

## ASSESSMENT OF STRUCTURAL CONDITION FOR BRIDGE BASED ON UNSUPERVISED LEARNING ALGORITHM

Ho Thanh Phong<sup>1</sup>, Le Hoang Son<sup>2</sup>, Vo Nhat Luan<sup>3</sup>, Do Viet Dung<sup>4\*</sup>

<sup>1</sup>ACC245 Joint Stock Company, <sup>2</sup>Kien Giang University, <sup>3</sup>Van Hien University

<sup>4</sup>Ho Chi Minh City University of Transport

ARTICLE INFO	ABSTRACT
Received: 16/12/2024	Along with the rapid development of trade, the number and load of vehicles crossing the bridges have increased significantly. As a result, these structures deteriorate quickly and are at a high risk of damage, posing safety hazards for both people and vehicles. This paper proposes a solution for assessing the structural condition of bridges by analyzing structural displacement data sets using the K-means unsupervised learning algorithm. The bridge states were monitored through a sensor network that measured vibration amplitude, acceleration, and flexing. The monitoring sample sets were analyzed using a danger threshold determination method and clustering structure condition data with the K-means algorithm. The results of the structural condition assessment, based on the silhouette coefficient, were divided into three optimal data clusters that correspond to healthy, normal, and abnormal structural conditions. These feasible results validate the effectiveness of the proposed solution, forming a solid foundation for practical implementation.
Revised: 22/01/2025	
Published: 22/01/2025	
<b>KEYWORDS</b>	
Unsupervised learning	
Multi-sensors network	
K-means	
Structure health monitoring	
Data clustering	

## ĐÁNH GIÁ TÌNH TRẠNG CẤU TRÚC CẦU ĐƯỜNG BỘ DỰA TRÊN THUẬT TOÁN HỌC KHÔNG GIÁM SÁT

Hồ Thanh Phong<sup>1</sup>, Lê Hoàng Sơn<sup>2</sup>, Võ Nhật Luân<sup>3</sup>, Đỗ Việt Dũng<sup>4\*</sup>

<sup>1</sup>Công ty Cổ phần ACC245, <sup>2</sup>Trường Đại học Kiên Giang, <sup>3</sup>Trường Đại học Văn Hiến

<sup>4</sup>Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
Ngày nhận bài: 16/12/2024	Sự phát triển nhanh chóng của giao thương dẫn đến phương tiện lưu thông qua cầu đường bộ gia tăng cả về số lượng và tải trọng. Do đó, các công trình nhanh chóng xuống cấp và có nguy cơ hư hại cao, gây mất an toàn cho người và phương tiện. Bài báo này đề xuất giải pháp đánh giá tình trạng cấu trúc cầu đường bộ dựa trên phân tích tập dữ liệu chuyên vị kết cấu với thuật toán học không giám sát K-means. Trạng thái công trình được quan trắc bởi mạng cảm biến đo lường biên độ rung, gia tốc, và độ uốn của các trụ cầu. Dữ liệu quan trắc được phân tích với phương pháp xác định ngưỡng nguy hiểm và phân cụm dữ liệu tình trạng công trình bằng thuật toán K-means. Kết quả đánh giá trạng thái công trình với hệ số silhouette được phân thành 3 cụm dữ liệu tối ưu, tương ứng tình trạng tốt, bình thường, và bất thường. Các kết quả khả thi đã minh chứng hiệu quả giải pháp đề xuất, là cơ sở triển khai trong thực tế.
Ngày hoàn thiện: 22/01/2025	
Ngày đăng: 22/01/2025	
<b>TỪ KHÓA</b>	
Học không giám sát	
Mạng cảm biến	
K-means	
Giám sát sức khỏe công trình	
Phân cụm dữ liệu	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.11711>

\* Corresponding author. Email: dungdv@ut.edu.vn

## 1. Giới thiệu

Công trình cầu đường bộ đóng vai trò quan trọng trong hệ thống hạ tầng giao thông và vận tải. Cùng với sự phát triển không ngừng của vận chuyển hàng hóa đã dẫn đến tải trọng và mật độ lưu thông của phương tiện ngày càng gia tăng, dẫn đến quá tải cho các công trình hạ tầng, gây nguy hiểm cho người và tài sản khi lưu thông. Do đó, các công trình cầu đường bộ (CĐB) khi đưa vào khai thác cần trang bị hệ thống giám sát tình trạng cấu trúc công trình (CTCT) nhằm đảm bảo tính toàn vẹn của kết cấu theo thời gian. Đánh giá sự biến đổi về CTCT thường xem xét trên 2 nguyên nhân chính là sự mất liên kết của vật liệu trong kết cấu và sự biến đổi độ ổn định tổng thể của cấu trúc. Do đó, các nghiên cứu trong đánh giá tình trạng công trình cũng được phân chia thành hai nhóm tiếp cận là mô hình không cấu trúc và mô hình có cấu trúc.

Nhóm tiếp cận thứ nhất tập trung hướng đánh giá sự suy giảm liên kết các vật liệu của kết cấu theo thời gian, có thể gây ra các nguy hại [1]. Trong đó, phương pháp tính toán mỗi kết hợp tham chiếu các đặc điểm liên kết cơ học được áp dụng trong xác định tình trạng CTCT [2]. Hơn nữa, vận dụng các thuật toán tối ưu và thông minh nhằm hiệu chỉnh độ nhạy của tín hiệu đo lường [3] cũng là giải pháp sử dụng phổ biến. Tuy nhiên, việc gia tăng độ nhạy tín hiệu cũng dẫn đến khuếch đại biên độ nhiễu và sai lệch trong kết quả đánh giá nên các phương pháp trên chưa mang tính khả thi. Nhóm các nghiên cứu về mô hình có cấu trúc quan tâm đến quá trình mô hình hóa cũng như phân tích trạng thái chịu lực của kết cấu nhằm xác định và dự báo các hư hỏng có thể xảy ra [4]. Những thay đổi về đặc tính cơ học kết cấu biểu hiện dưới các hình thức khác nhau như vết nứt, nghiêng hay dịch chuyển theo thời gian làm giảm độ vững chắc tổng thể của kết cấu. Những biến đổi về cấu trúc được xác định bằng sự suy giảm độ ổn định thể hiện qua những thay đổi về kích thước hình học, hình dạng, hoặc biên dạng cấu trúc [5]. Ưu điểm của các phương pháp trên là cung cấp các đánh giá khá chính xác về mối liên hệ giữa các đáp ứng của hệ thống cơ học đối với từng dạng biến đổi cấu trúc khác nhau.

Tình trạng công trình được quan trắc thông qua mạng cảm biến (MCB) bố trí tại các khu vực trọng yếu như trụ cầu. Khu vực trụ cầu tập trung nhiều thành phần lực tác động, mà bất cứ dao động bất thường nào cũng gây nguy hiểm cho người và tài sản khi lưu thông. Đánh giá tổng quan được nguy hại có thể xảy ra cho công trình cầu đường bộ [6] sẽ giúp xác định sớm nguy cơ hư hỏng và nâng cao tuổi thọ của công trình [7]. Các kỹ thuật hiện đại đã được áp dụng rộng rãi trong giám sát tình trạng CTCT. Trong đó, các thuật toán học sâu đã được áp dụng nhằm phân tích tình trạng của công trình với các bộ dữ liệu quan trắc được phân loại và xác định tình trạng bất thường [8]. Hơn nữa, CTCT cũng cần được giám sát theo thời gian thực kết hợp với thuật toán thông minh để cải thiện độ chính xác cho việc giám sát [9]. Nhằm gia tăng tính linh hoạt trong triển khai trên nhiều công trình khác nhau, phương pháp học chuyên giao [10] và tổng hợp dữ liệu cho MCB phân tán [11] được đề xuất để phân tách dữ liệu bất thường và dữ liệu phản hồi khi các cảm biến (CB) bị lỗi, qua đó tăng cường hiệu quả đánh giá. Tuy nhiên, quá trình đánh giá chưa thực hiện phân tích trên tập dữ liệu lớn và hợp nhất nhiều dạng tham số đo lường [12] là những điểm còn hạn chế trong các nghiên cứu trên.

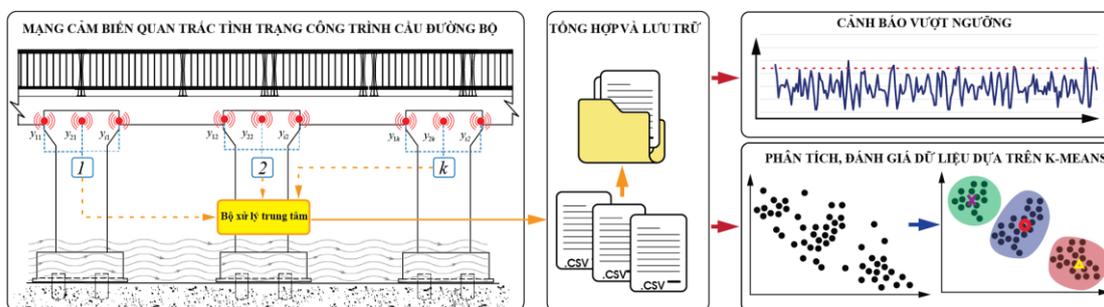
Nghiên cứu này phát triển giải pháp thu thập dữ liệu MCB kết nối theo cụm và áp dụng thuật toán học không giám sát K-means phân cụm dữ liệu tình trạng CTCT, qua đó sớm phát hiện nguy hại giúp khai thác công trình hiệu quả và an toàn. Đóng góp chính của bài báo này như sau:

- (1) Thiết lập MCB đo lường chuyển vị của CTCT, được bố trí tại các khu vực trụ cầu nhằm thu thập các dữ liệu về biên độ rung, gia tốc và độ uốn theo thời gian.
- (2) Phân tích tình trạng CTCT với tham số ngưỡng cảnh báo tham chiếu theo tiêu chuẩn TCVN 7378:2004 [13], từ đó đưa ra cảnh báo khi giá trị đo lường vượt ngưỡng cho phép.
- (3) Phân cụm dữ liệu quan trắc sử dụng phương pháp học không giám sát K-means trong các trường hợp thử nghiệm từ tình trạng tốt đến bất thường.

Bài báo được tổ chức gồm 4 phần, với Phần 2 mô tả vấn đề trong xác định tình trạng CTCT và đề xuất giải pháp đánh giá dựa trên phân tích tập dữ liệu quan trắc từ MCB. Phần 3 trình bày các kết quả thử nghiệm và đưa ra thảo luận. Các kết luận của nghiên cứu được trình bày trong Phần 4.

## 2. Phương pháp nghiên cứu

### 2.1. Thiết lập vấn đề



**Hình 1.** Tổng quan hệ thống quan trắc và đánh giá tình trạng cấu trúc cầu đường bộ

Các trụ cầu là khu vực chịu lực chính trong kết cấu công trình và truyền tải trọng từ bề mặt cầu xuống nền móng. Trong quá trình khai thác nếu không được bảo dưỡng thường xuyên và vận hành dưới mật độ phương tiện lưu thông lớn sẽ dẫn đến CTCT bị chuyển vị lớn, có thể xảy ra gãy đổ. Trong bài báo này, các tình trạng của công trình được xác định thông qua các giá trị đo lường về chuyển vị tại các khu vực quan trắc. Nhằm xác định tình trạng tổng thể cấu trúc cầu đường bộ, MCB được thiết lập tại các khu vực trụ cầu theo cụm điểm đo lường. Mỗi cụm bao gồm một nút cụm (CH) và các nút đo lường lắp ở các vị trí trọng yếu. CH chịu trách nhiệm thu thập dữ liệu từ các CB trong cụm và gửi về trạm xử lý trung tâm. Hệ thống đánh giá tình trạng cấu trúc cầu đường bộ, mô tả chi tiết tại Hình 1, được xây dựng theo hai giai đoạn như sau:

- *Giai đoạn 1:* Thiết lập MCB giám sát chuyển vị các trụ cầu theo thời gian, với dữ liệu đo lường tại các cụm CB được truyền về trạm xử lý trung tâm ESP32-S3 để gửi lên máy chủ lưu trữ dưới dạng các tập số liệu CSV.

- *Giai đoạn 2:* Trạm giám sát trung tâm trích xuất các tập dữ liệu theo chu kỳ để tiến hành phân tích theo ngưỡng trên môi trường Matlab (*Kịch bản 1*). Tiếp theo, các tập dữ liệu được hợp nhất và trực quan hóa theo các miền không gian 3D (3 tham số), nhằm phân cụm dữ liệu theo các tình trạng công trình với giải pháp học không giám sát K-means (*Kịch bản 2*).

### 2.2. Mạng cảm biến đo lường tình trạng công trình

Các ngoại lực từ phương tiện lưu thông cũng như ảnh hưởng môi trường sẽ gây ra các dạng chuyển vị cho CTCT, dẫn đến kết cấu mất ổn định. Tùy thuộc vào mức độ chuyển vị mà CTCT có thể phục hồi được trạng thái ban đầu hoặc dẫn đến khung hình học bị biến dạng. Trong bài báo này, mỗi trụ cầu lắp đặt  $j$  cụm có  $i$  điểm CB, với trạng thái đo lường được mô tả bởi [14]:

$$X_{ij}(t+1) = \psi(t)X_{ij}(t) + W_{ij}(t), t = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

Trong đó,  $X_{ij} \in R^{n \times m}$  biểu thị cho véc-tơ trạng thái đo lường tại thời điểm  $t$  với số lượng mẫu  $N$ .  $W_{ij}(t)$  là giá trị nhiễu CB tại thời điểm  $t$ , và  $\psi(t)$  là ma trận chuyển vị của  $Z_{ij}$  tại thời điểm  $t$  đến  $t+1$ . Xem xét cấu trúc động học  $H(t)$  của MCB, giá trị đo lường được xác định như sau:

$$Z_{ij}(t) = H(t)X_{ij}(t) + v_{ij}(t) \quad (2)$$

Kết quả đo lường  $Z_{ij}(t)$  bị tác động bởi nhiễu  $v_{ij}(t)$  làm suy giảm độ chính xác. Các điểm CB  $ij$  gửi dữ liệu đến CH tổng hợp để truyền về trạm xử lý trung tâm [15]. Sau mỗi chu kỳ, các điểm  $ij$  được kiểm tra để trở thành CH nhằm đảm bảo cân bằng năng lượng giữa các điểm [16]. Nếu giá trị nhỏ hơn ngưỡng  $T(n)$  thì điểm đó trở thành CH, giá trị  $T(n)$  được xác định [17]:

$$T(n) = \begin{cases} 0 & n \in G \\ P & n \notin G \\ \frac{1 - P \times (r \bmod (1/P))}{1 - P} & n \notin G \end{cases} \quad (3)$$

Với  $r$  là chu kỳ hiện tại của quá trình đo lường, và  $G$  là tập hợp các nút trở thành CH. Mỗi điểm trong cụm đều có khả năng trở thành CH trong thời gian  $(1/P)$ , trong đó giá trị  $T(n)$  tăng dần theo mỗi chu kỳ  $1/P$ . Giá trị  $T(n) = 1$  thì các điểm sẽ không được chọn trở thành CH.

### 2.3. Phân tích dữ liệu tình trạng cầu đường bộ sử dụng thuật toán học không giám sát

Phát triển các phương pháp học không giám sát, điển hình là thuật toán K-means, mang lại hiệu quả cao dựa trên khả năng phân tích dữ liệu mà không phải gắn nhãn nhưng vẫn thu được kết quả chính xác. Thuật toán K-means hoạt động theo nguyên lý phân chia dữ liệu thành các cụm dựa trên các giá trị tương đồng. Tập dữ liệu chuyển vị bao gồm các giá trị đo lường  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  có  $n$  số lượng dữ liệu phân thành  $k$  cụm ban đầu [18]. Các điểm dữ liệu được hiệu chỉnh phụ thuộc khoảng cách đến tâm gần nhất nhằm cập nhật giá trị trung bình cho các điểm đang xét. Mỗi điểm mới phân vào cụm  $k$  có khoảng cách đến tâm  $(x_i - m_k)$  với mục tiêu  $\|x_i - m_k\|_2^2$  để đạt giá trị nhỏ nhất [19]. Các điểm phân vào cụm  $k_i$  được gắn nhãn  $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ik}]$  có khoảng cách được xác định:

$$y_{ik} \|x_i - m_k\|_2^2 = \sum_{j=1}^K y_{ij} \|x_i - m_j\|_2^2 \quad (4)$$

Khoảng cách trên toàn bộ tập dữ liệu đến tâm các cụm được định nghĩa như sau:

$$L(Y, M) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K y_{ij} \|x_i - m_j\|_2^2 \quad (5)$$

Trong đó,  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$  biểu thị nhãn từng điểm dữ liệu gần tâm cụm  $M = [m_1, m_2, \dots, m_k]$ . Hàm tối ưu được mô tả bởi:

$$Y, M = \arg \min_{Y, M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K y_{ij} \|x_i - m_j\|_2^2 \quad (6)$$

Thỏa điều kiện  $y_{ij} \in \{0, 1\} \forall i, j$ ;  $\sum_{j=1}^K y_{ij} = 1 \forall i$ . Khoảng cách giữa mỗi điểm đến tâm cụm [20]:

$$a(i) = \frac{1}{|m_i - 1|} \sum_{j \in m_i \neq j} d(i, j) \quad (7)$$

Với  $a(i)$  là khoảng cách trung bình giữa điểm  $i$  với các điểm dữ liệu khác trong cùng một cụm. Số điểm trong cụm  $i$  là  $m_i$  và  $d(i, j)$  đại diện cho khoảng cách giữa các điểm dữ liệu  $i$  và  $j$  trong cụm  $M_j$ . Khoảng cách giữa mỗi tâm cụm được tính toán bởi:

$$b(i) = \min_{k \neq i} \frac{1}{|m_k|} \sum_{j \in m_k} d(i, j) \quad (8)$$

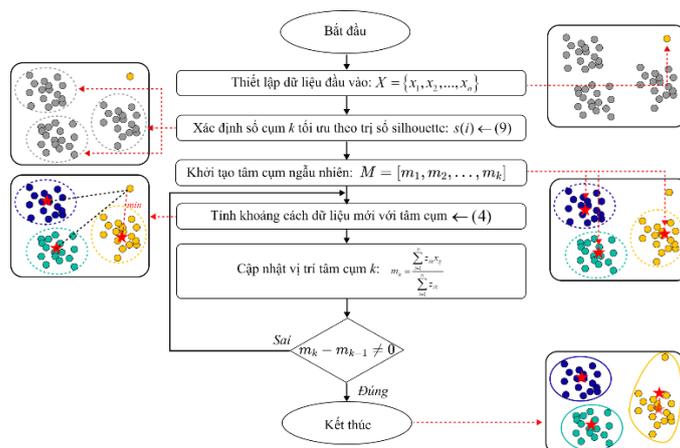
Trong đó,  $b(i)$  là khoảng cách trung bình của  $i$  đến tất cả các điểm trong cụm khác. Phương trình xác định chỉ số silhouette  $s(i)$  đánh giá chất lượng mỗi cụm được xác định như sau:

$$s(i) = \frac{(b(i) - a(i))}{\max(a(i), b(i))} \quad (9)$$

Giá trị  $s(i)$  nằm trong khoảng  $[-1, 1]$  tương đương gần bằng 1 cho thấy điểm dữ liệu được phân cụm đạt chất lượng. Nếu giá trị gần tiến về -1 thì điểm dữ liệu đã được phân cụm chưa đạt chất lượng. Hơn nữa, giá trị  $s(i)$  nhỏ hơn 0 thì giá trị cụm khác phù hợp hơn so với cụm hiện tại. Ta có:

$$s(i) \begin{cases} 1 - a(i) / b(i), & \text{if } a(i) < b(i) \\ 0, & \text{if } a(i) = b(i) \\ b(i) / a(i) - 1, & \text{if } a(i) > b(i) \end{cases} \quad (10)$$

Để xác định điểm  $x_i$  thuộc cụm  $k$  theo  $z = [z_{ik}]_{n \times c}$ , với  $z_{ik} \in \{0, 1\}$ . Quá trình phân tích dữ liệu thu thập từ CB được thực hiện theo Lưu đồ giải thuật thể chi tiết trên Hình 2.



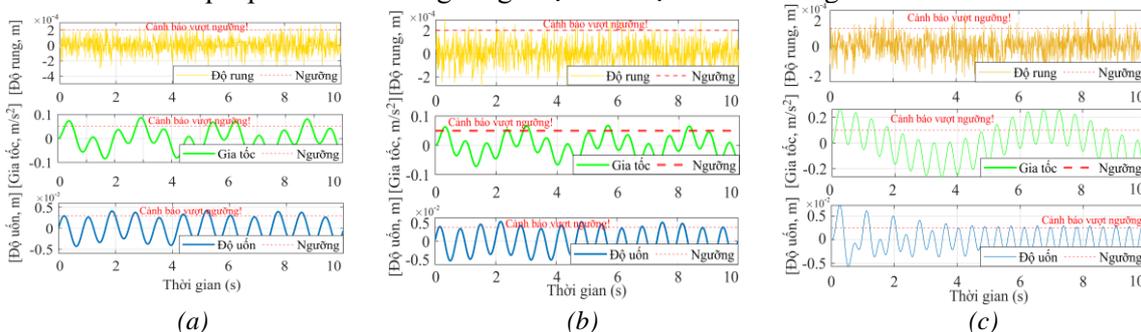
Hình 2. Lưu đồ giải thuật phân tích dữ liệu bằng thuật toán K-means

### 3. Kết quả và thảo luận

Nghiên cứu này thiết lập MCB quan trắc trên 3 trụ cầu trung tâm bao gồm  $j = 3$  cụm và  $i = 3$  CB mỗi cụm. Tại mỗi thời điểm đo lường, khối xử lý trung tâm ESP32-S3 (240 MHz) nhận dữ liệu từ  $j$  cụm với  $i \times j$  giá trị gửi lên máy chủ. Tập dữ liệu được tiền xử lý qua bộ lọc có chức năng giảm tác động thời gian trễ và nhiễu môi trường, sau đó chia thành 90 chuỗi số liệu lưu trữ trong mỗi tập CSV. Quá trình quan trắc thực hiện trong 3 ngày với 18 lần đo mỗi ngày từ 6h00 đến 23h00. Mỗi lần đo kéo dài trong 10 giây và cách nhau 60 phút, tương ứng các thời điểm mật độ lưu thông phương tiện khác nhau. Bài báo thiết lập các giải pháp đánh giá trên môi trường Matlab 2023b, với giá trị ngưỡng cảnh báo tham chiếu từ TCVN 7378:2004 và các tham số hoạt động cho thuật toán K-means gồm 486 mẫu dữ liệu, 5 tâm cụm, và độ lệch tâm 1.5 [20]. *Kịch bản 1* tiến hành trực quan hóa dữ liệu trên biểu đồ và thiết lập ngưỡng an toàn, qua đó đưa ra cảnh báo khi các giá trị vượt giới hạn cho phép. Tuy nhiên, xác định tình trạng CTCT dựa trên từng tín hiệu riêng lẻ chưa tối ưu và không đánh giá đầy đủ tình trạng công trình. Do đó, *Kịch bản 2* thực hiện hợp nhất dữ liệu và áp dụng thuật toán K-means phân cụm dữ liệu cho trạng thái công trình từ tốt đến bất thường.

#### 3.1. Kịch bản 1

Các tập dữ liệu đo lường được tiến hành trực quan hóa trên các biểu đồ cho từng dạng tín hiệu chuyển vị theo các thời điểm (6h00, 11h00 và 17h00) có mật độ phương tiện lưu thông đặc trưng trong ngày. Các giá trị chuyển vị vượt ngưỡng an toàn [13] thiết lập thì hệ thống đề xuất sẽ đưa ra cảnh báo. Kết quả phân tích theo ngưỡng được thể hiện chi tiết trong Hình 3.

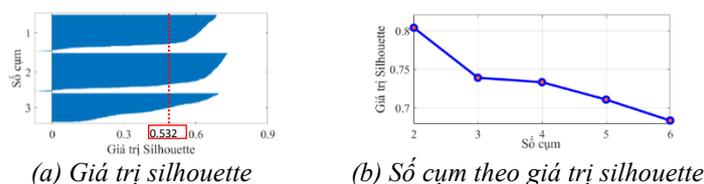


Hình 3. Kết quả đánh giá theo ngưỡng tại các thời điểm: (a) 6h00; (b) 11h00; và (c) 17h00

Kết quả trong Hình 3 mô tả các cảnh báo khi các giá trị đo lường vượt ngưỡng. Cụ thể, tại thời điểm 17h00 (Hình 3c) có mật độ phương tiện lưu thông cao thì hệ thống phát cảnh báo 16 lần cho biên độ uốn khi vượt 0,003 m, 12 lần đối với gia tốc khi vượt 0,05 m/s<sup>2</sup> và 32 lần về rung động khi

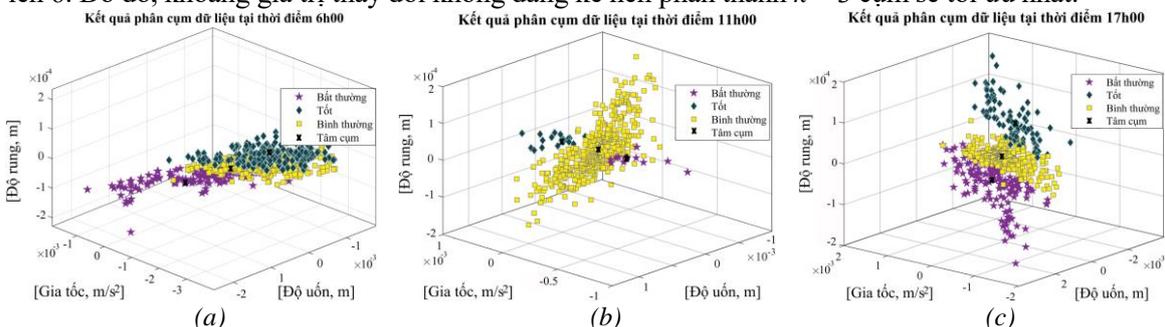
vượt 0,002 m. Tại các thời điểm ít phương tiện lưu thông lúc 6h00 (Hình 3a) và 11h00 (Hình 3b) thì số lần cảnh báo cũng thấp hơn từ 8 đến 10 lần cho độ uốn, gia tốc thấp hơn 7 lần, và rung động cũng thấp hơn từ 12 đến 14 lần. Qua đó, kết quả phân tích với giải pháp cảnh báo ngưỡng sẽ giúp xác định nhanh tình trạng công trình. Tuy nhiên, những giá trị chuyên vị thấp thì CTCT sẽ nhanh chóng phục hồi trạng thái và sự thay đổi hình học nhỏ chưa thể gây nguy hiểm cho công trình. Giải pháp cảnh báo theo ngưỡng chưa đánh giá chính xác được tổng quan tình trạng công trình.

### 3.2. Kịch bản 2



Hình 4. Kết quả phân tích tập dữ liệu

Kịch bản này hợp nhất các giá trị chuyên vị (rung, gia tốc, và uốn) tại cùng 1 thời điểm  $t$  trong không gian 3D, thuật toán K-means sẽ thực hiện phân cụm các dữ liệu hợp nhất dựa vào khoảng cách từ điểm hợp nhất đến tâm cụm. Nghiên cứu áp dụng hệ số silhouette (7) xác định số cụm tối ưu dựa trên sự khác biệt của các giá trị đo lường. Giá trị silhouette tại cụm 3, 4 và 5 lần lượt là 0,5329, 0,5217 và 0,4620 tương ứng các tập dữ liệu thu được từ MCB phân thành 3 cụm cho giá trị khác biệt cao nhất, được thể hiện trong Hình 4a. Kết quả đánh giá trên Hình 4b cho thấy tại thời điểm chuyên số cụm từ 2 sang 3 sẽ có sự thay đổi rõ rệt từ 0,803 xuống 0,739, nhưng tăng số cụm từ 3 lên 4 thì không thấy sự khác biệt lớn, chỉ giảm từ 0,739 xuống 0,733, tương tự cho 4 lên 5 và 5 lên 6. Do đó, khoảng giá trị thay đổi không đáng kể nên phân thành  $k = 3$  cụm sẽ tối ưu nhất.



Hình 5. Trực quan hoá tập dữ liệu quan trắc CTCT sau phân cụm với thuật toán K-means

Kết quả phân tích trạng thái CTCT với K-means thể hiện chi tiết trên Hình 5 được chia thành 3 cụm chính. Trong đó, tình trạng tốt (các điểm hình thoi) thể hiện cho các trạng thái có biên độ rung và gia tốc dao động ở mức trung bình thấp, tình trạng bình thường (các điểm hình vuông) biểu thị cho trạng thái công trình đang có mật độ phương tiện lưu thông thấp với đặc trưng về độ rung cao hơn nhưng gia tốc vẫn ở mức trung bình, và tình trạng bất thường (các điểm hình sao) mô tả các giá trị độ uốn, gia tốc và biên độ rung ở mức cao. Kết quả thu được trên Hình 5a và 5b cho thấy các điểm dữ liệu hình vuông chiếm đa số, thể hiện tình trạng lưu thông tại giờ thấp điểm có ít phương tiện qua lại nên tình trạng CTCT tốt. Ngược lại, kết quả Hình 5c có nhiều điểm hình sao đặc trưng cho trạng thái tại thời điểm khảo sát có mật độ phương tiện lưu thông cao và có thể gây nguy hại cho CTCT. Qua đó, nếu số lượng điểm dữ liệu được phân vào cụm điểm hình sao gia tăng thì hệ thống sẽ đưa ra cảnh báo chính xác và kịp thời.

### 3.3. Thảo luận

Ghi chú 1: Giải pháp cảnh báo theo ngưỡng (Kịch bản 1) được thực hiện trên từng dạng tín hiệu riêng biệt [21] nên xác định số lần cảnh báo tương đối nhiều với 60 lần cho thời gian cao điểm, và

41 đến 43 lần cho thời gian thấp điểm. Trong thực tế, khi biên độ rung ở ngưỡng báo động nhưng giá trị độ uốn và gia tốc ở mức thấp thì CTCT vẫn ở trạng thái an toàn, chưa phải cảnh báo. Rõ ràng, quá trình đánh giá cần dựa trên đặc tính tổng thể các tham số chuyên vị (hợp nhất dữ liệu từ nhiều dạng thông số) sẽ xác định chính xác về tình trạng hiện thời của cầu đường bộ.

**Bảng 1.** Kết quả phân cụm dữ liệu ở trường hợp lực tác động thông thường và mạnh

Trạng thái	Trường hợp thông thường		Trường hợp tác động mạnh	
	Số điểm	Tỉ lệ	Số điểm	Tỉ lệ
Tốt	374	37%	259	26%
Bình thường	314	32%	286	28%
Bất thường	313	31%	456	46%

*Ghi chú 2:* Hệ thống đề xuất được thử nghiệm các trạng thái đặc trưng khi phương tiện trọng tải lớn lưu thông, với kết quả tổng hợp tại Bảng 1. Trong đó, kết quả trạng thái tốt, bình thường và bất thường lần lượt là 37%, 32% và 31% với trường hợp thông thường cho thấy tỉ lệ giữa các trạng thái gần bằng nhau, nghĩa là trạng thái CTCT vận hành bình thường. Tuy nhiên, khi gia tăng tải trọng và lực tác động lên trụ cầu thì tỉ lệ phân cụm cho trạng thái tốt và bình thường giảm xuống lần lượt là 26% và 28%, còn nguy hiểm tăng lên đến 46%. Lúc này, trạm giám sát trung tâm sẽ báo động tình trạng CTCT đang trong trạng thái nguy hại vì tỉ lệ điểm dữ liệu bất thường vượt trội.

*Ghi chú 3:* Đánh giá tình trạng CTCT với thuật toán K-means không những khắc phục được hạn chế trong phân tích riêng lẻ từng dạng tín hiệu (*Ghi chú 1*) mà còn phân cụm cụ thể các nhóm trạng thái công trình trong quá trình khai thác (*Ghi chú 2*). So với giải pháp truyền thống thì K-means có ưu thế khi kết hợp với các phương pháp khác tạo thành hệ thống hỗ trợ quyết định nhằm cảnh báo sớm nguy cơ xảy ra nguy hại cho công trình. Tuy nhiên, thuật toán K-means dựa trên khoảng cách để cập nhật nhãn cho các điểm quan sát theo tâm cụm gần nhất, nên hạn chế khi vị trí tâm cụm phụ thuộc vào giá trị khởi tạo và các tham số thiết lập ban đầu. Bên cạnh đó, thuật toán K-means chỉ mới thực hiện đánh giá dựa trên tỉ trọng số điểm phân chia trong các cụm nên chưa cung cấp được mức độ và tình trạng nguy hại cho từng khu vực giám sát.

#### 4. Kết luận

Nghiên cứu này đã phát triển và áp dụng thuật toán học không giám sát K-means để phân cụm dữ liệu quan trắc tình trạng CTCT cầu đường bộ. MCB đo lường chuyên vị cấu trúc được lắp đặt tại các trụ cầu đã cung cấp tập dữ liệu đầu vào cho quá trình phân tích. Thuật toán K-means không chỉ xác định các cụm dữ liệu mà còn sử dụng hệ số silhouette tối ưu hóa số lượng cụm. Kết quả nghiên cứu đã phân loại dữ liệu thành ba cụm, tương ứng với ba mức đánh giá: tốt, bình thường, và bất thường. Các kết quả thu được cho thấy tính khả thi của phương pháp này trong việc phân tích và đánh giá tình trạng công trình cầu đường bộ. Điều này mở ra tiềm năng ứng dụng thực tiễn, đặc biệt trong việc hỗ trợ các nhà quản lý và kỹ sư ra quyết định dựa trên dữ liệu một cách chính xác và kịp thời. Tuy nhiên, nghiên cứu còn tồn tại một số hạn chế, chẳng hạn như khả năng phân tích chi tiết trong các cụm dữ liệu phức tạp hoặc sự ảnh hưởng sai số trong dữ liệu đầu vào. Nhằm khắc phục các hạn chế này, nghiên cứu tiếp theo cần tích hợp thuật toán học sâu (như học tăng cường và mạng nơ-ron hồi quy) nhằm nâng cao khả năng phân tích sâu các đặc tính cho tập dữ liệu quan trắc, qua đó xác định rõ mức độ nguy hại cho từng khu vực giám sát.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] A. Aeran, S. Vantadori, A. Carpinteri, S. Siriwardane, and D. Scorza, "Novel non-linear relationship to evaluate the critical plane orientation," *Int. J. Fatigue*, vol. 124, pp. 537-543, 2019, doi: 10.1016/j.ijfatigue.2019.02.012.

- [2] T. Q. Nguyen, T. T. D. Nguyen, X. H. Nguyen, and N. K. Ngo, "A correlation coefficient approach for evaluation of stiffness degradation of beams under moving load," *Computers, Materials and Continua*, vol. 61, pp. 27-53, 2019, doi: 10.32604/cmc.2019.07756.
- [3] M. Kim and J. Song, "Near-Real-Time Identification of Seismic Damage Using Unsupervised Deep Neural Network," *J. Eng. Mech.*, vol. 148, 2022, Art. no. 04022006, doi: 10.1061/(asce)em.1943-7889.0002066.
- [4] O. Bouzas, B. Conde, J. C. Matos, M. Solla, and M. Cabaleiro, "Reliability-based structural assessment of historical masonry arch bridges: The case study of Cernadela bridge," *Case Stud. Constr. Mater.*, vol. 18, 2023, Art. no. e02003, doi: 10.1016/j.cscm.2023.e02003.
- [5] Z. Xiang, Z. Zhu, and X. Lei, "Fatigue assessment and crack propagation of floorbeam cutout in orthotropic bridge decks," *Mater. Des.*, vol. 226, 2023, Art. no. 111676, doi: 10.1016/j.matdes.2023.111676.
- [6] D. P. McCrum, S. Wang, and E. J. O'Brien, "Monitoring the health of bridges using accelerations from a fleet of vehicles without knowing individual axle weights," *J. Struct. Integrity Maint.*, vol. 8, no. 4, pp. 249-259, 2023, doi: 10.1080/24705314.2023.2193779.
- [7] A. Santos, R. Santos, M. Silva, E. Figueiredo, C. Sales, and J. C. W. A. Costa, "A Global Expectation–Maximization Approach Based on Memetic Algorithm for Vibration-Based Structural Damage Detection," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 66, no. 4, pp. 661-670, 2017, doi: 10.1109/TIM.2017.2663478.
- [8] Y. Li, N. Zhang, Q. Sun, C. Cai, and K. Li, "Neural Network-Based Anomaly Data Classification and Localization in Bridge Structural Health Monitoring," *Int. J. Struct. Stab. Dyn.*, vol. 24, no. 16, 2024, Art. no. 2450184, doi: 10.1142/S0219455424501840.
- [9] S. Muin, C. Chern, and K. M. Mosalam, "Human–Machine Collaboration Framework for Bridge Health Monitoring," *J. Bridge Eng.*, vol. 29, no. 7, 2024, Art. no. 4024041, doi: 10.1061/JBENF2.BEENG-6587.
- [10] A. Diez, N. L. D. Khoa, M. M. Alamdari, Y. Wang, F. Chen, and P. Runcie, "A clustering approach for structural health monitoring on bridges," *J. Civ. Struct. Health Monit.*, vol. 6, pp. 429-445, 2016, doi: 10.1007/s13349-016-0160-0.
- [11] J. Xiong, L. Shu, Q. Wang, W. Xu, and C. Zhu, "A Scheme on Indoor Tracking of Ship Dynamic Positioning Based on Distributed Multi-Sensor Data Fusion," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 379-392, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2016.2607232.
- [12] N. A. Cao, V. V. Vu, and T. T. H. Phung, "K-Means\* Clustering Algorithm," *TNU Journal of Science and Technology*, vol. 169, no. 9, pp. 159-164, 2017.
- [13] Vietnam Ministry of Science and Technology, "TCVN 7378: 2004: Vibration and shock - Vibration of buildings - Limits of vibration levels and method for evaluation," October 29, 2004.
- [14] X. K. Dang, J. M. Corchado, V. V. Le, and V. D. Do, "Non-parametric Vibration-based Structural Damage Detection for Coastal Structures: Multi-Dimension to Single Input Convolutional Neural Network Approach," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol. 24, no. 4, pp. 3-18, 2024, doi: 10.4316/AECE.2024.04001.
- [15] M. T. Nguyen and N. Rahnavard, "Cluster-Based Energy-Efficient Data Collection in Wireless Sensor Networks Utilizing Compressive Sensing," *2013 IEEE Military Communications Conference, CA, USA, 2013*, pp. 1708-1713, doi: 10.1109/MILCOM.2013.289.
- [16] M. T. Nguyen, "Energy-Efficient Data Collection Method In Clustered Wireless Sensor Networks," *TNU Journal of Science and Technology*, vol. 166, no. 6, pp. 121-124, 2017.
- [17] R. Gu, Z. Yang, and Y. Ji, "Machine learning for intelligent optical networks: A comprehensive survey," *J. Network Comput. Appl.*, vol. 157, pp. 102576-102618, 2020, doi: 10.1016/j.jnca.2020.102576.
- [18] V. V. Vu, "An efficient semi-supervised graph based clustering," *Intell. Data Anal.*, vol. 22, no. 2, pp. 297-307, 2018, doi: 10.3233/IDA-163296.
- [19] T. A. Pham, X. K. Dang, and N. S. Vo, "Optimising Maritime Big Data by K-means Clustering with Mapreduce Model," *Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering*, vol. 157, pp. 136-151, 2022, doi: 10.1007/978-3-031-08878-0\_10.
- [20] P. J. Rousseeuw, "Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis," *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 20, pp. 53-65, 1987, doi: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- [21] M. B. Baylon, F. A. A. Uy, K. M. S. Montes, and K. A. D. Embalzado, "Threshold Determination Using Bi-hazard Fragility Curves for the Evaluation of Structural Health Monitoring of USHER Technology," *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*, vol. 739, 2020, Art. no. 012002, doi: 10.1088/1757-899X/739/1/012002.