

Sử dụng phương pháp học máy dự đoán tốc độ phát triển của tảo *Chlorella vulgaris* trên bề mặt vữa

Using machine learning approaches to estimate algal development on mortar surface

Trần Thu Hiền^{a,b*}
Thu Hien Tran^{a,b*}

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

^bKhoa Xây dựng, Trường Đại học Duy Tân, Đà Nẵng, Việt Nam

^aInstitute of Research and Development, Duy Tan University, Da Nang, 550000, Vietnam.

^bFaculty of Civil Engineering, Duy Tan University, Da Nang, 550000, Vietnam.

(Ngày nhận bài: 06/01/2020, ngày phân biện xong: 07/02/2020, ngày chấp nhận đăng: 27/6/2020)

Tóm tắt

Bài báo trình bày kết quả dự đoán tốc độ phát triển của vi tảo *Chlorella vulgaris* trên bề mặt vữa sử dụng phương pháp máy học. Các biến số đầu vào bao gồm loại phụ gia khoáng được sử dụng, hàm lượng phụ gia khoáng và thời gian vi tảo phát triển. Dữ liệu đầu ra là diện tích bề mặt mẫu vữa bị tảo bao phủ sau các thời gian phát triển. Hai phương pháp máy học được sử dụng là mạng trí tuệ nhân tạo Artificial Neural Network (ANN) và Least Square Support Vector Machine (LS-SVM). Kết quả cho thấy phương pháp LS-SVM dự đoán chính xác hơn nhiều so với phương pháp ANN.

Từ khóa: Máy học; vi tảo; vữa.

Abstract

This paper presents the results predicting the growth rate of algae *Chlorella vulgaris* on mortar surface using machine learning methods. The input variables include the type of mineral additives used, the content of mineral additives and the growth period. The output data is the mortar surface ratio covered by algae after development periods. The two machine learning methods used are Artificial Neural Network (ANN), Least Square Support Vector Machine (LS-SVM). The results show that the LS-SVM method predicts much more accurately than the ANN method.

Keywords: Machine learning; algae; mortar.

1. Giới thiệu chung

Vữa là loại vật liệu thường được sử dụng để hoàn thiện bề mặt công trình. Tuy nhiên sau một thời gian sử dụng sẽ bị hư hỏng, một phần nguyên nhân là do sự phát triển của vi sinh vật. Các loài vi sinh vật phát triển trên bề mặt công trình rất đa dạng, có thể là vi khuẩn, vi tảo, vi khuẩn lam, nấm, địa y... thậm chí là dương xỉ

và các thực vật bậc cao. Thông thường, vi sinh vật không tồn tại đơn lẻ trên bề mặt công trình, mà nhiều loài cộng sinh cùng phát triển. Sự phát triển này phụ thuộc vào rất nhiều yếu tố: điều kiện môi trường, kiến trúc công trình và đặc biệt là thành phần, tính chất của vật liệu vữa [1,2]. Dự đoán được sự phát triển của vi sinh vật sẽ cung cấp thông tin hữu ích giúp chủ

*Corresponding Author: Thu Hien Tran; Institute of Research and Development, Duy Tan University, Da Nang, 550000, Vietnam; Faculty of Civil Engineering, Duy Tan University, Da Nang, 550000, Vietnam.

Email: tranthuhien197@gmail.com

đầu tư hoạch định phương án cũng như tài chính để sửa chữa, bảo dưỡng công trình.

Xi măng là loại vật liệu xây dựng được sử dụng từ lâu với nhu cầu không ngừng tăng lên. Việc sản xuất xi măng gây nhiều tác hại tới môi trường như: cạn kiệt tài nguyên khoáng, gây ra tiếng ồn do khai thác, phát thải bụi và đặc biệt là phát thải các khí hiệu ứng nhà kính. Để hạn chế các tác động này, tối thiểu hóa hàm lượng clinker trong xi măng là một trong các giải pháp khả thi nhất hiện nay. Có nhiều loại phụ gia khoáng (đầy hoặc hoạt tính) để thay thế một phần clinker trong xi măng trong đó có tro trấu và muội silic [3].

Nhiều kết quả nghiên cứu đã được công bố liên quan đến ảnh hưởng của hai loại phụ gia này tới cường độ (tại nhiệt độ thường và cao) cũng như tính bền vững của vữa, bê tông (khả năng chống ăn mòn, tốc độ cacbonat...) [4]. Tuy nhiên, mức độ hư hỏng do vi sinh vật trên các loại vữa có sử dụng phụ gia tro trấu và muội silic chưa được đánh giá. Mô hình dự đoán tốc độ phát triển của vi tảo trên vữa cũng

chưa được tiến hành nhiều do tính chất phức tạp và đa ngành của vấn đề [5].

Bài báo này sẽ nghiên cứu, mô phỏng sự phát triển của vi tảo trên vữa sử dụng các thành phần chất kết dính khác nhau. Cụ thể là xi măng Portland, có hoặc không trộn thêm một trong hai loại phụ gia khoáng hoạt tính tro trấu và muội silic.

2. Dữ liệu thực nghiệm

Để mô phỏng, dự đoán sự hư hỏng của vật liệu công trình theo thời gian, các dữ liệu thực nghiệm về tốc độ phát triển của vi tảo trên bề mặt vữa được thu thập. Tổng cộng có 78 dữ liệu về diện tích bề mặt vữa bị vi tảo bao phủ theo thời gian.

Bảng 1 thống kê thành phần cấp phối của năm loại vữa nghiên cứu. Hàm lượng xi măng được thay thế lần lượt bởi 10%, 20% tro trấu hoặc muội silic. Riêng đối với các mẫu có chứa tro trấu, để đảm bảo tính công tác của vữa, phụ gia siêu hóa dẻo được thêm vào. Cụ thể là 0.57 mL đối với vữa 10% tro trấu, và 1.87 mL đối với vữa 20% tro trấu.

Bảng 1. Thành phần vật liệu vữa

STT	Xi măng (g)	Cát (g)	Nước (g)	Hàm lượng phụ gia khoáng			
				Tro trấu (g)	Tro trấu (%)	Muội silic (g)	Muội silic (%)
1	808.0	2424.5	440.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	727.2	2424.5	440.0	80.8	10		
3	646.5	2424.5	440.0	161.5	20		
4	727.2	2424.5	440.0			80.8	10
5	646.5	2424.5	440.0			161.5	20

Các mẫu vữa có kích thước $20 \times 8 \times 1 \text{ cm}^3$ được cắt ra từ một tấm vữa lớn kích thước $40 \times 16 \times 1 \text{ cm}^3$. Tấm vữa lớn này được đúc trong khuôn xếp, kích thước $50 \times 25 \times 1 \text{ cm}^3$, được bảo dưỡng đủ 60 ngày tuổi ở nhiệt độ khoảng 27°C , độ ẩm 100%. Sau đó, phần vữa quanh mép khuôn được cắt loại bỏ (10cm theo chiều dài, 9cm theo chiều rộng) nhằm đảm bảo tính đồng

nhất của vật liệu. Hỗn hợp vữa được cân và trộn theo đúng tiêu chuẩn TCVN 6016:2011 [6] Độ sụt của vật liệu được đo bằng bộ côn và đảm bảo nằm trong khoảng 4-6 cm.

Trong quá trình thí nghiệm, bề mặt vữa được định kì tưới dung dịch tảo xanh *Chlorella vulgaris* theo chu kỳ 2 lần/ngày, mỗi lần dài 90 phút, cách nhau 12 giờ. Trong suốt thí nghiệm,

các thông số bao gồm lưu lượng tưới, cường độ ánh sáng, nhiệt độ, nồng độ ban đầu của tảo, góc nghiêng của mẫu được giữ cố định. Bề mặt mẫu vừa thường xuyên được số hóa và lưu giữ (nhờ máy scan) để phân tích trong quá trình thí nghiệm [2]. Diện tích bề mặt mẫu bị vi tảo bao phủ được tính theo tỷ lệ % của phần diện tích mẫu có tảo xuất hiện trên tổng diện tích bề mặt mẫu.

Trong nghiên cứu này, ba yếu tố ảnh hưởng được sử dụng để mô hình hóa tốc độ phát triển

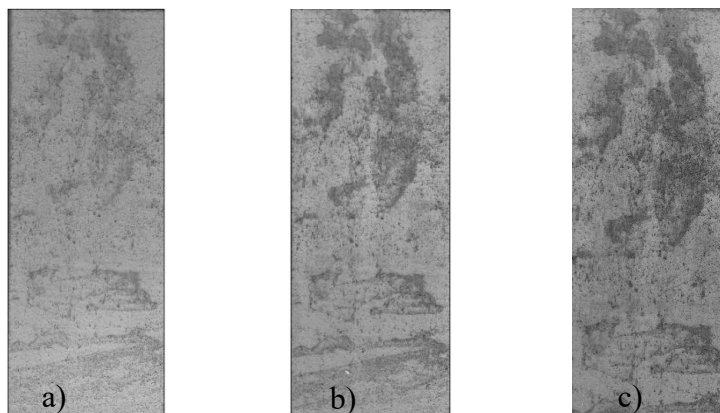
của tảo *Chlorella vulgaris*: loại phụ gia khoáng, hàm lượng phụ gia khoáng, thời gian vi tảo phát triển trên bề mặt vữa. Diện tích bề mặt mẫu vừa bị vi tảo bao phủ Y (%) sau các thời gian phát triển khác nhau được dự đoán. Đây là kết quả đầu ra của mô hình.

Các thông số thống kê về ba yếu tố ảnh hưởng cũng như diện tích mẫu bị bao phủ được cho trong **Bảng 2**.

Bảng 2. Mô tả thống kê của tập dữ liệu

Biến số	Đơn vị	Min	Trung bình	Trung vị	Độ lệch chuẩn	Max
X1	Loại phụ gia khoáng	1	1.5	1.5	0.5	2
X2	Hàm lượng phụ gia khoáng	%	0	10	10	20
X3	Thời gian phát triển	ngày	0	79	81	124
Y	Diện tích mẫu bị tảo bao phủ	%	0	18.64	14.6	64.49

Hình 1 thể hiện bề mặt mẫu chứa 10% tro trấu sau các khoảng thời gian vi tảo phát triển (X3) khác nhau, 60 ngày, 85 ngày và 124 ngày.



Hình 1. Hình ảnh bề mặt vữa chứa 10% sau (a) 60 ngày, (b) 85 ngày, (c) 124 ngày

3. Các phương pháp trí tuệ nhân tạo

3.1 Mạng nơ-ron nhân tạo

Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Network), gọi tắt là mạng nơ-ron ANN, là một mô hình xử lý thông tin phỏng theo cách thức xử lý thông tin của các hệ nơ-ron sinh học. Nó được tạo nên từ một số lượng lớn các phần tử (gọi là phần tử xử lý hay nơ-ron) kết nối với nhau thông qua các liên kết làm việc như một thể thống nhất để giải quyết một vấn đề cụ thể

nào đó. Một mạng nơ-ron nhân tạo được cấu hình cho một ứng dụng cụ thể (nhận dạng mẫu, phân loại dữ liệu, ...) thông qua một quá trình học từ tập các mẫu huấn luyện. Về bản chất học chính là quá trình hiệu chỉnh trọng số liên kết giữa các nơ-ron.

Nhiệm vụ đặt ra là huấn luyện mạng nơ-ron để thực hiện xấp xỉ hàm số $f: X \in R^D \rightarrow Y \in R^1$; trong đó, D là số thuộc tính đầu vào. Một mô hình ANN, bao gồm các

lớp đầu vào, lớp ẩn và lớp đầu ra. W_1 và W_2 biểu diễn tương ứng các ma trận trọng số của lớp ẩn và lớp đầu ra; N biểu thị số lượng nơ-ron trong lớp ẩn; $b_1 = [b_{11}, b_{12}, \dots, b_{1N}]$ biểu thị véc tơ phân cực của lớp ẩn; b_2 là véc tơ phân cực của lớp đầu ra; f_A biểu thị hàm kích hoạt (ví dụ, log-sigmoid).

Cấu trúc ANN sử dụng để phân tích hồi quy được biểu diễn như sau:

$$f(X) = b_2 + W_2 \times (f_A(b_1 + W_1 \times X)) \quad (1)$$

Nói chung, các ma trận trọng số và véc tơ phân cực của một ANN được thực hiện thông qua quá trình sử dụng quy tắc đẩy lùi lỗi. Hơn nữa, sai số bình phương trung bình (MSE) được sử dụng như một hàm mục tiêu để thực hiện cấu trúc ANN cho chức năng tính toán xấp xỉ hàm:

$$MSE = \min_{W_1, W_2, b_1, b_2} \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e_i^2 \quad (2)$$

3.2. Phân tích hồi quy sử dụng LS-SVM (Least Squares Support Vector Machine)

LS-SVM được đề xuất bởi Suykens và cộng sự [7]. LS-SVM là một phiên bản được sửa đổi của SVM (Support Vector Machine) để giảm bớt gánh nặng tính toán. Trong quá trình đào tạo của LS-SVM, một hàm sai số bình phương nhỏ nhất được đề nghị để có được một tập tuyến tính các phương trình trong không gian kép. Do đó, vấn đề huấn luyện dữ liệu giảm xuống chỉ còn giải quyết một tập hợp các phương trình tuyến tính thay vì bậc hai như trong SVM. Các nghiên cứu đã được thực hiện để chứng minh sự tổng quát, độ chính xác dự đoán và tính toán nhanh LS-SVM [8].

Công thức toán học sau đây mô tả mối quan hệ giữa kết quả đầu ra với một hoặc nhiều biến đầu vào [9]:

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (3)$$

Trong đó: $x \in R^n$, $y \in R$, và $\varphi(x): R^n \rightarrow R^{nh}$ là ánh xạ tới không gian đặc trưng kích thước lớn.

Trong LS-SVM để phân tích hồi quy, một tập dữ liệu huấn luyện được chuẩn bị, vấn đề đào tạo mô hình trở thành vấn đề tối ưu hóa như sau:

Tối thiểu hóa

$$J_p(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (4)$$

$$\text{Với } y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k, \quad k = 1, \dots, N$$

Trong đó: e_k là các biến sai số, $\gamma > 0$ biểu thị hằng số ổn định.

Hàm Lagrangian được cho như sau:

$$L(w, b, e; \alpha) = J_p(w, e) - \sum_{k=1}^N \alpha_k \{w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k\} \quad (5)$$

Các điều kiện để tối ưu:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k, \quad k = 1, \dots, N \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k, \quad k = 1, \dots, N \end{cases} \quad (6)$$

Sau khi loại bỏ e và w , hệ tuyến tính thu được như sau:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1_v^T \\ 1_v & \omega + I / \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (7)$$

Trong đó, $y = [y_1, \dots, y_N]$, $1_v = [1; \dots; 1]$ và $\alpha = [\alpha_1; \dots; \alpha_N]$

Và hàm hạt nhân (kernel function) được áp dụng như sau:

$$\omega = \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = K(x_k, x_l) \quad (8)$$

Mô hình LS-SVM cho hàm dự đoán, được thể hiện như sau:

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x_k, x_l) + b \quad (9)$$

Ở đây α_k và b là lời giải của hệ phương trình tuyến tính (7). Hàm hạt nhân thường được sử dụng là hàm RBF (radial basic function) và được biểu diễn như sau:

$$K(x_k, x_l) = \exp\left(-\frac{\|x_k - x_l\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

Trong đó σ là tham số hạt nhân (kernel parameter).

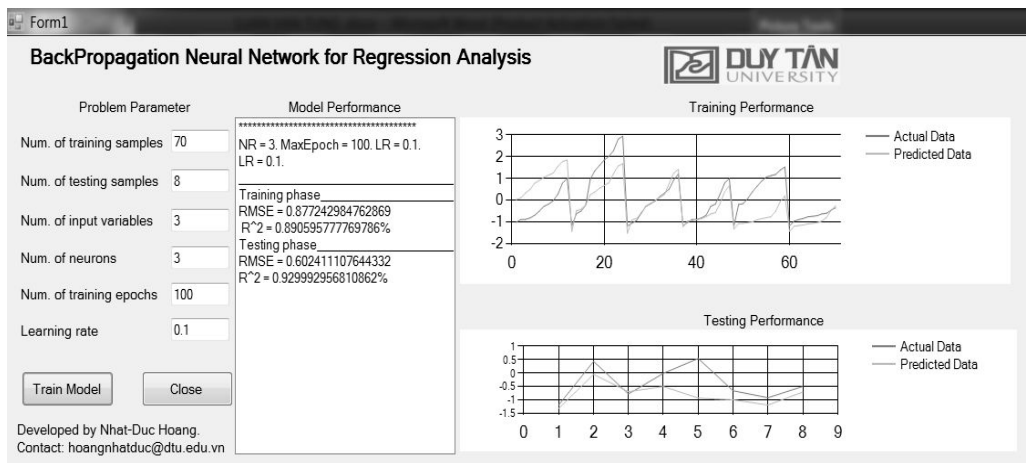
4. Kết quả và thảo luận

Để đánh giá sự chính xác của các mô hình hồi quy, nghiên cứu này sử dụng hai chỉ số $RMSE$ (căn bậc hai của sai số bình phương trung bình) và R^2 (hệ số xác định). $RMSE$ càng

nhỏ thì khả năng dự đoán của chương trình càng chính xác. Đồng thời hệ số tương quan R^2 càng gần 1 chứng tỏ giá trị mô phỏng và giá trị dự đoán càng gần nhau.

Thêm vào đó, để phục vụ cho quá trình xây dựng mô hình tính toán, 90% dữ liệu được dùng để huấn luyện các mô hình, 10% còn lại được sử dụng cho quá trình kiểm chứng. Các thông số đầu vào của mô hình mô phỏng được thay đổi để xem xét mức độ hội tụ của chương trình.

Hình 2 thể hiện giao diện và kết quả thu được từ chương trình VS-ANN với thông số đầu vào như sau: số vòng lặp huấn luyện 100, tốc độ huấn luyện là 0.1.



Hình 2. Kết quả tính toán diện tích bề mặt vừa bị tẩy bao phủ sử dụng VS-ANN

Kết quả thu được với các thông số đầu vào khác nhau được tập hợp trong Bảng 3.

Bảng 3. Sai số mô phỏng sử dụng ANN với các tham số khác nhau

Số vòng lặp huấn luyện	Tốc độ huấn luyện	Tập huấn luyện		Tập kiểm tra	
		RMSE	R ²	RMSE	R ²
100	0.1	0.88	0.89	0.60	0.93
200	0.1	0.98	0.76	0.76	0.79
300	0.1	0.36	0.96	0.44	0.91
100	0.2	0.88	0.77	0.71	0.90
200	0.2	0.91	0.71	0.65	0.92
300	0.2	0.98	0.83	0.71	0.89
TRUNG BÌNH		0.83	0.82	0.65	0.89

Kết quả cho thấy mô hình mạng nơ ron thần kinh nhân tạo cho phép mô phỏng khá chính xác diện tích bề mặt các mẫu vữa bị tảo bao phủ theo thời gian. Với tập huấn luyện, R^2 nhỏ nhất đạt 0.71. Với tập kiểm tra, R^2 nhỏ nhất đạt 0.79.

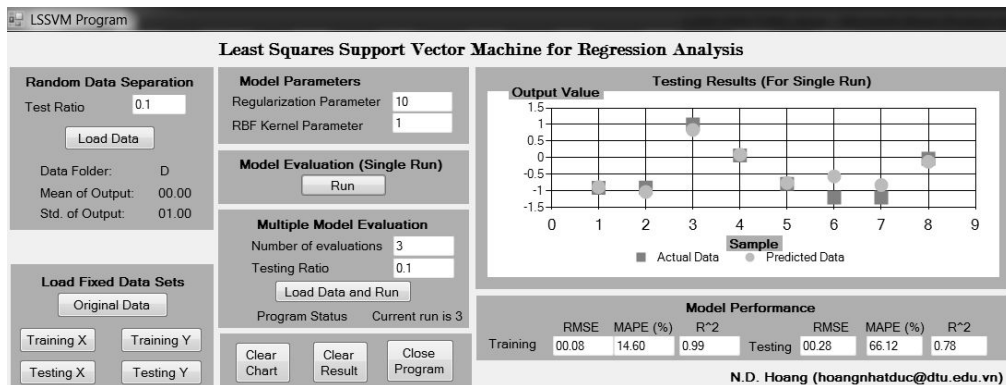
Kết quả tốt nhất thu được với số vòng lặp 300 và tốc độ huấn luyện 0.1: RMSE= 0.36, $R^2= 0.96$ cho tập huấn luyện và RMSE= 0.44, $R^2 = 0.91$ cho tập kiểm tra.

Trung bình của 6 lần chạy mô phỏng thu được kết quả như sau: RMSE = 0.83, $R^2 = 0.82$ cho tập huấn luyện và RMSE = 0.65, $R^2 = 0.89$ cho tập kiểm tra. Điều này chứng tỏ, dữ liệu được tuân theo quy luật nào đó và được mô phỏng tốt, hoàn toàn không phải ngẫu nhiên.

Khác với chương trình VS-ANN, chương trình LS-SVM cho phép tự động chia tập dữ liệu thành hai tập: huấn luyện và kiểm tra. Tuy

nhiên, người dùng có thể tùy chọn thay đổi tỷ lệ của hai tập này. Để đánh giá khả năng dự đoán, mô hình hóa, ngoài thông số RMSE và R^2 chương trình sử dụng thêm thông số MAPE (giá trị trung bình của tỷ lệ giữa sai số và giá trị thực tế của biến số).

Hình 3 thể hiện giao diện và kết quả thu được của chương trình LS-SVM với thông số đầu vào như sau: tham số ổn định = 10, tham số kernel = 1. Với tập kiểm tra, kết quả mô hình thu được: RMSE = 0.28; MAPE = 66.12 % và $R^2 = 0.78$. Kết quả của mô hình trên tập huấn luyện cũng được thể hiện và thu được như sau: RMSE = 0.08; MAPE = 14; 60 % và $R^2 = 0.99$. Quan sát đồ thị trên hình này cho thấy, các giá trị dự đoán (màu cam) rất sát với các giá trị thực nghiệm (màu xanh).



Hình 3. Kết quả tính toán diện tích bề mặt vữa bị tảo bao phủ sử dụng LS-SVM

Bảng 4 thể hiện kết quả dự đoán diện tích bề mặt mẫu bị tảo bao phủ với các tham số chương trình khác nhau.

Bảng 4. Sai số mô phỏng sử dụng LS-SVM với các tham số khác nhau

Tham số ổn định	Tham số kernel	Tập huấn luyện			Tập kiểm tra		
		RMSE	MAPE	R ²	RMSE	MAPE	R ²
10	1	0.08	14.68	0.99	0.28	66.12	0.78
20	1	0.08	12.08	0.99	0.25	75.89	0.88
30	1	0.08	19.21	0.99	0.09	8.21	0.99
10	2	0.09	15.52	0.99	0.05	52.45	0.97
20	2	0.08	16.29	0.99	0.23	24.44	0.93
30	2	0.08	17.75	0.99	0.22	14.64	0.92
TRUNG BÌNH		0.08	15.92	0.99	0.19	40.29	0.91

Từ kết quả tập hợp trong Bảng 4 có thể nhận xét rằng chương trình LS-SVM cho phép dự báo rất tốt diện tích bề mặt mẫu vữa có tảo bao phủ. Với tập huấn luyện R^2 luôn đạt 0.99. Với tập kiểm tra R^2 đạt lớn nhất là 0.99, thấp nhất là 0.78.

Nếu so sánh với chương trình VS-ANN, chương trình LS-SVM cho kết quả dự đoán tốt hơn nhiều.

5. Kết luận

Bài báo đã trình bày kết quả mô phỏng dự đoán diện tích bề mặt mẫu vữa bị vi tảo bao phủ theo thời gian. Hai chương trình trí tuệ nhân tạo VS-ANN và LS-VSM đã được sử dụng. Các biến đầu vào của chương trình bao gồm: loại phụ gia khoáng (tro trấu hay muội silic), hàm lượng sử dụng phụ gia khoáng và thời gian mẫu thí nghiệm phơi nhiễm với vi tảo. Kết quả cho thấy cả hai chương trình đều cho phép dự báo rất tốt diện tích bề mặt mẫu vữa bị bao phủ bởi vi tảo. Tuy nhiên, LS-VSM cho kết quả dự báo sát với thực tế hơn nhiều so với VS-ANN.

Bài báo hiện chỉ tập trung vào các biến số liên quan đến phụ gia khoáng được sử dụng để thay thế xi măng. Hướng tiếp theo được kiến nghị như sau: tổng quát hóa các mô phỏng hơn bằng cách đưa thêm nhiều thông số ảnh hưởng đến sự phát triển của vi tảo làm biến đầu vào (liên quan đến vật liệu, đến điều kiện thí nghiệm...).

Khi đó, nếu biết trước được thành phần vật liệu, điều kiện sử dụng công trình, các mô hình trí tuệ nhân tạo sẽ cho phép dự đoán trước được

mức độ hư hỏng của tường công trình. Đây là cơ sở thông tin quan trọng giúp các chủ đầu tư lập kế hoạch cũng như dự toán chi phí để sửa chữa và bảo dưỡng bề mặt công trình.

Tài liệu tham khảo

- [1] Ortega-Calvo, J.J., Ariño, X., Hernandez-Marine, M., Saiz-Jimenez, C., 1995. Factors affecting the weathering and colonization of monuments by phototrophic microorganisms. *Science of The Total Environment* 167, 329-341.
- [2] Tran, T.H., Govin, A., Guyonnet, R., Grosseau, P., Lors, C., Garcia-Diaz, E., Damidot, D., Deves, O., Ruot, B, 2012. Influence of the intrinsic characteristics of mortars on biofouling by *Klebsormidium flaccidum*. *Int. Biodeterior. Biodegrad.*, 70, 31–39.
- [3] P. K. Mehta, 2009. Global concrete industry sustainability, *Concrete International* 31, pp. 45-48.
- [4] Sata, V., Jaturapitakkul, C. and K. Kiattikomol, 2007. Influence of pozzolan from various by-product materials on mechanical properties of high strength concrete. *Constr Build Mater* 21, 1589-98.
- [5] Tran, T.H., Hoang, N.D., 2019. Predicting algal appearance on mortar surface with ensembles of adaptive neuro fuzzy models: a comparative study of ensemble strategies, *International Journal of Machine Learning and Cybernetics* 10, 1687–1704.
- [6] TCVN 6016:2011, Tiêu chuẩn quốc gia về Xi măng – Phương pháp thử - Cường độ.
- [7] Suykens, J., Gestel, J.V., Brabanter, J.D., Moor, B.D. & Vandewalle, J., 2002. *Least Square Support Vector Machines*. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. Singapore.
- [8] Samui P, Kothari DP (2011) Utilization of a least square support vector machine (LSSVM) for slope stability analysis. *Scientia Iranica* 18(1):53–58.
- [9] Suykens, J.A.K., Gestel, T.V., Brabanter, J.D., Moor, B.D. & Vandewalle, J. 2010. *Toolbox LS-SVM lab v1.7*. <http://www.esat.kuleuven.be/sista/lssvmlab/>.