

# NGHIÊN CỨU DỰ ĐOÁN DẠNG PHÁ HOẠI CỦA CỘT BÊ TÔNG CỐT THÉP TIẾT DIỆN CHỮ NHẬT CHỊU ĐỘNG ĐẤT DỰA TRÊN MẠNG NƠON NHÂN TẠO

## A STUDY ON FAILURE MODE PREDICTION OF RECTANGULAR REINFORCED CONCRETE COLUMNS SUBJECTED TO EARTHQUAKES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Nguyễn Đặng Đại Nam, Trần Văn Rin, Nguyễn Đình Quân, Phan Hoàng Nam\*, Nguyễn Văn Mỹ

Trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng<sup>1</sup>

\*Tác giả liên hệ: phnam@dut.udn.vn

(Nhận bài: 27/5/2022; Chấp nhận đăng: 24/6/2022)

**Tóm tắt** - Một vấn đề quan trọng trong đánh giá tính năng kháng chấn cho công trình cầu, khung hay nhà cao tầng bê tông cốt thép (BTCT) là nhận dạng dạng phá hoại của trụ/cột. Trong nghiên cứu này, một phương pháp dựa trên kỹ thuật học máy được trình bày nhằm dự đoán dạng phá hoại của cột BTCT chịu động đất. Mô hình dự đoán dùng mạng nơ ron nhân tạo (ANN) được huấn luyện trên bộ dữ liệu gồm 272 thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều của cột BTCT tiết diện chữ nhật, với các biến đầu vào bao gồm tỷ số hình dạng, tỷ số tải trọng dọc trục, chỉ số cốt thép chủ và chỉ số cốt thép đai, và đầu ra là một trong ba dạng phá hoại gồm phá hoại uốn, phá hoại uốn-cắt và phá hoại cắt của cột. Mô hình ANN sau đó được đánh giá thông qua tập dữ liệu xác thực; kết quả thể hiện độ chính xác cao của mô hình trong việc dự đoán dạng phá hoại của cột.

**Từ khóa** - cột bê tông cốt thép; dạng phá hoại; thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều; học máy; mô hình ANN.

### 1. Đặt vấn đề

Sự tác động và tàn phá nặng nề của các trận động đất đến hạ tầng xây dựng đã được chứng minh qua nhiều trận động đất quy mô lớn trong lịch sử như Chi Chi (Đài Loan, 1999), Kocaeli (Thổ Nhĩ Kỳ, 1999) hay Tohoku (Nhật Bản, 2011). Trong đó, sự phá hủy một phần hay hoàn toàn của các công trình bê tông cốt thép (BTCT) như nhà cao tầng và công trình cầu đã được ghi nhận. Nguyên nhân chủ yếu là do tải trọng ngang tác dụng theo chu kỳ với gia tốc lớn, gây phá hoại trực tiếp lên kết cấu trụ/cột. Sự phá hoại của kết cấu này có thể gây sụp đổ một phần hay toàn bộ công trình [1, 2]. Các nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm ngay sau các trận động đất đã chỉ ra một số nguyên nhân dẫn đến sự phá hoại của cột BTCT, điển hình là: (i) Cột được thiết kế bỏ qua hoặc xem xét không đúng mức tác động của động đất; (ii) Sự xuống cấp của kết cấu BTCT theo thời gian do tác động của môi trường [3].

Trước thực tế đó, nhiều nhà nghiên cứu đã tập trung vào đánh giá ứng xử địa chấn của cột BTCT trong khung, nhà cao tầng hay cầu cũ thông qua các nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm nhằm phân loại dạng phá hoại, mô phỏng chính xác ứng xử động học. Trên cơ sở đó, các phương pháp gia cường kháng chấn sẽ được đề xuất nhằm nâng cao khả năng kháng chấn của công trình ứng với một mục tiêu tính năng nhất định.

Kết quả nghiên cứu trên vấn đề này đã chỉ ra 3 cơ chế phá hoại chính của cột BTCT trong quá trình xảy ra động

**Abstract** - An important step in the framework of seismic evaluations of reinforced concrete (RC) bridges, frames, or buildings is the identification of failure modes of RC piers/columns. In this paper, a new efficient method is presented to classify failure modes of RC columns due to earthquake loadings. In this regard, a machine learning technique, i.e., artificial neural network (ANN), is used with a dataset of 272 quasi-static cyclic tests of RC columns, in which four parameters are used as the input for the ANN model development, i.e., aspect ratio, axial load ratio, longitudinal reinforcement index, and transverse reinforcement index, and the output is one among three failure modes of columns, i.e., flexure failure, flexure-shear failure, and shear failure. The validation of the ANN model based on test data provides a desirable accuracy in specifying the column failure mode.

**Key words** - reinforced concrete column; failure mode; quasi-static cyclic test; machine learning; ANN model.

đất, đó là: (i) Phá hoại cắt; (ii) Phá hoại uốn-cắt và (iii) phá hoại uốn [4-8]. Trong đó:

- Phá hoại cắt là cơ chế phá hoại xuất hiện khi sức kháng cắt của cột nhỏ hơn lực cắt gây ra bởi tải trọng động đất, biểu hiện là vết nứt chéo góc 45 độ. Loại phá hoại này xảy ra đột ngột và xuất hiện trước khi cốt thép chịu kéo đạt giới hạn chảy (còn được gọi là phá hoại giòn). Đây là dạng phá hoại không mong muốn xét từ quan điểm thiết kế kết cấu BTCT (xem Hình 1a).

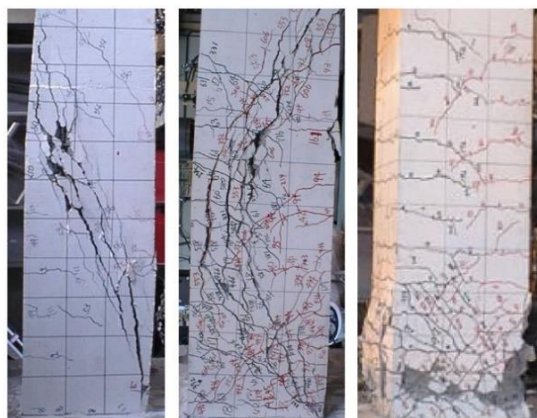
Phá hoại uốn-cắt là cơ chế phá hoại do cắt của cột sau khi cốt thép chịu kéo đạt giới hạn chảy. Đối với dạng phá hoại này, bê tông vùng nén bị nghiền nát và bê tông vùng kéo xuất hiện các vết nứt thẳng theo chiều sâu tiết diện. Tiếp theo, khi lực cắt do tải trọng động đất vượt quá sức kháng cắt của cột, các vết nứt chéo góc 45 độ đồng thời xuất hiện (xem Hình 1b).

Phá hoại uốn là cơ chế phá hoại trong trường hợp cột đảm bảo khả năng chịu cắt (tức là sức kháng cắt của cột lớn hơn nhiều so với lực cắt do tải trọng động đất), cốt thép ở vùng kéo đạt giới hạn chảy và cột chuyển sang làm việc ở trạng thái dẻo. Phá hoại này được biểu hiện bởi sự nghiền nát của bê tông ở vùng nén và tại vùng kéo xuất hiện các vết nứt thẳng theo chiều sâu của tiết diện. Phá hoại uốn xảy ra dần dần và là dạng phá hoại mong muốn xét từ quan điểm thiết kế kết cấu BTCT (xem Hình 1c).

Các nghiên cứu đánh giá cơ chế phá hoại của cột BTCT

<sup>1</sup> The University of Danang - University of Science and Technology (Nguyen Dang Dai Nam, Tran Van Rin, Nguyen Dinh Quan, Phan Hoang Nam, Nguyen Van My)

chịu tải trọng động đất đã được thực hiện trong nhiều thập niên trở lại đây. Điển hình, Sezen và Moehle [5] đã xây dựng một mô hình cường độ chịu cắt cho cột BTCT tiết diện chữ nhật với hàm lượng cốt đai thấp, dựa trên 51 mẫu thí nghiệm cột chịu tải trọng ngang. Từ đó các tác giả đã đề xuất một phương pháp phân loại 3 dạng phá hoại của cột dựa trên tham số cường độ chịu cắt. Kim và cs [6] đã đề xuất một phương pháp phân loại khác thông qua chỉ số phá hoại xác định dựa trên ứng xử trễ của cột. Zhu và cs [7] cũng đã trình bày một phương pháp để phân loại các dạng phá hoại cắt và uốn của cột BTCT đang tồn tại dựa trên 2 tham số đó là cường độ chịu cắt và hàm lượng cốt thép đai. Qi và cs [8] đã xem xét thêm các tham số như tỷ lệ chiều dài nhịp hữu hiệu trên chiều sâu tiết diện cột, tỷ lệ khoảng cách cốt thép đai trên chiều cao cột. Trên cơ sở mô hình cường độ cũng như dạng phá hoại của cột đã được xác định, các nghiên cứu tiếp theo đã tập trung xây dựng mô hình vật liệu đơn trục cho ứng xử phi tuyến của cột, đặc biệt là mô hình phá hoại thuần cắt áp dụng cho các kết cấu BTCT cũ đang tồn tại [9].



(a) Phá hoại cắt (b) Phá hoại uốn-cắt (c) Phá hoại uốn

**Hình 1.** Ví dụ các dạng phá hoại điển hình của cột BTCT chịu tải trọng ngang [4]

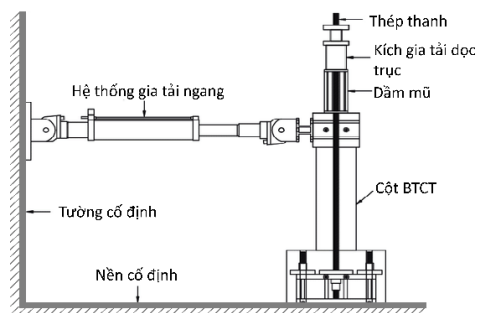
Trong những năm gần đây, lĩnh vực học máy và trí tuệ nhân tạo đang phát triển mạnh mẽ và được ứng dụng trong nhiều ngành khoa học khác nhau, đặc biệt là kỹ thuật động đất. Trong số đó, mạng nơ ron nhân tạo (ANN) là một phương pháp điển hình, đã và đang được sử dụng phổ biến. Nhiều nghiên cứu đã ứng dụng mô hình ANN để ước lượng cường độ chịu cắt cũng như phân loại dạng phá hoại của kết cấu BTCT. Điển hình, Nam và cs [10] đã sử dụng mô hình ANN dựa trên hơn 800 mẫu thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều để ước lượng các tham số cho mô hình dẻo của cột BTCT. Mangalathu và Jeon [11] đã so sánh các kỹ thuật học máy khác nhau trong việc phân loại kiểu phá hoại của cột BTCT tiết diện tròn. Kết quả nghiên cứu thể hiện tính ưu việt của mô hình ANN trong việc phân loại chuẩn xác kiểu phá hoại của cột so với các kỹ thuật học máy khác và phương pháp truyền thống trước đây.

Với việc hướng tới đối tượng là cột BTCT tiết diện chữ nhật, nghiên cứu trong bài báo tập trung phát triển một mô hình học máy dựa trên mạng ANN nhằm dự đoán dạng phá hoại của cột chịu tải trọng ngang, phục vụ cho mô hình hóa ứng xử của kết cấu chịu tải trọng động đất. Mô hình ANN được huấn luyện và xác thực sử dụng bộ dữ liệu gồm 272 thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều của cột BTCT được thu thập từ

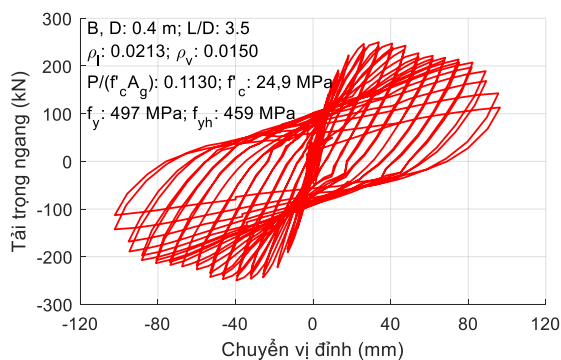
các nghiên cứu. Trong đó, biến đầu vào của mô hình bao gồm 4 tham số chính của cột đó là tỷ số hình dạng (tỷ lệ chiều dài nhịp hữu hiệu trên chiều sâu tiết diện cột), tỷ số tải trọng dọc trục, chỉ số cốt thép chủ và chỉ số cốt thép đai. Biến đầu ra là một trong ba dạng phá hoại, đó là phá hoại uốn, phá hoại uốn-cắt và phá hoại cắt. Mô hình mạng trước hết được tối ưu thông qua các phân tích tham số của hàm huấn luyện và kiến trúc mạng. Tính chính xác của mô hình sau đó được đánh giá thông qua một tập dữ liệu xác thực.

## 2. Thu thập dữ liệu thí nghiệm

Dữ liệu huấn luyện và xác thực trong nghiên cứu này được tập hợp từ 272 kết quả thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều trên các mẫu cột BTCT có tiết diện vuông và chữ nhật. Các dữ liệu trên được thu thập từ nhiều nguồn, đa số được thu thập từ bộ dữ liệu NEEShub [12], và PEER [13], đồng thời từ kết quả nghiên cứu của một số tác giả như Bayrak và Sheikh [14], Xiao và Yun [15], Lynn và cộng sự [16], Mo và Wang [17].



**Hình 2.** Ví dụ mô hình thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều của cột BTCT



**Hình 3.** Ví dụ kết quả ứng xử trễ của cột từ thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều

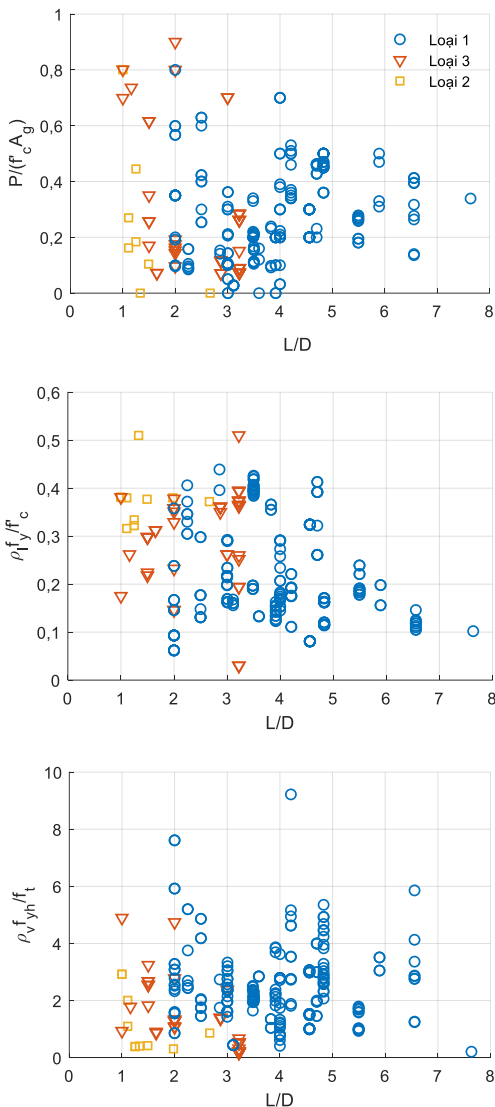
Dữ liệu được chọn lọc từ các thí nghiệm theo các tiêu chí và giới hạn như sau:

- (i) Chỉ xét cột có tiết diện vuông và chữ nhật.
- (ii) Trong quá trình gia tải tĩnh, cột chịu tác dụng của tải trọng dọc trục không đổi.
- (iii) Quy trình gia tải được thực hiện đến khi cột xuất hiện hư hỏng và bị phá hoại.

Ví dụ của mô hình thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều cho cột BTCT được thể hiện trên Hình 2. Hình 3 thể hiện ví dụ kết quả ứng xử trễ của mẫu cột C1-1 (quan hệ tải trọng ngang – chuyển vị đỉnh cột) từ thí nghiệm của Mo và Wang [17]. Mẫu cột với các thông số được ghi trên hình và được ghi nhận bị phá hoại uốn.

**Bảng 1.** Các tham số của bộ dữ liệu thu thập

STT	Tên tham số của mẫu	Kí hiệu	Khoảng giá trị
1	Chiều rộng tiết diện cột (m)	$B$	(0,08-0,9144)
2	Chiều sâu tiết diện cột (m)	$D$	(0,08-0,9144)
3	Chiều dài nhịp hữu hiệu (m)	$L$	(0,08-2,335)
4	Tỉ lệ diện tích cốt thép chủ	$\rho_l$	(0,003-0,603)
5	Tỉ lệ thể tích cốt thép đai	$\rho_v$	(0,0016-0,0731)
6	Cường độ chịu nén của bê tông (MPa)	$f'_c$	(16,00-118)
7	Cường độ chảy của cốt thép chủ (MPa)	$f_y$	(317,91-587,10)
8	Cường độ chảy của cốt thép đai (MPa)	$f_{yh}$	(249,00-1424,00)
9	Tỉ số lực dọc trục	$P/(f'_c A_g)$	(0,00-0,90)
10	Tỷ số hình dạng	$L/D$	(1,00-7,6378)



**Hình 4.** Phân bố dữ liệu ứng với 4 tham số đầu vào

Bộ dữ liệu sau đó được sàng lọc và thống kê dựa trên 10 tham số cho ở Bảng 1 với các khoảng giá trị tương ứng. Các tham số này được sử dụng để tính toán 4 tham số đầu vào của mô hình mạng đó là tỷ số hình dạng ( $L/D$ ), tỷ số tải trọng dọc trục ( $P/f'_c A_g$ ), chỉ số cốt thép chủ ( $\rho_l f_y / f'_c$ )

và chỉ số cốt thép đai ( $\rho_v f_{yh} / f_t$ ) (với  $f_t$  là cường độ chịu kéo của bê tông) [11].

Hình 4 thể hiện sự phân bố của dữ liệu ứng với 4 tham số đầu vào của mô hình mạng. Các biểu đồ được thực hiện ứng với các quan hệ ( $L/D$  và  $P/f'_c A_g$ ), ( $L/D$  và  $\rho_l f_y / f'_c$ ), ( $L/D$  và  $\rho_v f_{yh} / f_t$ ). Trong đó, dạng phá hoại uốn được gán nhãn là Loại 1, phá hoại cắt là Loại 2 và phá hoại uốn cắt là Loại 3. Có thể nhận xét sơ bộ rằng, giá trị các biến đầu vào có mối tương quan nhất định với tỷ số hình dạng  $L/D$ . Trong khi các dạng phá hoại Loại 2 và 3 xảy ra đối với các trường hợp có tỷ số hình dạng nhỏ,  $L/D$  từ 1 đến 3, thì dạng phá hoại Loại 1 xảy ra đối với một diện rộng của tỷ số hình dạng,  $L/D$  từ 2 đến 7.

Chỉ số cốt thép đai cũng ảnh hưởng lớn đến dạng hư hỏng của cột. Quan sát từ Hình 4 cho thấy, các dạng phá hoại Loại 2 và 3 xảy ra đối với trường hợp có hàm lượng cốt thép đai thấp, với khoảng giá trị của chỉ số  $\rho_v f_{yh} / f_t$  từ 0 đến 4. Cũng lưu ý thêm, có một độ lệch nhất định trong số lượng mẫu đối với các dạng phá hoại. Trong khi các mẫu phá hoại Uốn chiếm phần lớn (219 mẫu), thì các mẫu phá hoại Uốn-Cắt (43 mẫu) và Cắt (10 mẫu) chiếm một tỷ lệ ít hơn.

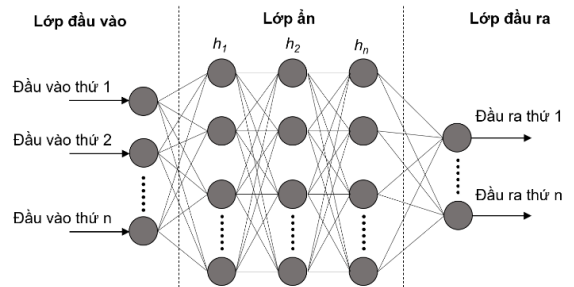
### 3. Mô hình ANN

#### 3.1. Tổng quan mô hình ANN

Mạng lưới thần kinh sinh học (biological neural network) là cơ quan sinh học quan trọng của sinh vật, tập hợp số lượng lớn các tế bào thần kinh hay còn gọi là nơ ron. Mỗi nơ ron gồm ba thành phần chính:

- Dây thần kinh vào (dendrite): là nơi tiếp nhận tín hiệu và đưa tín hiệu vào nhân;
- Thân nơ ron (nhân soma): tiếp nhận tín hiệu và phát ra các xung thần kinh;
- Dây thần kinh ra (axon): nối với các dây thần kinh hoặc tế bào nơ ron khác thông qua khớp synapse;

Các nơ ron kết nối với nhau tạo thành một hệ truyền xung điện từ nơ ron này qua nơ ron khác. Sự hình thành kiến thức cũng đồng thời xảy ra khi thay đổi các xung điện từ, cường độ liên kết mạnh hơn giữa các khớp thần kinh. Từ đây, các nhà nghiên cứu đã tìm cách mô phỏng lại sự làm việc của mạng lưới thần kinh sinh học và tạo ra mô hình mạng lưới thần kinh nhân tạo ANN.



**Hình 5.** Kiến trúc tổng quát của một mạng nơ ron nhân tạo

Mạng lưới thần kinh nhân tạo ANN là một chuỗi thuật toán xử lý thông tin mô phỏng dựa theo mạng lưới thần kinh sinh học. Mô hình này tìm kiếm mối quan hệ cơ bản của một tập dữ liệu thông qua các chuỗi thuật toán, thích ứng với các thay đổi đầu vào, điều chỉnh trọng số để cho ra kết quả tốt nhất.

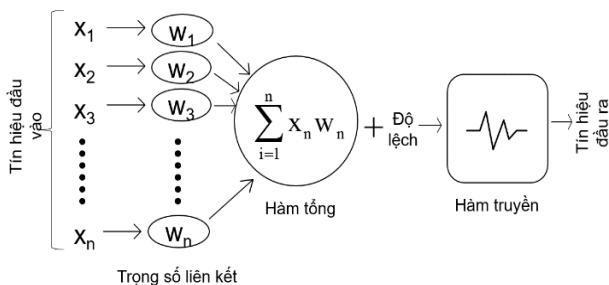
Mạng nơ ron nhân tạo có 3 phân lớp như thể hiện trên Hình 5, trong đó:

- Input layer (Phân lớp vào): Phân lớp đầu tiên, thể hiện các đầu vào của mạng.
- Hidden layer (Phân lớp ẩn): Phân lớp nằm giữa, thể hiện quá trình suy luận logic của mạng.
- Output layer (Phân lớp ra): Phân lớp cuối cùng, thể hiện đầu ra của mạng.

Một nơ ron nhân tạo sẽ xử lý thông tin như mô tả ở Hình 6, cụ thể:

- Các tín hiệu đầu vào (input signals): Là các thông tin được đưa vào ở mỗi đầu nơ ron.
- Trọng số liên kết (synaptic weights): Mỗi liên kết được thể hiện bởi 1 trọng số. Quá trình học, huấn luyện ANN thực chất là quá trình điều chỉnh, cập nhật các trọng số để có được kết quả mong muốn.
- Hàm tổng (summation function): Dùng để tính tổng tích các trọng số với input được đưa vào mỗi nơ ron.
- Độ lệch (bias): Khi độ lệch càng nhỏ thì thuật toán càng tối ưu.
- Hàm kích hoạt (activation function) hay hàm truyền (transfer function): Kết quả xử lý tại các nơ ron đôi khi là rất lớn, do đó, hàm truyền được sử dụng để xử lý, giới hạn phạm vi đầu ra của mỗi nơ ron. Hàm truyền thường là hàm

phi tuyến, được lựa chọn dựa trên yêu cầu bài toán và kinh nghiệm người thiết kế mạng.

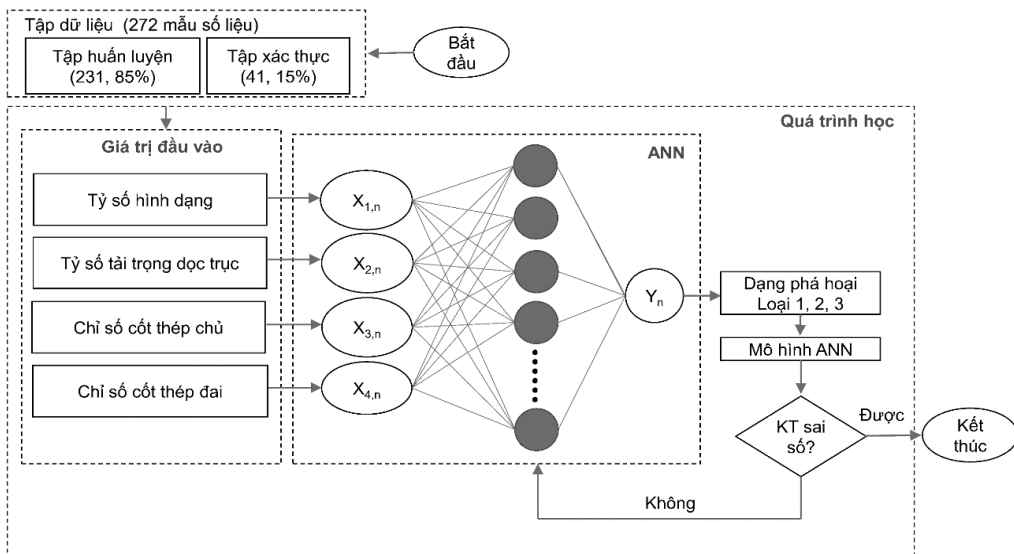


Hình 6. Quá trình xử lý thông tin của một nơ ron nhân tạo

### 3.2. Thiết lập mô hình dự đoán

#### 3.2.1. Ảnh hưởng của thuật toán huấn luyện

Theo các nghiên cứu, hiện không có các quy định cụ thể nào trong việc lựa chọn hàm huấn luyện và thuật toán huấn luyện cho mô hình mạng ANN. Việc thiết lập mô hình mạng phụ thuộc vào nhiều yếu tố và trường hợp cụ thể như bộ dữ liệu huấn luyện, số lượng nút đầu vào và đầu ra. Do đó, trong nghiên cứu này, một phân tích tham số cho 12 mô hình huấn luyện mạng thể hiện trên Bảng 2 trước hết được thực hiện. Mô hình mạng và quá trình huấn luyện được thể hiện trên Hình 7. Trong đó, các mô phỏng và phân tích được thực hiện trên ngôn ngữ lập trình Matlab phiên bản 2021b với máy tính có bộ vi xử lý core i7 thế hệ 10 và 16g ram.



Hình 7. Mô hình ANN và quá trình huấn luyện

Mạng thần kinh lan truyền thẳng (feedforward network) được lựa chọn trong nghiên cứu này cho nhận dạng mẫu (pattern recognition). Đây là một mạng thần kinh nhân tạo trong đó kết nối giữa các nút không hình thành một chu trình. Trong mạng này, thông tin di chuyển chỉ một chiều - hướng đến- từ các nút đầu vào, thông qua các nút ẩn và đi đến các nút đầu ra. Không có chu trình (chu kỳ) hoặc vòng lặp trong mạng. Đối với kiến trúc mạng, trong trường hợp này mạng nơ ron 1 lớp ẩn gồm 10 nơ ron được lựa chọn cho phân tích. Các tham số khác cho mô hình như số lần lặp (Epoch), tốc độ huấn luyện (learning rate), khoảng suy giảm độ dốc (gradient descent), khoảng sai số (performance) được lấy là tham số mặc định trong Matlab.

Kết quả phân tích tham số cho mô hình mạng tối ưu được thể hiện trên Bảng 3 và Hình 8. Trong đó, các ảnh hưởng của thời gian huấn luyện, sai số dự đoán MSE (sai số toàn phương trung bình), hiệu năng phân loại của mô hình được khảo sát. Kết quả chỉ ra rằng, thuật toán huấn luyện Bayesian Regularization của hàm trainbr cho kết quả dự đoán tốt nhất với sai số MSE nhỏ nhất và hiệu suất phân loại trên 95% với thời gian huấn luyện là 5,3 s. Cũng có thể nhận xét thêm rằng đa số hàm huấn luyện tiêu tốn ít thời gian tuy nhiên hiệu năng phân loại không cao. Trong khi đó, một số hàm khác như GDM và GD tiêu tốn thời gian huấn luyện lớn hơn nhiều so với các hàm còn lại. Xét tiêu chí hiệu năng dự đoán, hàm trainoss cũng cho hiệu năng



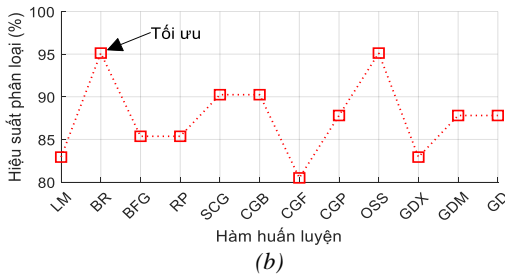
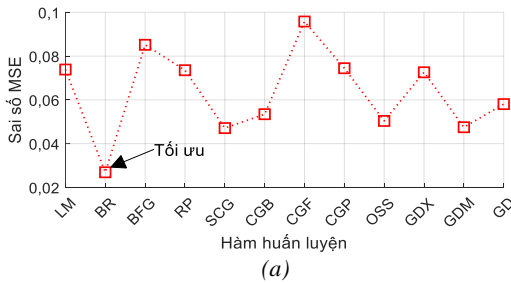
phân loại cao trên 95%, tuy nhiên sai số MSE lớn hơn hàm trainbr.

**Bảng 2.** Các hàm huấn luyện sử dụng trong phân tích tham số

Hàm huấn luyện	Thuật toán
trainlm	Levenberg-Marquardt (LM)
trainbr	Bayesian Regularization (BR)
trainbfg	BFGS Quasi-Newton (BFG)
trainrp	Resilient Backpropagation (RP)
trainscg	Scaled Conjugate Gradient (SCG)
traincgb	Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts (CGB)
traincgf	Fletcher-Powell Conjugate Gradient (CGF)
traincgp	Polak-Ribière Conjugate Gradient (CGP)
trainoss	One Step Secant (OSS)
traingdx	Variable Learning Rate Gradient Descent (GDX)
traingdm	Gradient Descent with Momentum (GDM)
traingd	Gradient Descent (GD)

**Bảng 3.** Ảnh hưởng của hàm huấn luyện đến thời gian

Hàm huấn luyện	LM	BR	BFG	RP	SCG	CGB
T. gian (s)	0,8	5,3	0,2	0,1	0,1	0,1
Hàm huấn luyện	CGF	CGP	OSS	GDX	GDM	GD
T. gian (s)	0,1	0,1	0,1	0,2	16,6	14,8



**Hình 8.** Ảnh hưởng của hàm huấn luyện đến sai số (a) và hiệu suất (b) của mô hình dự đoán

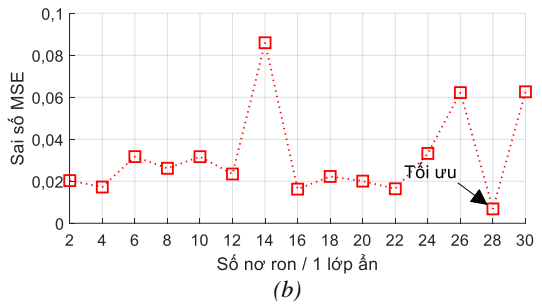
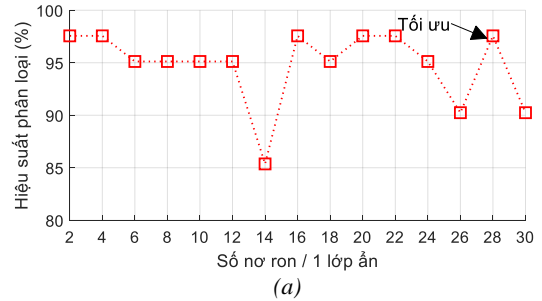
Dựa trên kết quả phân tích, có thể kết luận rằng mô hình huấn luyện trainbr với thuật toán Bayesian Regularization được lựa chọn là hàm tối ưu cho mô hình huấn luyện.

**3.2.2. Ảnh hưởng của kiến trúc mạng**

Tiếp theo, kiến trúc mạng được tối ưu thông qua phân tích tham số xác định ảnh hưởng của số nơ ron trong một lớp ẩn tới hiệu suất phân loại. Trong phân tích này, các trường hợp ứng với 2 đến 30 nơ ron / 1 lớp ẩn được thực hiện. Tại mỗi bước huấn luyện, hiệu suất phân loại của mô hình và sai số MSE được ghi lại và thể hiện trên Hình 9. Có thể kết luận rằng, mạng ANN với 28 nơ ron / 1 lớp ẩn cho kết quả dự đoán tốt nhất với sai số MSE < 0,01 và hiệu

suất phân loại > 97%. Bên cạnh đó, các trường hợp với số lượng nơ ron / 1 lớp ẩn là 16 đến 22 cũng cho kết quả hiệu suất phân loại khá cao.

Dựa trên các kết quả phân tích tham số đối với 2 trường hợp hàm huấn luyện và số nơ ron / 1 lớp ẩn, thuật toán lan truyền thẳng với hàm trainbr và 28 nơ ron / 1 lớp ẩn cho kết quả dự đoán/ phân loại tốt nhất. Quá trình huấn luyện của mô hình tối ưu này đối với tập huấn luyện và xác thực với sai số tối ưu tại bước lặp 273.



**Hình 9.** Ảnh hưởng của số lượng nơ ron trong một lớp ẩn đến sai số (a) và hiệu suất (b) của mô hình dự đoán

**4. Đánh giá mô hình**

Việc đánh giá hiệu suất phân loại của mô hình được thực hiện dựa trên tập dữ liệu xác thực gồm 41 mẫu thí nghiệm. Tập dữ liệu xác thực này được tách một cách ngẫu nhiên bởi mô hình từ dữ liệu đầu vào (15% tập dữ liệu đầu vào) và không bao gồm trong tập huấn luyện.

Kết quả dự đoán	Kết quả đúng			
	1	2	3	
1	35 85,4%	0 0,0%	1 2,4%	97,2% 2,8%
2	0 0,0%	2 4,9%	0 0,0%	100% 0,0%
3	0 0,0%	0 0,0%	3 7,3%	100% 0,0%
	100% 0,0%	100% 0,0%	75,0% 25,0%	97,6% 2,4%

**Hình 10.** Kiểm chứng hiệu suất của mô hình huấn luyện thông qua tập xác thực gồm 41 kết quả thí nghiệm

Trong tập xác thực, số lượng mẫu bị phá hoại Loại 1 là 36 mẫu, Loại 2 là 2 mẫu và Loại 3 là 3 mẫu. Kết quả đánh giá hiệu suất dự đoán được thể hiện trên ma trận hiệu suất (hay ma trận nhầm lẫn) (Hình 10), với tổng hiệu suất phân

loại là 97,6%. Số liệu này được ghi nhận cao hơn các trường hợp nghiên cứu của Mangalathu và Jeon [11], với hiệu suất phân loại của mô hình ANN là 91% trên mẫu cột có tiết diện tròn.

Một cách cụ thể, các dạng phá hoại Loại 2 và 3 được dự đoán với độ chính xác 100% và dạng phá hoại Loại 1 được dự đoán với độ chính xác 97,2%. Có thể kết luận rằng trong nghiên cứu này, một mô hình mạng tối ưu đã được thiết lập, với hiệu suất phân loại rất cao. Do đó, mô hình này có thể được ứng dụng để xác định dạng phá hoại của cột BTCT tiết diện chữ nhật bất kỳ (trong các công trình cũ hoặc mới) với các số liệu đầu vào bao gồm tiết diện và chiều cao cột, số lượng, loại cốt thép chủ và cốt thép đai, hiệu ứng tải trọng dọc trục tác dụng lên cột.

Việc đánh giá chính xác dạng phá hoại cho phép xác định đúng cường độ chịu tải của cột từ mô hình cường độ và từ đó có thể xây dựng mô hình ứng xử phi tuyến của cột chịu các tải trọng tĩnh và động.

Kết quả có ý nghĩa trong các bài toán đánh giá khả năng làm việc của cột trong quá trình chịu động đất và từ đó đề xuất giải pháp thiết kế cũng như gia cường kháng chấn cho cột, đặc biệt đối với các công trình cũ đang tồn tại và bị bỏ qua thiết kế kháng chấn.

## 5. Kết luận

Bài báo đã xây dựng được một mô hình học máy dựa trên mạng ANN, nhằm dự đoán dạng phá hoại của cột BTCT tiết diện chữ nhật. Mô hình dự đoán được huấn luyện dựa trên một bộ gồm 272 dữ liệu thí nghiệm gia tải lặp đảo chiều của cột BTCT. Nghiên cứu thể hiện tính mới trong việc áp dụng trí tuệ nhân tạo vào bài toán dự đoán, phân loại và đặc biệt chưa có một nghiên cứu nào trong nước và trên thế giới thực hiện dự đoán trên loại mẫu cột này. Một số kết luận được rút ra như sau:

(i) Mô hình lan truyền thẳng với thuật toán Bayesian Regularization là tối ưu về mặt thời gian và độ chính xác trong trường hợp này.

(ii) Kiến trúc mạng được tối ưu hóa là sử dụng 1 lớp ẩn và số lượng nơ ron / 1 lớp ẩn là 28 nơ ron.

(iii) Việc sử dụng phương pháp mạng nơ ron nhân tạo cho kết quả rất khả quan với độ chính xác lên đến 97,6% so với kết quả thí nghiệm thực tế. Kết quả này cao hơn nhiều so với nghiên cứu gần đây cho mẫu cột tiết diện tròn.

(iv) Kết quả nghiên cứu có ý nghĩa thực tiễn trong việc dự đoán chính xác dạng phá hoại của cột BTCT trong khung, nhà cao tầng và cầu cũ chịu tải trọng động đất.

(v) Kết quả nghiên cứu là tiền đề cho các bài toán đánh giá khả năng làm việc của công trình chịu tải trọng động đất cũng như đề xuất các giải pháp thiết kế cũng như gia cường kháng chấn cho cột BTCT ở các công trình nhà/ cầu cũ.

Bên cạnh đó, hiệu suất phân loại phụ thuộc rất lớn vào số lượng dữ liệu cho việc huấn luyện mạng. Đối với nghiên cứu này, 3 dạng phá hoại có số mẫu chênh lệch lớn, do đó cũng ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất phân

loại của mô hình. Các nghiên cứu tiếp theo sẽ tiếp tục hoàn thiện bộ dữ liệu với việc thu thập các kết quả mô hình số và tiến hành cập nhật lại mô hình ANN để nâng cao hiệu suất cho mô hình.

**Lời cảm ơn:** Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo trong đề tài có mã số B2022-DNA-15. Một số kết quả nghiên cứu được báo cáo tại “Hội nghị sinh viên nghiên cứu khoa học lần thứ 19, Khoa Xây dựng Cầu đường - Trường Đại học Bách khoa”.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Nam, P. H., Khoa, V. N., Vinh, N. H., & Hoa, H. P., “Phân tích ứng xử địa chấn và kiểm soát hư hại kết cấu trụ cầu bê tông cốt thép sử dụng phương pháp phân tích tĩnh và động phi tuyến”, *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng*, 19(9), 2021, 37-42.
- [2] Hoang, P. H., Phan, H. N., Nguyen, D. T., & Paolacci, F., “Kriging metamodel-based seismic fragility analysis of single-bent reinforced concrete highway bridges”, *Buildings*, 11(6), 2021, 238.
- [3] He, R., Yang, Y., & Sneed, L. H., “Seismic repair of reinforced concrete bridge columns: Review of research findings”, *Journal of Bridge Engineering*, 20(12), 2015, 04015015.
- [4] Yoshikawa, H., & Miyagi, T., “Ductility and failure modes of single reinforced concrete columns”, *Nippon Konkurito Kogaku Kyokai Ronbunshu*, 51(1), 1999, 229-244.
- [5] Sezen, H., Moehle, J. P., “Shear strength model for lightly reinforced concrete columns”, *Journal of Structural Engineering*, 130(11), 2004, 1692-1703.
- [6] Kim, T.H., Lee, K.M., Chung, Y.S. & Shin, H. M., “Seismic damage assessment of reinforced concrete bridge columns”, *Engineering Structures*, 27(4), 2005, 576-592.
- [7] Zhu, L., Elwood, K.J. & Haukaas, T., “Classification and seismic safety evaluation of existing reinforced concrete columns”, *Journal of Structural Engineering*, 133(9), 2007, 1316-1330.
- [8] Qi Y.L., Han X.L. & Ji J., “Failure mode classification of reinforced concrete column using Fisher method”, *Journal of Central South University*, 20(10), 2013, 2863-2869.
- [9] Phan, H. N., Paolacci, F., Bursi, O. S., & Tondini, N., “Seismic fragility analysis of elevated steel storage tanks supported by reinforced concrete columns”, *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 47, 2017, 57-65.
- [10] Nam, P. H., Hùng, H. M., Hải, N. M., & Hoa, H. P., “Mô hình hóa khớp dẻo trong đánh giá phá hoại địa chấn của cột bê tông cốt thép dựa trên mạng nơ ron nhân tạo”, *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD)-ĐHXDH*, 15(7V), 2021, 119-130.
- [11] Mangalathu, S. & Jeon, J. S., “Machine learning-based failure mode recognition of circular reinforced concrete bridge columns: Comparative study”, *Journal of Structural Engineering*, 145(10), 2019, 04019104.
- [12] NEEShub, “The NEES databases”, DEEDS, 2016, [online] <https://datacenterhub.org/resources/395>.
- [13] Michael, B., Myles, P., Marc, E., PEER structural performance database, Pacific Earthquake Engineering Research Center, University of California, Berkeley, 2004.
- [14] Bayrak, O. & D Sheikh, S., Confinement steel requirements for high strength concrete columns, The 11th World Conference on Earthquake Engineering, Acapulco, Mexico, 1996.
- [15] Xiao Y. & Yun., H. W., “Experimental studies on full-scale high-strength concrete columns”, *ACI Structural Journal*, 99(2), 2002, 199-207.
- [16] Lynn, A., Seismic evaluation of existing reinforced concrete building columns, University of California at Berkeley, 1999.
- [17] Mo, Y. L., & Wang, S. J., “Seismic behavior of rc columns with various tie configurations”, *Journal of Structural Engineering*, 126(10), 2000, 1122-1130.