MÔ PHỎNG DÒNG CHẢY LƯU VỰC SÔNG VU GIA-THU BỒN SỬ DỤNG CÁC MÔ HÌNH HỌC MÁY MẠNG GRU VÀ LSTM

Trần Tuấn Thạch
Trường Đại học Thuỷ lợi

Tóm tắt: *Các mô hình học máy đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực để tính toán và dự báo các yếu tố khác nhau, trong đó có mô phỏng dòng chảy trên các lưu vực sông. Nghiên cứu này ứng dụng hai mô hình Mạng bộ nhớ ngắn dài (LSTM) và Mạng thần kinh đơn vị định kỳ có kiểm soát (GRU) để mô phỏng dòng chảy trên lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn tại hai trạm đo Thành Mỹ (sông Vu Gia) và Nông Sơn (sông Thu Bồn). Chuỗi số liệu mưa và dòng chảy theo ngày của 45 năm (từ 1/1/1978-31/12/2022) tại hai trạm Thành Mỹ và Nông Sơn được sử dụng trong nghiên cứu được chia làm 2 phần (với 80% số liệu cho đào tạo và 20% cho kiểm tra mô phỏng). Độ chính xác của kết quả mô phỏng được xác định thông qua hệ số tương quan (R), độ sai lệch quân phương trung bình (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAPE). Kết quả mô phỏng được tiến hành cho thời đoạn từ 1/1/2014-31/12/2022 tại 2 trạm khí tượng thủy văn cho thấy, cả 2 mô hình LSTM và GRU đều cho giá trị mô phỏng phù hợp với kết quả thực đo với hệ số R>0,80 và MAPE<2,5%. Mô hình LSTM cho kết quả mô phỏng chính xác hơn ở cả 2 trạm đo với các chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của mô hình tại trạm Thành Mỹ (R=0,84, RMSE=99,6m^3/s, MAPE=1,9%) và trạm Nông Sơn (R=0,87, RMSE=295,5m^3/s, MAPE=1,6%). Trong khi đó, mô hình GRU cho kết quả mô phỏng ít chính xác hơn với các chỉ tiêu mô hình tại trạm Thành Mỹ (R=0,80, RMSE=103,7m^3/s, MAPE=2,5%) và tại trạm Nông Sơn (R=0,82, RMSE=347,5m^3/s, MAPE=1,8%). Nếu so sánh kết quả mô phỏng của hai trạm đo thì Mô hình LSTM và GRU áp dụng cho trạm Nông Sơn cho kết quả mô phỏng có độ chính xác cao hơn so với trạm Thành Mỹ. Kết quả nghiên cứu có ý nghĩa trong việc ứng dụng nhiều công cụ mã nguồn mở trong việc mô phỏng và dự báo các yếu tố thủy văn của các lưu vực dựa trên yếu tố khí tượng đầu vào.*
Từ khóa: *Mã nguồn mở, LSTM, GRU, dòng chảy trên lưu vực sông.*

Summary: *Machine learning has been widely applied to calculate and forecast various variables, including daily streamflow simulation on river basins. This study adopted two models: Long Short Memory Network (LSTM) and Gated Recurrent Unit Neural Network (GRU) to simulate discharge in the Vu Gia-Thu Bon River basin at two Meteorological stations Thanh My (Vu Gia River) and Nong Son (Thu Bon River). Daily rainfall and streamflow data series of 45 years (from 1/1/1978 to 31/12 2022) at these stations used in the study are divided into 2 parts (with 80% of the total data for training and 20% for simulation testing). The accuracy of the simulation results is determined through the Correlation coefficient (R), the Root mean square error (RMSE), and the Mean absolute percentage error (MAPE). Simulation results from 1/1/2014 to 31/12/2022 at two hydrometeorological stations show that LSTM and GRU models give simulated values consistent with observed values (R >0,80 and MAPE<2,5%). The LSTM model represented more accurate simulation results at both meteorology stations, in which at Thanh My station (R=0,84, RMSE=99,6m^3/s, MAPE=1,9%) and Nong Son station (R=0,87, RMSE=295,5m^3/s, MAPE=1,6%). Meanwhile, the GRU model shows less accurate simulation results with model criteria at Thanh My station (R=0,80, RMSE=103,7 m^3/s, MAPE=2,5%) and Nong Son station (R=0,82, RMSE=347,5m^3/s, MAPE=1,8%). The LSTM and GRU models applied to Nong Son station give better results than those at Thanh My station. The research results are meaningful in adopting open-source tools for simulating and predicting hydrological factors of river basins based on input meteorological factors.*
Keywords: *Open source models, LSTM, GRU, Daily streamflow river basin.*

1. GIỚI THIỆU CHUNG

Dòng chảy trên lưu vực sông chịu ảnh hưởng tác động của nhiều yếu tố khác nhau trong đó có các đặc trưng lưu vực và yếu tố khí hậu. Nghiên cứu mô phỏng dòng chảy trên sông thường sử dụng các phần mềm thương mại truyền thống như mô hình MIKE NAM, HEC-RAS, SWAT, SWMM,...vv. Các mô hình truyền thống này cho kết quả mô phỏng và dự báo chính xác khi có đầy đủ thông tin về đặc

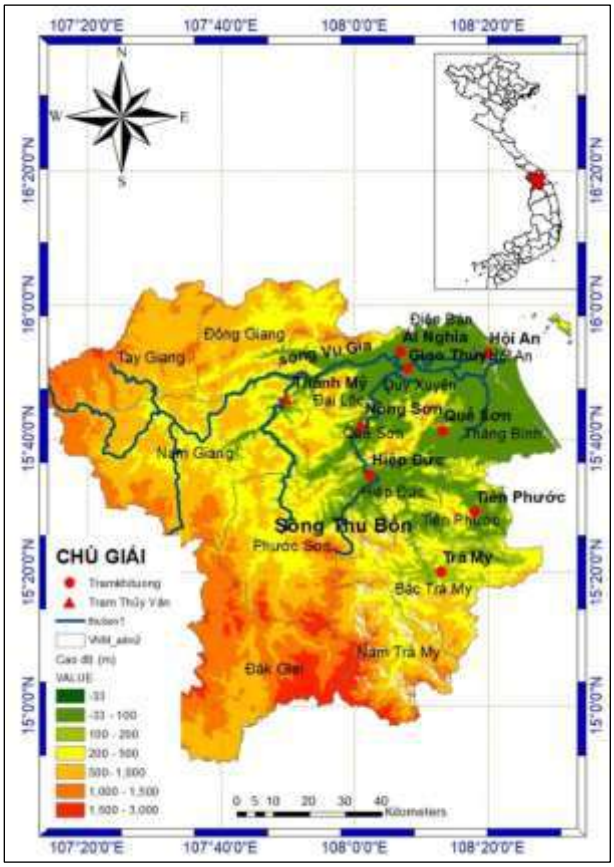
Ngày nhận bài: 08/7/2024
Ngày thông qua phản biện: 26/9/2024
Ngày duyệt đăng: 24/12/2024

điểm của lưu vực: diện tích lưu vực, độ dốc lưu vực, chiều dài lưu vực,...vv.Tuy nhiên, thực tế mô phỏng dòng chảy cho một lưu vực rộng lớn thì các các đặc trưng này đòi hỏi khảo sát chi tiết, do đó việc tính toán gặp nhiều khó khăn khi áp dụng các mô hình thương mại truyền thống. Để khắc phục tình trạng thiếu số liệu khảo sát, trong những năm gần đây các thuật toán học máy (Machine learning) và học sâu (Deep learning) được ứng dụng rộng rãi nhằm dự đoán theo chuỗi thời gian. Một số nghiên cứu sử dụng thuật toán di chuyển tích hợp (Autoregressive Integrated Moving Average-ARIMA) để mô phỏng dòng chảy trên các lưu vực sông lớn. Nghiên cứu của tác giả Zi Ning Yap [1] ứng dụng mô hình ARIMA cho việc dự báo dòng chảy trên sông Pahang, sử dụng số liệu quan trắc tại trạm Temerlohand Lubok Paku, Malaysia với độ chính xác khá cao nhưng thấp hơn so với mô hình cải tiến SARIMA. Nghiên cứu của tác giả Mehdizadeh sử dụng 6 mô hình lai ARIMA (GEP-AR, GEP-ARMA, BN-AR, BN-ARMA, MLR-AR, và MLR-ARMA) để mô phỏng dòng chảy của sông Shafarood and Polrood, Iran trong thời đoạn dài từ năm 1964-2014 [2], cho thấy việc kết hợp các mô hình dự báo cho thấy độ chính xác tăng cao hơn so với thuật toán ARIMA đơn lẻ. Các mạng thần kinh thứ phát (RNN-Recurrent Neural Network) với các mạng cải tiến như mạng bộ nhớ ngắn dài (LSTM-Long Short Term Memory) được sử dụng phổ biến hơn trong những năm gần đây nhờ tính năng vượt trội dựa vào các cổng bổ sung để có thể ghi nhớ chuỗi dữ liệu đầu vào dài hơn [3]. Tác giả Yizhuang Liu [4], dự báo mực nước lũ trên sông Trường Giang, Trung Quốc sử dụng mô hình LSTM cho kết quả chính xác nhất với hệ số RMSE <0,2 m. Bên cạnh các mô hình LSTM và dạng cải tiến bộ nhớ ngắn dài Bidirectional LSTM (BiLSTM) [5], nhiều nghiên cứu đã sử dụng mô hình toán mạng thần kinh đơn vị định kỳ có kiểm soát (GRU-Gate Recurrent Unit). Tác giả Lê Xuân Hiền sử dụng mô hình GRU dự báo mực nước sông vùng ảnh hưởng của thủy triều sử dụng mạng GRU [6] với kết quả mô phỏng chính xác mực nước khu vực nghiên cứu.

Trong nghiên cứu này, dòng chảy của lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn tại trạm đo Nông Sơn và Thành Mỹ được mô phỏng dựa vào các thuật toán học máy LSTM và GRU được xây dựng trên nền nguôn ngữ lập trình Python. Bên cạnh đó, nghiên cứu sẽ so sánh kết quả mô phỏng của hai mô hình LSTM và GRU dựa trên số liệu thực đo của lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn, Việt Nam.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1 Phạm vi và đối tượng nghiên cứu



Hình 1: Ranh giới hành chính của lưu vực Sông Vu Gia-Thu Bồn

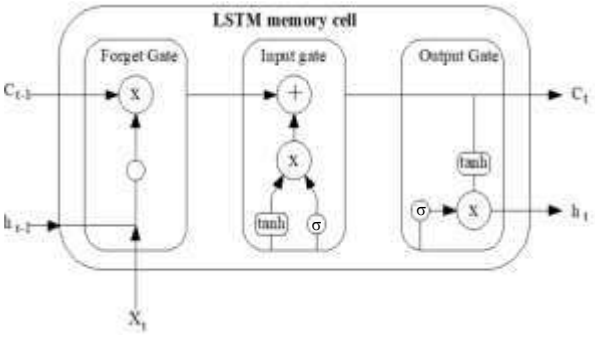
Lưu vực sông Vu Gia - Thu Bồn với diện tích lưu vực là 10.035 km^2, trong đó phần dòng chính sông Vu Gia và sông Thu Bồn chủ yếu chảy trên địa bàn tỉnh Quảng Nam (chiếm 84,5% diện tích tỉnh Quảng Nam). Lưu vực sông được giới hạn bởi: Phía Bắc giáp với dãy núi Bạch Mã; Phía Tây giáp với dãy Trường Sơn Nam. Theo địa giới hành chính, lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn

bao gồm 13 huyện: Trà My, Tiên Phước, Phước Sơn, Hiệp Đức, Nam Giang, Quế Sơn, Duy Xuyên, Hiên, Đại Lộc, Điện Bàn, huyện Thăng Bình của tỉnh Quảng Nam; quận Cẩm Lệ, Ngũ Hành Sơn, Sơn Trà, huyện Hoà Vang, quận Thanh Khê của TP Đà Nẵng; huyện Dak-Glei tỉnh của Kon Tum. Trên lưu vực có 2 trạm thủy văn đo lưu lượng trên 2 nhánh chính bao gồm: Trạm Thạnh Mỹ (sông Vu Gia) và trạm Nông Sơn (sông Thu Bồn).

2.2 Phương pháp nghiên cứu

Mạng bộ ngắn dài LSTM

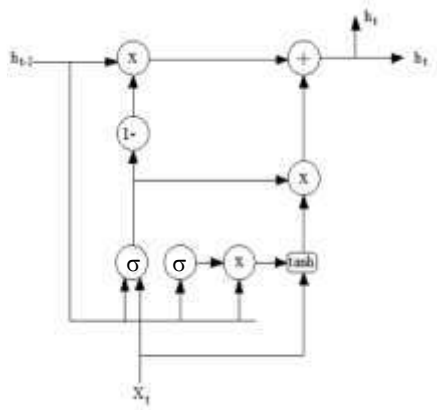
LSTM là một dạng cải tiến của RNN bằng cách đưa các cổng chức năng vào cấu trúc của tế bào, qua đó giải quyết được các vấn đề phụ thuộc dài hạn (long-term dependencies) [7]. Mô hình LSTM cho các kết nối phản hồi, cho phép khai thác các bộ nhớ tạm thời giữa các chuỗi dữ liệu, do đó nó thích hợp trong việc xử lý các dữ liệu tuần tự: dự báo chuỗi thời gian (Time series forecasting), xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural language processing-NLP),...vv [8]. LSTM kiểm soát thông tin qua ba cổng đặt biệt: cổng quên, cổng vào và cổng ra. Cấu trúc của LSTM [9],[10],[11] thể hiện trong hình sau:



Hình 2: Cấu trúc trong bộ nhớ ngắn hạn LSTM

Mạng cổng hồi quy-GRU

GRU là một dạng biến thể đơn giản khác của LSTM [6], cấu trúc của mạng GRU như hình sau:



Hình 3: Cấu trúc trong bộ nhớ ngắn hạn GRU

Trong đó: σ thể hiện hàm sigmoid; *Tanh* thể hiện hàm *hyperbolic tangent*; trạng thái ẩn cell trước C_{t-1}; h_{t-1}; dữ liệu đầu vào x_t; trạng thái ẩm cell mới C_t và h_t, X và $(+)$ thể hiện việc chia và thêm tỷ lệ thông tin. Nghiên cứu sử dụng lập trình ngôn ngữ python dựa trên mã nguồn mở với thập toán *Tensorflow và Kenras*, các bước quy trình mô phỏng dòng chảy lưu vực được chia làm 4 bước: Lựa chọn tính năng, xử lý dữ liệu, điều chỉnh tham số, dự báo và đánh giá.

Xử lý số liệu

Số liệu khí tượng và dòng chảy tại các trạm thuộc lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn được sử dụng để thực hiện các phép tính đào tạo và kiểm tra mô phỏng. Dữ liệu mặc định đầu vào bao gồm số liệu mưa và dòng chảy theo ngày (Daily streamflow). Việc xử lý dữ liệu được dùng cho học máy chia làm 2 phần, dữ liệu cho đào tạo (Training) chiếm tỷ trọng 80%, số liệu cho kiểm tra (Testing) chiếm 20%. Tham số của mô hình LSTM và GRU được sử dụng bao gồm có ba lớp mạng: lớp đầu vào, lớp ẩn, và lớp đầu ra. Đối các tham số với Baches, nghiên cứu này sử dụng Batch=72 và số vòng lặp Epochs=100 để tăng độ chính xác trong quá trình mô phỏng.

Đánh giá mô hình dự báo

Độ chính xác của mô hình được đánh giá thông qua chỉ số hệ số tương quan (R), độ lệch chuẩn của sai số bình phương (RMSE-Root Mean Square Error), sai số tuyệt đối trung bình (MAPE-Mean Absolute Percentage Error).

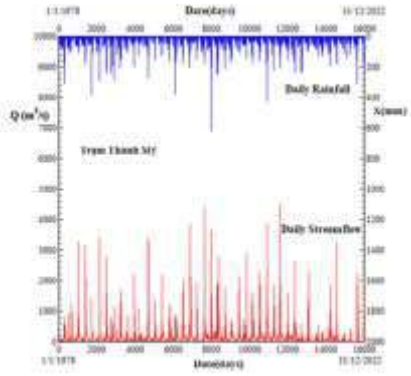
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(X_0^i - X_t^i)^2}{N}} \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{\sum\left|\frac{(X_0^i - X_t^i)}{X_0^i}\right|}{N} \quad (2)$$

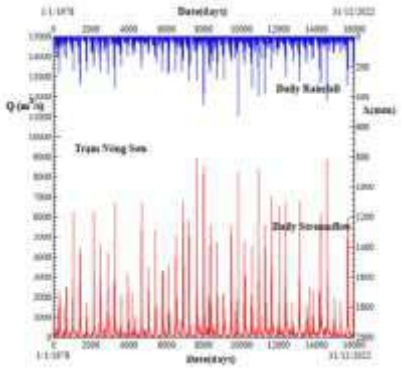
Trong đó: X_0^i: là số liệu thực đo; X_t^i: Kết quả mô phỏng; $\overline{X_0}$: Giá trị trung bình thực đo; N số lượng mẫu quan trắc.

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

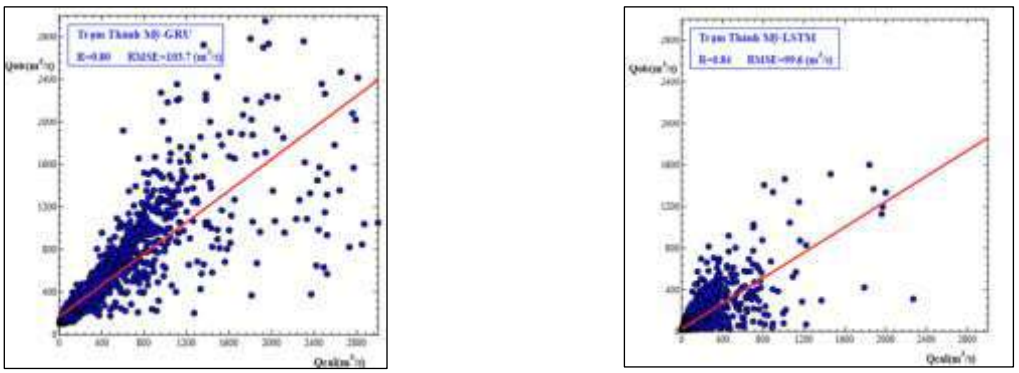
Nghiên cứu sử dụng số liệu quan trắc về lưu lượng theo ngày từ 1/1/1978 đến 31/12/2022 tại trạm thủy văn Nông Sơn (sông Thu Bồn) và trạm Thành Mỹ (sông Vu Gia) (Hình 4, Hình 5) dùng cho đào tạo và kiểm tra mô phỏng mô hình LSTM và GRU.



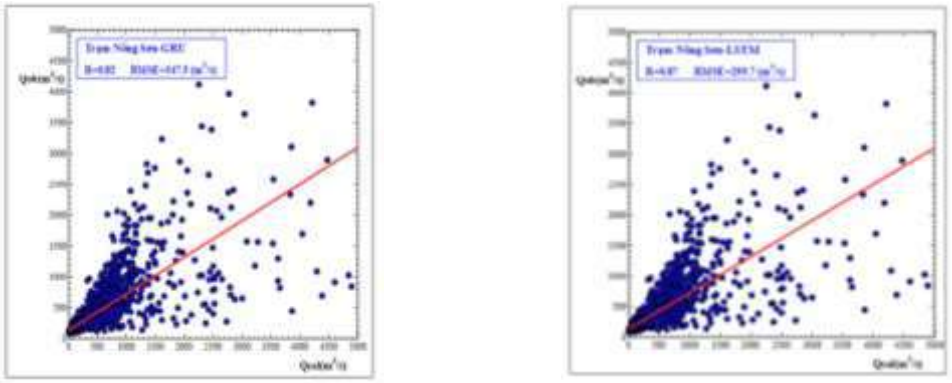
Hình 4: Dòng chảy (Streamflow) và lượng mưa (Rainfall) ngày trạm Thành Mỹ-sông Vu Gia



Hình 5: Dòng chảy (Streamflow) và lượng mưa (Rainfall) ngày trạm Nông Sơn-sông Thu Bồn



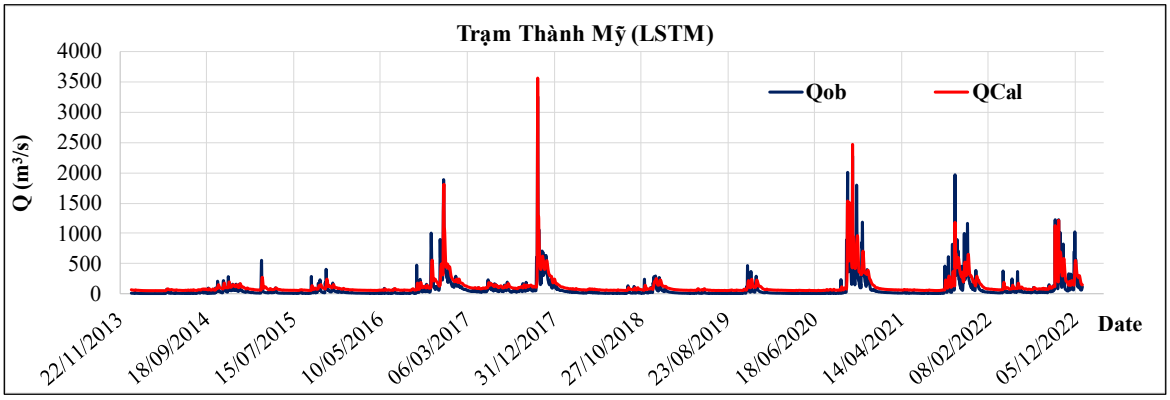
Hình 6: Quan hệ giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Thành Mỹ



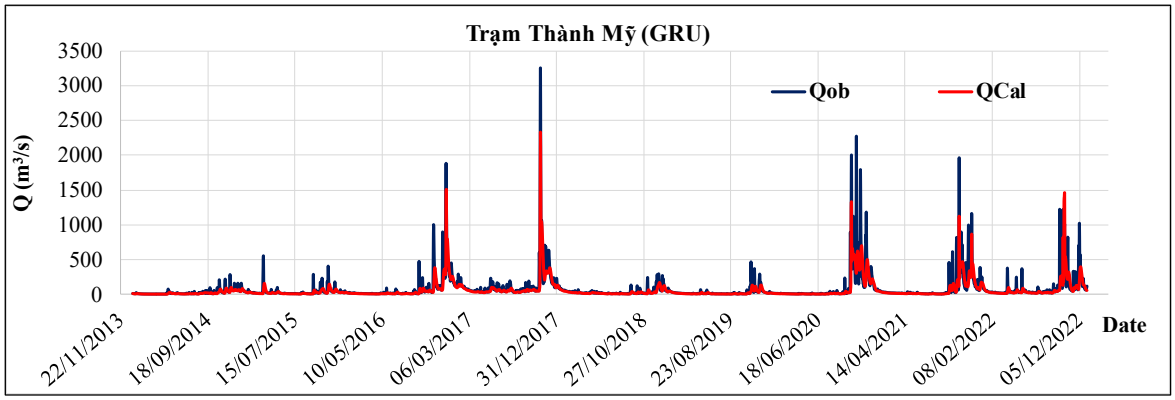
Hình 7: Quan hệ giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Nông Sơn

Bảng 1: So sánh giữa mô hình LSTM và GRU tại trạm thủy văn Thành Mỹ và Nông Sơn

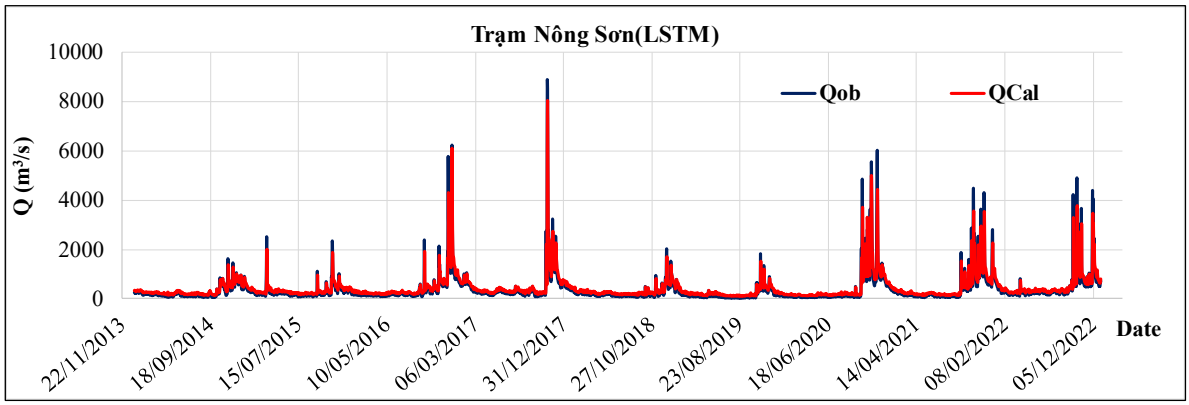
TT	Trạm Thủy Văn	Correlation (R)	Root Mean Square Error RMSE (m^3/s)	Mean absolute percentage error) MAPE(%)
1	Thành Mỹ (LSTM)	0,84	99,6	1,9%
	Thành Mỹ (GRU)	0,80	103,7	2,5%
2	Nông Sơn (LSTM)	0,87	295,7	1,6%
	Nông Sơn (GRU)	0,82	347,5	1,8%



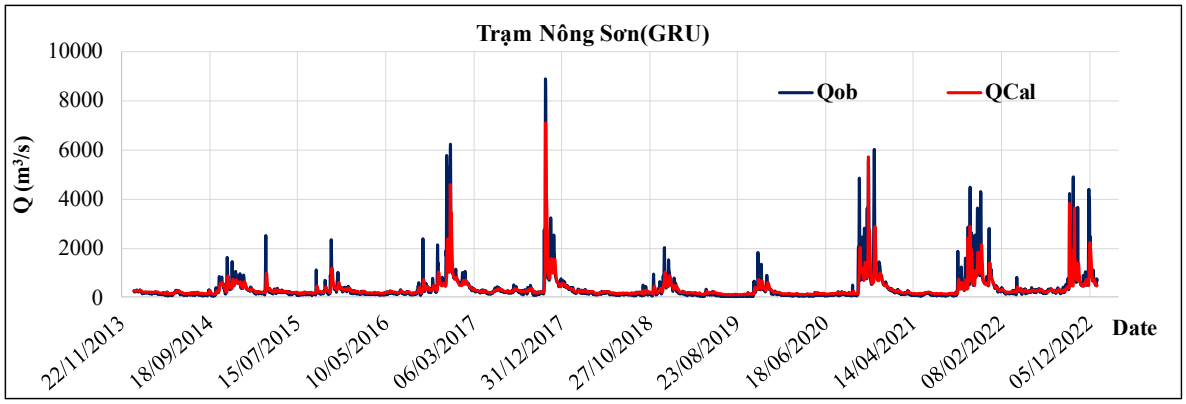
Hình 8: So sánh giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Thành Mỹ, LSTM



Hình 9: So sánh giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Thành Mỹ, GRU



Hình 10: So sánh giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Nông Sơn, LSTM



Hình 11: So sánh giữa lưu lượng thực đo (Qob) và mô phỏng (Qcal) trạm Nông Sơn, GRU

Dựa trên số liệu quan trắc lượng mưa và lưu lượng của trạm Thành Mỹ trên sông Vu Gia và trạm Nông Sơn trên sông Thu Bồn trong vòng 45 năm, cho thấy mức độ tương quan cao giữa dòng chảy và lượng mưa quan trắc tại hai trạm khí tượng thủy văn này. Theo số liệu quan trắc tại trạm Thành Mỹ (diện tích lưu vực 1850 km^2): Lưu lượng lớn nhất ghi nhận là 4540 m^3/s (ngày 29/9/2009) tương ứng với trận mưa trong 2 ngày (400mm), đỉnh lũ thứ 2 ghi nhận vào (20/11/1998) với lượng mưa ghi nhận trong vòng 4 ngày đạt khoảng 50mm; Lưu lượng trung bình năm của của trạm Thành Mỹ là 117,81 m^3/s; Lượng mưa trung bình năm của trạm Thành Mỹ khoảng 2.316mm. Số liệu quan trắc khí tượng thủy văn tại trạm Nông Sơn (diện tích lưu vực 3.155 km^2) trên sông Thu Bồn cho thấy, lưu lượng dòng chảy trung bình năm 301 m^3/s gần gấp 3 lần so với trạm Thành Mỹ (sông Vu Gia), lưu lượng lớn nhất (ghi nhận vào 22/11/1998) 8.580 m^3/s tương ứng với trận mưa kéo dài 4 ngày (tổng lượng mưa quan trắc tại trạm Nông Sơn là 756 mm). Lưu lượng quan trắc tại trạm Nông Sơn sông Thu Bồn lớn hơn nhiều so với trạm Thành Mỹ trên sông Vu Gia do diện tích lưu vực của trạm Nông Sơn bằng 1,7 lần lưu vực sông của trạm Thành Mỹ và lượng mưa trung bình năm trạm Nông Sơn (3.005mm) nhiều hơn 1,3 lần lượng mưa trạm Thành Mỹ (2.317mm).

Số liệu lưu lượng từ 1/1/1978 đến 31/12/2013 được sử để đào tạo mô hình (chiếm 80% số lượng mẫu cho training). Mô hình LSTM và GRU sau đó được kiểm tra mô phỏng lưu lượng từ 1/1/2014 đến 31/12/2022 (chiếm 20% tổng số mẫu quan trắc cho testing) tại cả 2 trạm Thành Mỹ và Nông Sơn. Kết quả mô phỏng kiểm tra đối với trạm Thành Mỹ trên sông Vu Gia cho thấy các mô hình LSTM và GRU đều cho độ chính xác cao với hệ số tương quan (Hệ số tương quan R>0,8) và mức độ chênh lệch thấp với so với giá trị thực đo (RMSE <103,7m^3/s, MAPE <2,5%). Nếu so sánh giữa hai mô hình với nhau thì, LSTM cho kết quả mô phỏng chính xác hơn so với mô hình GRU: Hệ số tương quan của LSTM (R=0,84) so với GRU (R=0,80); Mức độ sai số của mô hình LSTM với chỉ số (RMSE=99,6 m^3/s; MAPE=1,9%) so với mô hình GRU (RMSE=103,7 m^3/s; MAPE=2,5%).

Đối với trạm Nông Sơn trên sông Thu Bồn cũng cho thấy xu hướng tương tự như trạm Thành Mỹ, kết quả mô phỏng cho thấy cả hai mô hình LSTM và GRU đều cho thấy giá trị mô phỏng phù hợp với giá trị quan trắc với các chỉ số đánh giá độ chính xác của mô hình (R>0,81, RMSE <347,5 m^3/s, MAPE <1,8%). So sánh kết quả mô phỏng lưu lượng tại trạm Nông Sơn của 2 mô hình cho thấy, mô hình LSTM có hệ số tương quan (R=0,87) cao hơn mô hình GRU (R=0,82), chỉ số sai lệch quân phương và sai số tuyệt đối trung bình của mô hình LSTM đều nhỏ hơn (RMSE=295,5 m^3/s, MAPE=1,6%) so với mô hình GRU (RMSE=347,5 m^3/s, MAPE=1,8%).

Nếu so sánh giữa kết quả mô phỏng của hai trạm Nông Sơn và Thành Mỹ, mặc dù chỉ số

RMSE của trạm Nông Sơn lớn hơn so với trạm Thành Mỹ nhưng tính theo tỷ lệ sai số tuyệt đối trung bình MAPE (%) thì kết quả mô phỏng của trạm Nông Sơn sử dụng mô hình LSTM và GRU mức độ chính xác cao hơn. Cụ thể, đối với cùng mô hình LSTM trạm Nông Sơn có hệ số tương quan giữa thực đo và mô phỏng là R=0,87 cao hơn so với mô hình này ở trạm Thành Mỹ (R=0,84). Tương tự mô hình GRU trạm Thành Mỹ có chỉ số R=0,82 lớn hơn so với trạm Nông Sơn (R=0,80). Các chỉ số khác như MAPE như đã phân tích ở trên tại trạm Nông Sơn của mô hình LSTM là 1,6% thấp hơn so với 1,9% ở trạm Thành Mỹ, mô hình GRU có MAPE là 1,8% tại trạm Nông Sơn thấp hơn so với 2,5% tại trạm Thành Mỹ. Điều này chứng tỏ, mô hình LSTM có độ chính xác cao hơn so với mô hình GRU. Mức độ chính xác của LSTM thể hiện ở việc nó cho kết quả mô phỏng đỉnh lũ khá tốt, trong khi một số đỉnh lũ có lưu lượng đột biến thì mô hình GRU cho thấy mô phỏng ít chính xác hơn ở cả 2 trạm đo. Trong giai đoạn mùa kiệt, cả hai mô hình LSTM và GRU đều cho thấy mô phỏng chính xác cao.

Như vậy, từ kết quả mô phỏng lưu lượng trên sông Vu Gia và Thu Bồn tại 2 trạm thủy văn Nông Sơn và Thành Mỹ cho thấy, cả 2 mô hình LSTM và GRU đều cho giá trị tính toán phù hợp với giá trị thực đo, trong đó mô hình LSTM cho kết quả mô phỏng chính xác hơn so với mô hình GRU về hệ số tương quan (R) và các chỉ số sai phương bình quân và sai số tuyệt đối (RMSE m^3/s, MAPE %).

3. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, tác giả đã ứng dụng mô hình LSTM và GRU để mô phỏng dòng chảy trên lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn tại trạm thủy văn Thành Mỹ (sông Vu Gia) và Nông Sơn (sông Thu Bồn). Chuỗi số liệu sử dụng cho mô phỏng bao gồm số liệu mưa và dòng chảy tại 2 trạm quan trắc từ 1/1/1978-31/12/2022, trong đó số liệu dùng để đào tạo (Training chiếm 80%), số liệu kiểm tra mô phỏng (Testing chiếm 20%). Mô hình toán mạng LSTM và GRU ứng dụng cho lưu vực sông Vu Gia-Thu Bồn được xây dựng trên nền ngôn ngữ lập trình Python sử dụng thập toán mã nguồn mở Tensorflow và Kenras. Kết quả mô phỏng sử dụng LSTM và GRU cho thấy, hai mô hình đều cho kết quả tính toán với độ chính xác cao so với giá trị thực đo. Trong đó, mô hình LSTM với kết quả mô phỏng có hệ số tương quan (R) và sai số quân phương bình quân RMSE (hoặc sai số tuyệt đối trung bình % MAPE) nhỏ hơn so với mô hình GRU. Cụ thể, tại trạm Thành Mỹ, các chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của mô hình LSTM (R=0,84, RMSE=99,6m^3/s, MAPE=1,9%) so với mô hình GRU (R=0,80, RMSE=103,7m^3/s, MAPE=2,5%). Tại trạm Nông Sơn, các chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của mô hình LSTM (R=0,87, RMSE=295,5m^3/s, MAPE=1,6%) so với mô hình GRU (R=0,82, RMSE=347,5m^3/s, MAPE=1,8%). Mô hình LSTM và GRU áp dụng cho trạm Nông Sơn cho kết quả mô phỏng có độ chính xác cao hơn so với trạm Thành Mỹ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Mehdizadeh, S., Kozekalani Sales, 2018, A. A Comparative Study of Autoregressive, Autoregressive Moving Average, Gene Expression Programming and Bayesian Networks for Estimating Monthly Streamflow. Water Resour Manage 32, 3001–3022 (2018). https://doi.org/10.1007/s11269-018-1970-0

[2]. Yong Yu, 2019, A Review of Recurrent Neural Networks: LSTM Cells and Network Architectures, Neural Computation 31, 1-36 (2019), Massachusetts Institute of Technology doi:10.1162/neco_a_01199

[3]. S. Siami-Namini, N. Tavakoli and A. S. Namin, "The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series, 2019," 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Los Angeles, CA, USA, 2019, pp. 3285-3292, doi: 10.1109/BigData47090.2019.9005997

[4]. Liu, Y., Yang, Y., 2023, Chin, R.J. et al. Long Short-Term Memory (LSTM) Based Model for Flood Forecasting in Xiangjiang River. KSCE J Civ Eng 27, 5030–5040 (2023). https://doi.org/10.1007/s12205-023-2469-7

[5]. Shui-Long Shen, 2021, Dynamic prediction of jet grouted column diameter in soft soil using Bi-LSTM deep learning, 2021, Acta Geotechnica 16(4), doi: 10.1007/s11440-020-01005-8

[6]. Le, XH., Ho, H.V., Lee, G. (2020). Application of Gated Recurrent Unit (GRU) Network for Forecasting River Water Levels Affected by Tides. In: Trung Viet, N., Xiping, D., Thanh Tung, T. (eds) APAC 2019. APAC 2019. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0291-0_92

[7]. Rebeen Hamad, 2023, Introduction to Long Short-Term Memory, https://medium.com/@rebeen.jaff/what-is-lstm-introduction-to-long-short-term-memory-

[8]. S. Siami-Namini, N. Tavakoli and A. S. Namin, "The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series," 2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Los Angeles, CA, USA, 2019, pp. 3285-3292, doi: 10.1109/BigData47090.2019.9005997

[9]. Karima Nifa, 2023, Deep Learning Approach with LSTM for Daily Streamflow Prediction in a Semi-Arid Area: A Case Study of Oum Er-Rabia River Basin, Morocco, *W*ater 2023, 15(2),262; https://doi.org/10.3390/w15020262

[10]. Smagulova, K., James, A.P. A survey on LSTM memristive neural network architectures and applications. Eur. Phys. J. Spec. (2019). https://doi.org/10.1140/epjst/e2019-900046-x

[11]. L. Hou, L. Xin, S. E. Li, B. Cheng, and W. Wang, "Interactive Trajectory Prediction of Surrounding Road Users for Autonomous Driving Using Structural-LSTM Network," in *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 21, no. 11, pp. 4615-4625, Nov. 2020, doi: 10.1109/TITS.2019.2942089.