

Xác định hư hỏng trong kết cấu dầm sử dụng phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo

Phan Hoàng Tăng^{1,2}, Vũ Khánh Hoàng^{1,2}, Hồ Quang Thiện^{1,2}, Trần Tuấn Đạt^{1,2}, Trần Mạnh Hùng^{1,2}, Lưu Trần Hữu Tín^{1,2,3}, Nguyễn Chí Khải^{1,2}, Lê Thanh Cao⁴, Bạch Văn Sỹ^{1,2,4,*}, Hồ Đức Duy^{1,2,*}



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

¹Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP. Hồ Chí Minh, 268 đường Lý Thường Kiệt, Quận 10, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

²Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, TP. Thủ Đức, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

³Phân hiệu Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh tại tỉnh Bến Tre, 99A Quốc lộ 60, TP. Bến Tre, Tỉnh Bến Tre, Việt Nam

⁴Khoa Xây dựng, Trường Đại học Nha Trang, 02 đường Nguyễn Đình Chiểu, TP. Nha Trang, Tỉnh Khánh Hòa, Việt Nam

Liên hệ

Bạch Văn Sỹ, Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP. Hồ Chí Minh, 268 đường Lý Thường Kiệt, Quận 10, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

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

Khoa Xây dựng, Trường Đại học Nha Trang, 02 đường Nguyễn Đình Chiểu, TP. Nha Trang, Tỉnh Khánh Hòa, Việt Nam

Email: bachsy@ntu.edu.vn

Liên hệ

Hồ Đức Duy, Khoa Kỹ thuật Xây dựng, Trường Đại học Bách khoa TP. Hồ Chí Minh, 268 đường Lý Thường Kiệt, Quận 10, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

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

Email: hoducduy@hcmu.edu.vn

TÓM TẮT

Việc phát triển các phương pháp không phá hủy để chẩn đoán sức khỏe kết cấu công trình là cần thiết. Các nghiên cứu trong những năm gần đây đòi hỏi sự kết hợp liên ngành, liên lĩnh vực như kỹ thuật xây dựng, kỹ thuật xử lý tín hiệu số và trí tuệ nhân tạo. Sự kết hợp này nhằm nâng cao tính hiệu quả và độ chính xác của phương pháp chẩn đoán. Từ động lực nghiên cứu đó, bài báo này kiến nghị một phương pháp xác định hư hỏng cho kết cấu dầm sử dụng phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks: ANNs). Đầu tiên, cơ sở lý thuyết về phương pháp phân tích Wavelet và mạng nơ-ron nhân tạo được trình bày. Tiếp theo, một mô hình phần tử hữu hạn cho dầm đơn giản được mô phỏng theo phương pháp phần tử hữu hạn. Các trường hợp hư hỏng được khảo sát lần lượt là dầm hư hỏng một vị trí, hai vị trí và ba vị trí với các mức độ hư hỏng khác nhau. Độ tin cậy của kết quả mô phỏng được kiểm chứng bằng việc so sánh tần số dao động với kết quả tính toán theo giải tích. Cuối cùng, sự xuất hiện, vị trí và mức độ hư hỏng trong dầm được chẩn đoán chính xác khi sử dụng phương pháp kiến nghị. Kết quả từ nghiên cứu này cho thấy việc sử dụng phương pháp phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng chẩn đoán chính xác nhiều vị trí hư hỏng đồng thời trong kết cấu dạng dầm.

Từ khoá: chẩn đoán kết cấu, kết cấu dầm, dạng dao động, mạng nơ-ron nhân tạo, phân tích Wavelet

GIỚI THIỆU

Trong lĩnh vực xây dựng, dầm là một cấu kiện quan trọng trong hệ kết cấu công trình. Trong suốt quá trình sử dụng lâu dài, việc kết cấu dầm bị xuống cấp và hư hỏng là một điều tất yếu không thể tránh khỏi. Kết cấu dầm có thể xảy ra nhiều dạng hư hỏng khác nhau như: kết cấu chịu lực vượt quá giới hạn dẫn đến bị hình thành vết nứt và suy giảm độ cứng, vật liệu bị tác động của môi trường xung quanh (ăn mòn, động đất, sự cố môi trường, ...) làm giảm cường độ và đặc tính ban đầu của vật liệu, kết cấu bị khuyết tật trong quá trình thi công, ... Các hư hỏng này có khả năng hình thành một cách âm thầm, gia tăng theo thời gian; sự xuống cấp của kết cấu dầm do sự gia tăng của tác động gây hư hỏng làm xảy ra các sự cố bất ngờ, gây thiệt hại nghiêm trọng. Nhiều nghiên cứu đã được thực hiện để phát hiện ra hư hỏng hoặc sự xuống cấp của kết cấu dầm ở giai đoạn sớm nhất; từ đó, kết cấu dầm được tiến hành bảo trì, sửa chữa và gia cường¹⁻⁴. Lĩnh vực theo dõi và chẩn đoán kết cấu (Structural Health Monitoring: SHM) đã và đang đóng một vai trò rất quan trọng đối với sự an toàn, tuổi thọ và sự hoạt động bền vững của kết cấu công trình xây dựng.

Từ những tín hiệu ghi nhận được trên kết cấu, các phương pháp SHM được áp dụng để đưa ra cảnh báo về sự xuất hiện hư hỏng, xác định vị trí và độ lớn của hư hỏng trong kết cấu và đánh giá được ảnh hưởng của hư hỏng đến toàn bộ kết cấu. Hai phương pháp phổ biến dùng để chẩn đoán hư hỏng trên kết cấu là: phương pháp thí nghiệm phá hủy và phương pháp thí nghiệm không phá hủy. Với những ưu điểm như khả năng đo lường linh hoạt, chi phí tương đối thấp, phương pháp không phá hủy ngày càng trở nên phổ biến. Trong đó, phương pháp sử dụng các đặc trưng dao động là một trong những phương pháp gián tiếp và hiệu quả để phát hiện, chẩn đoán hư hỏng kết cấu. Sự xuất hiện của khuyết tật trong kết cấu sẽ dẫn đến sự thay đổi các đặc trưng dao động như tần số dao động, dạng dao động, ... Bằng việc sử dụng các phương pháp dựa vào sự thay đổi các đặc trưng dao động này, hư hỏng trong kết cấu được chẩn đoán chính xác cả về sự xuất hiện, vị trí lẫn mức độ của hư hỏng⁵⁻⁸.

Từ những nhu cầu thực tiễn và kế thừa các nghiên cứu trước, mục tiêu của bài báo này là phát triển phương pháp chẩn đoán sự xuất hiện, vị trí và mức độ của hư hỏng trong kết cấu dầm sử dụng phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân

Trích dẫn bài báo này: Hoàng Tăng P, Khánh Hoàng V, Quang Thiện H, Tuấn Đạt T, Mạnh Hùng T, Trần Hữu Tín L, Chí Khải N, Thanh Cao L, Văn Sỹ B, Đức Duy H. **Xác định hư hỏng trong kết cấu dầm sử dụng phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo.** *Sci. Tech. Dev. J. - Eng. Tech.* 2025; 8(1):2436-2448.

Lịch sử

- Ngày nhận: 15-8-2024
- Ngày sửa đổi: 24-12-2024
- Ngày chấp nhận: 26-3-2025
- Ngày đăng: 31-03-2025

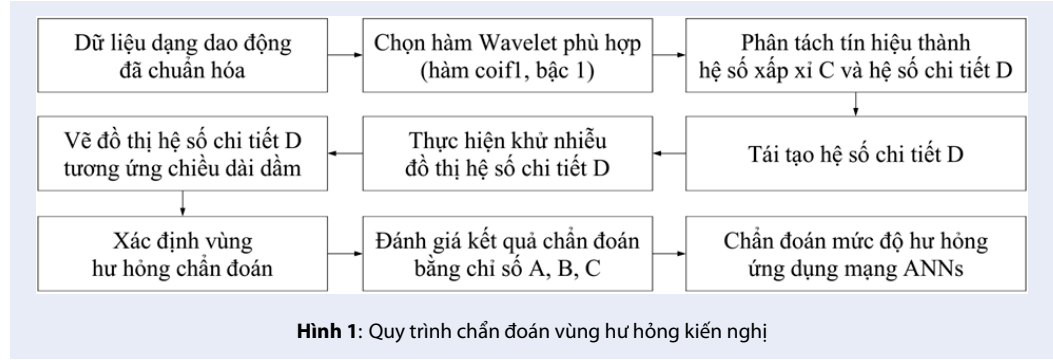
DOI:

<https://doi.org/10.32508/stdjet.v8i1.1419>



Bản quyền

© 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.



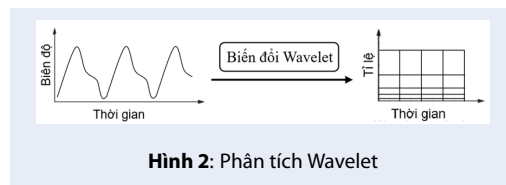
Hình 1: Quy trình chẩn đoán vùng hư hỏng kiến nghị

tao (Artificial Neural Networks: ANNs) Hình 1. Một dầm đơn giản được mô hình theo phương pháp phần tử hữu hạn sử dụng phần mềm SAP2000. Trong mô hình, các hư hỏng được giả định qua ba trường hợp khác nhau cả về vị trí và mức độ hư hỏng. Độ tin cậy của kết quả mô hình được so sánh với kết quả tính toán theo giải tích. Từ đó, các kết quả chẩn đoán vị trí và mức độ của hư hỏng trong kết cấu dầm được phân tích và đánh giá.

PHƯƠNG PHÁP PHÂN TÍCH WAVELET KẾT HỢP MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

Phương pháp phân tích Wavelet

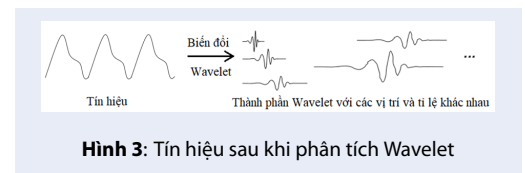
Phương pháp phân tích Wavelet khắc phục được sự thiếu thông tin thời gian khi biến đổi tín hiệu sang miền tần số. Từ đó, thời gian diễn ra của sự kiện (điểm bắt đầu và điểm kết thúc) có thể được xác định dễ dàng. Phân tích Wavelet biến đổi tín hiệu từ miền thời gian - tần số thành miền thời gian - tỉ lệ Hình 2.



Hình 2: Phân tích Wavelet

Tín hiệu ban đầu thông qua phân tích Wavelet được biến đổi thành các tín hiệu đồng dạng có tỷ lệ và thời gian trễ khác nhau. Các sóng Wavelet gập ghềnh và bất đối xứng phản ánh tốt tính chất cục bộ của đặc tính dữ liệu kỹ thuật mà các phương pháp phân tích khác không có như điểm bập bênh, các điểm gãy, các điểm gián đoạn với độ dốc lớn, ... Hơn nữa, phân tích Wavelet có thể nén hoặc khử nhiễu tín hiệu Hình 3. Hiện nay, phân tích Wavelet là công cụ hữu ích trong nhiều lĩnh vực khác nhau như xử lý tín hiệu, hình ảnh máy tính, nén dữ liệu, xử lý ảnh, đồ họa, ... Ngoài

ra, phân tích Wavelet cũng được ứng dụng trong chẩn đoán sức khỏe kết cấu thuộc lĩnh vực xây dựng⁹⁻¹⁵.



Hình 3: Tín hiệu sau khi phân tích Wavelet

Biến đổi Wavelet liên tục (Continuous Wavelet Transform - CWT) là tích phân hàm $f(t)$ trên suốt khoảng thời gian tín hiệu nhân với hàm Wavelet mẹ $\psi(t)$, nó được kéo dãn hay nén bởi tỷ lệ $a > 0$ và dịch chuyển trong không gian bởi dịch mức b . Kết quả phép biến đổi Wavelet là hình thành các hệ số Wavelet $C(a,b)$ ¹². Hàm Wavelet $\psi_{a,b}(t)$ có dạng bất biến trong không gian $L^2(R)$ của các hàm tích phân bình phương vì có hệ số chuẩn hóa $|a|^{-\frac{1}{2}}$. Khi đó,

$$C(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt = a^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

Những hệ số $C(a,b)$ sẽ cho biết mức độ tương quan giữa tín hiệu $f(t)$ và hàm Wavelet $\psi_{a,b}(t)$. Khi giá trị $C(a,b)$ càng cao thì sự tương quan giữa tín hiệu $f(t)$ và hàm Wavelet $\psi_{a,b}(t)$ càng cao. Do đó, sự thay đổi đột ngột của tín hiệu $f(t)$ cũng sẽ tạo ra các hệ số Wavelet $C(a,b)$ có biên độ lớn, đây chính là cơ sở của phương pháp chẩn đoán hư hỏng bằng phép biến đổi Wavelet.

Tín hiệu có thể được khôi phục nhờ biến đổi Wavelet ngược để tái tạo tín hiệu ban đầu từ các hệ số $C(a,b)$ ¹²:

$$f(t) = \frac{1}{K_{\psi}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} C(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{db da}{a^2} \quad (2)$$

trong đó K_{ψ} là hằng số phụ thuộc vào dạng Wavelet và $\psi(\omega)$ là biến đổi Fourier của hàm Wavelet $\psi_{a,b}(t)$. Giả thiết rằng hệ số Wavelet $C(a,b)$ chỉ có giá trị đối với tỷ lệ $a < a_0$, với $a > a_0$ được xem như nhiễu. Khi đó, việc tái tạo tín hiệu $f(t)$ ban đầu từ $C(a,b)$ cần thêm phần bù của tín hiệu tương ứng với $a > a_0$. Để

thực hiện điều này, người ta đưa vào một hàm $\varphi(t)$ khác, gọi là hàm tỷ lệ (scaling function), thu được các hệ số Wavelet:

$$D(a_0, b) = a_0^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a_0}\right) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi_{a_0, b}(t) dt \quad (3)$$

Hàm tỷ lệ rất cần thiết cho các tính toán bằng số nhưng không phải mọi Wavelet đều có hàm tỷ lệ tương ứng. Thay cho công thức $f(t)$, biến đổi Wavelet ngược gồm hai thành phần:

$$f(t) = \frac{1}{K_\psi} \int_{a=0}^{a_0} \int_{b=-\infty}^{\infty} C(a, b) \psi_{a, b}(t) \frac{db da}{a^2} + \frac{1}{K_\psi a_0} \int_{b=-\infty}^{\infty} D(a_0, b) \varphi_{a_0, b}(t) db \quad (4)$$

Một chuỗi Wavelet có được nhờ gián đoạn hoá CWT. Sự gián đoạn hoá CWT được thực hiện nhờ lấy mẫu trên mặt phẳng thời gian-tỷ lệ.

Hàm rời rạc $f(n)$ và định nghĩa biến đổi Wavelet rời rạc (Discrete Wavelet Transform - DWT) như sau¹²:

$$C(j, k) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(2^{-j}t - k) dt = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{j, k}(t) dt \quad (5)$$

$$\text{với } \psi_{j, k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (6)$$

trong đó j là số mức, $1/a = 2^{-j}$ là độ phân giải; k là thời gian rời rạc.

Biến đổi DWT có thể biến đổi ngược nếu như tập hợp tương ứng của các mẫu xác định một khung Wavelet. Thay vào công thức biến đổi Wavelet ngược, tín hiệu tái tạo từ các hệ số $C(j, k)$ thông qua biến đổi rời rạc ngược có dạng:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} C(j, k) 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (7)$$

Xét ở cấp phân tích là J , từ công thức $C(j, k)$ ta có tập hợp:

Tập hợp hệ số chi tiết D (Detail):

$$cD_J(k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{J, k}(t) dt \quad (8)$$

Tập hợp hệ số xấp xỉ A (Approximation):

$$cA_J(k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi_{J, k}(t) dt \quad (9)$$

Thay vào $f(t)$ của công thức - biến đổi ngược Wavelet liên tục, phiên bản rời rạc của dạng tái tạo trở thành:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \left(\sum_{k=-\infty}^{\infty} cD_J(k) \psi_{j, k}(t) \right) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} cA_J(k) \varphi_{j, k}(x) = \sum_{j \leq J} D_j(x) + A_j(x) \quad (10)$$

trong đó $D_j(t)$ và $A_j(t)$ là hàm chi tiết và xấp xỉ mức J :

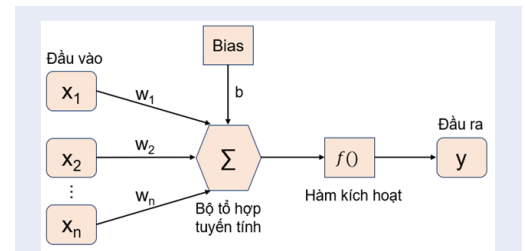
$$\text{Hàm chi tiết } D: D_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} cD_J(k) \psi_{j, k}(t)$$

$$\text{Hàm xấp xỉ } A: A_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} cA_J(k) \varphi_{j, k}(t)$$

Như vậy kết quả phân tích DWT tạo ra các hàm xấp xỉ $A_j(t)$ ở mức j tương ứng với tín hiệu có tần số thấp và các hàm chi tiết $D_j(t)$ tương ứng với tín hiệu có tần số cao. Trong nghiên cứu này, tín hiệu đầu vào của phép phân tích Wavelet là các dạng dao động của kết cấu dầm ở các trạng thái khác nhau. Để chẩn đoán vị trí hư hỏng của kết cấu, các hàm chi tiết $D_j(t)$ của tín hiệu cần được quan tâm; đồng thời, mức phân tách j được lựa chọn thích hợp.

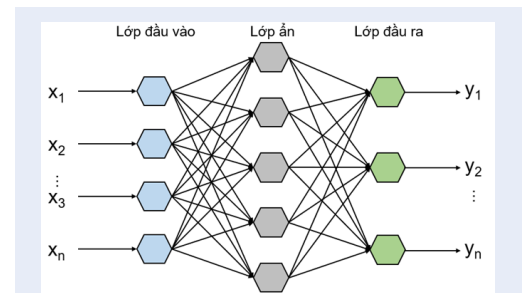
Mạng nơ-ron nhân tạo

Trong những năm gần đây, trí tuệ nhân tạo có một sự phát triển vượt bậc và được ứng dụng vào hầu hết các lĩnh vực, ngành nghề. Xây dựng là một lĩnh vực cực kỳ quan trọng và có quá trình phát triển lâu dài. Vì vậy, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào lĩnh vực xây dựng nói chung và việc chẩn đoán sức khỏe kết cấu (SHM) nói riêng đóng một vai trò thiết yếu¹⁶⁻²¹. Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks: ANNs) là mô hình toán học được xây dựng thông qua các nơ-ron sinh học. Nó bao gồm các nhóm nơ-ron nhân tạo kết nối với nhau và xử lý các thông tin bằng biện pháp truyền theo các kết nối rồi tính toán giá trị mới tại các nút. Một nơ-ron có thể nhận được nhiều đầu vào và cho ra một kết quả duy nhất Hình 4.



Hình 4: Sơ đồ làm việc của một nơ-ron nhân tạo

Một perceptron sẽ nhận một hoặc nhiều đầu vào x dạng nhị phân và cho ra một kết quả y dạng nhị phân duy nhất. Các đầu vào được điều phối tầm ảnh hưởng bởi các trọng số tương ứng w của nó, còn kết quả đầu ra được quyết định dựa vào một ngưỡng quyết định b nào đó. Mạng nơ-ron nhân tạo là sự kết hợp của các lớp perceptron hay còn gọi là perceptron đa lớp (Multi-layer perceptron) hoặc mạng nơ-ron đa lớp (Multi-layer neural networks) như Hình 5.



Hình 5: Sơ đồ mạng nơ-ron nhân tạo

Trong nghiên cứu này, mạng nơ-ron nhân tạo được xây dựng thông qua ngôn ngữ lập trình Python. Đầu vào của mạng là dữ liệu dạng dao động của kết cấu

dầm; đầu ra của mạng là mức độ hư hỏng trong dầm. Hiệu suất của mô hình được đánh giá thông qua giá trị sai số trung bình bình phương (mse). Đối với mô hình ANNs được thiết kế với M nút tại mỗi lớp đầu ra, kết quả dự đoán là véc-tơ với kích thước $(1 \times M)$. Với N là số mẫu của tập dữ liệu, sau mỗi lần lặp lại (epoch), kết quả đầu ra được lưu trữ trong ma trận kích thước $(N \times M)$. Biểu thức toán học của (mse) được thể hiện như sau:

$$mse = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left(y_n^{pred} - y_n \right)^2 \tag{11}$$

với y_n^{pred} và y_n lần lượt là giá trị đầu ra dự đoán và giá trị đầu ra thực tế.

ELU (Exponential Linear Units) được chọn là hàm truyền cho cấu hình mạng nơ-ron nhân tạo. Hệ số của hàm truyền như sau:

$$o(\chi, z) = \begin{cases} z, & z > 0 \\ \chi(e^z - 1), & z \leq 0 \end{cases} \in (\chi, \infty) \tag{12}$$

Trong nghiên cứu này, các thông số lựa chọn cho mô hình mạng nơ-ron nhân tạo được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1: Bảng tóm tắt các thông số cho mô hình ANNs

Đối tượng	Thuộc tính	Thông số
Hàm kích hoạt (AF)	ELU (Exponential Linear Units)	$\chi = 0.5$
Trình tối ưu (Optimizer)	Adamax	Learning rate : 0.001 $\beta_1 = 0.9; \beta_2 = 0.999$ và $\epsilon = 1 \times 10^{-7}$
Batch size	1	

Hàm ELU là một lựa chọn tuyệt vời cho các mô hình ANNs vì ELU tính toán được cả phần tuyến tính và phi tuyến với các ưu điểm tránh các bất thường khi dữ liệu đầu vào gần 0. ELU xử lý làm mịn đầu ra và giúp mô hình học nhanh và hiệu quả hơn, đặc biệt trong các bài toán phức tạp. Khi chọn giá trị χ của hàm ELU lớn, các giá trị âm sẽ ảnh hưởng lớn hơn và ELU sẽ tạo ra các giá trị đầu ra âm lớn hơn (về độ lớn tuyệt đối). Trong khi đầu ra ở các vòng lặp phân tích mang cả các giá trị âm dương. Với $\chi = 0.5$, ELU duy trì được khả năng học từ cả hai phần dương và âm của hàm kích hoạt một cách cân bằng, điều này giúp mô hình học tốt hơn mà không bị ảnh hưởng quá mức bởi các giá trị âm, giúp mô hình ổn định hơn trong quá trình huấn luyện.

Trình tối ưu Adamax là một lựa chọn tốt trong các bài toán huấn luyện mạng nơ-ron với các ưu điểm như sau: Adamax thích hợp cho nhiều dạng dữ liệu phức

tạp, thường hiệu quả hơn trong việc xử lý các mô hình có nhiều tham số và khả năng hội tụ tốt.

So với hệ số Learning rate (tốc độ học) mặc định 0.002 thì tác giả chọn hệ số 0.001 để thuật toán học chậm hơn, cho phép mô hình cập nhật tham số một cách cẩn thận và có kiểm soát hơn. Điều này giúp dẫn đến hội tụ ổn định hơn và giúp giảm thiểu nguy cơ dao động mạnh mặc dù thời gian phân tích có phần lâu hơn.

$\beta_1 = 0.9; \beta_2 = 0.999$ là hệ số tính toán gradient mặc định.

ϵ là một hệ số giá trị rất nhỏ được thêm vào để tránh chia cho 0 khi tính toán tỷ lệ điều chỉnh learning rate. Giá trị ϵ không ảnh hưởng lớn đến quá trình tối ưu hóa nhưng giúp duy trì tính ổn định của các bước tính toán. Hệ số $\epsilon = 1 \times 10^{-8}$ là mặc định, tuy nhiên thông qua thực nghiệm và vì mô hình không quá phức tạp và dữ liệu không có quá nhiều nhiễu phức tạp nên tác giả chọn $\epsilon = 1 \times 10^{-7}$ vẫn đảm bảo hiệu suất tối ưu.

Phương pháp đánh giá kết quả chẩn đoán

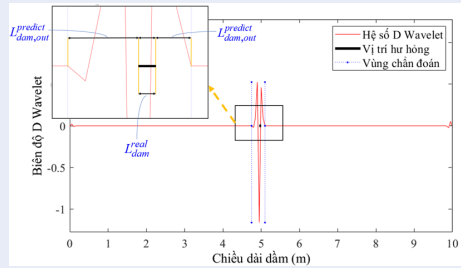
Trong nghiên cứu này, bộ ba chỉ số đánh giá (A, B, C) được đề xuất nhằm đánh giá một cách tổng quát và toàn diện đối với việc chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu dạng dầm²². Trong đó, độ chính xác vùng hư hỏng, độ chính xác vùng không hư hỏng và độ chính xác tổng thể được ký hiệu lần lượt là A, B và C . Độ chính xác vùng hư hỏng, chỉ số A , là tỷ số giữa chiều dài vùng hư hỏng chẩn đoán nằm trong vùng hư hỏng thực tế với chiều dài vùng hư hỏng thực tế. Chỉ số này nhằm đánh giá độ chính xác của phương pháp trong việc xác định phạm vi xuất hiện vùng hư hỏng trong dầm.

$$A = \frac{L_{dam,in}^{predict}}{L_{dam}^{real}} \times 100\% \tag{13}$$

Do trong các trường hợp hư hỏng khác nhau, phạm vi vùng hư hỏng cũng khác nhau nên việc sử dụng một chỉ số chẩn đoán cho riêng vùng hư hỏng không phản ánh được tính chính xác của phương pháp cho toàn bộ chiều dài dầm. Cho nên, cả vùng không hư hỏng và toàn bộ chiều dài dầm cũng cần được đánh giá. Độ chính xác cho vùng không hư hỏng, chỉ số B , là tỷ số giữa chiều dài vùng không hư hỏng chẩn đoán với chiều dài vùng không hư hỏng thực tế.

$$B = \frac{L_{undam}^{predict}}{L_{undam}^{real}} = \frac{L - (L_{dam,in}^{predict} + L_{dam,out}^{predict})}{L - L_{dam}^{real}} \tag{14}$$

Độ chính xác tổng thể, chỉ số C , được đề xuất với ý nghĩa bằng tổng độ chính xác chẩn đoán vùng hư hỏng và vùng không hư hỏng với trọng số của mỗi vùng. Trọng số của mỗi vùng là tỷ số giữa chiều dài vùng đó với tổng chiều dài của toàn dầm. Hình 6 minh họa các chiều dài tương ứng trong việc chẩn đoán vị trí hư hỏng trong dầm sử dụng phân tích Wavelet.



Hình 6: Minh họa cách xác định vùng hư hỏng chẩn đoán và vùng hư hỏng thực tế

$$C = A \frac{L_{dam}^{real}}{L} + B \frac{L_{undam}^{real}}{L} \quad (15)$$

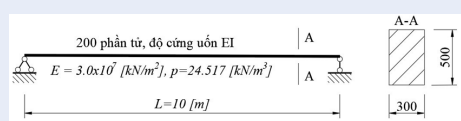
L_{dam}^{real} : Chiều dài vùng hư hỏng thực tế.

$L_{dam,in}^{predict}$: Chiều dài vùng hư hỏng chẩn đoán nằm trong vùng hư hỏng thực tế.

$L_{dam,out}^{predict}$: Chiều dài vùng hư hỏng chẩn đoán nằm ngoài vùng hư hỏng thực tế; được tính bằng cách dùng chiều dài vùng hư hỏng chẩn đoán trừ đi cho vùng hư hỏng thực tế.

BÀI TOÁN KHẢO SÁT

Xét một dầm đơn giản, nhịp 10 m, có tiết diện chữ nhật với chiều rộng 300 mm và chiều cao 500 mm (Hình 7). Dầm có các thông số về đặc trưng vật liệu như sau: mô đun đàn hồi $3 \times 10^7 \text{ kN/m}^2$, trọng lượng riêng 24.517 kN/m^3 ²³. Trong mô hình phần tử hữu hạn, dầm được chia thành $n_e = 200$ phần tử; kích thước của mỗi phần tử là 50 mm, chiếm 0.5% chiều dài của dầm, đủ để khảo sát kết quả độ nhạy của phương pháp Wavelet. Trong đó, độ cứng chống uốn của phần tử thứ m là $(EI)_m$, với $m = 1, \dots, n_e$.



Hình 7: Bài toán khảo sát

Các trường hợp hư hỏng được khảo sát bằng cách giảm độ cứng chống uốn của dầm tại các vị trí khác nhau. Giả sử phần tử thứ m bị giảm độ cứng chống uốn 5%, nghĩa là $(EI)_m^* = 0.95(EI)_m$. Dầm đồng chất được mô phỏng bằng phần mềm SAP2000. Các trường hợp hư hỏng, với vị trí và mức độ khác nhau, được khảo sát trên dầm như Bảng 2. Trong đó, phần tử 50 cách gối tựa bên trái một đoạn 2.45 m đến 2.50 m; phần tử 100 cách gối tựa bên trái một đoạn 4.95 m đến 5.00 m; phần tử 150 cách gối tựa bên trái một đoạn 7.45 m đến 7.50 m. Kích thước hư hỏng mỗi phần tử là 0.05 m.

Bảng 2: Các trường hợp hư hỏng khảo sát

Trường hợp hư hỏng	Phần tử hư hỏng	Mức độ hư hỏng (%)
TH1: 1 vị trí	100	5
TH2: 2 vị trí	50	20
	100	30
TH3: 3 vị trí	50	30
	100	50
	150	20

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Tần số dao động và dạng dao động

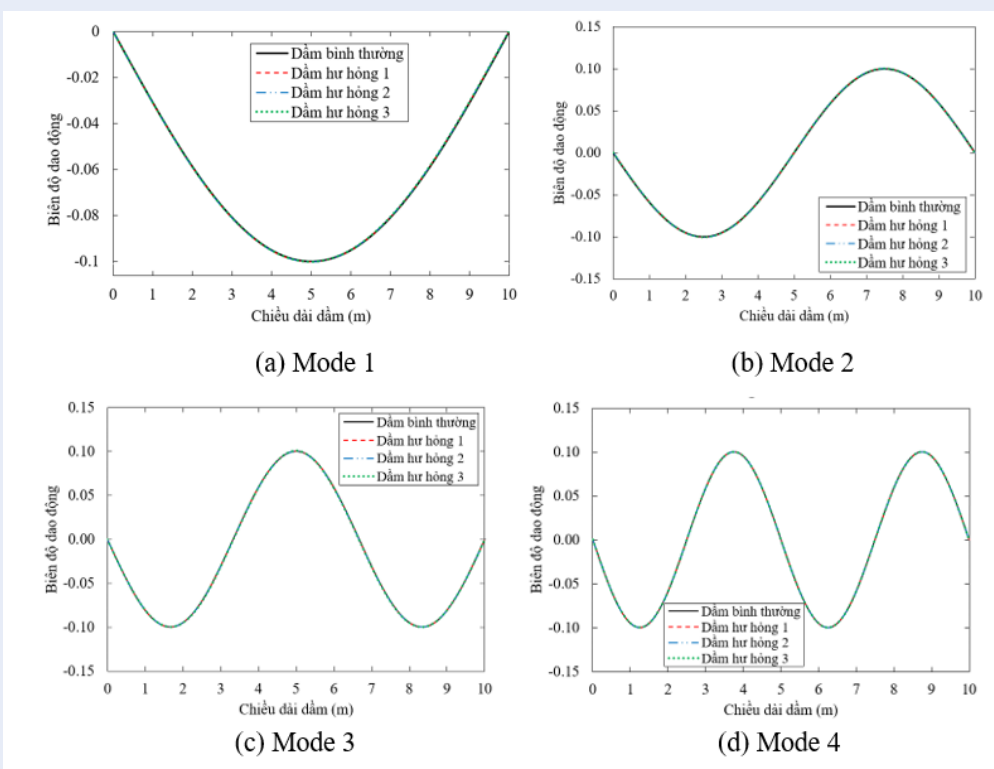
Để kiểm tra độ chính xác và độ hội tụ của kết quả mô phỏng, giá trị tần số dao động của dầm được so sánh với kết quả giải tích²⁴. Kết quả kiểm chứng từ Bảng 3 cho thấy tần số dao động của dầm từ mô phỏng có độ chênh lệch so với công thức giải tích nhỏ hơn 5%. Như vậy, kết quả mô phỏng có độ tin cậy cao. Hình 8 thể hiện bốn dạng dao động uốn của dầm được sử dụng trong nghiên cứu này. Việc quan sát trên cùng một biểu đồ cho thấy rằng biên độ dao động của 4 trường hợp gần như trùng nhau, không phân biệt được sự thay đổi hay điểm bất thường khi hư hỏng xảy ra trên dầm. Từ đó, phương pháp phân tích Wavelet cho dạng dao động cần được phát triển để chẩn đoán vị trí hư hỏng xảy ra trên dầm.

Bảng 3: So sánh tần số dao động của trường hợp dầm không hư hỏng

Mode	Mô phỏng số (Hz)	Công thức giải tích ²⁴ (Hz)	Độ chênh lệch (%)
1	7.8308	7.855	0.312
2	31.0501	31.421	1.181
3	68.8735	70.697	2.580
4	120.1001	125.684	4.443

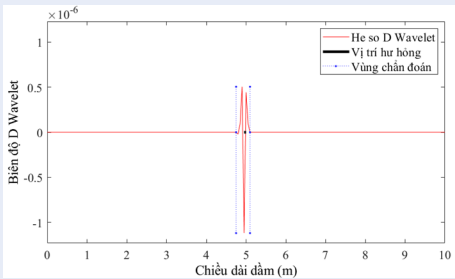
Kết quả chẩn đoán cho trường hợp dầm hư hỏng một vị trí

Từ dữ liệu dạng dao động của dầm, phương pháp phân tích Wavelet được triển khai để xác định vùng hư hỏng trong dầm. Hình 9 thể hiện kết quả phân tích Wavelet sau khi khử nhiễu. Đáp ứng Wavelet rất nhạy khi hư hỏng xảy ra trong đáp ứng dầm; Wavelet có sự đột biến xung quanh vùng có hư hỏng. Từ kết quả phân tích Wavelet, vùng hư hỏng



Hình 8: Bốn dạng dao động uốn được khảo sát

chẩn đoán được xác định. Độ chính xác của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng trong dầm của trường hợp có một vị trí hư hỏng được tổng hợp trong Bảng 4. Độ chính xác là khác nhau khi sử dụng dữ liệu dạng dao động khác nhau; và tất cả độ chính xác đều đạt trên 92%. Đặc biệt, độ chính xác chẩn đoán vùng hư hỏng là 100%; điều này có nghĩa là phương pháp chẩn đoán khoanh vùng chính xác hư hỏng xuất hiện trong dầm. Xét về kết quả trung bình, phương pháp kiến nghị xác định vị trí hư hỏng với độ chính xác đạt trên 95%.



Hình 9: Biểu đồ Wavelet của trường hợp 1

Sau khi chẩn đoán thành công vị trí hư hỏng, dạng dao động được sử dụng làm dữ liệu cho mạng nơ-ron

Bảng 4: Độ chính xác (%) của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng của trường hợp 1

Mode	Độ chính xác vùng hư hỏng (A)	Độ chính xác vùng không hư hỏng (B)	Độ chính xác tổng thể (C)
Mode 1	100	92.46	92.50
Mode 2	100	96.98	97.00
Mode 3	100	96.98	97.00
Mode 4	100	95.98	96.00
Mode tổng hợp	100	95.98	96.00
Trung bình	100	95.68	95.70

nhân tạo để chẩn đoán mức độ hư hỏng trong dầm. Trong nghiên cứu này, việc lựa chọn dữ liệu dạng dao động cho mạng nơ-ron nhân tạo được cải tiến nhằm nâng cao tính hiệu quả và độ chính xác của kết quả chẩn đoán. Dữ liệu dạng dao động được khảo sát với 2 nhóm như sau:

- Nhóm 1: sử dụng tất cả dữ liệu dạng dao động của 201 nút trên dầm.

- Nhóm 2: sử dụng dữ liệu dạng dao động của các nút được khoanh vùng trong phạm vi hư hỏng, xác định bởi phương pháp phân tích Wavelet.

Đối với trường hợp 1, dầm hư hỏng một vị trí tại phần tử thứ 100 với mức độ hư hỏng 5%, các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho mạng nơ-ron nhân tạo được liệt kê trong Bảng 5. Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng được tổng hợp trong Bảng 6 khi sử dụng dữ liệu nhóm 1 và trong Bảng 7 khi sử dụng dữ liệu nhóm 2. Mặc dù, dầm có mức độ hư hỏng nhỏ (5%), phương pháp kiến nghị vẫn cho kết quả chẩn đoán với độ chính xác cao (Hình 10). Khi sử dụng tất cả dữ liệu dạng dao động của 201 nút (nhóm 1), kết quả chẩn đoán có độ chính xác trung bình trên 84%. Tuy nhiên, khi dữ liệu dạng dao động của các nút được khoanh vùng trong phạm vi hư hỏng, độ chính xác trung bình của kết quả chẩn đoán tăng lên đáng kể (trên 96%).

Bảng 5: Các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho trường hợp 1

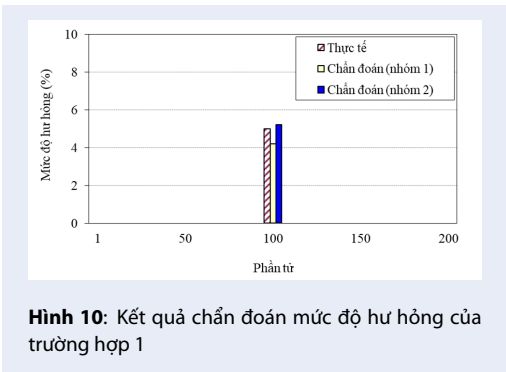
Số thứ tự	Trường hợp	Mức độ hư hỏng (%)
1	Huấn luyện	0
2	Huấn luyện	2
3	Huấn luyện	4
4	Huấn luyện	6
5	Huấn luyện	8
6	Huấn luyện	10
	Chẩn đoán	5

Bảng 6: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 1 khi sử dụng nhóm 1

Phần tử 100			
Mode	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	5	4.19	83.74
2	5	4.20	84.06
3	5	4.22	84.36
4	5	4.23	84.60
Tổng hợp	5	4.18	83.58
Trung bình	5	4.20	84.07

Bảng 7: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 1 khi sử dụng nhóm 2

Phần tử 100			
Mode	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	5	5.15	96.94
2	5	5.24	95.27
3	5	5.22	95.68
4	5	5.17	96.56
Tổng hợp	5	5.21	95.81
Trung bình	5	5.20	96.05

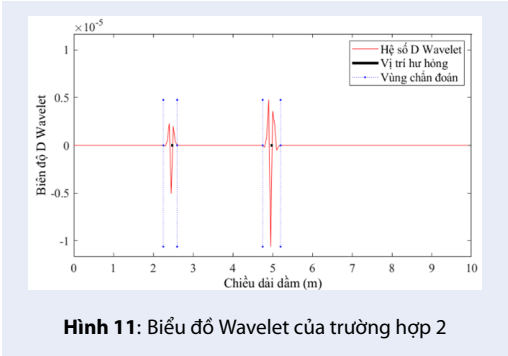


Hình 10: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng của trường hợp 1

Kết quả chẩn đoán cho trường hợp dầm hư hỏng hai vị trí

Đối với trường hợp 2, dầm hư hỏng hai vị trí đồng thời, tại phần tử thứ 50 với mức độ hư hỏng 20% và tại phần tử thứ 100 với mức độ hư hỏng 30%. Hình 11 thể hiện kết quả phân tích Wavelet trong dầm. Độ chính xác của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng đạt trên 92% Bảng 8 . Về việc xác định mức độ hư hỏng, các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho mạng nơ-ron nhân tạo được liệt kê trong Bảng 9. Kết quả xác định mức độ hư hỏng khi sử dụng tất cả 201 dữ liệu (nhóm 1) cho kết quả chưa tốt. Đối với phần tử 50, giá trị chẩn đoán của mode 3 và mode tổng hợp là tốt (mode 3 có độ chính xác là 91.91% và mode tổng hợp có độ chính xác là 93.63%). Tuy nhiên, các mode còn lại có kết quả chưa tốt với độ chính xác trung bình là 86.31%. Đối với phần tử 100, giá trị chẩn đoán của mode tổng hợp là tốt với độ chính xác là 93.04%; các mode còn lại có kết quả chưa tốt với độ chính xác dưới 85%; và độ chính xác trung bình đạt 85.51% (Bảng 10). Độ chính xác của kết quả xác định mức độ hư hỏng được cải thiện khi sử dụng dữ liệu từ việc khoanh vùng Wavelet (nhóm 2). Phần tử 50 có giá trị chẩn đoán mức độ hư

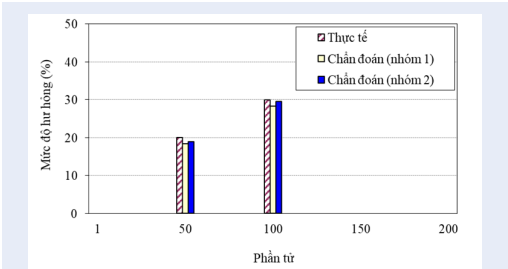
hồng cho các mode đều đạt độ chính xác trên 92%. Phần tử 100 có giá trị chẩn đoán mức độ hư hỏng cho các mode đều đạt độ chính xác trên 96% (Bảng 11). Hình 12 thể hiện kết quả trung bình của việc chẩn đoán mức độ hư hỏng của trường hợp 2.



Hình 11: Biểu đồ Wavelet của trường hợp 2

Bảng 8: Độ chính xác (%) của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng của trường hợp 2

Trường hợp	Độ chính xác vùng hư hỏng (A)	Độ chính xác vùng không hư hỏng (B)	Độ chính xác tổng thể (C)
Mode 1	100	93.94	94.00
Mode 2	100	92.93	93.00
Mode 3	100	93.94	94.00
Mode 4	100	91.92	92.00
Mode tổng hợp	100	91.92	92.00
Trung bình	100	92.93	93.00



Hình 12: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng của trường hợp 2

Bảng 9: Các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho trường hợp 2

Số thứ	Trường hợp	Phần tử 50	Phần tử 100
		Mức độ hư hỏng (%)	Mức độ hư hỏng (%)
1	Huấn luyện	0	0
2	Huấn luyện	10	20
3	Huấn luyện	10	30
4	Huấn luyện	10	40
5	Huấn luyện	20	20
6	Huấn luyện	20	40
7	Huấn luyện	30	20
8	Huấn luyện	30	30
9	Huấn luyện	30	40
	Chẩn đoán	20	30

Kết quả chẩn đoán cho trường hợp dầm hư hỏng ba vị trí

Đối với trường hợp 3, dầm hư hỏng ba vị trí đồng thời, tại phần tử thứ 50 với mức độ hư hỏng 30%, tại phần tử thứ 100 với mức độ hư hỏng 50% và tại phần tử thứ 150 với mức độ hư hỏng 20%. Hình 13 thể hiện kết quả phân tích Wavelet trong dầm. Độ chính xác của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng đạt trên 89% (Bảng 12). Về việc xác định mức độ hư hỏng, các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho mạng nơ-ron nhân tạo được liệt kê trong Bảng 13. Khi sử dụng tất cả 201 dữ liệu (nhóm 1), kết quả chẩn đoán của 3 phần tử 50, 100 và 150 đều có độ chính xác trung bình trên 97% (Bảng 14). Khi sử dụng dữ liệu từ việc khoanh vùng Wavelet (nhóm 2), kết quả chẩn đoán của 3 phần tử 50, 100 và 150 đều có độ chính xác trung bình trên 98% (Bảng 15). Như vậy, khi dầm xuất hiện nhiều vị trí hư hỏng theo chiều dài của dầm, việc sử dụng dữ liệu khoanh vùng Wavelet cho kết quả cải thiện không đáng kể so với việc sử dụng dữ liệu của toàn bộ dầm. Hình 14 thể hiện kết quả trung bình của việc chẩn đoán mức độ hư hỏng của trường hợp 3.

KẾT LUẬN

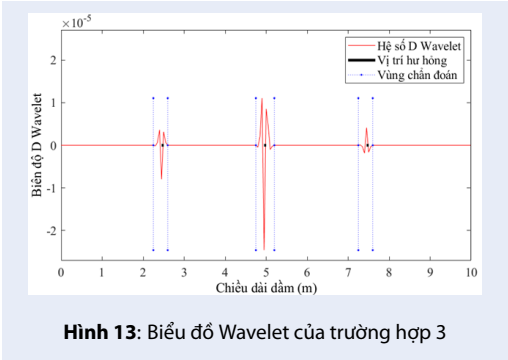
Trong bài báo này, phương pháp xác định hư hỏng cho kết cấu dạng dầm sử dụng phân tích Wavelet cho dạng dao động kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo đã được phát triển. Phương pháp phân tích Wavelet chẩn đoán chính xác vị trí hư hỏng xuất hiện trên dầm. Biểu đồ Wavelet là trực quan và dễ dàng nhận biết vị trí xuất

Bảng 10: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 2 khi sử dụng nhóm 1

Mode	Phần tử 50			Phần tử 100		
	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	20	16.33	81.67	30	25.05	83.49
2	20	16.24	81.19	30	25.13	83.75
3	20	21.62	91.91	30	34.73	84.23
4	20	16.63	83.14	30	24.91	83.03
Tổng hợp	20	21.27	93.63	30	32.09	93.04
Trung bình	20	18.42	86.31	30	28.38	85.51

Bảng 11: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 2 khi sử dụng nhóm 2

Mode	Phần tử 50			Phần tử 100		
	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	20	18.77	93.85	30	30.46	98.47
2	20	18.52	92.60	30	29.55	98.50
3	20	18.76	93.79	30	28.97	96.57
4	20	18.60	93.00	30	29.14	97.13
Tổng hợp	20	20.23	98.85	30	29.82	99.38
Trung bình	20	18.98	94.42	30	29.59	98.01



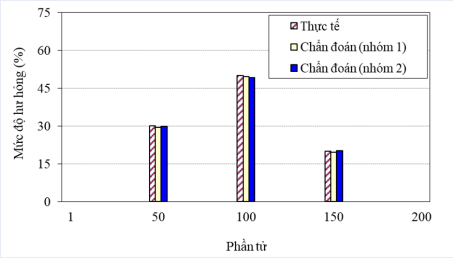
Hình 13: Biểu đồ Wavelet của trường hợp 3

hiện hư hỏng. Phương pháp phân tích Wavelet cho kết quả chẩn đoán tốt cho trường hợp có một hoặc nhiều vị trí hư hỏng đồng thời với các mức độ hư hỏng lần lượt khác nhau. Kết quả chẩn đoán cả hai trường hợp dầm có một vị trí hư hỏng và dầm có hai vị trí hư hỏng đều đạt độ chính xác trên 92%; trường hợp dầm có ba vị trí hư hỏng có độ chính xác đạt trên 88%. Khi dầm có nhiều vị trí hư hỏng đồng thời thì độ chính xác của phân tích Wavelet bị giảm đi do sai số về phạm

Bảng 12: Độ chính xác (%) của kết quả chẩn đoán vị trí hư hỏng của trường hợp 3

Trường hợp	Độ chính xác vùng hư hỏng (A)	Độ chính xác vùng không hư hỏng (B)	Độ chính xác tổng thể (C)
Mode 1	100	90.86	91.00
Mode 2	100	89.85	90.00
Mode 3	100	90.86	91.00
Mode 4	100	87.82	88.00
Mode tổng hợp	100	88.83	89.00
Trung bình	100	89.64	89.80

vi hư hỏng tăng lên. Mạng nơ-ron nhân tạo được xây dựng để xác định mức độ hư hỏng trên dầm. Bài báo này đã thực hiện so sánh hai nhóm dữ liệu huấn luyện. Phương pháp một là sử dụng dữ liệu trên toàn bộ dầm và phương pháp hai là sử dụng dữ liệu trong phạm vi khoanh vùng của bước phân tích Wavelet trước đó.



Hình 14: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng của trường hợp 3

Bảng 13: Các trường hợp huấn luyện và chẩn đoán cho trường hợp 3

STT	Trường hợp	Phần tử 50 Mức độ hư hỏng (%)	Phần tử 100 Mức độ hư hỏng (%)	Phần tử 150 Mức độ hư hỏng (%)
1	Huấn luyện	0	0	0
2	Huấn luyện	20	40	10
3	Huấn luyện	30	40	10
4	Huấn luyện	40	40	10
5	Huấn luyện	20	50	10
6	Huấn luyện	30	50	10
7	Huấn luyện	40	50	10
8	Huấn luyện	20	60	10
9	Huấn luyện	30	60	10
10	Huấn luyện	40	60	10
11	Huấn luyện	20	40	20
12	Huấn luyện	30	40	20
13	Huấn luyện	40	40	20
14	Huấn luyện	20	50	20
15	Huấn luyện	40	50	20
16	Huấn luyện	20	60	20
17	Huấn luyện	30	60	20
18	Huấn luyện	40	60	20
19	Huấn luyện	20	40	30
20	Huấn luyện	30	40	30
21	Huấn luyện	40	40	30
22	Huấn luyện	20	50	30
23	Huấn luyện	30	50	30
24	Huấn luyện	40	50	30
25	Huấn luyện	20	60	30
26	Huấn luyện	30	60	30
27	Huấn luyện	40	60	30
	Chẩn đoán	30	50	20

Đối với nhóm 1, kết quả chẩn đoán có độ chính xác trung bình khoảng 84%. Trong khi đối với nhóm 2, kết quả chẩn đoán có độ chính xác trung bình lớn hơn 94%.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM trong khuôn khổ đề tài mã số SVKSTN-2024-KTXD-35.

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 CÁC TÁC GIẢ

Phan Hoàng Tạng, Vũ Khánh Hoàng, Hồ Quang Thiện, Trần Tuấn Đạt, Trần Mạnh Hùng, Lưu Trần Hữu Tín, Nguyễn Chí Khải đã thực hiện mô hình, lập trình tính toán, phân tích kết quả và viết bản thảo bài báo. Lê Thanh Cao, Bạch Văn Sỹ, Hồ Đức Duy đã đưa ra ý tưởng nghiên cứu, chỉnh sửa và hoàn thiện bản thảo bài báo.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Chen HP. Structural health monitoring of large civil engineering structures. Wiley Blackwell; 2018.
2. Cawley P, Adams RD. The location of defects in structures from measurements of natural frequencies. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*. 1979;14(2):49–57.
3. Liang RY, Choy FK, Hu J. Detection of cracks in beam structures using measurements of natural frequencies. *Journal of the Franklin Institute*. 1991;328(4):505–518.
4. Patil DP, Maiti SK. Detection of multiple cracks using frequency measurements. *Engineering Fracture Mechanics*. 2003;70(12):1553–1572.
5. Khoo LM, Mantena PR, Jadhav P. Structural Damage Assessment Using Vibration Modal Analysis. *Structural Health Monitoring*. 2004;3(2):177–194.
6. Wang J, Qiao P. On irregularity-based damage detection method for cracked beams. *International Journal of Solids and Structures*. 2008;45(2):688–704.
7. Nguyen VK. Mode shapes analysis of a cracked beam and its application for crack detection. *Journal of Sound and Vibration*. 2014;333(3):848–872.
8. Liang RY, Choy FK, Hu J. Detection of cracks in beam structures using measurements of natural frequencies. *Journal of the Franklin Institute*. 1991;328(4):505–518.
9. Liew K, Wang Q. Application of wavelet theory for crack identification in structures. *Journal of Engineering Mechanics ASCE*. 1998;124(2):152–157.
10. Hou Z, Noori M, Amand RS. Wavelet-based approach for structural damage detection. *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*. 2000;126(7):677–683.
11. Loitridis S, Douka E, Trochidis A. Crack identification in double-cracked beams using wavelet analysis. *Journal of Sound and Vibration*. 2004;277(4):1025–1039.
12. Ovanosova A, Suarez L. Applications of Wavelet transform to damage detection in frame structures. *Engineering Structures, Civil Engineering Department*. vol. 26. Mayaguez, PR 00681, USA: University of Puerto Rico; 2004.
13. Han JG, Rena WR, Sun ZS. Wavelet packet-based damage identification of beam structures. *International Journal of Solids and Structures*. 2005;42(26):6610–6627.
14. Erwin UL, et al. Application of wavelet transforms to structural damage monitoring and detection. In: Jorge B, et al., editors. *Model-based and Signal-Based Inverse Methods*. vol. I of *Discrete Models, Inverse Methods, & Uncertainty Modeling in Structural Integrity*. Brasilia, DF, Brazil: UnB City; 2022. p. 357–381.
15. Nguyen VT, Luận văn thạc sỹ. Chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu dầm sử dụng phương pháp phân tích Wavelet cho dạng dao động. Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM; 2022.
16. Hinton G, Srivastava N, Swersky K. *Neural Networks for Machine Learning*. COURSERA Neural Networks Machine Learning. 2012;4(2):26–31.
17. Suzuki K. *Artificial Neural Networks-Architectures and Applications*. London, UK: IntechOpen Limited; 2013.
18. Ly HB, Nguyen TA. Nghiên cứu ứng dụng mô hình mạng nơ-ron nhân tạo để dự đoán sức chịu tải tối hạn của cấu kiện thép chữ Y. *Tạp chí Giao thông Vận tải*. 2020;3:45–49.
19. Le HQ, Truong TT, Cong DD, Thoi TN. A deep feedforward neural network for damage detection in functionally graded carbon nanotube-reinforced composite plates using modal kinetic energy. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*. 2021;15(6):1453–1479.
20. Pham MN, Luận văn thạc sỹ. Chẩn đoán hư hỏng trong dầm bê tông cốt thép sử dụng các đặc trưng dao động kết hợp với thuật toán trí tuệ nhân tạo. Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM; 2022.
21. Luu THT, Ho DD. Phát triển phương pháp xác định tổn hao ứng suất trước trong vùng neo cáp sử dụng đáp ứng trở kháng và mạng nơ-ron nhân tạo. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Việt Nam*. 2021;63(3):33–39.
22. Truong TDN, Luận văn thạc sỹ. Chẩn đoán hư hỏng trong kết cấu dầm sử dụng hàm đáp ứng tần số. Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM; 2022.
23. Ho DD, Le TC, Le QH, Nguyen MTA, Nguyen TC. Phát triển phương pháp năng lượng biến dạng để chẩn đoán hư hỏng cho kết cấu dầm với các điều kiện biên khác nhau. *Tạp chí Xây dựng*. 2018;09:341–347.
24. Chopra AK. *Dynamics of structures: Theory and applications to earthquake engineering*. 5th ed. Prentice-Hall; 2017.

Bảng 14: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 3 khi sử dụng nhóm 1

Mode	Phần tử 50			Phần tử 100			Phần tử 150		
	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	30	29.86	99.53	50	48.99	97.99	20	19.66	98.32
2	30	29.06	96.86	50	49.53	99.06	20	20.04	99.81
3	30	29.65	98.82	50	50.72	98.57	20	19.60	97.98
4	30	29.62	98.73	50	49.33	98.66	20	19.23	96.17
Tổng hợp	30	29.52	98.41	50	49.09	98.18	20	19.29	96.45
Trung bình	30	29.54	98.47	50	49.53	98.49	20	19.56	97.74

Bảng 15: Kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng cho trường hợp 3 khi sử dụng nhóm 2

Mode	Phần tử 50			Phần tử 100			Phần tử 150		
	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)	Hư hỏng thực tế (%)	Hư hỏng chẩn đoán (%)	Độ chính xác (%)
1	30	30.08	99.72	50	49.68	99.36	20	20.24	98.80
2	30	29.86	99.53	50	49.05	98.10	20	20.00	100.00
3	30	29.85	99.50	50	49.25	98.50	20	20.37	98.15
4	30	29.96	99.87	50	49.24	98.49	20	20.22	98.91
Tổng hợp	30	29.88	99.61	50	48.90	97.79	20	20.14	99.30
Trung bình	30	29.93	99.65	50	49.22	98.45	20	20.19	99.03

Nondestructive damage identification in beam-like structures via mode shape-based Wavelet analysis method and artificial neural networks

Hoang-Tang Phan^{1,2}, Khanh-Hoang Vu^{1,2}, Quang-Thien Ho^{1,2}, Tuan-Dat Tran^{1,2}, Manh-Hung Tran^{1,2}, Tran-Huu-Tin Luu^{1,2,3}, Chi-Khai Nguyen^{1,2}, Thanh-Cao Le⁴, Van-Sy Bach^{1,2,4,*}, Duc-Duy Ho^{1,2,*}



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

¹Faculty of Civil Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), 268 Ly Thuong Kiet Street, District 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

²Vietnam National University Ho Chi Minh City, Thu Duc City, Ho Chi Minh City, Vietnam

³Vietnam National University Ho Chi Minh City - Campus in Ben Tre, 99A Highway 60, Ben Tre City, Ben Tre Province, Vietnam

⁴Faculty of Civil Engineering, Nha Trang University, 02 Nguyen Dinh Chieu Street, Nha Trang City, Khanh Hoa Province, Vietnam

Correspondence

Van-Sy Bach, Faculty of Civil Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), 268 Ly Thuong Kiet Street, District 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

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

Faculty of Civil Engineering, Nha Trang University, 02 Nguyen Dinh Chieu Street, Nha Trang City, Khanh Hoa Province, Vietnam

Email: bachsy@ntu.edu.vn

Correspondence

Duc-Duy Ho, Faculty of Civil Engineering, Ho Chi Minh City University of Technology (HCMUT), 268 Ly Thuong Kiet Street, District 10, Ho Chi Minh City, Vietnam

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

Email: hoducduy@hcmut.edu.vn

ABSTRACT

The development of non-destructive methods for structural health monitoring is essential. In recent years, research has required interdisciplinary and cross-disciplinary integration such as civil engineering, digital signal processing, and artificial intelligence. This integration aims to improve the efficiency and accuracy of the structural health monitoring method. From the research motivation, this paper proposes a nondestructive damage identification in beam-like structures using mode shape-based Wavelet analysis method and artificial neural networks (ANNs). Firstly, the theory of the Wavelet analysis method and the ANNs is described. Then, a finite element model of a simply supported beam is simulated. The investigated damage scenarios include cases of one, two, and three damage locations with different damage levels on the beam. The reliability of the simulation results is validated by comparing the numerical natural frequencies with theoretical results. Finally, the occurrence, location, and level of damage on the beam are accurately identified by using the proposed method. The results of this study demonstrate that the mode shape-based Wavelet analysis method, when combined with ANNs, achieves high effectiveness for damage identification in beam-like structures.

Key words: damage identification, beam-like structures, mode shape, ANNs, Wavelet analysis.

Cite this article : Phan H, Vu K, Ho Q, Tran T, Tran M, Luu T, Nguyen C, Le T, Bach V, Ho D. **Nondestructive damage identification in beam-like structures via mode shape-based Wavelet analysis method and artificial neural networks** . *Sci. Tech. Dev. J. – Engineering and Technology* 2025; 8(1):2436-2448.