

GIÁM SÁT VÀ CẢNH BÁO SỚM BẤT THƯỜNG ĐẬP HỒ THỦY ĐIỆN SỬ DỤNG WSN VÀ AI

MONITORING AND EARLY WARNING ABNORMALITIES OF THE HYDROELECTRIC RESERVOIR DAMS USING WSN AND AI

Hà Văn Phương^{1,*}, Trịnh Trọng Chương¹, Quách Đức Cường¹,
Bùi Thị Khánh Hòa¹, Nguyễn Đình Văn²

DOI: <http://doi.org/10.57001/huiv5804.2024.260>

TÓM TẮT

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng mạng cảm biến không dây (WSN) thu thập dữ liệu từ các khe giãn nở giữa các khối bê tông thân đập hồ thủy điện. Các dữ liệu được phân tích, xử lý và lưu trữ phục vụ các hoạt động của hệ thống. Việc kết hợp sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI) để đưa ra các thông tin nhằm cảnh báo sớm những bất thường của đập hồ thủy điện. Một giao diện giám sát được thiết kế trên máy tính dùng cho việc hiển thị các thông số về biên độ, trạng thái của các khe giãn nở và đưa ra các cảnh báo sớm về biên độ của khe giãn nở. Điều này giúp người vận hành thuận lợi quan sát tình trạng của hệ thống hiện tại và trong tương lai gần. Từ đó có thể lập kế hoạch hoặc đưa ra các giải pháp nhằm để phòng rủi ro góp phần trong việc vận hành hệ thống hồ thủy điện một cách an toàn và hiệu quả.

Từ khóa: Mạng cảm biến không dây, giám sát đập hồ chứa, phân tích dữ liệu, trí tuệ nhân tạo, học máy, dự báo, đập hồ thủy điện.

ABSTRACT

In this study, we use a wireless sensor network (WSN) to acquire data from the expansion gaps between the concrete blocks of the hydroelectric reservoir dams. The data was analyzed, processed and stored for other operations of system. The combination of using artificial intelligence (AI) to provide information for early warning abnormalities of hydroelectric reservoir dams. A monitoring interface was designed on the computer to display amplitude parameters, status of expansion gaps and provide early warnings about the amplitude of expansion joints, which helps operators conveniently observe the status of the reservoir dams in the present and near future. From there, it is possible to plan or propose the solutions to prevent the risks, that contribute to the safe and effective operation of the hydroelectric reservoir dams system.

Keywords: Wireless sensor network, reservoir dams monitoring, data analysis, Artificial intelligence, machine learning, forecasting, hydroelectric reservoir dams.

¹Khoa Điện, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

²Khoa Kỹ thuật Truyền thông, Trường Điện - Điện tử, Đại học Bách khoa Hà Nội

*Email: phuonghv@hau.edu.vn

Ngày nhận bài: 15/3/2024

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 29/4/2024

Ngày chấp nhận đăng: 27/8/2024

1. GIỚI THIỆU

Hồ thủy điện là một phần rất quan trọng của nhà máy thủy điện. Việc đảm bảo an toàn, an ninh hệ thống đập hồ chứa là một trong những vấn đề được đặt lên hàng đầu. Trong thời gian gần đây, các sự cố về đập hồ thủy điện gây ra những thiệt hại lớn, thậm chí dẫn đến phá hủy hoàn toàn nhà máy thủy điện như sự cố tràn đập thủy điện Hồ Hòa năm 2010 tại Tuyên Hóa tỉnh Quảng Bình đã phá hủy hoàn toàn nhà máy thủy điện Hồ Hòa,... Sự cố đập hồ chứa sẽ gây ra những hậu quả khôn lường, ảnh hưởng đến kinh tế và an sinh xã hội.

Đập hồ thủy điện là hệ thống các khối bê tông ghép lại với nhau và tại nơi tiếp giáp có các khe giãn nở. Giám sát sự biến động độ lớn khe giãn nở có vai trò rất quan trọng trong đảm bảo an toàn đập hồ chứa. Việc thu thập dữ liệu liên quan đến các thông số của đập được sử dụng các nút cảm biến [1], kết hợp với các bộ thu thập và truyền dữ liệu về máy tính để thực hiện lưu trữ, giám sát theo thời gian thực. Các nghiên cứu cũng cho thấy sự thay đổi của các khoảng giãn nở thường là phi tuyến [2, 3].

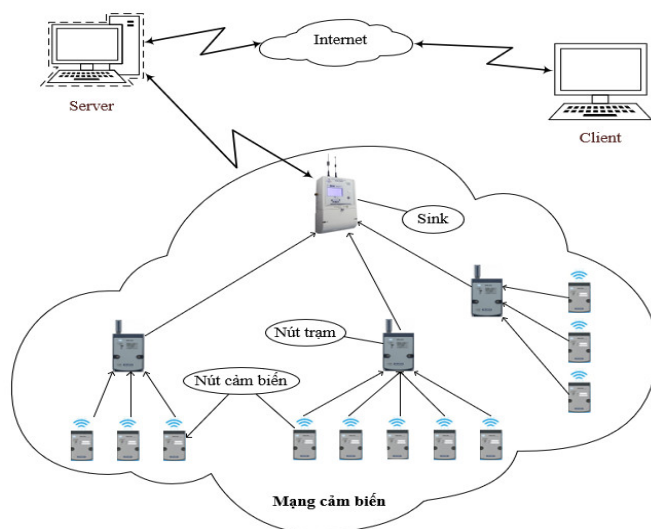
Do đó, ứng dụng các mô hình tuyến tính vào dự báo sự biến động của khoảng giãn nở này thường không đem lại kết quả tối ưu. Các nghiên cứu trong nước đã chuyển theo hướng ứng dụng trí tuệ nhân tạo nhằm dự báo về biến động biên độ giãn nở của đập như mô hình dự báo SAMIRA hay mô hình Artificial Neural Network (ANN) cho thấy kết quả rất khả quan [4]. Các nghiên cứu trên thế giới cũng chỉ ra rằng việc ứng dụng học máy vào xây dựng các mô hình dự báo chuyển vị thân đập là xu thế tất yếu và đem lại các kết quả khả quan [5].

Trong bài báo này, nhóm tác giả sử dụng mạng cảm biến để thu thập các thông số liên quan đến trạng thái của đập và đưa về máy tính để xử lý và lưu trữ, kết hợp sử dụng bộ dữ liệu trên một thân đập của một hồ chứa thủy điện trong khoảng thời gian một năm. Nhóm tác giả sử dụng các kỹ thuật phân tích tương quan và thống kê dữ liệu nhằm để xuất các đặc trưng về sự biến thiên của các khe giãn nở thân đập. Trên cơ sở đó, nghiên cứu đã ứng dụng các thuật toán học máy như ANN, SVM hay RFR và các thuật toán tìm kiếm siêu tham số để xây dựng mô hình dự báo biến động khe giãn nở theo các mốc thời gian có thể định sẵn với độ chính xác cao. Mô hình này được đánh giá bằng phương pháp đánh giá chéo nhằm đánh giá tính tổng quát của mô hình khi đem vào ứng dụng trong thực tế. Đồng thời, nhóm tác giả cũng đã xây dựng một giao diện giám sát và cảnh báo trên máy tính nhằm phục vụ quá trình vận hành hệ thống được thuận tiện hơn.

2. THU THẬP VÀ PHÂN TÍCH DỮ LIỆU

Hiện nay, mạng cảm biến được sử dụng rất rộng rãi và phổ biến trong các lĩnh vực nhằm thu thập dữ liệu của một vùng kiểm soát. Trên thế giới có nhiều nghiên cứu, ứng dụng và chế tạo các nút cảm biến phục vụ các ứng dụng phổ biến cũng như chuyên dụng, đặc biệt tại Việt Nam cũng đã có những nghiên cứu sâu về mạng cảm biến và nền tảng mô phỏng mạng nhằm phát triển các ứng dụng thực tế [6]. Nghiên cứu này sử dụng các nút cảm biến đo các thông số ảnh hưởng đến biên độ giãn nở được thiết lập thành mạng cảm biến có cấu trúc hình cây và hệ thống thu thập được chỉ ra như hình 1. Thực tế, có nhiều yếu tố có thể ảnh hưởng đến sự giãn nở của các khối bê tông thân đập hồ chứa như mức nước hồ chứa, nhiệt độ môi trường, vật liệu và kết cấu bê tông, kết cấu địa chất và các yếu tố ngoại vi khác, chẳng hạn hoạt động của vỏ trái đất, thời tiết, ... Tuy nhiên, theo nghiên cứu [7] các yếu tố về vật liệu và kết cấu bê tông thường có tính ổn định cao, nên sự biến thiên bất thường của các khe giãn nở thường xảy ra do hai yếu tố chính là mức nước ở

hồ chứa và nhiệt độ môi trường. Do đó, để thực hiện mục tiêu bài toán giám sát và cảnh báo sớm, nhóm nghiên cứu đã thu thập dữ liệu về nhiệt độ môi trường tại điểm đo, mức nước hồ chứa và biên độ theo chiều rộng của khe giãn nở, các dữ liệu được cập nhật một lần mỗi giờ. Dữ liệu thu thập gồm các trường thông tin được trình bày trong bảng 1.



Hình 1. Mạng cảm biến thu thập dữ liệu

Dữ liệu được thu thập bởi các nút cảm biến nhằm giám sát đập hồ chứa theo thời gian thực và lưu trữ tạo bộ dữ liệu phục vụ cảnh báo sớm. Tuy nhiên, để việc thử nghiệm mô hình cảnh báo sớm cần có bộ dữ liệu đủ lớn, do đó nhóm nghiên cứu đã kết hợp sử dụng bộ dữ liệu thu thập của 44 tháng (01/01/2019 đến 01/8/2022). Sau khi tiền xử lý dữ liệu, làm sạch dữ liệu, đã thu được 30150 điểm dữ liệu Bộ dữ liệu sau đó được chia làm 02 phần: dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình (01/01/2019 - 31/12/2021) gồm 25036 điểm dữ liệu chiếm 80% dữ liệu gốc và dữ liệu để kiểm thử (01/01/2022 - 01/8/2022) gồm 6114 điểm dữ liệu chiếm 20% dữ liệu gốc. Dữ liệu được tổng hợp như trong bảng 2.

Bảng 1. Các trường thông tin dữ liệu

Dữ liệu	Mô tả	Đơn vị
T	Nhiệt độ tại điểm đo	°C
L	Mức nước hồ chứa	cm
D	Độ rộng khe giãn nở	mm
Tg	Thời gian cập nhật	Ngày, Giờ

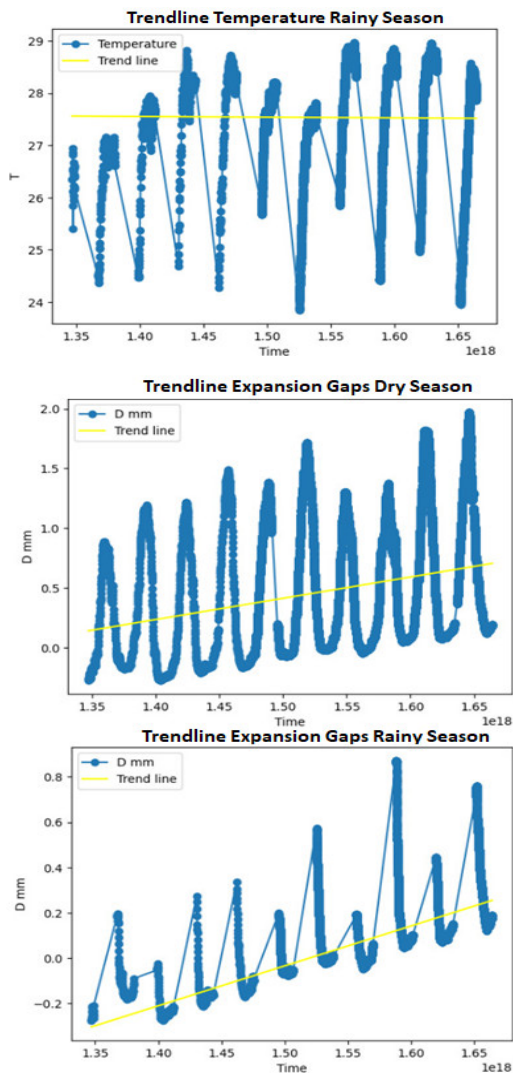
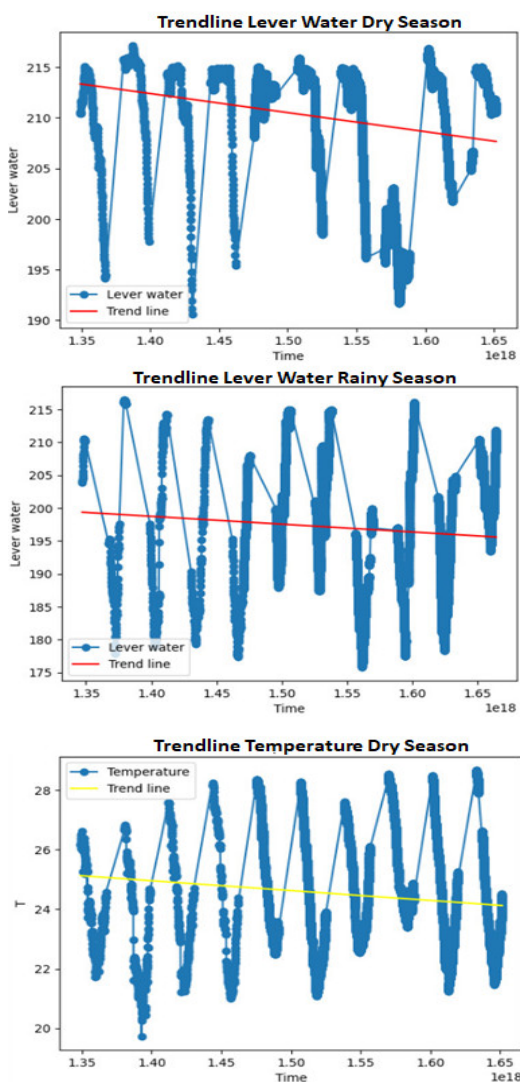
Bảng 2. Tổng hợp dữ liệu sau tiền xử lý

	D (mm)	T (°C)	Mức nước (cm)
Điểm dữ liệu	30150	30150	30150
Mean	0,60	24,46	201,46

Std	0,56	13,04	10,71
Max	-0,046	28,97	175,81
Min	1,97	21,25	216,86

Các đặc trưng nói trên có mối tương quan với nhau, đặc biệt mối liên hệ chặt chẽ giữa biên độ giãn nở (D) và nhiệt độ môi trường (T). Đây là mối tương quan nghịch, biên độ giãn nở sẽ nhỏ khi nhiệt độ tăng cao và ngược lại. Bên cạnh đó, mối tương quan giữa mực nước lòng hồ và biên độ giãn nở có mối tương quan thuận. Điều này thể hiện xu hướng các khe giãn nở sẽ mở rộng khi mực nước lòng hồ dâng cao.

Ngoài ra, giá trị của các thông số được thu thập có tính chu kỳ rõ rệt thể hiện theo mùa được thể hiện như hình 2. Mùa nóng, khi nhiệt độ tăng cao, mực nước lòng hồ giảm đáng kể và các khe giãn nở có xu hướng hẹp lại với biên độ dao động thấp. Mùa lạnh, khi nhiệt độ xuống thấp, mực nước lòng hồ thường được điều tiết ở mức cao dẫn đến biên độ của các khe giãn nở lớn và biến thiên nhiều hơn.



Hình 2. Biểu đồ biến thiên của các trường dữ liệu theo thời gian và mùa

Theo đó, dữ liệu gốc được phân loại thành hai nhóm, nhóm dữ liệu mùa mưa (tháng 5 đến tháng 10) và nhóm dữ liệu mùa khô là các tháng còn lại. Do có sự khác biệt rõ rệt giữa hai mùa nói trên, nhóm nghiên cứu đề xuất thêm đặc trưng về mùa vào các đặc trưng dữ liệu đầu vào. Từ đó, bài toán cảnh báo sớm biên độ giãn nở được hình thành như sau:

$$f(T, L, S) \rightarrow D' \tag{1}$$

Với T là nhiệt độ môi trường, L là chiều cao mực nước lòng hồ, S là dữ liệu về mùa, D' là biên độ giãn nở dự báo từ mô hình học máy f(.). Do mục tiêu cảnh báo là giá trị liên tục trên tập số thực R, bài toán đặt ra là bài toán hồi quy.

3. CÁC MÔ HÌNH HỌC MÁY

Theo như nghiên cứu trong [8-10], các mô hình học máy phổ biến thường được sử dụng trong việc dự báo biên độ giãn nở có thể kể đến như ANN, SVM, RFR,... Trong

nghiên cứu này, nhóm tác giả cũng hướng đến thử nghiệm các mô hình học máy trên nhằm xây dựng một mô hình tối ưu cho bộ dữ liệu đã có. Để xây dựng được mô hình tối ưu, việc tìm kiếm và chọn lựa các siêu tham số (hyper parameters) cho mô hình là vô cùng quan trọng. Vì thế, trong phần này, bài báo sẽ trình bày một số siêu tham số quan trọng của các mô hình và phương án lựa chọn, thử nghiệm được đề ra bởi nhóm nghiên cứu.

3.1. Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN)

Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo với khả năng lan truyền ngược đã chứng minh hiệu quả của mình cho rất nhiều các bài toán khác nhau. Với mô hình này, các siêu tham số quan trọng cần được lựa chọn có thể kể đến như Số neuron ở lớp ẩn, Hàm kích hoạt (activation function), Thuật toán tối ưu, số lượng đầu dữ liệu được đưa vào mạng neuron trong một chu kỳ (Batch_size) và tốc độ học (Learning rate). Ở đây các siêu tham số quan trọng cần được lựa chọn có thể được chỉ ra như trong bảng 3.

Bảng 3. Lựa chọn siêu tham số cho ANN

Tham số	Lựa chọn
Số neuron lớp ẩn	[2; 4; 8; 16; 32]
Hàm kích hoạt	Tanh, sigmoid, Relu
Kích thước dữ liệu một lần duyệt	[125; 250; 500]
Tốc độ học	Adaptive, Constant
Giải thuật	lbfgs, sgd, adam

3.2. Rừng ngẫu nhiên (RFR)

Rừng ngẫu nhiên là một mô hình học máy dựa vào việc xây dựng nhiều các cây quyết định và đưa ra dự báo dựa trên tổng hợp các kết quả từ các cây quyết định này. Một đặc trưng của rừng ngẫu nhiên là việc xây dựng các cây quyết định con chỉ dựa trên một phần dữ liệu của toàn tập dữ liệu. Bên cạnh đó, một số đặc trưng sẽ bị loại bỏ ngẫu nhiên trên các cây quyết định con. Vì thế, kết quả dự báo của các cây quyết định con sẽ có sự tách biệt nhất định và giúp giảm khả năng overfitting cũng như giúp mô hình vượt qua các dữ liệu nhiễu. Các siêu tham số của RFR có thể kể đến như trong bảng 4.

Bảng 4. Lựa chọn siêu tham số cho RFR

Tham số	Lựa chọn
Số cây quyết định	[50,100,150,200]
Tiêu chí chia	squared_error, absolute_error, friedman_mse, poisson
Mẫu chia tối thiểu	[2, 8, 32, 128]

3.3. Máy vector hỗ trợ (SVM)

Mô hình máy vector hỗ trợ là một trong những mô hình dành được nhiều thành công trong việc phân loại

các bài toán phi tuyến. Hơn nữa, nguyên lý của SVM có thể được dùng để giải quyết bài toán hồi quy với việc sử dụng các lõi tuyến tính và phi tuyến. Các siêu tham số cho thuật toán SVM thể hiện ở bảng 5.

Bảng 5. Lựa chọn siêu tham số cho SVM

Tham số	Lựa chọn
Nhân kích hoạt	RBF, Sigmoid, Poly
gamma	Auto, Scale
Dung sai	[1e-4;1e-3]
C	[0,5; 1; 4; 16; 32]

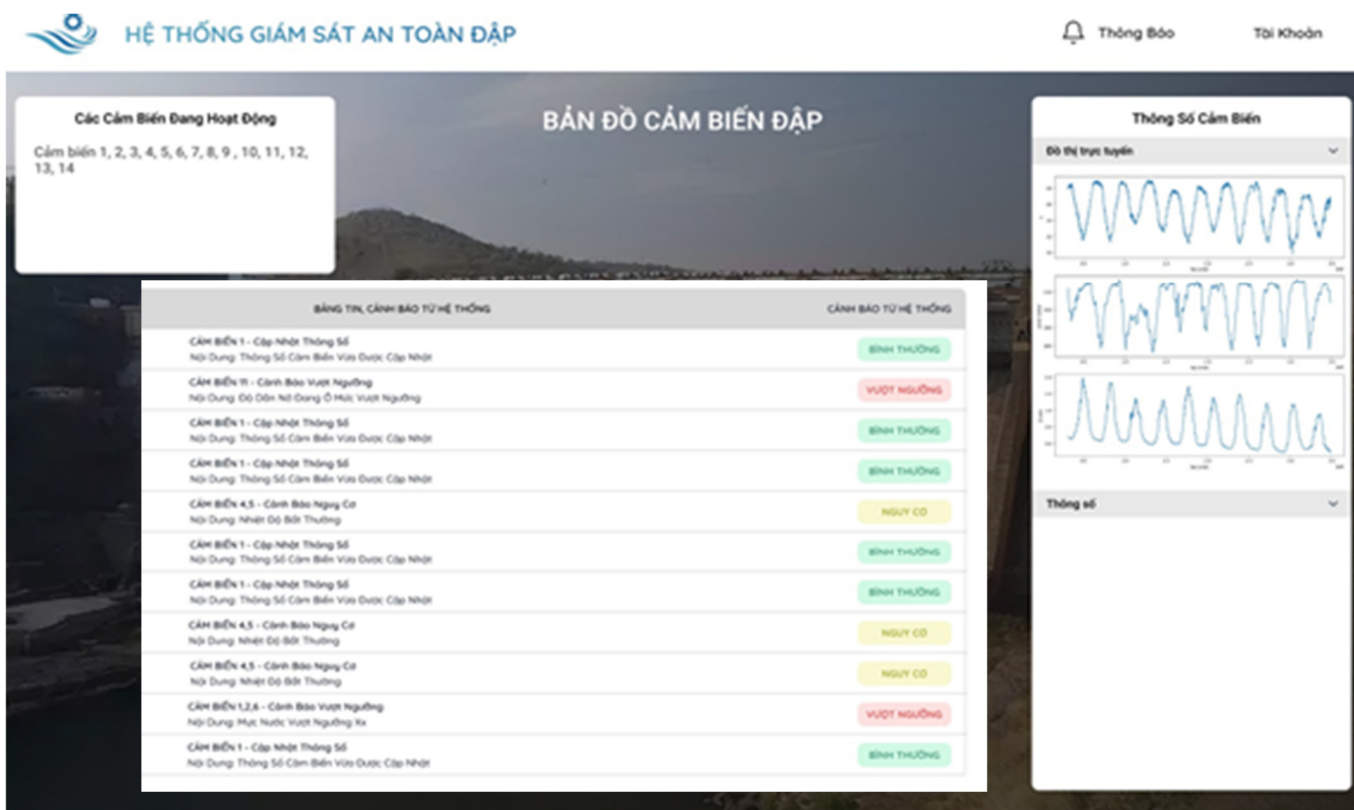
3.4. Thuật toán và tiêu chí lựa chọn siêu tham số

Với bảng các lựa chọn siêu tham số cho 03 mô hình như trên, phương pháp lựa chọn tham số grid search [11] được sử dụng nhằm tìm kiếm mô hình tối ưu cho từng thuật toán. Bên cạnh đó, mô hình tối ưu được định nghĩa là mô hình cho phép dự báo biên độ giãn nở với Root mean square error (RMSE) tối thiểu. Ngoài ra, mô hình cũng được lựa chọn với R² Score để ước lượng độ chính xác của và đánh giá khả năng tránh overfitting của mô hình.

4. GIAO DIỆN GIÁM SÁT

Trong bài báo này, nhóm nghiên cứu đã thiết kế một giao diện giám sát nhằm thuận tiện cho quá trình vận hành hệ thống. Người vận hành có thể quan sát được các thông số hiện tại của hệ thống đập nước, hồ sơ hệ thống và các xu hướng của các thông số cần quan tâm. Giao diện giám sát được chạy thử nghiệm, để trực quan hơn một thử nghiệm với vị trí cảm biến 1 cho kết quả thể hiện như hình 3.

Hệ thống giám sát sẽ đưa ra các cảnh báo về xu hướng cũng như các cảnh báo vượt ngưỡng của các thông số cần giám sát của hệ thống đập hồ thủy điện. Ngoài ra, hệ thống giám sát có thể phát hiện và thông báo về các cảm biến xảy ra sự cố tại hiện trường. Các thông số này được thu thập, hiển thị và cảnh báo ở từng vị trí cảm biến theo thời gian thực. Mặt khác, người vận hành có thể xem lại được dữ liệu quá khứ của từng vị trí và tổng thể. Điều này giúp người vận hành dễ dàng quan sát và nhận biết tình trạng cụ thể ở hiện trường, đồng thời nhanh chóng đưa ra các giải pháp xử lý kịp thời tránh những nguy hiểm và tổn thất lớn cho hệ thống và xã hội. Ở đây các thông tin về cảm biến như loại cảm biến, vị trí trong không gian, tần suất cập nhật dữ liệu... Các hiển thị về dữ liệu như biểu đồ dữ liệu trực tuyến, bảng dữ liệu trực tuyến và các cảnh báo là kết quả phân tích từ AI được hiển thị rõ ràng và dễ quan sát hỗ trợ người vận hành một cách đặc biệt.



Hình 3. Giao diện giám sát

5. KẾT QUẢ

Sau khi sử dụng thuật toán grid search trên tập các siêu tham số và áp dụng cross-validation với bộ dữ liệu huấn luyện, các tham số tối ưu của các mô hình thu được như dưới đây.

Với ANN, các siêu tham số tối ưu là được thể hiện ở bảng 6. Với cấu trúc này, ANN đạt RMSE khoảng 0,062mm và R² Score là 0,937. Với mô hình RFR, cấu hình tối ưu trong bảng 7 cho phép thuật toán dự báo biên độ giãn nở với RMSE là 0,079 và R² score là 0,93.

Bảng 6. Siêu tham số cho ANN

Tham số	Lựa chọn
Số neuron lớp ẩn	128
Hàm kích hoạt	Relu
Kích thước dữ liệu một lần duyệt	125
Tốc độ học	Constant
Giải thuật	adam

Bảng 7. Siêu tham số cho RFR

Tham số	Lựa chọn
Số cây quyết định	50
Tiêu chí chia	absolute_error
Mẫu chia tối thiểu	2

Với mô hình SVM, cấu hình tối ưu cho phép thuật toán dự báo biên độ giãn nở với RMSE là 0,081 và R² score là 0,97. Cấu hình tối ưu cho SVM thể hiện ở bảng 8. Sau đó, các mô hình tối ưu trên được đưa vào kiểm thử với tập dữ liệu kiểm thử từ 01/01/2022 - 25/9/2022. Các mô hình được lần lượt cho dự đoán với dữ liệu về biên độ giãn nở sử dụng thông tin nhiệt độ, độ cao cột nước và mùa trong vòng 03 tháng, 06 tháng hoặc 09 tháng liên tiếp kể từ 01/01/2022. Với các mốc kiểm thử này, kết quả thu được của các mô hình được thể hiện ở bảng 9.

Bảng 8. Siêu tham số cho SVM

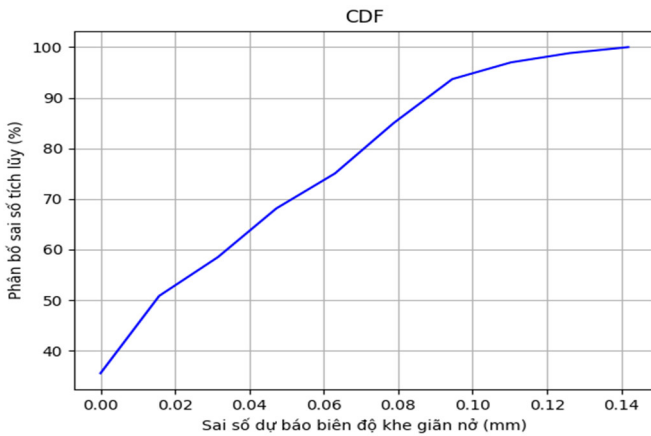
Tham số	Lựa chọn
Nhân kích hoạt	RBF
gamma	Scale
Dung sai	1e-3
C	0,5

Bảng 9. Bảng sai số trung bình bình phương cho từng mốc thời gian

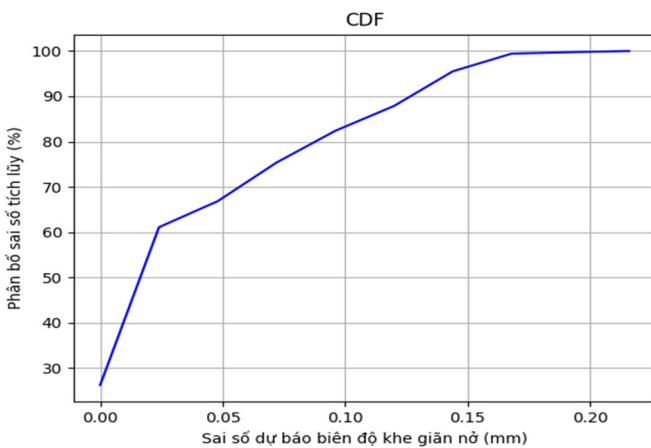
	RMSE 01/01 - 31/3	RMSE 01/01 - 30/6	RMSE 01/01 - 25/9
ANN	0,089	0,07	0,059
RFR	0,105	0,091	0,08
SVM	0,1	0,091	0,078

Kết quả này cho thấy, trong các tháng đầu tiên (tháng 01/2022 - 3/2022), khi biên độ giãn nở biến động lớn, hầu

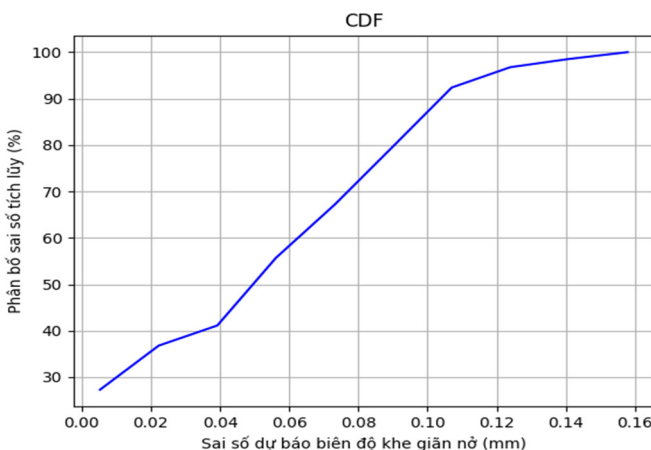
hết các mô hình đều đạt sai số trung bình bình phương khoảng 0.1mm. Sai số này cải thiện rõ rệt vào các tháng sau đó. Biểu đồ sai số tích lũy cho từng mô hình dưới đây sẽ làm rõ khả năng dự báo tổng quát của từng mô hình. Biểu đồ sai số tích lũy cho ANN, RFR và SVM được thể hiện lần lượt như trong hình 4 ÷ 6. Từ các kết quả trên, mô hình ANN cho ra kết quả có độ chính xác nhất với khả năng dự báo trên toàn tập kiểm thử, đạt sai số tối đa dưới 0,1mm với 94% độ tin cậy.



Hình 4. Biểu đồ sai số tích lũy cho ANN



Hình 5. Biểu đồ sai số tích lũy cho RFR



Hình 6. Biểu đồ sai số tích lũy cho SVM

6. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi đã thực hiện nghiên cứu, thu thập và phân tích dữ liệu về biến động của biên độ giãn nở các khe giữa các tấm bê tông thân đập nước. Dựa trên dữ liệu thu thập, kết quả phân tích thống kê và các nhiên cứu tương quan, chúng tôi đề xuất các đặc trưng giúp cảnh báo sớm biên độ giãn nở. Các đặc trưng đề xuất bao gồm: nhiệt độ môi trường tại điểm giãn nở, độ cao mực nước của hồ chứa và dữ liệu về mùa (khô hoặc mưa). Từ phân tích này, nhóm nghiên cứu đã thử nghiệm xây dựng các mô hình học máy ANN, SVM và RFR với bộ dữ liệu tại khe giãn nở thân đập nước của nhà máy thủy điện thu thập từ 01/01/2019 - 01/8/2022. Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình ANN cho kết quả dự báo tốt nhất với sai số dưới 0,1mm ở mức tin cậy 94%. Đồng thời nhóm nghiên cứu thực hiện một giao diện giám sát nhằm hiện thị các thông số và các cảnh báo theo thời gian thực. Đây là kết quả rất khả quan và cho thấy mô hình có thể đóng góp lớn vào giám sát, bảo vệ an ninh, an toàn đập nước hồ thủy điện.

LỜI CẢM ƠN

Nhóm nghiên cứu xin trân trọng cảm ơn Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội đã hỗ trợ nghiên cứu thông qua đề tài cấp trường mã số 16-2023-RD/HĐ-ĐHCN.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Magrini L. C., Kayano P. S., Crispino F., Carneiro E. F., Cappi T. P., Santos A. L., "Design of an intelligent sensor network for dam monitoring based on iot technology," In *2018 IEEE 9th Power, Instrumentation and Measurement Meeting (EPIM)* (pp. 1-6), IEEE, 2018.
- [2]. A. Gaagai, et al., "Modeling and Risk Analysis of Dam-Break Flooding in a Semi-Arid Montane Watershed: A Case Study of the Yabous Dam, Northeastern Algeria," *Water (Switzerland)*, 14, 5, 2022. doi: 10.3390/w14050767.
- [3]. J. Rico, J. Barateiro, J. Mata, A. Antunes, E. Cardoso, "Applying Advanced Data Analytics and Machine Learning to Enhance the Safety Control of Dams," EM George A. Tshrintzis, Maria Virvou, Evangelos Sakkopoulos, Lakhmi C. Jain (Eds.), *Machine learning paradigms: Applications of learning and analytics in intelligent systems, Learning and Analytics in Intelligent Systems*, Springer, 315-350, 2019. doi: 10.1007/978-3-030-15628-2_10.
- [4]. B. T. Kieu Trinh, X. Yangxuan, C. Van Doan, D. Xuan Khanh, T. The Viet, M. Dinh Sinh, "Application of Statistic Model and Backpropagation Neural Network to Analyzing and Forecasting Hydropower Dam Displacement," *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, 37, 1, 2021. doi: 10.25073/2588-1094/vnuees.4529.

- [5]. B. Li, J. Yang, D. Hu, "Dam monitoring data analysis methods: A literature review," *Structural Control and Health Monitoring*, 27, 3, 2020. doi: 10.1002/stc.2501
- [6]. Ha V. P., Dao T. K., Pham N. Y., Le M. H., "Sensor Network Scheduling for Energy Efficiency using a Simulation-based Genetic Algorithm with Variable-Length Chromosome," *GMSARN International Journal*, 16, 247-255, 2022.
- [7]. B. Chen, T. Hu, Z. Huang, C. Fang, "A spatio-temporal clustering and diagnosis method for concrete arch dams using deformation monitoring data," *Struct Health Monit*, 18, 5-6, 1355-1371, 2019. doi: 10.1177/1475921718797949.
- [8]. Lin S. Chen, M. A. Hariri-Ardebili, T. Li, "An Explainable Probabilistic Model for Health Monitoring of Concrete Dam via Optimized Sparse Bayesian Learning and Sensitivity Analysis," *Struct Control Health Monit*, 2023. doi: 10.1155/2023/2979822.
- [9]. B. Li, J. Yang, D. Hu, "Dam monitoring data analysis methods: A literature review," *Structural Control and Health Monitoring*, 27, 3, 2020. doi: 10.1002/stc.2501.
- [10]. D. Chen, B. Huang, F. Kang, "A Review of Detection Technologies for Underwater Cracks on Concrete Dam Surfaces," *Applied Sciences (Switzerland)*, 13, 6, 2023. doi: 10.3390/app13063564.
- [11]. S. M. LaValle, M. S. Branicky, S. R. Lindemann, "On the relationship between classical grid search and probabilistic roadmaps," *Int J Rob Res*, 23, 7-8, 673-692, 2004.

AUTHORS INFORMATION

**Ha Van Phuong¹, Trinh Trong Chuong¹, Quach Duc Cuong¹,
Bui Thi Khanh Hoa¹, Nguyen Dinh Van²**

¹Faculty of Electrical Engineering, Hanoi University of Industry, Vietnam

²Department of Communication Engineering, School of Electrical and Electronic Engineering, Hanoi University of Science and Technology, Vietnam