

NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG MÔ HÌNH ARIMAX DỰ BÁO LŨ LƯU VỰC SÔNG NHỎ, ÁP DỤNG THỬ NGHIỆM TRÊN LƯU VỰC SÔNG NẬM PÀN

Trương Văn Anh^{a,*}, Hoàng Thị Nguyệt Minh^b, Nguyễn Đình Hoàng^a

^a*Khoa Khí tượng Thủy văn Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội,
41A Phú Diễn, Bắc Từ Liêm, Hà Nội, Việt Nam*

^b*Khoa Tài nguyên nước, Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội,
41A Phú Diễn, Bắc Từ Liêm, Hà Nội, Việt Nam*

Nhận ngày 25/12/2024, Sửa xong 21/01/2025, Chấp nhận đăng 20/02/2025

Tóm tắt

Dự báo thủy văn lưu vực sông nhỏ thường gặp nhiều khó khăn do thông tin và dữ liệu không gian thường hạn chế, dẫn đến các lưu vực sông nhỏ ở địa phương, mặc dù có vai trò quan trọng trong phòng chống thiên tai nhưng lại gặp khó khăn trong quá trình giám sát, cảnh báo. Nghiên cứu này tập trung vào việc xây dựng các mô hình dựa vào dữ liệu để dự báo dòng chảy trong mùa lũ của các sông nhỏ. Kết quả xây dựng mô hình ARIMA cho thấy dự báo trước 1 giờ cho kết quả tốt, chỉ số Nash đạt 0,99, mức đảm bảo dự báo đạt 94%, 3 giờ chỉ số Nash đạt 96%, mức đảm bảo dự báo giảm còn 85%, 6 giờ chỉ số đảm bảo chỉ còn 83,5%, tuy nhiên dự báo trận lũ thử nghiệm, mô hình ARIMA 6 giờ chỉ có mức đảm bảo đạt dưới 40%; Trong khi đó, mô hình ARIMAX sử dụng lượng mưa thực đo theo ôp 6 giờ có khả năng dự báo tốt hơn, với kết quả dự báo trận lũ thử nghiệm đạt mức đảm bảo trên 70%. Điều này là do các lưu vực sông nhỏ có thời gian tập trung nước rất ngắn, do vậy thời gian dự báo ngắn. Các trận lũ cực đoan có thời đoạn tập trung nước ngắn (nhỏ hơn 6 giờ) có thể dự báo tốt bằng mô hình ARIMAX.

Từ khóa: mô hình ARIMA; mô hình ARIMAX; mô hình thống kê; dự báo thủy văn; lưu vực sông Nậm Pàn.

FLOOD FORECASTING BY ARIMA MODEL FOR SMALL RIVER BASIN - A CASE STUDY OF NAM PAN RIVER BASIN IN VIETNAM.

Abstract

Forecasting hydrology in small river basins often encounters many difficulties due to limited information and data. As a result, local small river basins, despite their important role in disaster prevention, face challenges in monitoring and warning processes. This study focuses on developing data-driven models to forecast flow during flood seasons of small rivers. The results from the ARIMA model indicate that one-hour ahead forecasts yield good results, with a Nash index of 0.99, and a forecast reliability level of 94%. For three-hour forecasts, the Nash index reaches 96%, but the reliability level decreases to 85%. For six-hour forecasts, the reliability index drops to only 83.5% and 45% for a testing flood event. Meanwhile, the ARIMAX model, which incorporates observed rainfall data on a six-hour interval, provides better forecasting performance. The experimental flood event forecast achieved a reliability level above 70%. This is attributed to the short concentration time of water in small river basins, necessitating shorter forecast lead times. Extreme flood events with a concentration time of less than six hours can be effectively forecast using the ARIMAX model.

Keywords: ARIMA model; ARIMAX model; statistical model; hydrological forecasting; Nam Pan river basin.

[https://doi.org/10.31814/stce.huce2025-19\(1V\)-11](https://doi.org/10.31814/stce.huce2025-19(1V)-11) © 2025 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

1. Mở đầu

Từ xa xưa, các khu đô thị thường được xây dựng ở ven sông để có thể khai thác được các lợi ích của nguồn nước trong quá trình phát triển kinh tế xã hội [1, 2]. Tuy nhiên, bên cạnh những lợi ích đó

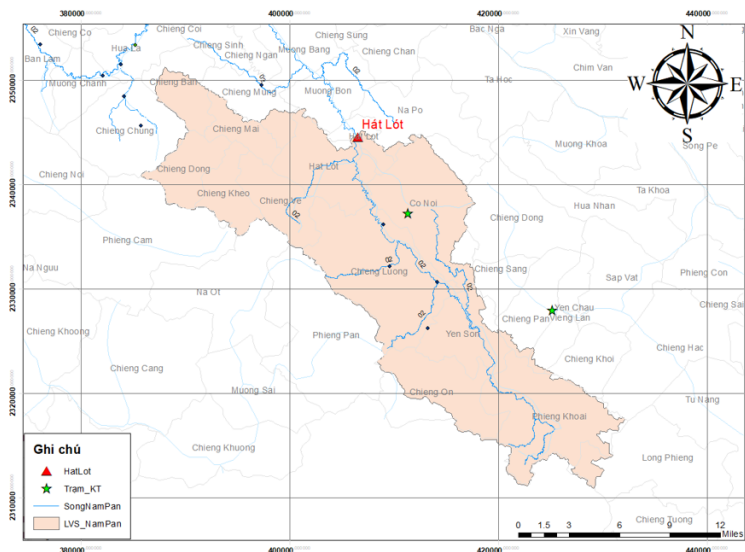
*Tác giả đại diện. Địa chỉ e-mail: tvanh@hunreedu.vn (Anh, T. V.)

là những rủi ro về các loại hình thiên tai do nước gây ra như lũ lụt [3, 4]. Do vậy việc xây dựng các phương án dự báo hiệu quả tích hợp trong hệ thống cảnh báo lũ và ngập lụt cho các sông nhỏ là cần thiết. Tuy nhiên, đối với các lưu vực sông này, dữ liệu để xây dựng các mô hình dự báo truyền thống thường không có sẵn, nguồn lực cũng hạn chế gây nên khó khăn trong công tác xây dựng các phương án dự báo và cảnh báo phù hợp.

Có rất nhiều phương pháp được sử dụng trong dự báo thủy văn nói chung và dự báo lũ nói riêng. Các phương pháp truyền thống bao gồm phương pháp hồi quy đa biến tuyến tính [5–7], dự báo trạm trên, trạm dưới hoặc xây dựng tương quan đỉnh và chân lũ với lượng mưa của trận mưa điển hình. Các phương pháp này thường cho kết quả nhanh, nhưng việc dự báo chính xác lượng mưa lại gặp khó khăn và do đó thường gây sai số lớn cho quá trình dự báo lũ. Phương pháp mô hình toán là một trong những phương pháp đem lại hiệu quả cao, nhưng các mô hình thủy văn khái niệm hay phân bố lại yêu cầu nhiều dữ liệu và những hiểu biết nhất định về lưu vực sông cần dự báo [8–11]. Bên cạnh đó, các mô hình này cũng yêu cầu lượng mưa dự báo, thường khó chính xác hoặc yêu cầu kỹ thuật cao, khó khăn cho các nhà dự báo địa phương ở các lưu vực sông nhỏ, với thời gian tập trung nước nhanh, chỉ vài giờ [12–14]. Mặt khác, dựa vào dữ liệu thường không đòi hỏi nhiều loại dữ liệu và các thông tin về hệ thống, mà chỉ dựa trên tính tương quan giữa các chuỗi dữ liệu hiện có để xây dựng được phương án dự báo phù hợp [15, 16].

Nghiên cứu này đánh giá khả năng ứng dụng mô hình ARIMA trong dự báo hạn ngắn mực nước trạm thủy văn Hát Lót trên sông Nậm Pàn, như một vùng nghiên cứu điển hình cho các lưu vực sông nhỏ ở địa phương. Như đã phân tích ở trên, dữ liệu yêu cầu cho bài toán này chỉ là mực nước thực đo theo ống tại trạm thủy văn Hát Lót. Kết quả nghiên cứu được đánh giá theo các thời đoạn dự báo từ một giờ đến 6 giờ, do thời gian tập trung nước của lưu vực khoảng 5 – 6 giờ. Mô hình ARIMAX cũng được thử nghiệm và so sánh với ARIMA để đánh giá khả năng ứng dụng các mô hình dựa vào dữ liệu này trong dự báo dòng chảy lũ cho các lưu vực sông nhỏ ít dữ liệu quan trắc bề mặt.

2. Tổng quan vùng nghiên cứu và phương pháp nghiên cứu

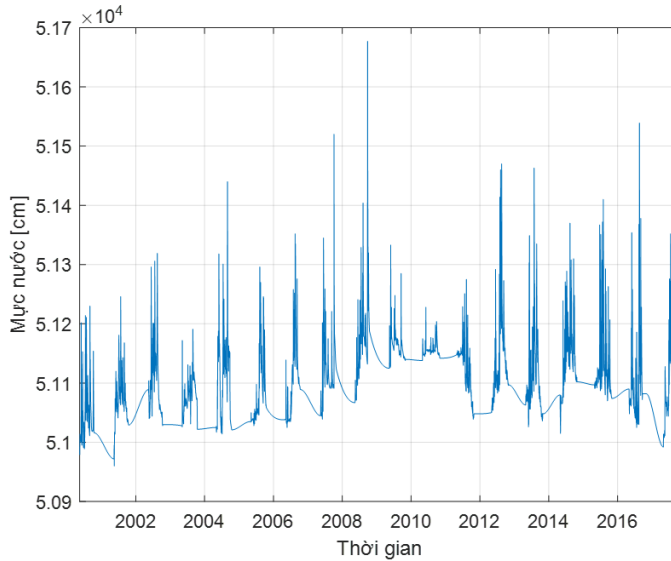


Hình 1. Lưu vực sông Nậm Pàn tính đến trạm thủy văn Hát Lót

Lưu vực sông Nậm Pàn, tính đến cửa ra nhập với sông Nậm La có diện tích khoảng 610 km², tính đến trạm thủy văn Hát Lót khoảng 509 km². Sông Nậm Pàn bắt nguồn từ huyện Yên Châu chảy qua

huyện Mai Sơn, Mường La và nhập lưu với Nậm La thành Nậm Bú. Lưu vực Nậm Pàn có dạng hình lông chim chạy Đông Nam – Tây Bắc, có tọa độ địa lý: $24^{\circ}54'45'' - 21^{\circ}24'20''$ N và $103^{\circ}59'30'' - 104^{\circ}13'50''$ E như thể hiện ở Hình 1.

Với địa hình dốc, mặc dù có diện tích thảm phủ lớn, nhưng trong những năm gần đây, lũ lớn thường xuyên xuất hiện. Điển hình là trận lũ tháng 9/2008, mức nước vượt lũ lịch sử 0,51 m (Hình 2). Hiện nay, trên lưu vực chỉ có một trạm đo mưa quốc gia là trạm Cò Nồi, với dữ liệu mưa 6 giờ được thu thập từ năm 2013 đến nay. Do vậy, công tác dự báo lũ tại đây có ý nghĩa thiết thực.



Hình 2. Mức nước giờ tại trạm thủy văn Hát Lót trên sông Nậm Pàn trong mùa lũ

Phương pháp chính được xem xét đánh giá ở đây là các mô hình Mô hình trung bình động tích hợp hồi quy tự động ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) và ARIMAX (AutoRegressive Integrated Moving Average with eXogenous inputs) có bổ sung thêm biến ngoại lai. Do thời gian tập trung nước trên lưu vực được đánh giá từ 5 – 8 giờ. Nên thời gian dự báo sẽ được đánh giá từ 1 giờ – 6 giờ dựa vào dữ liệu thực đo được cập nhật liên tục đến thời điểm dự báo.

Mô hình ARIMA là mô hình hồi quy tuyến tính thể hiện qua giá trị các tham số của mô hình chuỗi thời gian tuyến tính $ARIMA(p, D, q)$ cho một quá trình phản ứng đơn biến y_t . Quá trình trung bình động tích hợp tự hồi quy (ARIMA) tạo ra chuỗi không tĩnh được tích hợp của bậc D , được ký hiệu là $I(D)$. Quá trình $I(D)$ không tĩnh là một quá trình có thể được làm cố định bằng cách lấy các khác biệt D . Các quá trình như vậy thường được gọi là quá trình tĩnh khác biệt hoặc quá trình gốc đơn vị [17].

Mục tiêu của phân tích chuỗi dữ liệu thủy văn là tạo ra phương án dự báo từ chuỗi dữ liệu quan trắc được trong quá khứ. Nghĩa là có thể dự báo trước mực nước (lưu lượng) nước tại một trạm thủy văn trước khoảng thời gian dự báo h : $y_{t+1}, y_{t+2}, y_{t+3}, \dots, y_{t+h}$, khi có chuỗi dữ liệu thực đo tính đến thời điểm dự báo $y_1, y_2, y_3, \dots, y_t$ và một mô hình hồi quy tuyến tính ARMA

$$\Delta^D y_t = c + \phi_1 \Delta^D y_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta^D y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

trong đó $\Delta^D y_t$ là sai phân bậc D của chuỗi dữ liệu thể hiện sai phân tổng hợp, p là độ trễ của mô hình tự hồi quy AR và q là độ trễ của mô hình trung bình trượt MA của chuỗi số liệu. Mô hình có thể viết dưới dạng vắn tắt như sau:

$$\phi(L)(1 - L)^D y_t = c + \theta(L)\varepsilon_t \quad (2)$$

trong ký hiệu toán tử lag: $L^i y_t = y_{t-i}$. Như vậy, ARIMA(6, 2, 6) sẽ có công thức như sau:

$$y_t = c + X_t \beta + u_t \quad (3)$$

$$\begin{aligned} (1 - a_1 L - a_2 L^2 - a_3 L^3 - a_4 L^4 - a_5 L^5 - a_6 L^6)(1 - L)^2 y_t \\ = c + (1 + b_1 L + b_2 L^2 + b_3 L^3 + b_4 L^4 + b_5 L^5 + b_6 L^6) \varepsilon_t \end{aligned} \quad (4)$$

Để tìm bộ thông số tối ưu, phương pháp tối thiểu sai số bình phương được sử dụng. Lý thuyết của phương pháp này được diễn giải như sau:

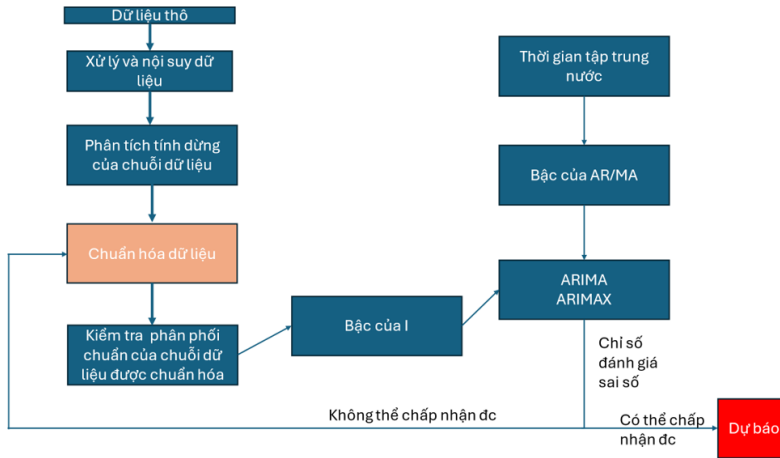
Đặt $\hat{y}_{t+1}$ là giá trị dự báo tại thời điểm $t + 1$, tùy thuộc vào các giá trị thực đo tính đến thời điểm t hiện tại (H_t), và giả định các yếu tố dự báo được cố định. Dự báo tối thiểu hóa sai số quân phương (RMSE) là dự báo $\hat{y}_{t+1}$ để giảm thiểu tổn thất đến bình phương sai số dự kiến

$$E(y_{t+1} - \hat{y}_{t+1} | H_t)^2 \quad (5)$$

Tối thiểu hóa hàm tổn thất này sẽ tìm được dự báo RMSE mong muốn

$$\hat{y}_{t+1} = E(y_{t+1} | H_t) \quad (6)$$

Dữ liệu cần thiết trong nghiên cứu này là dữ liệu mực nước tại trạm thủy văn Hát Lót trên sông Nậm Pàn, được thu thập từ năm 2000 đến 2017. Dữ liệu được xử lý và nội suy ra dữ liệu giờ để phục vụ tính toán. Quy trình tính toán được thể hiện ở sơ đồ dưới đây (Hình 3).



Hình 3. Sơ đồ các bước thực hiện và cập nhật mô hình ARIMA và ARIMAX dự báo dòng chảy cho lưu vực sông nhỏ

Tương tự, mô hình ARIMAX bổ sung thêm dữ liệu mưa dự báo 6 giờ, 12 giờ, 18 giờ và 24 giờ tính đến thời điểm dự báo để dự báo mực nước 6 giờ.

$$\phi(L)(1 - L)^D y_t = c + \beta^1 X^{6h} + \beta^2 X^{12h} + \beta^3 X^{18h} + \beta^4 X^{24h} + \theta(L) \varepsilon \quad (7)$$

và mô hình ARIMAX bổ sung thêm dữ liệu mưa quan trắc 6 giờ, 12 giờ, 18 giờ, 24 giờ tính đến thời điểm hiện tại.

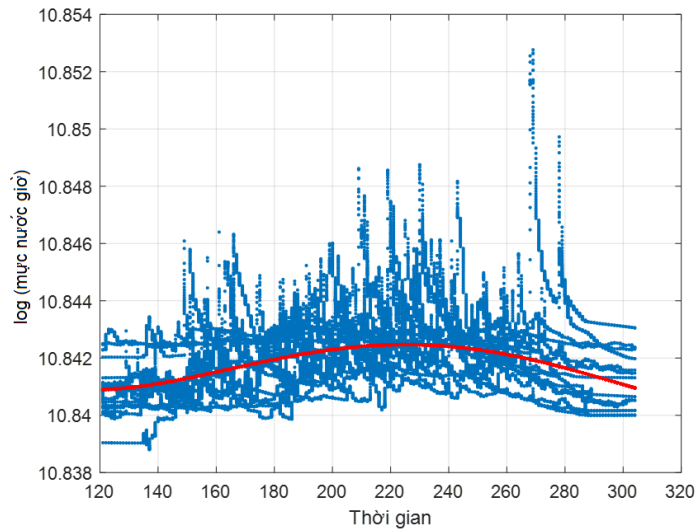
$$\phi(L)(1 - L)^D y_t = c + \beta^1 X_{t-1}^{6h} + \beta^2 X_{t-1}^{12h} + \beta^3 X_{t-1}^{18h} + \beta^4 X_{t-1}^{24h} + \theta(L) \varepsilon \quad (8)$$

trong đó X^{6h} , X^{12h} , X^{18h} và X^{24h} là lượng mưa thời đoạn 6 giờ, 12 giờ, 18 giờ và 24 giờ tương ứng.

3. Kết quả

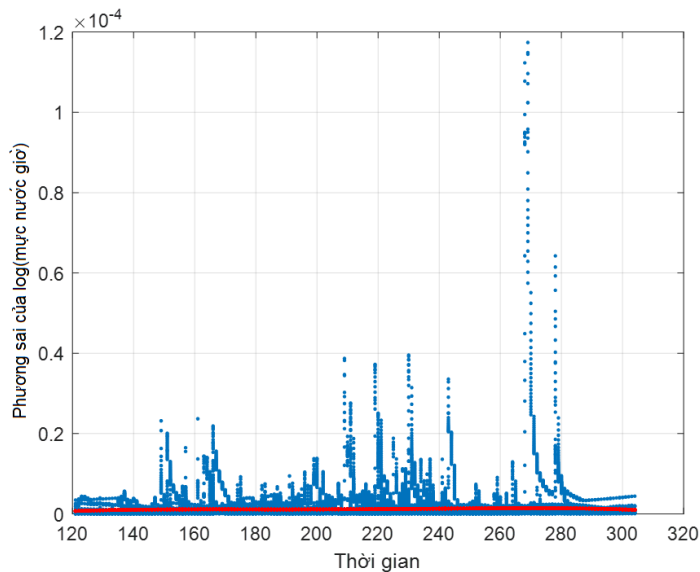
Dữ liệu mưa 6 giờ được thu thập tại trạm khí tượng Cò Nòi theo tần suất đo của trạm (1 giờ, 7 giờ, 13 giờ và 19 giờ hàng ngày) giai đoạn để thiết lập mô hình ARIMAX.

Dữ liệu mực nước tại trạm thủy văn Hát Lót được thu thập trong mùa lũ, từ tháng 5 đến hết tháng 10 hàng năm, được xử lý và nội suy ra dữ liệu mực nước giờ, là tổ hợp thêm một chuỗi dữ liệu mực nước 6 giờ để phục vụ tính toán. Tiếp theo, dữ liệu được giảm tỷ lệ bằng hàm logarit, giá trị trung bình trượt được tính cho chu kỳ 183 ngày mùa lũ (Hình 4).



Hình 4. Chuỗi logarit mực nước giờ (màu xanh) và giá trị trung bình trượt mực nước giờ mùa lũ (màu đỏ) tại trạm thủy văn Hát Lót trên sông Nậm Pàn

Từ đó tính được phương sai của chuỗi dữ liệu. Kết quả cho thấy phương sai cũng có tính chu kỳ cao (Hình 5).



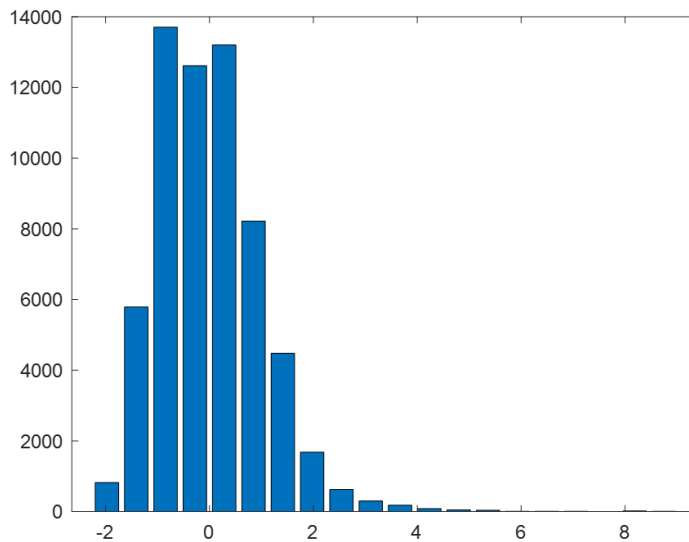
Hình 5. Phương sai của chuỗi dữ liệu (điểm màu xanh) và độ lệch chuẩn của chuỗi dữ liệu (đường màu đỏ)

Từ đó, tiến hành chuẩn hóa chuỗi dữ liệu bằng phương pháp z-score

$$y_i = \frac{H_i^{HL} - \mu_{t|i}^{HL}}{\sigma} \quad (9)$$

trong đó H_i^{HL} là logarit mực nước tại Hát Lót tại thời điểm t ; $\mu_{t|i}^{HL}$ là giá trị trung bình trượt mực nước Hát Lót tại thời điểm t ; σ là độ lệch chuẩn của chuỗi dữ liệu

Chuỗi dữ liệu sau khi được chuẩn hóa có giá trị trung bình bằng $-2,4343e-04 \approx 0$ và độ lệch chuẩn $1,0005 \approx 1$. Do vậy, có thể coi chuỗi dữ liệu này có phân phối chuẩn và có thể mô hình hóa bằng ARIMA (Hình 6).



Hình 6. Histogram của chuỗi dữ liệu được chuẩn hóa

Lựa chọn độ trễ của mô hình AR và MA là 6 do thời gian tập trung nước trên lưu vực là khoảng 6 giờ, hệ số tổng hợp theo bậc 2. Như vậy, mô hình sẽ có tổng 14 thông số được hiệu chỉnh và kiểm định.

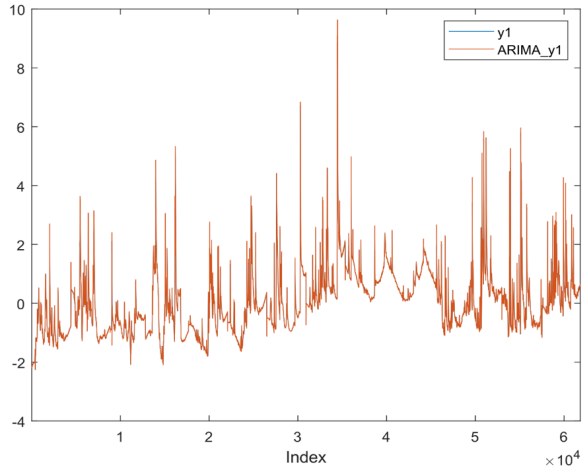
Kết quả hiệu chỉnh mô hình được thực hiện cho giai đoạn 15 năm (2000 – 2016) tương đối tốt với thời đoạn dự báo 1 giờ cho $R^2 = 0,99$.

Bộ thông số của mô hình thu được như sau:

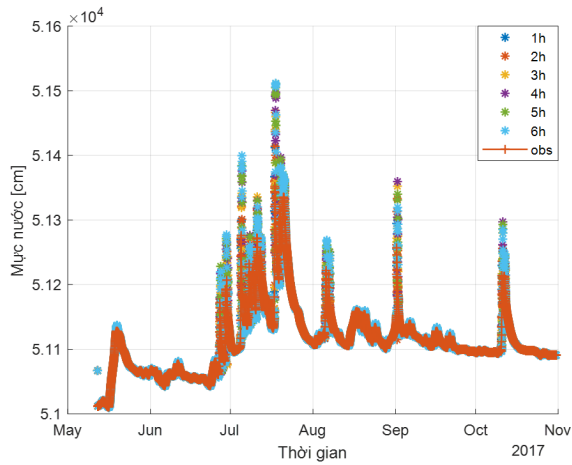
Bảng 1. Bộ thông số mô hình

Bậc	1	2	3	4	5	6
AR	1,2546	-0,2633	0,2930	-0,5324	0,399	-0,1694
MA	-1,530	0,186	-0,001	0,695	-0,461	0,112

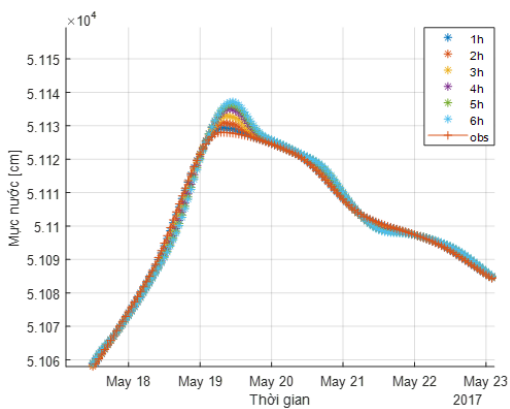
Theo quy định, các sông thuộc lưu vực sông Hồng – Thái Bình có thời đoạn dự báo trong mùa lũ là 6 giờ, có thể rút ngắn thời gian dự báo trong những trường hợp lũ lớn. Do vậy nghiên cứu tiến hành dự báo thử nghiệm cho năm 2017 với thời gian dự báo 1 giờ - 6 giờ thể hiện ở Hình 7. Kết quả cho thấy, đối với những trận lũ trung bình và nhỏ, có thời gian lũ lên kéo dài, mô hình có thể dự báo 6 giờ cho kết quả tốt, tuy nhiên, đối với các trận lũ cực đoan, thời gian lũ lên chỉ 3 - 4 giờ, sai số đỉnh lũ và thời gian xuất hiện lũ lớn. Mô hình gặp khó khăn trong dự báo với thời gian dự báo lớn hơn 1 giờ (Hình 8 và Hình 9).



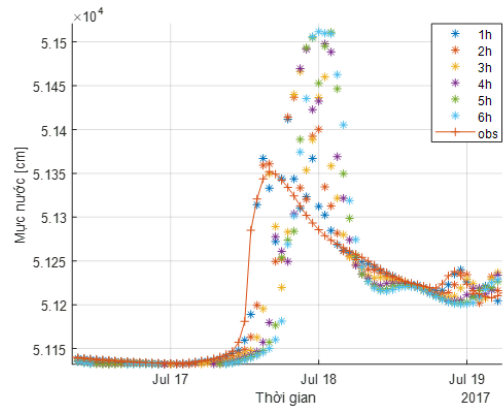
Hình 7. Chuỗi dữ liệu từ thực đo (màu xanh) và tính toán theo mô hình ARIMA(6, 2, 6) (màu cam) giai đoạn đào tạo



Hình 8. Chuỗi dữ liệu từ thực đo (obs – màu cam) và tính toán theo mô hình ARIMA(6, 2, 6) (điểm *) giai đoạn dự báo thử nghiệm với thời đoạn từ 1h – 6h



(a) Có thời gian lũ lên dài



(b) Trận lũ cực đoạn có thời gian lũ lên khoảng 4 giờ

Hình 9. Thu phóng trận lũ

Bảng 2. Giá trị một số chỉ số đánh giá độ chính xác mô hình thử nghiệm

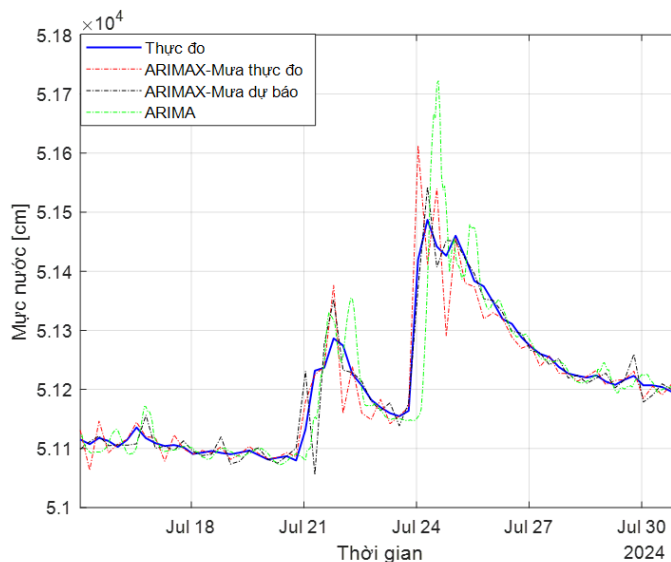
Thời gian dự báo	RMSE	Bias	AME	MAE	neta	P2
1 giờ	5,89	0,00	1,38	95,98	0,99	93,88
2 giờ	10,35	0,00	2,63	121,70	0,98	91,45
3 giờ	14,23	-0,01	3,94	180,92	0,96	89,49
4 giờ	17,91	-0,01	5,16	218,69	0,94	86,45
5 giờ	19,86	-0,01	5,83	237,27	0,92	84,65
6 giờ	20,99	-0,02	6,26	235,46	0,91	83,51

trong đó RMSE là sai số quân phương, Bias là sai số trung bình, AME là sai số tuyệt đối trung bình, MAE là sai số lớn nhất, neta là hệ số tương quan của chuỗi thực đo và tính toán, P2 là mức đảm bảo dự báo được tính bằng số lần dự báo đúng trên tổng số lần dự báo với sai số cho phép tương ứng là 18 cm cho thời đoạn dưới 6 giờ.

Mô hình được mô phỏng dự báo với trận lũ kiểm tra tháng 7/2024, kết quả cho thấy mô hình chỉ có thể sử dụng trong dự báo từ 1 – 2 giờ, với mức đảm bảo tương ứng là 73% và 53% (Bảng 3).

Bảng 3. Giá trị một số chỉ số đánh giá độ chính xác mô hình thử nghiệm

Thời gian dự báo	RMSE	Bias	AME	MAE	neta	P2
1 giờ	14,10	-0,01	6,19	118,24	0,98	73,37
2 giờ	27,69	-0,01	12,50	251,65	0,93	53,35
3 giờ	37,25	-0,01	16,98	333,74	0,87	42,44
4 giờ	43,42	-0,01	20,37	360,52	0,82	33,14
5 giờ	46,42	0,01	22,52	309,82	0,80	30,33
6 giờ	48,10	0,01	23,28	275,38	0,78	30,33



Hình 10. Dự báo thử nghiệm cho trận lũ tháng 7/2024 bằng mô hình ARIMAX sử dụng mưa thực đo (đường nét đứt đỏ), mô hình ARIMAX sử dụng mưa dự báo* (đường nét đứt đen) và mô hình ARIMA (đường nét đứt xanh lá cây)

So sánh với mô hình ARIMAX sử dụng mưa dự báo (giả định dự báo hoàn hảo: sử dụng lượng mưa thực đo tại bước thời gian dự báo) và mưa quan trắc 6 giờ, 12 giờ, 18 giờ tương ứng đến thời

điểm hiện tại. Do dữ liệu mưa được đo theo ôp 4 giờ trong ngày tại thời điểm 1 giờ, 7 giờ, 13 giờ và 19 giờ hàng ngày, dữ liệu mực nước cũng được trích xuất tương ứng.

Kết quả cho thấy, mô hình ARIMAX sử dụng lượng mưa dự báo cho kết quả tốt nhất. Lượng mưa lũy tích trong 12 giờ ảnh hưởng trực tiếp đến đỉnh lũ và về thời điểm và lượng (chỉ số neta là 0,96 với mức đảm bảo P đạt 76%). Tuy nhiên, nếu sử dụng lượng mưa tại bước thời gian trước (giá trị tất định), sai số của mô hình ARIMAX giảm đáng kể với chỉ số neta là 0,9 và mức đảm bảo P còn 71% cho trận lũ tháng 7/2024 (Hình 10).

Có thể nhận thấy rằng, cả 3 mô hình đều có thể dự báo được khả năng xảy ra lũ, tuy nhiên, mô hình ARIMA dự báo thời điểm bắt đầu trận lũ không chính xác bằng 2 mô hình ARIMAX sử dụng mưa dự báo và mưa tại thời điểm quan trắc. Do vậy, khuyến nghị sử dụng mô hình ARIMAX với lượng mưa tại thời điểm quan trắc để dự báo dòng chảy nhằm đảm bảo tính an toàn cho kết quả dự báo. Do lượng mưa dự báo thường bao gồm nhiều đặc tính không chắc chắn và ngẫu nhiên dễ gây sai số lớn cho mô hình.

4. Kết luận

Từ kết quả thử nghiệm cho thấy, mô hình ARIMA và ARIMAX có thể sử dụng trong dự báo mực nước lũ cho các lưu vực sông nhỏ ở địa phương. Với thời đoạn ngắn, nhỏ hơn 3 giờ, ARIMA có khả năng dự báo dòng chảy những lưu vực không có trạm mưa. Bên cạnh đó, ARIMAX cho hiệu quả tốt hơn ARIMA khi kết hợp với lượng mưa trên lưu vực. Ưu điểm của mô hình là yêu cầu ít loại dữ liệu, chỉ sử dụng chuỗi mực nước quá khứ để dự báo chính nó, mô hình thường xuyên được cập nhật bộ thông số thông qua các dữ liệu quan trắc thường xuyên được cập nhật. Kết quả thử nghiệm ARIMA cho lưu vực sông Nậm Pàn cho thấy dự báo thời đoạn 6 giờ cho các trận lũ vừa và nhỏ có độ chính xác chấp nhận được, tuy nhiên đối với những trận lũ cực đoạn, mô hình có thể dự báo có hay không có lũ, nhưng khó đoán bắt được đỉnh và thời gian xuất hiện đỉnh với thời đoạn dự báo lớn hơn 1 giờ. Trong khi đó, ARIMAX với dữ liệu mưa thực đo tại thời điểm dự báo cho kết quả khả quan dự báo đến 6 giờ. Do vậy, phương án dự báo có thể kết hợp nhiều mô hình với thời gian dự báo phù hợp với đặc tính từng mô hình, trong đó, thời đoạn ngắn, khó khăn cho việc tập hợp và xử lý dữ liệu mưa và khí tượng tức thời, có thể sử dụng ARIMAX.

Lời cảm ơn

Kết quả trình bày trong bài báo được trích từ kết quả nghiên cứu của đề tài NCKH cấp Bộ “Nghiên cứu xây dựng công nghệ dự báo thủy văn và cảnh báo ngập lụt cho các lưu vực sông nhỏ. Áp dụng thử nghiệm cho một số lưu vực sông nhỏ thuộc khu vực Tây Bắc”, mã số TNMT2023.06.14 do TS. Hoàng Thị Nguyệt Minh, trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội là chủ nhiệm đề tài.

Tài liệu tham khảo

- [1] Haidvogel, G. (2018). [Historic Milestones of Human River Uses and Ecological Impacts](#). *Riverine Ecosystem Management*, Springer International Publishing, 19–39.
- [2] Aslam, B., Maqsoom, A., Salah Alaloul, W., Ali Musarat, M., Jabbar, T., Zafar, A. (2021). [Soil erosion susceptibility mapping using a GIS-based multi-criteria decision approach: Case of district Chitral, Pakistan](#). *Ain Shams Engineering Journal*, 12(2):1637–1649.
- [3] Szopos, N. M., Holb, I. J., Dávid, A., Szabó, S. (2024). [Flood risk assessment of a small river with limited available data](#). *Spatial Information Research*, 32(6):787–800.
- [4] Bộ Tài Nguyên Môi trường (2019). [Hệ thống cảnh báo lũ, lũ quét Nậm La - Nậm Pàn: Phục vụ hiệu quả công tác PCTT&TKCN](#). Truy cập ngày 1/12/ 2024.
- [5] Đài Khí tượng Thủy văn khu vực Tây Bắc (2022). *Thuyết minh phương án dự báo lũ tại trạm Hát Lót trên sông Nậm Pàn*. Tổng cục Khí tượng thủy văn.
- [6] Đài Khí tượng Thủy văn tỉnh Hòa Bình (2021). *Thuyết minh phương án dự báo lũ tại trạm thủy văn Lâm Sơn trên sông Bùi*.

- [7] Trương Văn Anh, H. T. S. (2019). [Phân vùng hiểm họa lũ lụt do mưa lớn trên lục địa kết hợp với mực nước biển dâng lưu vực sông Vu Gia Thu Bồn](#). *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 2019(705):1–10.
- [8] Thường, L. T., Mạnh, T. X. (2016). Nghiên cứu ứng dụng mô hình toán phục vụ dự báo lũ lớn trên lưu vực sông Lại Giang tỉnh Bình Định. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 671(11):16–23.
- [9] Vieux, B. E., Cui, Z., Gaur, A. (2004). [Evaluation of a physics-based distributed hydrologic model for flood forecasting](#). *Journal of Hydrology*, 298(1–4):155–177.
- [10] Hiền, C. T. T., Anh, T. V., Trang, L. T. (2018). Nghiên cứu ứng dụng mô hình MIKE 11 trong thiết kế vận hành hệ thống thủy nông Thác Huồng. *Tạp chí khoa học Tài nguyên và Môi trường*, (03):3–13.
- [11] Anh, T. V., Đạt, D. T. (2018). Artificial neuron network for flood forecasting as inflow of Pleikrong reservoir in Poko River, Vietnam. *Vietnam Journal of Hydrometeorology*, (01):54–63.
- [12] Sơn, B. M., Tân, P. V. (2009). Thử nghiệm dự báo mưa lớn khu vực Nam Trung Bộ bằng mô hình MM5. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 580(4):9–18.
- [13] Kiên, B. T., Ngà, P. T. T., Thức, T. D., Linh, P. T. M., Thang, V. V. (2022). [Đánh giá chất lượng dự báo mưa định lượng của mô hình WRF cho khu vực Việt Nam](#). *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 738(6):1–11.
- [14] Yang, N., Wang, C., Li, X. (2024). [Improving Tropical Cyclone Precipitation Forecasting With Deep Learning and Satellite Image Sequencing](#). *Journal of Geophysical Research: Machine Learning and Computation*, 1(2).
- [15] Đức, B. V. (1997). Một số kết quả ứng dụng mô hình Arima vào dự báo dòng chảy tháng đến hồ Hòa Bình. *Tạp chí Khí tượng Thủy văn*, 436(4):17–20.
- [16] Musarat, M. A., Alaloul, W. S., Rabbani, M. B. A., Ali, M., Altaf, M., Fediuk, R., Vatin, N., Klyuev, S., Bukhari, H., Sadiq, A., Rafiq, W., Farooq, W. (2021). [Kabul River Flow Prediction Using Automated ARIMA Forecasting: A Machine Learning Approach](#). *Sustainability*, 13(19):10720.
- [17] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., Ljung, G. M. (1994). *Time series analysis: forecasting and control*. 3rd edition, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.