



# NGHIÊN CỨU DỰ BÁO LỰC CĂNG DÂY CÁP CẦU DÂY VĂNG SỬ DỤNG KỸ THUẬT MÁY VECTOR HỖ TRỢ

TS. HOÀNG VŨ  
ThS. NGUYỄN ĐỨC ĐÀM  
TS. PHẠM THÁI BÌNH  
SV. PHẠM MINH QUYẾN

*Trường Đại học Công nghệ Giao thông vận tải*

## TÓM TẮT

Lực căng cáp là một đại lượng quan trọng đảm bảo sự làm việc ổn định và an toàn của cầu dây văng. Trong nghiên cứu này, mục tiêu chính là dự báo giá trị lực căng cáp của cầu dây văng sử dụng mô hình máy vector hỗ trợ (SVM), là một trong những mô hình trí tuệ nhân tạo điển hình. Cơ sở dữ liệu chuỗi thời gian về lực căng cáp thu thập từ dữ liệu quan trắc Cầu dây văng Nhật Tân, Hà Nội tại thời điểm từ 01/03/2018 đến 29/7/2018 được sử dụng để xây dựng và kiểm chứng mô hình. Các chỉ số thống kê như  $R^2$ , RMSE, và MAE được sử dụng để kiểm chứng độ chính xác của mô hình dự báo. Kết quả nghiên cứu thể hiện rằng mô hình SVM có độ chính xác tương đối tốt ( $R^2 = 0.74$ ), có thể chấp nhận được trong dự báo lực căng cáp của cầu dây văng. Kết quả của nghiên cứu cung cấp công cụ hỗ trợ trong dự báo giá trị lực căng cáp của cầu dây văng, giúp giảm thiểu rủi ro trong quá trình khai thác và vận hành công trình cầu dây văng.

**Từ khóa:** Cầu dây văng, Lực căng cáp, Trí tuệ nhân tạo, Máy vector hỗ trợ, SVM

## ABSTRACT

Cable tension is an important parameter used to ensure the stable and safe working of cable-stayed bridges. In this study, the main objective is to predict the cable tension value of the cable-stayed bridge using the support vector machine model (SVM), which is one of the typical artificial intelligence models. Time series database on cable tension collected from the monitoring data of Vinh Tuy cable-stayed bridge, Hanoi from March 1, 2018 to July 29, 2018 is used for construction and verification of the model. Statistical indicators such as  $R^2$ , RMSE, and MAE are used to verify the accuracy of the predictive model. The research results show that the SVM model has a relatively good accuracy ( $R^2 = 0.74$ ), which is acceptable in predicting cable tension of cable-stayed bridges. The results of the study provide a tool in predicting the value of cable tension of cable-stayed bridges, helping to reduce risks during the exploitation and operation of cable-stayed bridges.

**Keywords:** Cable-stayed bridges, Cable tension, Artificial intelligence, Support Vector Machines, SVM

## 1. GIỚI THIỆU

Cầu dây văng là một loại cầu sử dụng các cáp văng, liên kết với các trụ tháp tạo thành hệ treo để nâng đỡ hệ dầm liên tục [1]. Lực căng cáp là một lực được áp dụng để duy trì sức căng của các cáp dây văng. Lực căng cáp đóng vai trò quan trọng trong việc giữ cho cầu dây văng ổn định và an toàn [2]. Khi căng cáp, các cáp sẽ chịu

một lực kéo theo hướng đối ngược với trọng lượng của hệ dầm, tạo ra một hệ cân bằng lực. Điều này giúp giữ cho cầu ổn định và dao động trong phạm vi cho phép. Lực căng cáp cầu dây văng được điều chỉnh sao cho các cáp không quá căng và cũng không quá trùng. Nếu cáp quá căng, có thể tạo ra ứng suất lớn trong kết cấu và gây hao mòn không cần thiết. Nếu cáp quá trùng, cầu có thể bị lệch hoặc

dao động với biên độ quá lớn trong điều kiện thời tiết bất lợi.

Có một số phương pháp quan trắc phổ biến được sử dụng để xác định lực căng cáp của cầu dây văng [3]. Phương pháp đo căng cáp bằng cảm biến tải, phương pháp này sử dụng cảm biến tải đặt trên các cáp để đo lực căng tại các điểm cụ thể. Các cảm biến tải có thể gắn trực tiếp lên cáp hoặc trên các thiết bị



khung để đo lực căng. Cảm biến tải thu thập dữ liệu về biến dạng và ứng suất trong cáp, từ đó cho phép tính toán lực căng cáp. Phương pháp này cung cấp thông tin trực tiếp và chính xác về lực căng của cáp. Phương pháp đo lực căng cáp bằng phương pháp sử dụng các thông số dao động, phương pháp này dựa trên nguyên lý kích thích dao động từ đó thu được tần số dao động riêng và lực căng cáp tương ứng. Một cách thường được sử dụng là sử dụng cảm biến gia tốc gắn trên cáp sau đó kích thích cáp dây văng dao động đột biến bằng phương pháp thủ công. Cảm biến gia tốc sẽ thu thập dữ liệu về các tần số và biên độ dao động của cáp. Dựa trên số liệu này, các phương pháp tính toán và mô hình hóa được sử dụng để xác định lực căng cáp. Phương pháp này có ưu điểm là có thể thực hiện trong khi công trình cầu vẫn đang khai thác vận hành nhưng có nhược điểm là độ chính xác không cao do ảnh hưởng của nhiều thành phần dao động, yêu cầu công tác khử nhiễu bằng cách đo nhiều lần.

Trong những năm gần đây, các thuật toán về trí tuệ nhân tạo đã được phát triển trong nhiều lĩnh vực để giải quyết nhiều bài toán thực tế trong đó có lĩnh vực công trình cầu [4]. Việc ứng dụng các kỹ thuật này trong bài toán cầu dây văng cũng đã được quan tâm và có một số công trình nghiên cứu trên thế giới [5,6]. Cụ thể, Jinsong và các cộng sự [5] đã sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo, mạng thần kinh RBF để tiến hành đánh giá độ tin cậy của các cầu dây văng nhịp lớn phục vụ cho công tác quản lý, khai thác và kiểm định cầu. Wang và các đồng nghiệp [7] đã ứng dụng kỹ thuật mạng thần kinh nhân tạo để xác định độ cứng của cấu trúc cầu bằng cách sử dụng

dữ liệu lịch sử thời gian phản hồi động được đo tại hiện trường mà không cần thực hiện bất kỳ phân tích giá trị nào. Yue và các đồng nghiệp [8] đã phát triển mô hình dự báo dựa trên học sâu để xác định độ lệch cầu dây văng do ảnh hưởng của nhiệt độ. Trong nghiên cứu dự báo lực căng cáp, Ki-Jung và các đồng nghiệp đã sử dụng mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) để ước tính lực căng cáp của cầu dây văng và nhận định rằng mô hình ANN có năng lực dự báo cao, và có hiệu quả cao trong dự báo lực căng cáp của công trình cầu dây văng.

Như vậy có thể thấy rằng, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trên thế giới trong việc giải quyết các bài toán liên quan đến công trình cầu dây văng nói chung và dự báo lực căng cáp của cầu nói riêng là hiệu quả và có tính khả thi cao. Vì vậy, mục tiêu chính của nghiên cứu này là nhằm dự báo lực căng cáp của cầu dây văng sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo máy véc tơ hỗ trợ (SVM), là một trong những mô hình trí tuệ nhân tạo điển hình. Dữ liệu quan trắc theo thời gian (ngày) của công trình Cầu Nhật Tân, Hà Nội được thu thập và xử lý để xây dựng dữ liệu phục vụ đào tạo và kiểm chứng mô hình. Các chỉ số thống kê như R2, RMSE, và MAE được sử dụng để đánh giá mô hình.

## 2. CƠ SỞ DỮ LIỆU

Cơ sở dữ liệu lực căng cáp sử dụng trong nghiên cứu này được thu thập từ dữ liệu quan trắc được lắp đặt trên Cầu dây văng Nhật Tân, Hà Nội. Dữ liệu quan trắc lực căng cáp theo ngày của dây văng nhịp chính của cầu 201E được thu thập tại thời điểm từ 01/03/2018 tới 29/7/2018 được sử dụng cho mô hình dự báo; trong đó 70% dữ

liệu (từ 01/03/2018 đến 22/6/2018) được sử dụng để xây dựng và đào tạo mô hình, 30% dữ liệu còn lại (từ 23/6/2018 đến 29/7/2018) được sử dụng để kiểm chứng độ chính xác của mô hình.

*Bảng 1. Một số thông số thống kê cơ sở dữ liệu được sử dụng*

STT	Tham số	Giá trị
1	Số lượng mẫu	151
2	Giá trị trung bình (kN)	4790.492
3	Độ lệch chuẩn (kN)	44.65
4	Giá trị nhỏ nhất (kN)	4682.88
5	Giá trị lớn nhất (kN)	4885.22

## 3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

### 3.1. Máy véc tơ hỗ trợ (SVM)

Máy véc tơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) là một phương pháp học máy phân loại và hồi quy. SVM được phát triển bởi Vladimir Vapnik và đồng nghiệp của ông vào những năm 1990 [9]. Nó đã trở thành một trong những phương pháp phân loại phổ biến và mạnh mẽ trong lĩnh vực học máy.

Ý tưởng căn bản của SVM là tìm một siêu mặt phẳng tối ưu trong không gian đặc trưng để phân tách các điểm dữ liệu thuộc các lớp khác nhau. Đối với bài toán phân tích hồi quy, SVR sử dụng các nguyên tắc này để xác định một đường hồi quy tối ưu, mục tiêu là tối đa hóa độ rộng của dải giá trị chấp nhận được xung quanh đường hồi quy (được gọi là đường ranh giới hỗ trợ - support vector) [10]. Mô hình SVR tìm cách tìm một đường hồi quy tuyến tính sao

cho tổng sai số của các điểm dữ liệu nằm ngoài đường ranh giới hỗ trợ là nhỏ nhất. SVM được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, bao gồm nhận dạng chữ viết tay, phân loại ảnh, phân tích dữ liệu sinh học và nhiều ứng dụng khác trong lĩnh vực học máy. Sự mạnh mẽ và tính linh hoạt của SVM đã đóng góp vào sự phát triển của nhiều ứng dụng trí tuệ nhân tạo.

Trong nghiên cứu này, mô hình SVM được sử dụng trong phân tích hồi quy chuỗi thời gian; trong đó biến đầu vào được định nghĩa là biến thời gian (ngày), và biến đầu ra là giá trị lực căng cáp từ thiết bị quan trắc.

### 3.3. Các chỉ số đánh giá độ chính xác

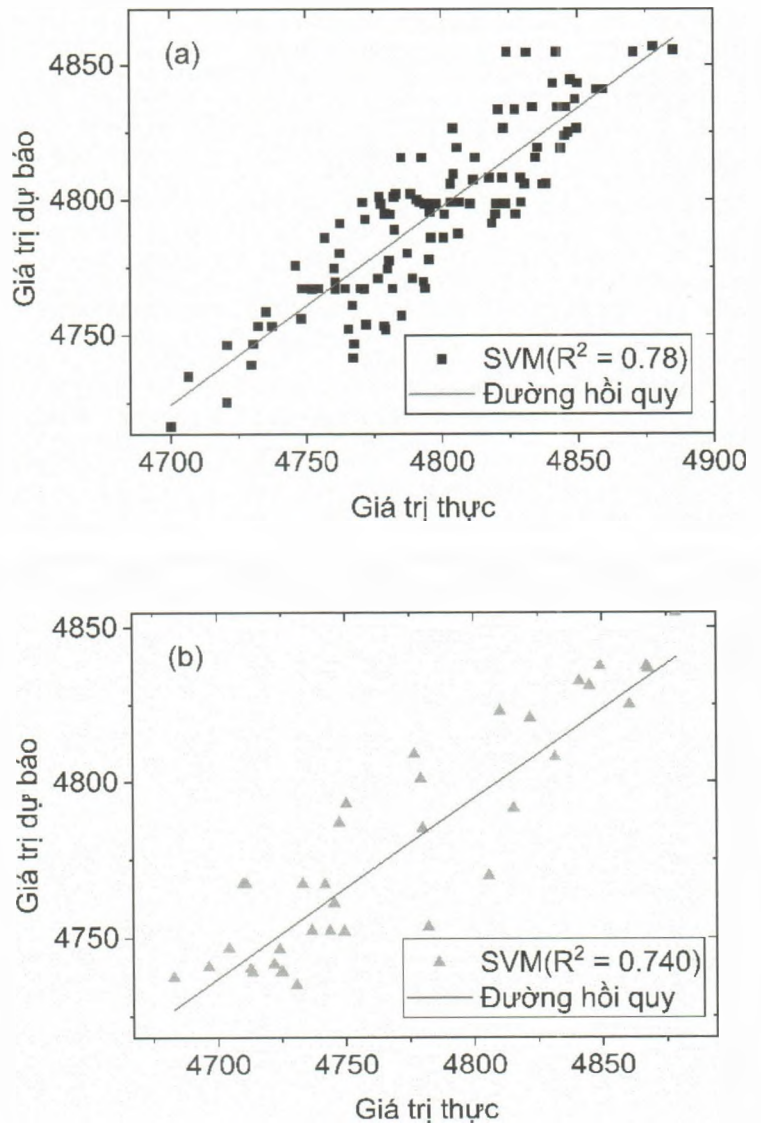
Các chỉ số  $R^2$ , RMSE và MAE là những công cụ đánh giá hiệu suất thường được sử dụng trong các mô hình hồi quy để đo lường độ chính xác và sự tương quan giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực tế. Dưới đây là mô tả về mỗi chỉ số [11,12]. Chỉ số  $R^2$  đo lường mức độ phù hợp của mô hình hồi quy với dữ liệu thực tế. Nó cho biết phần trăm phương sai của biến phụ thuộc được giải thích bởi mô hình.  $R^2$  có giá trị từ 0 đến 1, trong đó 0 biểu thị cho một mô hình không tốt và 1 biểu thị cho một mô hình hoàn hảo. Một giá trị  $R^2$  cao cho thấy mô hình có khả năng dự đoán tốt hơn. RMSE (Root Mean Squared Error): RMSE đo lường độ lớn của sai số trung bình giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực tế. Nó tính toán căn bậc hai của trung bình của bình phương của sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế. RMSE càng thấp, mô hình càng chính xác. RMSE cũng có đơn vị giống với đơn vị của biến phụ thuộc. MAE (Mean Absolute Error): MAE đo lường độ lớn của sai số

trung bình tuyệt đối giữa dữ liệu dự đoán và dữ liệu thực tế. Nó tính toán trung bình của giá trị tuyệt đối của sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế. MAE càng thấp, mô hình càng chính xác. MAE cũng có đơn vị giống với đơn vị của biến phụ thuộc.

## 4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Kết quả dự báo lực căng cáp của cầu dây văng sử dụng mô hình SVM được thể hiện ở Hình 1, và Hình 2, và Bảng 2. Phân tích kết

quả Hình 1 cho thấy, mô hình SVM có năng lực dự báo tương đối tốt cho cả hai tập dữ liệu kiểm chứng ( $R^2 = 0.74$ ) và đào tạo ( $R^2 = 0.74$ ). Hình 2 thể hiện sự phân bố lỗi của mô hình SVM với hai tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng. Bảng 2 tổng hợp kết quả dự báo của mô hình SVM cho cả ba chỉ số  $R^2$ , RMSE, và MAE. Phân tích kết quả Bảng 2, giá trị sai số RMSE của mô hình SVM lần lượt là 17.913 kN và 29.484 kN tương ứng với tập dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng. Giá trị MAE với mô hình SVM cho



Hình 1. Giá trị  $R^2$  của mô hình SVM: (a) sử dụng dữ liệu đào tạo và (b) sử dụng dữ liệu kiểm chứng



tập huấn luyện là 15.471 kN và tập kiểm chứng là 25.609 kN. Giá trị lỗi RMSE và MAE của mô hình SVM cho hai tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng đều nhỏ hơn giá trị độ lệch chuẩn (Bảng 1).

**Bảng 2. Kết quả phân tích và kiểm chứng độ chính xác của mô hình dự báo SVM**

Chỉ số	Giá trị đào tạo	Giá trị kiểm chứng
R <sup>2</sup>	0.78	0.740
RMSE (kN)	17.913	29.484
MAE (kN)	15.471	25.609

Căn cứ vào kết quả đánh giá độ chính xác của mô hình SVM trên hai tập dữ liệu đào tạo và kiểm chứng có thể thấy rằng năng lực dự báo của mô hình SVM là tương đối tốt. Kết quả này là phù hợp vì SVM là mô hình trí tuệ nhân tạo điển hình có nhiều ưu điểm [13]. Cụ thể, SVM sử dụng các hàm kernel để chuyển đổi dữ liệu vào một không gian có chiều cao hơn, điều này cho phép SVM dự báo và phân loại các điểm dữ liệu không tuyến tính, bằng cách tìm ra các siêu mặt phẳng phi tuyến, SVM chỉ quan tâm đến các điểm dữ liệu nằm gần các đường ranh giới cực đại. Những điểm dữ liệu này được gọi là các vector hỗ trợ, điều này giúp SVM trở nên hiệu quả và thích hợp với các tập dữ liệu lớn, và SVM cung cấp một cơ chế kiểm soát margin, cho phép điều chỉnh độ rộng của đường ranh giới và ứng phó với tình trạng quá phù hợp (overfitting) [13].

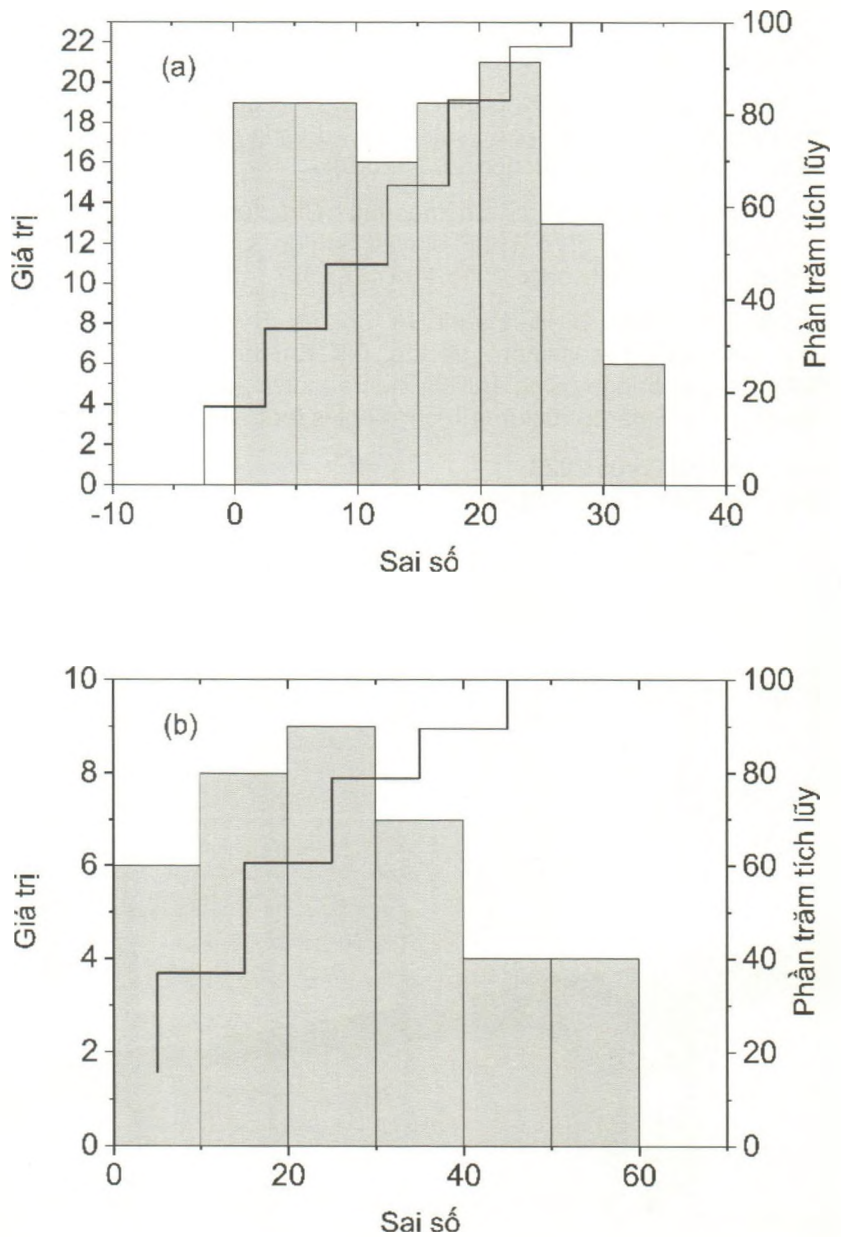
**6. KẾT LUẬN**

Trong nghiên cứu này, lực căng cáp của cầu dây văng được dự báo sử dụng mô hình trí tuệ nhân tạo SVM. Cơ sở dữ liệu về giá trị lực căng cáp theo thời gian được

quan trắc thực tế tại Cầu Nhật Tân, Hà Nội đã được sử dụng để đào tạo và kiểm chứng mô hình. Các chỉ số thống kê định lượng như R<sup>2</sup>, RMSE, và MAE được lựa chọn để đánh giá độ chính xác của mô hình dự báo.

Kết quả nghiên cứu thể hiện rằng mô hình SVM có độ chính xác tương đối tốt (R<sup>2</sup> = 0.74) trong dự báo lực căng cáp của cầu dây văng. Kết quả của nghiên cứu thể

hiện rằng mô hình trí tuệ nhân tạo SVM là công cụ tiềm năng trong dự báo giá trị lực căng cáp của cầu dây văng, giúp giảm thiểu rủi ro trong quá trình khai thác và vận hành công trình cầu dây văng. Mặc dù mô hình SVM có độ chính xác tương đối tốt, năng lực dự báo của mô hình có thể được cải thiện bằng việc kết hợp với các thuật toán tối ưu hóa trên tập cơ sở dữ liệu lớn hơn. ■



**Hình 2. Phân tích sự phân bố lỗi của mô hình SVM: (a) sử dụng dữ liệu đào tạo và (b) sử dụng dữ liệu kiểm chứng**

## Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ và cấp kinh phí bởi đề tài cấp Bộ GTVT 'Nghiên cứu sử dụng các kỹ thuật trí tuệ nhân tạo để dự báo lực căng cáp của cầu dây văng từ dữ liệu quan trắc thực tế', mã số DT223010.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Walther R. Cable stayed bridges. Thomas Telford; 1999.
2. Janjic D, Pircher M, Pircher H. Optimization of cable tensioning in cable-stayed bridges. Journal of Bridge Engineering. 2003;8(3):131-137.
3. Cho S, Yim J, Shin SW, et al. Comparative field study of cable tension measurement for a cable-stayed bridge. Journal of Bridge Engineering. 2013;18(8):748-757.
4. Reich YJCAC, Engineering I. Artificial intelligence in bridge engineering. 1996;11(6):433-445.
5. Jinsong Z, Rucheng X, Lizhi HJCEJ. Reliability assessment of large-span cable-stayed bridges based on artificial intelligence. 2007;40(5):41-48.
6. Arangio S, Bontempi FJS, Engineering I. Structural health monitoring of a cable-stayed bridge with Bayesian neural networks. 2015;11(4):575-587.
7. Wang W, Chen G, Hartnagel BA, editors. Real-time condition assessment of the Bill Emerson Cable-stayed bridge using artificial neural networks. Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2007; 2007: International Society for Optics and Photonics.
8. Yue Z-x, Ding Y-l, Zhao H-wJJoBE. Deep Learning-Based Minute-Scale Digital Prediction Model of Temperature-Induced Deflection of a Cable-Stayed Bridge: Case Study. 2021;26(6):05021004.
9. Pisner DA, Schnyer DM. Support vector machine. Machine learning: Elsevier; 2020. p. 101-121.
10. Awad M, Khanna R, Awad M, et al. Support vector regression. Efficient learning machines: Theories, concepts, applications for engineers system designers. 2015:67-80.
11. Lý HB. Nghiên cứu dự báo cường độ bê tông xốp và xác định tương quan với các tham số đầu vào bằng máy vec tơ hỗ trợ. Tạp chí điện tử Khoa học và Công nghệ Giao thông. 2022:1-12.
12. Nguyễn TA, Lý HB. Ứng dụng các mô hình học máy dựa trên thuật toán cây để giải bài toán dự báo sức kháng cắt của dầm BTCT không cốt đai. Tạp chí điện tử Khoa học và Công nghệ Giao thông. 2021:1-12.
13. Hearst MA, Dumais ST, Osuna E, et al. Support vector machines. 1998;13(4):18-28.

Ngày nhận bài 05/05/2023

Ngày chấp nhận đăng 10/05/2023



Cầu Vàm Cống (nối Đồng Tháp và Cần Thơ)