



Original Article

Application of Statistic Model and Backpropagation Neural Network to Analyzing and Forecasting Hydropower Dam Displacement

Bui Thi Kien Trinh^{1,*}, Xiao Yangxuan², Chinh Van Doan³,
Do Xuan Khanh¹, Tran The Viet¹, Mai Dinh Sinh³

¹*Thuyloi University, 175 Tay Son, Hanoi, Vietnam*

²*School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University,*

129 Louyu Road, Wuhan, Hubei Province, P.R. China, 430079

³*Military Technical Academy, 236 Hoang Quoc Viet, Hanoi, Vietnam*

Received 23 December 2019

Revised 16 January 2020; Accepted 18 January 2020

Abstract: Horizontal displacement of Hoa Binh dam in operation phase was analyzed and then forecasted by using three methods: the multi-regression model (MTR), the Seasonal Integrated Auto-regressive Moving Average (SARIMA) and the Back-propagation Neural Network (BPNN). The monitoring data of the Hoa Binh Dam in 137 periods, including horizontal displacement, time, reservoir water level and air temperature were used for the experiments. The results indicated that all of these three methods could describe the real trend of dam deformation and achieve the required accuracy in short-term forecast up to 9 months. In addition, forecast results of BPNN had the highest stability and accuracy.

Keywords: Horizontal displacement, Multi-regression model, Seasonal ARIMA, Back-propagation neural network.

* Corresponding author.

E-mail address: bktrinh@tlu.edu.vn

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.4529>

Ứng dụng mô hình thống kê và mạng nơ-ron lan truyền ngược trong phân tích dự báo chuyển dịch đập thủy điện

Bùi Thị Kiên Trinh^{1,*}, Xiao Yangxuan², Đoàn Văn Chinh³,
Đỗ Xuân Khánh¹, Trần Thế Việt¹, Mai Đình Sinh³

¹Trường Đại học Thủy lợi, 175 Tây Sơn, Hà Nội, Việt Nam

²School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University,
129 Louyu Road, Wuhan, Hubei Province, P.R. China, 430079

³Học viện Kỹ thuật Quân sự, 236 Hoàng Quốc Việt, Hà Nội, Việt Nam

Nhận ngày 23 tháng 12 năm 2019

Chỉnh sửa ngày 16 tháng 01 năm 2020; Chấp nhận đăng ngày 18 tháng 01 năm 2020

Tóm tắt: Mô hình thống kê hồi quy bội, chuỗi thời gian theo mùa và mạng nơ-ron lan truyền ngược được ứng dụng để phân tích và dự báo chuyển dịch ngang của đập thủy điện Hoà Bình ở giai đoạn vận hành. Dữ liệu thực nghiệm là kết quả quan trắc chuyển dịch ngang, mực nước hồ và nhiệt độ không khí trong 137 chu kỳ quan trắc. Kết quả cho thấy các mô hình này hoàn toàn phù hợp với chuyển dịch thực tế của đập và đạt yêu cầu về độ chính xác dự báo theo chỉ tiêu sai số trung phương và sai số trung bình với khoảng thời gian dự báo dưới 9 tháng. Thêm vào đó, mạng nơ-ron lan truyền ngược có độ chính xác cao và ổn định hơn 2 loại mô hình thống kê hồi quy bội và chuỗi thời gian theo mùa trong phân tích, dự báo chuyển dịch đập.

Từ khóa: Chuyển dịch ngang, mô hình hồi quy bội, chuỗi thời gian theo mùa, mạng nơ-ron lan truyền ngược.

1. Mở đầu

Thủy điện đóng vai trò chủ lực của hệ thống điện toàn quốc, góp phần không nhỏ trong các thành tựu phát triển kinh tế xã hội của Việt Nam. Do vậy việc quan trắc giám sát an toàn của đập thủy điện là vô cùng thiết yếu [1-4].

Những chuyển dịch trên bề mặt của đập theo phương thẳng đứng và nằm ngang thường được quan trắc bằng phương pháp trắc địa tuân thủ các bộ tiêu chuẩn quốc gia TCVN 9399-2012 [5], TCVN 8215-2009 [6], TCVN 9360-2012 [7], TCVN 9400-2012 [8]. Sau đó, các giá trị chuyển

dịch sẽ được so sánh với chu kỳ đầu tiên để xác định các yếu tố [5]:

- Độ lớn và hướng của chuyển dịch;
- Độ chuyển dịch trung bình trên toàn công trình, độ chênh lệch chuyển dịch theo 1 trục nhất định (đặc trưng cho độ xoay của công trình);
- Tốc độ chuyển dịch và tốc độ trung bình của từng điểm theo thời gian;
- Chuyển dịch trong không gian của toàn công trình và trọng tâm công trình theo đường thẳng hoặc mặt phẳng xác suất.

Dựa vào các yếu tố nêu trên, một số nghiên cứu trong nước về xây dựng mô hình phân tích dự báo chuyển dịch đập được công bố tập trung

* Tác giả liên hệ.

Địa chỉ email: bktrinh@tlu.edu.vn

<https://doi.org/10.25073/2588-1094/vnuees.4529>

vào mối tương quan tuyến tính của chuỗi kết quả quan trắc với mực nước hồ chứa có tính ảnh hưởng của độ trễ sử dụng hàm số sin và cos [9,10].

Tuy nhiên, các nghiên cứu trên thế giới đã chỉ ra rằng chuyển dịch đập là quá trình phi tuyến điển hình nên rất khó để dự báo với độ chính xác cao [1]. Theo đó các loại mô hình nghiên cứu có thể phân thành 3 nhóm chính: nhóm các mô hình tất định (deterministic method), nhóm mô hình thống kê (statistical method) và nhóm mô hình trí tuệ nhân tạo (artificial intelligence method). Các mô hình tất định thường được sử dụng trong thiết kế và giai đoạn đầu vận hành khi chưa có nhiều số liệu quan trắc nên kết quả dự báo khá hạn chế.

Trong nghiên cứu này, 2 loại mô hình thống kê là mô hình hồi quy bội, mô hình chuỗi thời gian theo mùa và 1 mô hình trí tuệ nhân tạo là mạng nơ-ron lan truyền ngược được chọn để nghiên cứu khả năng phân tích và dự báo chuyển dịch cho đập thủy điện Hoà Bình.

2. Các mô hình nghiên cứu

2.1. Mô hình hồi quy bội MTR

Các nguyên nhân chính tác động đến chuyển dịch biến dạng đập đã được khẳng định trong [1-4] bao gồm:

- Mực nước thượng và hạ lưu đập, hoặc áp lực gây ra bởi hồ chứa;
- Sự giãn nở nhiệt của đập;
- Tuổi của đập tính theo thời gian vận hành thực tế.

Mô hình hồi quy bội MTR (Multi-regression) tổng quát thể hiện mối quan hệ giữa chuyển dịch đập với những tác nhân nêu trên được thể hiện dưới dạng như sau:

$$\delta = \delta_H + \delta_T + \delta_t \quad (1)$$

trong đó:

$\delta_H = \sum_{i=0}^n a_i H^i$ là tác nhân áp lực do hồ chứa, H là mực nước thượng lưu;

$\delta_T = \sum_{j=1}^m b_j T_j$ là tác nhân giãn nở nhiệt của đập, T là *nhật độ* của môi trường;

$\delta_t = c_1 + c_2\sqrt{t} + c_3\sqrt[3]{t} + c_4\ln(t)$ là tác nhân thời gian, t là tuổi đập tính theo ngày.

Các hệ số a_i, b_j, c_{1-4} được xác định từ cặp giá trị chuyển dịch đập và tác nhân tương ứng trong mỗi chu kỳ quan trắc theo nguyên lý số bình phương nhỏ nhất. Mô hình (1) với các tham số đó được sử dụng để dự báo chuyển dịch của đập trong tương lai.

2.2. Mô hình chuỗi thời gian theo mùa SARIMA

Mô hình chuỗi thời gian dựa vào phân tích các giá trị trong quá khứ để nhận dạng và tập hợp những yếu tố biến đổi theo thời gian, từ đó dự báo giá trị ở tương lai. Chuỗi thời gian có các thành phần đặc trưng là xu hướng dài hạn, mùa vụ, chu kỳ và biến đổi ngẫu nhiên [11,12]. Mô hình chuỗi thời gian theo mùa được tích hợp bởi yếu tố mùa vụ (Seasonal – S) và 3 mô hình:

- Tự hồi quy (AutoRegressive – AR) đối với các số liệu;

- Trung bình trượt hay bình quân di động (Moving Average – MA) đối với phần sai số của số liệu mang tính ngẫu nhiên;

- Tích hợp sai phân (Integrated – I) nhằm biến đổi chuỗi không dừng thành chuỗi dừng trước khi thực hiện các thao tác phân tích và dự báo khác.

Áp dụng phương pháp Box-Jenkins [11,12] để thành lập mô hình chuỗi thời gian theo mùa Y_t bao gồm 6 bước:

2.2.1. Kiểm tra tính ổn định của chuỗi

Chuỗi Y_t được coi là ổn định (hay chuỗi dừng) khi có tất cả những đặc điểm sau:

$$E(Y_t) = \mu \quad (2)$$

$$Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2 \quad (3)$$

$$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = \gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] \quad (4)$$

Trong đó E, Var, Cov lần lượt là kỳ vọng, phương sai và hiệp phương sai.

Kiểm định ADF (Augmented Dickey-Fuller) được sử dụng phổ biến nhất để kiểm tra tính ổn định của các chuỗi thời gian.

2.2.2. Xử lý chuỗi không ổn định

Trong thực tế hầu hết các số liệu thu được đều là chuỗi không ổn định, do vậy cần biến đổi chuỗi bằng cách lấy sai phân W_t :

$$W_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (5)$$

Nếu sai phân bậc d của chuỗi Y_t thỏa mãn cả 3 điều kiện ổn định (2), (3) và (4) thì chuỗi được gọi là ổn định bậc d .

2.2.3. Chọn bậc AR(p) và MA(q) tối ưu

Mô hình AR(p):

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_p Y_{t-p} + e_t \quad (6)$$

Mô hình MA(q):

$$Y_t = b_0 + e_t + b_1 e_{t-1} + b_2 e_{t-2} + \dots + b_q e_{t-q} \quad (7)$$

trong đó:

a_0, a_1, \dots, a_p là tham số phân tích hồi quy, thỏa mãn: $a_0 + a_1 + \dots + a_p < 1$ (8)

b_0, b_1, \dots, b_q là giá trị trung bình của Y_t và các hệ số bình quân di động, thỏa mãn:

$$b_1 + b_2 + \dots + b_q < 1 \quad (9)$$

$e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$ là sai số ngẫu nhiên tương ứng của $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-q}$.

Sử dụng hàm tự tương quan ACF (Auto-correlation Function) để chọn bậc q cho mô hình MA và hàm tự tương quan từng phần PACF (Partial Auto-correlation Function) để chọn bậc p cho mô hình AR (là những giá trị nằm ngoài khoảng tin cậy, giảm đột ngột). Ngoài ra yếu tố mùa vụ s cũng thể hiện rất rõ trên biểu đồ ACF và PACF.

2.2.4. Ước lượng mô hình ARIMA(p,d,q) và chọn mô hình tối ưu

Mô hình ARIMA(p,d,q) là mô hình hỗn hợp của AR(p) và MA(q) đã sai phân hoá ở bậc d thỏa mãn cả 2 điều kiện (8), (9).

Kết hợp yếu tố mùa vụ s và tổ hợp các giá trị $\{0, 1, \dots, p\}, \{1, 2, \dots, d\}, \{0, 1, \dots, q\}$ xác định được ở bước trên để thành lập mô hình SARIMA(p, d, q)_s. Mô hình tối ưu được lựa chọn dựa trên 2 tiêu chí:

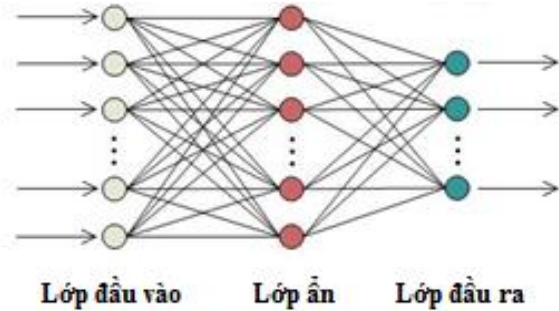
- Là nhiều trắng.
- Có giá trị AIC (Akaike Information Criterion) nhỏ nhất.

Tính các tham số cho mô hình tối ưu đã chọn bằng quá trình lặp, kiểm định độ chính xác và phù hợp của mô hình với chuỗi dữ liệu ban đầu.

2.2.5. Dự báo

Sử dụng mô hình đã thiết lập ở bước trên để tiến hành dự báo ngắn hạn các giá trị Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots trong giai đoạn tiếp theo.

2.3. Mô hình mạng nơ-ron lan truyền ngược BPNN



Hình 1. Cấu trúc của BPNN.

Mạng nơ-ron lan truyền ngược BPNN (Backpropagation Neural Network) là một trong những mạng thần kinh nhân tạo phổ biến nhất. Về nguyên lý, đây là hệ thống tính toán mô phỏng hoạt động của các nơ-ron trong hệ thần kinh, bao gồm 3 lớp cơ bản:

Số lớp ẩn và số nơ-ron trong mỗi lớp thường được chọn dựa vào những mô hình có sẵn hoặc theo kinh nghiệm.

Giải thuật lan truyền ngược trong mô hình mạng nơ-ron là công cụ tính toán mạnh mẽ, có thể dễ dàng thực thi với 2 quá trình (i) lan truyền tiến và (ii) lan truyền ngược bao gồm các bước sau [13]:

2.3.1. Tính toán lan truyền tiến

Giá trị của các nơ-ron trong lớp ẩn và lớp đầu ra được tính theo các công thức sau:

$$sum_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i \quad (10)$$

$$O_j = f(sum_j) \quad (11)$$

trong đó:

W_{ij} là trọng số liên kết nơ-ron i trong lớp trước với nơ-ron j trong lớp hiện thời;

X_i là giá trị đầu ra của nơ-ron i trong lớp trước;

O_j là giá trị đầu ra của nơ-ron j trong lớp hiện thời;

f là hàm kích hoạt, thường sử dụng hàm Sigmoid với hằng số c chọn tùy ý [2,13]:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-cx}} \quad (12)$$

Theo đó, giá trị của các nơ-ron trong lớp ẩn và lớp đầu ra được xác định từ giá trị của nơ-ron trong lớp đầu vào.

2.3.2. Lan truyền ngược ở lớp đầu ra

Tính sai số của giá trị nơ-ron ở lớp đầu ra theo công thức:

$$\varepsilon_j = O_j(1 - O_j)(d_j - O_j) \quad (13)$$

trong đó:

ε_j là sai số của nơ-ron j trong lớp đầu ra;

d_j là giá trị mong muốn của nơ-ron j trong lớp đầu ra.

Sai số này sẽ được lan truyền ngược về lớp ẩn và trọng số được cập nhật theo công thức:

$$\Delta W_{ij} = \eta \varepsilon_j X_i \quad (14)$$

$$W_{ij}^{k+1} = W_{ij}^k + \Delta W_{ij}^k + \alpha \delta W_{ij}^k \quad (15)$$

trong đó

ΔW_{ij} là số cải chính của W_{ij} ;

$\eta \approx 0.01$ là tỷ số huấn luyện;

W_{ij}^{k+1} là trọng số mới được sử dụng trong vòng huấn luyện thứ $k+1$;

W_{ij}^k và ΔW_{ij}^k lần lượt là trọng số và số cải chính trong vòng huấn luyện thứ k ;

$\alpha \approx 0.9$ là hệ số động lượng sử dụng để giảm xu hướng bất ổn [13];

δW là sự thay đổi của số cải chính:

$$\delta W_{ij}^k = \Delta W_{ij}^k - \Delta W_{ij}^{k-1} \quad (16)$$

2.3.3. Lan truyền ngược ở lớp ẩn

Bước này tính sai số của nơ-ron trong lớp ẩn phức tạp hơn:

$$\varepsilon_i = O_i(1 - O_i) \sum_{j=1}^n W_{ij} \varepsilon_j \quad (17)$$

trong đó:

ε_i và O_i tương ứng là sai số và giá trị của nơ-ron i trong lớp ẩn;

ε_j là sai số của nơ-ron trong lớp đầu ra j có kết nối với nơ-ron i ;

W_{ij} là trọng số cập nhật của kết nối từ nơ-ron i đến nơ-ron j .

Khi các sai số này đã được xác định theo công thức (17), các số cải chính trọng số và trọng số mới giữa nơ-ron trong lớp đầu vào và nơ-ron

trong lớp ẩn sẽ được cập nhật theo các công thức (14-16).

2.3.4. Cập nhật trọng số

Điều quan trọng cần lưu ý là đến bước này, các trọng số của vòng huấn luyện sau mới được cập nhật. Nói cách khác, không được cập nhật ngay bất kỳ trọng số nào dù đã được tính ra cho đến khi sai số của tất cả các nơ-ron trong mạng được tính toán xong, bởi kết quả sẽ không hợp lệ nếu trọng số mới của kỳ huấn luyện sau được sử dụng để tính sai số trong kỳ huấn luyện hiện thời.

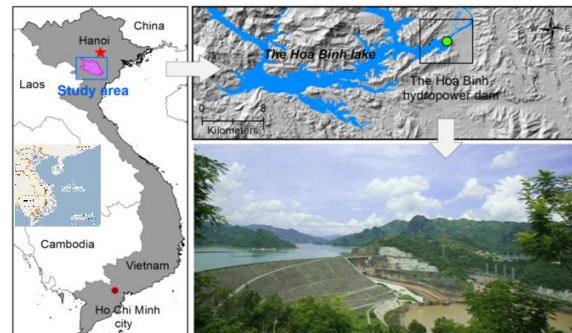
Giá trị sai số mới có thể được xác định từ các trọng số đã cập nhật và chu trình tính lặp theo 4 bước nêu trên được thực hiện cho đến khi giá trị sai số nhỏ hơn ngưỡng mong muốn, thường rất bé xấp xỉ 0.

3. Thực nghiệm

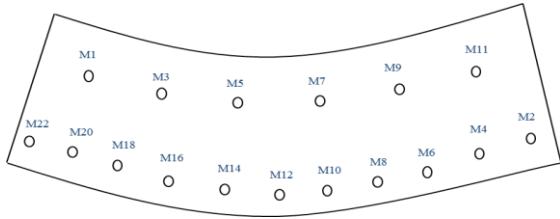
3.1. Giới thiệu dữ liệu thực nghiệm

Đập thủy điện Hoà Bình nằm trên sông Đà ở 20°48'30" vĩ độ Bắc và 105°19'26" kinh độ Đông, được khởi công vào tháng 11/1979 và hoàn thành tháng 12/1994. Đây là đập đá đồ lỗi đất có chiều dài 970m và chiều cao 128m, bề rộng mặt đập 20m tạo ra hồ chứa có dung tích thiết kế khoảng 9 tỷ mét khối, với công suất phát điện thiết kế là 1920MW/năm.

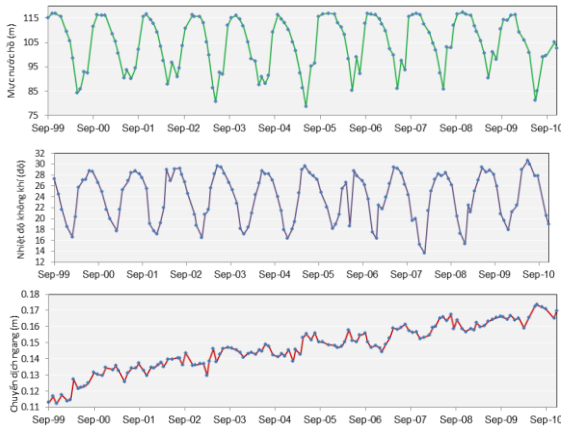
Hệ thống quan trắc chuyển dịch ngang của đập bố trí thành 2 tuyến ở mái hạ lưu tại độ cao 75m (6 điểm) và 123m (11 điểm). Dịch chuyển của các điểm này được theo dõi hàng tháng bằng phương pháp trắc địa.



Hình 2. Đập thủy điện Hoà Bình.



Hình 3. Sơ đồ bố trí mốc quan trắc.



Hình 4. Dữ liệu thực nghiệm.

Trong nghiên cứu này, bộ dữ liệu quan trắc chuyển dịch ngang của điểm M12 nằm ở giữa đập là nơi có chuyển dịch lớn nhất, nhiệt độ không khí trung bình tháng, và mực nước hồ tại 137 chu kỳ quan trắc, từ tháng 9/1999 đến tháng 12/2010, được sử dụng để thiết lập các mô hình phân tích, dự báo (Hình 4).

Các mô hình đã thiết lập sẽ được sử dụng để dự báo ngắn hạn chuyển dịch của đập trong 4 tháng, 6 tháng, 9 tháng và 12 tháng tiếp theo nhằm đánh giá khả năng ứng dụng trong thực tế.

Độ chính xác của các mô hình MTR, SARIMA và BPNN được đánh giá thông qua sai số trung phương RMSE (Root Mean Square Error) và sai số trung bình MAE (Mean Absolute Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (x_t - \hat{x}_t)^2}{N}} \quad (18)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |x_t - \hat{x}_t| \quad (19)$$

trong đó:

N là số lượng giá trị dự báo;

x_t và \hat{x}_t lần lượt là giá trị tính được từ mô hình và giá trị quan trắc chuyển dịch ngang tương ứng.

3.2. Các mô hình phân tích dự báo

3.2.1. Mô hình hồi quy bội

Áp dụng công thức (1) với $i = 3, j = \{1, 15, 30, 60\}$, các hệ số của mô hình hồi quy được xác định theo phương pháp số bình phương nhỏ nhất. Kết quả thu được:

$$\begin{aligned} \delta(t) = & -7.66 \times 10^{-2} + 9.39 \times 10^{-4} H - \\ & 2.16 \times 10^{-8} H^3 + 9.97 \times 10^{-5} T_1 + \\ & 1.96 \times 10^{-4} T_{30} - 7.40 \times 10^{-5} T_{60} - \\ & 8.12 \times 10^{-3} \sqrt{t} + 1.27 \times 10^{-2} \ln t \end{aligned} \quad (20)$$

Kết quả dự báo và đánh giá độ chính xác của mô hình (20) được trình bày trong Hình 5 và Bảng 1.

3.2.2. Mô hình SARIMA

Từ Hình 3 có thể thấy chuỗi giá trị chuyển dịch ngang có xu thế tăng theo thời gian với quy luật biến đổi mang tính chu kỳ tương ứng với biến động mực nước hồ và nhiệt độ không khí hàng năm, do vậy chọn $s = 12$.

Áp dụng kiểm định ADF với chuỗi dữ liệu quan trắc chuyển dịch ngang ta thấy chuỗi sai phân bậc 1 là chuỗi ổn định, vậy $d = 1$.

Lập hàm ACF và PACF để xác định bậc cho mô hình MA và AR, kết quả $p = 1$ và $q = 1$.

Tổ hợp các giá trị $p = \{0, 1\}, d = 1, q = \{0, 1\}$ với điều kiện p và q không đồng thời bằng 0 thu được 3 mô hình SARIMA(0,1,1)₁₂, SARIMA(1,1,0)₁₂, SARIMA(1,1,1)₁₂ đều là nhiễu trắng. Trong số này, mô hình SARIMA(1,1,1)₁₂ có giá trị AIC nhỏ nhất nên được chọn là mô hình tối ưu với công thức như sau:

$$(1 - 0.465B)(1 - 0.497B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})Y_t = (1 + 0.566B)(1 + 0.996B^{12})e_t \quad (21)$$

trong đó B là toán tử dịch chuyển lùi được định nghĩa:

$$BY_t = Y_{t-1} \quad (22)$$

Kết quả dự báo và đánh giá độ chính xác của mô hình (21) cũng được liệt kê trong Hình 5 và Bảng 1.

3.2.3. Mô hình BPNN

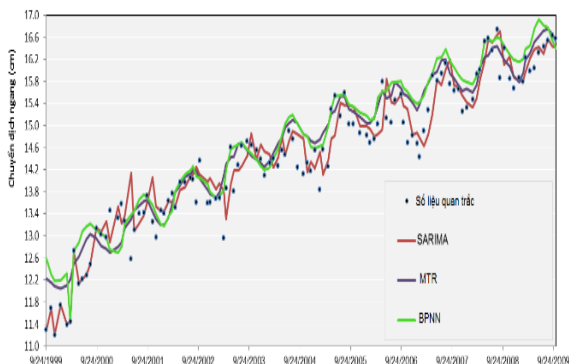
Cấu trúc của mô hình BPNN:

- Số lượng nơ-ron của lớp đầu vào là 12, bao gồm giá trị dịch chuyển của 12 tháng liên tục;
- Số lượng nơ-ron trong lớp đầu ra là 1, tương ứng với giá trị dịch chuyển của tháng thứ 13 tiếp theo;
- Số lượng nơ-ron trong lớp ẩn xác định theo thực nghiệm là 10.
- Các tham số của mô hình BPNN được chọn theo kinh nghiệm như sau:
 - $\eta = 0.01$;
 - $\alpha = 0.9$;
 - Ngưỡng sai số là 10^{-5} ;
 - Số lần tính lặp là 500.

Kết quả dự báo và đánh giá độ chính xác của mô hình BPNN cũng được tổng hợp trong Hình 5 và Bảng 1.

3.3. Kết quả

So sánh với tiêu chuẩn sai số trung phương cho phép quan trắc chuyển dịch ngang của đập đất đá chịu áp lực cao là 5mm [5], sai số của cả 3 mô hình thiết lập đều đạt yêu cầu với quãng thời gian dự báo đến 9 tháng. Mô hình SARIMA cho kết quả dự báo chính xác nhất trong 4 tháng, còn với 6 tháng hoặc 9 tháng thì kết quả dự báo của mô hình BPNN tốt hơn cả. Mô hình BPNN có độ chính xác dự báo ổn định trong vòng 12 tháng, độ chính xác của 2 mô hình còn lại giảm dần khi thời gian dự báo tăng lên, riêng mô hình MTR không đạt yêu cầu độ chính xác với thời gian dự báo 12 tháng.



Hình 5. Kết quả xây dựng mô hình.

Bảng 1. Sai số dự báo của mô hình

Mô hình	Sai số	Giá trị (mm)			
		4 tháng	6 tháng	9 tháng	12 tháng
MTR	MAE	1.92	2.94	3.06	4.12
	RMSE	2.19	3.76	3.93	5.06
SARIMA	MAE	1.65	2.51	2.70	2.83
	RMSE	1.81	3.18	3.22	3.26
BPNN	MAE	1.85	1.92	1.90	1.98
	RMSE	2.04	2.28	2.46	2.54

4. Kết luận

Kết quả thu được cho thấy cả 3 mô hình thiết lập đều phản ánh xu hướng chuyển dịch ngang của điểm quan trắc với độ chính xác cao trong dự báo ngắn hạn dưới 9 tháng.

Mô hình SARIMA và BPNN chỉ sử dụng chuỗi dữ liệu quan trắc nhưng lại dự báo tốt hơn mô hình MTR có xét đến ảnh hưởng của các tác nhân khác. Điều đó đòi hỏi những nghiên cứu sâu hơn về ảnh hưởng của áp lực hồ chứa, nhiệt độ môi trường và tuổi đập đến chuyển dịch đập.

Đặc biệt, mô hình BPNN có độ ổn định và tính chính xác đồng đều trong dự báo tới 12 tháng. Điều này cho thấy mô hình BPNN giải quyết tốt các tác động ngẫu nhiên đối với chuyển dịch ngang của điểm quan trắc, do vậy rất có tiềm năng ứng dụng trong phân tích dự báo chuyển dịch đập thủy điện Hoà Bình.

Kết quả thu được tạo tiền đề cho những nghiên cứu sâu hơn về ứng dụng của các mô hình trí thông minh nhân tạo trong phân tích và dự báo chuyển dịch biến dạng đập, phục vụ quản lý an toàn đập ở nước ta.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Quỹ Phát triển khoa học và công nghệ Quốc gia (NAFOSTED) trong đề tài mã số 105.08-2018.06.

Tài liệu tham khảo

- [1] B.T.K. Trinh et al., A novel hybrid artificial intelligent approach based on neural fuzzy inference model and particle swarm optimization for horizontal displacement modeling of hydropower dam, *Neural Computing and Applications* 29(12) (2018) 1495-1506. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2666-0>
- [2] Z. Jingui et al., Research on Deformation Analysis of the Hydropower Dam in Vietnam, *Journal of Geomatics - Wuhan University*. 41(3) (2016) 45-47 (in Chinese). <https://doi.org/10.14188/j.2095-6045.2016.03.012>
- [3] D.T. Bui et al., Chapter 15 - Hybrid Intelligent Model Based on Least Squared Support Vector Regression and Artificial Bee Colony Optimization for Time Series Modeling and Forecasting Horizontal Displacement of Hydropower Dam, in: P. Samui, S.S. Roy, and V.E. Balas (Eds.), *Handbook of Neural Computation*, Academic Press, United States of America, 2017, pp 279-293, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811318-9.00015-6>
- [4] J. Zou et al., Dam deformation analysis based on BPNN merging models, *Geo-spatial Information Science*, 21(2) (2017) 49-157. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1386848>
- [5] Ministry of Science and Technology of Vietnam, TCVN 9399-2012: Buildings and Structures – Measuring Horizontal Displacement by Surveying Method, 2012 (in Vietnamese).
- [6] Ministry of Science and Technology of Vietnam, TCVN 8215-2009: Hydraulic Structure – Major regulations on installation design observation equipment of water headworks, 2009 (in Vietnamese).
- [7] Ministry of Science and Technology of Vietnam, TCVN 9360-2012: Technical Process of Settlement Monitoring of Civil and Industrial Building by Geometrical Levelling, 2012 (in Vietnamese).
- [8] Ministry of Science and Technology of Vietnam, TCVN 9400-2012: Buildings and Tower Structure –Tilt Monitoring by Surveying Methods, 2012 (in Vietnamese).
- [9] T. Khanh and L.D. Tinh, Applying a method of correlation analysis to estimate the movement of construction, *Journal of Mining and Geology* 4, 30 (2010) (in Vietnamese).
- [10] L D. Tinh, Research the solutions to Increase the Effect of Deformation Monitoring in Vietnam (PhD thesis), Hanoi University of Mining and Geology, MS: 62.52.85.01, 2012 (in Vietnamese).
- [11] J.D. Cryer, K.S. Chan, *Time Series Analysis with Application in R*, Springer-Verlag, New York, 2008.
- [12] N.Q. Dong, N.T. Minh, *Econometric*, The Press of National Economics University, 2013 (in Vietnamese).
- [13] D. Graupe, *Principles of Artificial Neural Networks*, Advanced Series in Circuits and Systems 3rd Edition, vol. 7, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Singapore, 311–325, 2013.