

XÁC ĐỊNH VÙNG HƯ HỒNG TRÊN KẾT CẤU DẠNG BẢN SỬ DỤNG ĐỘ CONG DẠNG DAO ĐỘNG THEO HAI PHƯƠNG VÀ MẠNG NƠ RON TÍCH CHẬP

Nguyễn Hương Dương^{a,*}, Nguyễn Quốc Bảo^a

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

Nhận ngày 16/3/2023, Sửa xong 03/4/2023, Chấp nhận đăng 21/4/2023

Tóm tắt

Bài báo này đề xuất phương pháp xác định vị trí vùng hư hỏng trong kết cấu dạng bản sử dụng các phương pháp xác định hư hỏng dựa vào dao động kết hợp với mạng nơ ron tích chập. Trong bài báo này, độ cong dạng dao động theo hai phương nhịp bản sẽ được tính toán dựa vào dạng dao động riêng. Dạng dao động riêng của kết cấu dạng bản được tìm thấy dựa vào các đầu đo dao động gắn theo hai phương chiều rộng và chiều dài bản. Một mô hình cầu bản bằng vật liệu bê tông chất lượng cao (UHPC) được xây dựng trong phòng thí nghiệm. Dạng dao động của mô hình được tìm ra bằng cách sử dụng 15 đầu đo gia tốc và 5 sơ đồ đo. Sau đó, mô hình cầu bản sau được mô hình số hóa và hư hỏng được giả thiết tại 15 vùng. Các kịch bản hư hỏng được tạo ra bằng cách giảm độ cứng của vùng hư hỏng giả thiết từ 1% đến 60%. Các số liệu thu được từ các kịch bản hư hỏng được sử dụng làm dữ liệu đầu vào để huấn luyện và kiểm tra mạng nơ ron tích chập (CNN) với tỷ lệ lần lượt là 70% và 30%. Kết quả cho thấy rằng sau khi huấn luyện, mạng CNN có thể tự động xác định vùng hư hỏng trên kết cấu dựa vào hình ảnh độ cong của dạng dao động. Phương pháp đề xuất có độ chính xác cao và có khả năng áp dụng trong thực tế đối với các kết cấu dạng bản.

Từ khóa: vị trí hư hỏng; độ cong dạng dao động; kết cấu bản; mạng nơ ron tích chập.

Abstract

This paper proposes a method for identifying damage localization in a slab structure using vibration-based damage detection methods associated with a convolutional neural network (CNN). The slab structure works in two directions, so the modal curvature must be estimated in two directions. The mode shape of the slab structure is found based on sensors mounted on the slab in two directions. An Ultra-High Performance Concrete (UHPC) slab model was built in the laboratory. The mode shape of the prototype was found using 15 accelerometers and 4 measuring setups. The finite element model of the prototype is created, and damage is assumed in 15 regions. Damage scenarios are created by reducing the modulus of elasticity of the UHPC at the damaged area from 1% to 60%. The data obtained from the damage scenarios were used as input data for training and testing CNN at rates of 70% and 30%, respectively. The results showed that after training, the CNN could automatically determine the damaged area on the slab based on the image extracted from the two-dimensional modal curvature. The proposed method is highly accurate and has the potential to apply to service structures.

Keywords: damage detection; modal curvature; slab structures; convolutional neural network.

[https://doi.org/10.31814/stce.huce2023-17\(3V\)-05](https://doi.org/10.31814/stce.huce2023-17(3V)-05) © 2023 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

1. Đặt vấn đề

Đánh giá sức khỏe công trình (SHM) là quá trình khảo sát, đánh giá mức độ hư hỏng của công trình tại thời điểm hiện tại hoặc được lặp lại trong từng khoảng thời gian nhất định. SHM giúp cho việc giảm bớt số lượng các công trình bị sụp đổ, dự báo sớm để có khả năng sửa chữa nâng cao tuổi

*Tác giả đại diện. Địa chỉ e-mail: duongnh2@huce.edu.vn (Dương, N. H.)

thọ công trình, do đó tránh được việc công trình có thể bị phá hoại hoàn toàn và dẫn đến phải thay thế sửa chữa mới. Có bốn mức độ đánh giá hư hỏng của công trình như sau: phát hiện, tìm được vị trí của hư hỏng, xác định được mức độ hư hỏng và dự đoán được sự hư hỏng trong tương lai. Mức độ SHM càng cao, càng khó đánh giá và yêu cầu về công nghệ càng lớn.

Các nghiên cứu tổng quan về SHM có thể tìm thấy ở trong các tài liệu [1–6]. Các phương pháp SHM hiện đại sử dụng dữ liệu đo dao động, thuật toán học máy, và các thuật toán khác dựa trên phương pháp thống kê, các lập luận logic được phân tích trong các nghiên cứu trên.

SHM sử dụng các phương pháp không phá hoại bao gồm phương pháp đo khảo sát liên tục, lắp đặt các hệ thống đo dao động trên công trình [7] hoặc chỉ là phương pháp đo khảo sát hiện trường. Đối với các công trình xây dựng, số liệu đo dao động là nguồn dữ liệu quan trọng trong công tác phân tích kết cấu. Phương pháp khảo sát dựa vào số liệu đo dao động là một nhánh của công tác SHM, trong đó tập trung vào phản ứng động của kết cấu. Việc khảo sát dao động được thực hiện ở một số công trình cầu như Stonecutters Bridge [8], Rion Antirion Bridge [9], London Millennium Bridge [10], và nhiều công trình cầu khác [11–15]. Việc khảo sát này giúp cho việc đánh giá điều kiện sức khỏe công trình tại thời điểm hiện tại cũng như dự đoán được sự làm việc cầu trong tương lai, giúp ích cho việc khảo sát và thiết kế sau này. Trong những năm gần đây, việc áp dụng thuật toán học máy vào lĩnh vực SHM ngày càng tăng [16]. Nhiều nghiên cứu đã thực hiện để kết hợp học máy và các thuật toán phát hiện hư hỏng dựa vào số liệu đo dao động như các nghiên cứu phát hiện hư hỏng trong dầm [17–19], trong các kết cấu bản [20, 21], trong cầu [22–24].

Phương pháp đánh giá sức khỏe công trình dựa vào độ cong của dạng dao động là một trong những phương pháp sử dụng các đặc tính động của hệ và là nhóm phương pháp không phá hoại. Phương pháp này lần đầu được đề xuất bởi Ratcliffe [25] dành cho các kết cấu dạng dầm. Sau đó phương pháp được Yoon và cs. [26] phát triển cho các kết cấu làm việc theo 2 phương. Một số nghiên cứu trong lĩnh vực SHM đã áp dụng phương pháp tính độ cong theo 2 phương [21, 27, 28]. Các nghiên cứu này vẫn chủ yếu dựa vào hệ số hư hỏng đã được định nghĩa để xác định vị trí của hư hỏng. Trong bài báo này, hình ảnh xuất phát từ độ cong của dạng dao động theo 2 phương của kết cấu tấm bản được sử dụng làm dữ liệu đầu vào để huấn luyện mạng CNN. Mạng CNN sau khi được học có khả năng tự động xác định vùng hư hỏng trên bản mà không cần sự can thiệp của con người cũng như sự hiểu biết rộng về kết cấu. Phương pháp này có khả năng áp dụng vào thực tế khi mà dạng dao động, độ cong của dạng dao động có thể được tìm thấy dựa vào việc bố trí các đầu đo dao động trên tấm bản.

2. Cơ sở lý thuyết

2.1. Độ cong của dạng dao động theo 2 phương

Đối với kết cấu dạng dầm, dạng dao động chỉ theo một phương ϕ_x , do đó độ cong của dạng dao động tại một vị trí x bất kỳ được xác định như sau:

$$\phi''(x) = \frac{d^2\phi(x)}{dx^2} = -\frac{M}{EI(x)} \quad (1)$$

trong đó $\phi(x)$ là dạng dao động chuyển vị; $EI(x)$ là độ cứng của tiết diện dầm tại vị trí tính toán, trong đó E là mô đun đàn hồi của vật liệu và $I(x)$ là mô men quán tính của tiết diện; M là mô men uốn tại tiết diện tính toán.

Đối với các bài toán thực nghiệm, độ cong của dạng dao động có thể được xác định bằng cách sử dụng sai phân trung tâm của dạng dao động. Khi hư hỏng xảy ra tại một vị trí nào đó trên dầm sẽ làm giảm cục bộ giá trị độ cứng $EI(x)$, và làm tăng độ cong. Chính vì vậy mà độ cong của dạng dao động là một thông số rất nhạy cảm với các vị trí hư hỏng cục bộ và ít chịu ảnh hưởng của các yếu tố môi trường.

Đối với kết cấu dạng bản, dạng dao động có hai phương $\phi(x, y)$. Từ đó độ cong của dạng dao động khi lấy sai phân trung tâm từ dạng dao động sẽ có 3 phương: phương ngang (ϕ''_{xx}), phương dọc (ϕ''_{yy}) và phương xoắn (ϕ''_{xy}). Độ cong của dạng dao động theo phương ngang và phương dọc xác định theo phương pháp sai phân trung tâm như sau:

$$\phi''_{xx(x_i, y_j)} = \frac{\phi_{(x_{i+1}, y_j)} - 2\phi_{(x_i, y_j)} + \phi_{(x_{i-1}, y_j)}}{l_x^2} \quad (2)$$

$$\phi''_{yy(x_i, y_j)} = \frac{\phi_{(x_i, y_{j+1})} - 2\phi_{(x_i, y_j)} + \phi_{(x_i, y_{j-1})}}{l_y^2} \quad (3)$$

trong đó $\phi_{(x_i, y_j)}$ là dạng dao động tại vị trí tọa độ (x_i, y_j) ; l_x và l_y là khoảng cách đều giữa các điểm tọa độ theo phương x và y .

Độ cong của dạng dao động theo phương xoắn ϕ''_{xy} được xác định theo 2 bước sau đây:

Bước 1: Xác định toàn bộ giá trị T_k có vị trí điểm (x_i, y_j) tại các góc (công thức từ (4) tới (7)).

Bước 2: Độ cong dạng dao động theo phương xoắn được lấy bằng giá trị trung bình của T_k (công thức (8))

$$T_1 = \frac{\frac{\phi_{(x_{i+1}, y_{j+1})} - \phi_{(x_{i+1}, y_j)}}{l_y} - \frac{\phi_{(x_i, y_{j+1})} - \phi_{(x_i, y_j)}}{l_y}}{l_x} \quad (4)$$

$$T_2 = \frac{\frac{\phi_{(x_i, y_{j+1})} - \phi_{(x_i, y_j)}}{l_y} - \frac{\phi_{(x_{i-1}, y_{j+1})} - \phi_{(x_{i-1}, y_j)}}{l_y}}{l_x} \quad (5)$$

$$T_3 = \frac{\frac{\phi_{(x_{i+1}, y_j)} - \phi_{(x_{i+1}, y_{j-1})}}{l_y} - \frac{\phi_{(x_i, y_j)} - \phi_{(x_i, y_{j-1})}}{l_y}}{l_x} \quad (6)$$

$$T_4 = \frac{\frac{\phi_{(x_i, y_j)} - \phi_{(x_i, y_{j-1})}}{l_y} - \frac{\phi_{(x_{i-1}, y_j)} - \phi_{(x_{i-1}, y_{j-1})}}{l_y}}{l_x} \quad (7)$$

$$\phi''_{xy(x_i, y_j)} = \frac{T_1 + T_2 + T_3 + T_4}{4} \quad (8)$$

Độ cong của dạng dao động tại một điểm sẽ được xác định bằng cách xét tổng ảnh hưởng của cả ba thành phần như sau:

$$\phi''_{(x_i, y_j)} = \sqrt{\phi''_{xx(x_i, y_j)}^2 + \phi''_{xy(x_i, y_j)}^2 + \phi''_{yy(x_i, y_j)}^2} \quad (9)$$

Khi hư hỏng xuất hiện sẽ làm thay đổi giá trị của độ cong. Do đó hệ số hư hỏng được định nghĩa là sự sai khác của độ cong của dạng dao động ở trạng thái nguyên bản và trạng thái hư hỏng. Nếu nhiều dạng dao động được đưa vào tính toán thì hệ số hư hỏng được lấy bằng giá trị trung bình của tất cả các dạng.

$$DI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\phi''_{0i} - \phi''_{hi}| \quad (10)$$

trong đó ϕ_{0i} là độ cong của dạng dao động ở trạng thái nguyên bản tại dạng dao động thứ i ; ϕ''_{hi} là độ cong của dạng dao động ở trạng thái hư hỏng tại dạng dao động thứ i ; N là số dạng dao động xem xét.

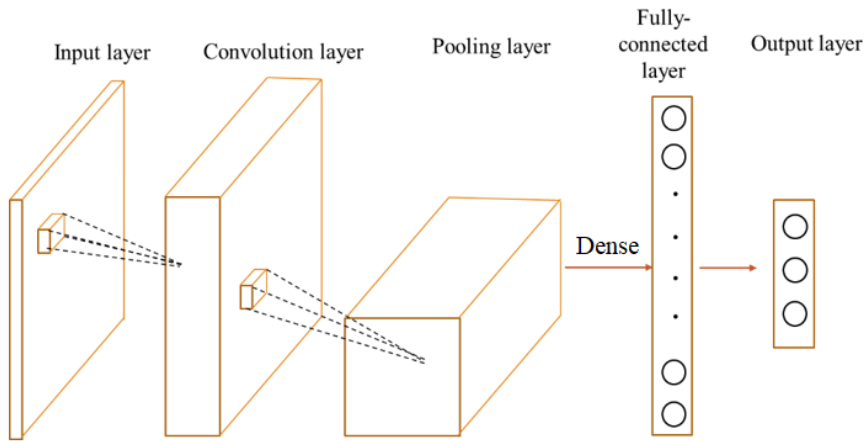
2.2. Mạng nơ ron tích chập (CNN)

Kích thước của một hình ảnh được máy tính biểu thị bằng độ pixels. Mỗi pixel chính là một điểm ảnh hay là một khối màu rất nhỏ và là đơn vị cơ bản nhất trong một bức ảnh số. Mỗi một điểm ảnh được biểu thị bằng 3 màu sắc cơ bản là đỏ, xanh lục và xanh lam. Các màu sắc khác nhau sẽ được tạo thành từ 3 màu sắc cơ bản này. Vì vậy mỗi một bức ảnh số sẽ được biểu thị bằng 3 ma trận tương ứng với 3 màu đỏ, xanh lam, xanh lục và có kích thước bằng số điểm ảnh. Mạng nơ ron tích chập sử dụng các hình ảnh làm dữ liệu đầu vào, nếu sử dụng các phương pháp tính ma trận thông thường sẽ phát sinh khối lượng tính toán và số biến cực lớn. Vì vậy trong mạng nơ ron tích chập, các phép tính tích chập sẽ được sử dụng ở các lớp ẩn thay cho phép nhân ma trận [29].

CNN được huấn luyện dựa vào phép tính tích chập sử dụng bộ lọc W , còn được gọi là các kernel. Các ma trận này được đào tạo dựa trên thuật toán hồi quy. Giá trị của mỗi nơ ron đầu ra trong lớp tích chập thứ l được tính toán như sau:

$$y_{i,j}^l = g \left(\sum_{a=0}^{n-1} \sum_{b=0}^{n-1} w_{a,b} y_{(i+a),(j+b)}^{l-1} + b_{a,b} \right) \tag{11}$$

trong đó y^{l-1} là giá trị đầu ra của lớp phía trước liền kề, n kích thước của ma trận kernel, g là hàm kích hoạt, b là ma trận cộng thêm.



(Input layer: lớp đầu vào; Convolution layer: lớp tích chập; Pooling layer: lớp gộp; Fully-connected layer: Lớp kết nối đầy đủ; Output layer: lớp đầu ra; Dense: làm phẳng)

Hình 1. Cấu tạo mạng CNN

Cấu trúc mạng CNN đơn giản và điển hình nhất gồm 5 lớp như trên Hình 1. Lớp đầu vào CNN là một ma trận số 3 chiều tương ứng với hệ màu và độ phân giải của ảnh. Ví dụ, nếu đầu vào của CNN là ảnh màu có độ phân giải 64×64 pixels, có thể biểu diễn dưới dạng số bao gồm 3 ma trận kích thước $64 \times 64 \times 3$ (trong hệ màu RGB). Như vậy khi muốn học một hình ảnh ở lớp đầu vào cần tới 12.288 nơ ron. Tương ứng số lượng nơ ron ở các lớp ẩn cũng phải đủ lớn để có thể truyền tải được đầy đủ dữ liệu lấy được từ các nơ ron đầu vào. Rất nhiều kernel cần được sử dụng trong trường hợp này. Để giải quyết bài toán giữ được các đặc tính quan trọng nhất của hình ảnh đầu vào nhưng lại giảm bớt được số lượng các biến số sử dụng trong hệ, phép tính tích chập được áp dụng trong mỗi lớp ẩn. Phép tính tích chập được kí hiệu là $\otimes, Y = X \otimes W$. Với mỗi phần tử x_{ij} trong ma trận X lấy ra một ma trận có kích thước bằng kích thước của ma trận kernel W có phần tử x_{ij} làm trung tâm (đây là lí do vì sao kích thước của các ma trận kernel thường lẻ) gọi là ma trận A . Sau đó tính tổng của các phần tử của ma trận

A và ma trận kernel W rồi viết vào ma trận kết quả Y . Đối với các phần tử viền ngoài như x_{11} thường sẽ được bỏ qua vì không tìm được ma trận A trong X . Mỗi kernel khác nhau sẽ học được những đặc trưng khác nhau của ảnh nên trong mỗi lớp tích chập ta dùng nhiều kernel để học được nhiều thuộc tính ảnh. Vì mỗi kernel cho ra kết quả 1 ma trận nên k kernel sẽ cho ra k ma trận kết quả. Ta kết hợp k ma trận kết quả ở lớp tích chập này làm ma trận đầu vào cho lớp tích chập kế tiếp.

Tương tự như lớp tích chập (Convolutional Layer), lớp gộp (Pooling) chịu trách nhiệm để là giảm chiều kết quả tích chập (Convolved Feature). Điều này nhằm mục đích để giảm chi phí tính toán cần phải có để xử lý dữ liệu thông qua việc giảm kích thước tính năng đầu vào. Hơn nữa, nó rất hữu ích để trích xuất các đặc trưng cốt lõi (thường bất biến trước các phép xoay và phép trượt), do đó làm cho quá trình huấn luyện mô hình hiệu quả hơn.

Có hai loại phép gộp: Gộp cực đại (Max Pooling) và Gộp trung bình (Average Pooling). Phép gộp cực đại trả về giá trị lớn nhất từ phần hình ảnh được bao phủ bởi bộ lọc. Trong khi đó, phép gộp trung bình trả về giá trị trung bình của tất cả các giá trị từ phần hình ảnh được bao phủ bởi bộ lọc.

Phép gộp cực đại cũng hoạt động như một công cụ khử nhiễu. Nó loại bỏ các nguồn nhiễu và thực hiện khử nhiễu song song với giảm kích thước. Mặt khác, phép gộp trung bình chỉ đơn giản thực hiện giảm kích thước như một cơ chế khử nhiễu. Do đó, chúng ta có thể nói rằng phép gộp cực đại hoạt động tốt hơn rất nhiều so với phép gộp trung bình. Lớp tích chập (Convolutional Layer) và lớp gộp (Pooling layer), kết hợp với nhau tạo thành lớp thứ ii của mạng nơ ron tích chập. Tùy thuộc vào độ phức tạp của ảnh, số lượng các lớp như vậy có thể được tăng lên để có thể bắt được các đặc trưng ở mức độ chi tiết hơn nữa, nhưng chi phí cho sức mạnh tính toán cũng sẽ nhiều hơn.

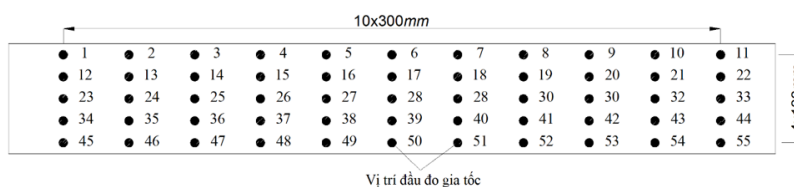
Sau khi đi qua quá trình trên, chúng ta đã thiết lập thành công mô hình nơ ron tích chập để học các đặc trưng. Tiếp theo, chúng ta sẽ làm phẳng (flattening) đầu ra cuối và đưa nó vào mạng nơ ron thông thường cho mục đích phân loại.

Sử dụng lớp kết nối đầy đủ (Fully connected layer) là cách làm phổ biến nhất để học các tổ hợp phi tuyến từ các đặc trưng trích xuất từ kết quả ma trận tích chập đầu ra. Mạng nơ ron kết nối đầy đủ có thể học được các đặc trưng trong không gian phi tuyến này. Tùy vào nhiệm vụ đặt ra mà cấu trúc mạng CNN có thể được tối ưu hóa bằng cách sử dụng các thuật toán tối ưu. Mạng CNN sau khi được huấn luyện có thể được lưu trữ và đem sử dụng để dự đoán cho các trường hợp mới.

3. Mô hình thí nghiệm

3.1. Lắp đặt thí nghiệm

Mô hình thí nghiệm bản giản đơn có kích thước rộng 0,4895 m, dày 0,0433 m và dài 3,5 m được chế tạo từ vật liệu bê tông cường độ cao UHPC. Vật liệu chế tạo dầm có mô đun đàn hồi $E = 49$ GPa và có khối lượng riêng $\rho = 2410,7$ kg/m³. Điều kiện biên của dầm thí nghiệm là dầm giản đơn, trong đó có bố trí 1 gối cố định và 1 gối di động. 15 đầu đo được lắp đặt trên cầu để đo lại dao động của 55 điểm đo. Để đo được hết 55 điểm đo, 5 sơ đồ được thiết lập. Vị trí các điểm đo trên cầu và cách phân chia các sơ đồ đo được thể hiện trên Bảng 1. Sơ đồ các đầu đo được thể hiện trên Hình 2. Mô hình cầu bản trong phòng thí nghiệm được thể hiện trên Hình 3.



Hình 2. Sơ đồ bố trí các điểm đo

Bảng 1. Các sơ đồ đo

Sơ đồ	Đầu đo gia tốc														
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15
1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	41	28	14	49
2	12	13	15	4	16	17	18	19	20	21	22	41	28	14	49
3	23	24	25	4	26	27	29	30	31	32	33	41	28	14	49
4	34	35	36	4	37	38	39	40	42	43	44	41	28	14	49
5	45	46	47	4	48	50	51	52	53	54	55	41	28	14	49



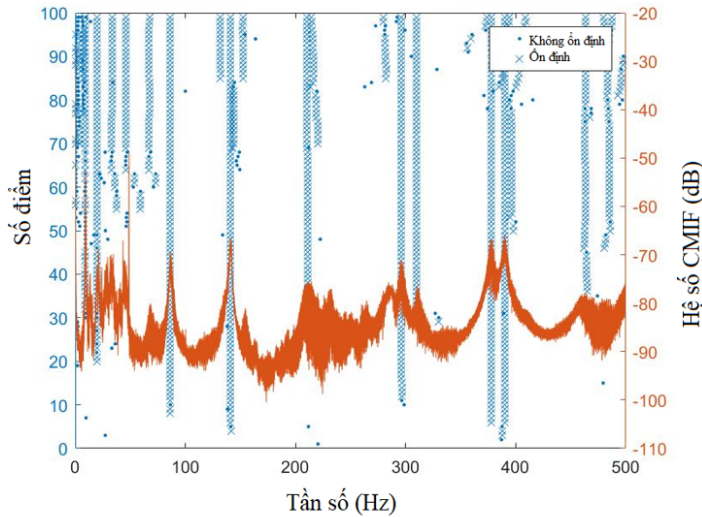
Hình 3. Mô hình cầu bản UHPC trong phòng thí nghiệm

3.2. Kết quả đo gia tốc

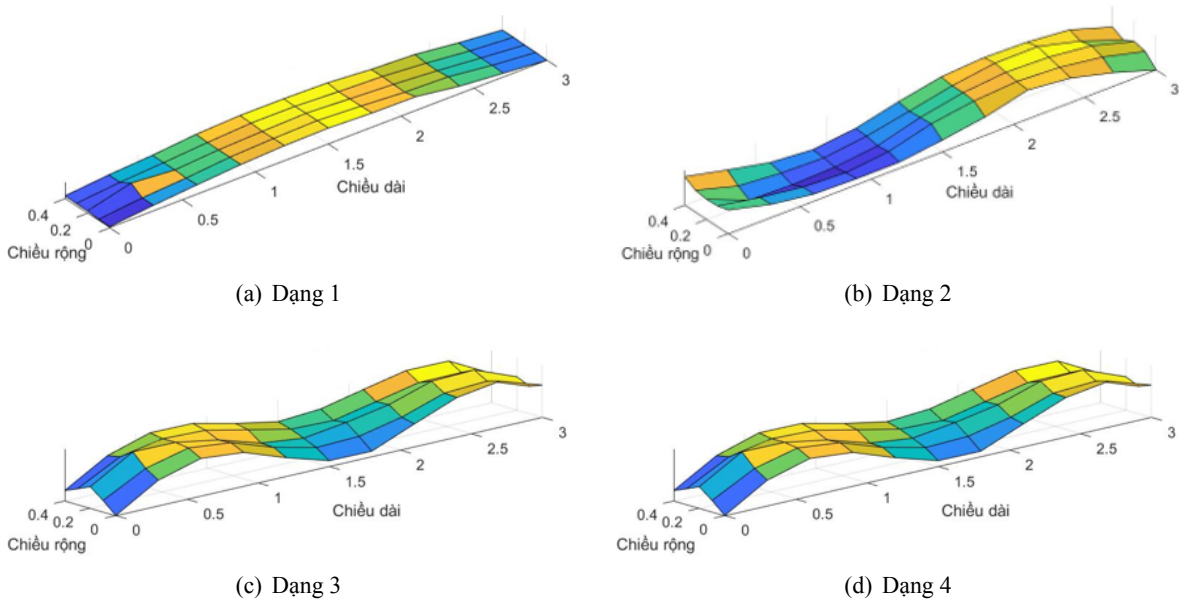
Phần này sẽ trình bày kết quả thí nghiệm đo đặc mô hình cầu bản trong thí nghiệm. Trong đó các thông số đặc trưng dao động của cầu sẽ được tìm thấy dựa vào số liệu đo gia tốc tại các điểm đo. Thiết bị đo gia tốc là bộ gồm 15 đầu đo gia tốc một phương của National Instruments (NI). Búa được dùng để kích thích bản dao động bằng cách gõ vào vị trí bất kỳ trên bản. Dao động của bản được đo lại trong khoảng thời gian là 300 s và tần số lấy mẫu là 2560 Hz. Dao động từ lúc bị kích thích và gần như tắt hẳn trong thời gian đo. Như vậy toàn bộ dao động tự do của dầm sau khi bị kích thích được đo lại hoàn toàn.

Thuật toán SSI được sử dụng để phân tích số liệu đo gia tốc tại 55 điểm trên dầm với 5 sơ đồ đo khác nhau. Các thông số được sử dụng để tính ma trận Hankel là $i = 100$ và số lượng hàng 100. Biểu đồ ổn định được xác định với giới hạn 1% cho tần số, 5% cho chỉ số cản và 1% cho dạng dao động. Sử dụng các thông số này các đỉnh tần số ổn định tương ứng với các tần số dao động riêng của cầu

thí nghiệm được tìm thấy và thể hiện trong Hình 4 và Bảng 2. Các dạng dao động của mô hình cầu bản được tìm ra và thể hiện lần lượt trên Hình 5. Với phép đo như trên 4 dạng dao động của bản tìm ra bằng phương pháp đo dao động là hoàn toàn tương đồng với lý thuyết. Các tần số, dạng dao động tìm được sẽ là cơ sở để phát triển các thuật toán đánh giá hư hỏng của công trình. Bởi vì khi hư hỏng xuất hiện tại một vị trí nào đó sẽ làm thay đổi tần số dao động riêng, dạng dao động của hệ.



Hình 4. Biểu đồ ổn định

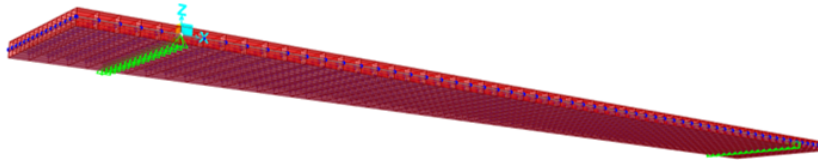


Hình 5. Các dạng dao động từ số liệu thí nghiệm

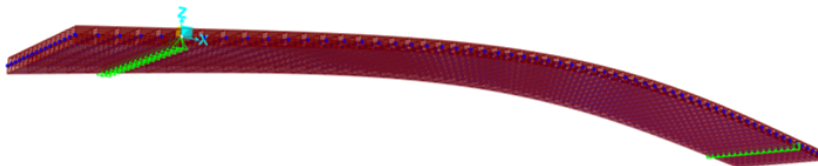
4. Mô hình số

Cầu bản UHPC được mô hình phân tử hữu hạn bằng phần mềm SAP2000. Vật liệu bê tông UHPC được mô hình có mô đun đàn hồi $E = 49 \text{ GPa}$ và khối lượng riêng bằng 2410.7 kg/m^3 theo như thí

nghiệm nén mẫu bê tông sau khi chế tạo. Bản được mô hình bằng các phần tử dạng tấm. Kích thước của bản trong mô hình số rộng 0,4896 m và dày 0,0433 m theo như số liệu đo và số liệu cập nhật mô hình số. Điều kiện biên của bản: 1 vị trí gối cố định và 1 vị trí gối di động cách mép bản 0,25 m. Tổng chiều dài nhịp bản là 3,5 m và khoảng cách giữa hai gối là 3 m. Hình 6 biểu diễn mô hình bản và Hình 7 biểu diễn 4 dạng dao động uốn đầu tiên phân tích trong phần mềm phần tử hữu hạn. Khi so sánh với 4 dạng dao động tìm được từ mô hình số được thể hiện ở Hình 5 là hoàn toàn tương đồng. Như vậy là với thí nghiệm được bố trí có thể tìm ra được chính xác 4 dạng dao động uốn đầu tiên của dầm. Tần số dao động riêng của 4 dạng dao động này được thể hiện trong Bảng 2. Quan sát Bảng 2 thấy rằng sự sai khác giữa tần số tìm được từ thí nghiệm và mô hình là rất nhỏ. Sự sai khác lớn nhất tìm thấy được ở dạng dao động số 2 chỉ là 6%. Như vậy là mô hình số và mô hình thí nghiệm là hoàn toàn tương đồng.



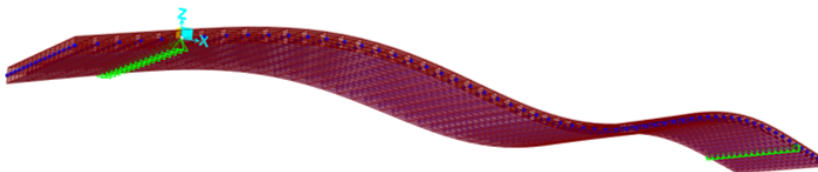
Hình 6. Mô hình bản UHPC trong phần mềm phần tử hữu hạn



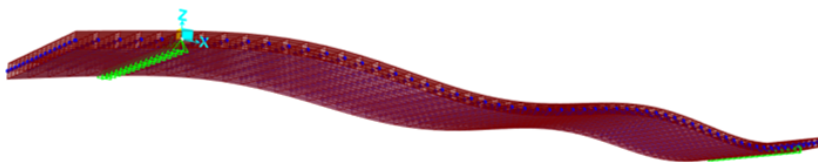
(a) Dạng 1, $f = 9,82$ Hz



(b) Dạng 2, $f = 38,92$ Hz



(c) Dạng 3, $f = 85,90$ Hz



(d) Dạng 4, $f = 147,44$ Hz

Hình 7. Các dạng dao động từ mô hình số

Bảng 2. Tần số dao động riêng của bản thí nghiệm (Hz)

Dạng dao động	1	2	3	4
Thí nghiệm	9,49	41,46	86,83	141,41
Mô hình số	9,82	38,92	85,90	147,44
Sai khác (%)	3,360	-6,526	-1,083	4,090

5. Xác định vùng hư hỏng trong bản

5.1. Phương pháp đề xuất

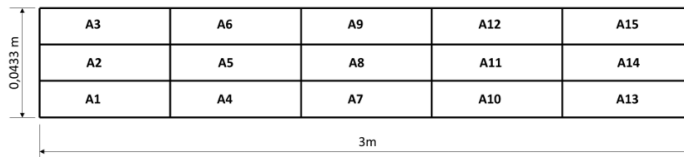
Phương pháp xác định được vị trí vùng hư hỏng trong kết cấu bản sử dụng số liệu đo dao động và mạng nơ ron tích chập được đề xuất gồm các bước như sau:

- Bước 1: Tạo hình ảnh làm dữ liệu đầu vào huấn luyện mạng tích chập

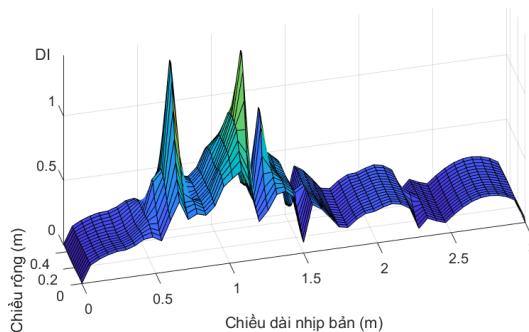
Phương pháp này đề xuất sử dụng các hình ảnh được vẽ lại từ hệ số hư hỏng trong bản xác định theo phương pháp độ cong của dạng dao động theo 2 phương. Theo đó, đầu tiên dạng dao động của bản sẽ được tìm thấy. Phương pháp sai phân trung tâm sẽ được sử dụng để tính độ cong của dạng dao động theo các công thức từ (2) đến (9). Hệ số hư hỏng trên tấm được tính toán theo công thức (10). Để chuyển hệ số hư hỏng về dạng ảnh, biểu đồ hư hỏng của tấm sẽ được vẽ lại dưới dạng đường bao, trong đó màu sắc của ảnh thể hiện độ lớn của hệ số.

Bản sẽ được chia làm 15 vùng khác nhau như thể hiện trên Hình 8. Để lấy dữ liệu huấn luyện mạng nơ ron tích chập, 15 vùng này được giả thiết với các mức độ hư hỏng khác nhau bằng cách thay đổi mô đun đàn hồi E . Mỗi vùng hư hỏng giả thiết, mô đun đàn hồi E giảm từ 1% đến 60% tương ứng với mức độ hư hỏng tăng dần. Như vậy mỗi vị trí có 60 kịch bản hư hỏng được tạo ra để huấn luyện mạng.

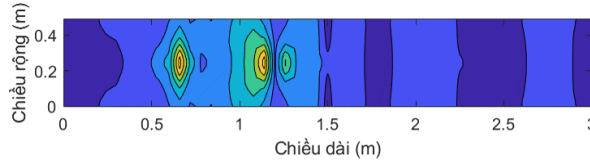
Hình 9(a) thể hiện hệ số hư hỏng tính toán được theo các công thức từ (2) đến (9) và biểu diễn dưới dạng không gian. Hư hỏng xảy ra tại vị trí A5 trên dầm và mức độ hư hỏng là 20%, tương ứng với mô đun đàn hồi E tại vị trí A5 giảm 20% so với các vị trí khác trên dầm. Hình 9(b) vẽ lại hình ảnh hệ số hư hỏng dưới dạng đường bao dùng để huấn luyện mạng, trong đó màu sắc trên hình ảnh thể hiện độ lớn của hệ số hư hỏng.



Hình 8. Các vùng hư hỏng trên bản



(a) Hệ số hư hỏng tại vị trí A5 trên bản



(b) Hệ số hư hỏng tại vị trí A5 trên bàn

Hình 9. Hệ số hư hỏng tại vị trí A5 trên bàn

- Bước 2: Xây dựng mô hình mạng nơ ron tích chập gồm các lớp ẩn và sử dụng các dữ liệu hình ảnh đã thu thập ở bước 2 để huấn luyện. Đầu ra của mạng là các vị trí các vùng hư hỏng đã được gắn nhãn trên bàn.

- Bước 3: Đánh giá hiệu quả của mô hình mạng nơ ron tích chập đã xây dựng. Mạng sau khi đã huấn luyện thành công sẽ được lưu trữ và sử dụng để dự đoán vị trí vùng hư hỏng cho các trường hợp mới.

- Bước 4: Sử dụng mạng nơ ron tích chập cho bộ dữ liệu mới. Các đầu đo sẽ được gắn trên hệ kết cấu thật và thu thập lại dữ liệu đo gia tốc trên hệ. Từ các đầu đo gia tốc này dạng dao động của hệ sẽ được tìm ra, từ đó độ cong của dạng dao động sẽ tính toán được. Hình ảnh độ cong của dạng dao động tính toán được sẽ đưa vào làm dữ liệu đầu vào để mạng nơ ron tích chập đã được học từ trước dự đoán vùng hư hỏng đã được huấn luyện.

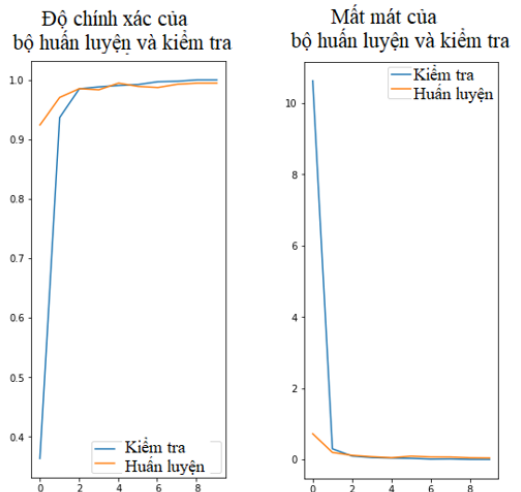
5.2. Kết quả

Các kích bản hư hỏng được tạo ra trên 15 vùng hư hỏng được đánh dấu trên mô hình bàn. Mỗi vùng có 60 kích bản với độ cứng giảm từ 1% đến 60%. Để tăng thêm dữ liệu huấn luyện mạng và để mô phỏng các dữ liệu thực tế, 3% mức độ nhiễu được thêm vào số liệu dạng dao động. Tổng cộng có 1800 dữ liệu hình ảnh được sử dụng để huấn luyện. Các dữ liệu này được chia làm 2 phần, 70% dùng để huấn luyện mạng vào 30% dùng để kiểm tra mạng.

Mạng CNN lựa chọn để huấn luyện mạng gồm có 3 lớp tích chập lần lượt có 16, 32 và 64 nơ ron. Lớp gộp cực đại được lựa chọn và các lớp bỏ chọn (Dropout) được thêm vào giữa các lớp tích chập nhằm hạn chế việc mạng học quá. Hình 10 thể hiện kết quả về độ chính xác và giá trị hàm mất mát của mạng nơ ron tích chập sau khi học. Ta thấy rằng độ chính xác của cả bộ dữ liệu học và bộ dữ liệu kiểm tra đều rất cao, xấp xỉ nhau và gần đạt 100%. Giá trị hàm mất mát rất thấp cho cả hai bộ dữ liệu học và kiểm tra. Như vậy mạng nơ ron tích chập sau khi được học hoàn toàn có khả năng nhận biết vị trí vùng hư hỏng trên tấm bản dựa vào hình ảnh độ cong của dạng dao động được cung cấp. Phương pháp đề xuất đạt độ chính xác cao và có thể hoạt động tự động, không cần tác động của yếu tố con người.

6. Kết luận

Bài báo này đề xuất một phương pháp mới tự động xác định vùng hư hỏng trên kết cấu dạng tấm dựa vào số liệu đo dao động của hệ và mạng nơ ron tích chập. Dạng dao động của mô hình thí nghiệm



Hình 10. Kết quả độ chính xác và hàm mất mát của mạng nơ ron tích chập sau học

cầu bản UHPC nhịp giản đơn xây dựng trong phòng thí nghiệm được tìm thấy từ các dữ liệu đo gia tốc tại 55 vị trí đo bố trí trên dầm. 15 vùng hư hỏng được giả thiết trên mô hình cầu bản số và mạng nơ ron tích chập sau khi được huấn luyện có thể xác định được các vùng hư hỏng này với độ chính xác cao. Độ chính xác của cả bộ dữ liệu dùng để huấn luyện mạng và bộ dữ liệu kiểm tra đều gần đạt tới giá trị 100%.

Phương pháp đề xuất là phương pháp không phá hủy và có khả năng áp dụng cao vào thực tế và sử dụng các dữ liệu đo. Độ cong của dạng dao động bên cạnh phương pháp xác định từ dạng dao động thì còn có thể xác định trực tiếp từ các phép đo biến dạng [30]. Việc sử dụng thuật toán trí tuệ nhân tạo giúp phương pháp có thể tự động xác định được vùng hư hỏng mà không cần sự can thiệp cũng như hiểu biết sâu của con người. Tuy nhiên khi áp dụng phương pháp vào thực tế cần chú ý tới ảnh hưởng nhiều của phép đo dao động cũng như tác động của các yếu tố môi trường lên hệ.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Bộ Giáo dục và Đào tạo trong đề tài mã số B2022-XDA-03.

Tài liệu tham khảo

- [1] Carden, E. P., Fanning, P. (2004). [Vibration based condition monitoring: a review](#). *Structural Health Monitoring*, 3(4):355–377.
- [2] Doebling, S. W., Farrar, C. R., Prime, M. B., Shevitz, D. W. (1996). [Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: A literature review](#).
- [3] Kong, X., Cai, C.-S., Hu, J. (2017). [The state-of-the-art on framework of vibration-based structural damage identification for decision making](#). *Applied Sciences*, 7(5):497.
- [4] Sohn, H., Farrar, C. R., Hemez, F. M., Czarnecki, J. J. (2002). *A review of structural health monitoring literature 1996-2001*. Los Alamos National Laboratory, USA.
- [5] Liu, Y., Nayak, S. (2012). [Structural health monitoring: state of the art and perspectives](#). *JOM*, 64(7): 789–792.
- [6] Chen, H.-P., Ni, Y.-Q. (2018). *Structural health monitoring of large civil engineering structures*. Wiley.
- [7] Brownjohn, J. M. W., Pan, T. C. (2001). [Response of tall buildings to weak long distance earthquakes](#). *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 30(5):709–729.
- [8] Wong, K. (2010). [Structural health monitoring and safety evaluation of Stonecutters Bridge under the in-service condition](#). *Bridge Maintenance, Safety, Management and Life-Cycle Optimization*, CRC Press, 521–521.
- [9] Le Diourion, T., Hovhanessian, G. (2005). *The health monitoring of Rion Antirion Bridge*. IMACXXIII, Orlando.
- [10] Dallard, P., Fitzpatrick, A. J., Flint, A., Le Bourva, S., Low, A., Ridsdill Smith, R. M., Willford, M. (2001). *The London millennium footbridge*. *Structural Engineer*, 79(22):17–21.
- [11] ICOLD CIGB (1988). *Dam monitoring general considerations*. International Commission on Large Dams, Bulletin.
- [12] Grimmelsman, K. A., Aktan, A. E. (2005). *Impacts and mitigation of uncertainty for improving the reliability of field measurements*. *Proceedings of the 2nd International Conference on Structural Health Monitoring of Intelligent Infrastructure (SHMII-2)*.
- [13] Grimmelsman, K. A., Pan, Q., Aktan, A. E. (2007). [Analysis of data quality for ambient vibration testing of the henry hudson bridge](#). *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 18(8):765–775.
- [14] Macdonald, J. H. G. (2008). [Pedestrian-induced vibrations of the Clifton Suspension Bridge, UK](#). *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Bridge Engineering*, 161(2):69–77.
- [15] Yang, Y., Kim, S., Hwang, Y., Kim, H.-K. (2021). [Experimental study on suppression of vortex-induced vibration of bridge deck using vertical stabilizer plates](#). *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 210:104512.

- [16] Worden, K., Manson, G. (2006). [The application of machine learning to structural health monitoring](#). *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 365(1851):515–537.
- [17] Nguyen, H. D., Bui, T. T., Roeck, G. D., Wahab, M. A. (2018). [Damage detection in simply supported beam using transmissibility and auto-associative neural network](#). *Proceedings of the 1st International Conference on Numerical Modelling in Engineering*, Springer Singapore, 177–186.
- [18] Chen, Q., Chan, Y. W., Worden, K. (2003). [Structural fault diagnosis and isolation using neural networks based on response-only data](#). *Computers & Structures*, 81(22-23):2165–2172.
- [19] Dương, N. H., Thành, B. T. (2021). [Xác định vị trí hư hỏng trên dầm bằng phương pháp sử dụng độ cong của dạng dao động](#). *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD) - ĐHXDHN*, 15(7V):49–56.
- [20] Cao, L. T., Sỹ, B. V., Duy, H. Đ. (2020). [Chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu tấm sử dụng phương pháp năng lượng biến dạng kết hợp với thuật toán di truyền](#). *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (KHCNXD) - ĐHXDHN*, 14(4V):16–28.
- [21] Nguyen, D. H., Wahab, M. A. (2023). [Damage detection in slab structures based on two-dimensional curvature mode shape method and Faster R-CNN](#). *Advances in Engineering Software*, 176:103371.
- [22] Chang, K.-C., Kim, C.-W. (2016). [Modal-parameter identification and vibration-based damage detection of a damaged steel truss bridge](#). *Engineering Structures*, 122:156–173.
- [23] Nguyen, D. H., Bui, T. T., De Roeck, G., Wahab, M. A. (2019). [Damage detection in Ca-Non Bridge using transmissibility and artificial neural networks](#). *Structural Engineering and Mechanics*, 71(2):175–183.
- [24] Hakim, S. J. S., Razak, H. A. (2013). [Adaptive neuro fuzzy inference system \(ANFIS\) and artificial neural networks \(ANNs\) for structural damage identification](#). *Structural Engineering and Mechanics*, 45(6):779–802.
- [25] Ratcliffe, C. P. (1997). [Damage detection using a modified Laplacian operator on mode shape data](#). *Journal of Sound and Vibration*, 204(3):505–517.
- [26] Yoon, M. K., Heider, D., Gillespie, J. W., Ratcliffe, C. P., Crane, R. M. (2005). [Local damage detection using the two-dimensional gapped smoothing method](#). *Journal of Sound and Vibration*, 279(1-2):119–139.
- [27] Qiao, P., Lu, K., Lestari, W., Wang, J. (2007). [Curvature mode shape-based damage detection in composite laminated plates](#). *Composite Structures*, 80(3):409–428.
- [28] Wu, D., Law, S. S. (2004). [Damage localization in plate structures from uniform load surface curvature](#). *Journal of Sound and Vibration*, 276(1-2):227–244.
- [29] Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., Liu, T., Wang, X., Wang, G., Cai, J., Chen, T. (2018). [Recent advances in convolutional neural networks](#). *Pattern Recognition*, 77:354–377.
- [30] Nguyen, D. H., Nguyen, N. M. T., Doan, X. H., Nguyen, Q. B., Nguyen, V. P., Pham, D. H. (2023). [Damage detection in structures using strain measurement](#). *Lecture Notes in Civil Engineering*, Springer International Publishing, 24–34.