ĐÁNH GIÁ ĐỘ TIN CẬY CỦA CỘT THÉP TIẾT DIỆN THAY ĐỔI SỬ DỤNG KẾT HỢP THUẬT TOÁN NƠ-RON NHÂN TẠO (ANN) VÀ MÔ PHỎNG MONTE CARLO (MCS)

Nguyễn Duy Duẩn[a], Nguyễn Trọng Hà[a,*]

[a]*Khoa Xây dựng, Trường Đại học Vinh,*
182 đường Lê Duẩn, Thành Phố Vinh, tỉnh Nghệ An, Việt Nam

Nhận ngày 21/8/2023, Sửa xong 20/9/2023, Chấp nhận đăng 10/11/2023

Tóm tắt

Phương pháp mô phỏng Monte Carlo (MCS) là một công cụ mạnh mẽ, dễ thực hiện và có khả năng giải quyết nhiều vấn đề về độ tin cậy của kết cấu. Tuy nhiên, việc sử dụng nó để đánh giá xác suất tin cậy của kết cấu cần phải thực hiện một số lượng lớn các phân tích, đặc biệt là phân tích ứng xử phức tạp của kết cấu. Điều này có thể là trở ngại đối với tính toán xác suất tin cậy trong thực tế. Bài báo này trình bày một phương pháp đánh giá xác suất tin cậy của kết cấu bằng cách sử dụng kết hợp mạng Nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) và MCS, sau đó áp dụng phương pháp này để đánh giá độ tin cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi với các tham số đầu vào ngẫu nhiên. Cụ thể, thuật toán ANN được sử dụng để xây dựng mô hình ước lượng giá trị lực tới hạn của cột thép, trong khi MCS được sử dụng để mô phỏng các giá trị tải trọng tới hạn và đánh giá độ tin cậy. Kết quả tính toán của mô hình đề xuất được so sánh với các phương pháp tính toán độ tin cậy truyền thống khác như MCS, FORM và SORM. Cuối cùng, ảnh hưởng của các tham số đầu vào đến độ tin cậy của cột được đánh giá thông qua chỉ số chỉ số độ nhạy bậc nhất và chỉ số độ nhạy tổng thể.

Từ khoá: cột thép tiết diện thay đổi; độ tin cậy; độ nhạy tổng thể; mô phỏng Monte Carlo (MCS); mạng nơ-ron nhân tạo (ANN).

RELIABILITY ANALYSIS OF WEB TAPERED I-SECTION STEEL COLUMNS USING HYBRID ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) AND MONTE CARLO SIMULATION (MCS)

Abstract

The Monte Carlo simulation method is a powerful tool that is easy to implement and being capable of addressing many reliability issues in civil engineering structures. However, for evaluating the reliable probability of a structure, it is required conducting a large number of analyses, especially for complex structural behavior analysis. This can be a hindrance in calculating the reliable probability for practical applications. This paper presents a method for evaluating the reliability of structures using a hybrid model, which integrates Artificial Neural Network (ANN) and Monte Carlo simulation (MCS). This model is then employed to evaluate the structural reliability of web tapered I-section steel columns. Specifically, the ANN algorithm is used to construct a model for estimating the critical buckling load of the steel column, while MCS is used to simulate critial load values and assess the structural reliability. The calculated results of the proposed model are compared with those of other conventional methods. Eventually, the influence of input random parameters on the reliability of the steel column is evaluated using the first order and total Solol's indices.

Keywords: Monte Carlo simulation (MCS); artificial neural network (ANN); reliability; overall sensitivity; web tapered I-section steel column.

© 2024 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

*Tác giả đại diện. *Địa chỉ e-mail:* trongha@vinhuni.edu.vn (Hà, N. T.)

1. Giới thiệu

Phân tích độ tin cậy của kết cấu thép là quá trình đánh giá các yếu tố ngẫu nhiên trong hệ kết cấu và xác định khả năng của nó để đáp ứng yêu cầu và mục tiêu. Điều này liên quan đến việc đo lường độ tin cậy, hiệu suất và rủi ro của kết cấu thép trong một môi trường bất định [1].

Cho đến nay các phương pháp đánh giá xác xuất tin cậy của kết cấu nói chung và kết cấu thép nói riêng thường dùng bao gồm phương pháp độ tin cậy bậc một (First-order reliability method - FORM), phương pháp độ tin cậy bậc hai (Second-order reliability method - SORM), phương pháp mô phỏng tập con (Subset simulation method), phân tích độ tin cậy phụ thuộc theo thời gian (Time-dependent reliability analysis), và mô phỏng Monte Carlo (MCS). Trong các phương pháp kể trên thì MCS là một phương pháp số để xác định xác suất sự cố bằng cách mô phỏng lại các biến đầu vào và đánh giá xác suất dựa trên số lần xảy ra sự cố trong nhiều lần mô phỏng. Đã có nhiều nghiên cứu áp dụng phương pháp này để đánh giá xác suất độ tin cậy của kết cấu [2–5]. Tuy nhiên, việc tính toán các mẫu ngẫu nhiên có thể tốn nhiều thời gian và tài nguyên tính toán, đặc biệt khi có nhiều biến đầu vào hoặc mô hình kết cấu phức tạp [6].

Mạng Nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) là một hệ thống xử lý thông tin được lấy cảm hứng từ cấu trúc và hoạt động của hệ thống nơ-ron trong não con người. Ý nghĩa của ANN nằm ở khả năng mô phỏng và mô hình hóa khả năng học và xử lý thông tin của con người, mở ra nhiều cơ hội và ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Trong lĩnh vực kết cấu công trình, ANN được sử dụng để mô phỏng và dự đoán hiệu suất, độ tin cậy, và ứng xử của các kết cấu, đồng thời giúp cải thiện quy trình thiết kế và tối ưu hóa kết cấu [7–11].

Sự kết hợp giữa mô hình ANN và phương pháp MCS sẽ mang lại nhiều lợi ích và tiềm năng trong phân tích tính toán kết cấu. Mô hình lai ANN-MCS có thể tận dụng những điểm mạnh của cả hai kỹ thuật để nâng cao độ chính xác, độ tin cậy và hiệu quả của mô hình hóa và phân tích. ANN có khả năng học các mối quan hệ và mẫu phức tạp từ dữ liệu, trong khi MCS cho phép mô hình hóa xác suất và định lượng sự bất định. Bằng cách kết hợp các kỹ thuật này, chúng ta có thể cải thiện độ chính xác của dự đoán và mô phỏng bằng cách kết hợp cả yếu tố xác định và xác suất [12].

Gần đây, nghiên cứu sự kết hợp giữa ANN và MCS trong đánh giá xác suất tin cậy của kết cấu thép là chủ đề thu hút được sự quan tâm của các nhà khoa học trên toàn thế giới. Papadrakakis và cs. [13] đã sử dụng kết hợp ANN và MCS để xác định xác suất tin cậy cho kết cấu khung thép trong giai đoạn đàn dẻo. Trong khi đó, cũng sử dụng phương pháp này Cardoso và cs. [12] đã sử dụng phương pháp ANN-MCS để tính toán xác suất tin cậy cho kết cấu khung và dàn thép phẳng. Ngoài ra chúng ta còn tìm thấy việc áp dụng kết hợp ANN và MCS trong các nghiên cứu khác [6, 14]. Điểm chung của các nghiên cứu này là ANN được sử dụng để dự đoán phản ứng của kết cấu dựa trên các thông số đầu vào, trong khi MCS được sử dụng để mô phỏng các giá trị bất định và tính toán xác suất tin cậy.

Tổng quan các nghiên cứu ở trên cho thấy rằng việc kết hợp giữa mạng ANN và phương pháp mô phỏng MCS trong đánh giá xác suất tin cậy của kết cấu thép cho thấy sự ưu việt của phương pháp đề xuất. Tuy nhiên, việc ứng dụng phương pháp kết hợp ANN và MCS để đánh giá xác suất tin cậy của cột thép tiết diện thay đổi chưa được thực hiện đến thời điểm hiện tại. Vì vậy, bài báo này đánh giá độ tin cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi bằng cách sử dụng kết hợp mô hình ANN và MCS. Cụ thể, thuật toán ANN được sử dụng để xây dựng mô hình ước lượng giá trị lực tới hạn của cột thép, trong khi MCS được sử dụng để mô phỏng các giá trị tải trọng tới hạn và đánh giá độ tin cậy. Kết quả tính toán của mô hình đề xuất được so sánh với các phương pháp tính toán độ tin cậy truyền thống khác như MCS, FORM và SORM. Cuối cùng, ảnh hưởng của các tham số đầu vào đến độ tin cậy của cột được đánh giá thông qua chỉ số chỉ số độ nhạy bậc nhất và chỉ số độ nhạy tổng thể.

2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Độ tin cậy của kết cấu và phương pháp mô phỏng Monte Carlo

Xét một ánh xạ được gọi là hàm công năng của hệ kết cấu được thể hiện thông qua biểu thức (1)

$$Y = f(X) : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^q \tag{1}$$

trong đó $X \in \mathbb{R}^p$ là các nguyên nhân tác động mang bản chất ngẫu nhiên; $Y \in \mathbb{R}^q$ là sự làm việc của hệ thống được đánh giá thông qua các chỉ tiêu chất lượng. Khi đó độ tin cậy của hệ kết cấu được tính bằng xác suất an toàn của hệ được biểu thị theo biểu thức (2) sau đây

$$P_s = \text{Prob}[Y \in W] = \int_{\Omega} I_{Y \in W}(Y) f_Y(y) dy \tag{2}$$

trong đó Ω là không gian chỉ tiêu tổng thể; W là không gian điều kiện an toàn của hệ. $f_Y(y)$ là hàm mật độ xác suất đồng thời của véc tơ ngẫu nhiên Y và $I_{Y \in W}(Y)$ là hàm chỉ số được định nghĩa như sau

$$I_{Y \in W}(Y) = \begin{cases} 1 & \text{khi } Y \in W \\ 0 & \text{khi } Y \notin W \end{cases} \tag{3}$$

Độ từ chối hay xác suất sự cố của hệ thống được tính theo công thức (4)

$$\bar{P}_f = 1 - P_S = \text{Prob}[Y \notin W] = \int_{\Omega} I_{Y \notin W}(Y) f_Y(y) dy \tag{4}$$

Mô phỏng Monte Carlo tương ứng với việc tính toán số nguyên trong phương trình (4) tuân theo luật số lớn, công cụ ước tính Monte Carlo cổ điển (CMC) về xác suất sự cố là:

$$\bar{P}_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} I(\mathbf{X}_i), \quad I(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} 1 & \text{với } G(\mathbf{X}_i) \leq 0 \\ 0 & \text{với } G(\mathbf{X}_i) > 0 \end{cases} \tag{5}$$

Để cải thiện hiệu quả tính toán CMC, phương pháp MCS lấy mẫu quan trọng (SMC) được khuyến nghị ước tính như sau

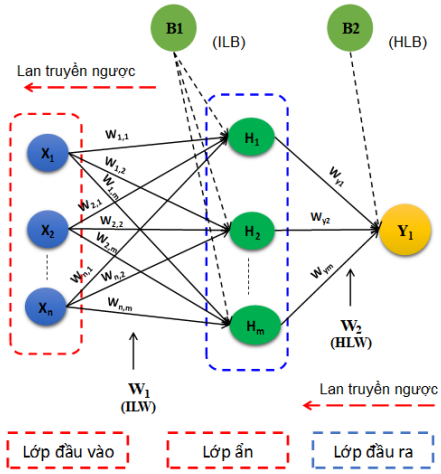
$$\bar{P}_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} K(\mathbf{X}_i), \quad K(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} f(\mathbf{X}_i)/g(\mathbf{X}_i) & \text{với } G(\mathbf{X}_i) \leq 0 \\ 0 & \text{với } G(\mathbf{X}_i) > 0 \end{cases} \tag{6}$$

trong đó $f(\mathbf{X})$ là hàm phân bố xác suất; $g(\mathbf{X})$ là hàm lấy mẫu.

2.2. Mạng Nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN)

Mô hình ANN đã được sử dụng rộng rãi để giải quyết các vấn đề kỹ thuật [8, 10, 15]. ANN là một thuật toán mô phỏng bắt chước suy nghĩ và lý luận của bộ não con người. Một mạng nơ-ron lan truyền ngược và thuật toán Levenberg-Marquardt với cấu trúc gồm 3 lớp (lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra), thể hiện như trên Hình 1. Trong đó, lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra được kết nối thông qua trọng số (weight) và độ thiên lệch (bias). Biểu diễn toán học của nó có dạng như sau

$$X \in R^D \rightarrow Y \in R^1 \tag{7}$$



Hình 1. Mô hình của Mạng Nơ-ron Nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN)

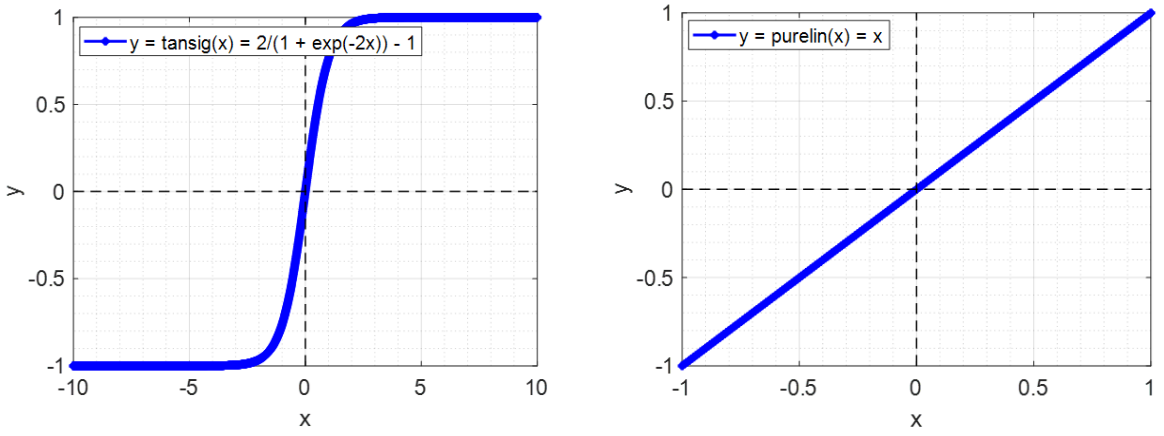
$$f(X) = f_0(b_2 + W_2(f_h(b_1 + W_1 X))) \tag{8}$$

trong đó b_1, W_1 và f_h lần lượt là véc tơ bias, ma trận trọng số, và hàm kích hoạt lớp ẩn; b_2, W_2 và f_0 lần lượt là bias, ma trận trọng số, và hàm kích hoạt lớp đầu ra.

Hàm kích hoạt lớp ẩn được sử dụng trong nghiên cứu này là một hàm phi tuyến *tansig*, được biểu thị bằng biểu thức (9). Trong khi đó một hàm tuyến tính *purelin* được sử dụng cho lớp đầu ra như thể hiện trong biểu thức (10) và Hình 2.

$$tansig(x) = \frac{2}{(1 + \text{epx}(-2x))} - 1 \tag{9}$$

$$purelin(x) = x \tag{10}$$



(a) *tansig*(*x*) (b) *purelin*(*x*)

Hình 2. Hàm kích hoạt của mô hình ANN

Trong quá trình đào tạo mạng, dữ liệu đầu vào và đầu ra phải được chuẩn hóa trong phạm vi $[-1, 1]$. Dữ liệu chuẩn hóa được xác định theo biểu thức (11) sau:

$$X_n = 2 \times \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} - 1 \tag{11}$$

trong đó X_n là dữ liệu chuẩn hóa của mẫu; $X_{\max}, X_{\min}$ và X lần lượt là giá trị lớn nhất, nhỏ nhất và giá trị của mẫu đang xem xét.

Quá trình huấn luyện mạng các vòng phản hồi liên tục được thực hiện. Để dừng đào tạo, lỗi bình phương trung bình (MSE) được sử dụng để kiểm soát hội tụ của mô hình. MSE được xác định theo biểu thức sau đây:

$$\text{MSE} = \min_{b_1,b_2,W_1,W_2} \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^2 \tag{12}$$

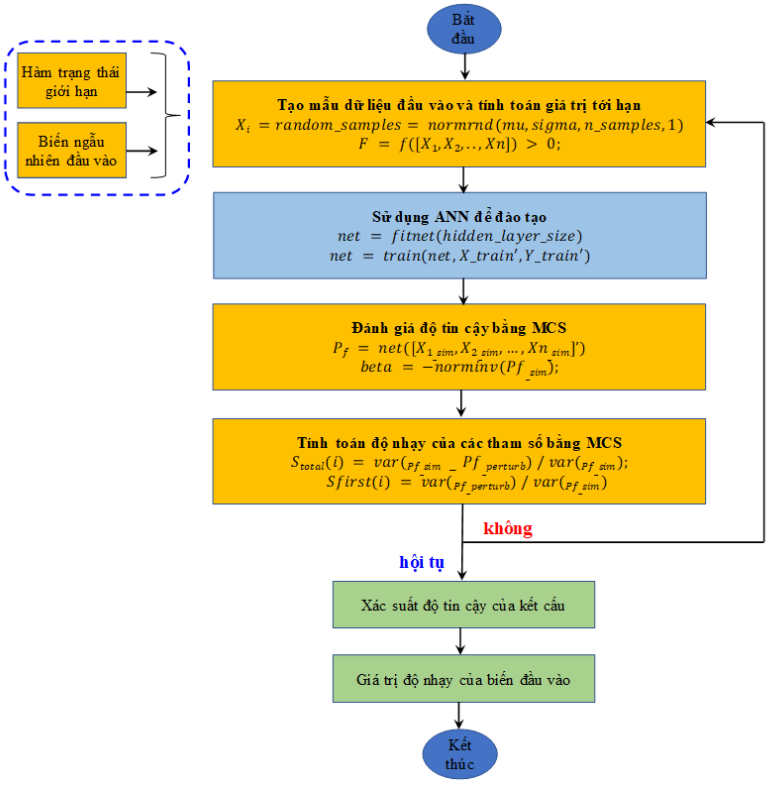
trong đó e_i là độ lệch của dữ liệu lớp đầu ra và dữ liệu thử nghiệm, N là số mẫu trong một cấu trúc nơ-ron nhân tạo.

2.3. Đánh giá xác suất tin cậy kết cấu bằng thuật toán kết hợp ANN-MCS

Kết hợp giữa thuật toán ANN và MCS để đánh giá xác suất tin cậy của kết cấu thép dựa trên giá trị đầu vào của các biến ngẫu nhiên được hình thành từ ý tưởng sau đây:

1. Mô hình ANN được sử dụng để xây dựng một hàm số xấp xỉ (approximation function) hàm trạng thái giới hạn (limit state function) của kết cấu thép. Bằng cách huấn luyện mô hình ANN trên tập dữ liệu huấn luyện. Mô hình có khả năng dự đoán kết quả đầu ra (an toàn hoặc sự cố) cho các giá trị đầu vào mới. Sau đó, kết quả dự báo của mô hình ANN được sử dụng trong MCS để tính toán xác suất sự cố của kết cấu thép dựa trên các giá trị đầu vào ngẫu nhiên.

2. MCS được sử dụng để tính toán xác suất sự cố (P_f) của kết cấu thép. Bằng cách tạo ngẫu nhiên các mẫu cho các biến đầu vào theo quy luật phân bố ngẫu nhiên và sử dụng mô hình ANN đã huấn luyện.



Hình 3. Sơ đồ đánh giá xác suất tin cậy kết cấu bằng thuật toán kết hợp ANN-MCS

Trình tự thực hiện đánh giá độ tin cậy kết cấu bằng thuật toán kết hợp ANN-MCS theo các bước sau đây và sơ đồ khối được thể hiện trên Hình 3.

Bước 1. Chuẩn bị số liệu đầu vào của bài toán tính toán xác suất tin cậy của kết cấu bao gồm: Hàm trạng thái giới hạn của kết cấu thép ($f(\mathbf{X})$), biến ngẫu nhiên và quy luật biến ngẫu nhiên của tải trọng, vật liệu và kích thước hình học ($\mathbf{X} = (X_1, X_2, ..., X_n)$).

Bước 2. Tạo dữ liệu đầu vào từ các biến ngẫu nhiên và tính toán giá trị giới hạn của kết cấu từ các mẫu ngẫu nhiên đã được tạo ra.

Bước 3. Sử dụng ANN để đào tạo và đánh giá kết quả đào tạo từ dữ liệu đã được xác định ở Bước 2.

Bước 4. Sử dụng MCS để đánh giá độ tin cậy và kiểm chứng xác suất sự cố thu được từ mô hình ANN.

Bước 5. Tính toán độ nhạy của các tham số kết cấu ảnh hưởng đến xác suất tin cậy thông qua chỉ số độ nhạy Sobol' bằng mô phỏng MCS.

2.4. Kiểm chứng thuật toán ANN-MCS

Nghiên cứu tiến hành xem xét khả năng xấp xỉ một hàm phi tuyến của ANN nhằm kiểm chứng khả năng của ANN trong việc học các mối quan hệ và mẫu phức tạp từ dữ liệu. Xét hàm có quan hệ phi tuyến đã được công bố trong [12] có dạng sau:

$$F(x, y) = \frac{(2\sin(x)\cos(y) + \sin(xy))}{6} + 0{,}3 \tag{13}$$

trong đó $x \in [3{,}5; 5{,}5]$ và $y \in [2{,}0; 4{,}0]$ trong miền giá trị của x, y thì giá trị của $F(x, y)$ luôn nằm trong giới hạn của hàm logistic $[0, 1]$. Bài toán kiểm chứng xem xét mô hình ANN với lớp đầu vào là 2 và lớp đầu ra là 1, cùng với số nơ-ron lớp ẩn lần lượt thay đổi bao gồm [1,6; 12,18]. Xem xét một lưới cách đều nhau với 14 điểm chia ta được một tập hợp 14×14 giá trị đưa vào mô hình ANN đào tạo, giá trị so sánh sau đào tạo của mỗi lớp ẩn thông qua chỉ số $\varepsilon_{\max}$ ở biểu thức (14).

$$\varepsilon_{max} = \max \left| \frac{t_{ij} - o_{ij}}{o_{ij}} \right| \tag{14}$$

trong đó t_{ij} là giá trị tính toán của biểu thức (13) và o_{ij} là giá trị thu được từ giá trị đầu ra của mô hình ANN.

Bảng 1. Bảng so sánh kết quả kiểm chứng mô hình ANN

Số Nơ-ron trong lớp ẩn	$\varepsilon_{\max}$ (%)	
	Cardoso và cs. [12]	Mô hình ANN
1	114,0	112,5
6	32,0	30,0
12	26,0	26,0
18	2,50	1,76

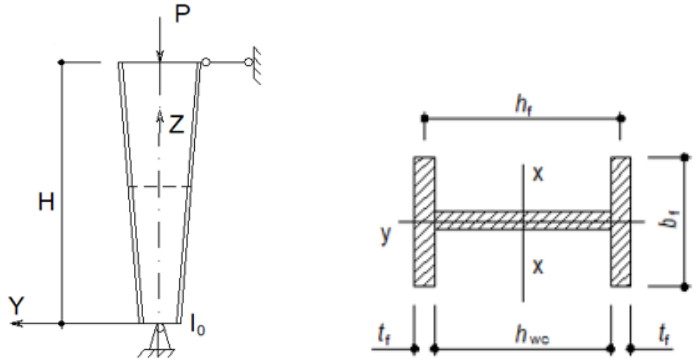
Từ Bảng 1 cho thấy rằng kết quả so sánh của mô hình ANN trong nghiên cứu này và nghiên cứu của Cardoso và cs. [12] được thể hiện trong Bảng 1 có giá trị gần bằng nhau với sai số rất bé. Hơn nữa, chương trình của tác giả cho thấy giá trị $\varepsilon_{\max}$ thấp hơn nghiên cứu trước [12], điều này có nghĩa rằng ANN có khả năng học rất tốt các mối quan hệ và mẫu phức tạp từ dữ liệu.

3. Độ tin cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi theo điều kiện ổn định

3.1. Ổn định cột thép tiết diện chữ I thay đổi

Cột thép tiết diện chữ I thay đổi, như Hình 4, là loại kết cấu phổ biến được sử dụng nhiều trong các công trình dân dụng và công nghiệp bởi khả năng chịu lực và tính thẩm mỹ cao. Tuy nhiên, việc xác định giá trị lực tới hạn chưa được quy định trong các tiêu chuẩn thiết kế về kết cấu thép. Trong khi đó nhu cầu kiểm định khả năng chịu lực của loại cột này là hết sức cần thiết. Trong mục này của bài báo một mô hình tất định xác định giá trị lực tới hạn cột thép tiết diện thay đổi bằng phương pháp Bubnov–Galerkin đã được đề xuất áp dụng.

Xét cột thép tiết diện thay đổi như trên Hình 4. Tiết diện cột chữ I, mô men quán tính phân bố theo quy luật bậc nhất có dạng $I(z) = I_0\left(1 + \dfrac{2Z}{H}\right)$. Trong đó, I_0 là mô men quán tính đầu nhỏ của cột, H là chiều cao của cột. E là mô đun đàn hồi của vật liệu thép.



(a) (b)

Hình 4. Cột thép tiết diện thay đổi chịu nén đúng tâm và tiết diện ngang

Theo tài liệu [16], phương trình vi phân của cột ở trạng thái lệch thể hiện dưới dạng:

$$L = v'' + \alpha^2 v = 0, \quad \text{với} \quad \alpha^2 = P/EI \tag{15}$$

Để áp dụng phương pháp Bubnov–Galerkin nghiên cứu lựa chọn nghiệm của biểu thức (15) có dạng lượng giác như sau:

$$y = a_1 \sin\frac{\pi z}{H} \tag{16}$$

Từ biểu thức (16) ta có:

$$g_1(z) = \sin\frac{\pi z}{H} \tag{17}$$

$$g_1'(z) = \frac{\pi}{H}\cos\frac{\pi z}{H} \tag{18}$$

$$g_1''(z) = -\left(\frac{\pi}{H}\right)^2 \sin\frac{\pi z}{H} \tag{19}$$

Từ biểu thức tích phân toàn hệ của phương pháp Bubnov–Galerkin [16]. Thay các biểu thức (17)–(19) vào (16) ta được:

$$2\int_0^{\frac{1}{2}}\left[-\left(\frac{\pi}{H}\right)^2 a_1 \sin\frac{\pi z}{H} + \frac{P}{EI_0\left(1 + \dfrac{2Z}{H}\right)} a_1 \sin\frac{\pi z}{H}\right]\sin\frac{\pi z}{H}dz = 0 \tag{20}$$

Để hệ tồn tại ở trạng thái lệch ($a_1 \neq 0$) giải phương trình (20) ta xác định được giá trị của lực tới hạn (P_{cr}). Tuy nhiên, phương trình (20) là một phương trình siêu việt việc giải phương trình này cần có các thuật toán bổ sung. Vì vậy, trong nghiên cứu này chúng tôi lựa chọn phương pháp kết hợp ANN-MCS để dự đoán giá trị lực tới hạn.

3.2. Điều kiện an toàn

Điều kiện an toàn của cột thép tiết diện thay đổi thỏa mãn khi giá trị của tải trọng ngoài tác dụng (P) nhỏ hơn giá trị của lực tới hạn P_{cr} được xác định từ biểu thức (20) và được viết lại theo phương trình (21) như sau:

$$P \leq P_{Cr} \tag{21}$$

3.3. Mô hình tất định

Mô hình tất định của tải trọng tới hạn được xây dựng bằng cách sử dụng các tham số đầu vào tất định bao gồm E, b_f, t_f, h_w, t_w, H, và giá trị lực tới hạn được xác định bằng phương pháp Bubnov–Galerkin. Mô hình tất định có thể được viết dưới dạng một hàm.

$$P \leq P_{Cr}\left(E, b_f, t_f, h_w, t_w, H\right) \tag{22}$$

3.4. Mô hình ngẫu nhiên

Mô hình ngẫu nhiên được phát triển dựa trên mô hình tất định khi xem xét các tham số đầu vào bao gồm E, b_f, t_f, h_w, t_w là các tham số ngẫu nhiên (ω). Mô hình ngẫu nhiên của cột thép tiết diện chữ I thay đổi được viết như sau:

$$P \leq P_{Cr}\left(E\left(\omega\right), b_f\left(\omega\right), t_f\left(\omega\right), h_w\left(\omega\right), t_w\left(\omega\right), H\right) \tag{23}$$

trong đó (ω) là biến ngẫu nhiên.

3.5. Kết quả phân tích độ tin cậy

Xét cột thép tiết diện chữ I thay đổi như trên Hình 4, điều kiện an toàn của cột là giá trị lực tới hạn được xác định theo phương trình (21). Các tham số đầu vào có giá trị và quy luật ngẫu nhiên được xác định theo [17, 18] và thể hiện trong Bảng 2. Từ các biến ngẫu nhiên đầu vào, 10.000 mẫu đầu vào được tạo ra và giá trị đầu ra tương ứng được tính toán để huấn luyện mô hình ANN.

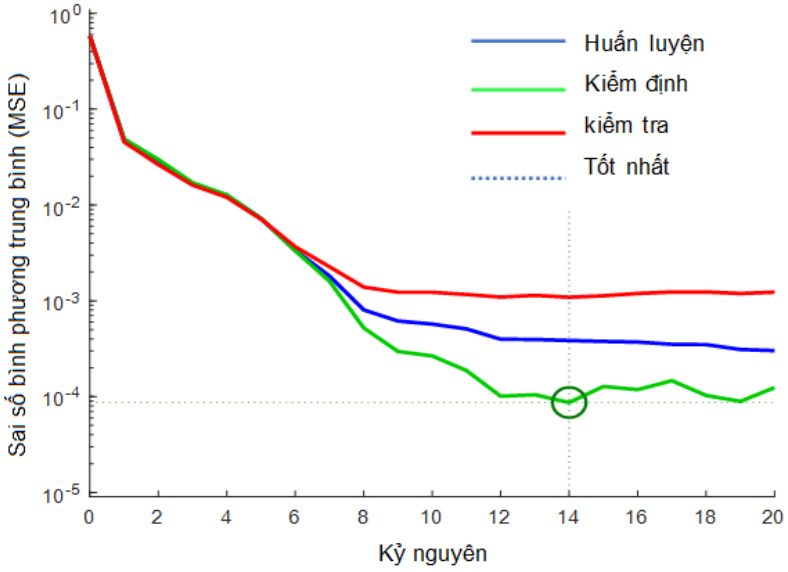
Bảng 2. Tham số đầu vào và quy luật ngẫu nhiên

Tham số	Đơn vị	Kí hiệu	Nominal	Mean/ nominal	COV	Quy luật phân bố	Nguồn tham khảo
Chiều dày bản cánh	mm	$X_1\left(t_f\right)$	10	1,00	0,05	Chuẩn	[17]
Bề rộng bản cánh	mm	$X_2\left(b_f\right)$	250	1,00	0,05	Chuẩn	[17]
Chiều cao bản bụng	mm	$X_3\left(h_w\right)$	450	1,00	0,05	Chuẩn	[17]
Chiều dày bản bụng	mm	$X_4\left(t_w\right)$	8	1,00	0,05	Chuẩn	[17]
Môđun đàn hồi thép	GPa	$X_5\left(E\right)$	210	1,10	0,06	Lôga chuẩn	[18]
Chiều cao cột	mm	$X_6\left(H\right)$	3500	-	-	Tất định	[17]

Nhằm đánh giá hiệu suất huấn luyện của mô hình ANN, mô hình ANN được huấn luyện với tỷ lệ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra tương ứng là 80% và 20%. Số nơ-ron trong lớp ẩn lần lượt là 4, 6, 8, 10, 14. Hiệu suất huấn luyện của mô hình ANN được đánh giá thông qua chỉ số lỗi bình phương trung bình (MSE). Kết quả huấn luyện của mô hình được trình bày trong Bảng 3 và Hình 5. Từ Bảng 3 ta thấy

Bảng 3. Lỗi bình phương trung bình (MSE) của mô hình ANN

Số lớp ẩn	Lỗi bình phương trung bình (MSE)	Thời gian huấn luyện (s)
4	0,001888	72
6	0,001994	86
8	0,000086	155
10	0,001272	234
14	0,000907	457



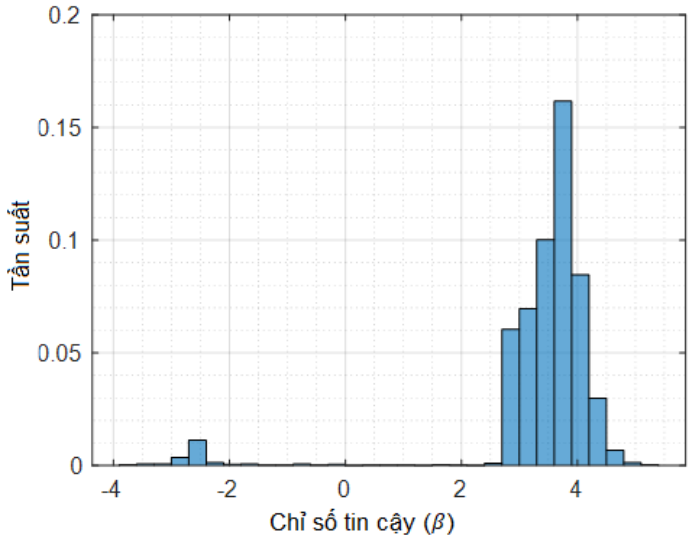
Hình 5. Hiệu suất tốt nhất của mô hình ANN tại giai đoạn thứ 14

rằng, hiệu suất tốt nhất của mô hình ANN với MSE = 0,000086 và thời gian huấn luyện là 155 giây với cấu hình máy tính Intel® Core™ i7-7500U Processor.

Để đánh giá xác suất tin cậy của cột thép tiết diện thay đổi. Thuật toán ANN-MCS được thực hiện với 10.000 lần mô phỏng Monte Carlo với giá trị hội tụ 1,5%. Kết quả thu được bao gồm xác suất sự cố (P_f) và chỉ số độ tin cậy β được trình bày trong Bảng 4 và biểu đồ phân bố chỉ số độ tin cậy β như trên Hình 6. Kết quả này đã được so sánh với phương pháp mô phỏng Monte Carlo truyền thống, phương pháp FORM và SORM. Từ kết quả so sánh cho thấy thuật toán đề xuất ANN-MCS để đánh giá xác suất tin cậy của cột thép tiết diện thay đổi là đáng tin cậy. Ngoài ra, một điều quan trọng cần được nhấn mạnh là phương pháp MCS thường tiêu tốn nhiều tài nguyên máy tính, trong khi đó hạn chế của FORM và SORM là nó chỉ cung cấp nghiệm chính xác nếu trạng thái giới hạn ban đầu là tuyến tính và các biến cơ bản có phân phối chuẩn và độc lập.

Bảng 4. Xác suất an toàn và chỉ số độ tin cậy của cột tiết diện thay đổi

	ANN-MCS	MCS	FORM	SORM
Xác suất sự cố $\left(P_f\right)$	0,038891	0,038895	0,03888	0,03889
Chỉ số độ tin cậy (β)	1,7637	1,7637	1,7638	1,7638



Hình 6. Biểu đồ phân phối chỉ số độ tin cậy β sau 10.000 lần mô phỏng

3.6. Ảnh hưởng của các tham số đầu vào lên độ tin cậy của cột

Đánh giá ảnh hưởng của các tham số thiết kế đầu vào lên xác suất tin cậy của cột thép giúp cho người thiết kế và thi công hiểu rõ hơn và đưa ra quyết định tối ưu hóa mô hình và giảm độ phức tạp tính toán. Hiện nay có nhiều phương pháp phân tích độ nhạy của các tham số như phân tích độ nhạy đơn giản (One-at-a-time sensitivity analysis), phân tích độ nhạy đa biến (Multivariate sensitivity analysis), phân tích độ nhạy định tính (Qualitative sensitivity analysis), và phân tích độ nhạy Sobol [19]. Trong đó, phân tích độ nhạy Sobol là một phương pháp dựa trên phân tích phương sai để đo lường độ ảnh hưởng của từng tham số đến biến phụ thuộc và các tương tác giữa chúng. Phân tích độ nhạy Sobol sử dụng phương pháp mô phỏng Monte Carlo với hai chỉ số quan trọng là chỉ số độ nhạy bậc nhất (First-order Sobol' index) và chỉ số độ nhạy tổng thể (Total-order Sobol' index). Các chỉ số này được nhiều tác giả sử dụng bởi tính ưu việt về đo lường độ ảnh hưởng của từng tham số [20, 21].

Chỉ số độ nhạy bậc nhất dùng để đo lường ảnh hưởng tuần hoàn của một biến đầu vào tới chính nó thông qua các tương tác phi tuyến tính. Biểu thức xác định giá trị chỉ số độ nhạy bậc nhất được xác định như sau:

$$S_i = \frac{D_i}{D} \tag{24}$$

Trong khi đó, chỉ số độ nhạy tổng thể đo lường ảnh hưởng tổng thể của một biến đầu vào, bao gồm cả ảnh hưởng tuần hoàn với chính nó thông qua các tương tác phi tuyến tính. Biểu thức xác định giá trị chỉ số độ nhạy tổng thể được xác định như sau:

$$S_{Ti} = \frac{D_{Ti}}{D} \tag{25}$$

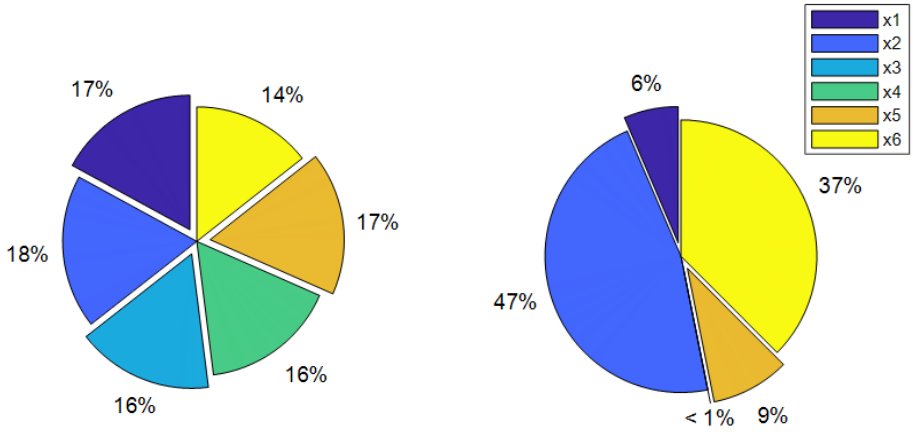
trong đó, D_{Ti} là phương sai của đầu ra được giải thích bởi tham số i; $D = \mathrm{Var}(Y)$ là phương sai tổng thể của đầu ra.

Trong nghiên cứu này các chỉ số độ nhạy Sobol' của các tham số thiết kế bằng mô phỏng Monte Carlo được xây dựng trên nền MATLAB. Chương trình phân tích độ nhạy đã được kiểm chứng với hàm ISHIGAMI cho kết quả sai lệch nhỏ hơn 0,5% đã được công bố trong [21].

Xét các biến đầu vào cho ở Bảng 2, sau 10.000 lần mô phỏng Monte Carlo giá trị chỉ số độ nhạy bậc nhất và giá trị chỉ số độ nhạy tổng thể thu được thể hiện trong Bảng 5 và Hình 7. Kết quả tính toán cho thấy rằng giá trị chỉ số độ nhạy bậc nhất của các tham số đầu vào là phân phối tương đối đều. Điều này có ý nghĩa khi xét ảnh hưởng độc lập không xét tính tương tác các tham số đối với ổn định của cột thép tiết diện thay đổi thì mức độ đóng góp của các tham số tương đương nhau. Trong đó, giá trị chỉ số độ nhạy bậc nhất của chiều dày bản cánh cột $X_1\left(t_f\right)$ và mô đun đàn hồi của vật liệu thép $X_5\,(E)$ chiếm tỷ lệ lớn nhất cùng là 17%, điều này là phù hợp với quan hệ định tính. Trong khi đó, giá trị chỉ số độ nhạy tổng thể khi kể đến các tương tác phi tuyến tính của hàm mục tiêu các tham số đầu vào là bề rộng bản cánh $X_2\left(b_f\right)$, chiều cao của cột $X_6\,(H)$, và mô đun đàn hồi của vật liệu thép $X_5\,(E)$, là các tham số có độ nhạy cao, lần lượt là 47%, 37%, và 9%. Đây là các tham số có ảnh hưởng lớn đến giá trị ổn định của cột thép tiết diện chữ I thay đổi.

Bảng 5. Ảnh hưởng của các tham số đầu vào sau 10.000 lần mô phỏng MSC

Tham số đầu vào	Chỉ số độ nhạy bậc nhất	Chỉ số độ nhạy tổng thể
$X_1\left(t_f\right)$	1,0397	0,0647
$X_2\left(b_f\right)$	1,1269	0,4668
$X_3\,(h_w)$	1,0013	$5{,}9310\times10^{-5}$
$X_4\,(t_w)$	1,0005	$7{,}1191\times10^{-6}$
$X_5\,(E)$	1,0473	0,0934
$X_6\,(H)$	0,8776	0,37489



(a) Chỉ số độ nhậy bậc nhất (b) Chỉ số độ nhạy tổng thể

Hình 7. Chỉ số độ nhạy bậc nhất và chỉ số độ nhạy tổng thể của các tham số đầu vào lên xác suất tin cậy của cột thép tiết diện thay đổi

4. Kết luận

Bài báo này đã đề xuất một phương pháp đánh giá độ tin cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và mô phỏng Monte Carlo (MCS). Trong đó mô hình bất định được sử dụng để giải thích cho tính ngẫu nhiên của các biến đầu vào. Thuật toán ANN được sử dụng để xây dựng mô hình ước lượng giá trị lực tới hạn của cột thép, trong khi đó MCS được sử dụng để mô phỏng các giá trị tải trọng tới hạn và đánh giá xác suất tin cậy. Từ thuật toán đề xuất, xác suất tin

cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi đã được tính toán và kiểm chứng với các phương pháp truyền thống như MCS, FORM, và SORM. Ngoài ra, khảo sát ảnh hưởng của các tham số đầu vào lên xác suất tin cậy của cột thép thông qua chỉ số độ nhạy Sobol' cũng đã được đánh giá. Các kết luận được rút ra như sau:

(1) Đề xuất được thuật toán xác định lực tới hạn cho cột thép tiết diện chữ I thay đổi dựa vào phương pháp Bubnov–Galerkin. Từ đó, mô hình tất định và mô hình ngẫu nhiên để xác định xác suất tin cậy được thực hiện.

(2) Đề xuất được thuật toán xác định xác suất tin cậy của cột thép tiết diện chữ I thay đổi với các tham số ngẫu nhiên đầu vào dựa trên mô hình kết hợp ANN và MCS.

(3) Các tham số có ảnh hưởng đến độ tin cậy của côt thép tiết diện chữ I thay đổi bao gồm chiều dày bản cánh cột $\left(t_f\right)$, mô đun đàn hồi của vật liệu thép (E), bề rộng bản cánh $\left(b_f\right)$, và chiều cao của cột (H).

Tài liệu tham khảo

[1] Bartko, J. J., Carpenter, W. T. (1976). On the methods and theory of reliability. *The Journal of Nervous and Mental Disease*, 163(5):307–317.

[2] Nguyen, T. H., Le, V. D., Vu, X. H., Nguyen, D. K. (2022). Reliability-based Design Optimization of Steel-Concrete Composite Beams Using Genetic Algorithm and Monte Carlo Simulation. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 12(6):9766–9770.

[3] Nguyen, T.-H., Nguyen, D.-D. (2020). Reliability Assessment of Steel-Concrete Composite Beams considering Metal Corrosion Effects. *Advances in Civil Engineering*, 2020:1–15.

[4] Tran, N.-L., Nguyen, T.-H., Phan, V.-P. (2020). Reliability assessment of Buckling Strength for Battened Built-up Columns steel considering shear deformations. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 869(5):052041.

[5] Hùng, Đ. X., Hà, N. T. (2016). Đánh giá độ tin cậy của kết cấu khung phẳng theo điều kiện ổn định bằng phương pháp phần tử hữu hạn ngẫu nhiên. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD)-ĐHXDHN*, 10(2):23–30.

[6] Ditlevsen, O., Madsen, H. O. (1996). *Structural reliability methods*, volume 178. Wiley New York.

[7] Himmelblau, D. M. (2000). Applications of artificial neural networks in chemical engineering. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 17(4):373–392.

[8] Nguyen, T.-H., Tran, N.-L., Nguyen, D.-D. (2021). Prediction of Critical Buckling Load of Web Tapered I-Section Steel Columns Using Artificial Neural Networks. *International Journal of Steel Structures*, 21 (4):1159–1181.

[9] Tran, N.-L., Nguyen, D.-D., Nguyen, T.-H. (2022). Prediction of speed limit of cars moving on corroded steel girder bridges using artificial neural networks. *Sādhanā*, 47(3).

[10] Nguyen, T.-H., Tran, N.-L., Nguyen, D.-D. (2021). Prediction of Axial Compression Capacity of Cold-Formed Steel Oval Hollow Section Columns Using ANN and ANFIS Models. *International Journal of Steel Structures*, 22(1):1–26.

[11] Tran, N.-L., Nguyen, T.-H., Phan, V.-T., Nguyen, D.-D. (2021). A Machine Learning-Based Model for Predicting Atmospheric Corrosion Rate of Carbon Steel. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2021:1–25.

[12] Cardoso, J. B., de Almeida, J. R., Dias, J. M., Coelho, P. G. (2008). Structural reliability analysis using Monte Carlo simulation and neural networks. *Advances in Engineering Software*, 39(6):505–513.

[13] Papadrakakis, M., Lagaros, N. D. (2002). Reliability-based structural optimization using neural networks and Monte Carlo simulation. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 191 (32):3491–3507.

[14] Hosni Elhewy, A., Mesbahi, E., Pu, Y. (2006). Reliability analysis of structures using neural network method. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 21(1):44–53.

[15] Nguyen, T.-H., Tran, N.-L., Phan, V.-T., Nguyen, D.-D. (2023). Improving axial load-carrying capacity prediction of concrete columns reinforced with longitudinal FRP bars using hybrid GA-ANN model. *Asian Journal of Civil Engineering*, 24(8):3071–3081.

[16] Trình, L. T., Bình, Đ. V. (2005). *Ổn định công trình*. Nhà xuất bản Khoa học và kỹ thuật.
[17] Ellingwood, B., MacGregor, J. G., Galambos, T. V., Cornell, C. (1982). Probability Based Load Criteria: Load Factors and Load Combinations. *Journal of the Structural Division*, 108(5):978–997.
[18] Bartlett, F. M., Dexter, R. J., Graeser, M. D., Jelinek, J. J., Schmidt, B. J., Galambos, T. V. (2003). Updating standard shape material properties database for design and reliability. *Engineering Journal-American Institute of Steel Construction*, 40(1):2–14.
[19] Xu, C., Hu, Y., Chang, Y., Jiang, Y., Li, X., Bu, R., He, H. (2004). Sensitivity analysis in ecological modeling. *The Journal of Applied Ecology*, 15(6):1056–1062.
[20] Tran, N.-L., Nguyen, T.-H. (2023). Global sensitivity of reliability for the crane runway girder. *Asian Journal of Civil Engineering*, 24(5):1257–1266.
[21] Nguyen, T. H. (2020). Global Sensitivity Analysis Of In-Plane Elastic Buckling Of Steel Arches. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 10(6):6476–6480.