Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ
Phần A: Khoa học Tự nhiên, Công nghệ và Môi trường
website: ctujsvn.ctu.edu.vn

DOI:10.22144/ctu.jvn.2022.158

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH ĐA BIẾN BỘ NHỚ DÀI - NGẮN HẠN TRONG DỰ BÁO NHIỆT ĐỘ VÀ LƯỢNG MƯA

Dương Thị Hà[1] và Nguyễn Thái Nghe[2*]

[1]*Học viên Cao học Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long*

[2]*Khoa Công nghệ Thông tin và Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ*

**Người chịu trách nhiệm về bài viết: Nguyễn Thái Nghe (email: ntnghe@cit.ctu.edu.vn)*

Thông tin chung:
Ngày nhận bài: 20/01/2022
Ngày nhận bài sửa: 21/02/2022
Ngày duyệt đăng: 14/03/2022

Title:
Using multivariate long short-term memory model to forecast temperature and rainfall

Từ khóa:
Dự báo nhiệt độ và lượng mưa, máy học, học sâu, mô hình Multivariate LSTM

Keywords:
Deep learning, MLSTM, machine learning, temperature and rainfall forecasting

ABSTRACT

Forecasting temperature and rainfall are issues of concern in the agricultural sector, which could assist farmers in appropriate cropping. Several techniques have previously been proposed for forecasting temperature and precipitation based on statistical analysis, machine learning and deep learning techniques. This work proposed a method of building a model to forecast monthly temperature and precipitation using multivariate long short-term memory (MLSTM) model. The parameters of the model were adjusted to suit the proposed problem. The model was evaluated using RMSE and MAE error measures. Besides, other forecasting models (such as LSTM, MLP, and SVR) were also used to compare the effectiveness of the proposed model. Experimental results on the data set of average monthly temperature and rainfall in Vietnam from 1901 to 2015 showed that the MLSTM model was quite effective with the error RMSE on the temperature set was 1.311 and the MAE was 1.051, respectively on the rainfall data set were 2.299 and 2.450.

TÓM TẮT

Dự báo nhiệt độ và lượng mưa là một trong những chỉ số được quan tâm trong lĩnh vực nông nghiệp nhằm hỗ trợ người dân có kế hoạch gieo trồng phù hợp. Một số kỹ thuật trước đây đã được đề xuất để dự báo về nhiệt độ và lượng mưa dựa trên phân tích thống kê, học máy và kỹ thuật học sâu. Trong bài viết này, phương pháp xây dựng mô hình dự báo nhiệt độ và lượng mưa hàng tháng bằng mô hình đa biến bộ nhớ dài-ngắn hạn (Multivariate long short-term memory - MLSTM) được đề xuất. Các tham số của mô hình được điều chỉnh sao cho phù hợp với bài toán đặt ra. Mô hình được đánh giá thông qua độ đo lỗi RMSE và MAE. Bên cạnh, các mô hình dự báo khác như LSTM, MLP và SVR cũng được sử dụng nhằm so sánh hiệu quả của mô hình đề xuất. Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng tại Việt Nam từ 1901 đến 2015 cho thấy mô hình MLSTM đạt hiệu quả khá tốt với độ lỗi RMSE trên tập nhiệt độ là 1.311 và MAE là 1.051, tương ứng trên tập dữ liệu lượng mưa là 2.299 và 2.450.

1. GIỚI THIỆU

Biến đổi khí hậu ảnh hưởng đến mọi mặt đời sống kinh tế - xã hội của con người. Dự báo các yếu tố khí hậu ngày càng quan trọng và cần thiết, trở thành mối quan tâm lớn của tất cả các quốc gia trên thế giới. trong đó có Việt Nam. Nhiệt độ và lượng mưa là hai yếu tố chịu tác động lớn trong hệ thống khí hậu, chúng ảnh hưởng trực tiếp đến hệ sinh thái, nước, tài nguyên, các hoạt động nông nghiệp và nuôi trồng thủy sản ở đồng bằng sông Cửu Long nói riêng và cả nước nói chung. Theo Chính (2020), miền Trung nước ta bị thiệt hại khoảng 30.000 tỷ đồng do thiên tai dị thường. Các trận mưa bão lũ năm 2020-2021 gây ra nhiều hậu quả nặng nề cho người dân miền Trung với lượng mưa 3.000 mm, có nơi lên đến 4.526 mm, nhiều ngôi nhà bị sập, hư hỏng nặng; về nông nghiệp, nhiều héc-ta lúa, hoa màu bị thiệt hại nặng nề; về hạ tầng đê điều, thủy lợi, giao thông nhiều ki-lô-mét đường bộ, sông, bị hư hỏng nặng; về giáo dục, y tế nhiều trường học bị thiệt hại nặng nề. Tổng thiệt hại kinh tế khoảng 30.000 tỷ đồng. Từ những nguyên nhân trên, việc dự báo nhiệt độ và lượng mưa là vấn đề cần thiết nhằm hỗ trợ người dân ứng phó biến đổi khí hậu kịp thời.

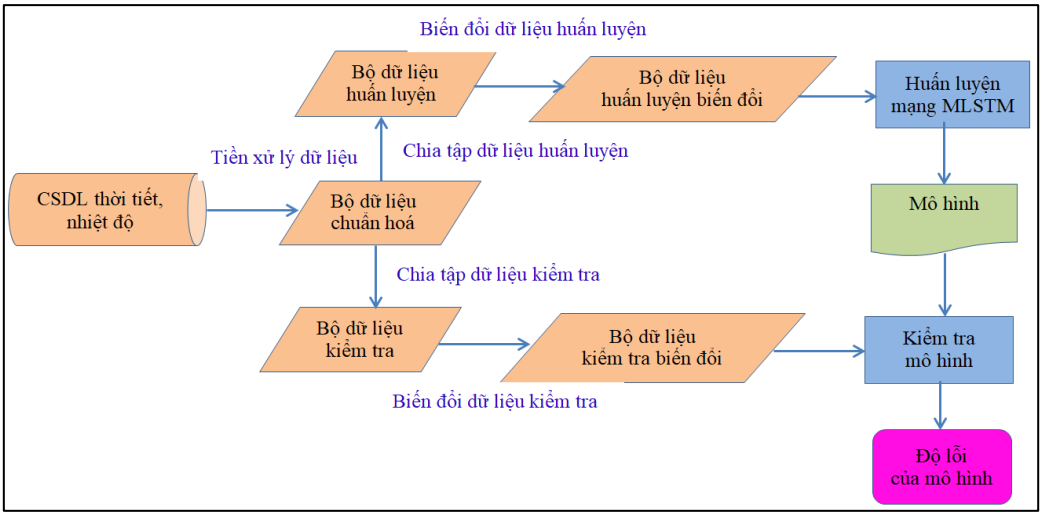
Trong bài viết này, kỹ thuật học sâu với mô hình đa biến bộ nhớ dài-ngắn hạn (*Multivariate long short-term memory- MLSTM*) được đề xuất để dự báo các chỉ số về nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng ở Việt Nam. Mô hình dự báo dựa trên mạng bộ nhớ dài-ngắn hạn (long - short term memory- LSTM). Mô hình này cải tiến từ mạng nơ-ron thông thường với nhiều thuộc tính làm đầu vào mạng khi huấn luyện. Đầu tiên dữ liệu được sắp xếp thứ tự theo thời gian, chúng có thể được xem là chuỗi thời gian hoặc dữ liệu tuần tự. Kế đến là bước biến đổi dữ liệu từ chuỗi tuần tự thành đa biến đầu vào cho mô hình. Sau cùng, mô hình sẽ được huấn luyện và kiểm thử nhằm đánh giá độ tin cậy.

Những năm gần đây thì bài toán dự báo khí hậu là bài toán nhận được nhiều sự chú ý trong cộng đồng nghiên cứu khoa học trong và ngoài nước. Nghiên cứu này thì các tài liệu liên quan đến các phương pháp dự báo được tập trung xem xét.

Các công trình trước đây cho thấy học sâu với LSTM có thể là một phương pháp thích hợp cho dữ liệu chuỗi thời gian, Lim and Zohren (2020) đã nghiên cứu mô hình học sâu kết hợp mô hình thống kê và các thành phần mạng nơ-ron để cải thiện các phương pháp dự báo chuỗi thời gian. Ikram et al. (2019) đã trình bày một nghiên cứu sử dụng mạng nơ-ron tuần hoàn (RNN) với kiến trúc LSTM để dự đoán nhiệt độ môi trường xung quanh (TA). Nghiên cứu của Poornima et al. (2019) sử dụng mạng lưới thần kinh nhân tạo dựa trên bộ nhớ ngắn hạn tăng cường (LSTM tăng cường) để dự đoán lượng mưa cho kết quả đánh giá theo phương pháp so sánh có độ chính xác 87,99%. Một nghiên cứu khác của Xingjian et al. (2015) đã đề xuất LSTM tích hợp (ConvLSTM) và sử dụng nó để xây dựng mô hình có thể huấn luyện cho bài toán dự báo lượng mưa bằng tiếp cận máy học. Ngoài ra, còn có các nghiên cứu khác như Kratzert et al. (2018), tác giả đã dùng nhiều lưu vực của bộ dữ liệu CAMELS đề xuất mô hình dự báo lượng mưa theo phương pháp LSTM đạt độ chính xác tương tự như mô hình SAC-SMA. Zhang et al. (2017) sử dụng mạng lưới thần kinh lặp lại và bộ nhớ dài - ngắn hạn dự đoán nhiệt độ bề mặt nước biển cho kết quả mang lại độ chính xác khá cao.

2. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

Trong nghiên cứu này, phương pháp tiếp cận dựa trên các mô hình máy học như: mạng nơ-ron đa tầng (MLP), hồi quy vector hỗ trợ (SVR), bộ nhớ dài-ngắn hạn. Ngoài ra, mô hình đa biến bộ nhớ dài - ngắn hạn cũng được đề xuất với chuỗi thời gian có nhiều hơn một biến làm dữ liệu đầu vào cho mạng LSTM nhằm giải quyết được vấn đề của các phương pháp dự báo cũ (phụ thuộc xa của dữ liệu chuỗi thời gian trong mạng nơ-ron thông thường, nâng cao độ chính xác dự báo). Với nghiên cứu này, bộ nhớ dài - ngắn hạn được sử dụng làm mạng để dự báo nhiệt độ và lượng mưa trong tháng với các phương pháp đề xuất được đánh giá trên hai tập dữ liệu, tập dữ liệu dự báo theo tuần, theo tháng của ICRISAT_Weather.csv từ năm 1978 đến năm 2018 và tập dữ liệu Temper_Rainfall.csv thể hiện dữ liệu lịch sử về nhiệt độ và lượng mưa hàng tháng tại Việt Nam từ năm 1901 đến năm 2015. Hình 1 trình bày mô hình tổng quan phương pháp đề xuất.



Hình 1. Mô hình tổng quan phương pháp đề xuất

– **Dữ liệu:** Bao gồm các tập dữ liệu về nhiệt độ và lượng mưa và một số thuộc tính liên quan khác, được chia thành 2 tập gồm tập huấn luyện (training set) và tập kiểm tra (testing set).

– **Dữ liệu huấn luyện:** là dữ liệu để huấn luyện các mô hình máy học

– **Dữ liệu kiểm tra:** dùng để đánh giá sự hiệu quả của các mô hình với nhau; từ đó xác định mô hình nào hiệu quả.

– **Huấn luyện các mô hình** MLSTM, LSTM, MLP, SVR.

– **Kết quả:** Để so sánh kết quả các mô hình với nhau, hai độ đo phổ biến là RMSE (Root Mean Square Error) và MAE (Mean Absolute Error) được sử dụng.

2.1. Xây dựng các mô hình dự báo

2.1.1. Xây dựng mô hình dự báo LSTM

Trong kỹ thuật học sâu (deep learning - DL). Mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent Neural Network - RNN), mở rộng hơn LSTM, là một thuật toán được chú ý rất nhiều trong thời gian gần đây bởi chúng cho các kết quả khá tốt.

Mạng bộ nhớ dài - ngắn hạn là một dạng đặc biệt của RNN, nó có khả năng học được các phụ thuộc xa. LSTM được giới thiệu bởi Hochreiter and Schmidhuber (1997) và sau đó đã được cải tiến và phổ biến bởi rất nhiều người trong ngành công nghệ thông tin. LSTM hoạt động cực kì hiệu quả trên nhiều bài toán khác nhau nên nó dần đã trở nên phổ biến như hiện nay. LSTM được thiết kế để tránh được vấn đề phụ thuộc xa (long-term dependency). Việc nhớ thông tin trong suốt thời gian dài là đặc tính mặc định của chúng, nên không cần phải huấn luyện mà nó có thể nhớ được; tức là ngay nội tại của nó đã có thể ghi nhớ được mà không cần bất kì can thiệp nào.

Điểm khác biệt khi xây dựng mô hình LSTM với MLSTM là ở dữ liệu đầu vào của mạng. Ở đây, giá trị ở thời gian (t-1) trước đó được sử dụng để dự báo cho giá trị ở thời gian t. Dữ liệu đơn biến đầu vào mạng LSTM được mô tả trong ví dụ ở Hình 2. Trong đó, var1(t) là thuộc tính cần dự báo và var1(t-1) là giá trị của thuộc tính var1 ở thời điểm t-1 trước đó dùng để làm thuộc tính đầu vào cho mô hình.

var1(t-1)	var1(t)
0.0	1
1.0	2
2.0	3
3.0	4
4.0	5
5.0	6
6.0	7
7.0	8
8.0	9

Hình 2. Dữ liệu đơn biến

Kiến trúc mạng LSTM đơn biến sử dụng dữ liệu đầu vào là luồng dữ liệu bước thời gian có trình tự, tầng LSTM có 50 nút và một lớp ẩn có 1 nút. Kết quả của dự báo sử dụng kỹ thuật Early Stopping cho 5 epoch liên tục và huấn luyện tối đa 100 epochs.

2.1.2. Xây dựng mô hình dự báo MLSTM

Việc xây dựng mô hình sẽ thực hiện sau khi chuẩn hóa dữ liệu đầu vào. Chuẩn hóa dữ liệu đầuvào được thực hiện qua các bước như mô tả dưới đây.

Mô hình đa biến đầu vào LSTM sử dụng chuỗi thời gian có nhiều hơn một biến làm dữ liệu đầu vào

cho mạng LSTM. Phương pháp trong dự báo chuỗi thời gian là sử dụng các quan sát có độ trễ (t-1) làm biến đầu vào để dự báo bước thời gian hiện tại (t). Với các quan sát có nhiều hơn một thuộc tính, ta sử dụng tất cả các giá trị thuộc tính có độ trễ (t-1) để làm đầu vào. Ví dụ dưới đây sử dụng giá trị var1(t-1) và var2(t-1) để dự báo cho giá trị var1(t), với t là bước thời gian. Hình 3 mô tả ví dụ với 2 biến đầu vào cho mạng LSTM (cột cần dự báo được đóng khung).

Trong bài toán dự báo lượng mưa và nhiệt độ, dữ liệu trước khi đưa vào mô hình sẽ được chuẩn hóa từ dữ liệu đầu vào. Việc chuẩn hóa dữ liệu đầu vào được minh hoạ trong các Hình 4 và 5.

var1(t-1)	var2(t-1)	var1(t)
0.0	50.0	1
1.0	51.0	2
2.0	52.0	3
3.0	53.0	4
4.0	54.0	5
5.0	55.0	6
6.0	56.0	7
7.0	57.0	8
8.0	58.0	9

Hình 3. Đa biến đầu vào cho mạng LSTM

Bước 1: Chuyển đổi dữ liệu về dạng dữ liệu theo tuần

	AvgT	RH1	RH2	Wind	Rain	SSH	Evap	Radiation	FAO56_ET
0	22.528571	82.000000	40.857143	8.571429	0.000000	8.828571	4.571429	15.671429	3.842857
1	20.457143	90.714286	42.857143	8.900000	2.457143	6.942857	3.557143	15.500000	3.485714
2	21.271429	79.714286	25.285714	8.242857	0.000000	10.128571	5.128571	18.042857	4.528571
3	22.550000	85.857143	37.428571	9.500000	0.000000	9.542857	5.085714	17.771429	4.371429
4	23.521429	79.428571	37.714286	11.085714	0.400000	8.385714	5.985714	18.171429	4.900000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
2117	27.850000	82.142857	54.714286	11.800000	0.757143	5.000000	6.985714	16.428571	4.957143
2118	27.314286	81.714286	59.714286	11.071429	5.128571	3.057143	5.485714	11.542857	3.914286
2119	24.907143	87.000000	79.714286	11.957143	5.385714	0.228571	2.542857	8.028571	2.414286
2120	25.500000	88.428571	74.571429	12.128571	3.157143	3.071429	4.157143	12.428571	3.271429
2121	26.325000	89.666667	63.166667	8.600000	5.283333	4.933333	4.200000	15.933333	4.000000

2122 rows × 9 columns

Hình 4. Dữ liệu theo tuần

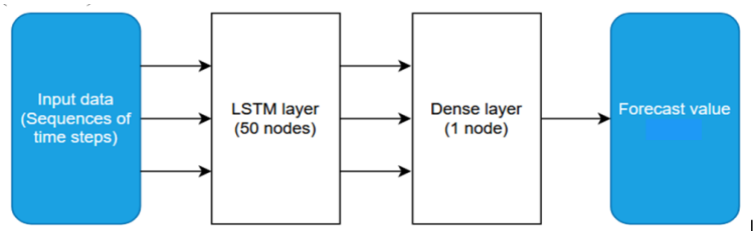
Bước 2: Dữ liệu sau khi chuẩn hóa sẽ được chuyển thành dữ liệu đa biến đầu vào, sử dụng 3 bước thời gian (việc lựa chọn dựa trên phương pháp tìm kiếm siêu tham số cho từng tập dữ liệu). Nghĩa là các giá trị ở thời gian (t-1, t-2, t-3) kết hợp với các thuộc tính khác ở bước thời gian t sẽ được sử dụng để dự báo thuộc tính đích (target/class attribute) ở thời gian t. Trong ví dụ này, cột dữ liệu cần dự báo là var9(t) như Hình 5.

	var1(t-3)	var2(t-3)	var3(t-3)	var4(t-3)	var5(t-3)	var6(t-3)	.....	var4(t)	var5(t)	var6(t)	var7(t)	var8(t)	var9(t)
3	22.528571	82.000000	40.857143	8.571429	0.000000	8.828571		9.500000	0.000000	9.542857	5.085714	17.771429	4.371429
4	20.457143	90.714286	42.857143	8.900000	2.457143	6.942857		11.085714	0.400000	8.385714	5.985714	18.171429	4.900000
5	21.271429	79.714286	25.285714	8.242857	0.000000	10.128571		12.128571	1.457143	7.228571	4.357143	16.314286	4.371429
6	22.550000	85.857143	37.428571	9.500000	0.000000	9.542857		10.828571	0.000000	10.542857	7.885714	20.842857	6.028571
7	23.521429	79.428571	37.714286	11.085714	0.400000	8.385714		10.171429	1.842857	7.385714	5.000000	17.400000	4.414286
...	...	...	...	...	...	...		...	...	...	...	...	...
2117	24.157143	86.428571	82.000000	12.357143	7.657143	0.157143		11.800000	0.757143	5.000000	6.985714	16.428571	4.957143
2118	25.485714	84.571429	73.714286	12.400000	2.128571	1.957143		11.071429	5.128571	3.057143	5.485714	11.542857	3.914286
2119	27.357143	82.714286	60.571429	12.228571	0.000000	3.671429		11.957143	5.385714	0.228571	2.542857	8.028571	2.414286
2120	27.850000	82.142857	54.714286	11.800000	0.757143	5.000000		12.128571	3.157143	3.071429	4.157143	12.428571	3.271429
2121	27.314286	81.714286	59.714286	11.071429	5.128571	3.057143		8.600000	5.283333	4.933333	4.200000	15.933333	4.000000

2119 rows × 36 columns

Hình 5. Dữ liệu đã được chuẩn hóa

Sau các bước chuẩn hóa dữ liệu, mô hình MLSTM được xây dựng với sự hỗ trợ của thư viện Keras. Kiến trúc mạng MLSTM gồm có dữ liệu đầu vào (Input data) là luồng dữ liệu bước thời gian có trình tự (Sequences of time steps), tầng LSTM (LSTM layer) có 50 nút (node) và một tầng ẩn (Dense layer) có 1 nút cho kết quả của dự báo như mô tả trong Hình 6.

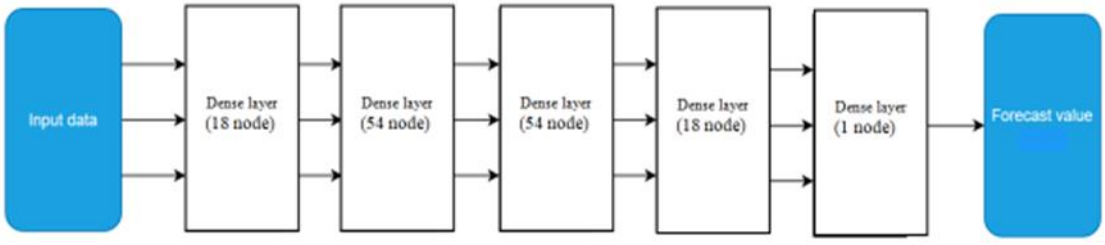


Hình 6. Kiến trúc mạng MLSTM

Để đảm bảo mô hình không học vẹt (overfiting), kỹ thuật early stopping được sử dụng khi huấn luyện. Kỹ thuật này sử dụng một hàm gọi lại (callback) sau khi xem xét 5 kỳ huấn luyện (epochs). Trong 5 epochs liên tiếp, nếu độ lỗi loss và val_loss không biến động (theo chiều hướng giảm dần) quá 0.01 thì mô hình sẽ dừng việc huấn luyện. Nếu overfitting không xảy ra thì quá trình huấn luyện sẽ chạy tối đa 100 epoch. Ngoài ra, kỹ thuật này cũng giúp giảm đáng kể thời gian huấn luyện của mô hình.

2.1.3. Xây dựng mô hình dự báo MLP

MLP là một phiên bản cải tiến của Perceptron để làm việc hiệu quả hơn với dữ liệu phi tuyến tính trong thế giới thực, nhiều nơ-ron và nhiều tầng ẩn được thêm vào. Thư viện Keras được sử dụng để xây dựng mô hình MLP kiến trúc chi tiết gồm dữ liệu đầu vào và 5 tầng ẩn. Tầng ẩn đầu tiên có 18 node sử dụng hàm kích hoạt là ReLU (rectified linear unit). Tầng ẩn thứ 2 và 3 có 54 node, sử dụng hàm kích hoạt là Sigmoid. Tầng ẩn thứ 4 có 18 node, sử dụng hàm kích hoạt là ReLU. Tầng thứ 5 là tầng output có 1 node cho giá trị đầu ra. Do không có quy định chuẩn nào về việc chọn số tầng ẩn, mô hình được thiết kế bắt đầu với 2 tầng ẩn và chạy thử nghiệm để tìm ra số tầng ẩn phù hợp. Kết quả thích hợp nhất ở 5 tầng ẩn. Cũng giống như phương pháp MLSTM, kỹ thuật Early Stopping được sử dụng trong huấn luyện. Kiến trúc mạng MLP được mô tả trong Hình 7.



Hình 7. Kiến trúc mạng MLP

2.1.4. Xây dựng mô hình dự báo SVR

SVR là một dạng máy học véc tơ hỗ trợ

dành cho việc dự đoán các giá trị liên tục. Với sự hỗ trợ của thư viện học máy Scikit-learn[1], xây dựng model SVR sử dụng hàm nhân Radial Basis Function (RBF), do không truyền các tham số trực tiếp vào mô hình nên các tham số sẽ lấy mặc định từ thư viện, thông số (kernel) chỉ định kiểu hạt nhân sẽ được sử dụng trong thuật toán, tiếp theo là hệ số (gamma), tham số (C) điều chỉnh độ mạnh yếu của mô hình, một tham số **(epsilon) kiểm soát** chức năng mất tập luyện để so sánh với giá trị thực, tham số **(cache_size)** chỉ định kích thước của bộ nhớ đệm hạt nhân cùng một số tham số khác,…. Hàm này phù hợp với dữ liệu đa biến và phi tuyến tính như dữ liệu đang thực nghiệm.

2.2. Phương pháp đánh giá kết quả

Để đánh giá kết quả của các phương pháp, hai độ đo lỗi là RMSE và MAE được sử dụng trong nghiên cứu này. Đây là hai trong số các số liệu phổ biến nhất được sử dụng để đo độ chính xác cho các biến liên tục.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_j - \hat{y}_j)^2}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left|y_j - \hat{y}_j\right|$$

Trong đó: y_j là giá trị thực mẫu thứ j, $\hat{y}_j$ là giá trị dự đoán mẫu thứ j, n là số mẫu dùng để đánh giá.

Để tiến hành đánh giá các mô hình dự báo nhiệt độ và lượng mưa, ngôn ngữ lập trình Python chạy trên Google Colab và các gói thư viện mã nguồn mở Keras và Sklearn được sử dụng. Chương trình bao gồm các mô hình: đa biến bộ nhớ dài - ngắn hạn, bộ nhớ dài - ngắn hạn, mạng nơ-ron đa tầng. Hồi quy vector hỗ trợ dự báo nhiệt độ và lượng mưa. Để đánh giá mô hình, phương pháp tính độ lỗi phổ biến là RMSE và MAE được sử dụng, minh hoạ như hai công thức trên.

3. KẾT QUẢ THỬ NGHIỆM

3.1. Dữ liệu thực nghiệm

Hai tập dữ liệu đã được sử dụng trong thực nghiệm này. Tập dữ liệu thứ nhất của ICRISA là tập dữ liệu nhiệt độ và lượng mưa tại Ấn Độ (gồm 41 năm từ năm 1978 đến 2018, tập dữ liệu gốc theo ngày với 14.852 dòng. Mỗi dòng có 9 thuộc tính là nhiệt độ (MaxT, MinT), lượng mưa (rainfall), độ ẩm cao, thấp (RH1, RH2), hướng gió (wind), bốc hơi (evaporation), chỉ số tính lượng mưa (SSH), bức xạ mặt trời (radiation), lượng hơi nước bốc lên (FAO56_ET). Tập dữ liệu thứ hai Temper_Rainfall là tập dữ liệu nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng tại Việt Nam, gồm 115 năm từ năm 1901 đến 2015, được trích từ tập dữ liệu chuẩn công khai trên trang OpenDevelopment Mê Kông bao gồm 1.380 dòng có 2 thuộc tính là nhiệt độ (temperature) và lượng mưa (rainfall). Chi tiết về hai tập dữ liệu này được mô tả trong Bảng 1.

Bảng 1. Mô tả dữ liệu

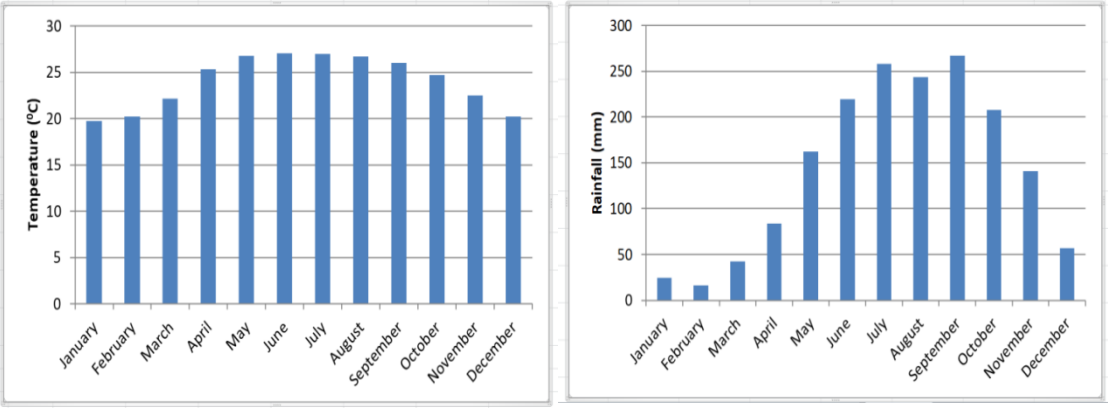
Tập dữ liệu gốc	Số mẫu tin gốc	Tập dữ liệu đã xử lý	Số mẫu tin	Mô tả
ICRISAT_Weather	14852	ICRISAT_Weather_Week	2122	Chuyển dữ liệu về chuỗi thời gian theo tuần
		ICRISAT_Weather_Month	488	Chuyển dữ liệu về chuỗi thời gian theo tháng
Temper_Rainfall	1380	Temperature_Rain_Month	1380	Dữ liệu chỉ có 2 cột nhiệt độ và lượng mưa

Tập dữ liệu ICRISAT_Weather dạng chuỗi thời gian theo ngày, có nhiều thuộc tính ảnh hưởng đến dự báo và phù hợp cho mô hình MLSTM đa biến. Dữ liệu được tiền xử lý bằng cách tính như sao: 1 tuần có 7 ngày, lấy trung bình mỗi 7 ngày để chuyển về dạng chuỗi thời gian theo tuần, tương tự như vậy lấy tất cả dữ liệu của một tháng nào đó trong năm chia trung bình ra dữ liệu theo tháng (ví dụ lấy tất cả dữ liệu của tháng 1 năm 2018 chia trung bình ra dữ liệu của 1 tháng), dữ liệu sau khi xử lý được mô tả trong Bảng 2.

Bước 2. Dữ liệu sau khi tiền xử lý

Tập dữ liệu	Số mẫu tin	Số cột	Mô tả	Mục đích
ICRISAT_Weather_Week	2122	9	1.Nhiệt độ tối đa, tối thiểu (MaxT, MinT) 2. Lượng mưa (rainfall) 3. Độ ẩm cao (RH1) 4. Độ ẩm thấp (RH2) 5. Hướng gió (wind) 6. Bốc hơi (Evaporation) 7.Chỉ số tính lượng mưa (SSH) 8. Bức xạ mặt trời (radiation) 9.Lượng hơi nước bốc lên (FAO56_ET)	- Các thuộc tính ngữ cảnh liên quan đến dự báo, giúp tăng độ chính xác. - Đánh giá sự ảnh hưởng của các thuộc tính môi trường xung quanh đến kết quả dự báo
ICRISAT_Weather_Month	488			
Temperature_Rain_Month	1380	2	1. Nhiệt độ (temperature) 2. Lượng mưa (rainfall)	

Riêng tập dữ liệu Temperature_Rain_Month nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng từ tháng 1 năm 1901 đến tháng 12 năm 2015. Ví dụ: tổng dữ liệu nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng cho năm 1901 lần lượt là 2883872^{o}C và 17237291 mm, đây là biểu đồ thể hiện nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng năm 1901 tại Việt Nam được thể hiện như Hình 8.



Hình 8. Biểu đồ thể hiện nhiệt độ và lượng mưa trung bình hàng tháng

Bảng 3 so sánh kết quả dự báo trên các tập dữ liệu từ các mô hình MLP, SVR, LSTM và MLSTM, kết quả tốt nhất cho từng tập dữ liệu được in đậm. Dữ liệu được lấy ngẫu nhiên 80% các mẫu tin đầu cho huấn luyện và 20% mẫu tin cuối cho kiểm tra (theo trình tự thời gian). Mục đích của việc chia dữ liệu trên nhằm bám sát theo thực tế, dựa trên các thuộc tính đã học để dự báo cho các thuộc tính tiếp theo. Vì tính ngẫu nhiên của giải thuật nên phương pháp MLP không cần trình tự thời gian, được huấn luyện một lần trên mỗi tập dữ liệu.

Bảng 3. Kết quả dự báo của các mô hình

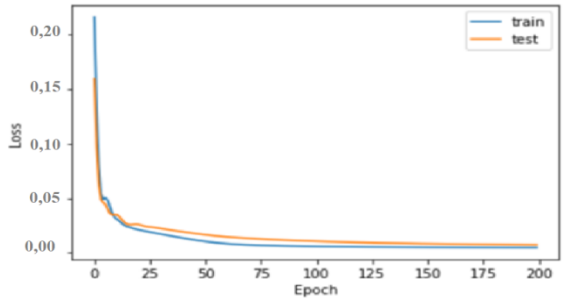
Tập dữ liệu	Tổng số dòng/cột		RMSE				MAE			
	Dòng	Cột	MLP	SVR	LSTM	MLSTM	MLP	SVR	LSTM	MLSTM
Nhiệt độ										
ICRISAT_weather_week	2122	9	1.566	1.544	1.506	**1.335**	1.215	1.143	1.143	**1.012**
ICRISAT_weather_month	488	9	3.386	1.907	1.731	**1.311**	2.645	1.493	1.446	**1.051**
Temperature_rain_month	1380	2	1.696	1.634	1.634	**1.133**	1.207	1.235	1.275	**0.863**
Lượng mưa										
ICRISAT_weather_week	2122	9	4.371	4.546	4.418	**4.190**	**2.002**	2.080	2.688	2.493
ICRISAT_weather_month	488	9	2.475	2.496	2.504	**2.299**	**1.359**	1.417	1.786	1.450
Temperature_rain_month	1380	2	67.023	70.427	76.922	**54.291**	47.011	55.324	59.296	**40.495**

Từ tập dữ liệu ICRISAT_weather_week gồm chín thuộc tính liên quan đến nhiệt độ và lượng mưa cho thấy mô hình MLSTM đạt hiệu quả với độ lỗi RMSE là **1.335** và MAE là **1.012**, tương ứng trên tập dữ liệu lượng mưa là **4.190** và **2.493**. Trên tập dữ liệu ICRISAT_weather_month cho thấy mô hình MLSTM đạt hiệu quả khá tốt với độ lỗi RMSE trên tập nhiệt độ là **1.311** và MAE là **1.051**, tương ứng trên tập dữ liệu lượng mưa là **2.299** và **1.450**. Với kết quả thu được từ tập dữ liệu dự báo bước thời gian theo tuần, theo tháng từ năm (1978-2018) thì mô hình dự báo MLSTM luôn cho kết quả tốt hơn. Tuy nhiên, độ lỗi MAE của lượng mưa lại chưa tốt hơn mô hình MLP. Từ đó cho thấy lượng mưa phân bố không đồng đều, biến động liên tục trong năm cũng ảnh hưởng đến kết quả dự báo. Bên cạnh, khi sử dụng mô hình đa biến với các thuộc tính ngữ cảnh cũng có sự ảnh hưởng đến kết quả dự báo. Vì vậy, việc xác định các thuộc tính, ngữ cảnh, các dữ liệu liên quan đưa vào huấn luyện rất quan trọng trong bài toán dự báo thời gian với mô hình MLSTM.

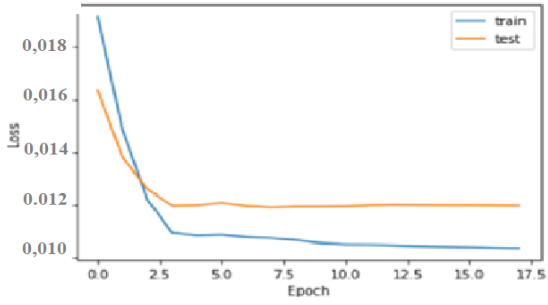
Tập dữ liệu TEMPER_Rain_Month gồm hai thuộc tính. Nhiệt độ trung bình của tháng và lượng mưa, năm 1901 lần lượt là 2883872^{o}C và 17237291 mm được trình bày trong Hình 8 cho thấy nhiệt độ cao hơn và lượng mưa phổ biến trong thời gian giữa năm. Vào tháng Giêng và tháng Hai, lượng mưa được quan sát rất thấp. Mặt khác, nhiệt độ trung bình tháng dao động quanh năm ít hơn 38^{o}C. Dữ liệu thời

tiết trong 115 năm được sử dụng và lấy ngẫu nhiên 80% các mẫu tin đầu cho huấn luyện và 20% mẫu tin cuối cho kiểm tra (theo trình tự thời gian). Do độ chênh lệch giữa nhiệt độ và lượng mưa quá lớn nên dẫn đến độ lỗi dự báo của lượng mưa qua mô hình MLSTM khá cao RMSE là **54.2909** và MAE là **40.4946** so với nhiệt độ chỉ có RMSE là **1.133** và MAE là **0.863.** Với kết quả thu được từ tập dữ liệu dự báo bước thời gian theo tháng từ năm (1901-2015), mô hình dự báo MLSTM vẫn chiếm độ lỗi thấp nhất so với các mô hình LSTM, SVR, MLP. Từ đó cho thấy mô hình đa biến đầu vào mạng LSTM sử dụng chuỗi thời gian có nhiều hơn một biến làm dữ liệu đầu vào cho kết quả dự báo tốt hơn. Tuy nhiên, thử nghiệm cho thấy rằng độ lệch chuẩn của dữ liệu quá lớn và thuộc tính dự báo ít cũng ảnh hưởng đến độ lỗi dự báo.

Kết quả so sánh độ lỗi tập dữ liệu ICRISAT_Weather_Month cho thấy mô hình LSTM và MLSTM đạt kết quả tốt hơn các mô hình khác trên cùng từng tập dữ liệu. Có thể thấy rằng mạng LSTM hoạt động khá tốt trên luồng dữ liệu bước thời gian có trình tự. Để kiểm tra hiệu suất dự báo, đồ thị được thiết lập với trục tung là loss, trục hoành epoch, xem xét sự tổn thất do huấn luyện và số kỷ nguyên trong mỗi mô hình để đánh giá hiệu suất của mô hình trong dự báo. Tổn thất do huấn luyện đối với mô hình dự báo nhiệt độ và lượng mưa được trình bày trong Hình 9 và 10. Tổn thất đối với dự báo nhiệt độ hội tụ sau 10 kỷ nguyên, tương ứng với lượng mưa hội tụ sau 25 kỷ nguyên.

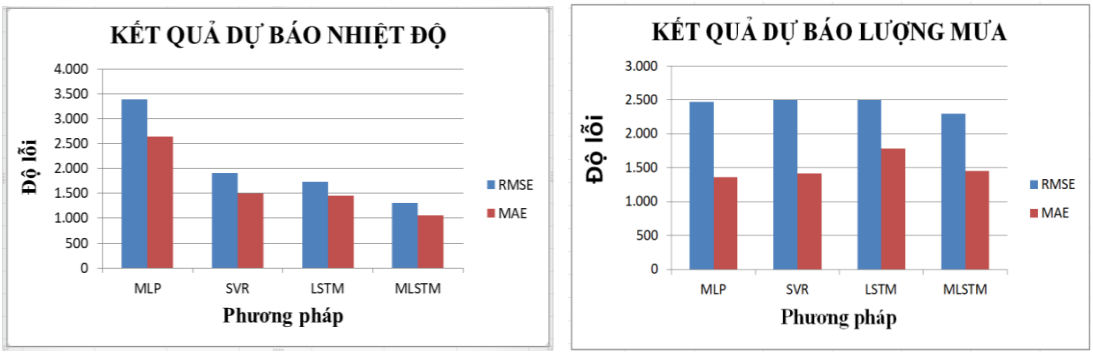


Hình 9. Train loss với epoch dự báo nhiệt độ



Hình 10. Train loss với epoch dự báo lượng mưa

Đồ thị về kết quả dự báo nhiệt độ và lượng mưa theo tháng với tập dữ liệu ICRISAT_Weather_Month của mô hình MLSTM được trình bày trong Hình 11. Quan sát biểu đồ này, ta có thể thấy rằng mô hình MLSTM dự báo khá tốt theo tiêu chí RMSE so với các mô hình khác.



Hình 11. So sánh kết quả dự báo nhiệt độ và lượng mưa

4. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Phương pháp dự báo nhiệt độ và lượng mưa bằng kỹ thuật học sâu được đề xuất nhằm hỗ trợ người dân có kế hoạch gieo trồng phù hợp, góp phần thúc đẩy ngành nông nghiệp tại Việt Nam nói chung cũng như khu vực đồng bằng sông Cửu Long nói riêng. Dữ liệu sau khi thu thập và xử lý được tiến hành huấn luyện và kiểm tra với mô hình đa biến bộ nhớ dài - ngắn hạn. Kết quả thực nghiệm được so sánh với các mô hình dự báo khác như LSTM, MLP, SVR và cho thấy phương pháp tiếp cận được đề xuất có thể tạo ra các dự báo khá chính xác, có thể áp dụng vào hệ thống thực tế.

Nghiên cứu này sẽ tiếp tục được cải tiến nhằm nâng cao độ chính xác của mô hình dự báo cũng như phát triển mô hình để có thể dự báo cho nhiều hơn một bước thời gian đầu vào, đầu ra và hình thành công cụ để thuận tiện cho người dùng cuối sử dụng. Bên cạnh, so sánh với các nghiên cứu liên quan cũng sẽ được thực hiện trong tương lai.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Chính, H. (2020). *Thiệt hại 30.000 tỷ đồng do thiên tai dị thường ở miền Trung*. https://baochinhphu.vn/thiet-hai-30000-ty-dong-do-thien-tai-di-thuong-o-mien-trung-102283633.htm

Lim, B., & Zohren, S. (2020). *Time Series Forecasting With Deep Learning: A Survey.* https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0209

Ikram, B. A. O., Abdelhakim, B. A., Abdelali, A., Zafar, B., & Mohammed, B. (2019, March). Deep Learning architecture for temperature forecasting in an IoT LoRa based system. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Networking, Information Systems & Security* (pp. 1-6). https://doi.org/10.1145/3320326.3320375

Poornima, S., & Pushpalatha, M. (2019). Prediction of rainfall using intensified LSTM based recurrent neural network with weighted linear units. *Atmosphere*, *10*(11), 668. https://doi.org/10.3390/atmos10110668

Wang, L., Xu, L., Xu, M., Liu, G., Xing, J., Sun, C., & Ding, H. (2015). Obesity-associated MiR-342-3p promotes adipogenesis of mesenchymal stem cells by suppressing CtBP2 and releasing C/EBPα from CtBP2 binding. *Cellular Physiology and Biochemistry*, *35*(6), 2285-2298.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, *9*(8), 1735-1780.

Kratzert, F., Klotz, D., Brenner, C., Schulz, K., & Herrnegger, M. (2018). Rainfall–runoff modelling using long short-term memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, *22*(11), 6005-6022. https://doi.org/10.5194/hess-22-6005-2018

Zhang, Q., Wang, H., Dong, J., Zhong, G., & Sun, X. (2017). Prediction of sea surface temperature using long short-term memory. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *14*(10), 1745-1749. https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2733548