



## APPLICATION OF EBN TO PREDICT THE DRY DISCHARGE IN TA TRACH RIVER, THUA THIEN HUE PROVINCE, VIETNAM

Hoang Nam Binh, Le Thi Viet Ha

University of Transport and Communications, No 3 Cau Giay Street, Hanoi, Vietnam

### ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 28/5/2020

Revised: 17/8/2020

Accepted: 9/9/2020

Published online: 28/10/2020

<https://doi.org/10.47869/tcsj.71.8.10>

\* *Corresponding author*

Email: binhhn@utc.edu.vn

**Abstract.** Predicting dry season flows play an important role in distributing and managing water resources. Hydrological models can predict the flow with good quality results for the flow in large basins, mainly affected by rainfall and buffer surface properties. The discharge is usually very small flow in the dry season and influenced by many factors. But, none of them has a strong weight, so it is difficult for experts to predict the flow. The article presents the results of the application of artificial neural network (ANN) with error backpropagation networks (EBN) for predicting the dry season discharge for Thuong Nhat station on Ta Trach river, Thua Thien Hue province, Vietnam. The structure of ANN is similar to the human brain, so it is possible to find the relationship between inputs and outputs data by "learning" from existing data. EBNS have been established with an input and output neuron layer and two hidden layers. The input layer includes the water level, discharge in the previous period and rainfall in the later period corresponding to the predicted rainfall. The output layer is predicting discharge. The results of sort and mid-term prediction have good quality with more than 80% output neuron satisfy the target error. The 24-hour prediction has the best accuracy with good pattern rate reaches 98.4% in July. The 30-day prediction showed the lowest quality with good pattern rate of 81.3%.

**Keywords:** Artificial Neural Network, Error backpropagation networks, Dry season flow, Huong river basin, Discharge prediction.



## ỨNG DỤNG MẠNG SAI SỐ LAN TRUYỀN NGƯỢC DỰ BÁO DÒNG CHẢY KIẾT TRÊN SÔNG TẢ TRẠCH TỈNH THỪA THIÊN HUẾ

Hoàng Nam Bình, Lê Thị Việt Hà

Trường Đại học Giao thông vận tải, Số 3 Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam

### THÔNG TIN BÀI BÁO

CHUYÊN MỤC: Công trình khoa học

Ngày nhận bài: 28/5/2020

Ngày nhận bài sửa: 17/8/2020

Ngày chấp nhận đăng: 9/9/2020

Ngày xuất bản Online: 28/10/2020

<https://doi.org/10.47869/tcsj.71.8.10>

\* Tác giả liên hệ

Email: binhhn@utc.edu.vn

**Tóm tắt.** Dự báo dòng chảy kiệt đóng vai trò quan trọng trong việc điều phối và sử dụng hợp lý nguồn nước. Các mô hình thủy văn có thể dự báo tốt cho dòng chảy trên những lưu vực lớn, chịu chi phối chủ yếu bởi yếu tố mưa và tình hình mặt đệm. Lưu lượng dòng chảy mùa kiệt thường rất nhỏ, chịu chi phối bởi nhiều yếu tố. Nhưng không có yếu tố nào chiếm ưu thế nên việc dự báo gặp nhiều khó khăn. Bài báo trình bày kết quả ứng dụng mạng neuron nhân tạo (ANN) thuật toán sai số lan truyền ngược (EBN) dự báo lưu lượng dòng chảy mùa kiệt áp dụng cho trạm thủy văn Thượng Nhật trên sông Tả Trạch, tỉnh Thừa Thiên Huế. ANN là hệ thống mạng neuron nhân tạo có cấu trúc gần giống cấu trúc bộ não con người, có thể tìm được mối quan hệ chuỗi đầu vào với đầu ra bằng việc "học" từ những số liệu đã có. Nghiên cứu đã thiết lập mạng EBN gồm 1 lớp neuron đầu vào, 1 lớp neuron đầu ra và 2 lớp ẩn. Lớp đầu vào là chuỗi giá trị mực nước, lưu lượng trung bình thời đoạn trước và lượng mưa thời đoạn sau tương ứng với giá trị lượng mưa dự báo theo thời đoạn. Lớp đầu ra là lưu lượng trung bình thời đoạn dự báo. Các kết quả dự báo hạn ngắn và hạn vừa đều đạt trên 80% số lần dự báo thỏa mãn sai số mục tiêu so với thực đo. Phương án dự báo trước 24 giờ có độ chính xác tốt nhất, tỷ lệ dự báo đúng lên tới 98,4% với dòng chảy trong tháng VII. Dự báo hạn vừa trước 30 ngày cho kết quả thấp nhất với tỷ lệ dự báo đúng đạt 81,3%.

**Từ khóa:** Mạng neuron nhân tạo, Mạng sai số lan truyền ngược, Dòng chảy kiệt, Lưu vực sông Hương, Dự báo dòng chảy.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Từ trước đến nay, các mô hình thủy văn thủy lực được áp dụng rộng rãi ở Việt Nam cũng như trên thế giới để tính toán dòng chảy trong sông phục vụ công tác dự báo, quy hoạch phòng chống lũ hay hạn hán xâm nhập mặn [1]. Tuy nhiên, các mô hình này thường yêu cầu một lượng lớn các dữ liệu đầu vào như địa hình, lượng mưa, lưu lượng hay mực nước. Các thông số của mô hình phải được hiệu chỉnh và kiểm định rất chi tiết ở nhiều điểm khác nhau trên hệ thống bằng số liệu thực đo. Hiện nay, với sự phát triển của thuật toán và công nghệ thông tin, nhiều mô hình được ra đời, trong đó có mô hình mạng neuron nhân tạo được ứng dụng ở nhiều lĩnh vực. Trường hợp không có đủ tài liệu địa hình, địa mạo và tùy theo nhu cầu thực tế, mô hình mạng neuron nhân tạo (ANN) có thể được áp dụng để dự báo các yếu tố thủy văn, thủy lực. Lê Văn Nghi [2] đã thống kê và phân tích các nghiên cứu về dự báo dòng chảy trong và ngoài nước, trong đó có các nghiên cứu trong nước ứng dụng mạng neuron nhân tạo như Lê Xuân Cầu và cs., Trần Thực và nnk., Lê Văn Nghinh và cs., Hoàng Nam Bình, Nguyễn Thế Hùng và cs.. Các tác giả trên đều thực hiện nghiên cứu dự báo cho dòng chảy lũ trên các lưu vực sông như Cầu, Trà Khúc, Vệ, Dinh, Tả Trạch, Hoàng Long, Vu Gia - Thu Bồn và các sông ở Bình Định, Quảng Trị.

Lưu vực sông Hương thuộc tỉnh Thừa Thiên Huế được hình thành từ 3 sông lớn là sông Bồ, sông Hữu Trạch và sông Tả Trạch. Sông Tả xuất phát từ vùng núi huyện Nam Đông, chảy theo hướng Nam, Đông Nam - Bắc Đông Bắc và nhập lưu với sông Hữu Trạch tại Ngã Ba Tuần [3-5]. Hàng năm lưu vực sông Hương thường đón nhận những trận bão lũ gây ngập lụt hạ du thành phố Huế điển hình như trận lũ lịch sử năm 1999 [4]. Với việc quần thể di tích cố đô Huế được UNESCO công nhận là Di sản văn hóa thế giới vào năm 1993 [6] thì việc nghiên cứu các giải pháp giảm thiểu thiệt hại do lũ cho hạ du sông Hương càng nhận được nhiều sự quan tâm của các nhà khoa học và quản lý.

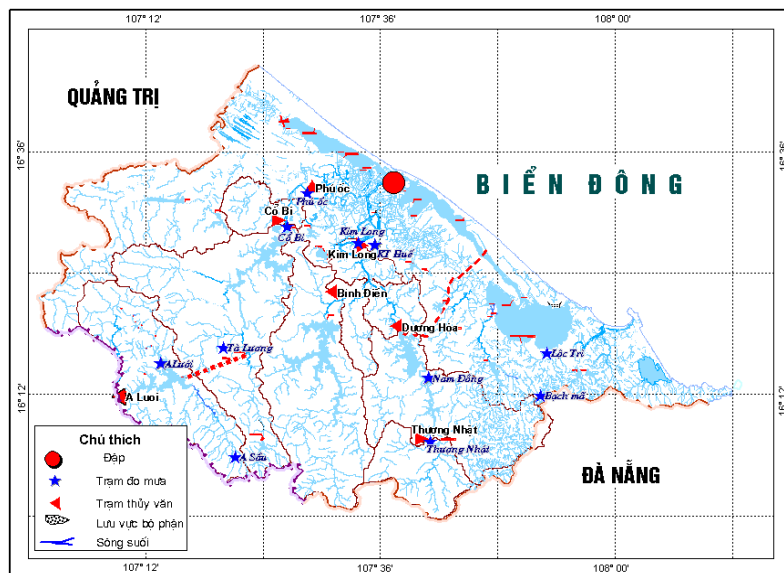
Hiện nay, thực trạng biến đổi khí hậu gây nắng hạn kéo dài khiến mùa kiệt trên lưu vực thường xảy ra tình trạng thiếu nước cho hạ du. Thời điểm từ tháng XII đến tháng IV hàng năm, toàn tỉnh Thừa Thiên Huế gặp hạn hán, thiếu nước cho sản xuất vụ Đông Xuân và Hè Thu [7-8]. Do đó, việc dự báo dòng chảy mùa kiệt cũng trở nên cấp thiết nhằm phục vụ công tác điều hành hồ chứa trên lưu vực làm hài hòa giữa cấp nước, phát điện, giao thông và dịch vụ. Dòng chảy mùa kiệt thường rất nhỏ, chịu chi phối bởi nhiều yếu tố, mang tính ngẫu nhiên rất lớn [1]. Do đó phương pháp dự báo bằng mô hình thủy văn tất định thông dụng như NAM, TANK, SSARR... chưa mô phỏng đầy đủ bản chất hiện tượng, kết quả dự báo gặp sai số lớn khiến việc vận hành điều tiết hồ chứa gặp nhiều bất lợi, gây thiệt hại cho chủ hồ và các ngành kinh tế dùng nước ở hạ lưu [5]. Bài báo trình bày kết quả ứng dụng mạng neuron nhân tạo thuật toán sai số lan truyền ngược dự báo dòng chảy mùa kiệt hạn ngắn và hạn vừa cho sông Tả Trạch thuộc lưu vực sông Hương, tỉnh Thừa Thiên Huế.

## 2. ĐẶC ĐIỂM DÒNG CHẢY KIẾT SÔNG TẢ TRẠCH

Lưu vực Hương có hệ thống sông rất đa dạng, phần lớn là sông nhỏ có lưu vực từ vài chục đến gần 3.000km<sup>2</sup>. Sông ngòi phân bố đồng đều nhưng hầu hết đều ngắn, dốc, đa phần bắt nguồn từ sườn Đông dải Trường Sơn và được điều hòa bởi hệ thống đầm phá chầy dọc bờ biển trước khi đổ ra biển thông qua hai cửa Thuận An và Tư Hiền. Các sông chính đều do hoạt động kiến tạo, mài mòn, tạo dòng tự nhiên, tuy có biến đổi nhỏ về hướng chảy, xói lở nhưng vẫn giữ nguyên được hình thái từ khi hình thành. Hương có 8 nhánh cấp I, 16 nhánh cấp II, 3 nhánh cấp III và 8 phân lưu, không kể những sông suối có độ dài nhỏ hơn 10km [2].

Sông Tả Trạch là nhánh chính phía thượng nguồn sông Hương thuộc địa phận huyện Nam Đông, xuất phát từ vùng núi huyện Nam Đông, chảy theo hướng Nam, Đông Nam - Bắc Đông Bắc và nhập lưu với sông Hữu Trạch tại Ngã Ba Tuần. Phần miền núi cao có độ dốc lớn, sông cắt sâu vào địa hình đến sau trạm thủy văn Thượng Nhật thêm sông hạ thấp và mở rộng tạo cho khu vực xã Dương Hòa như một thung lũng sông. Tại đoạn này lòng sông mở rộng, nông và chảy trên nền cuội sỏi. Sau Dương Hòa lòng sông lại bó hẹp giữa 2 triền đồi về đến Ngã ba Tuần [3-4].

Trên toàn vùng nghiên cứu và lân cận có 4 trạm khí tượng: Huế (đồng bằng), Nam Đông, A Lưới (miền núi), Đông Hà (đồng bằng - Quảng Trị), 11 trạm đo mưa hàng ngày và có 8 trạm thủy văn, trong đó 5 trạm đo mực nước và lưu lượng, còn lại là đo mực nước. Đến năm 2002 chỉ còn 1 trạm thủy văn cấp I là trạm Thượng Nhật trên sông Tả Trạch (Hình 1) [2].



Hình 1. Sơ đồ vị trí các trạm khí tượng thủy văn tỉnh Thừa Thiên Huế.

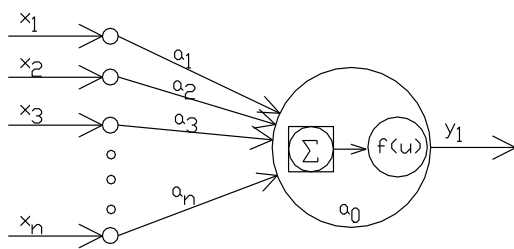
Diện tích lưu vực sông Tả Trạch tính đến trạm thủy văn Thượng Nhật là 186km<sup>2</sup> với module dòng chảy năm 81,7l/s/km<sup>2</sup> và hệ số dòng chảy là 0,73. Lượng dòng chảy năm ở Thừa Thiên Huế nói chung và lưu vực sông Tả Trạch nói riêng là rất lớn nhưng phân bố không đều theo không gian và thời gian nên trong mùa khô thường thiếu nguồn nước để sử dụng. Lượng nước tập chung chủ yếu vào 3 tháng mùa lũ (tháng X - XII) chiếm 70 - 75% tổng lượng dòng chảy năm. Mùa kiệt kéo dài 9 tháng, lượng dòng chảy chiếm 25 - 30% lượng dòng chảy năm kể cả thời kỳ có lũ tiểu mãn vào tháng V, VI. Lưu lượng trung bình của các tháng mùa kiệt khá chênh lệch nhau, tháng I là tháng chuyển tiếp từ mùa lũ sang mùa kiệt và tháng V, VI là thời kỳ tiểu mãn có lưu lượng tương đối lớn hơn. Tháng IV có lưu lượng bình quân nhỏ nhất là 3,71m<sup>3</sup>/s. Lưu lượng bình quân ngày nhỏ nhất là 1,42m<sup>3</sup>/s [2].

### 3. MẠNG SAI SỐ LAN TRUYỀN NGƯỢC

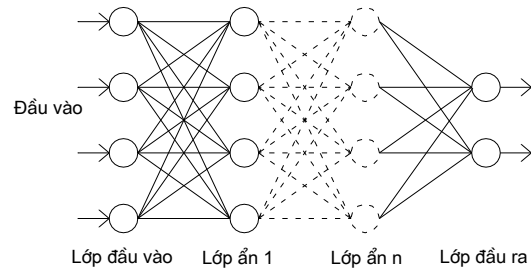
Mô hình toán thủy văn đã được các nhà khoa học nghiên cứu liên hệ chặt chẽ với cơ sở toán - lý trong sự tạo thành những mô hình toán cơ bản của hàng loạt các quá trình thủy văn từ những năm đầu thế kỷ XX. Theo Nguyễn Hữu Khải [9], các nhà khoa học điển hình đặt nền móng cho lĩnh vực mô hình toán thủy văn như Green-Amp, Sherman, Linsley, Chow, Sugawara, Fleming, Tonidi, Singh... với các dạng mô hình thủy văn tất định và ngẫu nhiên.

Mô hình mạng neuron nhân tạo được nghiên cứu, phát triển và ứng dụng trong rất nhiều lĩnh vực, trong đó có lĩnh vực dự báo dòng chảy. Năm 1943, khoa học trí tuệ nhân tạo đặt cột mốc hình thành với sự phát triển mạng neuron đầu tiên do Warren McCulloch và Walter Pitts đưa ra. Hệ thống mạng neuron nhân tạo (Artificial Neural Network - ANN) có cấu trúc gần giống cấu trúc bộ não con người được ra đời.

Neuron nhân tạo mô phỏng bốn chức năng cơ bản của neuron sinh học tự nhiên, nhưng đơn giản hơn. Giá trị đầu vào của mạng được biểu diễn bằng biểu tượng toán học  $x_i$ . Mỗi đầu vào được nhân với trọng số liên kết, các trọng số này được biểu diễn là  $a_i$ . Trong trường hợp đơn giản nhất, các sản phẩm này là phép tính tổng và sau đó thông qua hàm chuyển đổi cho ra kết quả cuối cùng (Hình 2). Để có được một hệ thống mạng neuron nhân tạo theo ý muốn thì người sử dụng phải trải qua một công việc khá công phu và tốn nhiều thời gian - đó là việc xây dựng mạng bằng phương pháp thử sai (Trial and Error method) [1,9].



Hình 2. Sơ đồ neuron nhân tạo.



Hình 3. Mạng neuron lan truyền ngược.

Mạng neuron nhân tạo được phát triển với nhiều dạng thuật toán khác nhau như Mạng hàm tâm cơ sở (Radial Basis Function network - RBF), Mạng neuron hồi quy (Recurrent neural networks - RNN), Mạng Kohonen được xây dựng và phát triển bởi Tuevo Kohonen năm 1977 và mạng sai số lan truyền ngược (Error backpropagation networks - EBN).

Mạng sai số lan truyền ngược EBN (Hình 3) là một trong những loại mạng được sử dụng khá rộng rãi ở một số lĩnh vực bởi chúng phản ánh tập số liệu khá chính xác [10]. Mạng có ba hoặc nhiều hơn ba lớp, trong đó có một lớp đầu vào, một lớp đầu ra và một hoặc hơn một lớp ẩn. Sai số lan truyền ngược là cách sử dụng sự mối quan hệ của cặp giá trị đầu vào - đầu ra mà mối quan hệ này được biểu thị bằng một hàm nào đó. Mạng sai số lan truyền ngược sẽ tìm các thông số để xây dựng hàm số xấp xỉ hàm gốc. Mạng thực hiện luyện ("học" - learning) phụ thuộc tập số liệu đầu vào và đầu ra. Xét về mặt toán học, mỗi vectơ đầu ra  $\hat{Z}$  là một hàm  $f$  của vectơ đầu vào  $\hat{X}$ . Nhiệm vụ của mạng sai số lan truyền ngược là tìm ra hàm  $f$  [10]. Để tìm được hàm  $f$  thì mạng thực hiện tìm quy luật của mẫu đầu vào ứng với quy luật mẫu đầu ra. Mạng có một vectơ thông số trọng số mà các giá trị của nó được thay đổi để làm cho hàm tính toán  $f'$  xấp xỉ hàm  $f$  thực. Sai số giữa hàm tính toán  $f'$  với hàm  $f$  càng nhỏ càng tốt.

Mạng EBN sử dụng một số hàm chuyển đổi  $f(x) = x$  (hàm linear);  $f(x) = \text{sgn}(x)$  (hàm step);  $f(x) = \tanh(x)$  (hàm tan-hyperbol) và đặc biệt là hàm sigmoid (1) được sử dụng khá nhiều trong các mô phỏng.

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

Sai số quân phương là chỉ tiêu đánh giá sự cân đối của số liệu, được xác định theo (2):

$$E = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (z_{kn} - t_{kn})^2}{2NK} \quad (2)$$

trong đó: N - số tập số liệu; K - số giá trị đầu ra của mạng;  $z_{kn}$  - giá trị đầu ra thực tế thứ k ứng với giá trị đầu vào thứ n;  $t_{kn}$  - giá trị đầu ra thứ k của mạng ứng với giá trị đầu vào thứ n.

Mạng EBN thực hiện các thuật toán "học" từ cơ sở dữ liệu có sẵn để tìm mối quan hệ giữa giá trị đầu vào với đầu ra. Các trọng số luôn được thay đổi trong quá trình "học" để sai số quân phương giảm dần đến sai số mục tiêu.

## 4. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

### 4.1. Yếu tố dự báo

#### 4.1.1. Lựa chọn yếu tố dự báo

Mục tiêu của nghiên cứu là dự báo dòng chảy mùa kiệt nên yếu tố dự báo là lưu lượng dòng chảy ( $Q$ ,  $m^3/s$ ). EBN được thiết lập với 1 neuron ở lớp đầu ra. Theo kết quả phân kỳ lũ [7,8], mùa lũ chính vụ trên lưu vực diễn ra từ 15/IX đến 30/XI và lũ muộn từ 01/XII đến 31/XII. Do đó yếu tố dự báo thuộc thời đoạn từ tháng I đến tháng VIII hàng năm.

#### 4.1.2. Hạn dự báo

Tại Điều 8 của Thông tư số 06/2016/TT-BTNMT do Bộ Tài nguyên và Môi trường ban hành ngày 16/5/2016 quy định về loại bản tin và thời hạn dự báo, cảnh báo khí tượng, thủy văn có nêu hạn dự báo nguồn nước như sau: Hạn ngắn: dự báo đến 07 ngày; Hạn vừa: dự báo từ trên 07 ngày đến 30 ngày; Hạn mùa: dự báo từ 01 tháng đến 06 tháng; và Hạn năm: dự báo từ 06 tháng đến 12 tháng. Căn cứ vào số liệu thu thập được, nghiên cứu thử nghiệm thời đoạn dự báo: 24 giờ, 07 ngày và 30 ngày với yếu tố dự báo là lưu lượng trung bình thời đoạn.

#### 4.1.3. Vị trí dự báo

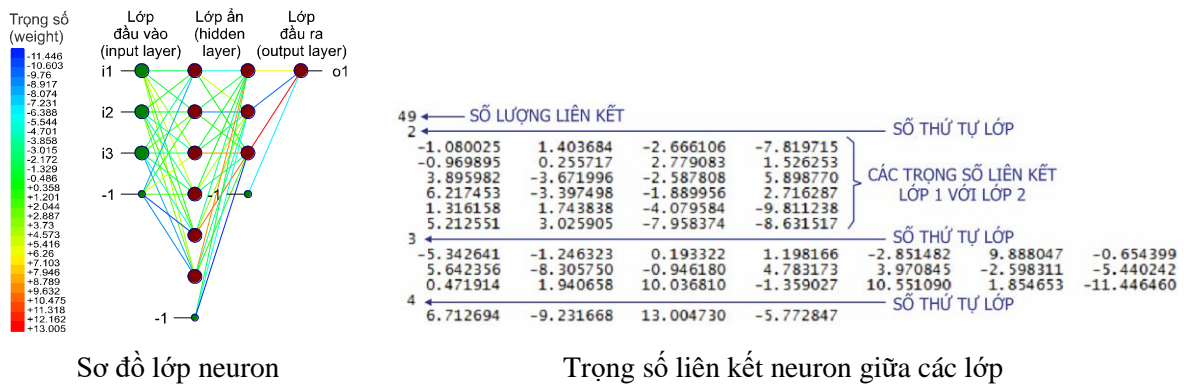
Mạng EBN sử dụng mối quan hệ giữa số liệu đầu vào và đầu ra để xây dựng hàm mô phỏng, trong đó lớp đầu vào có thể có một hoặc nhiều thông tin (neuron). Với tình hình số liệu trên nhánh sông Tả Trạch có trạm thủy văn trạm Thượng Nhật đo lưu lượng nên nghiên cứu lựa chọn vị trí dự báo tại trạm thủy văn Thượng Nhật.

### 4.2. Dự báo trước 24 giờ

Sau nhiều lần thử sai, mô hình mạng dự báo trước 24 giờ (DB1ngay) được lựa chọn có 4 lớp neuron gồm 1 lớp đầu vào, 1 lớp đầu ra và 02 lớp ẩn. Lớp ẩn 1 có 6 neuron, lớp ẩn 2 có 3 neuron (Hình 4). Lớp đầu vào gồm 3 neuron là mực nước trung bình ngày  $H_{\text{ngày}_i}$ , lưu lượng trung bình ngày  $Q_{\text{ngày}_i}$  của ngày thứ i (thời điểm hiện tại) và lượng mưa  $X_{\text{ngày}_{i+1}}$  của ngày thứ i + 1 (thời điểm dự báo). Lớp đầu ra gồm 1 neuron là lưu lượng trung bình ngày  $Q_{\text{ngày}_{i+1}}$  của ngày thứ i + 1 (thời điểm dự báo).

Nghiên cứu thực hiện dự báo cho từng tháng trong mùa kiệt, từ tháng I đến tháng VIII. Chuỗi số liệu thu thập từ 1979 - 2017 được chia thành 2 chuỗi gồm: 1 chuỗi sử dụng cho mạng "học" được quy luật phụ thuộc giữa biến đầu vào với biến đầu ra (chuỗi phụ thuộc); và 1 chuỗi dùng để đánh giá kết quả "học" của mạng (chuỗi độc lập - đánh giá kết quả dự báo). Để kết quả đầu ra của mạng có độ chính xác tốt thì tập cơ sở dữ liệu cho mạng "học" cần phải

lớn, đồng nghĩa chuỗi phụ thuộc cần đủ dài và bao quát một thời kỳ hoặc chu kỳ nào đó. Theo kịch bản biến đổi khí hậu do Bộ Tài nguyên và Môi trường thực hiện năm 2016 [11], các yếu tố biến đổi dự báo cho tương lai được so sánh với chuỗi thời kỳ cơ sở (1986 - 2005). Căn cứ mốc năm cuối của chuỗi thời kỳ cơ sở, nghiên cứu thực hiện thành lập chuỗi phụ thuộc có độ dài của chuỗi là 27 năm từ 1979 đến 2005 và chuỗi độc lập là 12 năm từ 2006 đến 2017. Nếu kết quả "học" cho sai số giữa giá trị thực đo và tính toán trong phạm vi cho phép thì mô hình mạng có thể sử dụng để dự báo dòng chảy cho trạm Thượng Nhật. Kết quả "học" của mạng đã thiết lập được các trọng số liên kết giữa các neuron trong các lớp. Giá trị các trọng số đối với mỗi mô hình mạng là khác nhau, phụ thuộc vào quá trình "học" của mạng từ tập số liệu đầu vào và đầu ra của chuỗi phụ thuộc. Hình 4 thể hiện số neuron trong các lớp và trọng số liên kết giữa các lớp neuron đối với phương án dự báo trước 24 giờ cho mô hình dòng chảy kiệt tháng I. Các mô hình dự báo cho các tháng tiếp theo có sơ đồ lớp neuron tương tự tháng I nhưng giá trị các trọng số được thay đổi để phù hợp với đặc điểm ràng buộc giữa giá trị đầu vào với giá trị đầu ra.

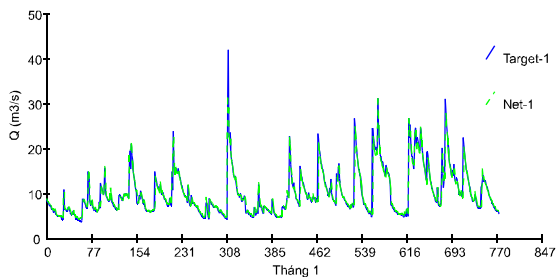


Sơ đồ lớp neuron

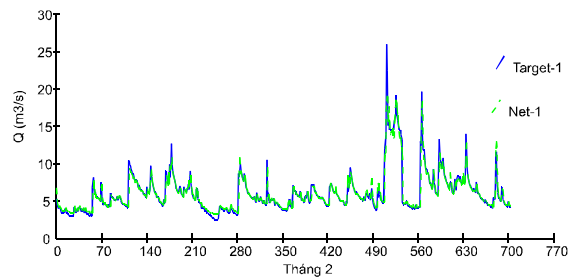
Trọng số liên kết neuron giữa các lớp

Hình 4. Sơ đồ lớp neuron và trọng số liên kết neuron giữa các lớp mạng DB1ngay tháng I.

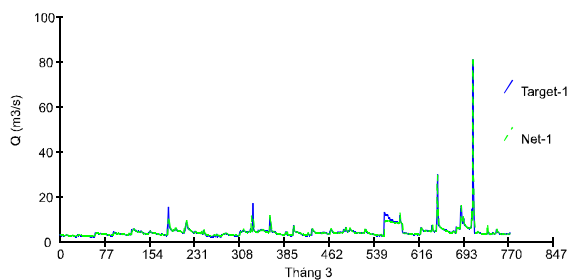
Các kết quả mô phỏng giá trị lưu lượng dòng chảy mùa kiệt phương án dự báo trước 24 giờ cho tháng I đến tháng VIII thể hiện trên Hình 5 đến Hình 12. Giá trị tính toán (Net-1) của mạng khá chính xác so với giá trị thực đo (Target-1). Đường quá trình thực đo và tính toán bám sát nhau đối với tất cả các mô hình dự báo. Kết quả "học" của các mạng đều cho tỷ lệ trên 90% giá trị tính toán đạt sai số mục tiêu so với giá trị thực đo, trong đó mô hình mạng có tỷ lệ đạt nhỏ nhất là 92% và lớn nhất là 99% (Bảng 1).



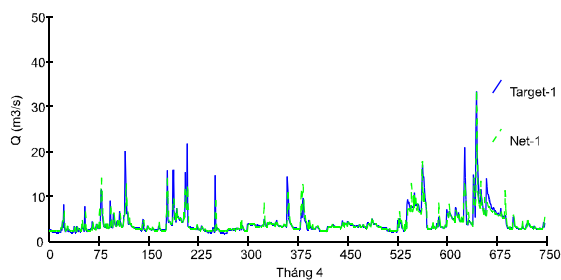
Hình 5. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng I.



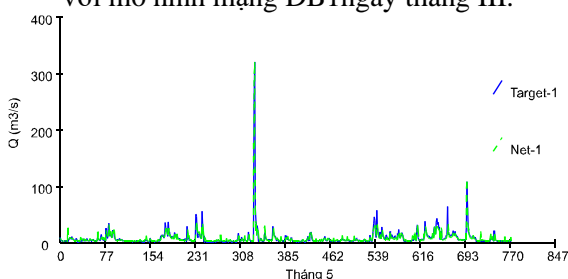
Hình 6. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng II.



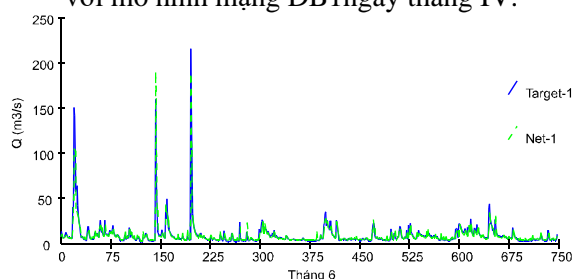
Hình 7. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng III.



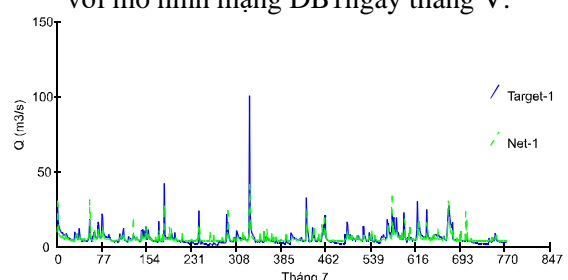
Hình 8. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng IV.



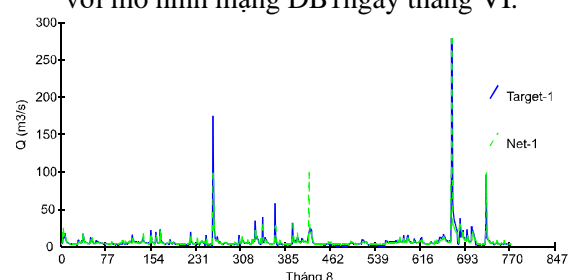
Hình 9. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng V.



Hình 10. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng VI.



Hình 11. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng VII.



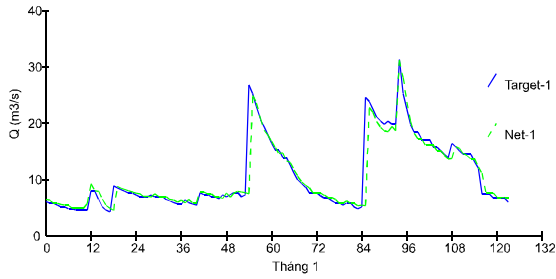
Hình 12. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB1ngay tháng VIII.

Bảng 1. Đánh giá kết quả DB1ngay.

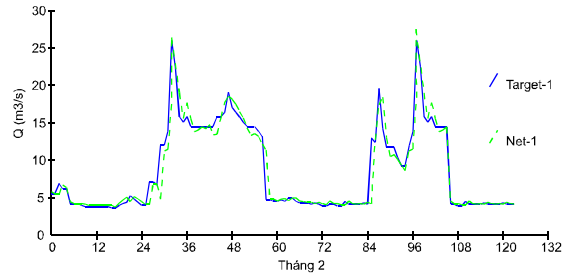
TT	Tháng	Sai số mục tiêu (Target Error)	Tỷ lệ đạt (Good pattern) %	
			Chuỗi phụ thuộc (1979 - 2005)	Chuỗi độc lập (2006 - 2017)
1	I	0,05	94	93,2
2	II	0,05	92	82,3
3	III	0,05	99	97,6
4	IV	0,05	96	92,7
5	V	0,05	98	97,6
6	VI	0,05	98	94,4
7	VII	0,05	99	98,4
8	VIII	0,05	98	95,2

Với giá trị đầu ra của mạng khá chính xác so với giá trị lưu lượng thực đo, có thể coi mạng đã "học" được sự phụ thuộc giữa các biến đầu vào với biến đầu ra. Nghiên cứu tiến hành dự báo lưu lượng dòng chảy kiệt từ chuỗi dữ liệu độc lập. Chuỗi giá trị 12 năm từ 2006 - 2017 không được đưa vào bộ cơ sở dữ liệu cho mạng "học", do đó kết quả đầu ra của mạng từ các biến đầu vào của chuỗi độc lập được xem là kết quả dự báo. Chuỗi giá trị tính toán từ đầu ra của mạng ứng với thời điểm dự báo được so sánh với chuỗi lưu lượng dòng chảy mùa kiệt thực đo cùng thời điểm để đánh giá độ chính xác của kết quả dự báo. **Bảng 1** cho thấy tỷ lệ mẫu đạt sai số mục tiêu đối với chuỗi độc lập có thấp hơn chuỗi phụ thuộc nhưng vẫn được đánh giá là tốt với tỷ lệ đạt hầu hết trên 90%, ngoại trừ tháng II là 82,3%.

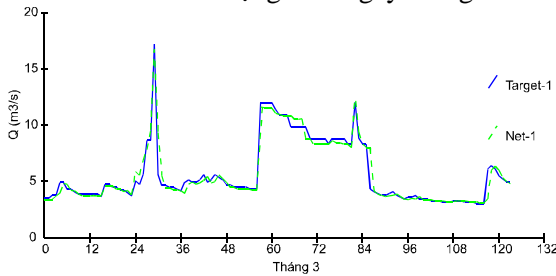




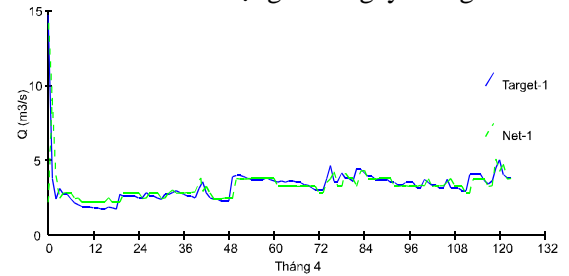
Hình 13. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng I.



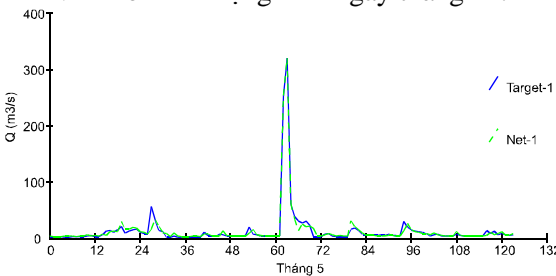
Hình 14. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng II.



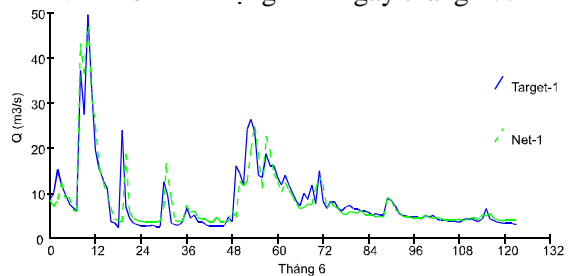
Hình 15. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng III.



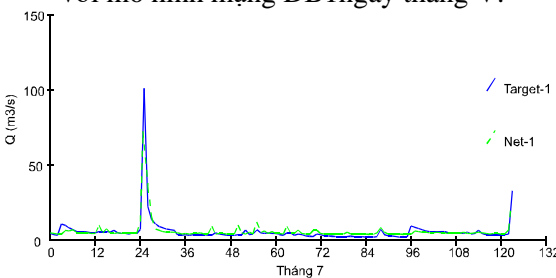
Hình 16. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng IV.



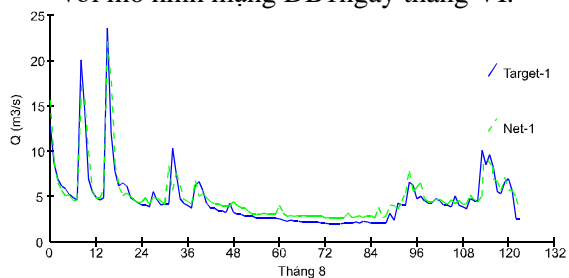
Hình 17. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng V.



Hình 18. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng VI.

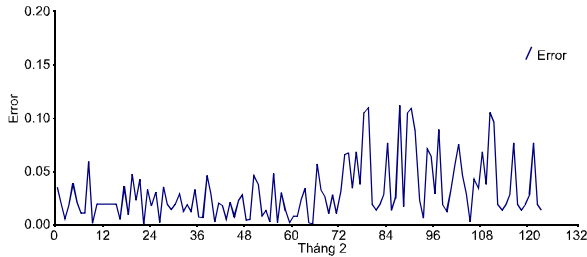


Hình 19. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng VII.

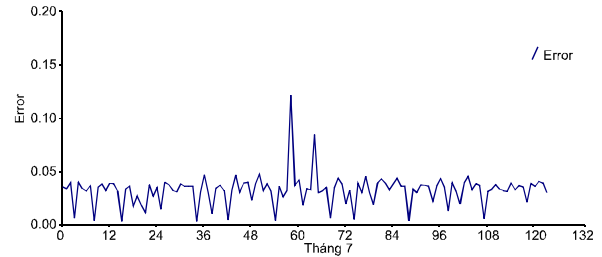


Hình 20. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB1 ngay tháng VIII.

Kết quả dự báo lưu lượng dòng chảy mùa kiệt (Net-1) các tháng I đến VIII được so sánh với giá trị thực đo (Target-1) trên cùng đồ thị (Hình 13 - Hình 20) cho thấy xu thế đường quá trình dự báo tương đối phù hợp với thực đo. Trong 8 mô hình mạng dự báo trước 24 giờ, mô hình mạng dự báo cho tháng II có số mẫu dự báo đạt sai số mục tiêu là thấp nhất với 102/124 lần dự báo có sai số dưới 5% tương ứng tỷ lệ dự báo đạt là 82,26%, 6/124 lần dự báo có sai số lớn hơn 10% tương ứng 4,84%, sai số tuyệt đối lớn nhất là 2,33m<sup>3</sup>/s (dự báo 28,33m<sup>3</sup>/s, thực đo 26m<sup>3</sup>/s) và sai số tương đối lớn nhất là 11,2% (dự báo 17,41m<sup>3</sup>/s, thực đo 19,60m<sup>3</sup>/s) (Hình 21). Mô hình mạng dự báo tháng VII có số mẫu dự báo đạt sai số mục tiêu là cao nhất với 122/124 lần dự báo đạt tương ứng 98,39%, 1/124 lần dự báo có sai số lớn hơn 10% tương ứng tỷ lệ 0,81% (dự báo 4,52m<sup>3</sup>/s, thực đo 5,15m<sup>3</sup>/s) (Hình 22).



Hình 21. Sai số dự báo mô hình mạng DB1ngay tháng II.

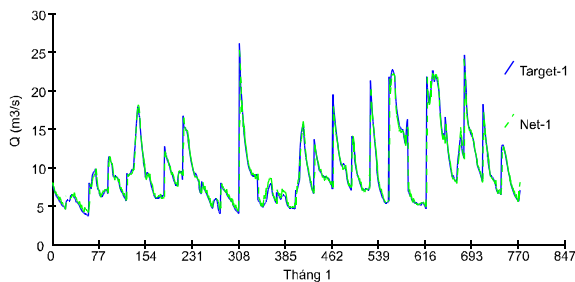


Hình 22. Sai số dự báo mô hình mạng DB1ngay tháng VII.

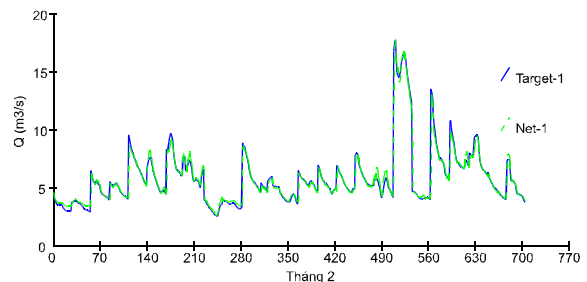
### 4.3. Dự báo trước 7 ngày

Phương án dự báo trước 7 ngày (DB7ngay) cũng xây được mạng sau nhiều lần thử sai. Mạng được lựa chọn có 4 lớp gồm 1 lớp đầu vào, 1 lớp đầu ra và 02 lớp ẩn. Lớp ẩn 1 có 6 neuron, lớp ẩn 2 có 3 neuron tương tự DB1ngay. Lớp đầu vào gồm 3 neuron là mực nước  $H_{7\text{ngày}_i}$ , lưu lượng  $Q_{7\text{ngày}_i}$  trung bình 7 ngày thời đoạn trước và tổng lượng mưa 7 ngày  $X_{7\text{ngày}_i+1}$  thời đoạn sau. Lớp đầu ra gồm 1 neuron là lưu lượng trung bình 7 ngày  $Q_{7\text{ngày}_i+1}$  thời đoạn sau. Chuỗi số liệu cũng được chia thành chuỗi phụ thuộc (1979 - 2005) và chuỗi độc lập (2006 - 2017) tương tự DB1ngay.

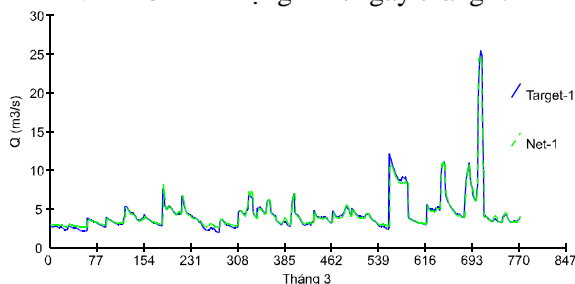
Kết quả "học" của mạng cho ra 8 bộ trọng số liên kết các neuron ứng với 8 mô hình dự báo DB7ngay cho 8 tháng mùa kiệt. Đồ thị thể hiện kết quả "học" của mạng (Hình 23 - Hình 30) cho thấy giá trị tính toán (Net-1) và thực đo (Target-1) có tương quan rất tốt, đường quá trình tính toán lưu lượng dòng chảy kiệt các tháng đi khá sát với đường quá trình thực đo. Kết quả 8 mô hình dự báo DB7ngay cũng cho thấy không có điểm sai khác lớn giữa giá trị thực đo và tính toán. Tỷ lệ tính toán đạt sai số mục tiêu của 8 mô hình mạng đều trên 90% (Bảng 2), trong đó tỷ lệ đạt thấp nhất là 92% đối với mô hình mạng tháng IV, VII và tỷ lệ đạt cao nhất là 98% đối với mô hình mạng tháng VI.



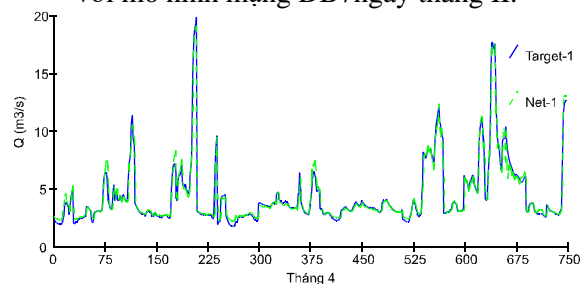
Hình 23. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng I.



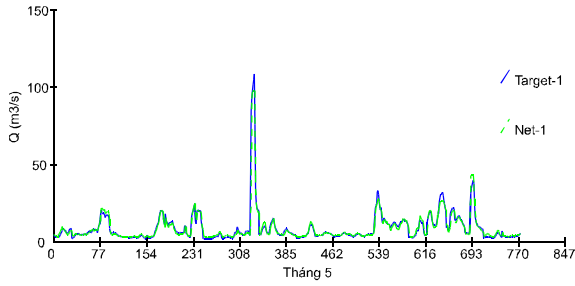
Hình 24. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng II.



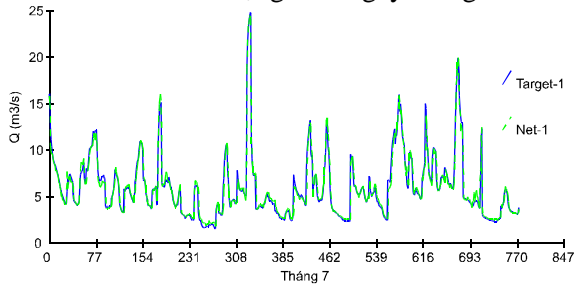
Hình 25. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng III.



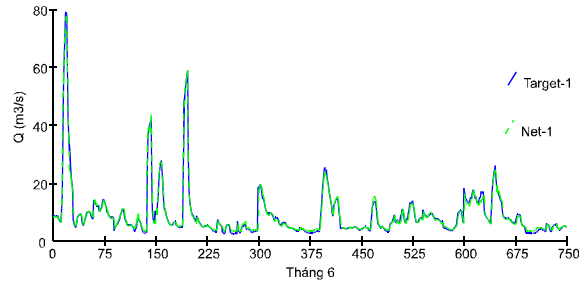
Hình 26. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng IV.



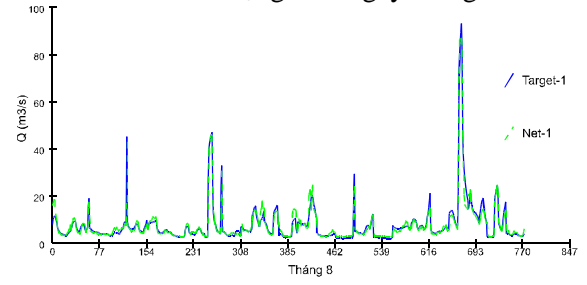
Hình 27. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng V.



Hình 29. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng VII.



Hình 28. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng VI.

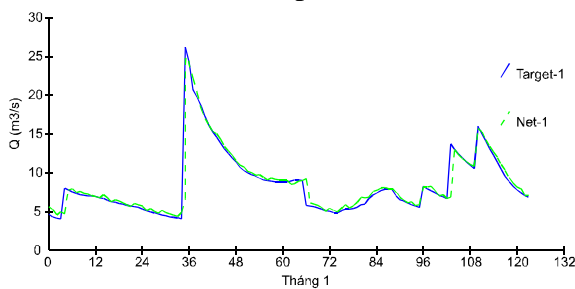


Hình 30. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB7ngay tháng VIII.

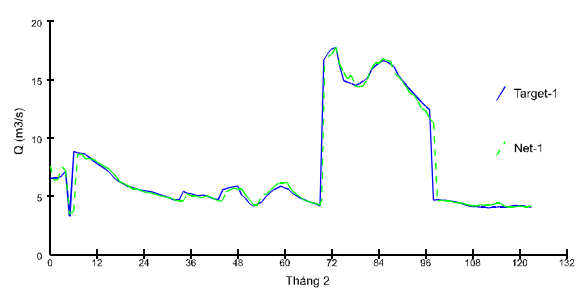
Bảng 2. Đánh giá kết quả DB7ngay.

TT	Tháng	Sai số mục tiêu (Target Error)	Tỷ lệ đạt (Good pattern) %	
			Chuỗi phụ thuộc (1979 - 2005)	Chuỗi độc lập (2006 - 2017)
1	I	0,05	97	96,0
2	II	0,05	97	96,0
3	III	0,05	97	95,2
4	IV	0,05	92	85,5
5	V	0,05	96	92,7
6	VI	0,05	98	96,8
7	VII	0,05	92	83,9
8	VIII	0,05	94	91,1

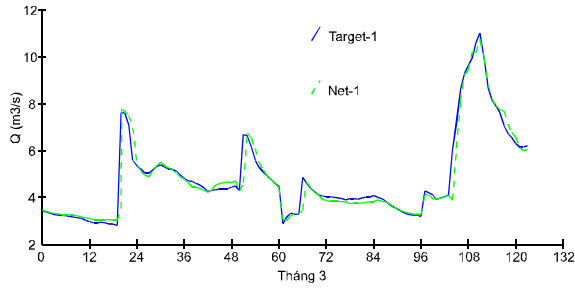
Với kết quả đạt được sau quá trình "học" của mạng, có thể nhận định 8 mô hình mạng DB7ngay đã nhận diện được quy luật phụ thuộc giữa 3 biến đầu vào với biến đầu ra. Mô hình mạng thu nhận được đạt độ tin cậy để tiến hành dự báo lưu lượng dòng chảy 8 tháng mùa kiệt với chuỗi số liệu độc lập (2006 - 2017).



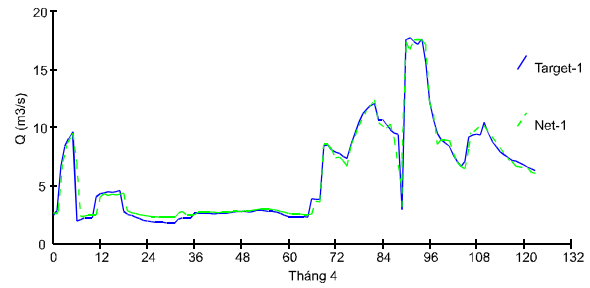
Hình 31. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7ngay tháng I.



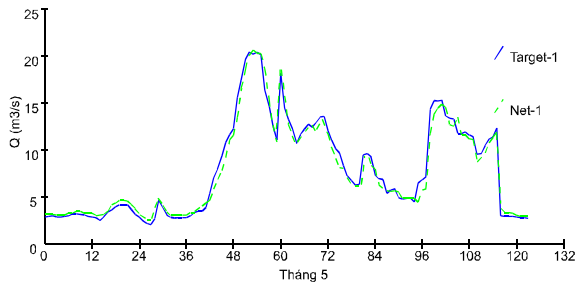
Hình 32. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7ngay tháng II.



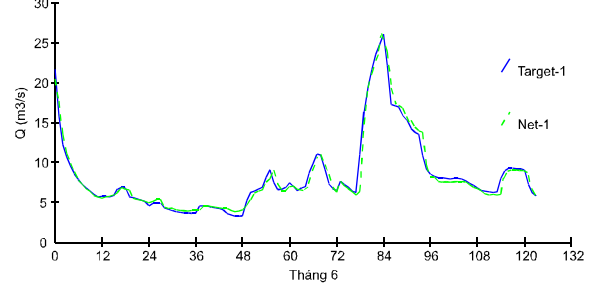
Hình 33. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng III.



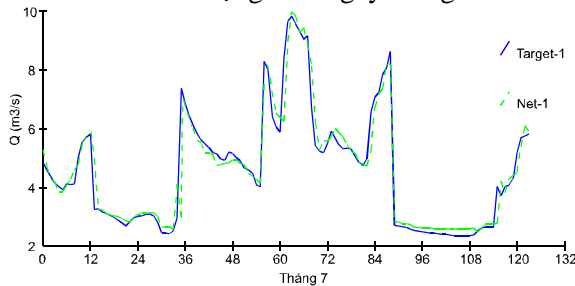
Hình 34. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng IV.



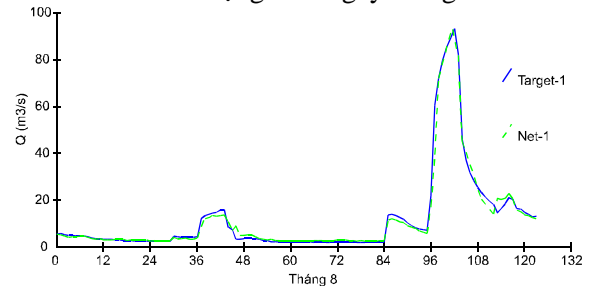
Hình 35. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng V.



Hình 36. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng VI.



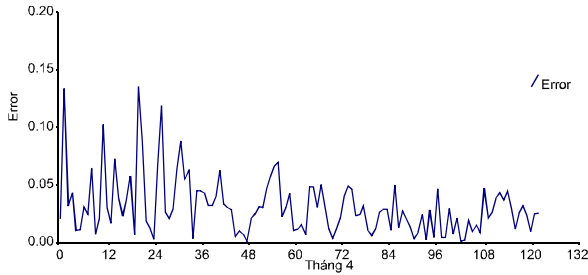
Hình 37. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng VII.



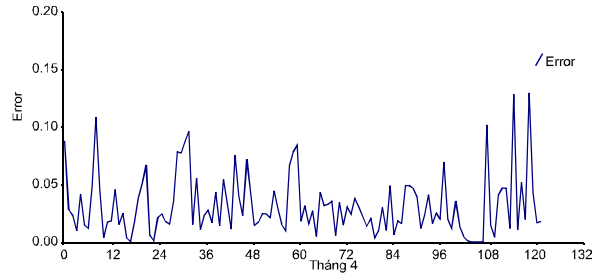
Hình 38. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB7 ngày tháng VIII.

Kết quả dự báo trước 7 ngày yếu tố lưu lượng dòng chảy (Net-1) 8 tháng mùa thể hiện trên các đồ thị (Hình 31 - Hình 38) cho thấy giá trị dự báo phù hợp với giá trị thực đo (Target-1) và không xuất hiện những điểm có sai khác lớn. Tương tự mô hình mạng DB1 ngày, các thông số đánh giá thể hiện trong Bảng 2 cho thấy tỷ lệ mẫu đạt sai số mục tiêu đối với chuỗi độc lập thấp hơn chuỗi phụ thuộc nhưng vẫn được đánh giá là tốt với tỷ lệ đạt hầu hết trên 90%, ngoại trừ tháng IV là 85,5% và tháng VII là 83,9%.

Đối với mô hình mạng dự báo cho tháng IV, số mẫu dự báo đạt sai số mục tiêu là với 106/124 lần dự báo có sai số dưới 5% tương ứng tỷ lệ dự báo đạt là 85,48%, 4/124 lần dự báo có sai số lớn hơn 10% tương ứng 3,23%, sai số lớn nhất là 13,51% (dự báo  $2,77\text{m}^3/\text{s}$ , thực đo  $2,44\text{m}^3/\text{s}$ ) (Hình 39). Mô hình mạng dự báo tháng VII có số mẫu dự báo đạt sai số mục tiêu là cao nhất với 104/124 lần dự báo đạt tương ứng 83,87%, 4/124 lần dự báo có sai số lớn hơn 10% tương ứng tỷ lệ 3,23%, sai số lớn nhất là 13,01% (dự báo  $4,51\text{m}^3/\text{s}$ , thực đo  $5,19\text{m}^3/\text{s}$ ) (Hình 40). Đối với mô hình mạng dự báo cho tháng VI, kết quả số lần dự báo đạt sai số mục tiêu là tốt nhất trong các mô hình mạng DB7 ngày. Số lần dự báo đạt là 120/124 tương ứng tỷ lệ 96,77% (Bảng 2), 1/124 lần dự báo có sai số lớn hơn 10% tương ứng tỷ lệ 0,81%, tuyệt đối lớn nhất là  $1,41\text{m}^3/\text{s}$  (dự báo  $24,66\text{m}^3/\text{s}$ , thực đo  $26,07\text{m}^3/\text{s}$ ), sai số tương đối lớn nhất là 14,78% (dự báo  $6,54\text{m}^3/\text{s}$ , thực đo  $5,70\text{m}^3/\text{s}$ ).



Hình 39. Sai số dự báo mô hình mạng DB7 ngày tháng IV.

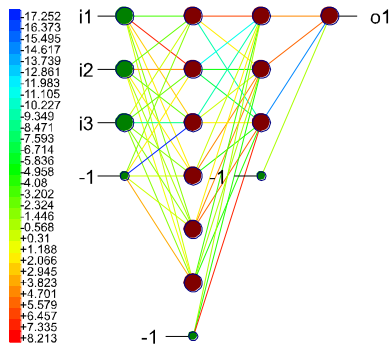


Hình 40. Sai số dự báo mô hình mạng DB7 ngày tháng VII.

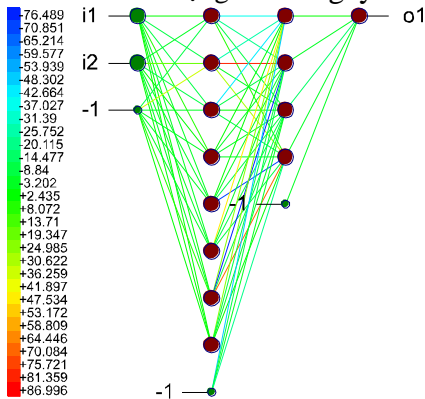
#### 4.4. Dự báo trước 30 ngày

Đối với phương án dự báo trước 30 ngày (DB30ngày), nghiên cứu không chia thành các trường hợp dự báo ứng với từng tháng như 2 phương án dự báo trên. Vì dữ liệu của tháng trước là đầu vào để mạng "học" mô phỏng dòng chảy cho tháng sau, trong khi chuỗi phụ thuộc là 27 năm (1979 - 2005) nên nếu chia thành từng tháng thì tập mẫu chỉ có 27 phần tử. Điều này sẽ khiến cơ sở dữ liệu luyện cho mạng rất nhỏ, không thể hiện được đầy đủ mối quan hệ giữa các yếu tố đầu vào với đầu ra. Do đó nghiên cứu thiết lập tập số liệu liên hệ giữa các yếu tố khí tượng thủy văn của 30 ngày trước với 30 ngày sau liên tục trong 27 năm nhằm đảm bảo bao hàm được hầu hết các đặc tính ngẫu nhiên của chuỗi.

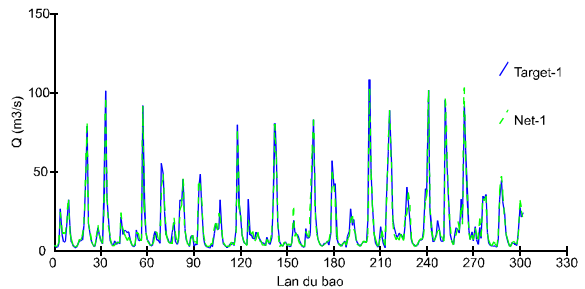
Vì thời gian dự báo lớn nên mối quan hệ giữa các biến đầu vào với biến đầu ra rất phức tạp. Qua nhiều thử nghiệm, nghiên cứu lựa chọn được 2 mô hình mạng phù hợp nhất cho phương án dự báo trước 30 ngày. Mô hình mạng cụ thể như sau:



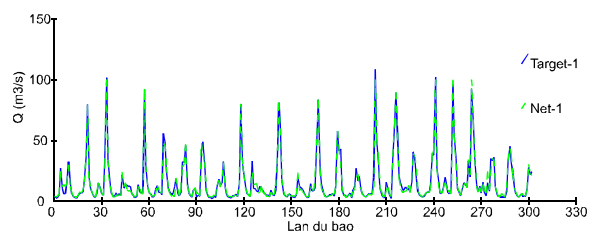
Hình 41. Sơ đồ các lớp neuron với mô hình mạng DB30ngày3n.



Hình 43. Sơ đồ các lớp neuron với mô hình mạng DB30ngày2n.



Hình 42. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB30ngày3n.



Hình 44. Lưu lượng thực đo và tính toán với mô hình mạng DB30ngày2n.

- DB30ngay3n: Mạng gồm 3 neuron lớp đầu vào là mực nước trung bình 30 ngày  $H_{30\text{ngày}_i}$ , lưu lượng trung bình 30 ngày  $Q_{30\text{ngày}_i}$  thời đoạn trước và tổng lượng mưa 30 ngày  $X_{30\text{ngày}_{i+1}}$  thời đoạn sau. Lớp đầu ra gồm 1 neuron là lưu lượng trung bình 30 ngày  $Q_{30\text{ngày}_{i+1}}$  thời đoạn sau. Lớp ẩn có 2 lớp, trong đó lớp ẩn 1 có 6 neuron và lớp ẩn 2 có 3 neuron (Hình 41).

- DB30ngay2n: Mạng gồm 2 neuron lớp đầu vào là lưu lượng trung bình 30 ngày  $Q_{30\text{ngày}_i}$  thời đoạn trước và tổng lượng mưa 30 ngày  $X_{30\text{ngày}_{i+1}}$  thời đoạn sau. Lớp đầu ra gồm 1 neuron là lưu lượng trung bình 30 ngày  $Q_{30\text{ngày}_{i+1}}$  thời đoạn sau. Lớp ẩn có 2 lớp, trong đó lớp ẩn 1 có 8 neuron và lớp ẩn 2 có 4 neuron (Hình 43).

Chuỗi số liệu cũng được chia thành chuỗi phụ thuộc để mạng "học" quy luật phụ thuộc giữa các biến đầu vào với biến đầu ra và chuỗi độc lập để thực hiện kiểm định độ chính xác của kết quả dự báo. Kết quả "học" của mạng đã thiết lập được bộ trọng số liên kết các neuron (Hình 41, Hình 43), giá trị đầu ra của mạng thể hiện trên Hình 42 và Hình 44.

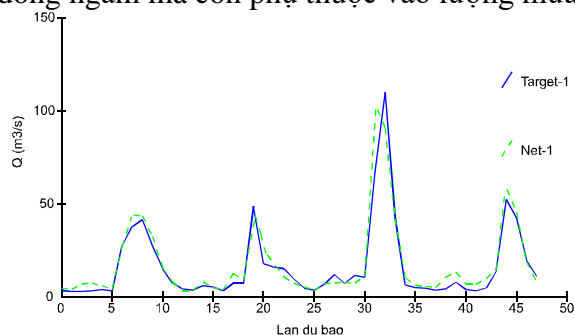
Bảng 3. Đánh giá kết quả DB30ngay.

TT	Mô hình mạng	Sai số mục tiêu (Target Error)	Tỷ lệ mẫu đạt (Good pattern) %	
			Chuỗi phụ thuộc (1979 - 2005)	Chuỗi độc lập (2006 - 2017)
1	3 neuron lớp đầu vào	0,05	90	81,3
2	2 neuron lớp đầu vào	0,05	92	79,2

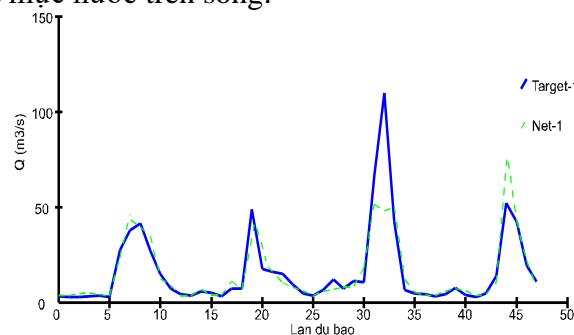
Đánh giá kết quả đầu ra của hai mô hình mạng đều cho tỷ lệ mẫu đạt sai số mục tiêu từ 90% (Bảng 3). Giá trị đầu ra của mạng phù hợp với đường quá trình thực đo (Hình 42, Hình 44), mặc dù vẫn tồn tại những điểm tính toán có sai số vượt hơn gấp 4 lần sai số mục tiêu. Tuy nhiên với kết quả đã thu nhận được thì mô hình mạng DB30ngay3n và DB30ngay2n có đủ độ tin cậy để thực hiện dự báo lưu lượng dòng chảy trung bình tháng trong mùa kiệt.

Bằng hai mô hình mạng đã được thiết lập, nghiên cứu tiến hành tính toán dự báo từ các biến đầu vào của chuỗi độc lập. Kết quả cho thấy tỷ lệ dự báo đạt sai số mục tiêu của mô hình mạng DB30ngay3n (81,3%) tốt hơn mô hình mạng DB30ngay2n (79,2%) (Bảng 3).

Đối với những thời điểm lưu lượng nhỏ hơn  $50\text{m}^3/\text{s}$  thì mô hình mạng DB30ngay2n dự báo tốt hơn mô hình mạng DB30ngay3n (Hình 45, Hình 46) vì lưu lượng dòng chảy trung bình tháng mùa kiệt có giá trị nhỏ thì phụ thuộc chủ yếu vào lưu lượng dòng ngầm vì lượng mưa không có hoặc rất ít và mực nước trên sông thay đổi không nhiều. Do đó, với hai biến đầu vào là lưu lượng trung bình tháng thời kỳ trước và tổng lượng mưa thời kỳ dự báo đã giúp cho mạng DB30ngay2n dễ tìm được quy luật hơn mạng DB30ngay3n. Ngược lại, với những thời điểm có lưu lượng lớn hơn  $50\text{m}^3/\text{s}$  thì mô hình mạng DB30ngay3n lại dự báo tốt hơn mô hình mạng DB30ngay2n vì giá trị lưu lượng thời điểm này không chỉ phụ thuộc vào lưu lượng dòng ngầm mà còn phụ thuộc vào lượng mưa và mực nước trên sông.



Hình 45. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB30ngay3n.



Hình 46. Lưu lượng dòng chảy kiệt dự báo với mô hình mạng DB30ngay2n.

#### 4.5. Nhận xét

Các phương án dự báo được mạng "học" với chuỗi độc lập cho tỷ lệ phần trăm số lần dự báo đạt sai số mục tiêu là trên 90%. Mạng đã tạo ra được hàm ánh xạ khá sát với hàm thực của chuỗi số liệu thực đo. Kết quả đánh giá khả năng dự báo của các mô hình mạng với chuỗi dữ liệu đầu vào độc lập cũng cho tỷ lệ dự báo đạt tương đối tốt, hầu hết các phương án dự báo đều đạt tỷ lệ trên 80% phần tử tính toán thỏa mãn sai số mục tiêu.

Theo khuyến cáo và kinh nghiệm từ nhiều người dùng thì mô hình mạng thường chỉ nên chọn 1 lớp ẩn và số neuron trong lớp ẩn không quá 2 lần số neuron lớp đầu vào. Tuy nhiên, đối với nghiên cứu này, các phương án mô phỏng bằng mô hình mạng 1 lớp ẩn với nhiều thử nghiệm về số neuron trong lớp ẩn cùng sự thay đổi các thông số của mô hình đều cho kết quả "học" của mạng có tỷ lệ phần trăm mẫu đạt sai số cho phép là thấp hoặc rất thấp. Do đó, đối với dòng chảy mùa kiệt trên lưu vực sông Hương, nghiên cứu khuyến cáo nên sử dụng mô hình mạng EBN có 2 lớp ẩn.

Qua các thử nghiệm cho thấy, hạn dự báo càng dài thì mức độ ngẫu nhiên của mối quan hệ giữa các biến đầu vào với biến đầu ra càng lớn. Giá trị lưu lượng dòng chảy mùa kiệt trên sông Tả Trạch có quan hệ chặt chẽ với lượng mưa thời đoạn dự báo và mực nước, lưu lượng tại thời điểm thực hiện dự báo đối với các kịch bản dự báo hạn ngắn.

Số neuron lớp đầu vào càng ít thì mối quan hệ giữa các neuron lớp đầu vào với lớp đầu ra càng lỏng. Ngược lại, số neuron lớp đầu vào càng nhiều thì càng tăng mức ràng buộc, giảm tính ngẫu nhiên làm cho mối quan hệ giữa các neuron lớp đầu vào và lớp đầu ra càng chặt. Tuy nhiên, số neuron càng nhiều thì thời gian để mạng "học" càng lớn, việc lựa chọn số lớp ẩn và neuron trong mỗi lớp ẩn gặp nhiều khó khăn.

Đối với phương án dự báo trước 24 giờ và 7 ngày, với số liệu đầu vào gồm mực nước, lưu lượng trung bình thời đoạn tại thời điểm thực hiện dự báo và tổng lượng mưa thời đoạn dự báo cho kết quả đầu ra phù hợp với số liệu thực đo. Các kết quả dự báo hầu hết có tỷ lệ số lần đạt sai số mục tiêu trên 90% ngoại trừ mô hình mạng DB1ngay tháng II (82,3%) và DB7ngay tháng IV (85,5%), tháng VII (83,9%). Tuy nhiên số lần dự báo với sai số trên 10% là không lớn, đối với mô hình mạng DB1ngay tháng II là 6/124 lần và DB7ngay tháng IV, tháng VII cùng là 4/124 lần.

Đối với phương án dự báo trước 30 ngày, nghiên cứu đã tìm được 2 mô hình mạng cho kết quả "học" tốt, đạt tỷ lệ tính toán đúng trong phạm vi sai số cho phép là trên 90%. Với mô hình mạng DB30ngay2n có 2 neuron lớp đầu vào, mạng đã "học" được quy luật phụ thuộc tốt hơn mô hình mạng DB30ngay3n khi lưu lượng dự báo dưới  $50\text{m}^3/\text{s}$ . Ngược lại, mô hình mạng DB30ngay3n dự báo tốt hơn DB30ngay2n khi lưu lượng trên  $50\text{m}^3/\text{s}$ . Xét về tổng thể mẫu dự báo thì DB30ngay3n cho kết quả số lần dự báo đạt tốt hơn DB30ngay2n.

#### 5. KẾT LUẬN

Mô hình mạng neuron nhân tạo thuật toán sai số lan truyền ngược được nghiên cứu ứng dụng thử nghiệm bước đầu trong việc dự báo dòng chảy mùa kiệt trên sông Tả Trạch. Kết quả đạt được trong các phương án dự báo cho thấy tính khả thi của phương pháp. Mô hình dự báo trước 24 giờ và 7 ngày hoàn toàn đủ tin cậy, khả năng dự báo đạt trong phạm vi sai số mục tiêu là rất lớn. Đối với phương án dự báo trước 30 ngày, để giảm sai số dự báo, có thể áp dụng mô hình mạng DB30ngay3n, nếu kết quả dự báo cho giá trị lưu lượng nhỏ hơn  $50\text{m}^3/\text{s}$  thì dự báo lại áp dụng mô hình mạng DB30ngay2n. Trong thực tế nghiệp vụ dự báo, tập số liệu phụ

thuộc cho mạng "học" thường được cập nhật sau mỗi chu kỳ tính toán nhằm tăng hoàn thiện mô hình dự báo, giảm sai số dự báo.

## LỜI CẢM ƠN

Tác giả bày tỏ lòng cảm ơn chân thành tới GS. TS. Lê Văn Nghị - Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam đã cung cấp số liệu thực hiện nghiên cứu này.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Nguyễn Văn Tuấn và các cộng sự, Dự báo thủy văn, NXB. Đại học Quốc gia, 2001.
- [2]. Lê Văn Nghị, Nghiên cứu xây dựng quy trình tạm thời vận hành liên hồ chứa Tả Trạch, Bình Điền, Hương Điền và A Lưới nhằm giảm lũ về mùa mưa và cung cấp nước về mùa kiệt cho hạ du sông Hương, Đề tài KH-CN cấp tỉnh Thừa Thiên Huế, 2013.
- [3]. Hoàng Nam Bình và các cộng sự, Đánh giá khả năng giảm lũ của hệ thống hồ chứa trên lưu vực sông Hương tỉnh Thừa Thiên Huế, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 51 (2016).
- [4]. Hồ Ngọc Phú, Nước và vấn đề quản lý tổng hợp lưu vực sông Hương tỉnh Thừa Thiên Huế, Ban Quản lý dự án sông Hương, 2004.
- [5]. Nguyễn Thám và các cộng sự, Vai trò của các hồ chứa nước ở thượng nguồn trong việc tính toán khả năng cấp nước ở lưu vực sông Hương, Tạp chí KH Đại học Sư phạm TP. Hồ Chí Minh, 23 (2010).
- [6]. Lê Văn Nghị, Ứng dụng các mô hình MIKE mô phỏng dòng chảy lũ hệ thống sông Hương - đầm phá - cửa biển phục vụ phát triển kinh tế xã hội và ổn định các cửa biển Thừa Thiên - Huế - Dự án DANIDA, Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam, 2005.
- [7]. Hoàng Nam Bình và các cộng sự, Tính toán phân kỳ lũ trên lưu vực sông Hương tỉnh Thừa Thiên Huế, Tạp chí Biển và Bờ, 1+2 (2015).
- [8]. Hoàng Nam Bình và các cộng sự, Tính toán phân cấp lũ trên lưu vực sông Hương tỉnh Thừa Thiên Huế, Tạp chí Khoa học Giao thông vận tải, 47 (2015).
- [9]. Nguyễn Hữu Khải, Mô hình toán thủy văn, NXB. Đại học Quốc gia, 2003.
- [10]. Hoàng Nam Bình, Thuật toán mạng thần kinh nhân tạo sai số lan truyền ngược và ứng dụng, Tạp chí Khoa học kỹ thuật thủy lợi và môi trường, 7 (2004).
- [11]. Bộ Tài nguyên và Môi trường, Kịch bản biến đổi khí hậu và nước biển dâng cho Việt Nam, Nhà xuất bản tài nguyên môi trường và bản đồ Việt Nam, 2016.