

Dự đoán tải trọng tác dụng lên sàn bê tông cốt thép sử dụng tần số dao động kết hợp mô hình học sâu

Lê Thanh Cao¹, Trần Mạnh Hùng^{2,3}, Lưu Trần Hữu Tín^{2,3,4}, Hồ Đức Duy^{2,3,*}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

¹Khoa Xây dựng, Trường Đại học Nha Trang, Khánh Hòa, Việt Nam

²Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP. Hồ Chí Minh, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

³Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

⁴Khoa Kỹ thuật Công nghệ, Trường Đại học Tiền Giang, Đồng Tháp, Việt Nam

Liên hệ

Hồ Đức Duy, Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP. Hồ Chí Minh, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Email: hoducduy@hcmut.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 27-02-2025
- Ngày sửa đổi: 07-4-2025
- Ngày chấp nhận: 02-12-2025
- Ngày đăng: 24-02-2026

DOI:

<https://doi.org/10.32508/stdjet.v9i1.1492>



Check for updates

Bản quyền

© Tạp chí ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

TÓM TẮT

Trong các thập kỷ vừa qua, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các bài toán kỹ thuật đang trở nên cấp thiết. Đối với kết cấu công trình xây dựng, việc dự đoán tải trọng tác dụng trong quá trình sử dụng có ý nghĩa thực tiễn. Điều này giúp theo dõi sức khỏe và bảo đảm độ an toàn cho công trình. Yêu cầu thực tiễn này đã thúc đẩy việc phát triển các phương pháp dự đoán không phá hủy sử dụng các đặc trưng dao động kết hợp với các thuật toán trí tuệ nhân tạo. Bài báo này đề xuất phương pháp dựa vào mô hình học máy sử dụng thuật toán học sâu kết hợp với tần số dao động để dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu sàn bê tông cốt thép. Đặc trưng tần số dao động của bốn dạng dao động đầu tiên và tải trọng tác dụng tương ứng lên tấm được sử dụng để huấn luyện một mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Một kết cấu tấm bê tông cốt thép chịu tải trọng phân bố đều được mô phỏng theo phương pháp phần tử hữu hạn. Mô phỏng có xét đến ứng xử phi tuyến của bê tông và cốt thép. Tấm được gia tải từ không đến khi phá hoại. Ứng với mỗi cấp tải, đặc trưng dao động của bốn dạng dao động đầu tiên được trích xuất để huấn luyện mô hình ANN với ba lớp mạng. Kết quả phân tích cho thấy cả bốn dạng dao động đầu tiên đều có khả năng dự đoán tải trọng tác dụng lên tấm với độ chính xác cao, đặc biệt với các cấp tải sau khi tấm đã xuất hiện vết nứt.

Từ khoá: dự đoán tải trọng, học sâu, mạng nơ-ron nhân tạo, sàn bê tông cốt thép, tần số dao động.

GIỚI THIỆU

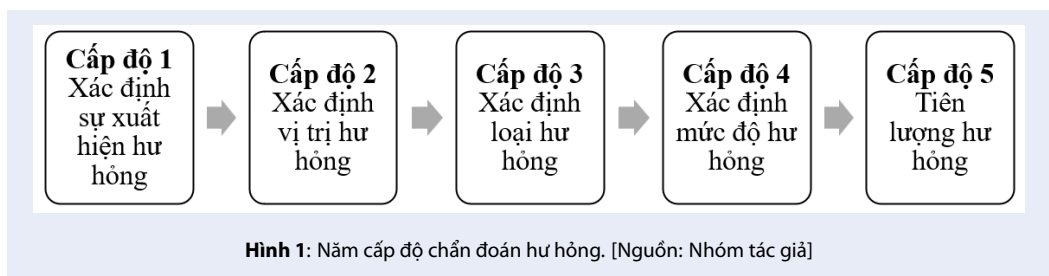
Sàn là kết cấu dạng tấm được sử dụng rộng rãi trong các công trình dân dụng và công nghiệp, có vai trò tiếp nhận trực tiếp tải trọng đứng trên công trình xây dựng. Sàn thường được chế tạo bằng vật liệu bê tông cốt thép vì tính chất thông dụng, phổ biến của vật liệu, đồng thời biện pháp thi công đơn giản và chi phí rẻ¹. Tuy nhiên, vật liệu bê tông có khả năng chịu kéo kém dẫn đến kết cấu bê tông cốt thép dễ bị nứt ở vùng chịu ứng suất kéo. Các vết nứt này làm ảnh hưởng đến khả năng chịu lực lâu dài và sử dụng bình thường của kết cấu sàn. Do đó, kết cấu sàn cần được chẩn đoán để phát hiện ra các hư hỏng kịp thời, nhằm đảm bảo sự làm việc bình thường, an toàn của kết cấu cũng như giảm thiểu chi phí sửa chữa, thay thế kết cấu bị hư hỏng nặng.

Các phương pháp chẩn đoán hư hỏng được sử dụng phổ biến hiện nay là các phương pháp không phá hủy do chi phí thấp và tính linh hoạt trong ứng dụng, đặc biệt là có thể áp dụng cho các kết cấu đang vận hành. Trong số đó, các phương pháp dựa vào các đặc trưng dao động đã chứng tỏ được hiệu quả trong việc xác định hư hỏng với độ chính xác cao và có khả năng xác định được mức độ hư hỏng của kết cấu². Theo Chen³, các phương pháp chẩn đoán hư hỏng (Structural Health Monitoring: SHM) được nghiên cứu và

phát triển có thể được phân làm năm cấp độ như minh họa ở Hình 1. Các kỹ thuật SHM thường hướng đến việc chẩn đoán được mức độ hư hỏng của kết cấu. Để đạt được mục tiêu đó, cần sử dụng các đặc trưng dao động của kết cấu ở trạng thái trước và sau hư hỏng kết hợp với các thuật toán tối ưu tìm kiếm. Tuy nhiên, các thuật toán tối ưu này chỉ hiệu quả trong trường hợp vùng hư hỏng là nhỏ và mức độ hư hỏng tương đối lớn. Đối với các hư hỏng ở phạm vi lớn, mức độ hư hỏng nhỏ thì các thuật toán tối ưu thông thường không có khả năng chẩn đoán được mức độ hư hỏng. Do đó, đòi hỏi phải có các thuật toán chẩn đoán hiệu quả hơn.

Một trong số các giải pháp tiềm năng là sử dụng kết hợp các đặc trưng dao động với các thuật toán trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence: AI), đặc biệt là thuật toán học máy (Machine Learning: ML). Thuật toán này xây dựng một mô hình chẩn đoán sử dụng bộ dữ liệu huấn luyện mà không cần lập trình cụ thể. Mô hình sau khi được huấn luyện có khả năng dự đoán chính xác đầu ra dựa vào dữ liệu đầu vào. Cha và cộng sự⁴ đã nghiên cứu phương pháp học sâu (Deep Learning: DL) và ứng dụng phương pháp trong việc chẩn đoán vị trí vết nứt trên hình chụp bề mặt cấu kiện có vật liệu cấu tạo là bê tông. Lin và cộng sự⁵ đã đề xuất một phương pháp chẩn đoán hư hỏng mới

Trích dẫn bài báo này: Thanh Cao L, Mạnh Hùng T, Hữu Tín L T, Đức Duy H. Dự đoán tải trọng tác dụng lên sàn bê tông cốt thép sử dụng tần số dao động kết hợp mô hình học sâu. VNUHCM J. Eng. Technol. 2026; 9(1):2715-2724.



dựa trên thuật toán mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network: CNN) để tự động tách thông tin cần thiết từ dữ liệu trên miền thời gian. Pathirage và cộng sự⁶ đã nghiên cứu ứng dụng phương pháp DL để chẩn đoán vị trí và mức độ hư hỏng cho kết cấu khung thép. Alwanas và cộng sự⁷ đã nghiên cứu ứng dụng phương pháp ML trong việc dự đoán khả năng chịu lực tác dụng tối đa và dạng phá hủy của nút khung dầm-cột bê tông cốt thép. He và cộng sự⁸ đã nghiên cứu ứng dụng phương pháp ML trong chẩn đoán vị trí và kích thước vùng tách lớp của cấu kiện dầm gia cường bằng tấm FRP.

Các nghiên cứu đã thực hiện chẩn đoán hư hỏng cho các cấu kiện đã xuất hiện hư hỏng. Đối tượng nghiên cứu thường được hướng tới là sự xuất hiện của hư hỏng, vị trí của hư hỏng và mức độ hư hỏng. Gần đây, một số nghiên cứu về chẩn đoán hư hỏng kết cấu bê tông cốt thép đã được thực hiện tại Việt Nam⁹⁻¹¹. Tuy nhiên, chưa có nhiều nghiên cứu về phương pháp theo dõi tải trọng tác dụng lên kết cấu trước khi bị hư hỏng. Trong lĩnh vực SHM, việc xác định được độ lớn tải trọng tác dụng lên kết cấu giúp phân loại hư hỏng có thể xuất hiện. Trong khi đó, phân loại hư hỏng là cơ sở quan trọng để chẩn đoán mức độ hư hỏng. Ngoài ra, các kết cấu đều thường xuyên trong trạng thái làm việc và chịu tải trọng tác dụng. Trong khoảng thời gian từ lúc phát hiện được vị trí của hư hỏng cho đến thời điểm có thể tiếp cận và thực hiện công tác sửa chữa, kết cấu làm việc trong điều kiện bất lợi. Do đó, việc xác định được tải trọng tác dụng lên kết cấu là cơ sở để cảnh báo khi nào kết cấu sắp xuất hiện hư hỏng, từ đó có biện pháp để đưa kết cấu về trạng thái làm việc thuận lợi về mặt chịu lực. Bên cạnh đó, phương pháp theo dõi trạng thái làm việc của kết cấu còn cần thiết trong việc kiểm tra công trình có được sử dụng đúng công năng, cũng như phục vụ công tác kiểm định công trình có được sử dụng đúng với tải trọng thiết kế hay không. Các vấn đề nêu trên đã đặt ra nhu cầu về phát triển các phương pháp theo dõi tải trọng tác dụng lên kết cấu công trình một cách nhanh chóng, hiệu quả trong thực tế.

Trong thực tiễn, việc xác định tải trọng sử dụng hiện hành cho các kết cấu công trình là rất cần thiết. Do

đó, việc phát triển các phương pháp dự đoán tải trọng không làm phá hủy và ảnh hưởng đến sự làm việc bình thường của kết cấu, ví dụ như thông qua việc đo dao động của kết cấu, là hữu ích. Mục tiêu của nghiên cứu này là xây dựng phương pháp sử dụng đặc trưng động học cơ bản là tần số dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo để dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu tấm sàn bê tông cốt thép. Một bài toán mô phỏng số được thực hiện trên tấm sàn bê tông cốt thép chịu tác dụng của tải trọng phân bố đều để kiểm chứng hiệu quả của phương pháp đề xuất. Tấm được mô hình và phân tích bằng phần mềm ANSYS; trong đó, có xét đến mô hình ứng xử phi tuyến của vật liệu bê tông và cốt thép.

PHƯƠNG PHÁP VÀ MÔ HÌNH DỰ ĐOÁN

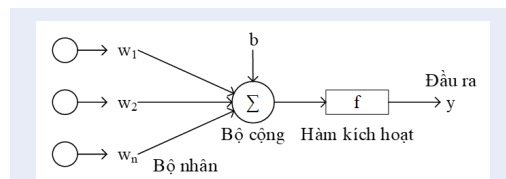
Thuật toán mạng nơ-ron nhân tạo

Học máy là một lĩnh vực của trí tuệ nhân tạo, tập trung vào việc phát triển các thuật toán và mô hình cho phép máy tính học hỏi từ dữ liệu và cải thiện hiệu suất của chúng mà không cần lập trình rõ ràng cho từng tác vụ cụ thể. Học máy dựa trên các phương pháp thống kê và toán học để phân tích dữ liệu và rút ra các mẫu hoặc dự đoán từ dữ liệu đó. Học sâu là một nhánh con của học máy, sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo với nhiều lớp (layers) để mô hình hóa và học từ dữ liệu phức tạp nhằm tạo ra các mô hình có khả năng dự đoán chính xác và hoạt động hiệu quả trên dữ liệu mới. Ưu điểm nổi bật của học sâu là có khả năng tự học và trích xuất các đặc trưng quan trọng từ dữ liệu mà không cần nhiều bước xử lý đặc trưng thủ công như học máy. Trong nghiên cứu này, thuật toán học sâu được sử dụng để xây dựng một mô hình hồi quy (regression) nhằm dự đoán tải trọng tác dụng lên tấm dựa vào tần số dao động tự nhiên của tấm. Tập dữ liệu được sử dụng để huấn luyện mô hình học sâu là tần số dao động tại các cấp tải trọng tác dụng của tấm. Độ chính xác của mô hình học sâu được đánh giá bằng cách so sánh kết quả thu được khi nhập tần số dao động vào mô hình xấp xỉ với tải trọng tác dụng trong thực tế.

Các mạng nơ-ron trong thuật toán học sâu bao gồm nhiều lớp ẩn (hidden layers) giữa đầu vào và đầu ra nên được gọi là mạng nơ-ron sâu (Deep Neural Network: DNN). Trong mỗi lớp, các nơ-ron trong mạng được kết nối với nhau theo kiểu phổ biến nhất là kết nối lan truyền thẳng. Các nơ-ron nhân tạo có hình dạng và chức năng tương tự như một nơ-ron sinh học. Mô hình toán của mỗi nơ-ron nhân tạo bao gồm các thành phần: bộ nhân, bộ cộng và hàm kích hoạt, được biểu diễn theo Hình 2 và bằng công thức (1).

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b; y = f(z) \tag{1}$$

trong đó y là đầu ra của nơ-ron, f là hàm kích hoạt, x_i là các đầu vào, w_i là các trọng số của các đầu vào tương ứng và b là giá trị độ lệch.



Hình 2: Minh họa một nơ-ron nhân tạo. [Nguồn: Nhóm tác giả]

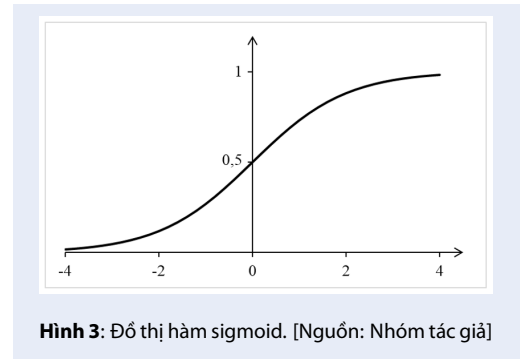
Hàm kích hoạt f , hay còn gọi là hàm truyền là phương trình toán học xác định ngõ ra của các nơ-ron. Trong mạng nơ-ron nhân tạo, hàm truyền quyết định các nơ-ron là tích cực hay không, tức là tạo ra xung ngõ ra cho các nơ-ron kết nối sau nó hay không khi ngõ vào đạt đến một mức nào đó. Việc lựa chọn hàm kích hoạt được dựa trên mục tiêu của bài toán đặt ra. Đối với các bài toán chẩn đoán tải trọng tác dụng, hàm kích hoạt dạng phi tuyến (hay còn gọi là hàm logistic) được đề xuất sử dụng. Hàm kích hoạt logistic (hay còn gọi là hàm sigmoid) được sử dụng phổ biến cho các nơ-ron ở các lớp ẩn. Đặc điểm của hàm này là giá trị đầu ra trong (0,1); đồng thời đồ thị của hàm sigmoid có dạng hình chữ S (Hình 3), giúp làm mềm các thay đổi lớn ở đầu vào thành các thay đổi nhỏ ở đầu ra. Công thức của hàm kích hoạt sigmoid được biểu diễn như sau:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2}$$

trong đó $\sigma(x)$ là đầu ra của hàm sigmoid khi đầu vào là x .

Xây dựng kiến trúc mạng nơ-ron nhân tạo

Trong kiến trúc mạng nơ-ron nhân tạo, mỗi nơ-ron thuộc lớp sau có dữ liệu đầu vào là dữ liệu đầu ra của tất cả các nơ-ron thuộc lớp trước. Mạng nơ-ron nhân tạo trong bài toán dự đoán tải trọng tác dụng lên tấm



Hình 3: Đồ thị hàm sigmoid. [Nguồn: Nhóm tác giả]

bê tông cốt thép có ba loại lớp (Hình 4). Lớp đầu vào (Input layer) là lớp đầu tiên của mạng và chỉ có một nút mạng là giá trị tần số dao động của tấm. Lớp đầu ra (Output layer) là lớp cuối cùng của mạng, cũng chỉ có một nút mạng là giá trị tải trọng tác dụng lên tấm được dự đoán. Lớp ẩn (Hidden layer) là các lớp trung gian của mạng, đại diện cho tính suy luận logic của mạng. Việc lựa chọn số lượng nút và số lớp ẩn trong mạng nơ-ron nhân tạo có ảnh hưởng lớn đến hiệu suất và khả năng của mô hình. Đối với các bài toán phức tạp như nhận diện hình ảnh, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, ... cần nhiều nút và lớp mạng để mô hình có khả năng học được nhiều đặc trưng phức tạp từ dữ liệu. Trong bài toán dự đoán tải trọng từ tần số dao động, đường đặc trưng giữa tần số và tải trọng tác dụng không quá phức tạp, lớp đầu vào và đầu ra chỉ có 1 nút mạng. Do đó, mô hình dự đoán được xây dựng gồm có ba lớp ẩn với số nút lần lượt của từng lớp ẩn là 100, 50 và 10 nút. Giá trị dự đoán của mạng nơ-ron nhân tạo ứng với một dữ liệu đầu vào x được xác định theo các công thức dạng ma trận như sau:

$$a_j^0 = x_j \tag{3}$$

$$a_j^l = \sigma(z_j^l) = \sigma(\sum_{k=1}^K w_{j,k}^l a_k^{l-1} + b_j^l); l = 1, 2, 3, 4 \tag{4}$$

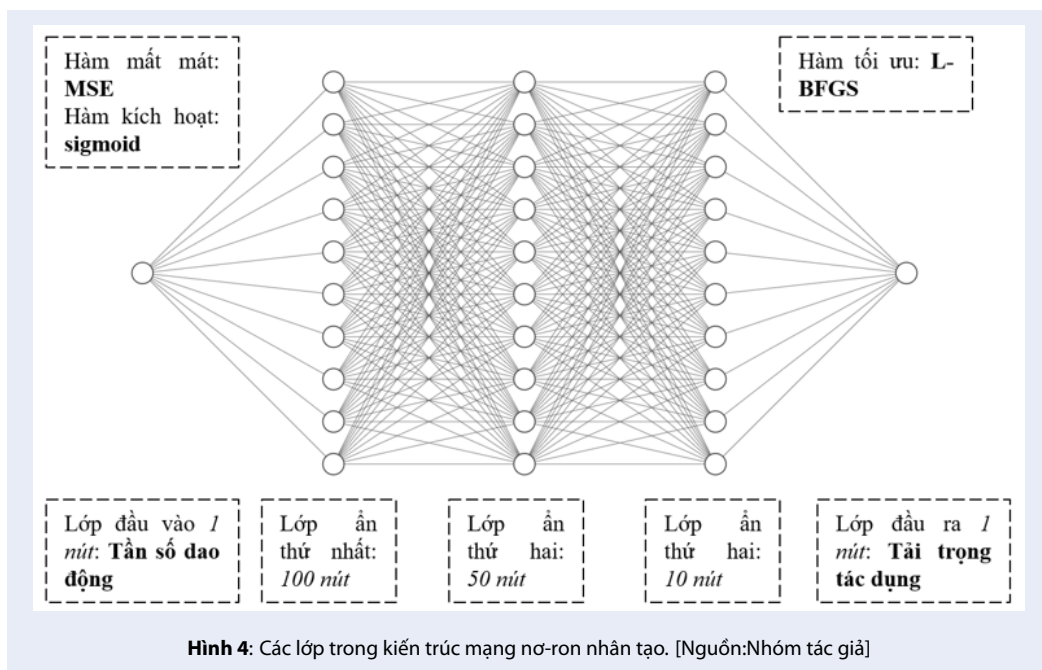
trong đó, a_j^l là đầu ra của nơ-ron thứ j trong lớp thứ l ; b_j^l là độ lệch của nơ-ron thứ j trong lớp thứ l ; k là số lượng nơ-ron trong lớp thứ $(l-1)$.

Cuối cùng, giá trị dự đoán \hat{y} chính là giá trị đầu ra ở lớp thứ 4 của mạng nơ-ron nhân tạo.

$$\hat{y} = a^4 \tag{5}$$

Trong mạng nơ-ron nhân tạo, hàm mất mát được tính cho các nơ-ron ở lớp đầu ra thông qua các phép ước lượng sai số giữa ngõ ra dự đoán và ngõ ra mong muốn. Phương pháp tính sai số của mô hình trên toàn bộ tập dữ liệu được sử dụng là phương pháp sai số bình phương trung bình (Mean Squared Error: MSE). Do đó, hàm mất mát C có dạng như công thức (6).

$$C = (y - \hat{y})^2 \tag{6}$$



trong đó, y và \hat{y} lần lượt là giá trị đầu ra mong muốn và đầu ra dự đoán của mô hình đối với ngõ vào x .

Mục tiêu của quá trình huấn luyện mô hình là giảm thiểu giá trị hàm mất mát MSE. Thuật toán nhằm tối ưu hàm mất mát được sử dụng là thuật toán L-BFGS. Thuật toán này không lưu trữ ma trận Hessian đầy đủ mà chỉ lưu trữ một số thông tin gần nhất về gradient và xấp xỉ ma trận Hessian, do đó tiết kiệm bộ nhớ. Điều này làm cho L-BFGS phù hợp cho các bài toán tối ưu hóa lớn. Ngoài ra, giải thuật L-BFGS còn có ưu điểm là không phải lựa chọn tốc độ học cho phù hợp bài toán, đồng thời kết quả thu được nhanh hội tụ. Số vòng lặp huấn luyện được khảo sát theo bước nhảy 1000 lần để tìm ra số vòng lặp tốt nhất. Kết quả cho thấy sau 8000 vòng lặp thì giá trị hàm mất mát là nhỏ nhất. Do đó, số vòng lặp để huấn luyện mô hình được thiết lập là 8000 vòng.

Thuật toán học sâu sử dụng các phương pháp lan truyền ngược sai số (Backpropagation) để tìm giá trị trọng số $w_{j,k}^l$ và độ lệch b_j^l để giá trị hàm mất mát C đủ nhỏ theo yêu cầu. Phương pháp tính đạo hàm của hàm mất mát C theo thứ tự từ lớp cuối đến lớp đầu tiên. Việc tính toán đạo hàm của hàm mất mát tại từng lớp trong mạng được thực hiện theo ba bước tổng quát như sau:

Bước 1: Tính sai số đầu ra của nơ-ron thứ j ở lớp ngõ ra thứ l , δ_j^l :

$$\delta_j^l = -\frac{\partial C}{\partial z_j^l} = a_j^l(1 - a_j^l)(y_j - a_j^l) \quad (7)$$

Bước 2: Tính sai số của nơ-ron thứ j trong lớp $l-1$, δ_j^{l-1} :

$$\delta_j^{l-1} = a_j^{l-1}(1 - a_j^{l-1}) \sum_{k=1}^K w_{k,j}^l \delta_k^l \quad (8)$$

Bước 3: Cập nhật trọng số của nơ-ron ở lớp ẩn $l-1$, $w_{j,i}^l$:

$$w_{j,i}^l = w_{j,i}^l + \eta \delta_j^l x_{j,i} \quad (9)$$

Quá trình tối ưu hàm sai số bằng kỹ thuật lan truyền ngược qua các lớp mạng rất quan trọng trong việc xây dựng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo. Quá trình này giúp mô hình mạng nơ-ron nhân tạo dự báo ra đầu ra với sai số nhỏ nhất ứng với một cấu trúc mạng được giả định trước về số lớp, số nút và hàm kích hoạt.

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Thiết lập bài toán

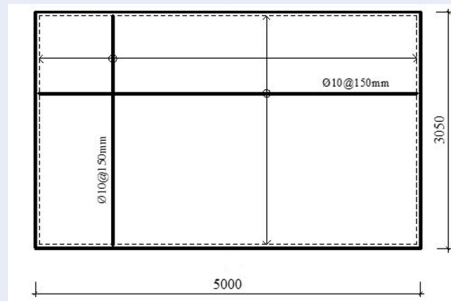
Mục tiêu của nghiên cứu này là sử dụng tần số dao động để dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu sàn bê tông cốt thép sử dụng thuật toán học sâu. Mô hình học máy sử dụng thuật toán mạng nơ-ron nhân tạo được xây dựng bằng ngôn ngữ lập trình Python nhằm đạt mục tiêu trên. Trong nghiên cứu này, một tấm sàn bê tông cốt thép được gia tải phân bố đều với bước tải 0,05 kN/m² cho đến khi sàn bị phá hoại. Tại mỗi cấp tải, tấm sàn được phân tích động học ứng với độ cứng thực tế khi xem xét đến hiện tượng nứt trong tấm. Dữ

liệu tần số dao động của bốn dạng dao động đầu tiên và tải trọng tác dụng tương ứng được sử dụng để huấn luyện mô hình học sâu nhằm xây dựng mô hình quy hoạch mối quan hệ giữa hai đại lượng.

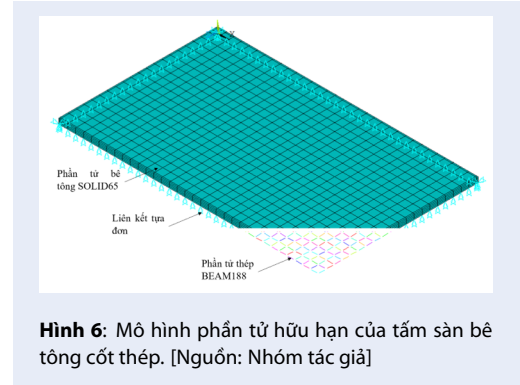
Việc khảo sát kết quả dự đoán của mô hình học sâu được thực hiện thông qua bài toán thuận và bài toán nghịch. Bài toán thuận được thực hiện với mô hình tám ban đầu được phân tích động học khi chịu một tải trọng tác dụng nhất định. Bài toán ngược sử dụng tần số dao động đã phân tích làm dữ liệu đầu vào cho mô hình học sâu để dự đoán tải trọng tác dụng. Kết quả dự đoán của bài toán nghịch được so sánh với tải trọng tác dụng lên tám mô phỏng trong bài toán thuận để đánh giá độ chính xác của mô hình học sâu đã xây dựng. Hai bài toán thuận - nghịch trên có thể được coi là hai quá trình training và validation. Khi áp dụng trong thực tế, mô hình học sâu đã được xây dựng sẽ dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu thật thông qua kết quả đo đạc và phân tích tần số dao động của kết cấu đó. Trong nghiên cứu này, bài toán được thực hiện nhằm dự đoán cấp tải trước khi tám xuất hiện vết nứt 1,3 kN/m²; và tám cấp tải sau khi tám bị nứt, bao gồm: 3,1; 3,3; 3,7; 4,6; 6,1; 7,3; 8,5 và 9,7 kN/m².

Mô hình phần tử hữu hạn kết cấu sàn bê tông cốt thép

Một tấm sàn bê tông cốt thép có bốn cạnh tựa đơn, mặt bằng hình chữ nhật, có cốt thép gia cường theo hai phương được mô phỏng bằng phần mềm ANSYS APDL. Tấm sàn có kích thước các cạnh lần lượt là 3,05×5,00×0,10 m như minh họa ở Hình 5 . Cốt thép được bố trí theo quy cách Ø10@150 mm theo hai phương. Mô hình phần tử hữu hạn của tấm bê tông cốt thép được thể hiện ở Hình 6; trong đó, bê tông được mô phỏng bằng phần tử SOLID65, cốt thép sử dụng phần tử BEAM188, với giả thiết giữa bê tông và cốt thép có khả năng bám dính tốt.



Hình 5: Tấm sàn bê tông cốt thép. [Nguồn: Nhóm tác giả]



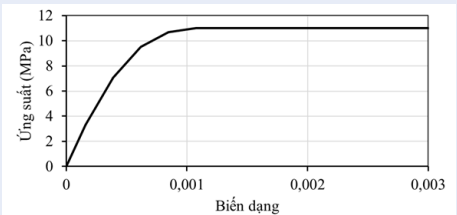
Hình 6: Mô hình phần tử hữu hạn của tấm sàn bê tông cốt thép. [Nguồn: Nhóm tác giả]

Các thông số của bê tông trong mô hình ANSYS được trình bày ở Bảng 1. Đối với phần tử SOLID65, tiêu chuẩn dẻo được định nghĩa thông qua quan hệ ứng suất-biến dạng. Trước khi bê tông đạt đến trạng thái chảy dẻo, mô hình vật liệu được sử dụng là mô hình cứng hóa đẳng hướng (multilinear isotropic hardening). Đường quan hệ ứng suất-biến dạng theo mô hình trên được thể hiện ở Hình 7. Các thông số của cốt thép trong mô hình ANSYS được trình bày ở Bảng 2. Đường quan hệ ứng suất-biến dạng của cốt thép được đơn giản hóa như Hình 8.

Bảng 1: Thông số của bê tông

Khối lượng riêng (kg/m ³)	2400
Hệ số Poisson	0,2
Cường độ chịu nén giới hạn một trục (MPa)	11,00
Cường độ chịu kéo giới hạn một trục (MPa)	1,25
Hệ số truyền lực cắt với vết nứt đóng	1,0
Hệ số truyền lực cắt với vết nứt mở	0,2

[Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 7: Đường cong quan hệ ứng suất-biến dạng của bê tông. [Nguồn: Nhóm tác giả]

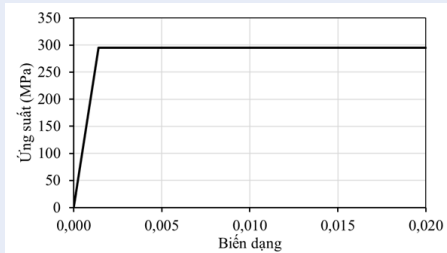
Kết quả phân tích dao động

Bốn dạng dao động uốn đầu tiên của tấm được sử dụng để huấn luyện mô hình và dự đoán tải trọng tác

Bảng 2: Thông số của cốt thép

Khối lượng riêng (kg/m ³)	7850
Hệ số Poisson	0,3
Mô-đun đàn hồi (MPa)	210
Cường độ chảy dẻo của thép (MPa)	295

[Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 8: Đường cong quan hệ ứng suất-biến dạng của cốt thép. [Nguồn: Nhóm tác giả]

dụng. Kết quả phân tích tần số dao động của tấm tại một số cấp tải trọng khảo sát được tổng hợp tại Bảng 3. Hình dạng của các dạng dao động tương ứng được thể hiện ở Hình 9.

Bảng 3: Tần số dao động của bốn dạng dao động đầu tiên ở một số cấp tải khảo sát

Cấp tải (kN/m ²)	Tần số dao động (Hz)			
	Dạng 1	Dạng 2	Dạng 3	Dạng 4
0,05	19,266	34,785	61,178	62,163
0,2	19,266	34,785	61,178	62,163
5	8,348	19,489	35,815	33,130
6,5	8,047	18,355	33,562	31,570
8,75	7,887	17,323	31,510	30,542
9,8	7,819	17,074	31,060	30,198

[Nguồn: Nhóm tác giả]

Kết quả dự đoán tải trọng tác dụng sử dụng thuật toán học sâu

Kết quả phân tích tĩnh học bằng ANSYS cho thấy ở cấp tải trọng 3,05 kN/m² thì tấm bắt đầu xuất hiện vết nứt; ở cấp tải trọng 17,70 kN/m² thì tấm bị phá hoại. Tải trọng tác dụng và tần số dao động của bốn dạng dao động đầu tiên của 67 cấp tải được đưa vào để huấn luyện mô hình. Cấp tải đầu tiên là 0,05 kN/m², cấp tải cuối cùng là 9,95 kN/m², mỗi cấp tải cách nhau 0,15 kN/m² và được thể hiện ở Bảng 4. Dữ liệu dự đoán là

tần số dao động của bốn dạng dao động của chín cấp tải, bao gồm một cấp tải trước khi tấm xuất hiện vết nứt và tám cấp tải sau khi tấm đã xuất hiện vết nứt. Chi tiết tần số dao động và cấp tải tương ứng cho dữ liệu dự đoán được thể hiện trong Bảng 5.

Bảng 4: Dữ liệu tần số dao động và cấp tải để huấn luyện mô hình

Cấp tải (kN/m ²)	Tần số dao động (Hz)			
	Dạng 1	Dạng 2	Dạng 3	Dạng 4
0,05	19,266	34,785	61,178	62,163
0,20	19,266	34,785	61,178	62,163
...				
9,80	7,819	17,074	31,060	30,198
9,95	7,812	17,019	30,900	30,127

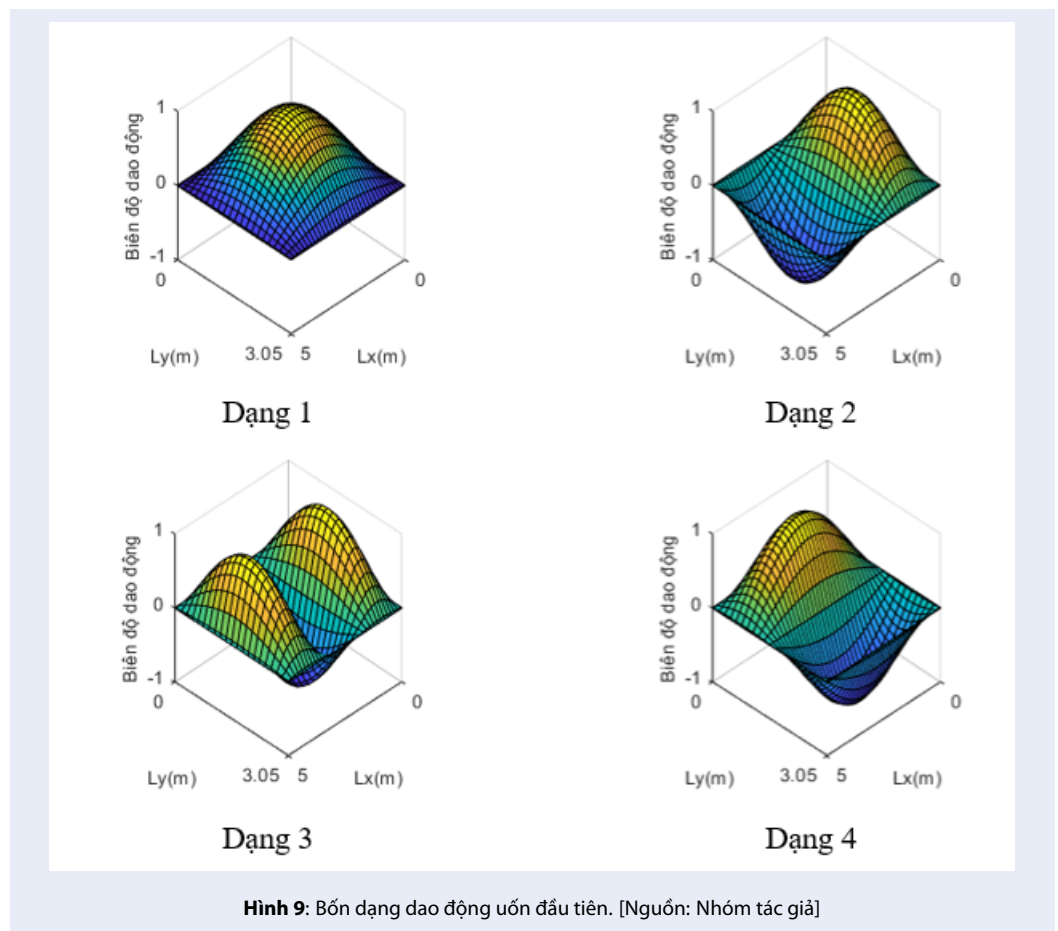
[Nguồn: Nhóm tác giả]

Bảng 5: Dữ liệu tần số dao động để dự đoán tải trọng và cấp tải tương ứng

Cấp tải (kN/m ²)	Tần số dao động (Hz)			
	Dạng 1	Dạng 2	Dạng 3	Dạng 4
1,3	19,265	34,785	61,178	62,162
3,1	17,264	33,792	60,398	61,125
3,3	11,846	25,501	51,160	47,015
3,7	9,410	22,005	43,252	37,639
4,6	8,516	19,893	37,086	33,724
6,1	8,100	18,677	34,165	31,970
7,3	7,980	18,068	32,874	31,269
8,5	7,906	17,440	31,706	30,647
9,7	7,814	17,093	31,080	30,223

[Nguồn: Nhóm tác giả]

Kết quả xây dựng mô hình dự đoán tải trọng tác dụng dựa trên thuật toán học sâu được trình bày trong Bảng 6. Hình 10 biểu diễn biểu đồ xấp xỉ mối quan hệ giữa tải trọng tác dụng và tần số dao động tự nhiên của tấm tương ứng với bốn dạng dao động. Kết quả cho thấy mô hình mạng nơ-ron nhân tạo sử dụng tần số dao động của bốn dạng dao động uốn đầu tiên đều có khả năng dự đoán chính xác tải trọng tác dụng lên tấm trước khi tấm bị nứt với độ chính xác trên 85%. Điều này có thể giải thích là khi tấm chưa bị nứt, đặc trưng độ cứng của tấm không bị thay đổi nên tần số dao động của tấm không bị thay đổi. Do đó, khi đưa tần số dao động của tấm chưa hư hỏng vào thì mô hình không dự đoán chính xác cấp tải tác dụng. Tuy



nhiên, các cấp tải ứng với tấm chưa hư hỏng đều nhỏ nên không gây nguy hiểm cho kết cấu. Trong khi đó, kết quả dự đoán tải trọng có độ chính xác cao hơn 94% đối với các cấp tải sau khi tấm đã bị nứt. Đặc biệt, với các cấp tải càng cao thì sai số chẩn đoán càng thấp, có những cấp tải sai số nhỏ hơn 1%.

KẾT LUẬN

Trong bài báo này, một phương pháp dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu sàn bê tông cốt thép sử dụng mô hình học sâu kết hợp với tần số dao động đã được xây dựng thành công. Từ các kết quả phân tích, các kết luận được rút ra như sau:

- (i) Đối với các cấp tải trước khi tấm bị nứt, kết quả dự đoán tải trọng tác dụng có sai số dưới 15%. Đối với các cấp tải sau khi tấm bị nứt, kết quả dự đoán có sai số dưới 6%. Ở các cấp tải lớn, kết cấu gần đạt trạng thái phá hoại; do đó, kết quả này có ý nghĩa rất lớn đối với việc dự đoán tải trọng tác dụng lên kết cấu sàn bê tông cốt thép, nhằm đưa ra các cảnh báo về việc bị quá tải trên kết cấu.
- (ii) Với các cấp tải lân cận tải gây nứt, biến động tần số dao động là rất lớn khi thay đổi cấp tải. Điều này

dẫn đến số lượng điểm huấn luyện quanh giá trị tần số ứng với tải gây nứt là tương đối ít. Do đó, việc tăng số lượng các cấp tải xung quanh tải gây nứt bằng cách sử dụng độ gia tăng tải trọng nhỏ hơn giúp tăng số lượng điểm huấn luyện tại khu vực quanh tải gây nứt. Từ đó, hiệu quả dự đoán của mô hình mạng nơ-ron nhân tạo được nâng cao.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu được tài trợ bởi Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh (ĐHQG-HCM) trong khuôn khổ Đề tài mã số DS2025-20-06.

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Nhóm tác giả xin cam đoan rằng không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

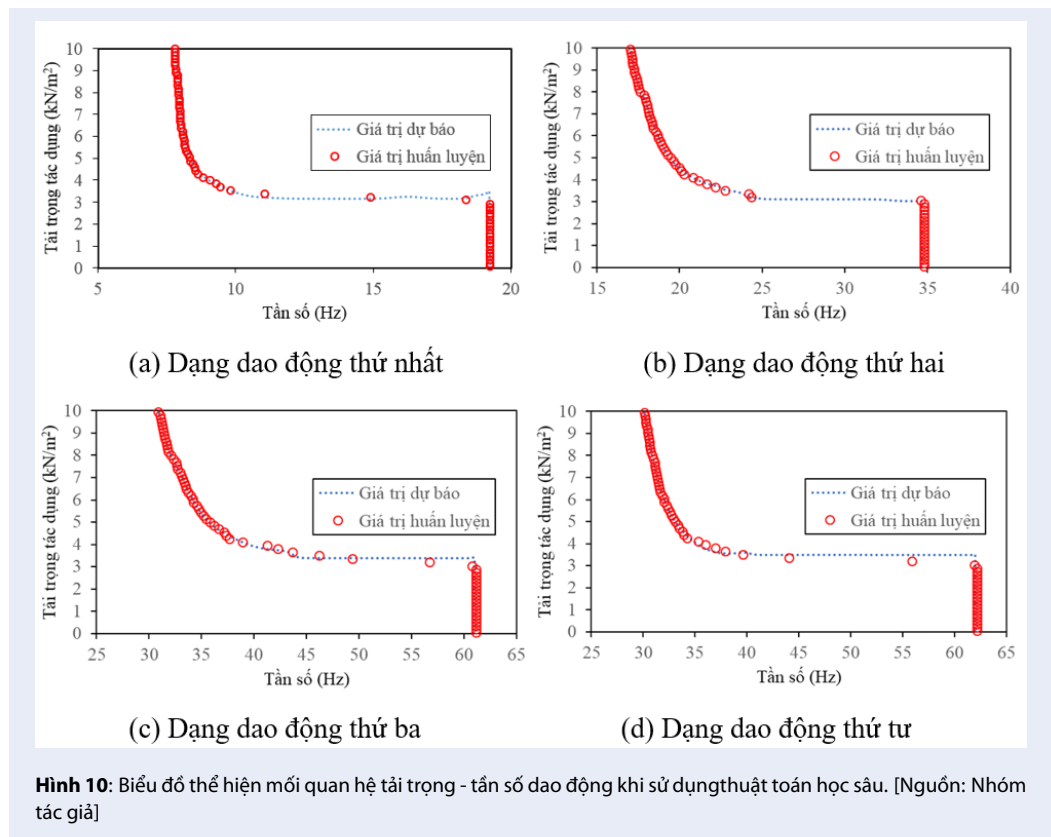
ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

Lê Thanh Cao, Trần Mạnh Hùng, Lưu Trần Hữu Tín đã thực hiện mô hình, lập trình tính toán, phân tích kết quả và viết bản thảo bài báo. Hồ Đức Duy đã đưa ra ý tưởng nghiên cứu, chỉnh sửa và hoàn thiện bản thảo bài báo.

Bảng 6: Kết quả dự đoán tải trọng tác dụng bằng mạng nơ-ron nhân tạo

Tải trọng	Dạng dao động thứ nhất		Dạng dao động thứ hai		Dạng dao động thứ ba		Dạng dao động thứ tư	
	Dự đoán	Độ lệch	Dự đoán	Độ lệch	Dự đoán	Độ lệch	Dự đoán	Độ lệch
(kN/m ²)	(kN/m ²)	(%)	(kN/m ²)	(%)	(kN/m ²)	(%)	(kN/m ²)	(%)
1,3	1,2	10,85	1,1	15,10	1,1	14,64	1,2	7,97
3,1	3,2	2,05	3,0	2,50	3,4	9,34	3,5	12,54
3,3	3,2	4,07	3,1	5,78	3,4	2,78	3,5	5,85
3,7	3,7	1,27	3,7	1,31	3,7	0,73	3,6	3,59
4,6	4,6	0,66	4,6	0,59	4,5	1,49	4,6	0,14
6,1	6,1	0,28	6,0	1,19	6,0	0,97	6,1	0,18
7,3	7,4	0,86	7,2	0,77	7,3	0,00	7,2	1,60
8,5	8,4	1,16	8,5	0,39	8,5	0,09	8,5	0,37
9,7	9,8	0,58	9,6	0,78	9,7	0,18	9,7	0,18

[Nguồn: Nhóm tác giả]



Hình 10: Biểu đồ thể hiện mối quan hệ tải trọng - tần số dao động khi sử dụng thuật toán học sâu. [Nguồn: Nhóm tác giả]

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. MacGregor JG, Wight JK, Teng S, Irawan P. Reinforced concrete: Mechanics and design. Pearson; 2005.
2. Yang Y, Zhang Y, Tan X. Review on vibration-based structural health monitoring techniques and technical codes. *Symmetry*. 2021;13(11):1998. Available from: <https://doi.org/10.3390/sym13111998>.
3. Chen HP. Structural health monitoring of large civil engineering structures. John Wiley & Sons Ltd.; 2018. Available from: <https://doi.org/10.1002/9781119166641>.
4. Cha YJ, Choi W, Büyüköztürk O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. 2017;32(5):361–78. Available from: <https://doi.org/10.1111/mice.12263>.
5. Lin YZ, Nie ZH, Ma HW. Structural damage detection with automatic feature-extraction through deep learning. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. 2017;32(12):1025–46. Available from: <https://doi.org/10.1111/mice.12313>.
6. Pathirage CS, Li J, Li L, Hao H, Liu W, Ni P. Structural damage identification based on autoencoder neural networks and deep learning. *Engineering Structures*. 2018;172:13–28. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.05.109>.
7. Alwanas AA, Al-Musawi AA, Salih SQ, Tao H, Ali M, Yaseen ZM. Load-carrying capacity and mode failure simulation of beam-column joint connection: application of self-tuning machine learning model. *Engineering Structures*. 2019;194:220–9. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2019.05.048>.
8. He M, Wang Y, Ramakrishnan KR, Zhang Z. A comparison of machine learning algorithms for assessment of delamination in fiber-reinforced polymer composite beams. *Structural Health Monitoring*. 2021;20(4):1997–2012. Available from: <https://doi.org/10.1177/1475921720967157>.
9. Hà MT, Tran TD, Nguyen VT, Dang NTV, Truong TDN, Ho TDN. Chẩn đoán vùng nứt trong dầm bê tông cốt thép dưới tác dụng của tải trọng sử dụng phương pháp độ cong đường biến dạng. *Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ - Kỹ thuật và Công nghệ*. 2023;6(1):1786–1797. Available from: <https://doi.org/10.32508/stdjet.v6i1.1075>.
10. Phạm MN, Nguyễn CT, Lê TC, Đinh DV, Lê BT, Hồ DD. Chẩn đoán vùng nứt trong dầm bê tông cốt thép dưới tác dụng của tải trọng sử dụng phương pháp năng lượng biến dạng kết hợp với mô hình ma trận nhảm lẫn. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Việt Nam*. 2023;65(8):20–28. Available from: [https://doi.org/10.31276/VJST.65\(8\).20-28](https://doi.org/10.31276/VJST.65(8).20-28).
11. Lê TC, Bach VS, Phạm BL, Nguyễn HD, Hồ DD. Chẩn đoán vết nứt trong kết cấu tấm bê tông cốt thép sử dụng các đặc trưng dao động. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng*. 2024;18(3V):64–80. Available from: [https://doi.org/10.31814/stce.huce2024-18\(3V\)-05](https://doi.org/10.31814/stce.huce2024-18(3V)-05).

Prediction of applied load in reinforced concrete slabs using natural frequency combined with deep learning model

Thanh-Cao Le¹, Manh-Hung Tran^{2,3}, Tran-Huu-Tin Luu^{2,3,4}, Duc-Duy Ho^{2,3,*}



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

¹Faculty of Civil Engineering, Nha Trang University, Khanh Hoa Province, Vietnam

²Faculty of Civil Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), Ho Chi Minh City, Vietnam

³Vietnam National University Ho Chi Minh City, Ho Chi Minh City, Vietnam

⁴Faculty of Engineering Technology, Tien Giang University, Dong Thap Province, Vietnam

Correspondence

Duc-Duy Ho, Faculty of Civil Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), Ho Chi Minh City, Vietnam

Vietnam National University Ho Chi Minh City, Ho Chi Minh City, Vietnam

Email: hoducduy@hcmut.edu.vn

History

- Received: 27-02-2025
- Revised: 07-4-2025
- Accepted: 02-12-2025
- Published Online: 24-02-2026

DOI :

<https://doi.org/10.32508/stdjet.v9i1.1492>



Copyright

© VNUHCM Journal. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution 4.0 International license.

ABSTRACT

In recent decades, the application of artificial intelligence in engineering problems has become urgent. For civil structures, the prediction of the applied loads acting during their operation has practical significance. This helps to monitor the health and ensure the safety of the structure. This requirement has promoted the development of non-destructive prediction methods using vibration characteristics combined with artificial intelligence algorithms. This paper proposes a method to predict the applied load on reinforced concrete slab structures using a machine learning model that combines a deep learning model with the natural frequency. The natural frequencies of the first four vibration modes and the corresponding applied loads on the slab are used to train an artificial neural network (ANN). In order to verify the method's effectiveness, a reinforced concrete slab subjected to uniformly distributed loads is simulated by using the finite element method. The simulation takes into account the nonlinear behavior of concrete and reinforcements. The slab is loaded from zero to failure. For each load level, the natural frequencies of the first four vibration modes are extracted to train the ANN model, which consists of three network layers. The analysis results show that the first four vibration modes accurately predict the load applied to the slab, particularly at load levels where the cracks occurred.

Key words: load prediction, deep learning, artificial neural network, reinforced concrete slab, natural frequency

Cite this article: Le TC, Tran MH, Luu THT, Ho DD. Prediction of applied load in reinforced concrete slabs using natural frequency combined with deep learning model. VNUHCM J. Eng. Technol. 2026; 9(1):2715-2724.