (d_0), đường kính lỗ (D) và khoảng cách tính giữa hai lỗ (d). Trong đó, khoảng cách từ đầu dầm đến lỗ đầu tiên tia dao động từ 12 mm đến 718 mm (giá trị trung bình là 265,36 mm và độ lệch chuẩn là 157,46 mm), đường kính lỗ thay đổi từ 247 mm đến 560 mm (giá trị trung bình 383,56 mm và độ lệch chuẩn 92,98 mm) và khoảng cách tính giữa hai lỗ dao động từ 24,70 mm đến 274,40 mm (giá trị trung bình 112,51 mm và độ lệch chuẩn là 68,51 mm). Cuối cùng, thông số chiều dài dầm (L) được nghiên cứu thay đổi từ 4000 mm đến 8000 mm (giá trị trung bình 6000 mm và độ lệch chuẩn 1410 mm). Dầm chịu tải trọng phân bố đều (q) được thể hiện bằng sơ đồ tính trong Hình 2. Dầm thép H có mô đun đàn hồi $E = 210$ GPa và hệ số Poisson $\mu = 0,30$.



Hình 2. Sơ đồ tính dầm thép khoét lỗ chịu tải trọng phân bố đều.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Dữ liệu trong nghiên cứu này được chia ngẫu nhiên thành hai tập hợp con bằng cách sử dụng phân phối thống nhất, trong đó 70% dữ liệu được sử dụng làm tập huấn luyện mô hình và 30% được sử dụng để kiểm tra hiệu suất của mô hình. Tất cả dữ liệu được thu nhỏ trong phạm vi $[0,1]$ để giảm lỗi số trong khi xử lý bằng ANN, theo khuyến nghị của [31]. Quá trình này đảm bảo rằng giai đoạn đào tạo của các mô hình AI có thể được thực hiện với khả năng khái quát hóa chức năng. Tỷ lệ như vậy được thể hiện bằng phương trình (17):

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (17)$$

trong đó x_{\max} và x_{\min} lần lượt là giá trị tối đa và tối thiểu của biến được xem xét, x_n là giá trị chuẩn hóa của biến x .

Các mô hình SVM được phát triển bằng cách tối ưu hóa các tham số C và ϵ , bằng cách thực hiện tìm kiếm lưới dọc theo phạm vi được chỉ định trước.

3.1. Nghiên cứu xác định tối ưu cho SVM

Với bất kỳ thuật toán học máy nào, thì việc lựa chọn thông số cho thuật toán là vấn đề đầu tiên cần nghiên cứu. Các tham số này có ảnh hưởng rất lớn tới hiệu suất dự báo của mô hình. Việc lựa chọn không chính xác các tham số của mô hình có thể dẫn tới độ chính xác rất thấp khi thực hiện dự báo. Ngoài ra, có nhiều yếu tố khác có thể ảnh hưởng tới năng lực dự báo của mô hình, ví dụ như việc lựa chọn chia bộ dữ liệu, phương pháp lấy dữ liệu sử dụng cho bộ dữ liệu huấn luyện... Tuy nhiên, nghiên cứu này chỉ tập trung việc lựa chọn tham số mô hình SVM để tìm được mô hình có năng lực dự báo tối ưu nhất.

Bảng 1. Kết quả của quá trình lựa chọn mô hình SVM.

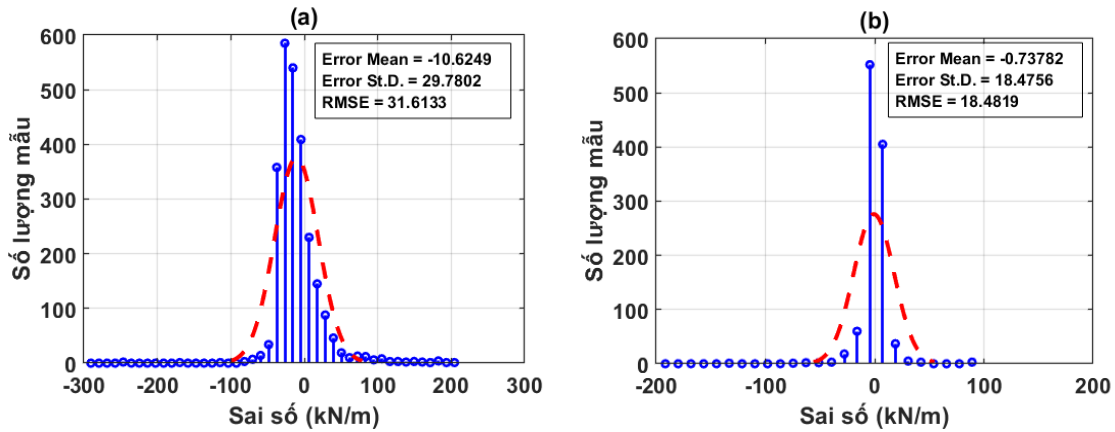
TT lần quét	Hàm mục tiêu	Thời gian chạy (giây)	Giá trị tốt nhất	Epsilon	Hàm Kernel	Bậc	Chuẩn hóa
1	7.9347	1.7255	7.9347	85.01	Đa thức	4	Có
2	10.434	0.25626	7.9347	8667.1	Đa thức	3	Có
3	10.526	1.7638	7.9347	0.42505	Gaussian	-	Không
4	10.511	0.85632	7.9347	37.667	Gaussian	-	Có
5	9.2066	0.95953	7.9347	0.58214	Đa thức	4	Có
6	12.122	0.15687	7.9347	576.35	Đa thức	4	Có
7	7.8802	0.95407	7.8802	82.348	Đa thức	4	Có
8	7.1373	19.935	7.1373	47.981	Đa thức	4	Có
9	6.1781	12.497	6.1781	22.208	Đa thức	3	Có
10	5.5051	327.9	5.5051	5.6783	Đa thức	4	Có
11	5.6494	361.08	5.5051	4.5917	Đa thức	4	Có
12	6.1591	384.3	5.5051	0.33156	Đa thức	4	Có
13	10.434	199.37	5.5051	650.8	Đa thức	2	Không
14	9.2128	0.57883	5.5051	9.9123	Tuyến tính	-	Có
15	10.503	1.1548	5.5051	48.571	Gaussian	-	Có
16	10.434	0.13306	5.5051	3266.6	Tuyến tính	-	Có
17	10.434	0.13626	5.5051	1713.9	Tuyến tính	-	Có
18	10.511	0.70755	5.5051	0.14475	Tuyến tính	-	Có
19	9.1685	47.091	5.5051	0.18591	Tuyến tính	-	Có
20	7.6278	4.0336	5.5051	4.7294	Đa thức	2	Có
21	6.1871	144	5.5051	2.5175	Đa thức	3	Có
22	7.6242	77.776	5.5051	67.348	Đa thức	2	Có
23	10.305	0.85037	5.5051	9.2364	Tuyến tính	-	Không
24	10.434	0.13091	5.5051	14223	Tuyến tính	-	Không
25	5.5422	400.09	5.5051	2.2985	Đa thức	4	Có
26	10.434	0.13514	5.5051	14351	Gaussian	-	Không
27	12.161	346.48	5.5051	0.15101	Tuyến tính	-	Không
28	10.016	0.94458	5.5051	0.14921	Gaussian	-	Có
29	6.0873	240.79	5.5051	13.395	Đa thức	3	Có
30	10.434	0.13828	5.5051	0.15433	Đa thức	4	Không

Trong quá trình lựa chọn mô hình SVM để dự đoán tải trọng uốn phá hoại dầm, các hàm kernel dạng: tuyến tính, đa thức bậc hai, ba, bốn và hàm Gaussian được sử dụng để tối ưu hóa các tham số C và ϵ . Trong nghiên cứu này đã xây dựng một thuật toán để quét tất cả các giá trị để có được hàm mục tiêu nhỏ nhất (bản chất là sai số nhỏ nhất), các giá trị được quét tổng cộng 30 bộ tham số kết hợp và kết quả của quá trình quét lựa chọn mô hình được thể hiện ở bảng 1. Nhận thấy rằng với bộ tổ hợp được quét lần thứ 10 đưa ra các giá trị tham số cho kết quả tốt nhất với hàm kernel là một hàm đa thức bậc 4. Giá trị sai số của lần thứ 10 này là tốt nhất trong tất cả các lần chạy (sai số 5.5051). Ngoài ra, giá trị của Epsilon cũng được tối ưu hóa và được xác định là 5.6783, và việc chuẩn hóa dữ liệu là cần thiết. Việc chuẩn hóa dữ liệu cũng là một phương pháp số được sử dụng rất nhiều trong các bài toán sử dụng trí tuệ nhân tạo bởi nó giúp giảm thiểu sai số do sự chênh lệch đơn vị độ lớn giữa các biến đầu vào. Thời

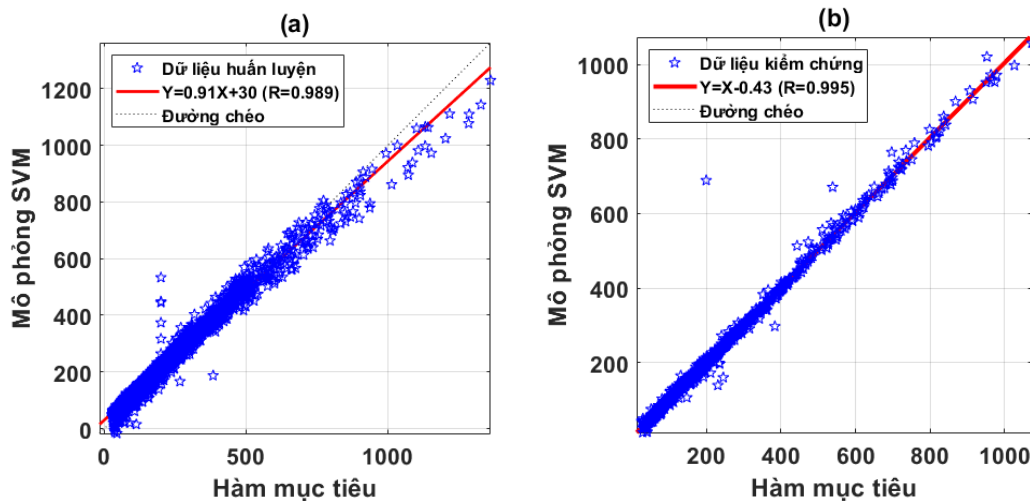
gian sử dụng của thuật toán tối ưu hóa cũng được thêm vào bảng, và là một thông tin bổ sung hữu ích chứng minh hiệu quả của việc sử dụng trí tuệ nhân tạo trong khoa học kỹ thuật. Cần lưu ý rằng, mô hình SVM và các thuật toán liên quan được lập trình trong Matlab và sử dụng máy tính có chip Intel Xeon CPU E3-1505M 2.80GHz 64 GB Ram và chạy song song 8 nhân.

3.2. Kết quả diễn hình về dự báo tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn

Sau khi đã chọn được mô hình SVM với 8 thông số đầu vào và hàm kernel là hàm đa thức bậc bốn được lựa chọn, nhóm tác giả tiến hành phân tích kết quả và hiệu suất của mô hình đã tối ưu hóa các tham số đầu vào. Hình 3 thể hiện biểu đồ tần suất và hàm mật độ xác suất sai số cho tập huấn luyện và tập kiểm chứng. Qua phân tích, cho thấy ở cả phần huấn luyện và phần kiểm chứng, có một số ít mẫu có sai số tuy nhiên giá trị sai số lớn nhất là 300 kN/m đối với tập huấn luyện và 200 kN/m đối với tập kiểm chứng. Còn phần lớn các mẫu có sai số nhỏ, chỉ trong khoảng 30 kN/m với tập huấn luyện và khoảng 10 kN/m với tập kiểm chứng. Sai số toàn phương trung bình (RMSE) của tập huấn luyện và kiểm chứng lần lượt là 31,6133 và 18,4819.



Hình 3. Biểu đồ tần suất và hàm mật độ xác suất cho tập dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng.



Hình 4. Kết quả tương quan giữa giá trị tải trọng ổn định đàn hồi thực tế và dự đoán cho bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng.

Nhóm tác giả trình bày trong Hình 4 một kết quả điển hình trong dự báo giá trị tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn liên tục trên bản bụng. Đối với bộ dữ liệu huấn luyện, tương quan giữa kết quả mô phỏng SVM và thí nghiệm đạt đến $R=0.989$, cho thấy năng lực dự báo của mô hình SVM là rất tốt. Có thể nhận thấy rằng số ít dữ liệu cho kết quả sai số và các sai số này chủ yếu nằm ở những giá trị tải trọng ổn định đàn hồi lớn. Đối với bộ dữ liệu kiểm chứng mô hình, kết quả tương quan R đạt được là $R=0,995$ và cũng chỉ có rất ít dữ liệu cho sai số lớn. Đối với bộ dữ liệu huấn luyện, hàm số “ $y=0,91x +30$ ” được thiết lập để thể hiện tương quan giữa dữ liệu thực nghiệm và dữ liệu mô phỏng. Tương tự, hàm số “ $y=x - 0,43$ ” được thiết lập cho tương quan ở bộ dữ liệu kiểm chứng. Trên cơ sở so sánh với nghiên cứu được công bố trước đây của Abambres và cộng sự [8] sử dụng cùng một bộ dữ liệu nhưng mô hình học máy khác nhau, cụ thể là ANN, có thể thấy rằng mặc dù các giá trị R của mô hình SVM trong nghiên cứu này (0.995) nhỏ hơn so với mô hình ANN (0.9999), tuy nhiên, kết quả của mô hình SVM hợp lý hơn để dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép chữ H vì giá trị R là 0,9999 của mô hình ANN trong nghiên cứu trước đây đã chỉ ra vấn đề dự báo quá khớp (overfitting) cần tránh trong các vấn đề dự đoán. Do đó, những kết quả trên đây cho thấy thuật toán SVM hoàn toàn có khả năng dự báo tốt giá trị tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn. Việc sử dụng phần mềm ABAQUS để mô phỏng tuy cho kết quả chính xác nhưng các thao tác liên quan tới thiết lập mô hình, chia lưới, chạy mô phỏng có thể rất tốn thời gian, đôi khi còn đòi hỏi những máy tính cấu hình cao để tính toán. Nếu những kết quả mô phỏng như vậy được tập hợp lại và sử dụng SVM để tính toán nhanh, với độ chính xác cao thì công cụ SVM sẽ đem lại tiện ích rất nhiều cho các kỹ sư ngành kết cấu.

Cuối cùng, trong bảng 2, nhóm tác giả trình bày 30 bộ số liệu với dữ liệu đầu vào và các kết quả FEM đã được tính toán, và so sánh với mô hình SVM đề xuất trong nghiên cứu này. Kết quả trình bày trong bảng 2 cho thấy mô hình SVM đề xuất có thể dự đoán khá tốt tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn.

Bảng 2. Bảng so sánh kết quả theo FEM và mô hình SVM đề xuất.

L	d ₀	D	d	H	t _w	w _f	t _f	SVM	FEM
m	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm	kN/m	kN/m
5	389.5	373	108.17	560	15	216	25	471.6399	473.3818
5	389.5	373	108.17	560	15	216	20	392.5611	389.9985
7	482.5	467	228.83	700	9	162	20	82.2921	61.79244
6	242	336	33.6	420	15	270	20	340.621	321.7653
6	678.5	467	228.83	700	9	162	15	72.74874	71.63077
4	281.5	247	71.63	420	15	162	15	325.7946	314.0029
4	173.5	373	37.3	560	15	270	20	674.4041	675.9908
8	107	280	137.2	420	15	270	25	198.1463	206.3731
8	446.5	373	108.17	560	15	270	20	167.2046	163.1425
5	112	336	33.6	420	12	216	15	223.3812	213.249
6	218	560	274.4	700	15	270	20	378.2652	362.7438
6	301.5	329	32.9	560	9	270	20	167.0093	163.3337
7	482.5	467	228.83	700	15	270	20	266.2261	252.8659
5	54	560	162.4	700	15	162	20	222.3625	211.1687
5	178.5	467	228.83	700	15	216	20	413.5522	396.6472
7	386	448	129.92	560	12	270	15	149.1188	150.3218

4	374.5	467	228.83	700	9	216	15	235.3514	222.9534
7	367.5	329	95.41	560	15	270	20	245.4238	245.6168
5	389.5	373	108.17	560	12	216	15	239.8014	244.8636
5	389.5	373	108.17	560	15	162	20	227.5585	221.6714
7	77.5	329	32.9	560	12	216	15	95.01279	93.16669
4	365.5	329	161.21	560	15	162	20	436.1439	435.1086
4	365.5	329	161.21	560	15	270	15	820.0006	826.7376
5	263.5	373	37.3	560	9	162	15	89.44807	91.69591
4	145.5	373	182.77	560	15	270	20	971.2116	977.5887
5	263.5	373	37.3	560	9	270	15	158.6235	156.133
8	110	560	162.4	700	15	216	25	131.1481	126.7492
4	297	448	44.8	560	12	216	20	348.9974	355.4774
7	123	412	41.2	700	12	162	25	89.43854	88.61374
6	218	560	274.4	700	15	270	15	284.4966	289.5013

4. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, một mô hình phân tích dựa trên SVM được đề xuất để dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn có sơ đồ tính là một dầm giản đơn. Tổng cộng có 3645 số liệu dựa trên mô phỏng FE về khả năng chịu lực của dầm tiết diện H với các lỗ tròn chịu tải trọng phân bố đều được trích xuất để tạo ra các tập dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm. Trong mô hình SVM được xây dựng, có tổng cộng tám biến đầu vào, cụ thể là chiều dài dầm, chiều rộng bản cánh, chiều dày bản cánh, chiều dày bản bụng, khoảng cách tính giữa hai lỗ khoét, đường kính lỗ, chiều cao dầm và khoảng cách từ đầu dầm đến mép lỗ đầu tiên, cũng như một biến đầu ra là tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép hình chữ H có khoét lỗ tròn. Các tiêu chí xác nhận khác nhau, cụ thể là R và RMSE đã được sử dụng để đánh giá mối tương quan giữa giá trị dự đoán theo mô hình SVM và giá trị thí nghiệm thực tế. Kết quả cho thấy mô hình SVM được đề xuất để dự đoán tải trọng tới hạn đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn đạt hiệu suất tốt với hệ số tương quan $R = 0,995$. Điều này cho thấy mô hình SVM đề xuất có thể là một công cụ hữu ích cho các kỹ sư nhằm dự đoán tải trọng ổn định đàn hồi của dầm thép H có khoét lỗ tròn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. L. F. Grilo, R. H. Fakury, A. L. R. de Castro e Silva, G. de S. Veríssimo, Design procedure for the web-post buckling of steel cellular beams, *J. Constr. Steel Res.*, 148 (2018) 525–541. <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2018.06.020>
- [2]. R. M. Lawson, D. Lam, E. Aggelopoulos, F. Hanus, Serviceability performance of composite cellular beams with partial shear connection, *J. Constr. Steel Res.*, 150 (2018) 491–504. <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2018.04.032>
- [3]. R. Cloete, R. Data, PROKON Support Portal, pp. 15–16, 2003.
- [4]. S. G. Morkhade, L. M. Gupta, An experimental and parametric study on steel beams with web openings, *Int. J. Adv. Struct. Eng.*, 7 (2015) 249–260. <https://doi.org/10.1007/s40091-015-0095-4>
- [5]. A. R. Zainal Abidin, B. A. Izzuddin, F. Lancaster, A meshfree unit-cell method for effective planar analysis of cellular beams, *Comput. Struct.*, 182 (2017) 368–391.

<https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2016.09.002>

- [6]. K. P. Nimmi, V. N. Krishnachandran, Buckling Analysis of Cellular Steel Beams with and without Stiffeners, *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 4 (2016) 609-615
- [7]. P. Pachpor, L. M. Gupta, N. V. Deshpande, Analysis and Design of Cellular Beam and its Verification, *IERI Procedia*, 7 (2014) 120–127. <https://doi.org/10.1016/j.ieri.2014.08.019>
- [8]. M. Abambres, K. Rajana, K. Tsavdaridis, T. Pinto Ribeiro, Neural Network-Based Formula for the Buckling Load Prediction of I-Section Cellular Steel Beams, 8 (2018) 1–26. <https://doi.org/10.3390/computers8010002>
- [9]. V. Akrami, S. Erfani, Review and Assessment of Design Methodologies for Perforated Steel Beams, *J. Struct. Eng.*, 142 (2015) 4015148. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ST.1943-541X.0001421](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0001421)
- [10]. D. Darwin, W. K. Lucas, LRFD for steel and composite beams with web openings, *J. Struct. Eng.*, 116 (1990) 1579–1593. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9445\(1990\)116:6\(1579\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9445(1990)116:6(1579))
- [11]. K. F. Chung, T. C. H. Liu, A. C. H. Ko, Investigation on Vierendeel mechanism in steel beams with circular web openings, *J. Constr. Steel Res.*, 57 (2001) 467–490. [https://doi.org/10.1016/S0143-974X\(00\)00035-3](https://doi.org/10.1016/S0143-974X(00)00035-3)
- [12]. K. F. Chung, C. H. Liu, A. C. H. Ko, Steel beams with large web openings of various shapes and sizes: an empirical design method using a generalised moment-shear interaction curve, *J. Constr. Steel Res.*, 59 (2003) 1177–1200. [https://doi.org/10.1016/S0143-974X\(03\)00029-4](https://doi.org/10.1016/S0143-974X(03)00029-4)
- [13]. K. Tsavdaridis, C. Mello, Finite element investigation of perforated steel beams with different web opening configurations, *Proceedings of Sixth International Conference on Advances in Steel Structures and Progress in Structural Stability and Dynamics*, 2009.
- [14]. K. D. Tsavdaridis, C. D. Mello, Web buckling study of the behaviour and strength of perforated steel beams with different novel web opening shapes, *J. Constr. Steel Res.*, 67 (2011) 1605–1620. <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2011.04.004>
- [15]. K. Tsavdaridis, C. D. Mello, Web buckling study of the behaviour and strength of perforated steel beams with different novel web opening shapes, *Journal of Constructional Steel Research*, 67 (2011) 1605-1620. <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2011.04.004>
- [16]. T. Sheehan, X. Dai, D. Lam, E. Aggelopoulos, M. Lawson, R. Obiala, Experimental study on long spanning composite cellular beam under flexure and shear, *J. Constr. Steel Res.*, 116 (2016) 40–54. <https://doi.org/10.1016/j.jcsr.2015.08.047>
- [17]. P. Panedpojaman, W. Sae-Long, T. Chub-uppakarn, Cellular beam design for resistance to inelastic lateral-torsional buckling, *Thin-Walled Struct.*, 99 (2015) 182-194. <https://doi.org/10.1016/j.tws.2015.08.026>
- [18]. E. Khalilzadevahidi, F. Rahimi, Investigation of Ultimate Shear Capacity of RC Deep Beams with Opening using Artificial Neural Networks, 5 (2016) 57–65.
- [19]. Y. Sharifi, A. Moghbeli, M. Hosseinpour, H. Sharifi, Neural networks for lateral torsional buckling strength assessment of cellular steel I-beams, *Adv. Struct. Eng.*, 22 (2019) 2192–2202. <https://doi.org/10.1177/1369433219836176>
- [20]. B. P. Gowd, K. Jayasree, M. N. Hegde, Comparison of Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic Approaches for Crack Detection in a Beam Like Structure, *Int. J. Artif. Intell. Appl.*, 9 (2018) 35–51. <https://doi.org/10.5121/ijai.2018.9103>
- [21]. H. Naderpour, M. Mirrashid, Shear Strength Prediction of RC Beams Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *Sci. Iran.*, 27 (2020) 657-670. <https://doi.org/10.24200/sci.2018.50308.1624>
- [22]. C. Cortes, V. Vapnik, Support-vector networks, *Mach. Learn.*, 20 (1995) 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- [23]. B. Fowler, A sociological analysis of the satanic verses affair, *Theory, Cult. Soc.*, 17 (2000) 39–61. <https://doi.org/10.1177/02632760022050997>
- [24]. J. He, H.-J. Hu, R. Harrison, P. C. Tai, Y. Pan, Transmembrane segments prediction and understanding using support vector machine and decision tree, *Expert Syst. Appl.*, 30 (2006) 64–72. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.09.045>
- [25]. H. Drucker, C. J. C. Surges, L. Kaufman, A. Smola, V. Vapnik, Support vector regression

machines, *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 1 (1997) 155–161.

[26]. A. M. Abd, S. M. Abd, Modelling the strength of lightweight foamed concrete using support vector machine (SVM), *Case Stud. Constr. Mater.*, 6 (2017) 8–15. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2016.11.002>

[27]. J. Y. Park, Y. G. Yoon, T. K. Oh, Prediction of concrete strength with P-, S-, R-wave velocities by support vector machine (SVM) and artificial neural network (ANN), *Appl. Sci.*, 9 (2019) 4053. <https://doi.org/10.3390/app9194053>

[28]. Q. Ren, M. Li, M. Zhang, Y. Shen, W. Si, Prediction of Ultimate Axial Capacity of Square Concrete-Filled Steel Tubular Short Columns Using a Hybrid Intelligent Algorithm, *Appl. Sci.*, 9 (2019) 2802. <https://doi.org/10.3390/app9142802>

[29]. D. Systemes, ABAQUS 6.11, Abaqus/CAE User's Manual, Dassault Syst. Vélizy-Villacoublay, Fr., 2011.

[30]. D. S. S. Corp, ABAQUS CAE (2017), Software; Dassault Systèmes Simulia Corp. Vélizy-Villacoublay, Fr., 2017.

[31]. I. H. Witten, E. Frank, M. a Hall, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (Google eBook), 2011.