



TỐI ƯU HÓA MÁY VEC TƠ HỖ TRỢ ĐỂ DỰ BÁO CƯỜNG ĐỘ CHỊU NÉN CỦA BÊ TÔNG MUỘI SILIC

ThS. BÙI GIA LINH

Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải,

TÓM TẮT

Việc sử dụng muội silic trong bê tông để thay thế một phần xi măng có một số lợi ích điển hình bao gồm giảm lượng khí thải CO₂, tiết kiệm chi phí cho bê tông, tăng độ bền và các đặc tính cơ học. Trong đó, cường độ nén của bê tông là một trong những đặc tính cơ học quan trọng nhất trong thiết kế kết cấu bê tông. Trong nghiên cứu này, mô hình máy vec tơ hỗ trợ (SVM) đã được phát triển để dự đoán cường độ nén của bê tông muội silic. Một bộ cơ sở dữ liệu gồm 240 kết quả thí nghiệm đã được sử dụng cho quá trình huấn luyện và kiểm chứng mô hình học máy đề xuất, với sáu thông số đầu vào, đó là hàm lượng xi măng, hàm lượng muội silic thay thế, hàm lượng nước, hàm lượng cốt liệu, hàm lượng chất hóa dẻo và tuổi của bê tông. Các chỉ số thống kê khác nhau đã được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình đề xuất, bao gồm hệ số tương quan (R), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Kết quả cho thấy mô hình SVM là một phương pháp hiệu quả để dự đoán cường độ nén của bê tông muội silic.

TỪ KHÓA: Trí tuệ nhân tạo (AI); máy vec tơ hỗ trợ (SVM); bê tông muội silic; cường độ nén;

ABSTRACT

The use of silica fume in concrete as a partial cement replacement has many benefits, including reduced CO₂ emissions, cost savings for concrete, and increased durability and mechanical properties. The compressive strength of concrete is one of the most important mechanical properties in the design phase of concrete structures. Therefore, in this study, a support vector machine (SVM) model was developed to predict the compressive strength of silica fume concrete. A database of 240 experimental results was used to train and verify the proposed machine learning model, with six input parameters: cement, silica fume, plasticizer, water, aggregate and ages. Various statistical indexes have been used to evaluate the performance of the proposed model, including correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE). The results show that the SVM model is an effective method to predict the compressive strength of silica fume concrete.

KEYWORDS: Artificial Intelligence (AI); Support Vector Machine (SVM); concrete silica fume; compressive strength;

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Bê tông là một trong những vật liệu được sử dụng phổ biến trong lĩnh vực giao thông và xây dựng. Theo nghiên cứu của tổ chức Chatham House, nơi tập trung nghiên cứu những vấn đề quốc tế đáng lo ngại, quá trình sản xuất bê tông tạo ra từ 4 - 8% lượng CO₂ toàn cầu. Một nửa số CO₂ thải ra trong lượng 4 - 8% kể trên tới từ quá trình sản xuất clinker, đây là giai đoạn tốn năng lượng nhất trong quy trình làm xi măng. Bên cạnh việc phát thải CO₂, quá trình sản xuất xi măng còn tiêu tốn một lượng nước khổng lồ, chiếm 1/10 lượng nước sử dụng của ngành công nghiệp toàn cầu. Do đó, việc phát triển vật liệu bê tông bền vững cho hiện tại và tương lai chính là giải pháp hữu hiệu để tăng hiệu quả sử dụng của loại vật liệu xây dựng phổ biến

nhất này, đồng thời giảm mặt trái và tác động xấu đến môi trường. Hiện nay, vật liệu kết dính bổ sung (SCM) thường được sử dụng để thay thế một phần xi măng trong sản xuất bê tông do khả năng của chúng trong việc cải thiện các tính chất cơ học và độ bền của hỗn hợp bê tông, giảm các vấn đề liên quan đến phát thải CO₂ và giảm thiểu các tác động xấu đến môi trường [1,2]. SCM có sẵn dưới nhiều dạng pozzolan tự nhiên hoặc các sản phẩm phụ công nghiệp. Muội silic (Silica Fume - SF), là một trong những SCM được sử dụng rộng rãi, là sản phẩm phụ của quá trình nấu chảy trong ngành công nghiệp silicon và ferrosilicon. SF được coi là một SCM siêu mịn với kích thước hạt trung bình nhỏ hơn 1 μm. SCM này có hoạt tính pozzolanic cao, do đó, nó làm giảm độ xốp của bê

tông và cải thiện vùng chuyển tiếp giữa các mặt thông qua việc tăng lượng sản phẩm hydrat hóa và tiêu thụ canxi hydroxit [3]. Hơn nữa, hỗn hợp bê tông chứa SF có nhiều ưu điểm khác nhau như cường độ nén sớm cao, tăng cường độ kéo, độ bền nén, độ bền uốn, mô đun đàn hồi và độ dẻo dai, cải thiện độ bền, giảm tính thấm đối với clorua và sự xâm nhập của nước và tăng khả năng chống mài mòn [4]. Vì những ưu điểm của nó, muội silic có nhiều ứng dụng trong hỗn hợp bê tông như bê tông hiệu suất cao và bê tông cường độ cực cao cho các tòa nhà cao tầng, cầu đường cao tốc, sàn đỗ xe, lớp phủ mặt cầu và các công trình biển.

Cường độ nén của bê tông là một trong những thông số thiết kế chính được sử dụng trong các tiêu chuẩn thiết kế. Nói chung,

hỗ trợ bê tông có chứa SF phát triển cường độ nén cao hơn so với bê tông thông thường. Một số phương trình và mối quan hệ thực nghiệm đã được các nhà nghiên cứu khác nhau đề xuất để ước tính cường độ nén bê tông dựa trên tỷ lệ hỗn hợp và các đặc tính khác của chúng [5,6]. Các phương trình này chủ yếu được phát triển bằng cách sử dụng dữ liệu thực nghiệm thu được đối với bê tông thông thường, điều này làm cho việc áp dụng các phương trình này cho các loại bê tông khác là không đáng tin cậy. Vì vậy, việc phát triển một mô hình đáng tin cậy để ước tính cường độ nén của bê tông muội silic là cần thiết.

Do đó, mục đích của bài báo này là xây dựng mô hình máy học có tên là máy vec tơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM) để dự đoán cường độ nén của bê tông thành phần và thời gian cụ thể. Mô hình SVM đã được xây dựng dựa trên bộ dữ liệu gồm 240 kết quả thí nghiệm được thu thập từ các nghiên cứu thực nghiệm. Nội dung của bài báo được chia thành các phần như sau: Phần thứ hai trình bày nội dung cơ bản của mô hình dự báo và các thông tin cơ bản của bộ dữ liệu; phần thứ ba trình bày kết quả tính toán và cuối cùng là kết luận

2. MÔ HÌNH VÀ DỮ LIỆU SỬ DỤNG CHO BÀI TOÁN

2.1. Mô hình dự báo

2.1.1. Máy vec tơ hỗ trợ (Support Vector Machine - SVM)

Máy vectơ hỗ trợ (Support Vector Machine-SVM) là một trong những thuật toán phổ biến nhất trong học máy với khả năng áp dụng cho các bài toán phân loại (Support Vector Classification - SVC) và các bài toán hồi quy (Support Vector Regression - SVR). Ý tưởng của thuật toán SVM là xây dựng 1 siêu phẳng hoặc 1 tập hợp các siêu phẳng trong 1 không gian nhiều chiều hoặc vô hạn chiều với mục đích tối đa hóa xác suất đưa ra dự

đoán chính xác bằng cách xác định đường biên cách các quan sát xa nhất. Với vai trò giải quyết vấn đề tối ưu hóa hồi quy, lý thuyết cơ bản của SVM được tóm tắt như sau:

Đối với tập dữ liệu huấn luyện có dạng

$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \subset X \times \mathcal{R}$ trong đó $x_i \in X$ xác định miền dữ liệu đầu vào, $y_i \in \mathcal{R}$ biểu diễn dữ liệu đầu ra tương ứng với x_i , n là số lượng mẫu huấn luyện. Mục tiêu của máy học vec tơ hỗ trợ hồi quy ϵ -SVR là tìm một hàm quyết định siêu phẳng $F(x)$ tối ưu sao cho độ lệch trên tất cả các y_i của tập dữ liệu huấn luyện phải nhỏ hơn giá trị sai số ϵ . Với bài toán hồi quy tuyến tính, hàm quyết định $F(x)$ mô tả mối quan hệ phi tuyến giữa đầu vào và đầu ra được thể hiện như sau:

$$F(x) = w\phi(x) + b \quad (1)$$

Trong đó: w là trọng số của vec tơ, ϕ là không gian đặc trưng chiều cao, và b là độ lệch của siêu phẳng.

Khái niệm cơ bản của SVM là giảm thiểu rủi ro cấu trúc, khi đó w và b được xác định bằng cách cực tiểu hóa hàm mục tiêu:

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2$$

Với điều kiện

$$\begin{cases} y_i - [w \cdot \phi(x_i) + b] \leq \epsilon \\ w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

Để giải quyết vấn đề tìm hàm siêu phẳng $F(x)$ với "lề mềm", các biến bù ξ và ξ^* được đưa thêm vào, khi đó, bài toán tối ưu (2) được viết lại như sau:

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

Với điều kiện

$$\begin{cases} y_i - [w \cdot \phi(x_i) + b] \leq \epsilon + \xi_i \\ w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

Trong mô hình ϵ -SVR, hàm Lagrangian kép được sử dụng để tối ưu hoá hiệu suất của mô hình. Để ánh xạ dữ liệu đầu vào lên một không gian tính năng có nhiều chiều hơn, các hàm hạt nhân được sử dụng để chuyển đổi mối quan hệ của các biến đầu vào từ dạng phi tuyến sang tuyến tính. Bất kỳ một hàm nào thoả mãn điều kiện Mercer (Vapnik 2000) đều có thể được sử dụng làm hàm hạt nhân. Trong số đó, các hàm tuyến tính, đa thức, sigmoid và Gaussian là các hàm hạt nhân được sử dụng phổ biến nhất. Các hàm này được thể hiện trong bảng 1.

Bảng 1: Một số hàm hạt nhân phổ biến

Phân loại hàm hạt nhân	Hàm hạt nhân
Hàm tuyến tính	$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
Hàm đa thức	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i \cdot x_j + c)^d$
Hàm Gaussian	$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma(x_i - x_j)^2)^d$
Hàm Sigmoid	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i \cdot x_j + c)^d$

Bằng cách áp dụng hàm kernel, bài toán đối ngẫu của SVM chính là bài toán tối ưu hóa sau:

$$\max_{\lambda} \lambda^T l_N - \frac{1}{2} \lambda^T K \lambda$$

với các ràng buộc

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \quad (0 \leq \lambda_i \leq C) \quad (4)$$

2.1.2. Tối ưu hóa tối thiểu tuần tự (Sequential Minimal Optimization - SMO)

Thuật toán tối thiểu tuần tự (Sequential Minimal Optimization - SMO) là thuật toán tối ưu dành riêng cho phương pháp SVM do J. Platt đưa ra vào năm 1998 [7] "title-short": "Sequential minimal optimization", "author": [{"family": "}



Platt", "given": "John"}, "issued": {"date-parts": [{"1998"}]}}, "schema": "https://github.com/citation-style-language/schema/raw/master/csl-citation.json". Thuật toán SMO bao gồm 3 nội dung chính:

- Thay vì không chế tất cả các ràng buộc, ta cố định phần lớn các biến λ và chỉ tối ưu hoá một cặp (λ_i, λ_j) nào đó.

- Giá trị tối ưu của cặp (λ_i, λ_j) có thể viết dưới dạng công thức (của dữ liệu và các biến λ_k khác) chứ không cần chạy một thuật toán tối ưu nào cả.

- Lần lượt chọn các cặp (λ_i, λ_j) theo một tiêu chí (heuristics) nào đó để thuật toán nhanh chóng hội tụ về nghiệm tối ưu.

Cho đến nay, các ý tưởng của thuật toán SMO vẫn là các ý tưởng chính khi thiết kế và cài đặt các thuật toán học máy sử dụng vec tơ hỗ trợ.

2.1.3. Đánh giá khả năng dự báo của mô hình

Trong nghiên cứu này, hệ số tương quan Pearson (R), căn của sai số toàn phương trung bình (RMSE), và sai số tuyệt đối trung bình (MAE) được sử dụng làm ba tiêu chí đánh giá để đánh giá tương quan giữa các giá trị dự báo bằng mô hình SVM và giá trị thí nghiệm thực tế. Về cơ bản, RMSE và MAE càng tiến tới 0 thì mô hình có năng lực càng cao. Giá trị của R nằm trong khoảng -1 đến 1, và giá trị tuyệt đối của R càng tiến tới 1 thì mô hình có độ chính xác càng cao. Giá trị RMSE, MAE và R được xác định theo các công thức sau:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{0,j} - p_{t,j})^2} \quad (5)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |p_{0,j} - p_{t,j}| \quad (6)$$

$$R = \frac{\sum_{j=1}^N (p_{0,j} - \bar{p}_0)(p_{t,j} - \bar{p}_t)}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (p_{0,j} - \bar{p}_0)^2 \sum_{j=1}^N (p_{t,j} - \bar{p}_t)^2}} \quad (7)$$

Trong đó: N là số lượng bộ dữ liệu, p_0 và \bar{p}_0 là giá trị thí nghiệm thực tế và giá trị thí nghiệm thực tế trung bình, p_t và \bar{p}_t là giá trị dự đoán và giá trị dự đoán trung bình, được tính theo mô hình dự báo.

2.2. Dữ liệu được sử dụng

Trong phần nghiên cứu này, mô hình SVM được sử dụng để dự đoán cường độ nén của bê tông với tỷ lệ thay thế muối silic khác nhau. Bài toán được đề xuất để xây dựng mô hình SVM gồm sáu thông số đầu vào và một tham số đầu ra. Các thông số, cụ thể là hàm lượng xi măng (C), hàm lượng muối silic thay thế (SF), hàm lượng nước (W), hàm lượng cốt liệu (AG), hàm lượng chất hóa dẻo (P) và tuổi của bê tông (A) được chọn làm biến đầu vào. Biến đầu ra của mô hình là cường độ nén của bê tông muối silic (Y). Với mục đích này, một bộ cơ sở dữ liệu gồm 240 kết quả thí nghiệm được thu thập từ các nghiên cứu thử nghiệm [8]. Phạm vi của các tham số được sử dụng làm biến đầu vào và đầu ra được trình bày trong Bảng 2.

Dữ liệu trong nghiên cứu này được chia ngẫu nhiên thành hai tập hợp con, trong đó 70% dữ liệu được sử dụng làm tập huấn luyện mô hình và 30% được sử dụng để kiểm tra hiệu suất của mô hình. Để nâng cao độ chính xác của các mô hình học máy và tránh các lỗi không mong muốn trong quá trình huấn luyện và kiểm chứng, cơ sở dữ liệu được chuẩn hóa trong phạm vi [0; 1] bằng cách sử dụng công thức dưới đây:

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (8)$$

trong đó X_{\max} và X_{\min} lần lượt là giá trị tối đa và tối thiểu của biến được xem xét, X_n là giá trị chuẩn hóa của biến X.

Bảng 2. Phạm vi của các tham số trong nghiên cứu này

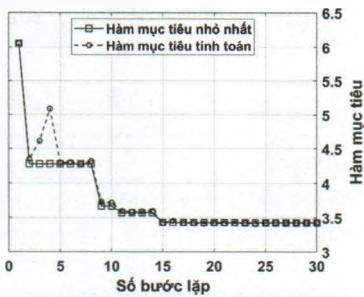
Thông số	Ký hiệu	Minimum	Maximum
Xi măng (kg/m ³)	C	280	450
Muối silic (kg/m ³)	SF	0	90
Nước (l/m ³)	W	105	270
Phụ gia hoá dẻo (l/m ³)	P	1.1	28.5
Cốt liệu (kg/m ³)	AG	1502.9	2024.3
Tuổi bê tông (ngày)	A	3	500
Cường độ nén của bê tông (MPa)	Y	20.2	110

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Tối ưu hóa tham số SVM

Dựa trên tập dữ liệu đào tạo, mô hình SVM ban đầu được thiết lập sử dụng năm tham số để điều chỉnh độ chính xác của mô hình, cụ thể là BoxConstraint, CacheSize, Epsilon, GapTolerance và hàm hạt nhân. Trong kỹ thuật học máy, việc điều chỉnh nhiều tham số cho mô hình sẽ khó khăn và khối lượng tính toán cũng nhiều hơn. Trong nghiên cứu này, các kỹ thuật tối ưu hoá SMO được thực hiện để tìm giá trị tối ưu của các tham số trong mô hình SVM. Trong quá trình tối ưu hóa mô hình SVM, giá trị của hàm mục tiêu được sử dụng để đánh giá quá trình tối ưu hóa của thuật toán tối ưu hóa. Mô hình SVM tối ưu nhất được tìm thấy bởi kỹ thuật tối ưu hóa SMO là mô hình có giá trị hàm mục tiêu nhỏ nhất (bản chất là sai số nhỏ nhất). Quá trình thử và sai được tiến hành. Bên cạnh đó, hiệu suất của mô hình SVM được đánh giá phụ thuộc vào số lần lặp tối đa để điều chỉnh các thông số của mô hình. Để tránh làm cho quá trình tối ưu hóa quá lâu và tiết kiệm thời gian, số lần lặp lại tối đa

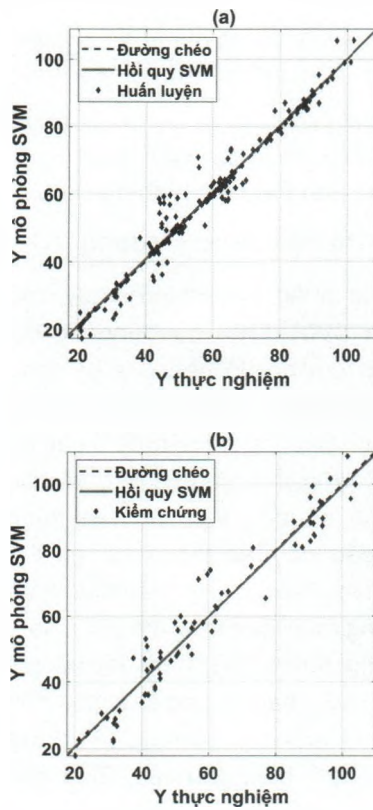
được đặt thành 30 lần. Hình 3.1 cho thấy giá trị của hàm mục tiêu với 30 lần lặp lại. Quan sát thấy rằng, sau khoảng 15 lần lặp, giá trị của hàm mục tiêu đạt được sự hội tụ ổn định. Điều này cho thấy việc chọn 30 lần lặp để đánh giá hiệu quả hoạt động của mô hình SVM là hoàn toàn hợp lý. Kết quả của các tham số tối ưu của mô hình SVM với 30 lần lặp là BoxConstraint = 29.9, CacheSize = 1000, Epsilon = 13.49, GapTolerance = 0.001 và hàm hạt nhân là hàm đa thức bậc 3.



Hình 3.1. Ảnh hưởng của số lần lặp đến giá trị hàm mục tiêu khi dùng SVM.

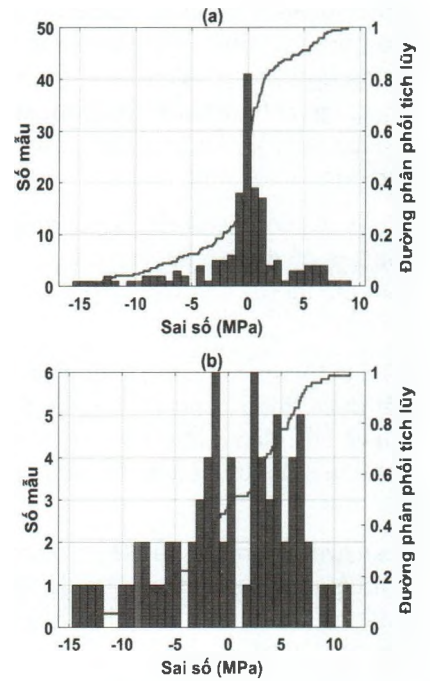
3.2. Khả năng dự báo của mô hình SVM

Sử dụng cấu trúc SVM tối ưu đã được trình bày ở phần trước, mô phỏng được thực hiện để xác định cường độ chịu nén của bê tông muối silic. Mô hình hồi quy cho dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng được thể hiện trong Hình 3.2a và 3.2b. Giá trị hệ số xác định thu được cho dữ liệu huấn luyện là $R = 0.9785$ và giá trị cho dữ liệu kiểm chứng là $R = 0.9705$. Bên cạnh đó, các giá trị RMSE lần lượt là 4.3199 và 5.8825; giá trị MAE lần lượt là 2.6892 và 4.8316 cho dữ liệu huấn luyện và kiểm chứng. Điều này cho thấy khả năng dự đoán của mô hình SVM với tối ưu hóa SMO là rất cao. Do đó, có thể kết luận rằng việc áp dụng mô hình SVM để dự đoán cường độ chịu nén của bê tông muối silic là hoàn toàn khả thi.

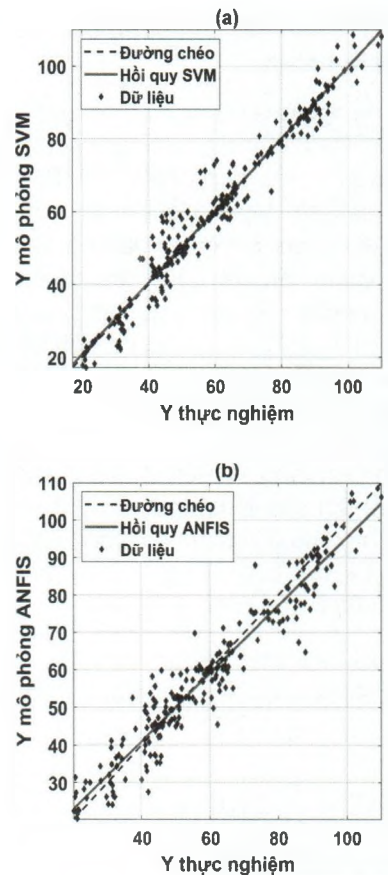


Hình 3.2. Biểu đồ hồi quy của mô hình SVM cho phần huấn luyện (a) và kiểm chứng (b).

Sai số của mô hình SVM được vẽ giữa giá trị dự đoán và giá trị thực nghiệm cho cơ sở dữ liệu huấn luyện (Hình 3.3a) và cơ sở dữ liệu kiểm chứng (Hình 3.3b). Có thể thấy các giá trị sai số tương ứng với cơ sở dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm là tương đối nhỏ. Dựa trên phân bố tích lũy (đường màu đỏ), có thể dễ dàng xác định sai số phần trăm của các mẫu bê tông trong một phạm vi. Ví dụ, với cơ sở dữ liệu huấn luyện, tỷ lệ phần trăm mẫu có lỗi trong khoảng [-5; 5] MPa là khoảng 80%. Tương tự, sai số 60% giữa giá trị thử nghiệm và mô phỏng SVM của cơ sở dữ liệu kiểm chứng là khoảng [-5; 5] MPa. Kết quả của các tiêu chí hiệu suất cho thấy mô hình SVM sử dụng thuật toán tối ưu hóa SMO có thể dự đoán rất tốt cường độ nén của bê tông muối silic.



Hình 3.3. Biểu đồ sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế cho phần huấn luyện (a) và kiểm chứng (b).



Hình 3.4. Kết quả so sánh mô hình SVM trong nghiên cứu này và mô hình ANFIS trong nghiên cứu [9].



Để chứng minh khả năng dự báo rất tốt của mô hình SVM, nghiên cứu này tiến hành so sánh với mô hình ANFIS được xây dựng trong nghiên cứu [9]. Đồ thị hồi quy cường độ nén của bê tông muội silic thu được từ dữ liệu thực nghiệm và dự đoán bằng mô hình SVM được mô tả trong Hình 3.4a, trong khi so sánh giữa dữ liệu thực nghiệm và mô hình ANFIS được trình bày trong Hình 3.4b. Có thể quan sát thấy rõ ràng mô hình SVM được đề xuất ước tính tốt hơn cường độ nén của bê tông muội silic so với ANFIS, vì các điểm dữ liệu tập trung hơn về đường chéo (đường hồi quy lý tưởng đại diện cho hồi quy $R = 1$). Để làm nổi bật kết quả so sánh bằng đồ thị, hệ số R cũng được tính toán trên toàn bộ dữ liệu để xác nhận mối tương quan chặt chẽ giữa cường độ nén của bê tông muội silic tính toán bởi SVM

và dữ liệu thử nghiệm đo được. Cụ thể, mô hình ANFIS có giá trị $R = 0.9530$, còn SVM trên cả bộ dữ liệu là 0.9747 . Điều này chứng tỏ rõ ràng rằng các dự báo dựa trên SVM được đề xuất có thể mang lại ước tính tốt hơn về cường độ nén của bê tông muội silic. Nếu những kết quả thí nghiệm được tập hợp lại và được tận dụng hơn nữa để tạo thành một bộ dữ liệu lớn hơn, việc sử dụng SVM để xây dựng mối tương quan với độ chính xác cao sẽ đem lại tiện ích rất nhiều cho các kỹ sư ngành vật liệu.

4. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Trong bài báo này, một mô hình phân tích dựa trên SVM được đề xuất để dự đoán cường độ nén của bê tông muội silic. Bộ cơ sở dữ liệu gồm 240 kết quả thí nghiệm cường độ bê tông muội silic được thu thập và dùng để xây dựng mô

hình SVM. Trong mô hình SVM được xây dựng, có tổng cộng sau biến đầu vào, cụ thể là hàm lượng xi măng, hàm lượng muội silic thay thế, hàm lượng nước, hàm lượng cốt liệu, hàm lượng chất hóa dẻo và tuổi của bê tông, cũng như một biến đầu ra là cường độ nén của bê tông muội silic. Các tiêu chí xác nhận khác nhau, cụ thể là R , RMSE và MAE đã được sử dụng để đánh giá mối tương quan giữa giá trị dự đoán theo mô hình SVM và giá trị thí nghiệm thực tế. Kết quả cho thấy mô hình SVM được đề xuất để dự đoán cường độ nén của bê tông muội silic đạt hiệu suất tốt với hệ số tương quan $R = 0.9705$. Điều này cho thấy mô hình SVM đề xuất có thể giúp ích cho các kỹ sư vật liệu trong công tác thiết kế cấp phối bê tông muội silic. ■

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] D. Pedro, J. De Brito, L. Evangelista, Mechanical characterization of high performance concrete prepared with recycled aggregates and silica fume from precast industry, *Journal of Cleaner Production*. 164 (2017) 939-949.
- [2] K.P. Verian, A. Behnood, Effects of deicers on the performance of concrete pavements containing air-cooled blast furnace slag and supplementary cementitious materials, *Cement and Concrete Composites*. 90 (2018) 27-41.
- [3] Z. Zhang, B. Zhang, P. Yan, Hydration and microstructures of concrete containing raw or densified silica fume at different curing temperatures, *Construction and Building Materials*. 121 (2016) 483-490.
- [4] R. Siddique, N. Chahal, Use of silicon and ferrosilicon industry by-products (silica fume) in cement paste and mortar, *Resources, Conservation and Recycling*. 55 (2011) 739-744.
- [5] A. Behnood, V. Behnood, M.M. Gharehveran, K.E. Alyamac, Prediction of the compressive strength of normal and high-performance concretes using M5P model tree algorithm, *Construction and Building Materials*. 142 (2017) 199-207.
- [6] M. Velay-Lizancos, J.L. Perez-Ordoñez, I. Martinez-Lage, P. Vazquez-Burgo, Analytical and genetic programming model of compressive strength of eco concretes by NDT according to curing temperature, *Construction and Building Materials*. 144 (2017) 195-206.
- [7] J. Platt, Sequential minimal optimization: A fast algorithm for training support vector machines, (1998).
- [8] F. Ozcan, Properties of silica fume mortar and concrete and prediction of compressive strength by accelerated curing, PhD Thesis, PhD thesis, Cukurova University, 2005.
- [9] F. Özcan, C.D. Atiş, O. Karahan, E. Uncuoğlu, H. Tanyildizi, Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete, *Advances in Engineering Software*. 40 (2009) 856-863.