

ĐÁNH GIÁ XÁC SUẤT PHÁ HỦY ĐỊA CHẤN CỦA KẾT CẤU TRỤ CẦU BÊ TÔNG CỐT THÉP CHỊU ĐỘNG ĐẤT DỰA TRÊN MẠNG NƠON NHÂN TẠO

Nguyễn Hoàng Vinh^a, Phan Hoàng Nam^{a,*}, Phạm Duy Hòa^b

^a*Khoa Xây dựng Cầu đường, Trường Đại học Bách Khoa, Đại học Đà Nẵng, 54 đường Nguyễn Lương Bằng, quận Liên Chiểu, TP Đà Nẵng, Việt Nam*

^b*Khoa Cầu đường, Trường Đại học Xây dựng Hà Nội, 55 đường Giải Phóng, quận Hai Bà Trưng, Hà Nội, Việt Nam*

Nhận ngày 27/5/2024, Sửa xong 25/8/2024, Chấp nhận đăng 10/9/2024

Tóm tắt

Nghiên cứu trình bày một hướng tiếp cận mới dựa trên mô hình mạng nơon nhân tạo (ANN) nhằm xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của trụ cầu bê tông cốt thép (BTCT) chịu động đất. Theo đó, trụ cầu được mô hình hóa sử dụng phần mềm OpenSees xét đến mô hình vật liệu phi tuyến và ảnh hưởng của nền móng. Các phân tích lịch sử thời gian được thực hiện trên một bộ gồm 140 bản ghi gia tốc nền được lựa chọn theo các phổ hiểm họa đều mục tiêu. Dựa trên dữ liệu được thu thập từ các kết quả phân tích, hai mô hình ANN nối tiếp được xây dựng, tối ưu và xác thực; cụ thể, mô hình ANN 1 được sử dụng để thiết lập quan hệ giữa các đại lượng đo lường cường độ dao động nền (IM) và mô hình ANN 2 với dữ liệu đầu vào là các IM được sử dụng để ước lượng đáp ứng kết cấu. Mô phỏng Monte Carlo cuối cùng được áp dụng trên 2 mô hình này để xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của kết cấu ứng với các trạng thái hư hại. Kết quả phân tích trên một trụ cầu thân cột BTCT của cầu Quá Giáng ở thành phố Đà Nẵng cho thấy phương pháp đề xuất thể hiện tính khả thi và tin cậy trong việc xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy cho các trạng thái hư hại khác nhau của trụ cầu.

Từ khóa: đồ thị trạng thái phá hủy; rủi ro địa chấn; trụ cầu bê tông cốt thép; mạng nơon nhân tạo; mô hình thay thế.

PROBABILISTIC DAMAGE ASSESSMENT OF REINFORCED CONCRETE PIERS UNDER EARTHQUAKES BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Abstract

This study presents a new approach based on the artificial neural network (ANN) model for constructing fragility curves of reinforced concrete piers subjected to earthquakes. Initially, the pier is modeled using OpenSees software, accounting for the effects of non-linear material behavior and foundation interactions. Subsequently, time-history dynamic analyses are performed on a set of 140 ground motion records selected based on the target uniform hazard spectra for a specific site. Based on the dataset collected from these analyses, two ANN models are built, optimized, and validated. Specifically, ANN model 1 establishes the relationship between the ground motion intensity measure (IM) and pier response, while ANN model 2, using IMs as input data, estimates the pier's response. Monte Carlo simulations are then applied to the ANN models to construct fragility curves. The analysis results for a reinforced concrete pier of the Qua Giang bridge in Da Nang City demonstrate that the proposed method is both feasible and reliable for constructing fragility curves for different seismic performance levels of the pier.

Keywords: fragility curve; seismic risk; reinforced concrete pier; artificial neural network; surrogate model.

[https://doi.org/10.31814/stce.huce2024-18\(4V\)-03](https://doi.org/10.31814/stce.huce2024-18(4V)-03) © 2024 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

*Tác giả đại diện. Địa chỉ e-mail: phnam@dut.udn.vn (Nam, P. H.)

1. Giới thiệu

Phương pháp thiết kế kháng chấn dựa theo tính năng (performance-based seismic design) là một phương pháp hiện đại, được phát triển để đánh giá và cải thiện khả năng kháng chấn của công trình [1]. Đối với phương pháp này, việc xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy (fragility curve) của từng cấu kiện kết cấu và toàn bộ hệ thống là bước cốt lõi trong quy trình thiết kế [2]. Phương pháp truyền thống để xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy thường dựa trên các mô hình số và giải tích; trong đó, các phương pháp như là phân tích đám mây [3], phân tích động lực tăng dần [4] hay phân tích đa dải [5] thường được áp dụng với việc giả định các đại lượng đáp ứng và IM tuân theo phân bố loga chuẩn. Các phương pháp này tồn tại một số hạn chế từ việc giả định, đặc biệt phương pháp phân tích đám mây còn phụ thuộc rất lớn vào dữ liệu gia tốc nền được sử dụng [6].

Ở Việt Nam, nhiều nghiên cứu đã tập trung vào đánh giá ứng xử địa chấn của kết cấu nhà, khung và cầu [7–9]; tuy nhiên, nghiên cứu xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy, đặc biệt cho kết cấu cầu chưa phổ biến và phần lớn dựa vào phương pháp giải tích. Mỹ và cs. [10] đã xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy cho trụ và gối cầu của một công trình cầu vượt bê tông cốt thép (BTCT) trên tuyến cao tốc Đà Nẵng – Quảng Ngãi. Trong nghiên cứu này, các tác giả cũng đã đánh giá mức độ tương quan của một số IM đến mô hình xác suất đáp ứng của kết cấu theo phương pháp phân tích đám mây. Bằng phương pháp tương tự, Vĩnh và cs. [11] đã xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy cho kết cấu trụ cầu BTCT chịu động đất xét đến các kịch bản gia cường bọc ngoài bằng bê tông tính năng siêu cao khác nhau.

Trên thế giới, các nghiên cứu đã không ngừng liên tục cải tiến và đề xuất các phương pháp mới cho việc xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của công trình cầu với việc sử dụng các phương pháp phân tích đám mây [12], động lực tăng dần [13], đa dải [14] hay kết hợp các phương pháp này với nhau [6] nhằm đánh giá chính xác nhất mô hình xác suất đáp ứng và hư hại của kết cấu. Bên cạnh đó, các nghiên cứu cũng đã đề xuất các phương pháp nhằm xem xét ảnh hưởng của các yếu tố ngẫu nhiên liên quan đến tham số mô hình hóa kết cấu và nguồn thảm họa đến đáp ứng địa chấn và đồ thị trạng thái phá hủy của công trình cầu [13, 15]. Tuy nhiên, đối với các kết cấu lớn, phức tạp hay khi nhiều yếu tố ngẫu nhiên đầu vào được xem xét, các phương pháp dựa trên mô hình tính toán tiêu tốn nhiều thời gian trong việc lặp lại các mô phỏng và phân tích.

Trong những năm gần đây, học máy đã và đang được áp dụng rộng rãi trong lĩnh vực kỹ thuật động đất [16–20]; đặc biệt, việc sử dụng kỹ thuật học máy để đánh giá đáp ứng địa chấn của kết cấu đã được nghiên cứu trong nhiều tài liệu. Điển hình, Trong [14], một mô hình thay thế (surrogate model) dựa trên rừng ngẫu nhiên đã được sử dụng để thiết lập nhanh các đồ thị trạng thái phá hủy của một lớp cầu BTCT nhiều nhịp. [19] đã kết hợp mô hình mạng nơron nhân tạo (artificial neural network – ANN) và phân tích động lực tăng dần để xây dựng mô hình xác suất đáp ứng kết cấu. [20] đã kết hợp phân tích động lực phi tuyến và mô hình ANN để xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của kết cấu cầu BTCT. Mô hình cho phép thiết lập nhanh đồ thị trạng thái phá hủy với các tham số ngẫu nhiên đầu vào là cường độ bê tông, cường độ chảy của thép và chiều cao thân trụ. Tuy nhiên, giả định đại lượng đáp ứng và IM tuân theo phân bố loga chuẩn vẫn được các tác giả áp dụng để xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy.

Trên cơ sở đó, nghiên cứu trong bài báo tập trung đề xuất một hướng tiếp cận mới với việc phát triển một hệ gồm 2 mô hình ANN nối tiếp để đánh giá nhanh đáp ứng địa chấn và từ đó xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của kết cấu trụ cầu với việc bỏ qua áp đặt phân bố loga chuẩn cho đại lượng đáp ứng và IM. Cụ thể, hai mô hình ANN được xây dựng và tối ưu dựa trên tập dữ liệu thu được từ phân tích lịch sử thời gian của kết cấu trụ cầu chịu động đất có xét đến các đặc trưng IM đầu vào khác nhau. Sau đó, đồ thị trạng thái phá hủy cho các trạng thái hư hại của trụ cầu được xây dựng dựa trên giá trị ước lượng của tỷ số chuyển vị đỉnh trụ từ các mô hình ANN kết hợp với mô phỏng Monte Carlo.

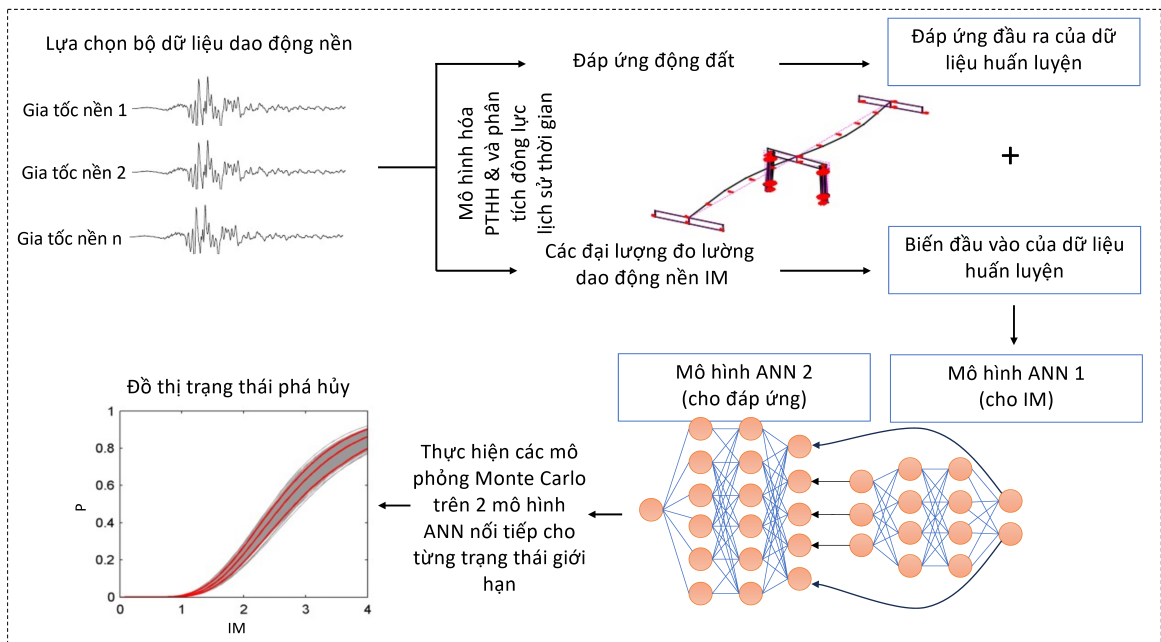
2. Xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy dựa trên mô hình ANN

2.1. Trình tự chung của phương pháp

Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) là một phương pháp tính toán dựa trên dữ liệu, cho phép xây dựng các mô hình toán học từ dữ liệu để đưa ra dự đoán. Quá trình này dựa trên mối quan hệ giữa các đặc điểm đã biết của các biến đầu vào và đầu ra. Một ưu điểm nổi trội là ANN có thể học và dự đoán từ các mối quan hệ phi tuyến tính phức tạp giữa các biến.

Trong nghiên cứu này, một hệ 2 mô hình ANN nối tiếp được xây dựng trên dữ liệu mô phỏng số kết hợp với mô phỏng Monte Carlo nhằm thiết lập nhanh đồ thị trạng thái phá hủy của kết cấu trụ cầu BTCT. Các bước cơ bản của phương pháp được đề xuất trên Hình 1, bao gồm:

- (1) Phát triển mô hình phần tử hữu hạn (PTHH) 3 chiều cho kết cấu trụ cầu chịu động đất;
- (2) Xây dựng đường cong khả năng (quan hệ lực cắt-tỷ số chuyển vị) bằng phân tích tĩnh phi tuyến dần dần, xác định các trạng thái giới hạn tương ứng của trụ cầu;
- (3) Thực hiện phân tích động lực lịch sử thời gian ứng với một bộ dữ liệu gia tốc nền, xác định giá trị đỉnh của đáp ứng kết cấu;
- (4) Xác định chu kỳ dao động cơ bản T_1 của kết cấu và tính toán các IM được xem xét, phân tích tương quan và đánh giá mức độ tương quan của từng IM đối với đáp ứng kết cấu, từ đó xác định các IM có mức độ tương quan cao nhất;
- (5) Xác định IM của đồ thị trạng thái phá hủy, ví dụ PGA và $Sa(T_1)$, thiết lập dữ liệu huấn luyện gồm đầu vào là PGA và $Sa(T_1)$ và đầu ra là các IM được lựa chọn ở bước 4, xây dựng và xác thực mô hình ANN phục vụ ước lượng các IM;
- (6) Với đầu vào là các IM ở bước 5 (gồm đầu vào và đầu ra), mô hình ANN 2 được thiết lập với dữ liệu đầu ra là đáp ứng kết cấu ở bước 3;
- (7) Xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy sử dụng mô phỏng Monte Carlo trên 2 mô hình ANN và trạng thái giới hạn ở bước 2.



Hình 1. Trình tự xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy dựa trên hệ 2 mô hình ANN nối tiếp

2.2. Xây dựng tập dữ liệu huấn luyện

Để xây dựng tập dữ liệu huấn luyện cho 2 mô hình ANN, một loạt mô phỏng và phân tích lịch sử thời gian trên các mô hình PTHH và bộ dữ liệu băng gia tốc nền được thực hiện.

Bảng 1. Các IM được sử dụng trong nghiên cứu

STT	IM	Ghi chú
Các IM theo độ lớn		
1	$PGA = \max a(t) $	Gia tốc nền đỉnh, với $a(t)$ là lịch sử thời gian của gia tốc nền.
2	$PGV = \max v(t) $	Vận tốc nền đỉnh, với $v(t)$ lịch sử thời gian của vận tốc nền.
3	$PGD = \max d(t) $	Chuyển vị nền đỉnh, với $d(t)$ là lịch sử thời gian của chuyển vị nền.
Các IM theo nội dung tần số		
4	$Sa(T_1)$	Phổ gia tốc nền tại chu kỳ dao động cơ bản T_1 .
5	$Sv(T_1)$	Phổ vận tốc nền tại chu kỳ dao động cơ bản T_1 .
6	$Sd(T_1)$	Phổ chuyển vị nền tại chu kỳ dao động cơ bản T_1 .
7	$ASI = \int_{0,1}^{0,5} Sa(T) dT$	Cường độ phổ gia tốc nền.
8	$VSI = \int_{0,1}^{2,5} Sv(T) dT$	Cường độ phổ vận tốc nền.
9	$Sa^* = [Sa(T_1)]^{1-\alpha} [Sa(T_f)]^\alpha$	Phổ gia tốc nền có xét hình dạng phổ, với T_f là chu kỳ hóa mềm do suy giảm độ cứng, $\alpha = 0,5$ và $T_f = 2T_1$.
10	$Sa_{AV} = \left[\prod_{i=1}^n Sa(T_i) \right]^{1/n}$	Phổ gia tốc nền trung bình, trong đó một dãy các chu kỳ giữa $0,2T_1$ và $3T_1$ với bước chu kỳ $0,01$ s được sử dụng.
11	$I_{NP} = Sa(T_1) \left(\frac{Sa_{AV}(T_1 \dots T_n)}{Sa(T_1)} \right)^\alpha$	Phổ gia tốc nền có xét hình dạng phổ, với T_n là chu kỳ lớn nhất được xem xét, $T_n = 2T_1$ và $\alpha = 0,4$ được sử dụng.
Các IM theo thời gian		
12	$I_A = \frac{\pi}{2g} \int_0^{t_f} [a(t)]^2 dt$	Cường độ Arias, với t_f là khoản thời gian diễn ra dao động nền, cụ thể đây là độ dài của bản ghi gia tốc nền.
13	$P_A = \frac{1}{t_D} \int_{t_5}^{t_{95}} a^2(t) dt$	Cường độ Housner, với $t_D = t_{95} - t_5$ là khoảng thời gian dao động nền nổi bật, t_5 và t_{95} lần lượt là 5% và 95% tổng thời gian của cường độ Arias.

STT	IM	Ghi chú
14	$I_C = a_{rms}^{1,5} t_D^{0,5}$	Cường độ đặc trưng, với $a_{rms} = \sqrt{P_A}$.
15	$CAV = \int_0^{t_f} a(t) dt$	Vận tốc tuyệt đối tích lũy.
16	$CAD = \int_0^{t_f} v(t) dt$	Chuyển vị tuyệt đối tích lũy.

Đồ thị trạng thái phá hủy có thể được biểu diễn thông qua các IM khác nhau, tùy thuộc vào mô hình xác suất hiểm họa động đất, ở đây PGA và $Sa(T_1)$ được lựa chọn cho việc thiết lập đồ thị, đây cũng là các IM được sử dụng phổ biến trong thiết kế kháng chấn dựa theo tính năng. Bên cạnh đó, các IM khác nhau có mức độ tương quan khác nhau đến đáp ứng kết cấu [21]. Do đó, 16 IM được xem xét trong nghiên cứu và được chia thành 3 nhóm trên Bảng 1, bao gồm nhóm IM liên quan đến độ lớn, nhóm IM liên quan đến nội dung tần số và nhóm IM liên quan đến khoản thời gian diễn ra dao động nền. Mục tiêu là lựa chọn các IM phù hợp nhất của từng nhóm để thiết lập quan hệ với đáp ứng động đất thông qua mô hình ANN.

Dựa trên kết quả phân tích lịch sử thời gian, một tập dữ liệu gồm các IM và đáp ứng của kết cấu được thu thập. Trên cơ sở đó, một phân tích tương quan trước hết được thực hiện để xác định các IM có mức độ tương quan cao với đáp ứng kết cấu. Từ đó, 2 tập dữ liệu được thiết lập cho 2 mô hình ANN: (1) tập dữ liệu bao gồm PGA , $Sa(T_1)$ và các IM có mức độ tương quan cao nhất ở từng nhóm; (2) tập dữ liệu gồm tất cả các IM ở bước (1) và đáp ứng kết cấu.

2.3. Phân tích mức độ phá hoại của kết cấu sử dụng kỹ thuật mô phỏng Monte Carlo

Xác suất có điều kiện $P[D > C|IM]$ mà đáp ứng D vượt quá giới hạn C được biết là đồ thị trạng thái phá hoại. Trên cơ sở các mô hình ANN đã được thiết lập dựa trên dữ liệu huấn luyện, đồ thị trạng thái phá hoại có thể được xác định dựa trên mô phỏng Monte Carlo, được định nghĩa là phân số của số điểm mà $D > C$ trên tổng số điểm,

$$P[D > C|IM] = \frac{1}{N_{si}} \sum_1^{N_{si}} I(D_{si} > C) \quad (1)$$

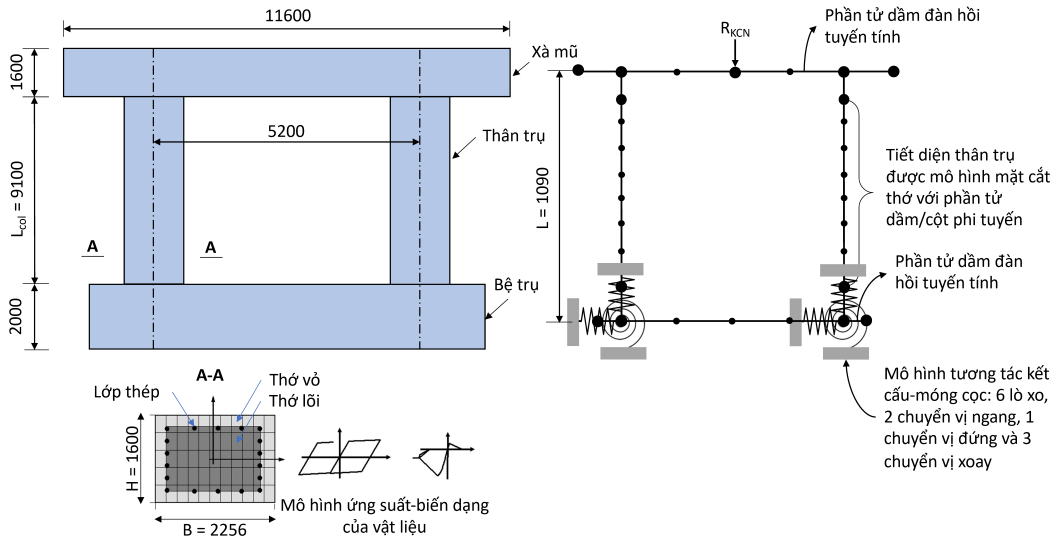
trong đó N_{si} là tổng số mô phỏng được thực hiện tại mỗi cấp IM_i và $I(D_{si} > C)$ định nghĩa hàm chỉ thị, có giá trị 1 trong trường hợp $D_{si} > C$ và 0 trong trường hợp ngược lại.

3. Áp dụng xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy cho trụ cầu Quá Giáng ở thành phố Đà Nẵng

3.1. Mô hình hóa trụ cầu

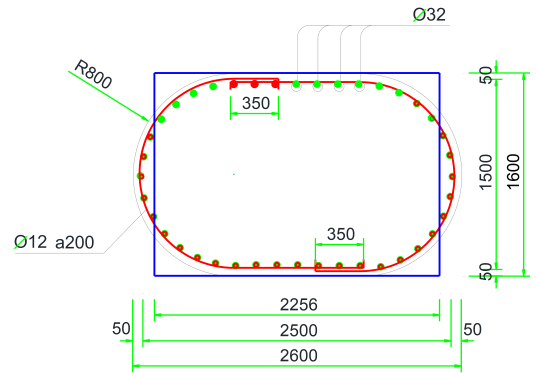
Trụ cầu thân cột BTCT tiết diện chữ nhật của Cầu Quá Giáng ở thành phố Đà Nẵng được lựa chọn để mô hình hóa và phân tích, với thông số hình học và vật liệu được thể hiện trên Hình 2. Mô hình PTHH 3 chiều của trụ cầu được xây dựng sử dụng phần mềm OpenSees [22]. Mô hình trụ cầu chịu động đất với thông số kích thước và các điều kiện biên được mô tả trên Hình 2, trong đó ảnh hưởng của nền móng được xem xét qua phương pháp mô hình lò xo tương đương và gối cầu được giả định là gối cứng.

Xà mũ trụ có tiết diện hình chữ nhật, với chiều cao 1,6 m và chiều rộng theo phương dọc cầu 1,8 m, được mô hình hóa dùng phần tử dầm đàn hồi tuyến tính (element elasticBeamColumn).

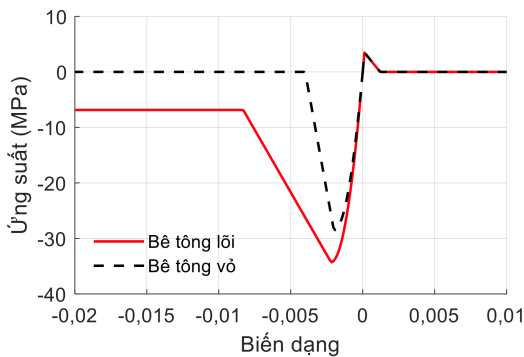


Hình 2. Mô hình hóa PTHH trụ cầu xét đến ảnh hưởng của gối và móng cầu (đơn vị mm)

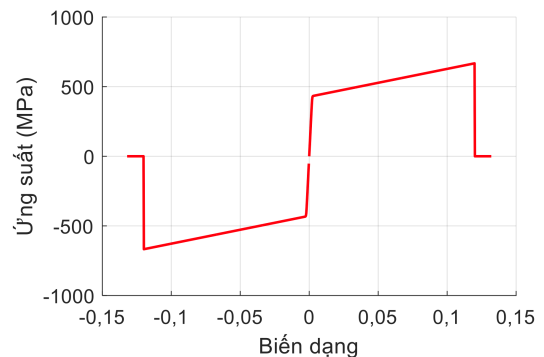
Thân trụ dạng cột có tiết diện bầu dục được quy đổi thành chữ nhật; trong đó, mỗi cột được bố trí 40 thanh cốt chủ $\varnothing 32$ và cốt đai $\varnothing 12$ với bước đai a200 mm, như thể hiện trên Hình 3. Các cột được mô hình hóa sử dụng phần tử dầm cột phi tuyến (element nonlinearBeamColumn) với mô hình mặt cắt thớ hay còn gọi là mô hình dẻ phân tán (fiber section). Đối với mô hình này, các mô hình vật liệu đơn trục Concrete-02 và Steel-02 cần được định nghĩa. Đường cong quan hệ giữa ứng suất và biến dạng của 2 mô hình vật liệu này được thể hiện trên Hình 4, với số liệu cường độ bê tông và chiều dày lớp bê tông bảo vệ được lấy từ số liệu đo đạc thực nghiệm lần lượt là $f'_c = 28,57$ MPa. Ngoài ra, để mô hình chính xác ứng xử của của cột, dạng phá hoại của cột cần được xác định. Có nhiều phương pháp đã được nghiên cứu và liệt kê ở [23], kể cả các mô hình học máy. Trong nghiên cứu này, phương



Hình 3. Bố trí cốt thép thân trụ (đơn vị mm)



(a) Concrete02



(b) Steel02

Hình 4. Quan hệ ứng suất biến dạng của mô hình vật liệu đơn trục

pháp đề nghị bởi [24] được áp dụng. Cụ thể chỉ số hư hại ω (failure index) được xác định cho thân trụ. Kết quả $\omega = 0,029$ tương ứng với dạng phá hoại uốn. Do đó, ứng xử cắt hay tương tác cắt-uốn được bỏ qua trong mô hình dèo phân tán của nghiên cứu.

Tương tác giữa trụ và nền móng được mô hình đơn giản hóa thông qua hệ lò xo tương đương được liên kết tại mỗi chân cột, trong đó có 2 lò xo biểu diễn chuyển vị ngang, 1 lò xo biểu diễn chuyển vị đứng và 3 lò xo biểu diễn chuyển vị xoay theo các phương. Mỗi lò xo được mô hình thông qua phần tử “zerolength” với các vật liệu đơn trục đàn hồi tuyến tính (uniaxialMaterial Elastic) được khai báo thông qua giá trị độ cứng theo các phương. Trong đó, độ cứng theo phương ngang $K_{G,h}$, đứng $K_{G,v}$ và xoay $K_{G,r}$ của nhóm cọc được tính là

$$K_{G,h} = \sum_{i=1}^{N_{cọc}} K_{hh,i} \quad (2)$$

$$K_{G,v} = \sum_{i=1}^{N_{cọc}} K_{vv,i} \quad (3)$$

$$K_{G,r} = \sum_{i=1}^{N_{cọc}} K_{vv,i} x_i^2 \quad (4)$$

với $K_{hh,i}$ và $K_{vv,i}$ lần lượt là độ cứng theo phương ngang và phương đứng của cọc thứ i , x_i là khoảng cách từ tim cọc đến trọng tâm của nhóm cọc được đo theo phương vuông góc với trục xoay và $N_{cọc}$ là số lượng cọc.

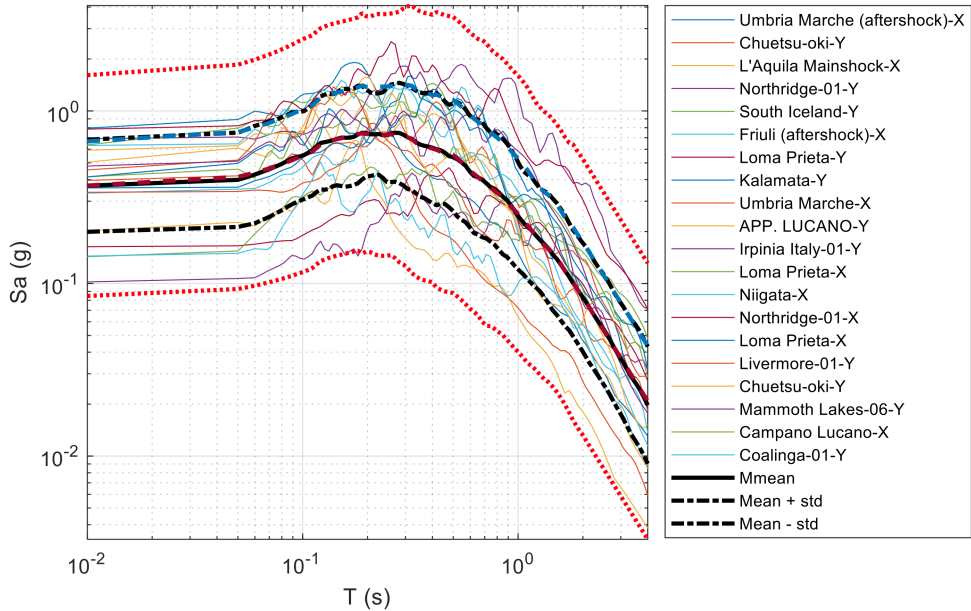
Trong nghiên cứu này, giá trị độ cứng lò xo theo các phương được tính từ phân tích một cọc đơn chịu tải trọng ngang sử dụng phần mềm OpenSeePL [25]. Từ kết quả quan hệ tải trọng-chuyển vị ngang và đứng, độ cứng lò xo của một cọc đơn theo các phương được xác định là $K_{hh,i} = 375887,801$ kN/m và $K_{vv,i} = 4793446,889$ kN/m. Ngoài ra, đài cọc có tiết diện chữ nhật, với chiều cao 2 m và chiều rộng 6 m, cũng được mô hình hóa sử dụng phần tử dầm đàn hồi tuyến tính tương tự xà mũ trụ.

Đối với phân tích động lực phi tuyến, mô hình cản Rayleigh và thuật toán KrylovNewton với bước thời gian phân tích được lựa chọn 0,01 s cho tất cả các dao động nền.

3.2. Lựa chọn dữ liệu gia tốc nền cho phân tích lịch sử thời gian

Một bộ dữ liệu gồm 7 bộ gia tốc nền được lựa chọn sử dụng bằng thuật toán Scores [26]. Mỗi bộ được lựa chọn gồm 20 gia tốc nền, do đó tổng cộng 140 dữ liệu được sử dụng cho phân tích lịch sử thời gian để thu thập dữ liệu huấn luyện cho các mô hình ANN.

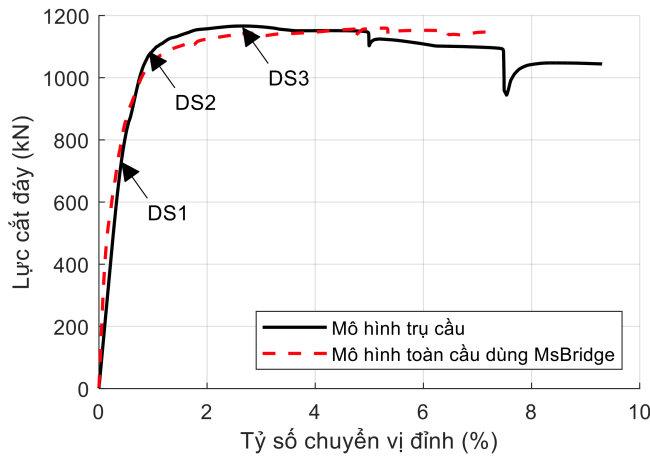
Khu vực xem xét có mức độ hiểm họa động đất vừa và nhỏ [27], do đó để có thể thu thập các bộ gia tốc nền có cường độ khác nhau và đủ lớn để có thể gây ra các mức độ hư hại cho trụ cầu, một khu vực địa chấn mạnh trên đảo Sicilia, Italia đã được lựa chọn và các phổ hiểm họa động đất (uniform hazard spectra - UHS) mục tiêu ứng với các chu kỳ lặp khác nhau được xây dựng, đó là $T_r = 75, 130, 240, 430, 780, 1400$ và 2500 năm. Theo thuật toán này, các dữ liệu của mỗi bộ được lựa chọn sao cho phổ phản ứng trung bình và trung bình (mean) \pm độ lệch chuẩn (std) (phần vị thứ 84) là phù hợp nhất với phổ hiểm họa động đất mục tiêu. Một ví dụ về kết quả lựa chọn các gia tốc nền ứng với phổ mục tiêu UHS có $T_r = 2500$ năm được thể hiện trên Hình 5. Lưu ý rằng đối với phân tích lịch sử thời gian, chỉ kích thích theo phương dọc cầu được mô phỏng và phân tích; do đó, thành phần dao động nền có PGA lớn hơn giữa 2 phương ngang (X và Y) được sử dụng.



Hình 5. Ví dụ bộ gia tốc nền được lựa chọn ứng với UHS có $T_r = 2500$ năm

3.3. Lựa chọn đáp ứng của kết cấu và xác định trạng thái hư hại

Tỷ số chuyển vị đỉnh trụ (δ_p) được lựa chọn để đánh giá đáp ứng của trụ cầu chịu động đất. Do đó, các trạng thái hư hại tương ứng được xác định thông qua giới hạn tỷ số chuyển vị đỉnh trụ. Các giới hạn này có thể được xác định dựa vào kết quả phân tích tĩnh phi tuyến đẩy dần trong trường hợp không có kết quả thí nghiệm hoặc từ tiêu chuẩn. Trong nghiên cứu này, phân tích tĩnh phi tuyến đẩy dần theo phương dọc cầu (phương yếu) được thực hiện. Theo đó, điểm đặt lực tại vị trí trọng tâm xà mũ và phương pháp điều khiển theo chuyển vị (displacement control) được thực hiện với bước chuyển vị là 0,0001.



Hình 6. Kết quả phân tích tĩnh phi tuyến đẩy dần

Kết quả phân tích được thể hiện trên Hình 6. Đồng thời kết quả phân tích tĩnh từ mô hình toàn cầu sử dụng phần mềm MsBridge [28] cũng được thực hiện để xác thực mô hình hiện tại. Kết quả cho thấy 2 mô hình thể hiện sự phù hợp nhất định. Từ đó, các giới hạn của tỷ số chuyển vị ứng với 3 trạng thái hư hại đầu tiên của trụ cầu được xác định ở Bảng 2.

Bảng 2. Giới hạn tỷ số chuyển vị ứng với các trạng thái hư hại của trụ

Trạng thái hư hại	Mô tả	Giá trị giới hạn (%)
DS1	Điểm xuất hiện vết nứt	0,44
DS2	Điểm chảy cốt thép	0,91
DS3	Điểm bắt đầu suy giảm cường độ	2,62

3.4. Xây dựng tập dữ liệu huấn luyện

Tập dữ liệu huấn luyện được xây dựng dựa trên kết quả phân tích lịch sử thời gian của 140 dao động nền. Trong trường hợp này, biến đầu vào sẽ là các IM và đầu ra là tỷ số chuyển vị của trụ. Dựa trên kết quả phân tích tương quan Pearson giữa các IM và chuyển vị đỉnh trụ trên Bảng 3, các IM có tương quan cao với đáp ứng kết cấu trong từng nhóm (nhóm độ lớn, nhóm tần số và nhóm thời gian) được lựa chọn để xây dựng tập dữ liệu huấn luyện lần lượt là PGV , ASI và I_C được lựa chọn.

Bảng 3. Tổng hợp kết quả phân tích tương quan giữa IM và tỷ số chuyển vị đỉnh trụ

STT	IM	R	STT	IM	R
1	PGA	0,785	9	Sa^*	0,782
2	PGV	0,895	10	Sa_{AV}	0,869
3	PGD	0,238	11	I_{NP}	0,815
4	$Sa(T_1)$	0,747	12	I_A	0,861
5	$Sv(T_1)$	0,747	13	P_A	0,794
6	$Sd(T_1)$	0,747	14	I_C	0,880
7	ASI	0,911	15	CAV	0,785
8	VSI	0,901	16	CAD	0,743

Trên cơ sở đó, 2 tập dữ liệu huấn luyện được thiết lập với tập dữ liệu cho IM gồm đầu vào là PGA và $Sa(T_1)$ và đầu ra là PGV , ASI và I_C , và tập dữ liệu cho đáp ứng kết cấu gồm đầu vào là PGA , $Sa(T_1)$, PGV , ASI và I_C , và đầu ra là tỷ số chuyển vị đỉnh trụ δ_p . Kết quả phân tích thống kê với các giới hạn trên, dưới và số trung vị của từng biến trong tập dữ liệu cho đáp ứng kết cấu được thể hiện Bảng 4.

Bảng 4. Kết quả thống kê tập dữ liệu cho đáp ứng kết cấu

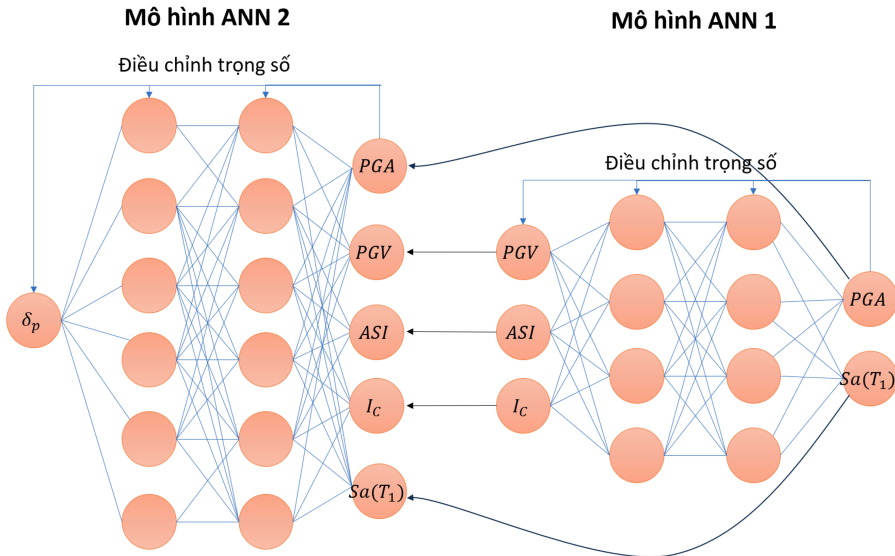
STT	Biến	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất	Số trung vị
1	PGA	0,0131	0,7383	0,1193
2	$Sa(T_1)$	0,0221	2,2511	0,2278
3	PGV	0,6110	66,985	5,9491
4	ASI	0,0187	1,1395	0,1458
5	I_C	0,0005	0,2220	0,0122
6	δ_p	0,0039	2,0374	0,1767

3.5. Xây dựng kiến trúc mạng và tối ưu mô hình ANN

Để xây dựng và xác thực mô hình mạng ANN, tập dữ liệu được chia theo tỷ lệ là 80% huấn luyện, 10% xác thực và 10% kiểm thử. Hệ 2 mạng nơron “trainable cascade-forward backpropagation network” nối tiếp với 2 lớp ẩn được sử dụng trong nghiên cứu này. Kiến trúc chung của mạng được thể hiện trên Hình 7, trong đó hàm kích hoạt poslin được sử dụng cho mạng ANN 1 và logsig được

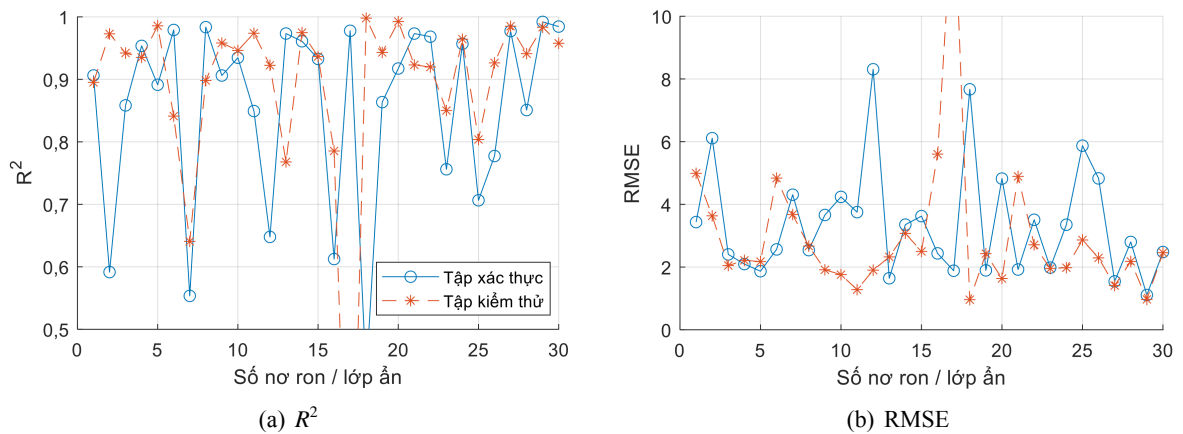
sử dụng cho mạng ANN 2. Cả 2 mạng đều sử dụng hàm huấn luyện traingd, hàm mất mát mse được sử dụng cho cả 2 mạng. Quá trình huấn luyện và xác thực trên phần mềm Matlab được thực hiện với các thông số cơ bản như sau: số epoch tối đa 1000, hiệu suất tối thiểu 0, tốc độ học 0,01, tỷ lệ tăng tốc độ học 1,05, tỷ lệ giảm tốc độ học 0,7, độ dốc hiệu suất tối thiểu 1×10^{-5} .

Để xác định kiến trúc mạng tối ưu, số lượng nơron/lớp ẩn được khảo sát từ 1 đến 30 nơron thông qua việc xác thực mô hình huấn luyện với tập xác thực và kiểm thử. Kết quả khảo sát đối với R^2 và RMSE được thể hiện trên Hình 9.

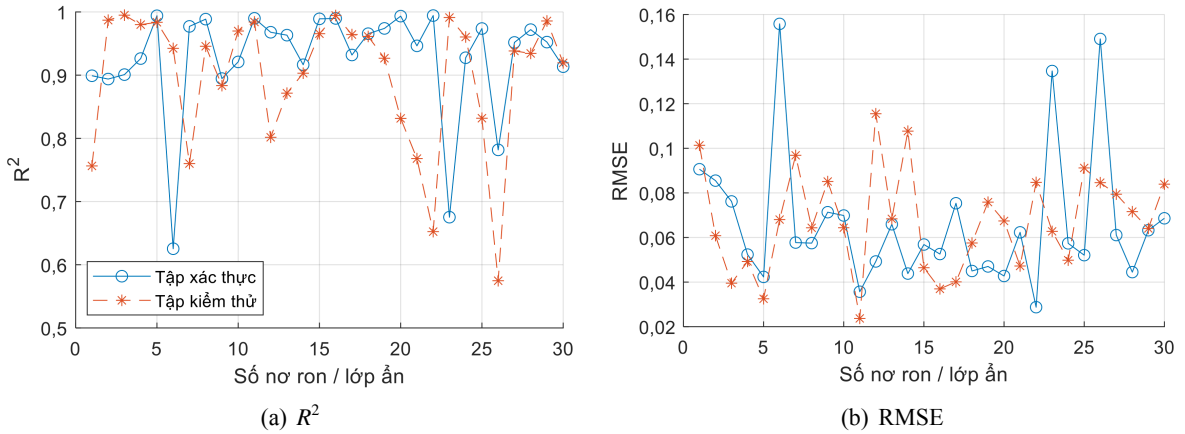


Hình 7. Hệ 2 mạng nơron “trainable cascade-forward backpropagation network” nối tiếp với 2 lớp ẩn

Dựa trên kết quả khảo sát ở Hình 8 và Hình 9, số lượng nơron/lớp ẩn được lựa chọn ứng với kiến trúc mạng sao cho các mô hình đưa ra kết quả dự đoán tốt nhất đối với cả tập xác thực và kiểm thử. Kết quả kiến trúc mạng tối ưu cùng với giá trị R^2 và RMSE tương ứng được thể hiện trên Bảng 5. Có thể nhận xét rằng có 2 mạng đều có hiệu suất ước lượng rất cao cho cả tập xác thực và kiểm thử, thể hiện độ tin cậy của mô hình.



Hình 8. Khảo sát số lượng nơron/lớp ẩn đối với mô hình ANN 1



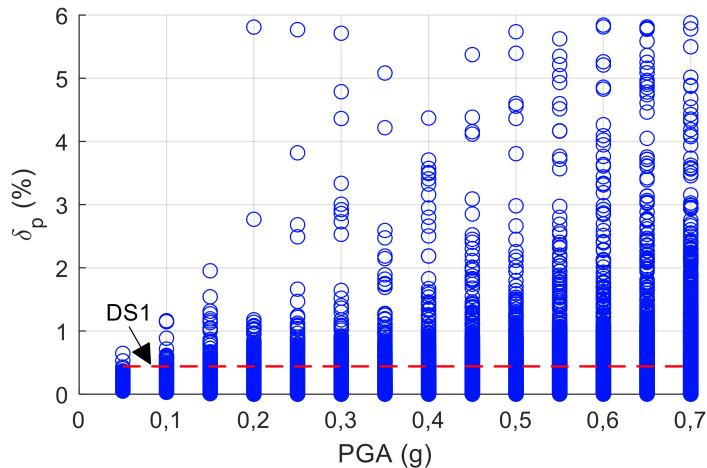
Hình 9. Khảo sát số lượng nơron/1 lớp ẩn đối với mô hình ANN 2

Bảng 5. Kiến trúc mạng tối ưu cho 2 mô hình ANN

Mô hình ANN	Số nơron / lớp ẩn	Xác thực		Kiểm thử	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
Mô hình ANN cho IM (Mô hình ANN 1)	29	0,992	1,108	0,983	0,968
Mô hình ANN cho đáp ứng (Mô hình ANN 2)	11	0,990	0,036	0,984	0,024

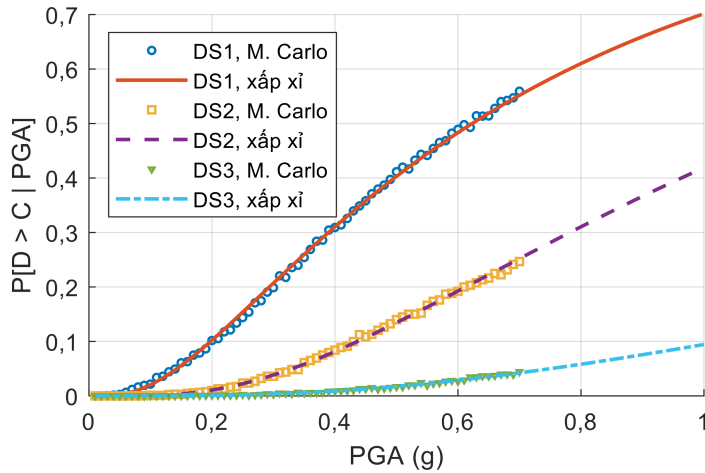
3.6. Ước lượng tỷ số chuyển vị đỉnh trụ và xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy

Để xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy theo PGA, các mô phỏng Monte Carlo được thực hiện cho mỗi bước PGA (với bước PGA được chọn là 0,01 g và $PGA_{max} = 0,7$ gần tiệm cận với giá trị lớn nhất ở Bảng 4) cho $N_{si} = 10000$ mẫu. Xác suất phá hoại địa chấn tại mỗi bước PGA được xác định là phân số của số mẫu có giá trị tỷ số chuyển vị vượt quá trạng thái giới hạn trên tổng số mẫu.



Hình 10. Kết quả mô phỏng Monte Carlo trên 2 mô hình ANN

Tại bước đầu tiên, $Sa(T_1)$ tại mỗi bước PGA cần được lấy N mẫu tương ứng với giả thiết rằng $Sa(T_1)$ thuộc $\log N(\log(PGA), g)$. Lưu ý rằng việc tạo mẫu $Sa(T_1)$ cùng với PGA để xét ảnh hưởng của nội dung tần số của gia tốc nền và tạo thành một vec tơ IM đầu vào.



Hình 11. Đồ thị trạng thái phá hủy của trụ cầu ứng với các trạng thái hư hại khác nhau

Tiếp theo, mô hình ANN 1 được sử dụng để ước lượng PGV , ASI và I_C tương ứng. Các đại lượng IM ở mô hình ANN 1 sẽ là đầu vào cho mô hình ANN 2 và tỷ số chuyển vị tiếp theo được ước lượng. Để thuận tiện cho việc quan sát, một ví dụ của việc lấy mẫu và ước lượng tỷ số chuyển vị tại các bước $PGA = 0,05$ g và số mô phỏng Monte Carlo $N_{si} = 1000$ được thể hiện trên Hình 10.

Trên cơ sở đó, đồ thị trạng thái phá hủy theo công thức (1). Cuối cùng, phương pháp xấp xỉ khớp bởi Baker [29] được áp dụng để làm trơn và xấp xỉ đồ thị cho các giá trị PGA ngoài giới hạn của tập dữ liệu. Kết quả đồ thị trạng thái phá hủy cho 3 trạng thái hư hại khác nhau của trụ cầu được thể hiện trên Hình 11.

Các đồ thị thể hiện xác suất xuất hiện các trạng thái hư hại của trụ cầu ứng với các cấp độ PGA khác nhau, từ 0 đến 1 g. Có thể nhận xét chung rằng các trạng thái hư hại xảy ra ở các cấp độ PGA khá cao. Cụ thể, 50% xác suất xuất hiện của trạng thái DS1 ứng với $PGA \sim 0,6$ g. Trong khi đó, đối với 2 trạng thái còn lại, DS2 và DS3, xác suất xuất hiện hư hại lần lượt là 40% và 10% tại cấp độ $PGA \sim 1$ g.

4. Kết luận

Nghiên cứu trong bài báo đã tập trung phát triển một hệ gồm 2 mô hình ANN nhằm xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của trụ cầu BTCT chịu động đất. Cụ thể, trụ cầu thân cột của cầu Quá Giáng ở thành phố Đà Nẵng được lựa chọn và mô hình hóa phi tuyến sử dụng phần mềm OpenSees. Hai tập dữ liệu khác nhau phục vụ huấn luyện các mô hình ANN đã được thiết lập dựa trên kết quả phân tích động lực lịch sử thời gian của trụ cầu sử dụng 140 dữ liệu gia tốc nền khác nhau. Dựa trên 2 mô hình ANN nối tiếp, đồ thị trạng thái phá hủy cho 3 trạng thái hư hại của trụ cầu được xây dựng thông qua mô phỏng Monte Carlo với việc bỏ qua giả định các đại lượng đáp ứng và IM tuân theo phối phối loga chuẩn. Một số kết luận chính của nghiên cứu như sau:

- Qua phân tích tương quan giữa 16 IM và tỷ số chuyển vị đỉnh trụ, các IM có mức độ tương quan cao trong từng nhóm đối với tỷ số chuyển vị đỉnh trụ là PGV , ASI và I_C .

- Quá trình xây dựng và xác thực các mô hình ANN với mạng “trainable cascade-forward backpropagation” và 2 lớp ẩn cho thấy mô hình ANN cho IM (mô hình ANN 1) tối ưu với 29 nơron/1 lớp ẩn và mô hình ANN cho đáp ứng (mô hình ANN 2) tối ưu với 11 nơron/1 lớp ẩn.

- Dựa trên kết quả phân tích tĩnh phi tuyến đẩy dần, các trạng thái giới hạn của trụ cầu tương ứng với 3 trạng thái hư hại đã được xác định. Cụ thể, trạng thái DS1 tại tỷ số chuyển vị đỉnh trụ giới hạn là 0,44% (ứng với điểm vết nứt bắt đầu xuất hiện), trạng thái DS2 tại tỷ số chuyển vị đỉnh trụ giới hạn

là 0,91% (ứng với điểm chảy cốt thép) và trạng thái DS3 tương ứng với tỷ số chuyển vị đỉnh trụ giới hạn là 2,62% (ứng với điểm cường độ bắt đầu suy giảm).

- Đồ thị trạng thái phá hủy cho từng trạng thái hư hại của trụ cầu được xác định dựa trên 2 mô hình ANN nối tiếp kết hợp với mô phỏng Monte Carlo. Kết quả cho thấy tính khả thi và tin cậy của việc sử dụng mô hình ANN trong xây dựng đồ thị trạng thái phá hủy của trụ cầu.

- Nghiên cứu tiếp theo cần xem xét tính ngẫu nhiên của các tham số vật liệu, hình học đầu vào để mô hình mang tính phổ quát và có thể áp dụng cho các loại trụ cầu khác nhau.

Tài liệu tham khảo

- [1] Porter, K. A. (2003). An overview of PEER's performance-based earthquake engineering methodology. *Proceedings of Ninth International Conference on Applications of Statistics and Probability in Civil Engineering*, Citeseer, 1–8.
- [2] Moehle, J., Deierlein, G. G. (2004). A framework methodology for performance-based earthquake engineering. *13th World Conference on Earthquake Engineering*, WCEE Vancouver, 679:12.
- [3] Cornell, C. A., Jalayer, F., Hamburger, R. O., Foutch, D. A. (2002). Probabilistic basis for 2000 SAC federal emergency management agency steel moment frame guidelines. *Journal of Structural Engineering*, 128(4):526–533.
- [4] Vamvatsikos, D., Cornell, C. A. (2001). Incremental dynamic analysis. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 31(3):491–514.
- [5] Jalayer, F., Cornell, C. A. (2008). Alternative non-linear demand estimation methods for probability-based seismic assessments. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 38(8):951–972.
- [6] Pang, Y., Wang, X. (2021). Cloud-IDA-MSA conversion of fragility curves for efficient and high-fidelity resilience assessment. *Journal of Structural Engineering*, 147(5).
- [7] Thuật, Đ. V. (2010). Đánh giá chuyển vị ngang phi tuyến của kết cấu nhà nhiều tầng chịu động đất dựa theo phân tích tĩnh phi tuyến và phổ thiết kế đàn hồi trong TCXDVN 375: 2006. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD)-ĐHXDHN*, 4(2).
- [8] Quang, V. M., Tùng, V. M. (2023). Phân tích đẩy dần khung bê tông cốt thép có dầm chuyển theo Eurocode 8. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD) - ĐHXDHN*, 17(1V):52–61.
- [9] Nam, P. H., Khoa, V. N., Vĩnh, N. H., Hoa, H. P. (2021). 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*, 37–42.
- [10] Nguyễn Văn, M., Phan Hoàng, N., Nguyễn Minh, H., Hoàng Phương, H. (2022). Phân tích xác suất phá hủy địa chấn cho trụ và gối cầu của công trình cầu vượt bê tông cốt thép trên tuyến cao tốc Đà Nẵng - Quảng Ngãi. *Transport and Communications Science Journal*, 73(3):300–315.
- [11] Nguyen, H. V., Nguyen, D. D. N., Phan, H. N., Nguyen, M. H., Nguyen, V. M., Hoang, P. H., Pham, D. H. (2023). Fragility-based effectiveness evaluation of reinforced concrete bridge piers strengthened with UHPC jackets. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1289(1):012014.
- [12] Choi, E., DesRoches, R., Nielson, B. (2004). Seismic fragility of typical bridges in moderate seismic zones. *Engineering Structures*, 26(2):187–199.
- [13] Chomchuen, P., Boonyapinyo, V. (2017). Incremental dynamic analysis with multi-modes for seismic performance evaluation of RC bridges. *Engineering Structures*, 132:29–43.
- [14] Mangalathu, S., Jeon, J.-S. (2019). Stripe-based fragility analysis of multispan concrete bridge classes using machine learning techniques. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 48(11):1238–1255.
- [15] Li, H., Li, L., Zhou, G., Xu, L. (2020). Effects of various modeling uncertainty parameters on the seismic response and seismic fragility estimates of the aging highway bridges. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 18(14):6337–6373.
- [16] Giovanis, D. G., Fragiadakis, M., Papadopoulos, V. (2015). Epistemic uncertainty assessment using Incremental Dynamic Analysis and Neural Networks. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 14(2): 529–547.
- [17] Wang, Z., Pedroni, N., Zentner, I., Zio, E. (2018). Seismic fragility analysis with artificial neural networks: Application to nuclear power plant equipment. *Engineering Structures*, 162:213–225.

- [18] Nam, P. H., Hùng, H. M., Hải, N. M., Hoa, H. P. (2021). [Mô hình hóa khớp dẻo trong đánh giá phá hoại địa chấn của cột bê tông cốt thép dựa trên mạng nơron nhân tạo](#). *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCN XD) - ĐHXDHN*, 15(7V):119–130.
- [19] Liu, Z., Sextos, A., Guo, A., Zhao, W. (2022). [ANN-based rapid seismic fragility analysis for multi-span concrete bridges](#). *Structures*, 41:804–817.
- [20] Razzaghi, M. S., Safarkhanlou, M., Mosleh, A., Hosseini, P. (2018). Fragility assessment of RC bridges using numerical analysis and artificial neural networks. *Earthquakes and Structures*, 15(4):431–441.
- [21] Phan, H. N., Paolacci, F., Nguyen, V. M., Hoang, P. H. (2021). [Ground Motion Intensity Measures for Seismic Vulnerability Assessment of Steel Storage Tanks With Unanchored Support Conditions](#). *Journal of Pressure Vessel Technology*, 143(6).
- [22] McKenna, F. (2011). [OpenSees: A framework for earthquake engineering simulation](#). *Computing in Science & Engineering*, 13(4):58–66.
- [23] Nguyen, V. M., Phan, H. N., Paolacci, F. (2023). [Feature selections and optimizable classification learners for detecting failure modes of rectangular reinforced concrete columns](#). *Asian Journal of Civil Engineering*, 24(5):1267–1281.
- [24] Ma, Y., Gong, J.-X. (2017). [Probability Identification of Seismic Failure Modes of Reinforced Concrete Columns based on Experimental Observations](#). *Journal of Earthquake Engineering*, 22(10):1881–1899.
- [25] Lu, J., Elgamal, A., Yang, Z. (2011). OpenSeesPL: 3D lateral pile-ground interaction user manual (Beta 1.0). *Department of Structural Engineering, University of California, San Diego*, 147.
- [26] Paolacci, F., Giannini, R., Nam, P. H., Corritore, D., Quinci, G. (2023). [Scores: an algorithm for records selection to employ in seismic risk and resilience analysis](#). *Procedia Structural Integrity*, 44:307–314.
- [27] Hong Phuong, N., Thi Hong Quyen, V., The Truyen, P., Van Linh, D., Trong Tan, V., Trong Hieu, N. (2022). [Probabilistic seismic hazard assessment for Da Nang city, Vietnam](#). *Vietnam Journal of Hydrometeorology*, 12(13):64–81.
- [28] Almutairi, A., Lu, J., Elgamal, A., Mackie, K. (2018). MSBridge: OpenSees pushover and earthquake analysis of multi-span bridges-user manual. *SSRP*, 16(5):1–187.
- [29] Baker, J. W. (2015). [Efficient Analytical Fragility Function Fitting Using Dynamic Structural Analysis](#). *Earthquake Spectra*, 31(1):579–599.