

NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG MẠNG THẦN KINH NHÂN TẠO (ANN) TRONG DỰ BÁO LƯU LƯỢNG NƯỚC ĐẾN HỒ CHỨA CỬA ĐẠT

Ngô Văn Quận, Đỗ Phương Thảo,
Trường Đại học Thủy lợi
Nguyễn Xuân Thịnh,
Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam
Nguyễn Văn Tiến
Kiểm toán nhà nước

Tóm tắt: Dự báo lưu lượng nước đến hồ chứa có ý nghĩa rất quan trọng trong việc vận hành an toàn hồ chứa và phân phối nước hợp lý cho các nhu cầu sử dụng nước. Do vậy, đã có nhiều nghiên cứu nâng cao độ tin cậy của việc dự báo lưu lượng nước đến phục vụ cho công tác quản lý, vận hành hồ chứa. Do đó mục tiêu chính của nghiên cứu này là ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp (ANN) sử dụng thuật toán lan truyền ngược để dự báo lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt trước 3 ngày trên cơ sở phân tích, đánh giá hai kịch bản: (1) Dự báo lưu lượng đến hồ chỉ xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy và (2) xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy và yếu tố lượng mưa. Kết quả cho thấy, khi có xét thêm yếu tố lượng mưa cho độ chính xác cao hơn. Cụ thể, với dữ liệu của trạm Cửa Đạt, sai số quân phương RMSE giảm từ 75.04091 m³/s xuống còn 56.35318 m³/s và chỉ số xác định R² nâng cao từ 0.68 lên 0.72, tương tự với trạm Cẩm Thủy, sai số RMSE cũng giảm xuống và chỉ số xác định R² tăng lên. Kết quả nghiên cứu cung cấp một phương pháp hữu ích trong bài toán dự báo, đặc biệt có ý nghĩa trong công tác quản lý nguồn nước và góp phần quan trọng trong việc xây dựng các phương án quản lý vận hành hồ chứa được chủ động hơn.

Từ khóa: ANN, mạng thần kinh nhân tạo, dự báo lưu lượng.

Summary: Forecast of the water flow to the reservoir has a very important significance in the operation of the reservoir safety and rational distribution of water for the water use needs. Consequently, there have been many studies enhance the reliability of the forecast of the amount of water to serve for the management, operation of the reservoir. Therefore, main objective of study is to apply of artificial neural network (ANN) direct use of reverse propagation algorithm to forecast the water flow to the Cửa Đạt reservoir before 3 days on the basis of the analysis, assessment for two scenarios: (1) To forecast water flow to reservoir only consider about flow element and (2) consider both of flow and rainfall elements. The results showed that, when considering both of flow and rainfall factors for higher accuracy. In particular, with the data of the Cửa Đạt station is error (RMSE) reduced from 75.04 to 56.35 m³/s m³/s and the index of R² increased from 0.68 up 0.72, with similar error (RMSE), Cam Thủy station also dropped and index R² increased. This research results provide a useful method in forecasting, that is particularly meaningful in the management of water resources and significant contributions in building the reservoir operation management scenarios are more active.

Keywords: ANN, The artificial nerve network, forecasts of water flow.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Biến đổi khí hậu (BĐKH) đã tác động đến sự thay đổi lưu lượng tại các vùng, lưu vực trên thế giới nói chung và Việt Nam nói riêng,

trong đó lượng mưa có ảnh hưởng trực tiếp đến diễn biến dòng chảy, tác động tới công tác quản lý vận hành hồ chứa trên cả nước, đây là một thách thức ngày càng lớn trong điều kiện biến đổi khí hậu [1,13], đòi hỏi cần phải giải quyết bài toán về dự báo trước lưu lượng đến hồ để xây dựng quy trình vận hành hồ hợp lý có ý nghĩa rất quan trọng trong công tác quản

Ngày nhận bài: 20/4/2017

Ngày thông qua phản biện: 26/6/2017

Ngày duyệt đăng: 26/7/2017

lý vận hành hệ thống thủy lợi nói chung và vận hành hồ chứa nói riêng.

Các nghiên cứu về biến đổi khí hậu đã chỉ ra rằng trong ba thập niên tới, lượng mưa ở các lưu vực nhỏ tại Hàn Quốc sẽ tăng từ 6.6% đến 9.3% và nhiệt độ không khí có xu hướng tăng thêm từ 0.8°C đến 3.2°C (Bae, D.H et al., 2011). Đối với Việt Nam, trong năm thập niên qua (1958 – 2007) nhiệt độ trung bình đã tăng lên vào khoảng 0.5°C-0.7°C (MORE., 2009). Các nghiên cứu cũng chỉ ra sự biến đổi của các yếu tố và hiện tượng khí hậu cực đoan, như nhiệt độ cực đại (Tx), trên toàn Việt Nam nhìn chung có xu thế tăng, điển hình là vùng Tây Bắc và vùng Bắc Trung Bộ; Lượng mưa ngày cực đại tăng lên ở hầu hết các vùng khí hậu, nhất là trong những năm gần đây; Số ngày mưa lớn cũng có xu thế tăng lên tương ứng và biến động mạnh, nhất là ở khu vực Miền. Theo dự báo, nhiệt độ không khí trung bình của Việt Nam sẽ tăng lên đáng kể, có thể lên tới 0.3°C/thập kỷ trong nửa đầu thế kỷ 21; Lượng mưa cũng có xu thế tăng lên trên hầu hết các vùng khí hậu, đặc biệt là dải ven biển Miền Trung (Thanh, et al., 2013). Những tác động của BĐKH không chỉ ảnh hưởng đến hoạt động kinh tế, xã hội mà sản xuất lương thực cũng đang và sẽ gặp nhiều rủi ro vì những tác động của hiện tượng biến đổi khí hậu (Dasgupta S., et al., 2007; HLC, 2008).

Hồ chứa nước Cửa Đạt có nhiệm vụ cấp nước tưới cho nông nghiệp và kết hợp phát điện, khi thiết kế chưa đề cập đến yếu tố biến đổi khí hậu nên những năm gần đây biến đổi khí hậu đã ảnh hưởng xấu đến việc vận hành hồ chứa. Bên cạnh đó, theo đà phát triển của xã hội thì nhu cầu nước sẽ thay đổi, theo xu hướng tăng, dẫn đến sự thay đổi trong vận hành, phân phối nước. Vì vậy, yêu cầu đặt ra là cần dự báo được lượng nước đến hồ phục vụ cho việc vận hành, phân phối nước an toàn và hiệu quả. Bài viết này sẽ giới thiệu kết quả dự báo lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt trên cơ sở ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo

truyền thẳng nhiều lớp (ANN) sử dụng thuật toán lan truyền ngược.

2. ĐỐI TƯỢNG NGHIÊN CỨU

2.1. Hồ Cửa Đạt

Hồ Cửa Đạt được khởi công xây dựng năm 2004, thuộc địa phận xã Xuân Mỹ, huyện Thường Xuân, tỉnh Thanh Hóa. Diện tích lưu vực tính tới tuyến đầu mỗi công trình Cửa Đạt là 5.938 km², trong đó có 4.906 km² thuộc địa phận Lào, chiếm 82,6% diện tích lưu vực; dung tích hữu ích là 1,45 tỷ m³ nước; nhiệm vụ chính của hồ chứa Cửa Đạt là giảm lũ ứng với tần suất thiết kế P = 0,6%, cấp nước tưới cho 85.115 ha đất canh tác vùng hạ du và cấp nước phục vụ các hoạt động kinh tế xã hội khác. Hồ chứa Cửa Đạt được cung cấp nước từ 2 nguồn chính là nước mưa và nước đến từ sông Mã (và sông Chu¹).

Khí hậu lưu vực hồ Cửa Đạt chia làm 2 mùa: mùa đông khô lạnh và mùa hè nóng ẩm. Mùa mưa (từ tháng V đến tháng X) chiếm từ 80-85% lượng mưa năm, mùa khô bắt đầu từ tháng XI và kết thúc tháng IV năm sau. Ba tháng có lượng mưa nhỏ nhất từ tháng I đến tháng III.

2.2. Mạng thần kinh nhân tạo

Mạng thần kinh nhân tạo mô phỏng mạng thần kinh và cách làm việc của các nơ-ron thần kinh trong bộ não con người nhằm ứng dụng giải quyết các bài toán phức tạp do hai nhà nghiên cứu McCulloch và Pitts xây dựng và lần đầu tiên giới thiệu vào năm 1943. Sau đó, mô hình này được hoàn thiện bởi những nhà khoa học khác và được ứng dụng nhiều trong các lĩnh vực kỹ thuật. Mạng thần kinh nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp (Multilayer Perceptron –MLP) thường được sử dụng phổ biến để giải quyết các bài toán phi tuyến, phức tạp, khi mà mối quan hệ giữa các quá trình không dễ thiết lập một cách tường minh.

¹ Sông Chu thực ra là nhánh cấp 1 của Sông Mã.

1. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

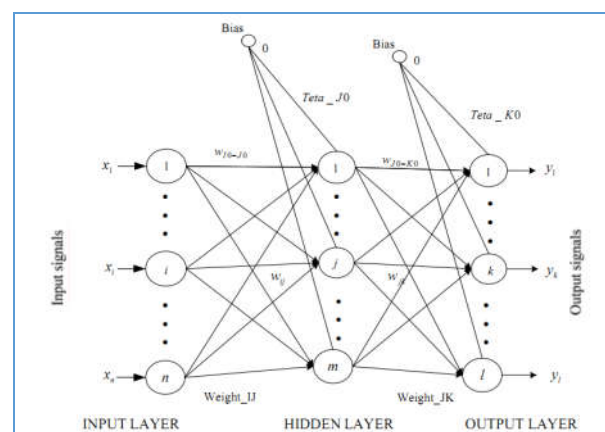
Những năm đầu thế kỷ 21, trên thế giới đã bắt đầu ứng dụng các công cụ, phần mềm dựa trên các mô hình toán vào giải quyết các bài toán dự báo khí tượng, thủy văn và cho kết quả đáng tin cậy. Mạng thần kinh nhân tạo có ưu điểm là khả năng học và xử lý chuỗi số liệu đầu vào tận dụng triệt để được các thông tin (dữ liệu đo đạc) hiện có, dựa vào mối quan hệ giữa các dữ liệu đầu vào để từ đó đưa ra các dự báo. Vì vậy, nghiên cứu này sẽ ứng dụng phần mềm Spcie – MLP (MultiLayer Perceptron) được viết riêng để xây dựng mô hình mạng thần kinh nhân tạo (Artificial Neural Network) dự báo ngắn hạn (3 ngày) lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt.

2.3. Mạng thần kinh nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp

Mạng nơ-ron nhân tạo có khả năng “học” và xử lý song song. Nó có thể tính toán và dự báo giá trị của biến đầu ra với một tập hợp các thông tin của biến đầu vào được cho trước. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo (ANN) sẽ được “huấn luyện” để có thể “học” từ những thông tin quá khứ. Từ đó, mạng có thể đưa ra kết quả dự báo dựa trên những gì đã được học. Quá trình này sẽ được tiến hành bằng các thuật toán huấn luyện mạng, phổ biến là thuật toán lan truyền ngược (back-propagation algorithm) [1,6].

Mạng thần kinh nhân tạo truyền thẳng nhiều lớp được sắp xếp gồm: Lớp đầu vào, các lớp ẩn và lớp đầu ra. Lớp đầu vào sẽ là nơi nhận các tín hiệu đầu vào. Các tín hiệu này có thể là một hằng số, dữ liệu thô hoặc cũng có thể là đầu ra của một mạng nơ-ron khác. Các giá trị này sẽ tác động đến các nơ-ron lớp ẩn thông qua bộ trọng số w_{ij} . Tại lớp ẩn, tín hiệu của lớp vào sẽ được xử lý bằng một hàm kích hoạt (activate function), thường là hàm Sigmoid hoặc hàm Tan-hyperbolic sau đó tín hiệu sẽ được truyền qua lớp ra thông qua bộ trọng số w_{jk} [4,6]. Các lớp ẩn liên kết giữa lớp đầu vào và lớp đầu ra, điều này làm cho mạng thần

kinh nhân tạo có khả năng mô phỏng mối tương quan phi tuyến tốt hơn.



Hình 2.1: Cấu trúc mạng thần kinh nhân tạo

2.4. Phương pháp học

Có hai vấn đề cần học đối với mỗi mạng nơ-ron nhân tạo đó là học tham số (parameter learning) và học cấu trúc (structure learning). Học tham số là việc thay đổi trọng số của các liên kết giữa các nơ-ron trong một mạng, còn học cấu trúc là việc điều chỉnh cấu trúc của mạng bao gồm thay đổi số lớp nơ-ron, số nơ-ron của mỗi lớp và cách liên kết giữa chúng.

Có ba loại phương pháp học: học có giám sát hay còn gọi là học có thầy (supervised learning), học tăng cường (reinforcement learning) và học không có giám sát hay còn gọi là học không có thầy (unsupervised learning).

Mô hình mạng thần kinh nhân tạo xác lập mối quan hệ giữa một tập hợp các biến đầu vào X_i ($i = \overline{1, n}$) với một hoặc nhiều biến đầu ra Y_k ($k = \overline{1, l}$) dựa vào dữ liệu trong quá khứ [6]. Với các nơ-ron ở lớp đầu vào, mỗi giá trị đầu vào X_i lần lượt được nhân với các trọng số w_{ij} , sau đó được cộng với nhau và cộng với một độ lệch (bias). Tổng được tạo ra có thể sử dụng hàm kích hoạt f tạo thành nơ-ron trong lớp ẩn H_j .

$$H_j = f \left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + bias \right)$$

Các nơ-ron trong lớp ẩn được tính toán, tiếp tục nhân với các trọng số w_{jk} và cộng thành

tổng net. Sau khi tổng net được tính toán, nó được chuyển thành tín hiệu đầu ra \widehat{Y}_k (giá trị ước lượng) bằng việc áp dụng hàm kích hoạt f.

$$\widehat{Y}_k = f\left(\sum_{j=1}^m H_j w_{ij} + bias\right) = f\left(\sum_{j=1}^m f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + bias\right) w_{jk} + bias\right)$$

Ứng với một giá trị quan sát thứ t ($t = \overline{1, T}$), độ lệch giữa tín hiệu đầu ra của mạng $\widehat{Y}_{k,t}$ và $Y_{k,t}$ được gọi là sai số (bias), giá trị độ lệch ban đầu mặc định là 0. Để tổng bình phương các sai số này là bé nhất, phải đi tìm bộ trọng số w_{ij} và w_{jk} hay tìm giá trị bé nhất của hàm mục tiêu $E(w)$: [6]

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^l (Y_{k,t} - \widehat{Y}_{k,t})^2$$

Vì hàm E_w là một hàm phi tuyến nên không thể tìm các trọng số w bằng phương trình hồi quy tuyến tính mà sẽ được sử dụng thuật toán lan truyền ngược sai số.

2.5. Thuật toán lan truyền ngược sai số

Thuật toán lan truyền ngược sai số (back propagation algorithm) là một thuật toán phức tạp để tối thiểu hoá các hàm mục tiêu, phương pháp là giảm gradient để điều chỉnh các trọng số liên kết giữa các nơ-ron. Ý tưởng cơ bản của thuật toán này là: khi trọng số w thay đổi thì hàm mục tiêu $E(w)$ sẽ thay đổi và ứng một hàm $E(w)$ sẽ có một tập giá trị của các trọng số w mà làm cho hàm $E(w)$ đạt giá trị cực tiểu.

Để ước lượng các trọng số w bằng thuật toán lan truyền ngược sai số, đầu tiên gán cho mạng một bộ trọng số w ban đầu, từ bộ trọng số này ta tính toán được giá trị hàm $E(w)$. Sau đó ta sẽ điều chỉnh trọng số w sao cho bộ trọng số mới làm cho hàm $E(w)$ bé hơn, trong đó, giá trị của trọng số phải giảm nếu đạo hàm $\partial E/\partial w$ là dương. Có thể biểu diễn phương pháp giảm gradient bằng công thức như sau:

$$\Delta w = w^{new} - w^{old} = -\eta \partial E / \partial w$$

Quá trình tìm bộ trọng số thích hợp cho mạng còn được gọi là quá trình học. Hằng số η còn được gọi là hằng số học, η là hằng số dương xác định tốc

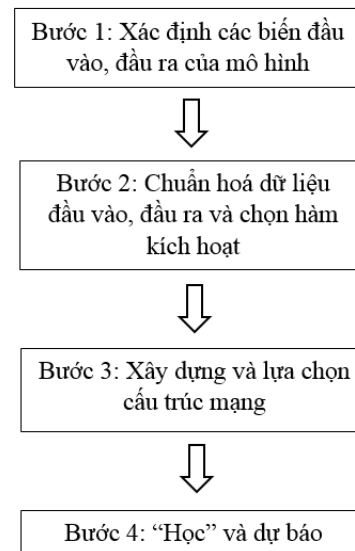
độ giảm giá trị của w , còn dấu âm chỉ chiều giảm gradient. Quá trình học sẽ được lặp đi lặp lại cho đến khi Δw gần bằng 0 (nhỏ hơn một mức sai số cho trước) hoặc điều kiện dừng học được kích hoạt. Điều kiện dừng học được thiết lập nhằm tránh tình trạng học quá (over-fitting).

Tùy theo dạng bài toán cụ thể mà mô hình mạng thần kinh nhân tạo sẽ được xây dựng với các cấu trúc có sự khác nhau nhằm đạt hiệu quả tối đa, tuy nhiên cách thức học của mạng là không thay đổi.

3. NỘI DUNG VÀ KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

Để tiến hành dự báo lưu lượng nước đến hồ nói chung và đến hồ chứa Cửa Đạt nói riêng, trong nghiên cứu này sử dụng mô hình Spice – MLP (MultiLayer Perceptron). Mô hình xây dựng chuyên dụng sử dụng các thuật toán thần kinh nhân tạo (ANN). Sử dụng phần mềm Spice – MLP khá đơn giản, kết quả đầu vào và đầu ra được nhập, xuất ra với định dạng của Microsoft Office Excel, thuận tiện trong quá trình sử dụng và tính toán, kiểm tra số liệu.

Mạng thần kinh nhân tạo nói chung và được xây dựng bằng phần mềm Spice – MLP nói riêng qua ba bước chính:



Hình 4.1: Các bước xây dựng mô hình Spice - MLP

3.1. Dữ liệu sử dụng dự báo

Nước của hồ chứa Cửa Đạt được cung cấp nước từ 2 nguồn chính là mưa và lượng nước đến của sông Sông Mã (và sông Chu). Trên lưu vực có 2 trạm khí tượng, thủy văn quan trắc số liệu từ hai sông này là trạm Cẩm Thủy và trạm Cửa Đạt. Do hạn chế về chuỗi số liệu quan trắc nên bộ dữ liệu nhóm tác giả sử dụng để dự báo lưu lượng nước trước 3 ngày đến hồ chứa Cửa Đạt gồm có:

Bộ dữ liệu quan trắc lưu lượng: từ năm 2004 đến năm 2006.

Bộ dữ liệu quan trắc lượng mưa: từ năm 2004 đến năm 2006.

Dữ liệu đầu vào mô hình mạng thần kinh nhân tạo sử dụng phần mềm Spice – MLP được chia thành: dữ liệu học từ năm 2004 đến năm 2005 và dữ liệu kiểm tra là năm 2006. Với nguồn dữ liệu này chưa đủ tính đại diện tốt để luyện mạng thần kinh nhân tạo nên có thể kết quả dự báo chưa đạt được độ tin cậy cao nhất (sai số nhỏ nhất).

Nhóm nghiên cứu tiến hành xây dựng 2 phương án dự báo lưu lượng trước 3 ngày đến hồ chứa Cửa Đạt: phương án 1 - Dự báo trước 3 ngày xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy và phương án 2 - Dự báo trước 3 ngày xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy và yếu tố lượng mưa.

Phương án 1: Dự báo trước 3 ngày xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy.

Trong phương án này việc dự báo lưu lượng nước tương lai trước 3 ngày $Q(t+3)$ dựa vào các lưu lượng nước tại thời điểm hiện tại và quá khứ. Chúng tôi sử dụng ba giá trị lưu lượng làm đầu vào của mạng gồm:

- Lưu lượng nước hiện tại: $Q(t)$
- Lưu lượng nước trước đó 3 ngày: $Q(t-3)$
- Lưu lượng nước trước đó 5 ngày: $Q(t-5)$

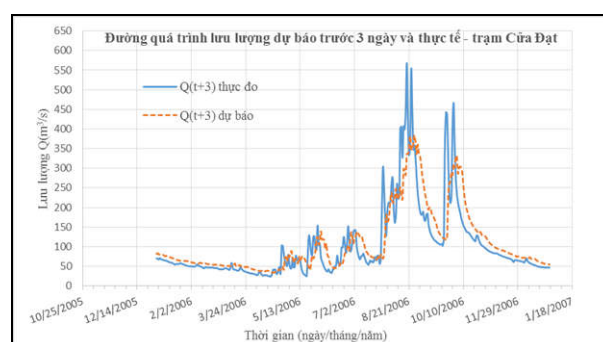
Biểu thức tổng quát: $Q(t+3) = f(Q(t), Q(t-3), Q(t-5))$

Chúng tôi dùng mạng nơ-ron được xây dựng trên phần mềm Spice - MLP để học được mối

quan hệ giữa các biến đầu vào này. Sau khi học, phần mềm dự báo, cho kết quả với dữ liệu kiểm tra (test set) là lưu lượng dòng chảy đến hồ Cửa Đạt năm 2006. Đường quá trình mô phỏng lưu lượng nước đến hồ Cửa Đạt tại các trạm Cửa Đạt và Cẩm Thủy cùng các chỉ số đánh giá kết quả dự báo lần lượt được thể hiện như dưới đây.

Kết quả dự báo lưu lượng dòng chảy đến trước 3 ngày sử dụng số liệu quan trắc tại trạm Cửa Đạt có:

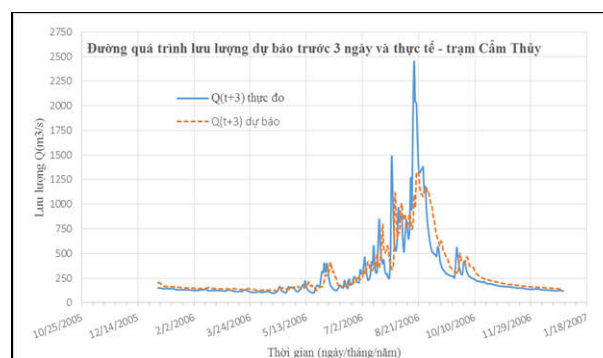
- Sai số căn quân phương RMSE = 75.04091 m³/s
- Chỉ số $R^2 = 0.684653$



Hình 2.5: Đường quá trình lưu lượng dự báo trước 3 ngày và thực tế - trạm Cửa Đạt (PA1)

Kết quả dự báo lưu lượng dòng chảy đến trước 3 ngày sử dụng số liệu quan trắc tại trạm Cẩm Thủy có:

- Sai số căn quân phương RMSE = 271.7461 m³/s
- Chỉ số $R^2 = 0.692655$.



Hình 2.6: Đường quá trình lưu lượng dự báo trước 3 ngày và thực tế - trạm Cẩm Thủy (PA1)

b) Phương án 2: Dự báo trước 3 ngày xét đến yếu tố lưu lượng dòng chảy và yếu tố lượng mưa:

Theo các nghiên cứu thủy văn, dữ liệu về mưa trên lưu vực cũng ảnh hưởng đến lưu lượng nước trong tương lai. Việc dự báo cần cả thông số về lượng mưa tại thời điểm hiện tại và lượng mưa trong quá khứ (do ảnh hưởng đến trữ lượng nước ngầm). Trong phương án này, dự báo lưu lượng nước tương lai trước 3 ngày $Q(t+3)$ không những chỉ dựa vào các lưu lượng nước quá khứ và hiện tại tại $Q(t)$, $Q(t-3)$, $Q(t-5)$ như phương án 1 mà còn phụ thuộc vào lượng mưa trong quá khứ và hiện tại tại lưu vực đó $X(t)$, $X(t-3)$, $X(t-5)$. [1]

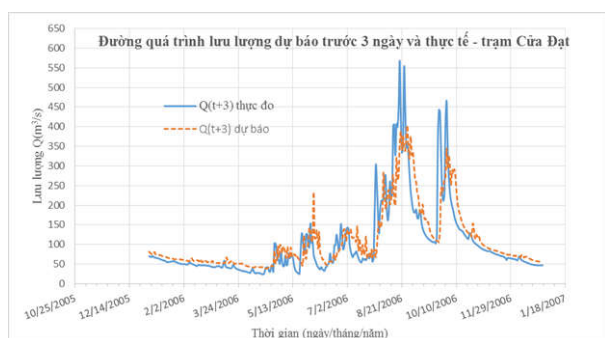
- Lượng mưa ngày hiện tại: $Q(t)$
- Lượng mưa trước đó 3 ngày: $Q(t-3)$
- Lượng mưa trước đó 5 ngày: $Q(t-5)$

Biểu thức tổng quát: $Q(t+3) = f(Q(t), Q(t-3), Q(t-5), X(t), X(t-3), X(t-5))$

Sử dụng phần mềm Spice – MLP dự báo, cho kết quả với dữ liệu kiểm tra (test set) là lưu lượng dòng chảy đến hồ Cửa Đạt năm 2006. Đường quá trình mô phỏng lưu lượng nước đến hồ Cửa Đạt tại các trạm Cửa Đạt và Cẩm Thủy cùng các chỉ số đánh giá kết quả dự báo lần lượt được thể hiện dưới đây.

Kết quả dự báo lưu lượng dòng chảy đến trước 3 ngày sử dụng số liệu quan trắc tại trạm Cửa Đạt có:

- Sai số căn quân phương $RMSE = 56.35318 \text{ m}^3/\text{s}$
- Chỉ số $R^2 = 0.721401$.

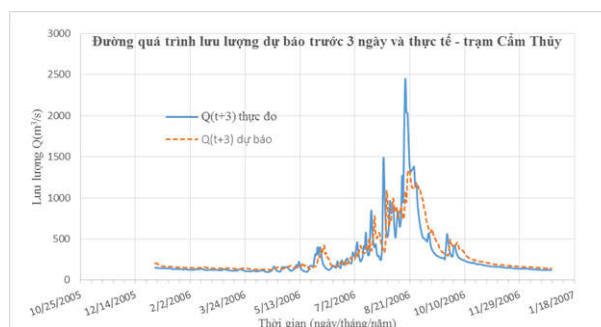


Hình 2.7: Đường quá trình lưu lượng dự báo trước 3 ngày và thực tế - trạm Cửa Đạt (PA2)

Kết quả dự báo lưu lượng dòng chảy đến trước 3 ngày sử dụng số liệu quan trắc tại trạm Cẩm

Thủy có:

- Sai số căn quân phương $RMSE = 223.378 \text{ m}^3/\text{s}$
- Chỉ số $R^2 = 0.729415$.



Hình 2.8: Đường quá trình lưu lượng dự báo trước 3 ngày và thực tế - trạm Cẩm Thủy (PA2)

4. KẾT LUẬN

Kết quả dự báo trước 3 ngày lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt cho thấy khi xét thêm yếu tố lượng mưa cho độ chính xác cao hơn chỉ dùng số liệu quan trắc lưu lượng dòng chảy. Tại trạm Cửa Đạt, chỉ số xác định R^2 nâng cao từ 0.684653 lên 0.721401 và sai số căn quân phương $RMSE$ giảm từ $75.04091 \text{ m}^3/\text{s}$ xuống còn $56.35318 \text{ m}^3/\text{s}$. Tại trạm Cẩm Thủy, chỉ số xác định R^2 từ 0.692655 lên 0.729415 và sai số căn quân phương $RMSE$ giảm từ $271.7461 \text{ m}^3/\text{s}$ xuống còn $223.378 \text{ m}^3/\text{s}$. Như vậy, yếu tố lượng mưa ảnh hưởng đến quá trình dự báo lưu lượng dòng chảy đến hồ chứa Cửa Đạt.

Bộ số liệu sử dụng để dự báo còn khá ít, chưa đầy đủ nên có thể chưa đáp ứng là chuỗi có tính đại diện tốt nên mạng thần kinh nhân tạo trên phần mềm Spice - MLP cho kết quả dự báo có chỉ số xác định R^2 chưa thực sự cao. Vì vậy, dữ liệu quan trắc các yếu tố khí tượng, thủy văn dài hơn thì việc dự báo trước lưu lượng nước đến hồ sẽ đạt độ chính xác cao hơn.

Dự báo lưu lượng nước đến hồ chứa Cửa Đạt ứng dụng mạng thần kinh nhân tạo (ANN) có ý nghĩa quan trọng, góp phần dự báo trước trong việc xây dựng các phương án quản lý vận hành hồ chứa được chủ động hơn. Ngoài ra,

nghiên cứu có thể áp dụng để dự báo lưu lượng đến cho các hồ chứa khác nhau trên cả nước.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Bae DH, Jung IW, Demeis PL (2011). *Hydrologic uncertainties in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju basin*. Journal of Hydrology, 401: 90-105.
- [2] Lê Văn Nghinh, Hoàng Thanh Tùng, Nguyễn Ngọc Hải, *Nghiên cứu ứng dụng mạng nơ ron thần kinh vào dự báo lũ các sông ở tỉnh Bình Định và Quảng Trị*.
- [3] Lê Văn Nghinh, Bùi Công Quang, Hoàng Thanh Tùng, *Mô hình toán thủy văn*. Nhà xuất bản xây dựng, 2006.
- [4] Cao Thăng. *Hướng dẫn sử dụng phần mềm mạng nơ ron SPICE-MLP, 2011*.
- [5] Nguyễn Đăng Hà, *Nghiên cứu ứng dụng công nghệ thông tin để hiện đại hóa quản lý điều hành hồ chứa nước Cửa Đạt*.
- [6] Nguyễn Khắc Hiếu, Nguyễn Thị Vân Anh, *Dự báo lạm phát tại Việt Nam bằng mô hình mạng thần kinh nhân tạo*, Đại học sư phạm kỹ thuật, tp. Hồ Chí Minh.
- [7] *Quy trình vận hành điều tiết hồ chứa nước Cửa Đạt tỉnh Thanh Hóa*, tháng 9 năm 2014.
- [8] Ibrahim Can, Cahit Yerdelen, Ercan Kahya1 (2007), *Stochastic modeling of Karasu River (Turkey) using the methods of Artificial Neural Networks*, Proceeding of the AGU Hydrology Days 2007, March 19 - March 21, 2007, Colorado State University, Fort Collins, Colorado, USA, 138-144.
- [9] Paulin Coulibaly, Francois Anctil, and Bernard Bobee, *Multivariate Reservoir Inflow Forecasting Using Temporal Neural Networks*, Journal of Hydrologic Engineering, 2001.
- [10] Oscar R. Dolling, Eduardo A. Varas, *Artificial neural networks for stream flow prediction*, Journal of Hydraulics research, 2002.
- [11] Demetris F. Likkas, *Development and Comparison of Data-Based Flow Forecasting Methods*, PhD Thesis, Department of Civil and Environmental Engineering, Imperial College of Science, Technology and Medicine, London, 2002.
- [12] Likkas D.F., Onof C, *Improved flow forecasting using artificial neural networks*, 9th International Conference on Environmental and Technology, Rhodes Island, Greece, September 2005.
- [13] Ngô Đức Thành và CS, (2013). *Biến đổi khí hậu Việt Nam*. Tạp chí Khoa học Trái đất và Môi trường, Số 2 (2013) 42-55.