

Dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn bằng phương pháp phân tích hồi quy sử dụng máy vector hỗ trợ bình phương tối thiểu

Predicting the compressive strength of self-compacting concrete by regression analysis using least squares support vector machine

Trần Thu Hiền^{a*}, Phan Ngọc Trung^b, Hoàng Nhật Đức^c
Tran Thu Hien^{a*}, Phan Ngoc Trung^b, Hoang Nhat Duc^c

^aKhoa Xây dựng, Trường Công nghệ, Đại học Duy Tân, Đà Nẵng, Việt Nam

^aFaculty of Civil Engineering, The School of Engineering and Technology, Duy Tan University, Danang, 550000, Vietnam

^bUBND phường Thuận Phước, Quận Hải Châu, Đà Nẵng

^bPeople's Committee of Thuan Phuoc Ward, Hai Chau District, Danang, 550000, Vietnam

^cViện Nghiên cứu và Phát triển Công nghệ cao, Đại học Duy Tân, Đà Nẵng, Việt Nam

^cInstitute of Research and Development, Duy Tan University, Danang, 550000, Vietnam

(Ngày nhận bài: 16/03/2024, ngày phản biện xong: 22/03/2024, ngày chấp nhận đăng: 29/03/2024)

Tóm tắt

Bài báo này giới thiệu một mô hình học máy nhằm dự đoán cường độ chịu nén của bê tông tự lèn. Một tập dữ liệu gồm 366 kết quả thực nghiệm về bê tông tự lèn được thu thập. Bảy biến số đầu vào được sử dụng để đánh giá cường độ chịu nén. Mô hình phân tích hồi quy máy vector bình phương tối thiểu cho phép dự đoán khá chính xác cường độ nén của bê tông tự lèn, với hệ số R^2 trên 0.95.

Từ khóa: cường độ chịu nén; bê tông tự lèn; phân tích hồi quy máy vector bình phương tối thiểu.

Abstract

This article introduces a machine learning model to predict the compressive strength of self-compacting concrete. A data set of 366 experimental results on self-compacting concrete was collected. Seven input variables are used to evaluate the compressive strength. The least squares support vector machine allows quite accurate prediction of the compressive strength of self-compacting concrete, with an R^2 coefficient of over 0.95.

Keywords: compressive strength; self-compacting concrete; least squares support vector machine.

1. Mở đầu

Bê tông tự lèn (SCC), còn được gọi là bê tông tự đầm, là một trong những loại bê tông được sử dụng rộng rãi hiện nay. Bê tông này bắt đầu được phát triển tại Nhật Bản từ những năm 1980, xuất

phát từ thực tế thiếu nhân công lao động. Loại bê tông này có các đặc tính đặc biệt sau: khả năng lấp đầy, khả năng vượt qua chướng ngại vật, khả năng chống phân tầng cao (gồm cả phân tầng tĩnh và động). Khác với các loại bê tông khác,

*Tác giả liên hệ: Trần Thu Hiền

Email: tranthuhien197@gmail.com

SCC không yêu cầu đầm bằng ngoại lực từ các thiết bị cơ khí như đầm rung, đầm dùi... Ngoài những tính chất ưu việt về thi công như vậy, bê tông tự lèn còn duy trì tất cả các đặc tính cơ học và độ bền chung của bê tông [5].

Từ những đặc điểm về thành phần và tính chất ở trạng thái tươi, bê tông tự lèn có những ưu điểm như sau: hiệu quả kinh tế cao do giảm thời gian thi công cũng như thiết bị và nhân công lao động, thân thiện với môi trường do sử dụng một lượng lớn các sản phẩm phụ công nghiệp (tro bay, muối silic...), giảm tiếng ồn xây dựng và các mối nguy hại cho sức khỏe nhân công lao động. Phạm vi ứng dụng của bê tông tự lèn rất rộng rãi: các cấu kiện bê tông cốt thép có hàm lượng cốt thép cao, các cấu kiện đòi hỏi chất lượng bề mặt hoàn thiện cao, các cấu kiện xây dựng khó tiếp cận để thi công, đầm và hoàn thiện, các cấu kiện bê tông cho công trình đặc biệt có nguy cơ nguy hiểm cao [5].

Để đảm bảo chất lượng của bê tông trong suốt quá trình sử dụng, các tính chất khác nhau của SCC cần đảm bảo, cả ở trạng thái tươi (độ chảy xèo, độ nhót...) lẫn đóng rắn (cường độ, tính co ngót, từ biến...). Trong số những tính chất của bê tông, cường độ nén (CS) của SCC là một thông số cơ học cơ bản đảm bảo khả năng chịu lực của các cấu kiện bê tông. Nhiều tính chất khác của SCC như mô đun đàn hồi và cường độ chịu kéo có thể được suy ra từ cường độ nén. Việc xác định cường độ chịu nén của bê tông nói chung được thực hiện thông qua thực nghiệm. Công tác này đòi hỏi nhiều về kinh phí và thời gian. Chính vì vậy, khả năng dự đoán cường độ chịu nén của hỗn hợp SCC với các tỷ lệ thành phần khác nhau [3] đóng một ý nghĩa quan trọng. Phân tích các hồ sơ thử nghiệm hiện có và xây dựng các mô hình thông minh có thể ước tính CS của hỗn hợp SCC là mục tiêu của nhiều nghiên cứu. Sự chính xác của các mô hình này trở thành công cụ hỗ trợ thiết kế hỗn hợp SCC. Công tác thiết kế một hỗn hợp SCC với nguyên vật liệu thích hợp để đạt

cường độ yêu cầu vẫn là một nhiệm vụ thách thức trong xây dựng dân dụng.

Trong những năm gần đây, cộng đồng nghiên cứu đã quan sát thấy xu hướng áp dụng mô hình máy học (machine learning ML) trong việc mô hình hóa CS của nhiều loại bê tông khác nhau, bao gồm cả SCC [1, 6]. Những mô hình này linh hoạt hơn so với các mô hình thực nghiệm thông thường. Tuy nhiên, việc tạo ra các mô hình chính xác để ước tính CS của SCC không phải là một nhiệm vụ dễ dàng. Nguyên nhân là do mối quan hệ giữa CS và các thành phần vật liệu của nó là các hàm phi tuyến tính và đa biến. Chính vì vậy, mục tiêu của nghiên cứu này là xây dựng một mô hình dự đoán mang đến độ chính xác cao có thể dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn, hướng đến việc phục vụ cho công tác thiết kế và thi công SCC một cách có hiệu quả.

2. Dữ liệu thực nghiệm

Nghiên cứu này sử dụng một tập dữ liệu được tổng hợp từ các nghiên cứu trước để đánh giá khả năng dự đoán cường độ chịu nén của bê tông tự lèn bằng phân tích hồi quy máy vector bình phương tối thiểu (LSSVM) [7]. Tập dữ liệu này bao gồm các hỗn hợp bê tông tự lèn sử dụng muối silic để thay thế một phần xi măng. Loại phụ gia khoáng này góp phần cải thiện và nâng cao nhiều tính chất khác nhau của bê tông tự lèn như khả năng chống phân tầng, độ nhót, cường độ,... [3,5].

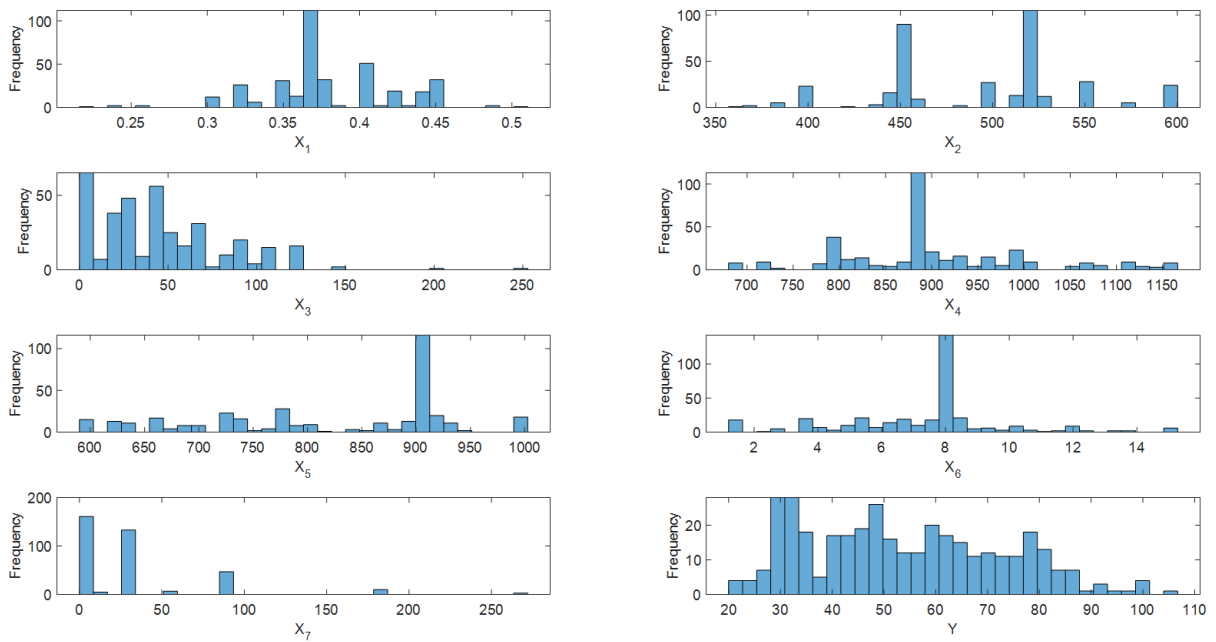
Tập dữ liệu thu thập được gồm 366 mẫu với 7 biến dự đoán như sau: tỷ lệ nước/chất kết dính, khối lượng của chất kết dính, khối lượng của muối silic, khối lượng của cốt liệu mịn, khối lượng của cốt liệu thô, hàm lượng phụ gia siêu dẻo và tuổi của mẫu bê tông. Trong đó, tuổi của bê tông theo ngày được xác định như một trong các yếu tố ảnh hưởng đến cường độ chịu nén của bê tông. Các đặc điểm thống kê liên quan đến tập dữ liệu được cho trong Bảng 1.

Bảng 1. Các biến được sử dụng để dự đoán cường độ chịu nén [2]

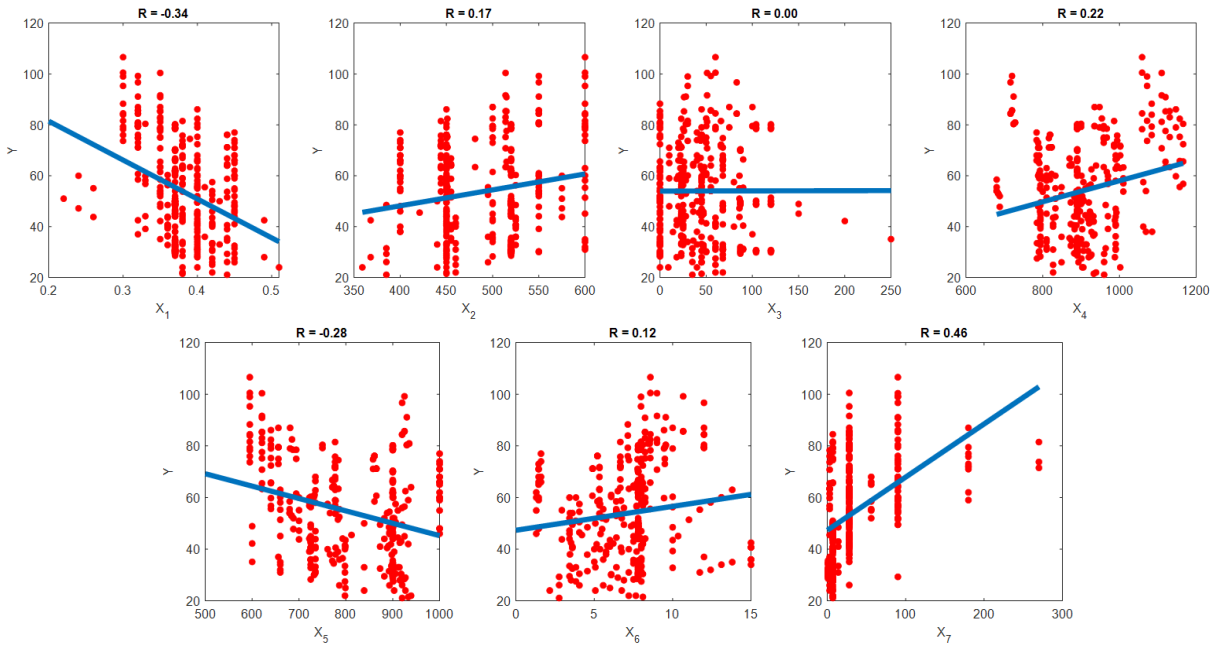
Biến	Ký hiệu	Đơn vị	Min	Trung bình	Tiêu chuẩn	Max
Tỷ lệ nước/ CKD	X1		0,22	0,38	0,04	0,51
Chất kết dính	X2	kg/m ³	359,00	493,09	53,00	600,00
Muội silic	X3	kg/m ³	0,00	45,68	36,84	250,00
Cốt liệu mịn	X4	kg/m ³	680,00	902,90	101,22	1166,00
Cốt liệu thô	X5	kg/m ³	595,00	817,03	112,70	1000,00
Phụ gia siêu dẻo	X6	%	1,30	7,21	2,53	15,00
Tuổi của bê tông	X7	ngày	1,00	32,37	42,92	270,00
Cường độ nén	Y	MPa	21,10	54,01	18,79	106,60

Hình 1 tập hợp các biểu đồ thể hiện tần suất xuất hiện của từng biến số. Các biến số xuất hiện rời rạc, và hoàn toàn không đồng đều. Trong Hình 2 là 7 biểu đồ thể hiện mối tương quan giữa từng biến dự đoán và cường độ chịu nén của SCC- biến được mô hình hóa của tập dữ liệu.

Các biểu đồ cho thấy mối quan hệ phi tuyến giữa các biến dự đoán và cường độ chịu nén của SCC. Vì lý do đó, để dự đoán cường độ chịu nén của SCC một cách hiệu quả đòi hỏi phải sử dụng các phương pháp phân tích phi tuyến tiên tiến.



Hình 1. Tần suất xuất hiện của các biến số



Hình 2. Phân phối của các biến số

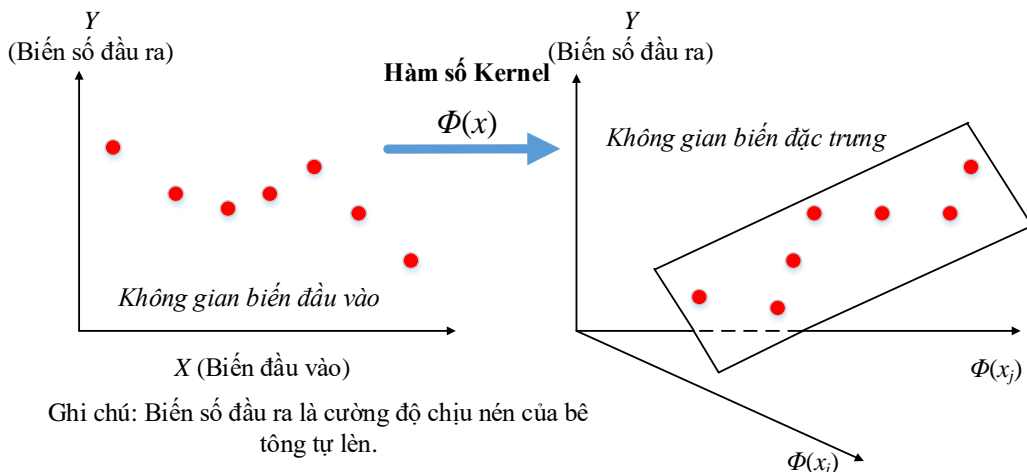
Khả năng dự đoán cường độ chịu nén của bê tông tự lên sẽ được thử nghiệm và kiểm tra bằng phương pháp Mô hình hồi quy mạng lưới nơ ron sâu. Tập dữ liệu gồm 366 kết quả thực nghiệm được chia ngẫu nhiên thành hai tập con: 90% dữ liệu cho tập huấn luyện và 10% dữ liệu cho tập kiểm tra.

3. Phương pháp phân tích hồi quy máy vector bình phương tối thiểu (LSSVM)

Các thuật toán Artificial Neural Network (ANN) có một nhược điểm là quá trình đào tạo của nó đạt được thông qua thuật toán gradient

trên không gian lỗi, có thể rất phức tạp và chứa nhiều giá trị cực tiểu cục bộ. Mô hình LSSVM được đề xuất có thể sử dụng để khắc phục nhược điểm của ANN.

LSSVM cho phép mô phỏng đạt kết quả chính xác cao. Ngoài ra, LSSVM có tốc độ tính toán nhanh. Quy trình huấn luyện của LSSVM được quy đổi về việc giải một hệ các phương trình tuyến tính. Hệ phương trình tuyến tính này có thể được giải quyết hiệu quả bằng các phương pháp lặp như thuật toán gradient liên hợp. Hình 3 thể hiện đặc điểm của mô hình LSSVM.

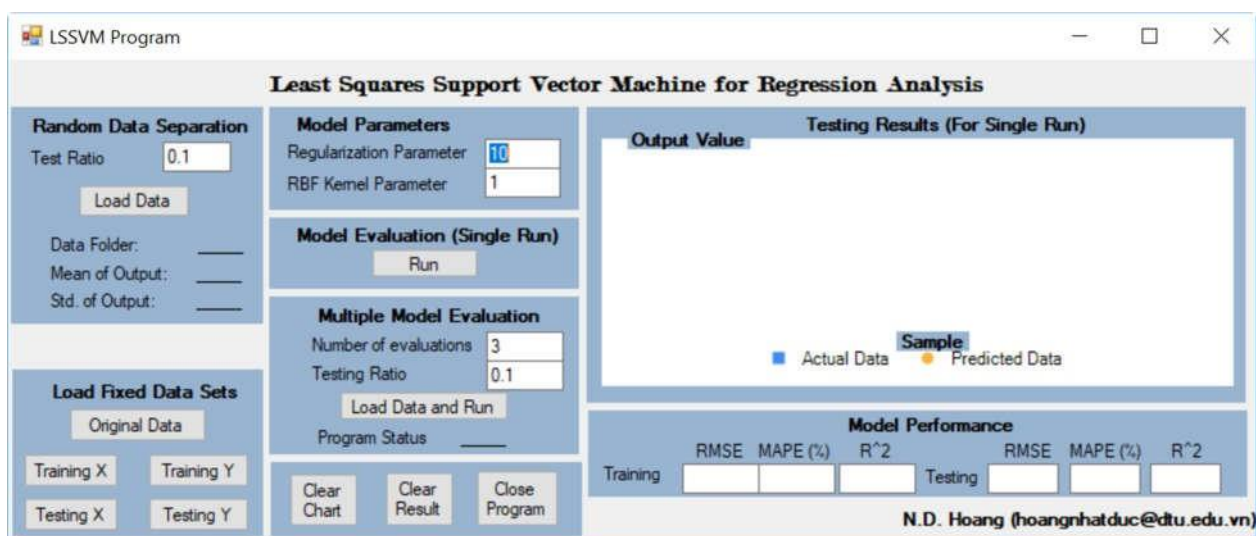


Hình 3. Mô hình LSSVM

Trong mô hình này, hàm kernel thường được sử dụng là hàm cơ sở (Radial Basis Function-RBF). Khi đó, có hai tham số điều chỉnh cần được xác định trong LSSVM, gồm tham số định chuẩn và tham số hàm kernel. Trong đó, tham số định chuẩn kiểm soát các điểm dữ liệu lệch với hàm hồi quy. Tham số hàm kernel liên quan đến tính trơn của hàm hồi quy. Để đảm bảo kết quả mong muốn của mô hình dự đoán, các thông số điều chỉnh này cần được thiết lập đúng.

4. Kết quả và thảo luận

Chương trình Phân tích hồi quy máy vector bình phương tối thiểu (LSSVM) được phát triển trên Visual C#.NET Framework. Hình 4 thể hiện giao diện người dùng (GUI) của chương trình LSSVM. Để chạy chương trình, cần cài đặt .NET framework 4.6.1.



Hình 4. Giao diện người dùng (GUI) của chương trình LSSVM [2]

Chương trình LSSVM hỗ trợ hai cách chạy mô hình dự đoán: chạy một lần hoặc chạy nhiều lần. Cách chạy mô hình một lần được sử dụng trong nghiên cứu này. Đầu tiên chương trình sẽ thực hiện việc phân tách dữ liệu một cách ngẫu nhiên. Một tệp .csv lưu trữ toàn bộ tập dữ liệu được chuẩn bị. Trong tệp này, cột cuối cùng chứa biến đầu ra, tức cường độ chịu nén của bê tông tự lèn. Việc chuẩn hóa điểm Z sẽ được thực hiện tự động. Mô hình cũng chuyển đổi biến đầu ra về phạm vi ban đầu của nó. Thông số Test Ratio (Tỷ lệ kiểm tra) cần được chỉ định. Nếu Tỷ lệ kiểm tra là 0,1 thì 10% dữ liệu sẽ được rút ngẫu nhiên để tạo thành tập dữ liệu thử nghiệm;

phần còn lại của tập dữ liệu được sử dụng để đào tạo mô hình.

Sau đó, 4 tệp .csv sẽ được khởi tạo để lưu trữ đầu vào đào tạo X, đầu vào thử nghiệm X, đầu ra đào tạo Y và đầu ra thử nghiệm Y.

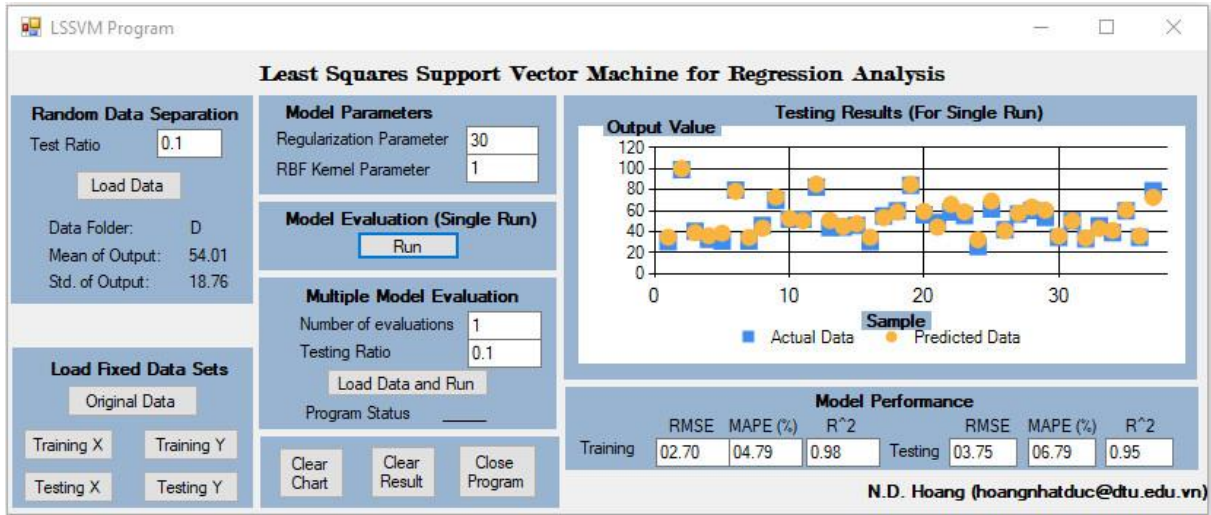
Trước khi chạy đánh giá mô hình, các siêu tham số của LSSVM bao gồm tham số chuẩn hóa và tham số hàm kernel RBF phải được chỉ định. Hai tham số này có thể được xác định thông qua các phương pháp siêu dữ liệu hoặc tìm kiếm dạng lưới [4].

Bảng 2 thể hiện thông số của chương trình LSSVM chạy một lần nhằm dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn chứa muội silic.

Bảng 2. Thông số của mô hình LSSVM

	Tỷ lệ kiểm tra	Tham số chuẩn hóa	Tham số hàm kernel RBF
Tập dữ liệu 2	0.1	30	1

Hình 5 thể hiện các thông số đã được sử dụng của mô hình LSSVM và kết quả dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn chứa muối silic.



Hình 5. Mô hình LSSVM dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn chứa muối silic

Mô hình LSSVM cho kết quả dự báo cường độ chịu nén của bê tông tự lèn với độ chính xác cao. Các kết quả dự báo rất sát với kết quả đo đạc bằng thực nghiệm. Khả năng dự báo của mô

hình được đánh giá thông qua các chỉ số RMSE, MAPE và R² và được thống kê trong Bảng 3. Chỉ số RMSE và MAPE càng nhỏ, R² càng gần 1 càng thể hiện mô hình dự báo chính xác.

Bảng 3. Hiệu suất của mô hình LSSVM

Tập huấn luyện			Tập kiểm tra		
RMSE (MPa)	MAPE (%)	R ²	RMSE (MPa)	MAPE (%)	R ²
2.70	4.79	0.98	3.75	6.79	0.95

5. Kết luận

Nghiên cứu này đã thu thập một tập dữ liệu thực nghiệm về cường độ chịu nén của bê tông tự lèn. Tập dữ liệu chứa 366 điểm dữ liệu về bê tông tự lèn sử dụng muối silic làm phụ gia khoáng thay thế xi măng. Bảy biến số được sử dụng để dự đoán cường độ nén của bê tông.

Cường độ chịu nén của bê tông tự lèn được dự đoán bằng mô hình hồi quy máy vector bình phương tối thiểu. Mô hình này cho thấy khả năng dự báo chính xác cường độ chịu nén của bê tông

tự lèn trên cả tập huấn luyện và tập kiểm tra. Hệ số xác định R² đạt được tương ứng là 0.98 và 0.95. Kết quả tính toán cho thấy mô hình học máy có thể mô phỏng được 95% - 98% mức độ giao động của giá trị cường độ chịu nén của bê tông. Như vậy, mô hình này hoàn toàn có khả năng ứng dụng để giải quyết các bài toán trong kỹ thuật xây dựng: hỗ trợ công tác thiết kế cấp phối bê tông, giúp hạn chế số lượng mẫu thử nghiệm và từ đó giảm kinh phí thực nghiệm.

Tài liệu tham khảo

- [1] Asteris, P.G., Mokos, V.G. (2020). “Concrete compressive strength using artificial neural networks”. *Neural Computing and Applications* (32), 11807–11826.
- [2] Đức, H.N. (2022). “Machine Learning-Based Estimation of the Compressive Strength of Self-Compacting Concrete: A Multi-Dataset Study”. *Mathematics* (10(20)), 3771.
- [3] Flatt, R.J., Aïtcin, P.C. (2016). *Science and Technology of Concrete Admixtures*. Cambridge: Woodhead.
- [4] Đức, H.N., Diêu, B.T. (2018). “Predicting earthquake-induced soil liquefaction based on a hybridization of kernel Fisher discriminant analysis and a least squares support vector machine: a multi-dataset study”. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* (77(1)), 191–204.
- [5] Khayat, K.H., De Shutter, G. (2014). *Mechanical Properties of Self-Compacting Concrete*. London: Springer.
- [6] Ni, H.G., Wang, J.Z. (2000). “Prediction of compressive strength of concrete by neural networks”. *Cement and Concrete Research* 30(8), 1245-1250.
- [7] Pazouki, G., Golafshani E., Behnood, A. (2021). “Predicting the compressive strength of self-compacting concrete containing Class F fly ash using metaheuristic radial basis function neural network”. *Structural Concrete* (23(2)).