

# Dự đoán hệ số cường độ ứng suất cho dầm thép hình chữ W bị nứt dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)

Prediction of stress intensity factor for cracked steel W-beams based on artificial neural network (ANN)

> MÃ CHÍ HIẾU<sup>1,2\*</sup>, PHAN VÕ ĐỨC TÙNG<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Khoa Kỹ thuật xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP.HCM

<sup>2</sup>Đại học Quốc gia TP.HCM; \*Corresponding author's; Email: chihieuma@hcmut.edu.vn

## TÓM TẮT

Trong nghiên cứu này, hệ số cường độ ứng suất  $K$  cho các vết nứt trên bụng dầm thép hình W được dự đoán thông qua mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Các thông số đầu vào của mô hình ANN trong nghiên cứu này là: tỷ lệ diện tích giữa cánh dầm so với bụng dầm, chiều dài vết nứt và độ lệch tâm của vết nứt. Trong phân tích hiện tại, mối tương quan rất cao giữa các giá trị  $K$  dự đoán bởi ANN và cơ sở dữ liệu FE đã được quan sát thấy, khi hệ số tương quan  $R$  của mô hình tổng thể lớn hơn 0,99. Hơn nữa, mô hình ANN thu được cũng được kiểm chứng độc lập với các kết quả từ một dầm thép bên ngoài cơ sở dữ liệu FE để đánh giá khả năng tổng quát hóa của phương pháp ANN trong nghiên cứu này.

**Từ khóa:** Dầm thép hình W; phương pháp phần tử hữu hạn (FEM); mạng nơ-ron nhân tạo (ANN).

## ABSTRACT

In this study, the stress intensity factor  $K$  for web cracks of a W-shaped steel beam was predicted using an artificial neural network (ANN). The input parameters of the ANN model in this study were as follows: the area ratio between the beam flange and the web, the crack length, and the crack eccentricity. In the present analysis, a very high correlation between the  $K$  values predicted by the ANN and the FE database was observed, as the correlation coefficient  $R$  of the overall model was greater than 0.99. Furthermore, the obtained ANN model was also independently validated with the results from a steel beam outside the FE database to evaluate the generalization ability of the ANN method in the study.

**Keywords:** W-shaped beam; finite element method; artificial neural network (ANN).

## 1. GIỚI THIỆU

Dầm thép bản rộng (dầm thép hình chữ W) đã được sử dụng rộng rãi trong rất nhiều công trình cầu thép và nhà thép công nghiệp.... Các dầm này có mặt trong và mặt ngoài của bản cánh song song với nhau, và chiều cao dầm thường lớn hơn chiều rộng. Với sự gia tăng nhanh chóng của lưu lượng giao thông trong những năm gần đây, sự xuất hiện của nhiều vết nứt mỏi tại các chi tiết mối hàn của dầm thép hình chữ W đã được ghi nhận trong các nghiên cứu trước đây [1, 2]. Một vết nứt mỏi, gây ra bởi tải trọng lặp đi lặp lại của xe cộ, có thể hình thành dưới dạng vết nứt hai đỉnh dọc theo đường hàn giữa sườn gia cường và bản bụng, và sau đó phát triển thành vết nứt ba đỉnh với một đỉnh ở bản bụng và hai đỉnh ở bản cánh trong các dầm thép hình chữ W [3].

Để dự đoán trạng thái ứng suất xung quanh vùng đỉnh vết nứt, các hệ số cường độ ứng suất  $K$  (stress intensity factor, SIF), một hệ số thường gặp trong cơ học đứt gãy đàn hồi tuyến tính (LEFM), thường được sử dụng khi phân tích các cấu kiện bị nứt. Một khi giá trị hệ số cường độ ứng suất được xác định, chúng ta có thể xác định được độ bền của vết nứt khi chịu tải tĩnh, cũng như tốc độ phát triển của vết nứt mỗi khi chịu tải tuần hoàn.

Xem xét trường hợp vết nứt với hai đỉnh nằm trên bản bụng của dầm thép chữ W (xem Hình 1), dạng vết nứt này luôn lệch tâm, vì thế giá trị  $K$  tại đỉnh trên (U) và đỉnh dưới (L) của vết nứt luôn khác nhau. Cụ thể hơn, khi dầm chịu uốn (căng thớ dưới), giá trị  $K$  cũng như độ mở của vết nứt ở đỉnh L luôn luôn lớn hơn (nguy hiểm hơn) tại đỉnh U trong Hình 1.

Trong những năm gần đây, những kiến thức về trí tuệ nhân tạo (AI) đã được ứng dụng rộng rãi để giải quyết nhiều bài toán phức tạp liên quan sâu rộng đến nhiều lĩnh vực kỹ thuật khác nhau, trong đó có lĩnh vực xây dựng [4-6]. Trong số nhiều phương pháp AI khác nhau, phương pháp mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network, ANN) [7] mô phỏng não bộ bằng cách sử dụng các nơ-ron nhân tạo truyền và xử lý tín hiệu giữa chúng để giải quyết các vấn đề thực tế. Tín hiệu tại nơi kết nối của các nơ-ron nhân tạo là một số thực và đầu ra của mỗi nơ-ron nhân tạo được tính toán bằng một hàm số phi tuyến. Trong quá trình đào tạo (training), trọng số (weight) và độ lệch (bias) của các nơ-ron nhân tạo được điều chỉnh lặp đi lặp lại dựa trên sai số giữa đầu ra đã xử lý (kết quả dự đoán ANN) và đầu ra mục tiêu (tức là các kết quả đã biết). Quá trình đào tạo tiếp tục cho đến khi thực hiện đủ số lượng các điều chỉnh này và

đạt được sai số mong muốn giữa kết quả dự đoán và đầu ra mục tiêu.

Mục tiêu của bài báo hiện tại là nghiên cứu khả năng áp dụng mô hình ANN để dự đoán hệ số cường độ ứng suất  $K$  cho vết nứt hai đỉnh trong dầm thép chịu uốn. Mô hình ANN xem xét ba yếu tố đầu vào: tỉ số diện tích giữa bản cánh và bản bụng, chiều dài vết nứt và độ lệch tâm của vết nứt. Đầu ra mục tiêu của mô hình là hệ số cường độ ứng suất  $K$  đã được chuẩn hóa (tức là hệ số hiệu chỉnh  $F$ ) được tính toán từ mô hình phần tử hữu hạn (FE). Sau đó, mô hình ANN sẽ được áp dụng để dự đoán giá trị  $F$  cho một dầm  $W$  độc lập. Các giá trị dự đoán bằng ANN sẽ được so sánh với các kết quả FE để đánh giá độ chính xác. Khả năng áp dụng của ANN cho vấn đề được nêu bên trên cũng được thảo luận trong bài báo này.

**2. PHƯƠNG TRÌNH HỆ SỐ CƯỜNG ĐỘ ỨNG SUẤT CHO VẾT NỨT BẢN BỤNG TRONG DẦM THÉP HÌNH W**

Hệ số cường độ ứng suất  $K$  cho những vết nứt có thông số hình dạng và tải trọng tác dụng đơn giản đã công bố trong những tài liệu trước đây [8, 9], và các kết quả có dạng chung như sau:

$$K = f \sigma \sqrt{\pi a} \tag{1}$$

Trong đó,  $K$  là hệ số cường độ ứng suất;  $f$  là hệ số hiệu chỉnh cho kết quả của một vết nứt trung tâm trong một tấm vô hạn chịu lực kéo;  $\sigma$  là ứng suất tác dụng lên vết nứt; và  $a$  là chiều dài vết nứt.

Dựa vào phương trình chung bên trên, Albrecht và cộng sự [3] đã đề xuất các phương trình hệ số cường độ ứng suất  $K$  cho các đỉnh vết nứt trên (U) và dưới (L) trong Hình 1, như sau:

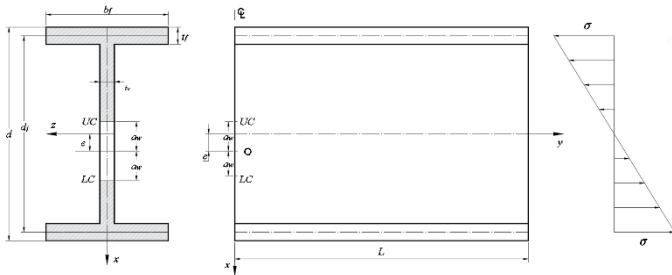
$$K^{U,L} = F^{U,L}(x_1, x_2, x_3) \times \sigma \times \sqrt{\pi \times a_w} \tag{2}$$

Trong đó,  $F$  là các hệ số hiệu chỉnh;  $\sigma$  là giá trị ứng suất uốn tại điểm giao giữa bụng và cánh dầm;  $a_w$  là nửa chiều dài vết nứt. Chỉ số U và L lần lượt biểu thị đỉnh vết nứt phía trên và phía dưới.

Các thông số  $x_i$  được định nghĩa như sau:

- $x_1 = (2 \times A_f) / A_w$ : tỉ số diện tích giữa bản cánh và bụng dầm
- $x_2 = (2 \times e) / d_j$ : độ lệch vết nứt được chuẩn hóa
- $x_3 = a_w / (d_j / 2 - e)$ : chiều dài vết nứt được chuẩn hóa

Ở đây,  $A_f$  và  $A_w$  là diện tích cắt ngang của bản bụng và bản cánh;  $a_w$  và  $e$  lần lượt là nửa chiều dài vết nứt và độ lệch tâm của vết nứt;  $d_j$  là khoảng cách giữa tâm hai bản cánh.



**Hình 1.** Thông số hình học của vết nứt hai đỉnh trong dầm  $W$  chịu uốn

**3. MÔ HÌNH PHẦN TỬ HỮU HẠN CỦA DẦM THÉP W BỊ NỨT**

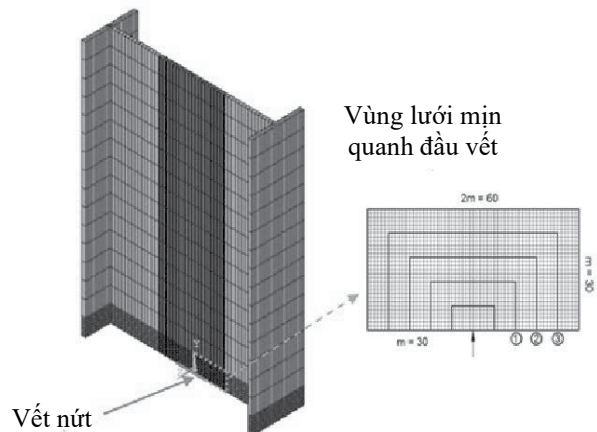
Để mô phỏng các dầm hình chữ W chứa vết nứt trên bản bụng, phần mềm phần tử hữu hạn (FE) ANSYS được sử dụng trong nghiên cứu này. Dựa trên phương pháp J-integral [10], 200 mô hình phần tử hữu hạn ba chiều được thực hiện để tính toán các kết quả hệ số cường độ ứng suất tại vùng đầu vết nứt. Một tập hợp gồm tám dầm chữ W được chọn từ Sổ tay Kết cấu Thép AISC [11] (xem Bảng 1); năm chiều dài vết nứt chuẩn hóa ( $x_3 = 0,1, 0,3, 0,5, 0,7$  và  $0,9$ ) và năm độ lệch tâm vết nứt chuẩn hóa ( $x_2 = 0, 0,1, 0,3, 0,5$  và  $0,7$ ) được xem xét trong phân tích. Sau đó, các hệ số hiệu chỉnh tại vị trí đầu vết nứt

nguy hiểm, tức là đầu vết nứt bên dưới  $L$ , trong các dầm hình W được tính bằng cách chuẩn hóa giá trị hệ số cường độ ứng suất  $K$  thu được từ mô hình FE với ứng suất uốn tác dụng và chiều dài vết nứt.

Trong mô hình FE, các phần tử Shell tám nút được sử dụng để mô phỏng các cấu kiện tấm thép, tức là hai bản cánh và một bản bụng. Thép được mô hình là một vật liệu đàn hồi tuyến tính đẳng hướng với hệ số Poisson là 0,3 và mô đun đàn hồi là 200 GPa. Cách chia lưới cho một nửa mô hình của dầm hình W điển hình có vết nứt trên bản bụng được minh họa trong Hình 2. Trong đó quanh đầu vết nứt được chia lưới mịn, với số lượng  $m = 30$  phần tử (Hình 2). Chiều dài của các dầm thép được chọn bằng ba lần chiều rộng tương ứng của bụng  $d_j$ . Các dầm thép được đỡ bởi gối đơn giản dưới bản cánh với chiều dài nhịp là  $3d_j$ . Ứng suất phân bố tuyến tính với giá trị  $\sigma = 100$  MPa được gán trực tiếp tại hai đầu của dầm thép (Hình 1).

**Bảng 1.** Các dầm hình chữ W được sử dụng trong phân tích phần tử hữu hạn (FEA) [11]

Dầm thép hình W	$t_f$ (mm)	$b_f$ (mm)	$t_w$ (mm)	$d_j$ (mm)	Ghi chú
W21x122	24.4	315	15.2	526.6	Thông số đầu vào cho mô hình ANN
W21x201	41.4	320	23.1	542.6	
W24x94	22.2	230	13.1	594.8	
W24x117	21.6	325	14.0	595.4	
W36x194	32.0	307	19.4	895.0	
W40x149	21.1	300	16.0	948.9	
W40x167	26.2	300	16.5	953.8	Kiểm chứng độc lập
W40x324	46.0	404	25.4	974.0	



**Hình 2.** Mô hình phần tử hữu hạn của dầm thép bị nứt

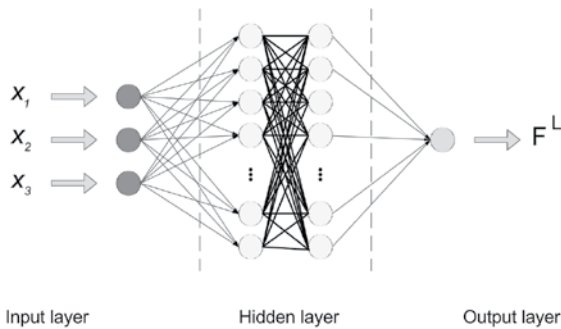
**4. MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO (ANN)**

Trong nghiên cứu hiện tại, mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được sử dụng để dự đoán hệ số cường độ ứng suất của các dầm hình chữ W bị nứt, vì phương pháp này rất hiệu quả trong việc giảm thiểu sai số giữa dữ liệu ban đầu và phân tích dự đoán so với các phương pháp hồi quy truyền thống. Mô hình ANN được xây dựng bằng cách sử dụng phần mềm thương mại, cụ thể là MATLAB: Neural Network Toolbox 7 [12]. Cấu trúc của mô hình ANN (xem Hình 3) trong nghiên cứu này bao gồm các thành phần sau: (i) một lớp đầu (input layer) vào với ba nơ-ron đại diện cho  $x_1 = (2 \times A_f) / A_w$ ,  $x_2 = (2 \times e) / d_j$  và  $x_3 = a_w / (d_j / 2 - e)$ ; (ii) một lớp ẩn (hidden layer) bao gồm hai lớp phụ (sub-layer); và (iii) một lớp đầu ra (output layer) với một nơ-ron đại diện cho giá trị  $K^L$  chuẩn hóa (tức là hệ số hiệu chỉnh  $F^L$ ). Hàm kích hoạt Tan-Sigmoid được chọn là tín hiệu tại

các kết nối của các nơ-ron trong lớp ẩn, hàm số này được biểu diễn bằng phương trình toán học như sau:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

Trong đó,  $x$  là tổng của các trọng số.

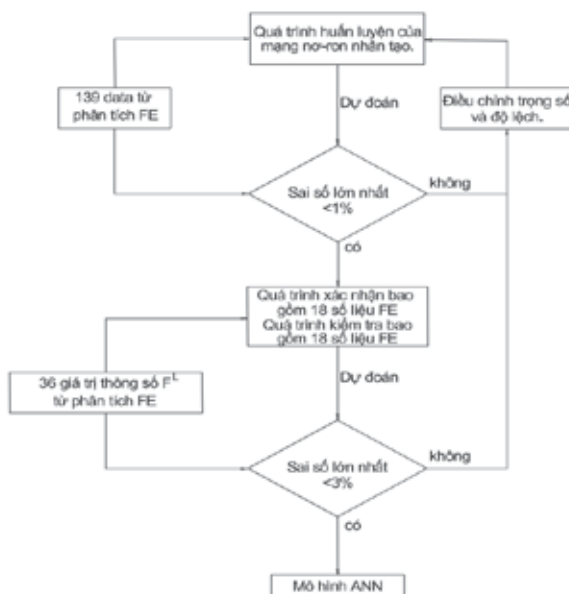


Hình 3. Cấu trúc của mô hình ANN

Sơ đồ minh họa quy trình huấn luyện và xác nhận được thể hiện trong Hình 4. 139 giá trị ngẫu nhiên  $F^L$  thu được từ các phân tích phần tử hữu hạn FE đã được sử dụng làm dữ liệu huấn luyện (training). Trong khi huấn luyện, mô hình ANN bắt đầu dự đoán tập dữ liệu đầu vào. Sai số giữa từng kết quả dự đoán và dữ liệu huấn luyện tương ứng được tính toán để đánh giá hiệu suất dự đoán. Nếu sai số lớn nhất vượt quá 1%, các trọng số và độ lệch trên lớp ẩn của mô hình ANN sẽ được điều chỉnh để thực hiện một lần huấn luyện tiếp theo. Ngược lại, nếu sai số lớn nhất nhỏ hơn 1%, ANN tiếp tục sử dụng 18 giá trị từ tập data FE cho quá trình xác thực (validation). Nếu sai số lớn nhất giữa các giá trị dự đoán và giá trị xác thực tương ứng lớn hơn 3%, các trọng số và độ lệch sẽ được điều chỉnh cho một vòng lặp huấn luyện và xác nhận tiếp theo. Phương pháp điều chỉnh trọng số và độ lệch này được gọi là “phương pháp lan truyền ngược” (backpropagation).

Là một phần thiết yếu của quy trình huấn luyện và xác thực, hàm huấn luyện lan truyền ngược Levenberg–Marquardt (LM) được sử dụng trong bài báo này, nó được biểu thị như sau [12]:

$$\omega_{k+1} = \omega_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k, \quad (4)$$



Hình 4. Sơ đồ minh họa quy trình huấn luyện và xác thực bằng mô hình ANN

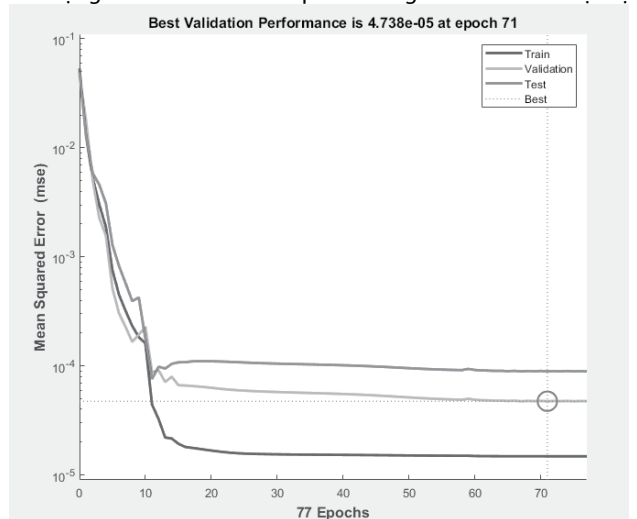
Trong đó,  $\omega$  là trọng số,  $k$  biểu thị số vòng lặp,  $J$  là ma trận Jacobian,  $J^T$  là ma trận Hessian thu được từ ma trận Jacobian,  $e$  là lỗi huấn luyện giữa đầu ra của mạng và đầu ra tham chiếu tại vòng lặp  $k$ ,  $I$  là ma trận đơn vị, và  $\mu$  là hệ số kết hợp. Tương tự như việc điều chỉnh trọng số, việc điều chỉnh độ lệch của các nơ-ron nhân tạo trong lớp ẩn cũng sử dụng hàm huấn luyện lan truyền ngược Levenberg-Marquardt (LM).

Quá trình huấn luyện và xác thực tiếp tục cho đến khi chênh lệch tối đa giữa đầu ra dự đoán và dữ liệu xác thực trở nên thấp hơn 3%. Sau khi quá trình huấn luyện và xác thực hoàn tất, 18 giá trị còn lại trong tập dữ liệu FE sẽ được dùng ở vòng lặp cuối cùng để kiểm tra (test) lại hiệu suất của mô hình mô hình dự báo ANN. Nếu sai số lớn nhất giữa dự đoán ANN và dữ liệu kiểm tra nhỏ hơn 3% thì mô hình dự đoán ANN được xem như hoàn tất. Nếu không, thì quá trình huấn luyện và xác thực sẽ bắt đầu lại từ đầu.

### 5. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

#### 5.1 Ảnh hưởng của các thông số mô hình đến hiệu suất dự đoán

Số lượng nơ-ron trong mỗi lớp con của lớp ẩn là một thông số khá quan trọng, có thể ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình ANN. Trong bài báo này, số lượng nơ-ron trong mỗi lớp con được xác định thông qua phương pháp thử và sai. Ban đầu, 1 nơ-ron đã được chọn cho một lớp con. Sau đó, số lượng nơ-ron sẽ được tăng dần lên đến 8 để xác định số lượng nơ-ron tối ưu cho mô hình dự đoán; tức là vừa có thể dự đoán với độ chính xác yêu cầu, vừa không tốn quá nhiều thời gian tính toán. Qua quá trình thử và sai, chúng tôi đã đề xuất sử dụng 4 nơ-ron cho mỗi lớp con trong mô hình ANN hiện tại.



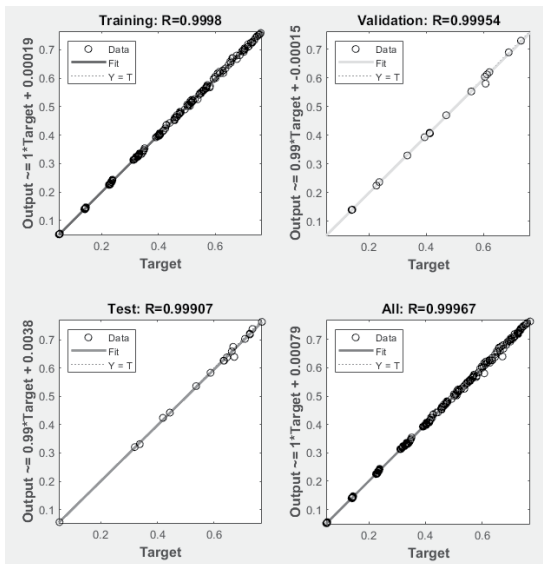
Hình 5. Sai số bình phương trung bình (MSE) qua các epochs khác nhau

Epochs là số lần lặp của quá trình huấn luyện và xác thực của mô hình ANN. Dữ liệu sẽ được huấn luyện lại nhiều lần qua nhiều epochs để cải thiện độ chính xác của mô hình. Về cơ bản, sai số trong mô hình dự đoán sẽ giảm khi số epochs tăng lên. Tuy nhiên, quá nhiều epochs có thể dẫn đến overfitting, tức là mô hình trở nên quá khớp với dữ liệu huấn luyện mà hoạt động kém trên dữ liệu mới. Là một tham số thường được sử dụng để định lượng chênh lệch bình phương trung bình giữa các giá trị dự đoán và giá trị thực trong một tập dữ liệu, sai số bình phương trung bình (Mean squared error, MSE) được áp dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình ANN hiện tại. Giá trị MSE càng thấp thì các dự đoán của mô hình ANN càng gần với các giá trị thực hơn. Trong Hình 5, sự giảm của giá trị MSE được quan sát thấy qua khi số lượng epochs tăng lên trong mô hình ANN với 4 nơ-ron. Ban đầu, các trọng số và độ lệch của dữ liệu đào

tạo được chọn ngẫu nhiên và các giá trị MSE được tính toán. Sau đó, các trọng số và độ lệch được điều chỉnh trước epoch tiếp theo. Giá trị MSE của mô hình ANN được cải thiện theo từng epoch và cuối cùng hội tụ, cho thấy rằng khả năng cải thiện thêm nữa về hiệu suất của mô hình là không có. Trong Hình 7, có thể thấy rằng, sau gần 80 epochs, kết quả tốt nhất được tìm thấy ở epoch thứ 71 với giá trị MSE đánh giá cho tập dữ liệu xác thực (validation) là 0.00473%.

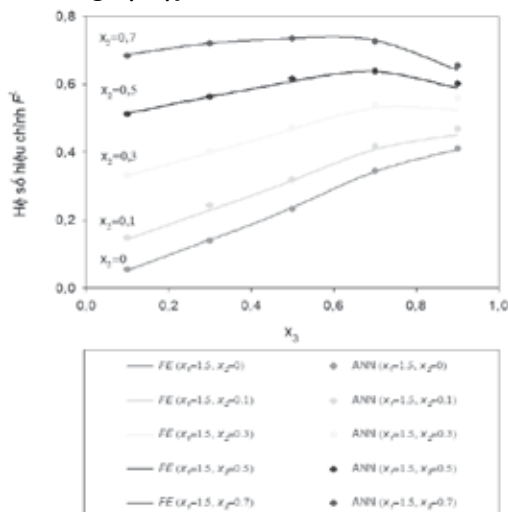
**5.2 Mối tương quan giữa mô hình dự đoán ANN và kết quả thực FE**

Mối tương quan giữa kết quả  $F^L$  của FE và dự đoán ANN tại mô hình tốt nhất (tức là tại epoch thứ 71) cho các tập dữ liệu huấn luyện (training), xác thực (validation) và kiểm tra (test) được thể hiện trong Hình 6. Trong mô hình này, hệ số tương quan của dữ liệu đầu vào FE và dữ liệu đào tạo ANN lần lượt là 99.98%, 99.95% và 99.91% cho các tập huấn luyện (training), xác thực (validation) và kiểm tra (test). Hệ số tương quan tổng thể của mô hình được ước tính là 99.97%. Rõ ràng mức độ tương quan giữa số liệu thực và số liệu dự đoán là rất cao. Qua đó chứng tỏ mô hình mạng nơ-ron nhận tạo ANN hiện tại là một phương pháp hiệu quả để dự đoán giá trị  $K$  của dầm hình  $W$  bị nứt.



**Hình 6.** Mối tương quan giữa các giá trị  $F^L$  từ số liệu thực FE (target) và số liệu dự đoán ANN (output)

**5.3 Kiểm chứng độc lập mô hình với dầm W40x324**



**Hình 7.** So sánh kết quả từ mô hình ANN với kết quả FE của dầm W40x324

Để đánh giá khả năng tổng quát hóa của mô hình ANN thông qua việc dự đoán hiệu quả những dữ liệu độc lập chưa được sử dụng trong quá trình tạo lập mô hình, chúng tôi tiến hành so sánh kết quả  $F^L$  dự đoán bằng ANN với kết quả từ mô hình FE của các vết nứt trong dầm W40x324 (xem Bảng 1), như được trình bày trong Hình 7. Ta có thể nhìn thấy khá rõ ràng rằng mô hình ANN đã được xây dựng dự đoán khá tốt các giá trị FE. Tuy nhiên, đối với trường hợp vết nứt rất lớn ( $x_3 = 0.9$ ), sai số tương đối giữa hai phương pháp tăng lên, nhưng sai số lớn nhất vẫn dưới 10% (cụ thể là 6.4% khi  $x_2 = 0.3$ ). Điều này có thể xuất phát từ việc khi vết nứt dài gần chạm đến bản cánh, bản cánh sẽ gây ra hiệu ứng ràng buộc cho vết nứt và làm giảm giá trị độ mở vết nứt. Do đây là một dầm độc lập với dữ liệu đầu vào của ANN, nên hiệu ứng ràng buộc từ bản cánh của dầm W40x324 sẽ có sự khác biệt và gây khó khăn cho các dự đoán của mô hình ANN hiện có. Đây cũng là một vấn đề khá cần lưu tâm trong các nghiên cứu tiếp theo có liên quan đến chủ đề này.

**4. KẾT LUẬN**

Bài báo này xây dựng một mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) để dự đoán hệ số cường độ ứng suất cho dầm thép chịu uốn bị nứt. Kết quả mục tiêu được xây dựng dựa trên tập dữ liệu từ mô hình phần tử hữu hạn. Từ các kết quả rất tốt của mô hình như sai số bình phương trung bình (MSE) và các giá trị hệ số tương quan R, ta có thể kết luận rằng mạng nơ-ron thần kinh là một phương pháp rất hiệu quả để dự đoán hệ số cường độ ứng suất trong dầm thép bị nứt. Ngoài ra, bằng cách so sánh các kết quả thu được từ mô hình ANN hiện tại với kết quả FE từ một dầm thép  $W$  độc lập, độ tin cậy khả năng áp dụng của phương pháp này một lần nữa được kiểm chứng trong bài báo hiện tại.

**Lời cảm ơn:** Nhóm tác giả chân thành cảm ơn Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM đã tạo điều kiện về thời gian và phương tiện vật chất cho nghiên cứu này.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

- [1] Fisher, JW (1970). Effect of weldments on the fatigue strength of steel beams. NCHRP report.
- [2] Fisher, JW, et al. (1974). Fatigue strength of steel beams with welded stiffeners and attachments. NCHRP report, 147.
- [3] Albrecht, P, Lenwari, A & Feng, D (2008). Stress intensity factors for structural steel I-beams. J Struct Eng, 134(3): 421-429.
- [4] Garg, A; Aggarwal, P; Aggarwal, Y; Belarbi, M.O; Chalak, H.D; Tounsi, A & Gulia, R (2022). Machine learning models for predicting the compressive strength of concrete containing nano silica. Comput. Concr. 30, 33–42.
- [5] Garg, A; Belarbi, M.O; Tounsi, A; Li, L; Singh, A & Mukhopadhyay, T (2022). Predicting elemental stiffness matrix of FG nanoplates using Gaussian process regression based surrogate model in framework of layerwise model. Eng. Anal. Bound. Elem. 143, 779–795.
- [6] Fam, M.L; Tay, Z.Y & Konovessis, D (2022). An artificial neural network for fuel efficiency analysis for cargo vessel operation. Ocean Eng. 264, 112437.
- [7] Haykin, S (2007). Neural Networks: A Comprehensive Foundation; Prentice-Hall, Inc.: Hoboken, NJ, USA.
- [8] Tada, H, Paris, P. C, & Irwin, G. R (1973). The stress analysis of cracks handbook, Del Research Corporation, Hellertown, Pa.
- [9] Sih, G. C (1973). Handbook of stress intensity factors, Lehigh University Press, Bethlehem, Pa.
- [10] Rice, JR (1968). A path independent integral and the approximate analysis of strain concentration by notches and cracks. J Applied Mech.
- [11] AISC (2017). Steel Construction Manual. 15th edition, CHICAGO: American Institute of Steel Construction.
- [12] MATLAB: Neural Network Toolbox 7 User's Guide; The MathWorks, Inc.: Portola Valley, CA, USA, 2010.