

NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG MÔ HÌNH ANFIS DỰ BÁO LƯỢNG MƯA VỤ PHỤC VỤ CHO VIỆC LẬP KẾ HOẠCH TƯỚI TRÊN LƯU VỰC SÔNG CẢ

Nguyễn Lương Bằng¹

Tóm tắt: Trong những năm gần đây, diễn biến về lượng mưa trên các lưu vực là một trong những vấn đề cần được quan tâm và nghiên cứu, đặc biệt là những vấn đề liên quan đến lượng mưa vụ (LMV) phục vụ cho việc lập kế hoạch tưới nhằm nâng cao hiệu quả quản lý vận hành các hệ thống thủy lợi. Do sự thay đổi LMV có ảnh hưởng trực tiếp đến chế độ tưới và nguồn nước, đó là tài liệu cơ bản trong việc lập kế hoạch tưới của các hệ thống thủy lợi, câu hỏi được đặt ra là liệu những thay đổi về LMV có thể được dự báo với độ chính xác ở mức có thể chấp nhận được hay không. Trong bài viết này, mô hình ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) đã được đề xuất để xây dựng mô hình dự báo LMV cho lưu vực sông Cả. Số liệu dùng cho tính toán được lấy ở 4 trạm khí tượng đại diện trên lưu vực sông Cả từ năm 1975 đến 2014. Các mô hình dự báo LMV khác nhau đã được xây dựng với các tham số lượng mưa đầu vào khác nhau, kết quả dự báo của các mô hình này được so sánh thông qua các thông số thống kê để xác định và đề xuất mô hình có kết quả dự báo tốt nhất. Kết quả cho thấy mô hình dự báo với các nhân tố dự báo là lượng mưa vụ của 5 năm liên tiếp trong quá khứ cho kết quả tốt nhất và đáng tin cậy nhất để dự báo lượng mưa vụ 3 tháng và 6 tháng cho khu vực nghiên cứu.

Từ khóa: Lượng mưa vụ, Lưu vực sông Cả, Mô hình ANFIS.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

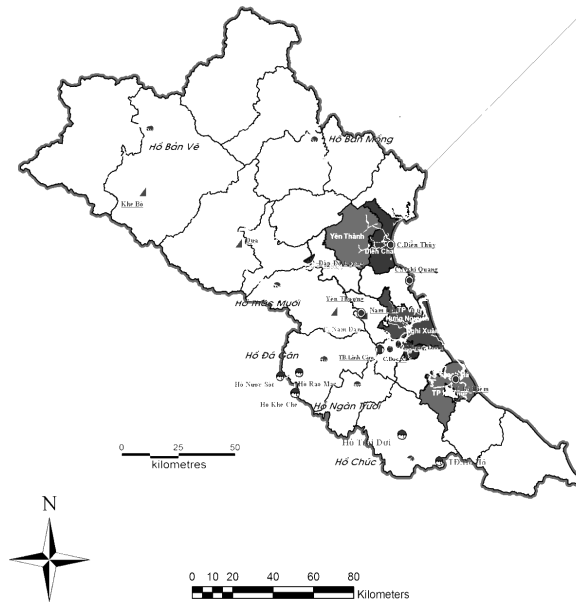
Lượng mưa vụ là hiện tượng ngẫu nhiên trong tự nhiên do hoàn lưu khí quyển và đại dương gây ra. Lượng mưa vụ (LMV) là nguồn cung cấp nước chính, là tài liệu cơ bản để xác định chế độ tưới và nguồn nước phục vụ cho việc lập kế hoạch tưới của các hệ thống thủy lợi. Hiện nay, ở Việt Nam việc xác định LMV phục vụ cho công tác lập kế hoạch tưới chủ yếu dựa vào phương pháp thống kê xác suất để tính LMV với một mức đảm bảo nhất định nào đó. Vì thế, kế hoạch tưới đã được lập chưa phù hợp với diễn biến lượng mưa thực tế của vụ đó dẫn đến hiệu quả quản lý vận hành các hệ thống thủy lợi chưa cao (PGS. TS. Phạm Việt Hòa, 2007). Do đó, việc xác định (dự báo) LMV với độ chính xác ở mức có thể chấp nhận được là rất hữu ích cho việc lập kế hoạch tưới phù hợp để góp phần nâng cao hiệu quả quản lý vận hành các hệ thống thủy lợi.

Dự báo lượng mưa nói chung là khó khăn và cũng là một nhiệm vụ đầy thách thức cho bất cứ ai

vì quá trình khí quyển là rất phức tạp. Trong kỹ thuật dự báo, cụ thể là các phương pháp thống kê như ARIMA (autoregressive integrated moving average), mô hình hồi quy, ... và các phương pháp trí tuệ nhân tạo khác như ANN (artificial neural network), ANFIS (adaptive neuro fuzzy inference system), FIS (fuzzy inference system), GA (genetic algorithm)... đã được đề xuất và ứng dụng. Banik, S. *et al* (2008) đã sử dụng phương pháp ANN, ANFIS và GA để xây dựng mô hình dự báo lượng mưa, kết quả thu được từ các mô hình này đã được so sánh với các số liệu thống kê, các mô hình dự báo ANFIS và GA có thể được sử dụng để dự báo lượng mưa tháng chính xác hơn so với mô hình ANN và mô hình hồi quy tuyến tính khác. Nayak, D. R. *et al* (2013) cũng đã sử dụng các cấu trúc mạng thần kinh khác nhau để dự báo lượng mưa, kết quả lượng mưa dự báo là đáng tin cậy. El-Shafie, A. *et al* (2011) đã phát triển mô hình ANFIS và ANN để dự báo lượng mưa tháng cho lưu vực sông Klang ở Malaysia, kết quả cho thấy kết quả của

¹ Đại học Thủy Lợi, e-mail: nguyenuongbang77@tlu.edu.com

phương pháp ANFIS là tốt hơn so với phương pháp ANN và kết luận rằng phương pháp ANFIS là vượt trội so với phương pháp ANN trong dự báo lượng mưa tháng.



Hình 1. Bản đồ lưu vực sông Cả

Trong những năm gần đây phương pháp ANFIS đã trở nên rất phổ biến cho việc dự báo trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Phương pháp ANFIS đã được chấp nhận như là một công cụ thay thế hiệu quả cho các phương pháp truyền thống và được sử dụng rộng rãi để dự báo trong hệ thống thủy văn phức tạp. Dữ liệu lượng mưa là đa chiều, biến động và phi tuyến tính, do đó trong bài báo này tác giả đã lựa chọn phương pháp ANFIS để thiết lập một mô hình dự báo LMV thích hợp cho vùng nghiên cứu.

2. VÙNG NGHIÊN CỨU VÀ SỐ LIỆU

Lưu vực sông Cả nằm ở vùng Bắc Trung Bộ, vùng hạ lưu của sông Cả giới hạn bởi các huyện Đô Lương, Yên Thành, Diễn Châu, Thanh Chương, Anh Sơn, Hưng Nguyên, Nam Đàn, Nghi Lộc, thị xã Cửa Lò, thành phố Vinh (Tỉnh Nghệ An). Huyện Đức Thọ, Nghi Xuân, Can Lộc, Lộc Hà, thị xã Hồng Lĩnh (Tỉnh Hà Tĩnh). Có tọa độ địa lý: 18°15' đến 19°3' vĩ độ Bắc, 104°55'20" đến 105°58' 30" kinh độ Đông.

Lưu vực sông Cả nằm trong khu vực khí hậu nhiệt đới gió mùa tuy nhiên khí hậu có những đặc điểm khá độc đáo, lượng mưa trung bình hàng năm từ 1.100÷2.500 (mm), có 2 mùa rõ rệt là mùa mưa và mùa khô, mùa mưa tập trung từ tháng 5÷10, mùa khô từ tháng 11 đến tháng 4 năm sau, đặc biệt là lượng mưa chủ yếu tập trung vào các tháng 8, 9, 10. Nhiệt độ có sự chênh lệch lớn giữa các tháng của mùa đông và mùa hè, nhiệt độ trung bình nhiều năm là 23.5°C, nhiệt độ thấp nhất vào mùa đông có nơi là 0,5°C, vào mùa hè có nơi lên đến 42,7°C.

Bốn trạm khí tượng, cụ thể là Vinh, Đô Lương, Quỳnh Châu và Tương Dương đã được chọn để đại diện cho khí hậu của lưu vực nghiên cứu. Các thông số về lượng mưa của 4 trạm khí tượng được thể hiện trong bảng 1. Các số liệu mưa này được sự quản lý của Trung tâm Khí tượng Thủy văn Quốc gia Việt Nam, chất lượng của số liệu đủ sự đảm bảo và tin cậy để tính toán. Phạm vi thời gian khai thác số liệu để sử dụng trong nghiên cứu được lấy từ tháng 1 năm 1975 đến tháng 12 năm 2014.

Bảng 1. Các thông số về lượng của 4 trạm khí tượng ở lưu vực sông Cả (đơn vị: mm)

Tên trạm	Kinh độ	Vĩ độ	TB năm từ 1975-2014	Năm lớn nhất 1975-2014	Năm nhỏ nhất 1985-2014	Độ lệch chuẩn
Vinh	105°40'E	18°40' N	2041,6	3521,3 (1989)	1185,8 (1977)	483,9,4
Quỳnh Châu	105°06'E	19°34' N	1646,5	2492 (1978)	1101,7 (1976)	292,4
Tương Dương	104°28'E	19°16' N	1268,2	1887,8 (2005)	734,6 (1998)	243,2
Đô Lương	104°53'E	19°03' N	1811,4	3529,4 (1978)	1083,8 (1998)	425,5

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

3.1. Yếu tố dự báo (biến đầu ra)

Với mục tiêu của đề tài là nghiên cứu và đề xuất mô hình dự báo LMV phục vụ cho việc lập kế hoạch tưới, thời đoạn để tính toán LMV căn cứ vào thời vụ sản xuất nông nghiệp của từng vùng, thời vụ sản xuất nông nghiệp có thể là 1, 2, ..., 6 tháng ... hay 1 năm. Trong bài viết này sẽ lựa chọn 3 vụ điển hình có thời đoạn tính toán là 1 tháng, 3 tháng và 6 tháng để tính toán. Vì thế, yếu tố dự báo là tổng LMV 1, 3 và 6 tháng trong tương lai tại thời điểm t , các yếu tố dự báo được ký hiệu là $P_i(t)$, trong đó i là biến LMV (LMV 1 tháng thì $i=1$, LMV 3 tháng $i=3$, LMV 6 tháng $i=6$); LMV 1 tháng dự báo tại thời điểm t ký hiệu là $P_1(t)$; LMV 3 tháng dự báo tại thời điểm t ký hiệu là $P_3(t)$; và LMV 6 tháng dự báo tại thời điểm t ký hiệu là $P_6(t)$.

3.2. Nhân tố dự báo (biến đầu vào)

Một trong những bước quan trọng nhất trong việc phát triển một mô hình dự báo đạt yêu cầu là lựa chọn nhân tố dự báo (các biến đầu vào), bởi vì các biến này xác định cấu trúc của các mô hình dự báo và ảnh hưởng đến các hệ số trọng số và kết quả của các mô hình. Trong nghiên cứu này, các mô hình dự báo dựa trên các nhân tố dự báo là lượng mưa trong lịch sử (quá khứ) được ký hiệu là $P_i(t-j)$, trong đó j là biến thời gian (số năm trước thời điểm dự báo, $j=1, 2, \dots, n$), nếu yếu tố dự báo là LMV 1 tháng tại thời điểm t mà sử dụng nhân tố dự báo là lượng mưa của tháng đó trước 1 năm thì $j=1$, trước 2 năm thì $j=2$, trước 3 năm thì $j=3 \dots$, ví dụ như yếu tố dự báo là lượng mưa tháng 1 năm 2016 thì các nhân tố dự báo là lượng mưa tháng 1 năm 2015 thì $j=1$, lượng mưa tháng 1 năm 2014 thì $j=2 \dots$, đối với yếu tố dự báo là LMV 3 tháng hay vụ 6 tháng thì biến thời gian j cũng tương tự như LMV 1 tháng.

3.3. Cấu trúc mô hình dự báo

Để thiết lập các phương pháp dự báo lượng mưa tại thời điểm t $P_i(t)$ tác giả sẽ sử dụng nhân tố dự báo là các lượng mưa trong quá khứ $P_i(t-1), P_i(t-2), \dots, P_i(t-j)$, như đã phân tích ở trên thì số biến đầu vào khác nhau thì kết quả dự báo sẽ khác nhau, vì thế trong nghiên cứu này tác giả đã thiết lập 5 mô hình khác nhau (được ký hiệu là M1, M2, ..., M5) với số biến đầu vào tăng

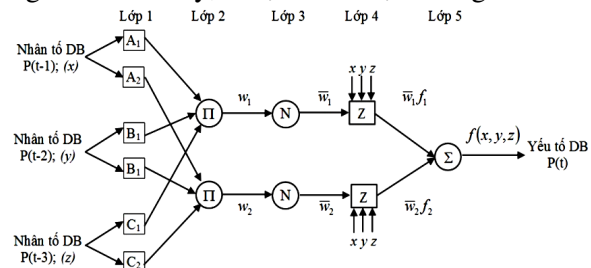
dần từ 2 biến đến 6 biến đầu vào, cụ thể cấu trúc của các mô hình được thể hiện như bảng 2.

Bảng 2. Các tham số của mô hình dự báo

Mô hình	Tham số đầu vào (nhân tố dự báo)	Đầu ra (yếu tố dự báo)
M1	$P_i(t-1), P_i(t-2)$	$P_i(t)$
M2	$P_i(t-1), P_i(t-2), P_i(t-3)$	$P_i(t)$
M3	$P_i(t-1), P_i(t-2), P_i(t-3), P_i(t-4)$	$P_i(t)$
M4	$P_i(t-1), P_i(t-2), P_i(t-3), P_i(t-4), P_i(t-5)$	$P_i(t)$
M5	$P_i(t-1), P_i(t-2), P_i(t-3), P_i(t-4), P_i(t-5), P_i(t-6)$	$P_i(t)$

3.4. Mô hình mạng nơron thích nghi mờ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System – ANFIS)

Mô hình ANFIS được đề xuất bởi Jang, J. -S. R. (1993); Jang, J.-S.R. *et al* (1997) đã được áp dụng để nghiên cứu nhiều vấn đề. Mô hình ANFIS được dựa trên một hệ thống giao diện mờ, được đào tạo bởi một thuật toán bắt nguồn từ lý thuyết mạng nơron. Một xử lý chi tiết của ANFIS được cung cấp bởi Ying, H. (2000). Các hệ thống Sugeno-type của ANFIS với ba yếu tố đầu vào và hai quy tắc, được sử dụng trong nghiên cứu này, được thể hiện trong Hình 2.



Hình 2. Cấu trúc mô hình ANFIS

Các nút hình vuông và hình tròn được sử dụng để phản ánh đặc tính khác nhau của việc học thích nghi. Các nút vuông (các nút thích nghi) có các thông số, trong khi các nút tròn (nút cố định) thì không. Mỗi nút có chức năng nút riêng. Các chức năng nút khác nhau từ nút tới nút. Sự kết nối giữa hai nút cho biết hướng của tín hiệu.

Trong hình 2, mô hình ANFIS có 3 biến đầu vào là: Nhân tố dự báo 1 (được ký hiệu là biến x), Nhân tố dự báo 2 (được ký hiệu là biến y), Nhân tố dự báo 3 (được ký hiệu là biến z); biến đầu ra là yếu tố dự báo (LMV). Mỗi biến đầu

vào có 3 hàm thuộc là (A_1, A_2) , (B_1, B_2) , (C_1, C_2) tương ứng.

Quy tắc mờ Nếu-Thì (*if-then*) kiểu Sugeno-type cho biến đầu ra tuyến tính được thiết lập như sau:

Quy tắc 1: Nếu x bằng A_1 , y bằng B_1 , z bằng C_1 thì:

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1z + s_1 \quad (1)$$

Quy tắc 2: Nếu x bằng A_2 , y bằng B_2 thì:

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2z + s_2 \quad (2)$$

Trong công thức trên thì A_i, B_i, C_i là tập mờ (một tập mờ được xác định duy nhất bởi hàm thuộc của nó); f_i là hàm đầu ra của vùng mờ; và p_i, q_i, r_i, s_i là các hệ số kết quả được xác định trong quá trình đào tạo, i là biến chạy từ 1 đến 2.

Một hàm thuộc (membership function, MF) là một đường cong xác định độ mạnh của một điểm $x' \in X$ thuộc về một tập hợp, bằng cách chỉ định mức độ thuộc giữa 0 và 1, $\mu_{z'}(x') : X \rightarrow \{0,1\}$. Có thể có một dạng hình MF, chẳng hạn như hình chuông MF, Gaussian MF, hai mặt Gaussian MF, hình tam giác MF, hình thang MF, và hình dạng pi MF. Trong luận án này sử dụng hàm thuộc là Gaussian MF. Hàm thuộc Gaussian MF có dạng:

$$\mu_{z'}(x') = f(x', \sigma) = \exp\left(-\frac{(x'-c)^2}{\sigma^2}\right) \quad (3)$$

Trong đó, x' là giá trị của đầu vào đến nút i th, c và σ là chiều rộng trung tâm đường cong Gaussian của tập mờ Z' tương ứng. c và σ được gọi là các tham số tiền đề.

Các nút trong cùng một lớp có chức năng như nhau, như mô tả dưới đây:

Lớp đầu tiên của hình 2 chứa các nút thích nghi được đại diện bởi i , mà các kết quả đầu ra được tính với hàm của nút là:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4 \quad (5)$$

$$O_{1,i} = \mu_{C_{i-4}}(z), \quad i = 5, 6 \quad (6)$$

Trong đó A_i, B_{i-2} , và C_{i-4} là các nhãn ngôn ngữ (ví dụ như “nhỏ”, “trung bình”, hoặc “cao”)

gắn với nút đó, μ là hàm thuộc. Như vậy, $O_{1,i}$ đại diện cho cấp thuộc của một tập mờ $Z' (= A_1, A_2, B_1, B_2, C_1, \text{or } C_2)$, và xác định mức độ cho mỗi đầu vào x, y, z thảo luận tập mờ A .

Lớp thứ hai là lớp quy tắc. Mỗi nút trong lớp này có hình tròn, có nhãn là Π , được gọi là các nút quy tắc. Một đầu ra từ các nút quy tắc đại diện cho một sản phẩm của các tín hiệu đầu vào. Nghĩa là, nút cố định nhận các đầu vào từ các nút thích nghi tương ứng, và mỗi giá trị đầu ra của nút biểu diễn cường độ của một quy tắc đã cho:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y)\mu_{C_i}(z), \quad (7)$$

Trong lớp thứ ba, mỗi nút là một nút cố định hình tròn có nhãn là N . Số lượng các nút trong lớp này là các nút số giống nhau trong lớp quy tắc. Nút thứ i trong lớp này được tính là tỷ lệ của cường độ quy tắc của nút thứ I so với tổng tất cả các cường độ của các quy tắc:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w_i}, \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

Trong lớp thứ tư, mỗi nút là một nút thích nghi hình vuông, có nhãn là Z . Số lượng các nút trong lớp này giống như số nút trong lớp thứ ba. Đầu ra từ mỗi nút là giá trị kết quả trọng số của một quy tắc nhất định:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \frac{w_i}{\sum w_i} (p_i x + q_i y + r_i z + s_i), \quad (9)$$

$$i = 1, 2$$

Lớp thứ năm chỉ chứa một nút đầu ra, và được gọi là lớp tổng kết. Nút đơn này là một nút hình tròn và được biểu thị là Σ . Nút này tính tổng sản lượng của ANFIS, là tổng của các đầu ra của tất cả các nút thích nghi trong lớp thứ tư:

$$O_{5,i} = \sum_{i=1}^2 O_{4,i} = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i f_i = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 = \frac{\sum_{i=1}^2 w_i f_i}{\sum_{i=1}^2 w_i} \quad (10)$$

Giá trị đầu ra của $P(t)$ được tính như sau:

$$P(t) = f(x, y, z) = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2}$$

$$= \frac{w_1(x, y, z)f_1(x, y, z) + w_2(x, y, z)f_2(x, y, z)}{w_1(z, y, z)w_2(x, y, z)} \quad (11)$$

ANFIS sử dụng một thuật toán học lai để hiệu chỉnh mạng. Việc kết hợp thuật toán hồi phục lại với thuật toán xấp xỉ hoặc thuật toán truyền lại được sử dụng trong thuật toán học lai ghép để tối ưu hóa các tham số trong các lớp 1 và 4. Các chi tiết toán học của các thuật toán được đưa ra trong nghiên cứu của Jang, J.-S.R. *et al* (1997), Nayak, P. C. *et al* (2004) và Bacanlı, Ulker Guner *et al* (2009).

3.5. Kiểm định các mô hình dự báo

Trong mỗi mô hình, mỗi biến đầu vào phải được nhóm vào một số giá trị trong lớp lớp 1, xây dựng các quy tắc mờ; ngoài ra, mỗi quy tắc mờ sẽ được xây dựng thông qua một số thông số của các hàm thành viên trong lớp 2 (hình 2). Vì số lượng các thông số tăng lên cùng với quy luật thẳng dư mờ, cấu trúc mô hình trở nên phức tạp hơn. Trong nghiên cứu này, các chức năng phân nhóm phép trừ mờ được sử dụng để thiết lập các quy tắc mờ, dựa trên các mối quan hệ giữa các biến số đầu vào-ra. Để xác định các thông số đầu vào và đầu ra tuyến tính phi tuyến, một thuật toán lai được sử dụng, thủ tục đào tạo và xây dựng các quy tắc được cung cấp bởi các

thuật toán này. Việc thực hiện các mô hình ANFIS cho quá trình đào tạo và thử nghiệm các tập dữ liệu được đánh giá thông qua 3 thông số thống kê là: Sai số căn quân phương (Root mean square error, RMSE); Hệ số tương quan (Correlation Coefficient, CORR); Tỷ lệ chênh lệch (Discrepancy ratio, D). Để kiểm định kết quả dự báo của một mô hình ta dựa vào giá trị của 3 hệ số thống kê là RMSE, CORR và D. Một mô hình dự báo có kết quả dự báo tốt khi giá trị của CORR và D gần giá trị 1.0, và RMSE gần giá trị 0. Tập dữ liệu dùng cho quá trình đào tạo là số liệu LMV từ năm 1975 đến 2012. Để đạt được một sự đánh giá, so sánh và kiểm định đáng tin cậy hơn, tập dữ liệu dùng cho quá trình thử nghiệm không trùng với quá trình đào tạo, tập dữ liệu dùng cho quá trình thử nghiệm là số liệu LMV từ năm 2013 đến 2015.

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Dựa vào cấu trúc của các mô hình dự báo và thuật toán của mạng nơron thích nghi mờ (ANFIS) tác giả tiến hành lập trình trên phần mềm Matlab. Kết quả kiểm định kết quả của các mô hình dự báo cho các trạm thông qua 3 thông số thống kê RMSE, CORR và D như sau:

Bảng 3. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 1 tháng của các trạm

Trạm Quỳnh Châu							Trạm Tương Dương						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.74	1.00	94.20	0.83	0.97	69.90	M1	0.71	1.00	74.70	0.89	1.15	66.00
M2	0.78	1.00	87.30	0.89	0.97	59.00	M2	0.85	1.00	70.40	0.85	1.13	68.50
M3	0.83	1.00	78.40	0.86	0.95	64.40	M3	0.83	1.00	59.50	0.83	1.12	71.60
M4	0.93	1.00	53.30	0.85	0.93	67.00	M4	0.94	1.00	37.10	0.83	1.09	68.86
M5	0.99	1.00	17.00	0.45	0.89	230.00	M5	0.99	1.00	11.60	0.39	1.31	144.90
Trạm Đô Lương							Trạm Vinh						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.61	1.00	143.90	0.70	0.96	121.70	M1	0.68	1.00	167.90	0.64	0.95	148.70
M2	0.65	1.00	137.50	0.80	0.96	102.70	M2	0.78	1.00	144.60	0.53	0.89	170.60
M3	0.76	1.00	117.60	0.73	0.97	116.20	M3	0.86	1.00	117.40	0.50	0.91	175.00
M4	0.92	1.00	70.80	0.79	1.07	103.60	M4	0.95	1.00	70.60	0.57	0.90	170.00
M5	0.97	1.00	46.70	0.19	1.02	250.00	M5	0.99	1.01	39.10	0.46	0.90	187.50

Bảng 4. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 3 tháng của các trạm

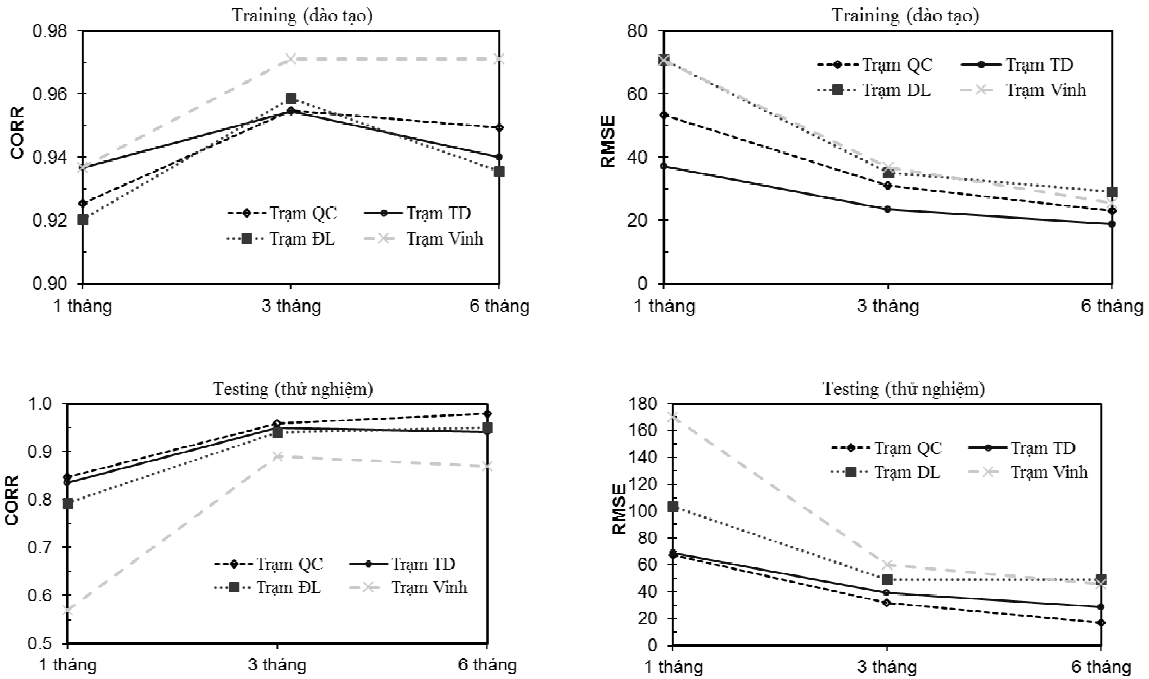
Trạm Quỳnh Châu							Trạm Tương Dương						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.85	1.00	54.60	0.95	0.97	33.10	M1	0.82	1.00	44.60	0.95	1.03	35.10
M2	0.88	1.00	50.00	0.96	0.95	29.30	M2	0.85	1.00	41.20	0.94	1.07	38.10
M3	0.90	1.00	44.60	0.96	0.95	29.00	M3	0.90	1.00	35.40	0.95	1.05	35.60
M4	0.95	1.00	31.00	0.96	0.92	31.70	M4	0.95	1.00	23.40	0.95	1.10	39.40
M5	1.00	1.00	5.80	0.95	0.93	34.10	M5	1.00	1.00	4.90	0.94	1.09	40.20
Trạm Đô Lương							Trạm Vinh						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.72	1.00	86.20	0.91	0.95	50.90	M1	0.81	0.82	94.00	0.80	0.89	84.10
M2	0.75	1.00	81.70	0.94	0.97	42.10	M2	0.83	1.00	84.70	0.86	0.91	70.70
M3	0.80	1.00	74.10	0.91	0.98	51.30	M3	0.89	1.00	69.90	0.88	0.91	66.80
M4	0.96	1.00	35.20	0.94	0.96	48.90	M4	0.97	1.00	36.70	0.89	0.95	60.00
M5	0.99	1.00	15.20	0.90	0.91	56.00	M5	1.00	1.00	14.70	0.86	0.98	65.70

Bảng 5. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 6 tháng của các trạm

Trạm Quỳnh Châu							Trạm Tương Dương						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.84	1.00	39.60	0.98	0.97	16.10	M1	0.79	1.00	33.60	0.95	1.05	24.20
M2	0.87	1.00	36.04	0.98	0.95	15.80	M2	0.84	1.00	29.90	0.96	1.08	24.60
M3	0.89	1.00	32.80	0.98	0.95	17.20	M3	0.86	1.00	27.80	0.94	1.06	25.50
M4	0.95	1.00	23.10	0.98	0.95	16.80	M4	0.94	1.00	18.90	0.94	1.10	28.60
M5	1.00	1.00	6.30	0.98	0.95	15.40	M5	0.99	1.00	5.54	0.96	1.11	27.30
Trạm Đô Lương							Trạm Vinh						
Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm			Mô hình	Đào tạo			Thử nghiệm		
	CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE		CORR	D	RMSE	CORR	D	RMSE
M1	0.71	1.00	70.54	0.93	0.99	32.9	M1	0.77	1.00	64.50	0.81	0.93	54.40
M2	0.76	1.00	64.34	0.92	0.98	33.8	M2	0.81	1.00	58.60	0.86	0.94	48.10
M3	0.80	1.00	49.30	0.91	0.95	35.5	M3	0.88	1.00	48.00	0.87	0.96	45.20
M4	0.94	1.00	29.10	0.95	0.94	30.4	M4	0.97	1.00	25.50	0.87	0.96	45.70
M5	1.00	1.00	4.60	0.92	0.93	36.8	M5	1.00	1.00	7.30	0.83	0.94	54.60

Theo các chỉ tiêu đánh giá RMSE, CORR và D cho thấy kết quả dự báo của quá trình đào tạo của tất cả các mô hình tại các trạm đều cao hơn quá trình thử nghiệm, kết quả của quá trình đào tạo của các mô hình tại tất cả các trạm đều có xu thế tăng dần từ mô hình M1 đến mô hình M5, mô hình M5 có kết quả tốt nhất. Nhưng, kết quả của quá trình thử nghiệm lại có xu thế tăng dần từ M1 đến mô hình M4, đến mô hình M5 thì lại giảm và mô hình M4 có kết quả tốt

nhất. Kết quả dự báo của các mô hình dự báo LMV 1 tháng tại trạm Quỳnh Châu và Tương Dương là tốt nhất và tương đương như nhau, sau đó đến Đô Lương và thấp nhất là trạm Vinh. Kết quả dự báo của các mô hình dự báo LMV 3 tháng và 6 tháng tại các trạm lại có sự khác biệt tương đối lớn, kết quả dự báo của các mô hình tại trạm Quỳnh Châu là tốt nhất sau đó là trạm Tương Dương, tiếp theo là trạm Đô Lương và thấp nhất là trạm Vinh.

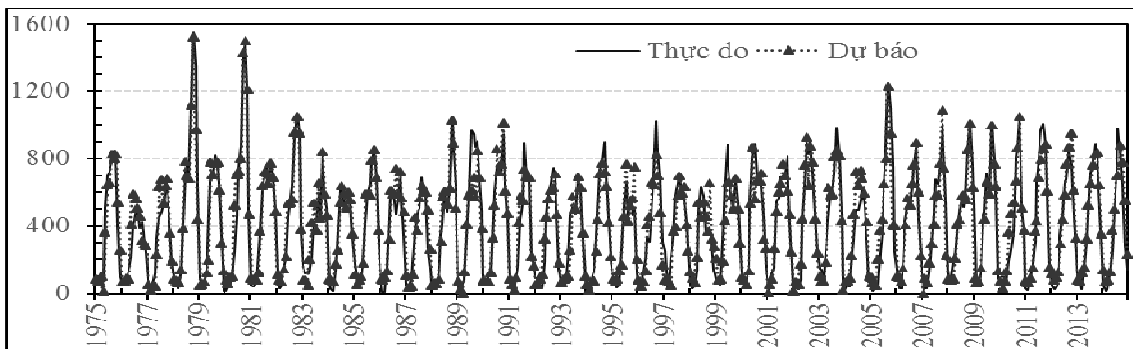


Hình 3. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 1, 3 và 6 tháng của mô hình M4 tại các trạm

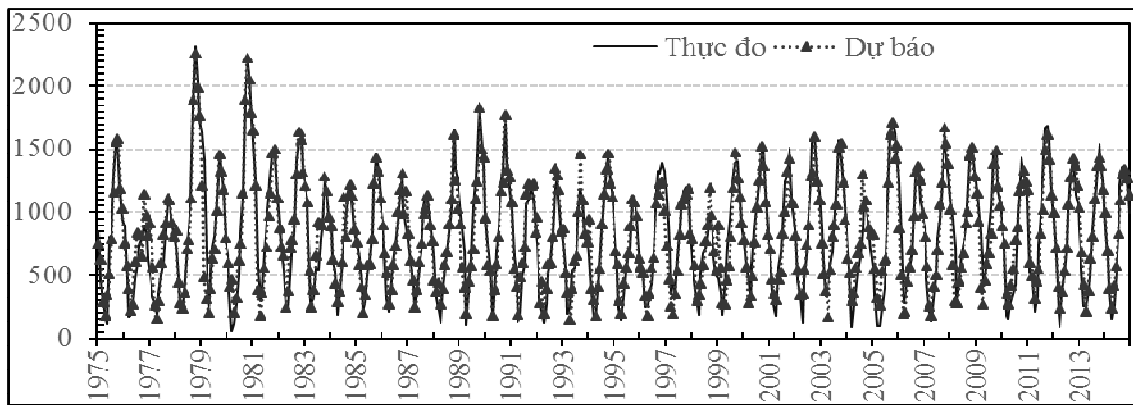
Từ số liệu phân tích ở trên cho thấy mô hình dự báo M4 tại các trạm đều có kết quả dự báo là tốt hơn các mô hình khác. Kết quả dự báo LMV 1, 3 và 6 tháng của mô hình M4 được thể hiện ở hình sau:

Từ kết quả của hình 3 cho thấy kết quả dự báo của mô hình M4 đối với LMV 1 tháng tại tất cả các trạm đều thấp nhất còn kết quả dự báo đối với LMV 3 và 6 tháng là tương đương nhau. Kết quả dự báo của mô hình M4 đối với trạm Quỳnh Châu là tốt nhất sau đó đến trạm Tương Dương sau đó đến trạm Đô Lương và thấp nhất là trạm Vinh.

Từ những phân tích ở trên về kết quả dự báo của các mô hình dự báo LMV tại các trạm của khu vực nghiên cứu, tác giả đề xuất mô hình dự báo M4 với 5 biến đầu vào là LMV 3 tháng, 6 tháng ($P(t-1)$, $P(t-2)$, ..., $P(t-5)$) trong lịch để dự báo lượng mưa 3 tháng, 6 tháng của năm tiếp theo so với lượng mưa đã có trong lịch sử là mô hình tốt nhất và có độ tin cậy cao để áp dụng cho khu vực nghiên cứu. Kết quả dự báo LMV 3 và 6 tháng của các trạm Quỳnh Châu với mô hình có kết quả cao nhất (M4) được thể hiện ở các hình sau:



Hình 4. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 3 tháng trạm Quỳnh Châu (M4)



Hình 5. Kết quả dự báo lượng mưa vụ 6 tháng trạm Quy Châu (M4)

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, phương pháp ANFIS đã được đề xuất như một công cụ dự báo LMV thay thế cho các phương pháp thống kê truyền thống khác. Để minh họa tính khả thi của phương pháp ANFIS trong dự báo LMV, các nhân tố dự báo là LMV trong lịch sử đã được chọn làm các biến đầu vào để dự báo LMV trong tương lai tại 4 trạm khí tượng của vùng nghiên cứu.

Các mô hình ANFIS dự báo LMV (1, 3 và 6 tháng) đã được đào tạo và thử nghiệm. Kết quả kiểm định các mô hình thông qua 3 thông số

thống kê CORR, RMSE và D cho thấy: mô hình dự báo M4 với 5 biến đầu vào là $P(t-1)$, $P(t-2)$, ..., $P(t-5)$ có kết quả dự báo là cao nhất; mô hình dự báo LMV 3 và 6 tháng có kết quả cao hơn mô hình dự báo LMV 1 tháng; và kết quả dự báo LMV cho trạm Tương Dương là cao nhất và trạm Vinh là thấp nhất. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy mô hình dự báo ANFIS với các nhân tố dự báo là LMV trong lịch sử đã được áp dụng thành công và có độ tin cậy cao để dự báo LMV (3 và 6 tháng) của năm tiếp theo so với LMV đã có trong lịch sử cho khu vực nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- PGS. TS. Phạm Việt Hòa (2007) "*Giáo trình Quản lý công trình Thủy lợi*". Nhà xuất bản Nông nghiệp, Hà Nội.
- Bacanli, U.; Firat, M.; Dikbas, F. (2009) "*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for drought forecasting*". *Stoch Env Res Risk A*, 23, 1143-1154.
- Banik, S.; Chanchary, F. H.; Khan, K.; Rouf, R. A.; Anwer, M. (2008) "*Neural network and genetic algorithm approaches for forecasting bangladeshi monsoon rainfall*". 24-27 Dec. 2008, 735-740.
- El-Shafie, A.; Jaafer, O.; Seyed, A. (2011) "*Adaptive neuro-fuzzy inference system based model for rainfall forecasting in Klang River, Malaysia*". *International Journal of Physical Sciences*, 6, 2875-2888.
- Jang, J.-S. R. (1993) "*ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system*". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23, 665-685.
- Jang, J.-S. R.; Sun, C.-T.; Mizutani, E. (1997) "*Neuro-Fuzzy and Soft Computing*". Prentice Hall: Englewood Cliffs, New Jersey, USA.
- Nayak, D. R.; Mahapatra, A.; Mishra, P. (2013) "*A Survey on Rainfall Prediction using Artificial Neural Network*". *International Journal of Computer Applications*, 72, 32-40.
- Nayak, P. C.; Sudheer, K. P.; Rangan, D. M.; Ramasastri, K. S. (2004) "*A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series*". *J Hydrol*, 291, 52-66.
- Ying, H. (2000) "*Fuzzy Control and Modeling: Analytical Foundations and Applications*". Wiley-IEEE Press.

Abstract:

RESEARCH PROPOSAL FOR SEASONAL RAINFALL FORECASTING METHOD IN ORDER TO MAKE IRRIGATION PLANS FOR CA RIVER BASIN

In recent years, the climate change has been one of the hot issues that need a lot of attention of researchers, particularly those related to rainfall for planning for irrigation in order to raise the management efficiency of the irrigation systems' operation. The change in seasonal rainfall which directly affects the irrigation regime and the water source is the basic data for planning of irrigation systems. The question is whether the changes in the amount of seasonal rainfall can be predicted with accuracy at acceptable levels. In this article, the Adaptive Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS) model has been proposed to develop a precipitation model for the Ca river basin. Data for calculations were obtained at four representative meteorological stations in the Ca river basin from 1975 to 2014. Different seasonal rainfall forecast models were constructed with different input rainfall parameters, the predictive performance of these models is compared through statistical parameters to identify and propose models with the best prediction. The results show that the M4 model gives the best and most reliable results for 3-month and 6-month seasonal rainfall forecasts for the study area.

Keywords: Seasonal rainfall, ANFIS model, Ca river basin.

Ngày nhận bài: 13/12/2017

Ngày chấp nhận đăng: 17/01/2018