

# CHẨN ĐOÁN HƯ HỒNG KẾT CẤU DÀN CHỊU NHIỆT ĐỘ VÀ TẢI TRỌNG ĐỘNG DÙNG TỐI ƯU HÓA NGƯỢC VÀ HỌC SÂU

Đỗ Đình Thi<sup>a,b</sup>, Hồ Đức Duy<sup>a,b</sup>, Đặng Duy Khanh<sup>a,b</sup>, Lương Văn Hải<sup>a,b</sup>, Liêu Xuân Quý<sup>a,b,\*</sup>

<sup>a</sup>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

<sup>b</sup>Đại học Quốc gia TP. Hồ Chí Minh, phường Linh Trung, TP. Thủ Đức, TP. Hồ Chí Minh, Việt Nam

Nhận ngày 25/09/2022, Sửa xong 09/12/2022, Chấp nhận đăng 19/12/2022

## Tóm tắt

Bài báo này đề xuất một phương pháp chẩn đoán hư hỏng kết cấu dàn chịu tải trọng động và tải nhiệt độ đồng thời theo ba bước. Trong đó, bước thứ nhất áp dụng Chỉ số năng lượng biến dạng dựa trên đáp ứng gia tốc theo thời gian (Acceleration-based Strain Energy Indicator – ASEI) để chẩn đoán sơ bộ các vị trí có khả năng xảy ra hư hỏng. Bước thứ hai áp dụng mô hình Extreme Gradient Boosting (XGBoost) để khử nhiễu nhằm giảm thêm số biến cần xét trong bước tiếp theo. Ở bước thứ ba, thuật toán tối ưu hóa Con lửng mật (Honey Badger Algorithm – HBA) được áp dụng nhằm xác định chính xác mức độ hư hỏng của từng phần tử dựa trên bài toán tối ưu hóa ngược. Hai hệ dàn phẳng và không gian với các trường hợp hư hỏng khác nhau được khảo sát nhằm kiểm chứng tính khả thi của phương pháp đề xuất. Bên cạnh đó, vấn đề hạn chế số lượng cảm biến đo đạc và nhiễu dữ liệu đo trên bài toán thực tế cũng được đề cập đến thông qua một kỹ thuật giảm bậc mô hình. Các kết quả số được lập trình bằng Python thể hiện tính khả thi và độ chính xác cao của phương pháp đề xuất.

*Từ khóa:* chẩn đoán hư hỏng; tải trọng động; nhiệt độ; tối ưu hóa ngược; học sâu.

## DAMAGE DETECTION OF TRUSS STRUCTURES UNDER TEMPERATURE AND DYNAMIC LOADS USING INVERSE OPTIMIZATION AND DEEP LEARNING

### Abstract

This paper proposes a three-stage damage detection method for truss structures subjected simultaneously to temperature and dynamic loads. In which, the first step applies the acceleration-based strain energy indicator (ASEI) to preliminarily locate possible damage elements. Extreme Gradient Boosting (XGBoost) is then adopted in the second step to roughly predict the element damage ratios. This stage aims to further reduce the number of design variables in the next step. In the final stage, the Honey badger algorithm (HBA) is utilized to identify the damage ratio of each element with high accuracy based upon an inverse optimization problem. Two 2D and 3D trusses are then examined to prove the reliability of the proposed method. In addition, noises in real measuring activities and limited sensors are considered by a model order reduction technique. Python-programmed numerical results have indicated the suggested method is of high efficiency in determining both the location and extent of damage in the truss structures.

*Keywords:* Damage detection; dynamic load; temperature; inverse optimization; deep learning.

[https://doi.org/10.31814/stce.huce\(nuce\)2023-17\(1V\)-02](https://doi.org/10.31814/stce.huce(nuce)2023-17(1V)-02) © 2023 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

## 1. Giới thiệu

Trong suốt tuổi đời của các công trình kết cấu sẽ tồn tại rất nhiều yếu tố khác nhau có khả năng gây ra hư hỏng cục bộ của các cấu kiện hoặc sụp đổ tổng thể kết cấu. Các nguyên nhân này có thể là

\*Tác giả đại diện. Địa chỉ e-mail: [lieuxuanqui@hcmut.edu.vn](mailto:lieuxuanqui@hcmut.edu.vn) (Quý, L. X.)

do sai sót trong quá trình thi công, tác động môi trường, cháy nổ hoặc những tác động khác chưa được kể đến trong quá trình thiết kế. Do đó, lĩnh vực theo dõi và chẩn đoán sức khỏe kết cấu (Structural Health Monitoring - SHM) đã ra đời và nhận được nhiều sự quan tâm từ cả cộng đồng kỹ sư và các ngành nghề khác có liên quan. Chẩn đoán hư hỏng kết cấu giúp phát hiện sớm những vị trí hư hỏng và có phương án xử lý kịp thời hoặc theo dõi sự phát triển của hư hỏng. Từ đó, giảm thiểu tối đa những hậu quả không mong muốn về con người và tài sản.

Nhìn chung, các phương pháp chẩn đoán hư hỏng được chia làm hai nhóm chính: phá hủy và không phá hủy. Trong đó, các phương pháp chẩn đoán hư hỏng không phá hủy chiếm ưu thế lớn so với nhóm phương pháp còn lại nhờ vào việc không gây ảnh hưởng đến hiện trạng kết cấu [1]. Những thập kỷ gần đây, cùng với sự phát triển lớn mạnh của khoa học và công nghệ thông tin, nhiều phương pháp chẩn đoán hư hỏng tận dụng được khả năng xử lý tính toán cao của máy tính hiện đại ra đời. Các phương pháp sử dụng kết hợp bài toán tối ưu hóa ngược là một trong số chúng. Trong lĩnh vực này, Seyedpoor [2] đã giới thiệu chỉ số đánh giá sự có mặt của hư hỏng dựa trên năng lượng biến dạng dao động (Modal Strain Energy Based Index – MSEBI) để chẩn đoán sơ bộ vị trí hư hỏng của hệ dàn trong bước một của bài toán tối ưu hóa ngược. Ở bước thứ hai, mức độ hư hỏng của từng phần tử đã chọn ra trước đó được xác định bằng lời giải tối ưu hóa bầy đàn (Particle Swarm Optimization - PSO). Hai ví dụ mô phỏng số được tác giả đưa ra, cho thấy kết quả nghiên cứu có độ chính xác cao và đáng tin cậy trên thực tế. Sau đó, thuật toán tiến hóa khác biệt (Differential evolution– DE) cũng được Seyedpoor [3], Kim và cs. [4], áp dụng vào chẩn đoán hư hỏng. Ngoài ra, Majumdar và cs. [5] cũng đã sử dụng thuật toán kiến (Ant colony optimization – ACO) để đánh giá mức độ hư hỏng của kết cấu dàn dựa trên tần số tự nhiên của hệ. Thuật toán di truyền vi mô (Micro-genetic algorithm – GA) được áp dụng để chẩn đoán hư hỏng cho kết cấu dàn bởi Kim và cs. [6]. Seyedpoor và cs. [7] sử dụng thuật toán tiến hóa khác biệt và ứng xử gia tốc theo thời gian của hệ kết cấu chịu tải trọng động để phát triển thêm lĩnh vực này. Lieu và cs. [8] đã sử dụng thuật toán con đom đóm tiến hóa lai tạo thích nghi (Adaptive Hybrid Evolutionary Firefly Algorithm-AHEFA) trong chẩn đoán hư hỏng kết cấu dàn.

Từ những nghiên cứu đã đề cập ở trên, có thể thấy hiện nay có rất ít nghiên cứu sử dụng các chỉ số chẩn đoán hư hỏng dựa trên các ứng xử động của công trình như chuyển vị, vận tốc hay gia tốc. Các ứng xử này có ưu điểm lớn trong việc dễ dàng đo đạc được trên thực tế mà không qua nhiều bước xử lý số liệu như những thông số liên quan tới dao động riêng. Thêm vào đó, các yếu tố ảnh hưởng tới đo đạc như giới hạn điểm đo, sai số do nhiễu cũng ít bị ảnh hưởng và có thể kiểm soát tốt. Vì vậy, trong bài báo này, phương pháp chẩn đoán hư hỏng dựa trên gia tốc đáp ứng của hệ dàn chịu tải trọng động và nhiệt độ đồng thời được đề xuất. Phương pháp này áp dụng nhiều thuật toán hiện đại khác nhau như mô hình giảm bậc, kỹ thuật học sâu và thuật toán tối ưu hóa ngược nhằm giảm chi phí tính toán cũng như giải quyết các vấn đề đo đạc trong thực tiễn.

## 2. Cơ sở lý thuyết

### 2.1. Hệ dàn chịu tải trọng động và nhiệt độ

Hệ phương trình động lực học dạng rời rạc của một kết cấu theo phương pháp phần tử hữu hạn được cho bởi

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{f}(t) \quad (1)$$

trong đó  $\mathbf{M}$ ,  $\mathbf{C}$  và  $\mathbf{K}$  lần lượt là ma trận khối lượng, ma trận cản và ma trận độ cứng của kết cấu;  $\ddot{\mathbf{x}}$ ,  $\dot{\mathbf{x}}$  và  $\mathbf{x}$  lần lượt là véc tơ gia tốc, vận tốc và chuyển vị tại từng bậc tự do (degree of freedom-DOF) của phần tử trong hệ tọa độ tổng thể;  $\mathbf{f}(t)$  là véc tơ tải nút tổng thể theo thời gian, và  $t$  là miền thời gian

khảo xét. Trong nghiên cứu này, phương pháp Newmark – Beta [9] với  $\alpha = 0,5$  và  $\gamma = 2\beta = 0,5$  sẽ được sử dụng để giải bài toán này.

Lực dọc quy đổi tại nút do sự thay đổi nhiệt độ của một phần tử dàn được cho bởi công thức [10]

$$N = EA\alpha_T\Delta T \quad (2)$$

trong đó  $E$  là mô đun đàn hồi Young của vật liệu;  $A$  là diện tích mặt cắt ngang của thanh dàn;  $\alpha_T$  là hệ số giãn nở nhiệt của vật liệu (đối với thép vào khoảng  $11 \sim 13,10^{-6} \text{ K}^{-1}$ ), và  $\Delta T$  là chênh lệch nhiệt độ so với ban đầu. Nghiên cứu này giả thiết sự gia tăng nhiệt độ không làm thay đổi các đặc tính cơ học của vật liệu.

## 2.2. Mô hình giảm bậc

Do sự giới hạn về số lượng cảm biến cho việc đo đạc, cũng như loại bỏ đi việc thu thập những dữ liệu tại các bậc tự do không quan trọng, vì vậy mô hình giảm bậc đã được đề xuất. Trong bài báo này, phương pháp giảm bậc bằng chuỗi Neumann bậc hai [11] đã được áp dụng. Theo đó, phương trình (1) được viết lại dưới dạng như sau

$$\mathbf{M}_R \ddot{\mathbf{x}}_R + \mathbf{C}_R \dot{\mathbf{x}}_R(t) + \mathbf{K}_R \mathbf{x}_R(t) = \mathbf{f}_R(t) \quad (3)$$

trong đó  $\ddot{\mathbf{x}}_R$ ,  $\dot{\mathbf{x}}_R$  và  $\mathbf{x}_R$  lần lượt là đáp ứng gia tốc, vận tốc và chuyển vị theo thời gian của mô hình rút gọn tương ứng tại các bậc tự do đo đạc;  $\mathbf{M}_R$ ,  $\mathbf{C}_R$  và  $\mathbf{K}_R$  là ma trận khối lượng, ma trận cản và ma trận độ cứng rút gọn, được tính như sau

$$\mathbf{K}_R = \mathbf{V}^T \mathbf{K} \mathbf{V}, \quad \mathbf{M}_R = \mathbf{V}^T \mathbf{M} \mathbf{V}, \quad \mathbf{f}_R = \mathbf{V}^T \mathbf{F} \quad (4)$$

Chú ý rằng ma trận cản  $\mathbf{C}_R$  được tính theo công thức

$$\mathbf{C}_R = \alpha_M \mathbf{M}_R + \beta_K \mathbf{K}_R \quad (5)$$

trong đó  $\alpha_M$  và  $\beta_K$  là các hệ số cân tỷ lệ theo hệ số cản Rayleigh [12]. Giả sử rằng tỉ lệ cản cho hệ kết cấu là  $\xi = 5\%$ . Khi đó:

$$\alpha_M = \xi \frac{2\omega_1\omega_2}{\omega_1 + \omega_2}, \quad \beta_K = \xi \frac{2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (6)$$

với  $\omega_1$  (rad/s) và  $\omega_2$  (rad/s) là 2 tần số góc đầu tiên.

Trong phương trình (7),  $\mathbf{V}$  là ma trận chuyển được xác định như sau [11]

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{mm} \\ -[\mathbf{B}_1 + \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{M}_{ss} (\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_4 + \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_5)]^{-1} [\mathbf{B}_2 + \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{M}_{ss} (\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 + \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_3)] \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_1 &= \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{M}_{ss} \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{K}_{sm} \mathbf{M}_{mm}^{-1}, & \mathbf{A}_2 &= \mathbf{K}_{mm} \mathbf{M}_{mm}^{-1} \mathbf{K}_{mm} \\ \mathbf{A}_3 &= \mathbf{K}_{ms} \mathbf{M}_{ss}^{-1} \mathbf{K}_{sm}, & \mathbf{A}_4 &= \mathbf{K}_{mm} \mathbf{M}_{mm}^{-1} \mathbf{K}_{ms}, & \mathbf{A}_5 &= \mathbf{K}_{ms} \mathbf{M}_{ss}^{-1} \mathbf{K}_{ss} \\ \mathbf{B}_1 &= \mathbf{I}_{ss} + \mathbf{A}_1 \mathbf{K}_{ms}, & \mathbf{B}_2 &= \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{K}_{sm} + \mathbf{A}_1 \mathbf{K}_{mm} \end{aligned} \quad (8)$$

trong đó  $m$  và  $s$  lần lượt là kí hiệu cho các bậc tự do chính (Master DOFs) và các bậc tự do phụ thuộc (Slave DOFs).  $\mathbf{I}_{mm}$  là ma trận đơn vị kích thước  $m \times m$ . Trong bài báo này, các bậc tự do chính là những vị trí được gắn cảm biến đo đạc. Những bậc tự do còn lại sẽ được tính thông qua các bậc tự do chính bởi công thức sau

$$(\cdot)_s = -[\mathbf{B}_1 + \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{M}_{ss} (\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_4 + \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_5)]^{-1} [\mathbf{B}_2 + \mathbf{K}_{ss}^{-1} \mathbf{M}_{ss} (\mathbf{A}_1 \mathbf{A}_2 + \mathbf{A}_1 \mathbf{A}_3)] (\cdot)_m \quad (9)$$

### 2.3. Chỉ số ASEI

Lấy ý tưởng từ chỉ số năng lượng biến dạng dựa trên dao động MSEBI (Modal Strain Energy Based Index) của Seyedpoor [2], Dang và cs. [13] đã đề xuất chỉ số năng lượng biến dạng dựa trên gia tốc ASEI nhằm đánh giá khả năng hư hỏng của phần tử dựa vào các đáp ứng gia tốc của hệ dầm chịu tải trọng động theo thời gian. Các bước tính toán chỉ số ASEI được tóm tắt bên dưới.

Năng lượng biến dạng dựa trên gia tốc (ASE) của phần tử thứ  $e$  tại bước thời gian  $t$ ,  $A_t^e$  được xác định bằng công thức (10)

$$A_t^e = \frac{1}{2}(\ddot{\mathbf{x}}_t^e)^T \mathbf{K}^e \ddot{\mathbf{x}}_t^e \quad (10)$$

trong đó  $\mathbf{K}^e$  là ma trận độ cứng phần tử thứ  $e$ , và  $\ddot{\mathbf{x}}_t^e$  là véc tơ đáp ứng gia tốc tại bước thời gian. Với mục tiêu thuận tiện cho việc tính toán, ASE của phần tử thứ  $e$  được chuẩn hóa dưới dạng:

$$\bar{A}_t^e = \frac{A_t^e}{\sum_{e=1}^{ne} A_t^e} \quad (11)$$

Bài toán phải được xét trên một khoảng thời gian đủ lớn để tích lũy năng lượng biến dạng và năng lượng biến dạng tích lũy đó thể hiện qua công thức (12), trong đó  $nots$  là số bước thời gian đang xét.

$$\bar{A}^e = \frac{\sum_{t=1}^{nots} \bar{A}_t^e}{nots} \quad (12)$$

Khi phần tử hư hỏng, ma trận độ cứng  $\mathbf{K}^e$  sẽ giảm. Giả sử ma trận khối lượng  $\mathbf{M}^e$  của phần tử là giữ nguyên, gia tốc đáp ứng của hệ được dự đoán là sẽ tăng so với ban đầu. Từ đó,  $\bar{A}^e$  của hệ hư hỏng sẽ lớn hơn và chỉ số  $ASEI^e$  của phần tử thứ  $e$  trong hệ dầm được giới thiệu trong công thức (13) thể hiện sự khác nhau giữa phần tử kết cấu hư hỏng và phần tử kết cấu khỏe mạnh thông qua sự sai lệch giá trị  $\bar{A}^e$ .

$$ASEI^e = \begin{cases} (\bar{A}^{e,d} - \bar{A}^{e,h}) / \bar{A}^{e,d} > 0, & \text{phần tử hư hỏng} \\ (\bar{A}^{e,d} - \bar{A}^{e,h}) / \bar{A}^{e,d} \leq 0, & \text{phần tử khỏe mạnh} \end{cases} \quad (13)$$

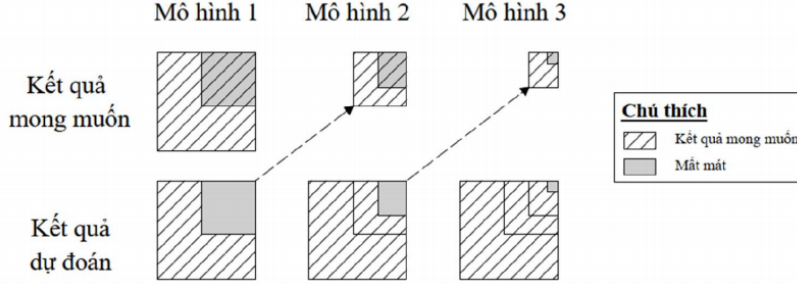
trong đó  $\bar{A}^{e,d}$  và  $\bar{A}^{e,h}$  lần lượt là năng lượng biến dạng chuẩn hóa trên khoảng thời gian đang xét của phần tử hư hỏng và phần tử khỏe mạnh. Giá trị  $\bar{A}^{e,h}$  sẽ có được bằng mô phỏng số áp dụng phương pháp Newmark và phần tử hữu hạn như đã trình bày ở mục trước. Còn  $\bar{A}^{e,d}$  sẽ được đo đạc trên hệ kết cấu thực tế.

### 2.4. Extreme Gradient Boosting

Trong bước thứ hai của phương pháp chẩn đoán hư hỏng ba bước, Extreme Gradient Boosting (XGBoost), một thuật toán học sâu nổi tiếng với khả năng xử lý nguồn dữ liệu lớn với độ chính xác cao được áp dụng nhằm xác định sơ bộ mức độ hư hỏng của các phần tử đã được chẩn đoán có khả năng xảy ra hư hỏng từ chỉ số ASEI. Bên cạnh các thuật toán học có giám sát như Deep Neural Networks (DNN) [14] hay Long short-term memory (LSTM) [15], v.v... XGBoost là một kỹ thuật học sâu thuộc nhóm học kết hợp (Ensemble learning), nhóm này tập trung xây dựng nhiều mô hình yếu, độ phức tạp thấp và kết hợp kết quả chẩn đoán theo nhiều phương thức khác nhau để có được kết quả sau cùng chính xác hơn. Học kết hợp còn được chia làm nhiều nhóm con như Bagging, Stacking and Boosting. Trong đó, Bagging là phương pháp sử dụng những mô hình cùng loại với nhau để huấn luyện song song trên cùng một bộ dữ liệu. Stacking thường sử dụng các mô hình con khác nhau và vẫn huấn luyện

song song với nhau. Cuối cùng, Boosting là phương pháp sử dụng những mô hình con nối tiếp nhau, mô hình sau học hỏi từ mất mát của mô hình trước nhằm cải thiện kết quả dự đoán cuối cùng.

XGBoost khởi nguồn từ một dự án nghiên cứu đề xuất bởi Chen [16] vào năm 2016 và được phân loại vào nhóm Gradient Boosting (GBM). Trong đó, khái niệm Gradient mang ý nghĩa hàm mục tiêu của các mô hình yếu sẽ là mất mát của các mô hình trước đó. Nói cách khác, chuỗi các mô hình sẽ cải thiện kết quả dự đoán bằng cách bù lại phần mất mát của mô hình trước như ví dụ như Hình 1.



Hình 1. Cách hoạt động của XGBoost

So sánh với GBM, XGBoost được cải tiến bằng việc áp dụng nhiều thuật toán khác nhau nhằm cải thiện hiệu năng tổng thể và bổ sung các tính năng như tự động cắt tỉa cây, tránh hiện tượng “quá khớp” bằng phương pháp regularization.

### 3. Tối ưu hóa ngược

#### 3.1. Hàm mục tiêu

Việc lựa chọn hàm mục tiêu cho các thuật toán tối ưu hóa đóng vai trò cực kỳ quan trọng bởi khả năng hội tụ của nó. Trong nghiên cứu này, hàm mục tiêu dựa trên đáp ứng gia tốc được đề xuất bởi tác giả Seyedpoor và cs. [7] được sử dụng và trình bày trong công thức sau

$$w(\mathbf{X}) = - \frac{[\bar{\mathbf{x}}_d^T \times \bar{\mathbf{x}}(\mathbf{X})]^2}{(\bar{\mathbf{x}}_d^T \times \bar{\mathbf{x}}_d) [\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{X})^T \times \bar{\mathbf{x}}(\mathbf{X})]} \quad (14)$$

trong đó  $\bar{\mathbf{x}}_d$  là véc tơ gia tốc của kết cấu hư hỏng mà miền giá trị của nó được đưa về  $[-1, 1]$ ;  $\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{X})$  là véc tơ gia tốc của kết cấu mô phỏng số, cũng đã được đưa về  $[-1, 1]$ , và  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$  là véc tơ biến tối ưu chứa mức độ hư hỏng của các phần tử ( $n$  là tổng số phần tử trong hệ), với

$$x_i = \frac{E - E_i}{E} \quad (15)$$

Giá trị của  $w(\mathbf{X})$  chạy từ  $-1$  đến  $0$  đạt giá trị nhỏ nhất  $-1$  khi hai véc tơ đang xét là trùng nhau,  $\bar{\mathbf{x}}(\mathbf{X}) = \bar{\mathbf{x}}_d$ . Lưu ý,  $x_i \in [0, 0,9]$  ( $x_i = 1,0$  được giả thiết bị loại bỏ do trường hợp hư hỏng 100% sẽ làm các ma trận suy biến và dẫn đến kết cấu bị sụp đổ trong thực tế).

### 3.2. Thuật toán Con lửng mật

Thuật toán con lửng mật (Honey Badger Algorithm-HBA) được đề xuất bởi Fatma và cs. [17] sẽ được áp dụng trong nghiên cứu nhằm tìm ra mức độ hư hỏng chính xác của từng phần tử. HBA là một thuật toán được phát triển gần đây và đã thể hiện độ chính xác cao với số lượng tham số tùy chỉnh nhỏ (hai tham số). Thuật toán này mô phỏng quá trình săn mồi của loài lửng mật trong tự nhiên bao gồm hai phương pháp chính là “tìm mật” và “đào đất”. Các bước chính trong thuật toán có thể được diễn giải như sau:

**Bước 1 – Khởi tạo:** Một ma trận kích thước  $NP \times d$  được khởi tạo. Trong đó,  $NP$  là kích thước bộ dân số và  $d$  là số biến thiết kế cần xét. Mỗi phần tử của ma trận được khởi tạo ngẫu nhiên trong khoảng tính toán giới hạn bởi cận trên (Upper Bound –  $UB$ ) và cận dưới (Lower Bound –  $LB$ ) như sau

$$x_{i,j}^{t=0} = x_{\min,j} + rand_{i,j} [0, 1] \times (x_{\max,j} - x_{\min,j}), \quad j = 1, 2, \dots, d \quad (16)$$

#### Bước 2 – Cập nhật cường độ $I$ (Intensity) và hệ số mật độ $\alpha$

Cường độ  $I_i$  của con mồi thứ  $i$  thể hiện nồng độ mùi của con mồi (vì lửng mật săn mồi theo khứu giác) được giới thiệu và cập nhật tại bước này. Liên hệ giữa tốc độ di chuyển của lửng mật tới con mồi và cường độ  $I_i$  được thể hiện qua luật bình phương nghịch đảo qua phương trình (17)

$$I_i = r_2 \times \frac{S}{4\pi d_i^2} \quad (17)$$

trong đó  $r_2$  là số ngẫu nhiên trên khoảng  $(0, 1)$ ,  $S = (x_i - x_{i+1})^2$  là mức độ tập trung của con mồi và  $d_i = x_{prey} - x_i$  là khoảng cách giữa con lửng thứ  $i$  tới con mồi (lời giải tốt nhất của bước hiện tại trong cả bộ dân số). Để đảm bảo sự cân bằng giữa quá trình khám phá không gian nghiệm và tìm nghiệm cục bộ, hệ số mật độ  $\alpha$  được dùng với mục tiêu kiểm soát quá trình hội tụ theo thời gian của thuật toán.

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-t}{t_{\max}}\right) \quad (18)$$

trong đó  $t_{\max}$  là số bước lặp tối đa của thuật toán, và  $C \geq 1$  là hằng số quyết định khả năng hội tụ, mặc định  $C = 2$ .

#### Bước 3 – Săn mồi

Ở bước này, lửng mật theo một trong hai phương pháp là đào đất và xác định vị trí con mồi dựa trên khứu giác hoặc đi theo Honey Guide (tên một loài chim) để tìm mật ong. Quá trình cập nhật vị trí mới của bộ dân số cũng từ đó mà chia thành hai khả năng.

##### a – Đào đất

Ở bước này, vị trí của từng cá nhân trong bộ dân số sẽ được cập nhật bằng công thức (19). Trong đó  $x_{prey}$  là vị trí con mồi, cũng chính là nghiệm tốt nhất trong bộ dân số ở bước lặp hiện tại. Hệ số  $\beta \geq 1$  (mặc định bằng 6) thể hiện khả năng lửng mật bắt được con mồi.  $r_3, r_4, r_5$  là các con số ngẫu nhiên trên khoảng  $(0, 1)$ .

$$x_{new} = x_{prey} + F \times \beta \times I \times x_{prey} + F \times r_3 \times \alpha \times d_i \times [\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]] \quad (19)$$

Giá trị  $F$  làm việc như một véc tơ định hướng tìm kiếm, thay thế ngẫu nhiên hướng tiếp cận con mồi của lửng mật để thoát khỏi các nghiệm cục bộ.  $F$  được tính theo công thức (20) với  $r_6$  là số ngẫu nhiên trên khoảng  $(0, 1)$

$$F = \begin{cases} 1 & : r_6 \leq 0,5 \\ -1 & : r_6 > 0,5 \end{cases} \quad (20)$$

**b – Tìm mật**

Quá trình lừng theo chim dẫn đường để tìm mật được miêu tả trong công thức (21). Trong đó,  $r_7$  là số ngẫu nhiên trên khoảng (0, 1). Ở bước này, tốc độ của lừng mật hướng tới tổ ong được kiểm soát bởi hệ số  $\alpha$  và véc tơ  $F$ .

$$x_{new} = x_{prey} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i \quad (21)$$

**Bước 4 – Chọn lựa**

Ở bước thứ 4, kết quả hàm mục tiêu của bộ dân số cũ và mới sẽ được đánh giá theo phương trình (22). Các phần tử nào trong bộ dân số mới cho kết quả hàm mục tiêu nhỏ hơn sẽ được giữ lại và ngược lại. Từ đó, một bộ dân số mới tốt hơn sẽ được hình thành ở bước lặp tiếp theo. Thuật toán sẽ dừng khi giá trị hàm mục tiêu hội tụ với sai số cho phép hoặc số bước lặp vượt quá giới hạn đặt sẵn.

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i^{t+1} & \text{nếu } w(u_i^{t+1}) \leq w(x_i^t) \\ x_i^t & \text{các trường hợp còn lại} \end{cases} \quad (22)$$

**4. Ví dụ khảo sát**

Trong chương này, hai ví dụ bao gồm một dàn phẳng 21 thanh và một dàn không gian 25 thanh được trình bày nhằm chứng minh tính khả thi của phương pháp đề xuất. Các trường hợp hư hỏng được thể hiện trên Bảng 1. Ở đây, ảnh hưởng của hư hỏng được giả định bằng cách giảm mô đun đàn hồi vật liệu  $E$  theo tỉ lệ tương ứng theo phương trình (15). Vị trí các thanh chịu tải nhiệt độ cũng được thể hiện trên cùng bảng. Mức độ thay đổi nhiệt độ của các thanh được xét trong cả hai bài toán là  $\Delta T = 30^\circ C$ . Dữ liệu gia tốc đo đặc của hệ dàn hư hỏng trên thực tế sẽ được xét với mức nhiễu ngẫu nhiên tối đa  $\alpha = 1,2\%$  theo công thức  $\ddot{x}_d^n = \ddot{x}_d rand(1 - \alpha, 1 + \alpha)$  với  $\ddot{x}_d^n$  là gia tốc đo đặc của hệ hư hỏng có xét nhiễu. Toàn bộ các bước của bài toán khảo sát được lập trình trên nền ngôn ngữ Python 3.7 bằng máy tính bàn với vi xử lý Intel® Core™ i5-11400F- 2.60 GHz, 16.0GB RAM chạy hệ điều hành Microsoft Window 11 Home.

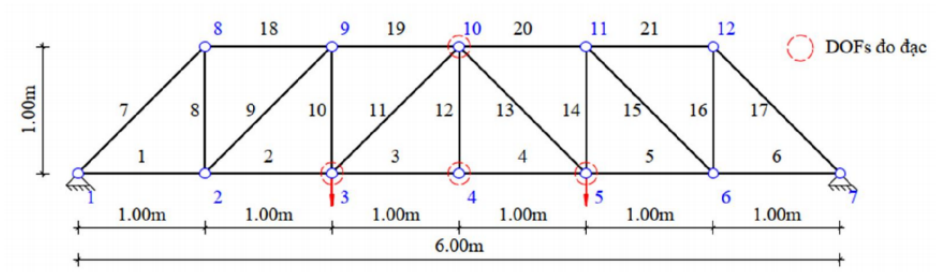
Bảng 1. Các trường hợp hư hỏng giả định

Dàn	Các phần tử hư hỏng (Mức độ hư hỏng)	Phần tử chịu tải nhiệt độ
Phẳng 21 thanh	3(0,1), 5(0,2), 6(0,35), 11(0,15), 19(0,2), 20(0,3)	3, 11, 13
Không gian 25 thanh	3(0,2), 4(0,15)	3, 4

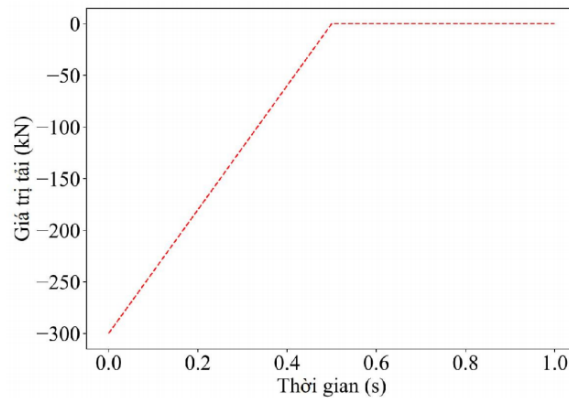
**4.1. Dàn phẳng 21 thanh**

Kích thước hình học và số thứ tự của các phần tử hệ dàn 21 thanh được thể hiện trên Hình 2. Diện tích mặt cắt ngang các thanh được chia làm 3 nhóm: thanh 1 đến 6 có  $A_{1-6} = 0,0015 \text{ m}^2$ , 7 đến 17 có  $A_{7-17} = 0,0009 \text{ m}^2$  và các thanh còn lại có diện tích mặt cắt ngang  $A_{8-21} = 0,0012 \text{ m}^2$ . Các thanh được làm từ vật liệu có mô đun đàn hồi  $E = 2,0 \times 10^{11} \text{ N/m}^2$ , khối lượng riêng  $\gamma = 7800 \text{ kg/m}^3$  và hệ số giãn nở nhiệt  $\alpha_T = 1,2 \times 10^{-5} \text{ K}^{-1}$ . 8 bậc tự do tại các vị trí nút số 3, 4, 5 và 10 được chọn làm bậc tự do chính, gắn cảm biến đo đặc theo cả hai phương. Tải trọng động được gắn theo phương đứng tại nút số 3 và 5 như trên Hình 2, và giá trị tải trọng theo thời gian được biểu thị qua phương trình (23) và Hình 3.

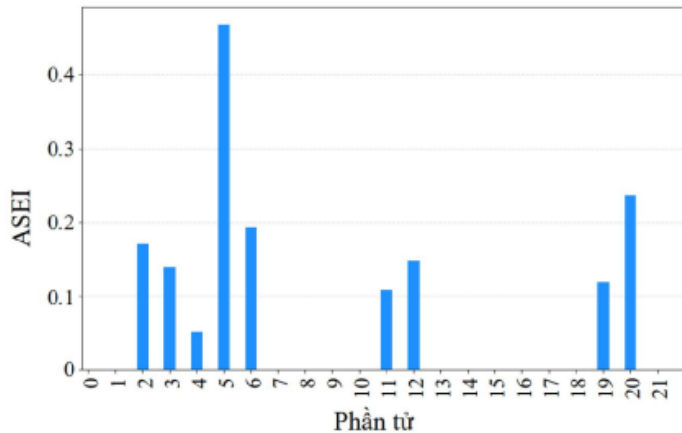
$$\begin{cases} F(t) = 300 \left(1 - \frac{t}{0,5}\right) & \text{khi } t \leq 0,5s \\ F(t) = 0 & \text{khi } t > 0,5s \end{cases} \quad (23)$$



Hình 2. Dàn phẳng 21 thanh



Hình 3. Tải trọng theo thời gian trên hệ kết cấu



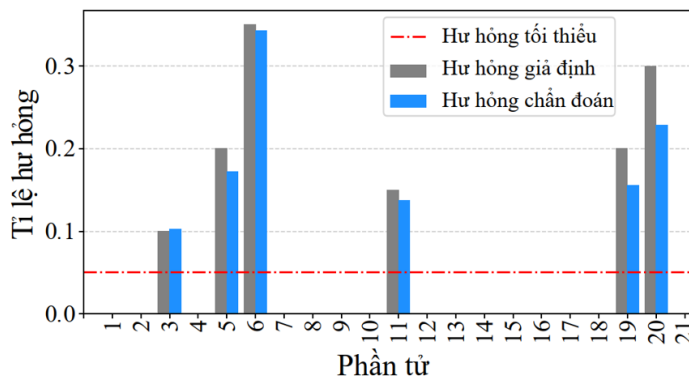
Hình 4. Giá trị chỉ số ASEI – dàn phẳng 21 thanh

Ở bước đầu tiên trong bài toán chẩn đoán hư hỏng ba bước, chỉ số ASEI được khảo sát trên miền thời gian  $t = 0 \div 1,0s$  với mỗi bước thời gian  $\Delta t = 1 \times 10^{-4}s$ . Năng lượng biến dạng tích lũy dựa trên gia tốc của các thanh trong hệ được trình bày trong Hình 4. Dễ dàng nhận thấy chỉ số ASEI đã có tác dụng trong việc loại bỏ các phần tử không hư hỏng. Số lượng biến cần xét từ 21 thanh đã giảm còn 9 thanh, tương ứng với chi phí tính toán của các bước sau chỉ còn khoảng 40%.

Trong bước thứ hai, mô hình học sâu XGBoost được áp dụng để chẩn đoán sơ bộ mức độ hư hỏng của các phần tử còn lại. Ở đây, một bộ dữ liệu gồm đầu vào là gia tốc đáp ứng của các nút đo đặc và đầu ra là mức độ hư hỏng  $x_i$  của các phần tử chẩn đoán được từ bước thứ nhất. 10000 mẫu khác nhau được khởi tạo dựa vào mô phỏng số. Số bước thời gian đang xét ở mỗi mẫu là 10. Mức độ hư hỏng ngẫu nhiên giới hạn bởi cận trên  $UP = 0,9$  và cận dưới  $LB = -0,3$  và tuân theo luật phân bố đều. Trên thực tế, giá trị  $x_i = -0,3$  sẽ không xảy ra tuy nhiên việc này giúp đưa vị trí  $x_i = 0$  vào trong khoảng nội suy của mô hình học sâu, giúp tăng độ chính xác vì thông thường, các thuật toán trí tuệ nhân tạo có ưu thế lớn về nội suy hơn ngoại suy. Các thông số cho bộ dữ liệu huấn luyện được tóm tắt trên Bảng 2. Về XGBoost, các mô hình con được chọn là cây quyết định với chiều sâu tối đa là 10, tỉ lệ học (learning rate) bằng 0,05 và số lượng cây tối đa cho một mô hình là 400. Kết quả chẩn đoán bằng mô hình XGBoost được thể hiện trên Hình 5. Tại bước hai, các phần tử không hư hỏng đã bị loại bỏ hoàn toàn tuy nhiên mức độ hư hỏng chẩn đoán được vẫn chưa đạt độ chính xác cao.

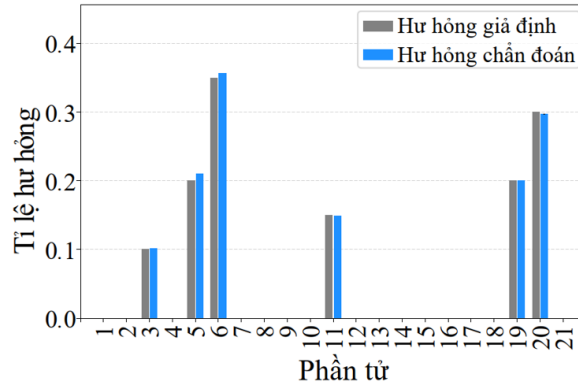
Bảng 2. Thông số bộ dữ liệu huấn luyện

Thông số	Giá trị
Số mẫu	10000
Cận trên (UB)	0,9
Cận dưới (LB)	-0,3
Số bước thời gian xét cho mỗi DOF	10



Hình 5. Mức độ hư hỏng – XGBoost – dàn phẳng 21 thanh

Trong bước cuối cùng, 6 phần tử đã được xác định là có hư hỏng (3, 5, 6, 11, 19 và 20) được áp dụng vào thuật toán HBA với kích thước bộ dân số  $NP = 20$ , hệ số  $\beta = 6$  và  $c = 2$ . Vì tính ngẫu nhiên của các thuật toán tối ưu hóa, 5 lần chạy khác nhau sẽ được thực hiện và kết quả tốt nhất được sẽ được đề cập. Thuật toán dừng khi sai số của hàm mục tiêu đạt được giá trị nhỏ hơn  $1 \times 10^{-10}$  hoặc số bước lặp đạt 1000 bước. Kết quả chẩn đoán của thuật toán HBA được trình bày trên Hình 6 và Bảng 2. Có thể thấy phương pháp chẩn đoán hư hỏng đề xuất đạt được độ chính xác rất cao với trường hợp nhiều dữ liệu đo đạc 1,5%. Từ đó chứng minh được tính khả thi của phương pháp trên các bài toán thực tiễn.



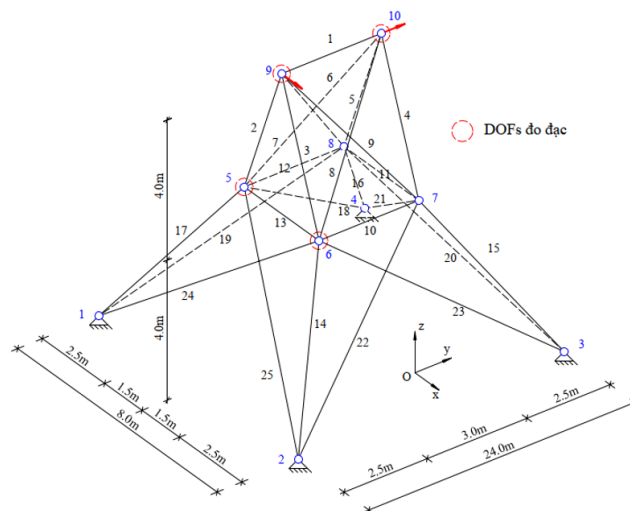
Hình 6. Mức độ hư hỏng – HBA – dàn phẳng 21 thanh

Bảng 3. Mức độ hư hỏng chẩn đoán sau cùng– dàn phẳng 21 thanh

Phần tử hư hỏng	Mức độ hư hỏng	Kết quả dự đoán	Độ chính xác
0,1016	98,40%	0,1016	98,40%
0,2102	94,90%	0,2102	94,90%
0,3571	97,97%	0,3571	97,97%
0,1488	99,20%	0,1488	99,20%
0,2004	99,82%	0,2004	99,82%
0,2972	99,07%	0,2972	99,07%

#### 4.2. Dàn không gian 25 thanh

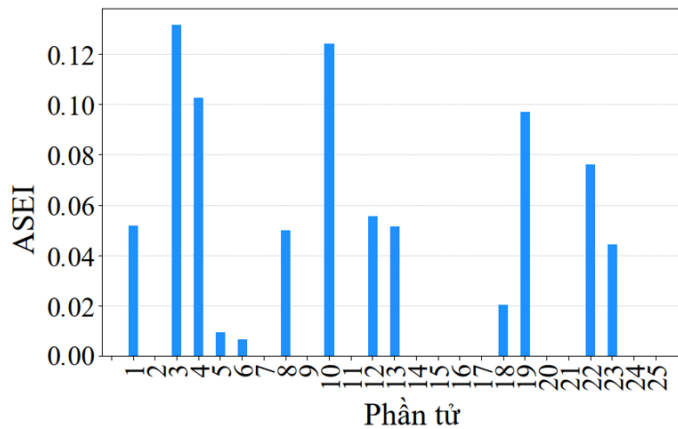
Trong ví dụ này, một hệ dàn không gian 25 thanh thể hiện trên Hình 7 cũng được đưa vào khảo sát với cùng mức nhiễu dữ liệu đo đặc giả sử là 1,5%. Các thanh dàn được làm từ vật liệu có mô đun đàn



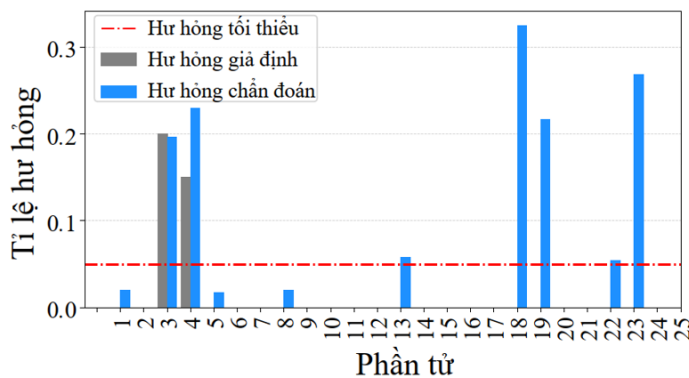
Hình 7. Dàn không gian 25 thanh

hồi  $E = 2,1 \times 10^{11} \text{ N/m}^2$ , khối lượng riêng  $\gamma = 7830 \text{ kg/m}^3$  và hệ số giãn nở nhiệt  $\alpha_T = 1,2 \times 10^{-5} \text{ K}^{-1}$ . Toàn bộ các thanh được xét có diện tích mặt cắt ngang  $A = 0,0025 \text{ m}^2$ . Các nút đo đặc là 5, 6, 9, 10 và vị trí đặt tải tại nút số 9 và số 10 cũng được thể hiện rõ trên Hình 7. Giá trị tải trọng và các thông số mô hình qua từng bước chẩn đoán hư hỏng được giữ nguyên như ví dụ bài đàn 21 thanh.

Các kết quả chẩn đoán hư hỏng qua từng bước được thể hiện trên Hình 8, Hình 9, và Hình 10. Từ kết quả thu được, có thể nhận xét chỉ số ASEI áp dụng cho bài toán này vẫn có khả năng giảm thiểu số biến cần xét tốt, từ 25 còn 13 biến. Tại bước thứ hai, giá trị hư hỏng tối thiểu bằng 5% được áp dụng nhằm loại bỏ các vị trí có hư hỏng chẩn đoán rất nhỏ, đảm bảo mô hình học sâu XGBoost làm tốt nhiệm vụ khử nhiễu. Mặc dù vẫn còn sót lại phần tử 13, 18, 19, 22 và 23 khi đưa vào bước tính toán cuối cùng, thuật toán HBA vẫn thể hiện độ tin cậy cao trong việc chẩn đoán mức độ hư hỏng. Các kết quả chẩn đoán mức độ hư hỏng sau trình bày trong Bảng 4 đạt tới 98% độ chính xác đã minh chứng cho nhận xét trên.

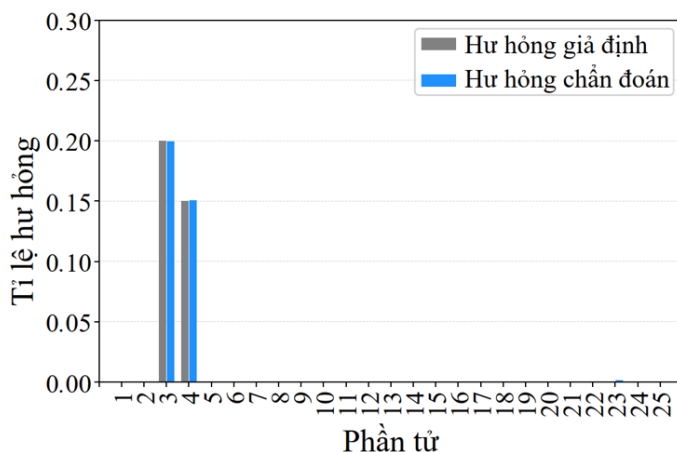


Hình 8. Giá trị chỉ số ASEI – đàn phẳng 25 thanh



Hình 9. Mức độ hư hỏng – XGBoost – đàn phẳng 25 thanh

Với những kết quả đã trình bày, tính khả thi và hữu dụng của phương pháp chẩn đoán hư hỏng đã được kiểm chứng cho bài toán không gian.



Hình 10. Mức độ hư hỏng – HBA – dàn phẳng 25 thanh

Bảng 4. Mức độ hư hỏng chẩn đoán sau cùng – dàn không gian 25 thanh

Phần tử hư hỏng	Mức độ hư hỏng	Kết quả dự đoán	Độ chính xác
3	0,20	0,1993	99,65%
4	0,15	0,1504	99,73%

## 5. Kết luận

Trong bài báo này, một phương pháp 3 bước cho chẩn đoán hư hỏng hệ dàn chịu tải nhiệt độ và tải trọng động đã được phát triển thành công. Bước thứ nhất áp dụng chỉ số năng lượng biến dạng dựa trên đáp ứng gia tốc theo thời gian ASEI để chẩn đoán sơ bộ các vị trí có khả năng xảy ra hư hỏng. Bước thứ hai áp dụng mô hình học sâu XGBoost khử nhiễu số biến cần chẩn đoán, nhằm giảm thêm số biến cần xét trong bước tiếp theo. Ở bước thứ ba, thuật toán tối ưu hóa Con lửng mật (HBA) được áp dụng để tìm mức độ hư hỏng chính xác. Bên cạnh đó, bài báo cũng áp dụng mô hình giảm bậc theo chuỗi Neumann bậc hai để kể đến vấn đề giới hạn điểm đo trong chẩn đoán hư hỏng thực tế cùng với sự ảnh hưởng nhiễu trong dữ liệu đo đạc. Qua các ví dụ số được khảo sát, các kết luận quan trọng được rút ra như sau:

- Chỉ số ASEI có thể xác định sơ bộ các phần tử nghi ngờ hư hỏng dựa trên chuỗi gia tốc theo thời gian và số cảm biến đo đạc bị giới hạn, từ đó làm giảm số biến thiết kế cho bài toán chẩn đoán phá hủy sử dụng tối ưu hóa ngược.

- Kỹ thuật học sâu XGBoost và thuật toán tối ưu hóa HBA thể hiện được khả năng phù hợp với mục tiêu chẩn đoán mức độ hư hỏng của bài toán đề ra.

- Nhiệt độ trong bài toán chẩn đoán phá hủy làm thay đổi gia tốc ứng xử của các nút. Do đó, trong bài toán thực tế, sự ảnh hưởng nhiệt độ cần được kể đến.

- Thuật toán đề xuất có khả năng chẩn đoán tin cậy hư hỏng kết cấu dàn với nhiễu khoảng 1,5%. Mức độ nhiễu cao hơn sẽ được tiến hành trong một nghiên cứu khác. Trong một nghiên cứu tiếp theo, phương pháp đề xuất sẽ được mở rộng để áp dụng để chẩn đoán hư hỏng của khung thép phi tuyến [18].

## Lời cảm ơn

Chúng tôi xin cảm ơn Trường Đại học Bách khoa, ĐHQG-HCM đã hỗ trợ cho nghiên cứu này.

## Tài liệu tham khảo

- [1] Chen, H.-P., Ni, Y.-Q. (2018). *Structural Health Monitoring of Large Civil Engineering Structures*. Wiley.
- [2] Seyedpoor, S. M. (2012). [A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization](#). *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 47(1):1–8.
- [3] Seyedpoor, S. M., Shahbandeh, S., Yazdanpanah, O. (2015). [An efficient method for structural damage detection using a differential evolution algorithm-based optimisation approach](#). *Civil Engineering and Environmental Systems*, 32(3):230–250.
- [4] Kim, N.-I., Kim, S., Lee, J. (2019). [Vibration-based damage detection of planar and space trusses using differential evolution algorithm](#). *Applied Acoustics*, 148:308–321.
- [5] Majumdar, A., Maiti, D. K., Maity, D. (2012). [Damage assessment of truss structures from changes in natural frequencies using ant colony optimization](#). *Applied Mathematics and Computation*, 218(19): 9759–9772.
- [6] Kim, N.-I., Kim, H., Lee, J. (2014). [Damage detection of truss structures using two-stage optimization based on micro genetic algorithm](#). *Journal of Mechanical Science and Technology*, 28(9):3687–3695.
- [7] Seyedpoor, S. M., Ahmadi, A., Pahnabi, N. (2018). [Structural damage detection using time domain responses and an optimization method](#). *Inverse Problems in Science and Engineering*, 27(5):669–688.
- [8] Lieu, Q. X., Luong, V. H., Lee, J. (2019). [Structural Damage Identification Using Adaptive Hybrid Evolutionary Firefly Algorithm](#). *Springer Tracts in Nature-Inspired Computing*, Springer Singapore, 75–97.
- [9] Reddy, J. N. (2006). *Introduction to the finite element method*. McGraw-Hill Companies Inc., New York.
- [10] Pathare, S.R., L. R. D., Upadhyay, M. K. (2009). Coefficient of Linear Thermal Expansion. *Physics through Teaching Lab*, 10:135–150.
- [11] Yang, Q. W. (2009). [Model reduction by Neumann series expansion](#). *Applied Mathematical Modelling*, 33(12):4431–4434.
- [12] Katsikadelis, J. T. (2020). [Multi-degree-of-freedom systems: Free vibrations](#). *Dynamic Analysis of Structures*, Elsevier, 523–600.
- [13] Dang, K. D., Nguyen, N. H., Lee, S., Luong, V. H., Le, T. A., Lieu, Q. X. (2023). [A novel model order reduction-based two-stage damage detection paradigm for trusses using time–history acceleration](#). *Advances in Engineering Software*, 176:103374.
- [14] Hung, T. V., Viet, V. Q., Thuat, D. V. (2019). [A deep learning-based procedure for estimation of ultimate load carrying of steel trusses using advanced analysis](#). *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE) - HUCE*, 13(3):113–123.
- [15] Dieu, T. T. D., Son, T., Tinh, Q. B. (2022). [Long short-term memory for nonlinear static analysis of functionally graded plates](#). *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE) - HUCE*, 16 (3):1–17.
- [16] Chen, T., Guestrin, C. (2016). [XGBoost: A Scalable Tree Boosting System](#). *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM.
- [17] Hashim, F. A., Houssein, E. H., Hussain, K., Mabrouk, M. S., Al-Atabany, W. (2022). [Honey Badger Algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems](#). *Mathematics and Computers in Simulation*, 192:84–110.
- [18] X.Lieu, Q., Dang, K. D., Luong, V. H., Thai, S. (2022). [Topology and size optimization for X-bracing system of nonlinear inelastic space steel frames](#). *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE) - HUCE*, 16(3):71–83.