

Xác định vị trí và mức độ suy giảm độ cứng trong kết cấu tấm dựa trên phương pháp năng lượng biến dạng và mạng nơ-ron tích chập

Structural damage detection in plates using modal strain energy and convolutional neural network

Bùi Ngọc Tuấn Hùng^{1,2}, Nguyễn Chí Khải^{1,2*}, Trần Phan Thái Anh^{1,2}, Trương Thành Trọng^{1,2}, Lê Quang Đại^{1,2}, và Hồ Đức Duy^{1,2}

¹Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP.HCM;

²Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh;

*Tác giả liên hệ: nckhai.sdh242@hcmut.edu.vn

■ Nhận bài: 25/07/2025 ■ Sửa bài: 16/08/2025 ■ Duyệt đăng: 30/08/2025

TÓM TẮT

Bài báo này đề xuất một quy trình một bước để xác định vị trí và mức độ suy giảm độ cứng trong kết cấu tấm bằng sự kết hợp giữa phương pháp năng lượng biến dạng và mạng nơ-ron tích chập. Quy trình chẩn đoán được kiểm chứng cho bài toán tấm bê tông, hư hỏng được tạo ra bằng cách giảm độ cứng phần tử. Kết quả phân tích dao động của tấm, thông qua việc lập trình theo phương pháp phần tử hữu hạn sử dụng phần tử có 9 nút, được dùng để tính giá trị năng lượng biến dạng của tấm. Tính hiệu quả của quy trình chẩn đoán được đánh giá thông qua chỉ số hư hỏng và sai số giữa các kết quả chẩn đoán so với mức độ hư hỏng giả định trong nhiều kịch bản hư hỏng khác nhau. Mạng nơ-ron tích chập được thiết lập với dữ liệu đầu vào là giá trị năng lượng biến dạng tỉ đối của các phần tử tấm để chẩn đoán hư hỏng của các phần tử này. Kết quả phân tích cho thấy rằng quy trình kiến nghị cho kết quả chẩn đoán vị trí và mức độ hư hỏng trong kết cấu tấm có độ chính xác cao.

Từ khóa: Chẩn đoán sức khỏe kết cấu, dao động, kết cấu tấm, mạng nơ-ron tích chập, năng lượng biến dạng

ABSTRACT

This paper proposes a new one-step approach for damage detection in plate-type structures using the integration of modal strain energy technique with convolutional neural network. The approach is applied to the problem of a concrete plate with damage created by reducing element stiffness. The modal strain energy data of the plate is obtained from the vibration analysis results through programming according to the finite element method using 9-node elements. The effectiveness of the approach is verified through the evaluation index of the damage detection results and the accuracy of these diagnosis results compared to the assumed damage severity in various damage scenarios. The convolutional neural network is built with the input data being the relative modal strain energies of plate elements to identify the damage's location and severity in these elements. The results demonstrate that the proposed approach gives highly accurate results in detecting the location and severity of damage in plate-type structures.

Keywords: Convolutional neural network, modal strain energy, plate, structural health monitoring, vibration.

1. GIỚI THIỆU

Nghị quyết số 57-NQ/TW ngày 22/12/2024 của Bộ Chính trị về đột phá phát

triển khoa học, công nghệ, đổi mới sáng tạo và chuyển đổi số quốc gia có tác động mạnh mẽ đến mọi lĩnh vực; và trong đó có lĩnh vực

kỹ thuật xây dựng. Việc phát triển các phương pháp truyền thống kết hợp với công nghệ trí tuệ nhân tạo để giải quyết các vấn đề kỹ thuật là điều tất yếu. Kết cấu dạng tấm được sử dụng phổ biến trong nhiều công trình xây dựng để làm sàn, tường, mái che, ... Trong suốt quá trình khai thác và vận hành, kết cấu tấm trong công trình xây dựng có thể chịu ảnh hưởng bởi nhiều dạng hư hỏng khác nhau. Các dạng hư hỏng này bao gồm: sự xuất hiện vết nứt do vượt quá khả năng chịu lực của phần tử gây suy giảm độ cứng; sự suy giảm cường độ và đặc tính ban đầu của vật liệu do tác động môi trường (chẳng hạn như ăn mòn tự nhiên hoặc sự cố do con người gây ra); và các khuyết tật hình thành trong quá trình thi công.

Trong lĩnh vực giám sát sức khỏe kết cấu (Structural Health Monitoring: SHM), nhiều nghiên cứu đã được thực hiện nhằm phát triển các phương pháp phát hiện hư hỏng hiệu quả. Trong số đó, các kỹ thuật chẩn đoán dựa trên sự thay đổi của đặc trưng dao động ngày càng được quan tâm do tính linh hoạt trong đo đạc, chi phí hợp lý và khả năng áp dụng phương pháp không phá hủy. Sự xuất hiện của hư hỏng dẫn đến thay đổi trong các đặc tính cơ học của kết cấu, từ đó ảnh hưởng trực tiếp đến các đặc trưng dao động như tần số riêng và dạng dao động [1-5].

Phương pháp chẩn đoán hư hỏng sử dụng năng lượng biến dạng đã xuất hiện từ rất sớm [6]. Từ những nền tảng đó, phương pháp năng lượng biến dạng đã được mở rộng để áp dụng cho kết cấu tấm có mặt cong hai chiều [7]. Hu và Wu [8] đã thực hiện các thí nghiệm nhằm kiểm chứng hiệu quả của phương pháp này trong việc phát hiện vết nứt trên các tấm nhôm với điều kiện biên tự do. Seyedpoor [9] đã đề xuất một quy trình chẩn đoán đa hư hỏng cho hệ dàn phẳng dựa trên hai giai đoạn xử lý. Trong khi đó, Fu et al. [10] và Dinh et al. [11] đã phát triển quy trình chẩn đoán hai bước áp dụng cho kết cấu tấm. Gần đây, Vo et al. [12] đã kết hợp phương pháp năng lượng biến dạng với thuật toán tiến hóa cải tiến nhằm xác định hư hỏng trong tấm nhiều lớp làm từ vật liệu composite. Bạch và cộng sự [13] đã trình bày phương pháp

chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu khung thép sử dụng phương pháp năng lượng biến dạng kết hợp với thuật toán di truyền. Phương pháp chẩn đoán hư hỏng dựa trên sự tích hợp giữa năng lượng biến dạng và thuật toán mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network: CNN) đã được triển khai thành công để phát hiện hư hỏng trong các hệ kết cấu dàn thép không gian [14] và khung không gian [15].

Trước đây, quy trình chẩn đoán hư hỏng thường được thực hiện qua hai bước chính. Bước đầu tiên là xác định vị trí hư hỏng bằng cách sử dụng chỉ số hư hỏng, được xây dựng dựa trên sự thay đổi năng lượng biến dạng của kết cấu giữa trạng thái nguyên vẹn và sau khi bị hư hỏng. Bước thứ hai là ước lượng mức độ hư hỏng thông qua các thuật toán tối ưu hóa. Tuy nhiên, quy trình hai bước này làm gia tăng mức độ phức tạp, kéo theo chi phí và thời gian xử lý cao trong thực tiễn. Do đó, việc phát triển một kỹ thuật chẩn đoán mới, cho phép xác định đồng thời cả vị trí và mức độ hư hỏng chỉ thông qua một bước duy nhất, là điều cần thiết. Sự phát triển nhanh chóng của các thuật toán trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là CNN, đã mở ra hướng tiếp cận hiệu quả hơn cho việc chẩn đoán hư hỏng kết cấu, giúp rút ngắn thời gian xử lý, tăng độ chính xác và giảm chi phí theo dõi, bảo trì kết cấu. Tuy nhiên, các phương pháp chẩn đoán hư hỏng ứng dụng trí tuệ nhân tạo hiện nay vẫn còn nhiều hạn chế, đặc biệt khi áp dụng cho kết cấu dạng tấm, một loại kết cấu phổ biến trong nhiều công trình kỹ thuật. Vì vậy, việc đề xuất một kỹ thuật chẩn đoán mới kết hợp giữa năng lượng biến dạng và CNN là cần thiết, nhằm nâng cao hiệu quả SHM nói riêng và đóng góp cho ngành xây dựng nói chung.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Phương pháp năng lượng biến dạng cho kết cấu tấm

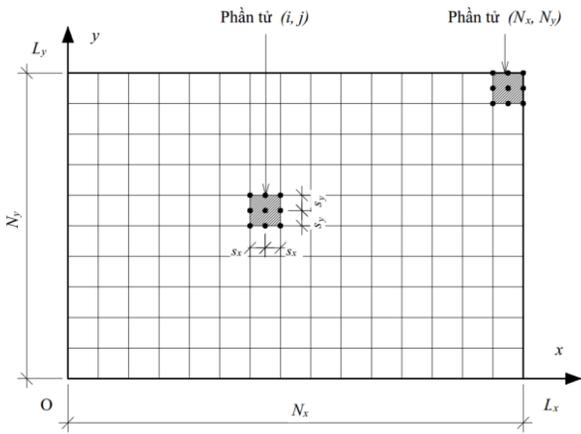
Nghiên cứu này sử dụng phương pháp phần tử hữu hạn để phân tích dao động tự do cho kết cấu tấm. Phần tử đẳng tham số chín nút, ký hiệu là Q9 (Nine-node quadrilateral element) được sử dụng trong mô hình phần

từ hữu hạn. Xét tấm dao động tự do, có sơ đồ phân chia lưới như Hình 1. Năng lượng biến dạng của vùng con (i, j) ứng với dạng dao động thứ k, ϕ_k , được tính toán như sau:

$$U_{k,ij} = \frac{D_{ij}}{2} \int_{y_j}^{y_{j+1}} \int_{x_j}^{x_{j+1}} \left[\left(\frac{\partial^2 \phi_k}{\partial x^2} \right)^2 + 2\nu \left(\frac{\partial^2 \phi_k}{\partial x^2} \right) \left(\frac{\partial^2 \phi_k}{\partial y^2} \right) + 2(\nu-1) \left(\frac{\partial^2 \phi_k}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] dx dy \quad (1)$$

Năng lượng biến dạng của toàn bộ tấm được xác định như sau:

$$U_k = \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} U_{k,ij} \quad (2)$$

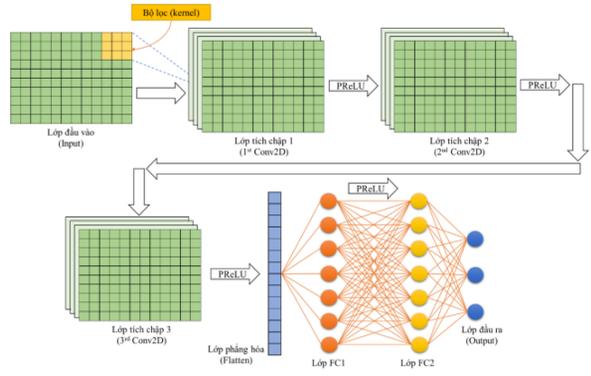


Hình 1. Sơ đồ chia lưới phần tử

Từ đó, giá trị năng lượng biến dạng tỉ đối của vùng con (i, j) và chỉ số hư hỏng tương ứng được tính toán. Một ngưỡng Z_0 xác định hư hỏng được đề xuất dưới dạng phần trăm của chỉ số hư hỏng lớn nhất đã được chuẩn hóa trên toàn bộ tấm. Các phần tử có chỉ số hư hỏng lớn hơn hoặc bằng ngưỡng này được xem là đã bị hư hỏng và ngược lại.

2.2. Mạng nơ-ron tích chập

Nghiên cứu này đề xuất một cấu trúc CNN sử dụng cho việc chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu dạng tấm (Hình 2). Mô hình sử dụng ba lớp tích chập (Conv2D) với số lượng bộ lọc lần lượt là 64, 128 và 256. Sau mỗi lớp tích chập, hàm kích hoạt PReLU (Parametric Rectified Linear Unit) được áp dụng để tăng cường tính phi tuyến trước khi truyền dữ liệu sang lớp kế tiếp. Trước khi chuyển đến các lớp FC (Fully Connected), đầu ra sẽ được chuyển đổi thành véc-tơ một chiều thông qua lớp Flatten. Ở lớp đầu ra cuối cùng, hàm kích hoạt không được sử dụng, do bài toán chẩn đoán hư hỏng là bài toán hồi quy.



Hình 2. Mô hình đề xuất cho CNN

2.3. Chỉ số đánh giá độ chính xác

Chỉ số DI được định nghĩa là tỷ lệ giữa diện tích của vùng hư hỏng được phương pháp đề xuất phát hiện đúng so với tổng diện tích vùng hư hỏng thực tế. Mục tiêu của chỉ số này là đánh giá mức độ chính xác của phương pháp trong việc xác định đúng các phần tử bị hư hỏng trong kết cấu tấm. Công thức tính chỉ số DI được biểu diễn như sau:

$$DI = A_{d,đ}^{pred} / A_d^{real} \quad (3)$$

trong đó $A_{d,đ}^{pred}$ là diện tích của vùng hư hỏng chẩn đoán nằm trong vùng hư hỏng thực tế; A_d^{real} là diện tích của vùng hư hỏng thực tế.

2.4. Quy trình chẩn đoán đề xuất

Nhìn chung, quy trình chẩn đoán hư hỏng của kết cấu dạng tấm dựa trên phương pháp năng lượng biến dạng kết hợp với CNN bao gồm ba giai đoạn chính, được trình bày chi tiết trong Hình 3.

Giai đoạn 1: Chuẩn bị dữ liệu.

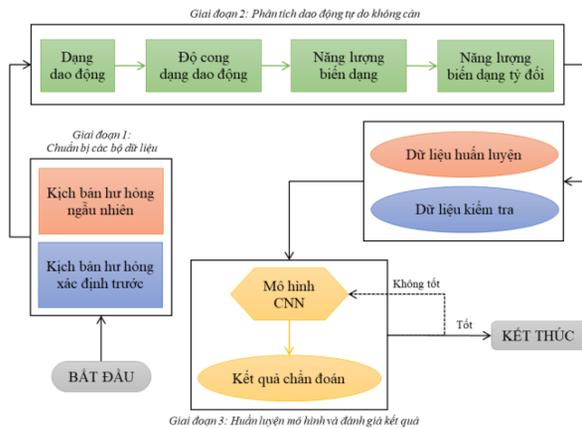
Dữ liệu huấn luyện được xây dựng bằng cách giả lập các trường hợp phần tử bị hư hỏng ngẫu nhiên xuất hiện trên tấm, với số lượng từ 1, 5, 10, 20 cho đến N phần tử (trong đó N là tổng số phần tử được chia trong từng bài toán cụ thể). Mức độ hư hỏng của từng phần tử được chọn ngẫu nhiên trong khoảng từ 0 đến 50%, với bước tăng là 0.1%. Mỗi cấu hình như vậy bao gồm 10,000 kịch bản hư hỏng được tạo ngẫu nhiên. Giá trị năng lượng biến dạng của tấm được tính toán ứng với các kịch bản này để sử dụng làm dữ liệu huấn luyện. Tương tự, dữ liệu kiểm tra cũng là giá trị năng lượng biến dạng được tính toán dựa trên các kịch bản hư hỏng khảo sát trong mục 3.

Giai đoạn 2: Phân tích dao động cho kết cấu tấm.

Ứng với mỗi kích bản hư hỏng, dạng dao động được thiết lập từ việc phân tích dao động tự do theo phương pháp phần tử hữu hạn. Sau đó, năng lượng biến dạng được tính toán theo các công thức (1) và (2). Sau đó, kết quả năng lượng biến dạng được lưu thành các bộ dữ liệu huấn luyện và bộ dữ liệu kiểm tra.

Giai đoạn 3: Huấn luyện mô hình và đánh giá kết quả.

Trên cơ sở bộ dữ liệu huấn luyện đã chuẩn bị, mô hình CNN được tiến hành huấn luyện và sau đó được áp dụng cho tập kiểm tra. Khả năng chẩn đoán vị trí hư hỏng của mô hình được đánh giá thông qua chỉ số *DI*; kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng được đánh giá thông qua giá trị sai số so với mức độ hư hỏng thực tế.



Hình 3. Quy trình đề xuất chẩn đoán hư hỏng

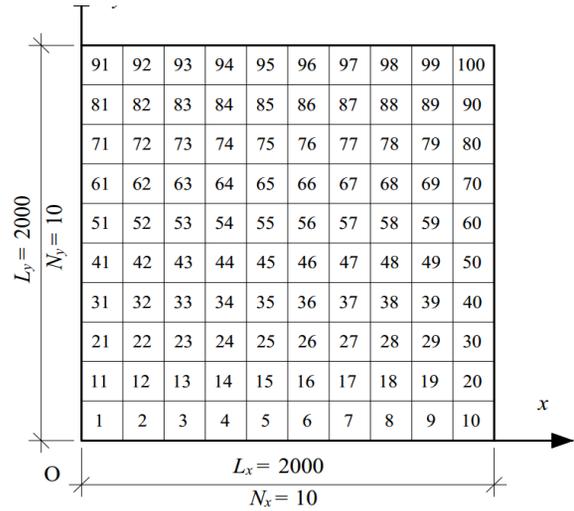
3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Bài toán phân tích

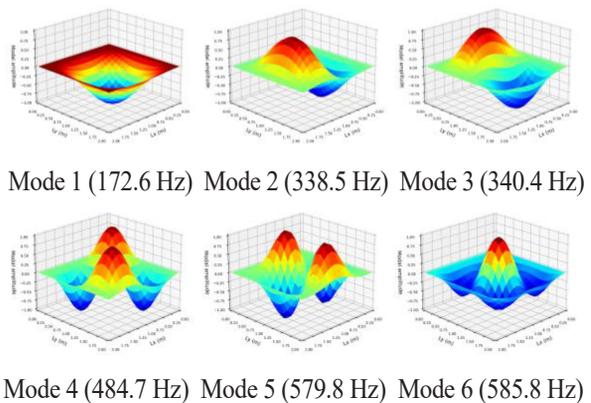
Một tấm bê tông có kích thước 2x2 m, chiều dày 150 mm và các thông số vật liệu như sau: khối lượng riêng 2400 kg/m³, mô đun đàn hồi 20 GPa, hệ số Poisson 0.2. Tấm có bốn biên là liên kết ngàm, theo mỗi phương được chia ra thành 10 phần tử như Hình 4. Kết quả phân tích dao động ứng với trường hợp tấm không có hư hỏng được thể hiện trên Hình 5.

Để minh chứng tính khả thi của quy trình chẩn đoán được đề xuất ở mục 2, các trường hợp hư hỏng như sau được khảo sát (Bảng 1). Hư hỏng trong tấm được giả lập thông qua

việc giảm độ cứng phần tử. Các kích bản KB1 và KB2 khảo sát tình huống hư hỏng nhỏ xảy ra riêng lẻ tại biên và tại giữa tấm, trong khi KB3 xét đến trường hợp các hư hỏng nhỏ xuất hiện đồng thời ở cả hai vị trí. Để đánh giá thêm hiệu quả của kỹ thuật đề xuất, các kích bản KB4 và KB5 được thiết lập với nhiều vị trí hư hỏng đồng thời trên kết cấu tấm.



Hình 4. Sơ đồ phần tử tám khảo sát



Hình 5. Tần số và dạng dao động uốn khi tấm không có hư hỏng

Bảng 1: Các trường hợp hư hỏng khảo sát

Trường hợp	Phần tử	Mức độ (%)
KB1	8	5
KB2	55	5
KB3	8; 55	5; 5
KB4	27; 43; 67	25; 20; 25
KB5	6; 51; 55; 60; 96	10; 10; 10; 10; 10

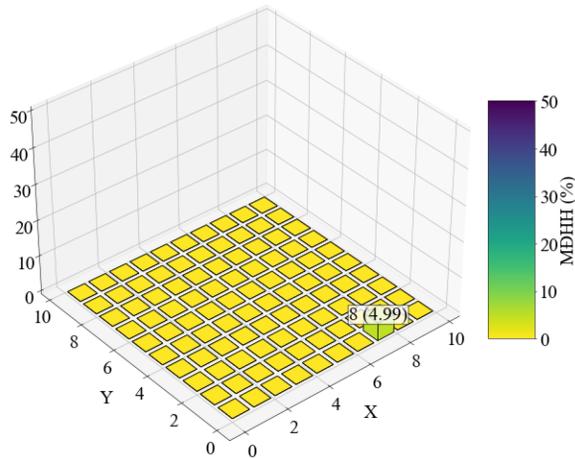
3.2. Kết quả chẩn đoán

Kết quả chẩn đoán vị trí và mức độ hư hỏng thu được từ quá trình sử dụng tổng hợp

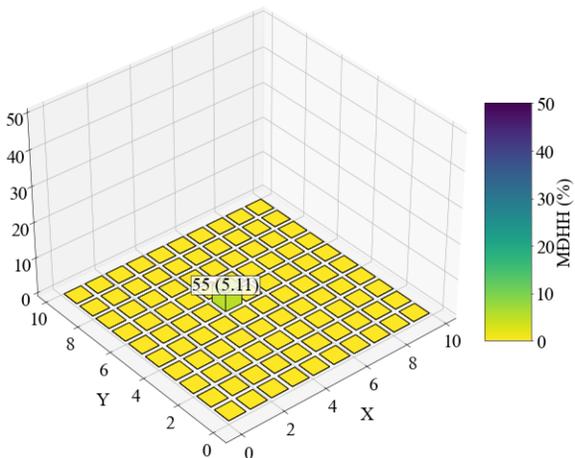
sáu dạng dao động uốn, với một ngưỡng hư hỏng xác định $Z_0 = 15\%Z_{ij}^{max}$, cho thấy khả năng phát hiện hư hỏng chính xác của phương pháp đề xuất (Bảng 2 và Hình 6).

Bảng 2: Kết quả chẩn đoán hư hỏng trong tấm

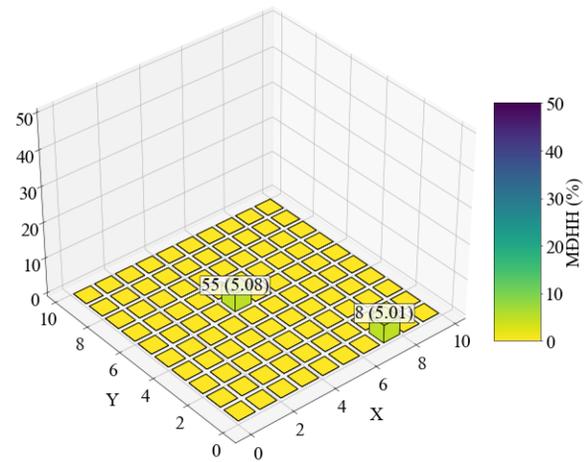
Trường hợp	Phần tử hư hỏng	DI (%)	Mức độ (%)		Sai số (%)
			Thực tế	Chẩn đoán	
KB1	8	100	5.00	4.99	0.22
KB2	55	100	5.00	5.11	2.12
KB3	8	100	5.00	5.01	0.10
	55	100	5.00	5.08	1.51
KB4	27	100	25.00	24.81	0.75
	43	100	20.00	20.24	1.22
	67	100	25.00	25.11	0.43
KB5	6	100	10.00	10.14	1.38
	51	100	10.00	10.18	1.76
	55	100	10.00	9.96	0.42
	60	100	10.00	10.03	0.26
	96	100	10.00	10.14	1.38



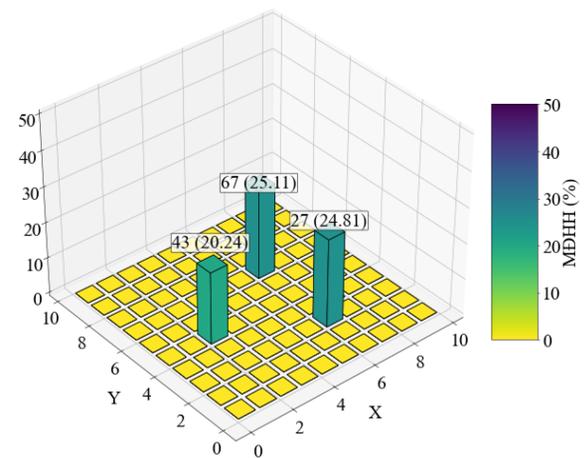
(a) KB1



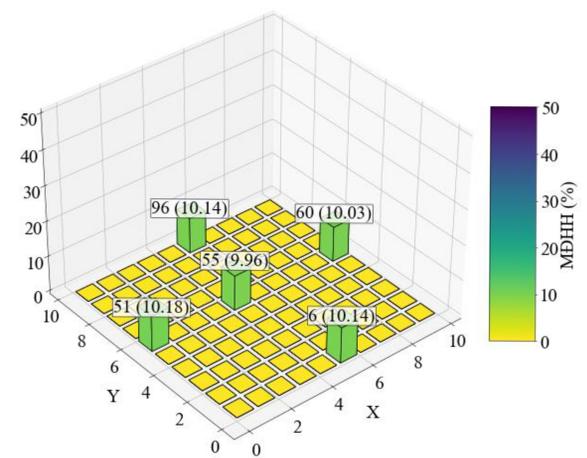
(b) KB2



(c) KB3



(d) KB4



(e) KB5

Hình 6. Biểu đồ kết quả chẩn đoán hư hỏng

Quy trình chẩn đoán hư hỏng đề xuất cho kết quả chẩn đoán chính xác vị trí xuất hiện hư hỏng trong tấm. Chỉ số đánh giá DI đạt 100%. Về kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng, quy trình cho kết quả có độ chính xác cao, sai số trong khoảng 0.10% - 2.12%. Như vậy, quy trình kiến nghị có khả năng chẩn đoán chính

xác vị trí và mức độ hư hỏng xuất hiện ở biên, ở giữa, một và nhiều vị trí đồng thời.

4. KẾT LUẬN

Dựa trên kết quả phân tích, có thể rút ra các kết luận sau:

(1) Quy trình chẩn đoán hư hỏng kết cấu tấm được đề xuất cho thấy hiệu quả cao trong việc xác định cả vị trí và mức độ hư hỏng, bao gồm các trường hợp hư hỏng đơn lẻ cũng như đa hư hỏng đồng thời. Phương pháp này hoạt động tốt đối với các vị trí hư hỏng xuất hiện ở cả biên và trung tâm tấm.

(2) Mỗi dạng dao động có độ nhạy khác nhau với từng vị trí hư hỏng trong tấm. Cho nên, việc sử dụng đồng thời nhiều dạng dao động có tác động tích cực rõ rệt đến hiệu quả chẩn đoán của phương pháp đề xuất.

(3) Khi sử dụng tổng hợp sáu dạng dao động uốn với ngưỡng hư hỏng $Z_0 = 15\%Z_{ij}^{\max}$, độ chính xác của kết quả chẩn đoán đạt 100% cho vị trí hư hỏng và đạt trên 97% cho mức độ hư hỏng.

Tính khả thi của quy trình đề xuất cần được kiểm chứng thêm cho các kết cấu tấm có vật liệu, kích thước, điều kiện biên, ... khác nhau. Ngoài ra, việc xem xét ảnh hưởng của các yếu tố gây nhiễu đến quy trình chẩn đoán cũng là điều cần thiết.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này 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.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] H. Sohn, C.R. Farrar, F.M. Hemez, and J.J. Czarnecki, “A review of structural health monitoring literature: 1996 – 2001”, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, NM (United State), Technical Report LA-UR-02-2095, 2003.

[2] W. Fan and P. Qiao, “Vibration-based damage identification methods: A review

and comparative study”, *Structural Health Monitoring*, vol. 10, no. 1, pp. 83-111, 2011. DOI: 10.1177/1475921710365419

- [3] O. Avci, O. Abdeljaber, S. Kiranyaz, M. Hussein, M. Gabbouj, and D.J. Inman “A review of vibration-based damage detection in civil structures: From traditional methods to machine learning and deep learning applications”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 147, Article 107077, 2021. DOI: 10.1016/j.ymssp.2020.107077
- [4] T.C. Lê, V.S. Bạch, B.L. Phạm, H.D. Nguyễn, và Đ.D. Hồ, “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*, số 18, tập 3V, trang 64-80, 2024. DOI: 10.31814/stce.huce2024-18(3V)-05
- [5] Y. Ren, O. Bareille, Z. Lin, and X.R. Huang, “Review of damage detection techniques in vibration-based structural health monitoring”, *International Journal of Dynamics and Control*, vol. 13, no. 99, 2025. DOI: 10.1007/s40435-024-01578-2
- [6] N. Stubbs, J.T. Kim, and C.R. Farrar, “Field verification of a nondestructive damage localization and severity estimation algorithm”, *Proceedings-SPIE the international society for optical engineering*, 1995.
- [7] P. Cornwell, S.W. Doebling, and C.R. Farrar, “Application of the strain energy damage detection method to plate-like structures”, *Journal of Sound and Vibration*, vol. 224, no. 2, pp. 359-274, 1999. DOI: 10.1006/jsvi.1999.2163
- [8] H.W. Hu and C.B. Wu, “Nondestructive damage detection of two dimensional plate structures using modal strain energy method”, *Journal of Mechanics*, vol. 24, no. 4, pp. 319-332, 2008. DOI: 10.1017/S1727719100002458
- [9] S.M. Seyedpoor, “A two-stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization”, *International Journal of Nonlinear Mechanics*, vol. 47, no. 1, pp. 1-8, 2012. DOI: 10.1016/j.ijnonlinmec.2011.07.011
- [10] Y. Fu, J. Liu, Z. Wei, and Z. Lu, “A two-

- step approach for damage identification in plates”, *Journal of Vibration and Control*, vol. 22, no. 13, pp. 3018-3031, 2014. DOI: 10.1177/1077546314557689
- [11] D. Dinh-Cong, T. Vo-Duy, V. Ho-Huu, and T. Nguyen-Thoi, “Damage assessment in plate-like structures using a two-stage method based on modal strain energy change and Jaya algorithm”, *Inverse Problems in Science and Engineering*, vol. 27, no. 2, pp. 166-189, 2019. DOI: 10.1080/17415977.2018.1454445
- [12] T. Vo-Duy, V. Ho-Huu, H. Dang-Trung, and T. Nguyen-Thoi, “A two-step approach for damage detection in laminated composite structures using modal strain energy method and an improved differential evolution algorithm”, *Composite Structures*, vol. 147, pp. 42-43, 2016. DOI: 10.1016/j.compstruct.2016.03.027
- [13] V.S. Bạch, T.C. Lê, và Đ.D. Hồ, “Chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu khung thép sử dụng phương pháp năng lượng biến dạng kết hợp với thuật toán di truyền”, *Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ - Kỹ thuật và Công nghệ*, số 4, tập 4, trang 1254-1263, 2021. DOI: 10.32508/stdjet.v4i4.904
- [14] S. Teng, G. Chen, G. Liu, J. Lv, and F. Cui, “Modal strain energy-based structural damage detection using convolutional neural networks”, *Applied Sciences*, vol. 9, no. 16, pp. 3376, 2019. DOI: 10.3390/app9163376
- [15] D.V. Dinh, K.D. Nguyen, T.P. Vo, and D.D. Ho, “Damage identification in space frame structures using convolutional neural networks and modal strain energy”, *The 14th International Conference of Computational Methods (ICCM2023)*, Ho Chi Minh City, Vietnam, 2023.