

KỸ THUẬT DỰ BÁO PHỤ TẢI CHO CÔNG TY ĐIỆN LỰC VINH LONG DỰA VÀO MẠNG LSTM LOAD FORECASTING TECHNIQUES FOR VINH LONG POWER COMPANY BASED ON LSTM NEURAL NETWORK

CÙ THỊ THU TRANG^{1,a}, PHẠM THANH TÙNG¹

¹Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vinh Long

^aTác giả liên hệ: Cuthithutrang1403@gmail.com

Nhận bài (Received): 16/12/2023; Phản biện (Reviewed): 29/02/2024; Chấp nhận (Accepted): 14/03/2024

TÓM TẮT

Bài báo này đề xuất giải pháp xây dựng mô hình dự báo để ước tính phụ tải điện dựa trên số đo của phụ tải điện hiện nay của Công ty Điện lực Vĩnh Long sử dụng mạng LSTM (Long-Short Term Memory). Đây là phương pháp dự đoán nhu cầu phụ tải trong tương lai bằng cách phân tích dữ liệu quá khứ và tìm ra các mẫu phụ thuộc của các quan sát theo bước thời gian của nó. Mạng LSTM là một loại mạng tuần hoàn được thiết kế đặc biệt để giải quyết vấn đề độ tin cậy dài hạn. Các kết quả mô phỏng đã chứng minh rằng phương pháp đề xuất cho kết quả đầy hứa hẹn bằng cách sử dụng sai số bình phương trung bình gốc (RMSE). Kết quả này sẽ giúp xác định trước sự biến động của phụ tải điện và tạo cơ hội hoặc phạm vi để chuẩn bị nhằm đáp ứng nhu cầu phụ tải tăng đột ngột, từ đó đáp ứng sự mong đợi của dự báo tải hoạt động với nhiều ứng dụng trong lĩnh vực hệ thống điện

Từ khóa: mô hình dự báo, phụ tải điện, mạng LSTM, điện lực Vĩnh Long

ABSTRACT

This paper proposes to make forecasting models to estimate the electrical load based on the measurements of current electrical loads of the Vinh Long power company using a Long Short-Term Memory network (LSTM). This is a method to predict future load demands by analyzing historical data and finding dependency patterns of its time-step observations. The LSTM network is a sort of temporal cyclic neural network that is specifically designed to address the long-term reliance issue. Simulation results proved that the proposed method revealed promising results using root mean square error (RMSE). This would help to ascertain the fluctuation in electric load well in advance and making an opportunity or scope for preparation to meet the sudden increase in load demand thereby meeting the expectations of an active load forecasting with numerous applications in power system arena.

Keywords: forecasting models, electrical load, LSTM network, Vinh Long power

1. GIỚI THIỆU

Với sự phát triển công nghiệp và thương mại hiện nay mà thế giới đang chứng kiến, năng lượng điện là yếu tố duy

nhất giúp thế giới tiếp tục phát triển và tiến bộ. Nhu cầu kiểm soát và giám sát năng lượng này là một nhiệm vụ cơ bản [1]. Phụ tải điện thay đổi và nhu cầu phụ

tải ngày càng tăng cần được dự đoán hoặc dự báo để tránh khủng hoảng năng lượng [2]. Dự báo phụ tải điện là cần thiết trong việc thiết kế và phát triển hệ thống điện. Nó rất quan trọng từ cả kỹ thuật lẫn tài chính vì nó cải thiện hiệu suất hệ thống điện, độ tin cậy, an toàn và ổn định cũng như giảm chi phí vận hành. Việc có các mô hình dự báo dự đoán tải điện trong tương lai là vô cùng quan trọng, điều này sẽ dẫn đến giảm chi phí và tài nguyên, cũng như tốt hơn phân phối phụ tải điện cho các công ty điện lực [3]. Các tính năng khác nhau như loại khách hàng, dân số, kinh tế, chỉ số, các yếu tố thời gian, công nghệ mới, điều kiện thời tiết và giá cả của điện ảnh hưởng đến dự báo phụ tải [4].

Có hai nhóm chính của phương pháp dự báo phụ tải điện: phương pháp cổ điển và phương pháp thông minh dựa vào công nghệ tính toán mềm [4]. Giá trị tương lai của các phương pháp thống kê và biến duy nhất là cơ sở của các phương pháp cổ điển. Các phương pháp này loại bỏ dữ liệu liên quan đến tải trong quá khứ. Điều này ảnh hưởng rất lớn đến kết quả dự báo. Trong khi đó, máy vector hỗ trợ, mạng wavelet, mạng nơ-ron (neural networks: NNS), thuật toán di truyền (genetic algorithms: GAS) và logic mờ (fuzzy logic: FL) là các kỹ thuật tính toán mềm được phát triển và ứng dụng mạnh mẽ trong thời gian gần đây, đặc biệt là mạng LSTM.

Mục tiêu của bài báo này là đề xuất giải pháp sử dụng mạng LSTM để dự báo phụ tải tại công ty điện lực Vĩnh Long đến năm 2030, tầm nhìn đến năm 2050. Mạng LSTM là một loại mạng tuần hoàn tạm thời được thiết kế đặc biệt để giải quyết vấn đề

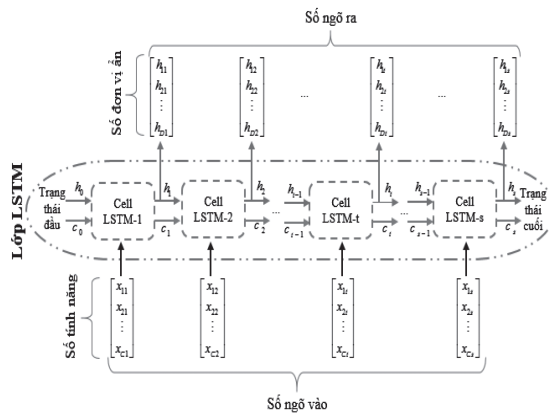
độ tin cậy dài hạn [5], [6]. Mạng LSTM nhằm mục đích trích xuất các pha của tải từ các mẫu của hồ sơ tiêu thụ điện năng cung cấp, sau đó lưu trữ các trạng thái này vào bộ nhớ và cuối cùng là dự báo dựa trên kiến thức đã học [3]. Mô hình dự báo trong nghiên cứu này dựa vào các dữ liệu như: sản lượng điện (triệu kWh), doanh thu điện (tỷ đồng), Dân số (Người), thu nhập bình quân đầu người (Triệu đồng/năm), sản lượng thủy sản (Tấn), tổng mức bán lẻ hàng hóa và doanh thu dịch vụ tiêu dùng (Tỷ đồng) do Công ty Điện lực Vĩnh Long và cục thống kê tỉnh Vĩnh Long cung cấp.

Bài báo được tổ chức gồm 4 phần như sau: giới thiệu là phần 1, phần 2 trình bày ứng dụng mạng LSTM trong dự báo phụ tải tại Công ty Điện lực Vĩnh Long, kết quả và bàn luận được trình bày trong phần 3 và phần 4 là kết luận.

2. ỨNG DỤNG MẠNG LSTM TRONG DỰ BÁO PHỤ TẢI TẠI CÔNG TY ĐIỆN LỰC VĨNH LONG

2.1. Mạng LSTM

Mô hình LSTM được phát triển nhằm khắc phục nhược điểm của mạng nơ-ron hồi quy (RNN - Recurrent Neural Network) bằng cách thêm bộ nhớ hoặc trạng thái ô (cell) vào mạng. Trạng thái cell có nhiệm vụ thêm hoặc xóa thông tin quá khứ dựa trên sự liên quan và tầm quan trọng của nó để thực hiện dự đoán. Cấu trúc của LSTM phức tạp hơn RNN. Nó có S khối cell được kết nối nối tiếp, trong đó S là tổng số bước thời gian hoặc độ dài của dữ liệu đầu vào. Hình 1 [7], [8] cho thấy kiến trúc của LSTM với C tính năng và D đơn vị ẩn, số trước tương đương với số lượng nơ-ron trong mạng nơ-ron cổ điển.



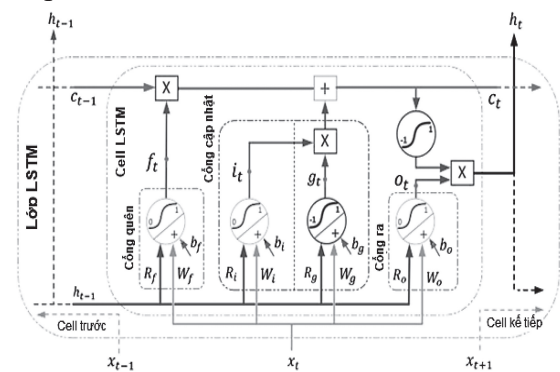
Hình 1. Một lớp LSTM nhiều ngõ vào, nhiều ngõ ra [7], [8]

Mỗi cell LSTM bao gồm ba khối cổng điều chỉnh để điều chỉnh trạng thái của nó. Những cổng này là những mạng đơn giản bao gồm các trọng số, ngưỡng và các hàm kích hoạt. Các cổng LSTM có thể được mô tả như sau:

➤ Cổng quên: Cổng này xác định thông tin từ trạng thái cell c_{t-1} (đường ngang trên cùng trong Hình 2) nên được loại bỏ bằng cách sử dụng thông tin từ trạng thái ẩn trước đó h_{t-1} và ngõ vào hiện tại x_t . Ngõ vào cell hiện tại x_t được nhân với ma trận trọng số W_f trong khi trạng thái ẩn trước đó h_{t-1} được nhân với ma trận trọng số hồi quy R_f . Các kết quả ngõ ra của các phép nhân này được thêm vào vector ngưỡng b_f . Cuối cùng, hàm sigmoid σ_g được kích hoạt để lấy vector ngõ ra f_t có các giá trị khác nhau giữa 0 và 1. Giá trị “0” có nghĩa là không có thông tin từ bước thời gian trước đó của trạng thái cell được phép lưu chuyển (không phải thông tin quan trọng), trong khi giá trị “1” có nghĩa là tất cả thông tin trước đó của bộ nhớ được phép lưu chuyển (vô cùng quan trọng). Nếu thông tin có liên quan một phần thì hàm sẽ xuất ra một giá trị nằm giữa “0” và “1”. Về mặt toán học, mô tả này có thể được viết như sau:

$$f_t = \sigma_g(W_f x_t + R_f h_{t-1} + b_f) \quad (1)$$

Trong đó, σ_g ký hiệu hàm kích hoạt của cổng và tất cả các tham số và biến khác được xác định ở trên. Nếu biến đầu vào x_t là một vector gồm các chuỗi có tính năng C và mỗi cell có D đơn vị ẩn, sau đó là trọng số W_f và R_f là các ma trận có kích thước $D \times C$ và $D \times D$ tương ứng, trong khi ngưỡng b_f là một vector có D phần tử. Kết quả là ngõ ra của cổng f_t là một vector với D phần tử.



Hình 2. Cấu trúc bên trong của một cell LSTM [7], [8]

➤ Cổng cập nhật: Cổng này được sử dụng để cập nhật trạng thái cell hoặc bộ nhớ được điều chỉnh bởi cổng quên trong bước trước. Nó bao gồm hai phần của mạng nơ-ron: cổng ngõ vào i_t và cell dự phòng g_t , và được cung cấp với cùng các ngõ vào được sử dụng cho cổng quên (h_{t-1} và x_t). Tuy nhiên, trọng số, ngưỡng và hàm kích hoạt của nhánh i_t và g_t là khác nhau. Đối với nhánh cổng ngõ vào i_t , ta có các biến ngõ vào x_t và h_{t-1} được tính trọng số bởi các ma trận W_i và R_i tương ứng và ngưỡng với b_i , và cuối cùng được kích hoạt bằng hàm sigmoid σ_g .

Điều tương tự cũng được lặp lại đối với nhánh trạng thái phụ g_t sử dụng ký hiệu i thay vì g và thay thế hàm sigmoid σ_g với hyperbol tan (tanh hoặc σ_s) để thu thập dữ liệu giữa -1 và 1. Nhánh ngõ vào được sử dụng để điều khiển ngõ ra của dữ liệu đã được nén –trạng thái phụ. Cuối cùng, ngõ ra của hai mạng nơ-ron f_t và g_t này được

nhân lên để tạo ra ngõ ra của cổng cập nhật.

Về mặt toán học, hai mạng này có thể được biểu diễn như sau:

$$i_t = \sigma_g(W_i x_t + R_i h_{t-1} + b_i) \quad (2)$$

$$g_t = \sigma_s(W_g x_t + R_g h_{t-1} + b_g) \quad (3)$$

Trong đó, σ_s ký hiệu hàm kích hoạt trạng thái.

➤ Cổng ngõ ra: Cổng này được sử dụng để tính toán trạng thái ẩn hiện tại h_t . Ta chuyển một bản sao của ngõ vào kết hợp (x_t và h_{t-1}) thành hàm sigmoid σ_g sau khi nhân với các trọng số tương ứng W_o và R_o , và được thêm vào ngưỡng b_o . Kết quả ngõ ra o_t được nhân với trạng thái cell hiện tại c_t sau khi được đưa về phạm vi $[-1, 1]$ bằng cách sử dụng hàm tanh σ_s . Về mặt toán học, cổng ngõ ra có thể được mô tả như sau:

$$o_t = \sigma_g(W_o x_t + R_o h_{t-1} + b_o) \quad (4)$$

Các phương trình của trạng thái cell mới c_t và trạng thái ẩn h_t là:

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * g_t \quad (5)$$

Bảng 1. Dữ liệu điện năng và các chỉ tiêu kinh tế- xã hội tỉnh Vĩnh Long từ 2000 đến 2022

Năm	Sản lượng điện (triệu kWh)	Doanh thu điện (tỷ đồng)	Dân số (Người)	Thu nhập BQ đầu người (Triệu đồng/năm)	Sản lượng thủy sản (Tấn)	Tổng mức bán lẻ hàng hóa và doanh thu dịch vụ tiêu dùng (Tỷ đồng)
2000	217,643.88	141.90	1,013,886	3.76	17,118	2,731.85
2001	241,566.20	169.47	1,014,650	3.99	18,796	3,037.16
2002	266,566.57	225.33	1,015,991	4.27	21,016	3,344.94
...	...	...	...	...	...	...
2020	1,121,065.31	2,255.37	1,022,971	41.28	153,303	51,354.63
2021	1,121,617.67	2,300.67	1,023,015	38.08	134,215	43,156.47
2022	1,222,703.90	2,511.74	1,024,822	42.02	150,257	56,491.76

$$h_t = o_s * \sigma_s(c_t) \quad (6)$$

Trong đó, phép toán $*$ đề cập đến phép nhân Hadamard (toán tử theo từng phần tử hoặc theo từng điểm).

2.2. Ứng dụng mạng LSTM trong dự báo phụ tải

a. Dữ liệu dự báo

Dữ liệu được chọn trong bài báo này được cung cấp từ Công ty Điện lực Vĩnh Long và cục thống kê tỉnh Vĩnh Long. Bảng 1 trình bày dữ liệu từ năm 2000 đến 2022 chứa 22 dòng và 7 cột. Tính năng chính của tập dữ liệu bao gồm: sản lượng điện-SLD (triệu kWh), doanh thu điện-DTD (tỷ đồng), Dân số-DS (Người), thu nhập bình quân đầu người-TNBQ (Triệu đồng/năm), sản lượng thủy sản SLTS (Tấn), tổng mức bán lẻ hàng hóa và doanh thu dịch vụ tiêu dùng-MBLHH&DTDV (Tỷ đồng). Điều này chỉ ra rằng tất cả các tính năng đều có tác động đáng kể đến biến phụ thuộc tức là năng lượng. Dữ liệu này được sử dụng làm mẫu để huấn luyện mô hình LSTM.

Gọi k là biến thời gian theo năm trong Bảng 1, tức $k = 2000, \dots, 2022$. Khi đó, trường dữ liệu $\tau(k)$ của năm thứ k được định nghĩa:

$$\tau(k) = [Nam(k) \ SLD(k) \ DTD(k) \ TNBQ(k) \ DS(k) \ SLTS(k) \ MBLHH\&DTDV(k)]^T \quad (7)$$

Dữ liệu $\tau(k)$, với $k = 2000, \dots, 2022$ trong quá khứ sẽ được sử dụng để huấn luyện mạng LSTM. Sau khi huấn luyện, mạng LSTM được sử dụng để nhận diện dữ liệu $\hat{\beta}(k)$ dựa vào thông tin của năm dự báo $Nam(k)$ và dữ liệu quá khứ $\tau(k-1)$. Tức là dự báo sản lượng và doanh thu điện cùng các chỉ tiêu kinh tế - xã hội khác cho ngay năm tiếp theo. Khi thu được dữ liệu dự báo $\hat{\beta}(k)$, dữ liệu này lại sẽ được tiếp tục được sử dụng để dự báo giá trị $\hat{\beta}(k+1)$. Quá trình dự báo cứ thế tiếp diễn dài hạn đến năm 2050.

b. Mô hình mạng LSTM

Mô hình mạng LSTM được sử dụng để dự báo dữ liệu của năm tiếp theo, dựa trên dữ liệu của năm hiện tại, như (2):

$$\hat{\beta}(k) = \hat{f}[Nam(k), \hat{\beta}(k-1), \kappa, \delta] \quad (8)$$

trong đó, $\hat{f}[\cdot]$ là mô hình dự báo bằng mạng LSTM; $\hat{\beta}(k)$ là dữ liệu của năm thứ k ; κ là tham số của mạng LSTM và δ là sai số của mô hình.

Mạng LSTM có thể học và ghi nhớ các chuỗi dài hơn và không phụ thuộc vào giá trị quan sát được xác định trước [9] và được sử dụng rộng rãi trong các mô hình dự báo, nhờ kỹ thuật học sâu hiệu quả của nó [10], [11].

Bằng kinh nghiệm và thử - sai, nghiên cứu đề xuất cấu trúc mạng LSTM gồm

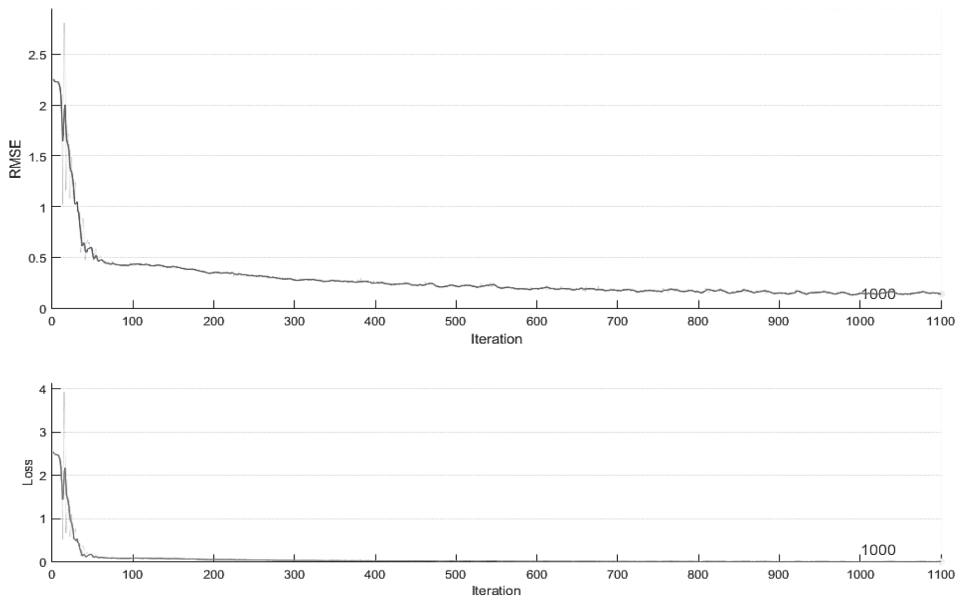
6 lớp. Lớp vào tiếp nhận dữ liệu $\tau(k)$ là thông tin về sản lượng và doanh thu điện, cùng các chỉ tiêu kinh tế - xã hội liên quan, được diễn tả bởi (7). Lớp LSTM có 1500 tế bào nhớ (1500 nút ẩn), cùng với bốn lớp theo sau là các lớp kết nối đầy đủ và lớp kích hoạt. Đặc điểm chính và quan trọng nhất của mạng LSTM là các tế bào có khả năng ghi nhớ các trạng thái quá khứ của dữ liệu. Mỗi tế bào LSTM thường chứa ba loại cổng, gồm cổng cập nhật (update gate), cổng ra (output gate) và cổng quên (forget gate), như Hình 2. Khi đó, ngõ ra của các cổng được xác định theo (1), (2) và (4). Trong đó, cổng cập nhật theo (1) giúp xác định việc lưu trữ thông tin mới trong tế bào; cổng ra (4) cung cấp giá trị ngõ ra của tế bào LSTM tại thời điểm k . Trong khi cổng quên (1) xác định thông tin nào cần loại khỏi tế bào.

c. Huấn luyện mạng LSTM bằng kỹ thuật học sâu

Mạng LSTM được huấn luyện trên phần mềm MATLAB với công cụ LSTM dựng sẵn. Thuật toán tối ưu Adam [12] được áp dụng trong 1.100 thời kỳ (epochs) huấn luyện với tốc độ học $\eta = 0.2$, kích thước của miniBatch là 20. Hiệu suất huấn luyện trong nghiên cứu này được đánh giá bằng sai số bình phương trung bình gốc (RMSE – Root Mean Square Error) theo (9) và được biểu diễn như Hình 3.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N-n} \sum_{k=n}^N [\tau(k) - \hat{\beta}(k)]^2} \quad (9)$$

với $\tau(k)$ là dữ liệu thực tế và $\hat{\beta}(k)$ là dữ liệu dự báo bởi mạng LSTM cho năm thứ k . Dữ liệu $\tau(k)$ thu thập từ năm n đến năm N .



Hình 3. Hiệu suất huấn luyện mạng LSTM

So với sai số trung bình, RMSE có thể phát hiện được nhiều dữ liệu hơn các mô hình, ngoài xu hướng tuyến tính, chưa được mô tả bởi mô hình. Giá trị đạt được của RMSE trong nghiên cứu này đạt ≈ 0.22 .

3. KẾT QUẢ VÀ BÀN LUẬN

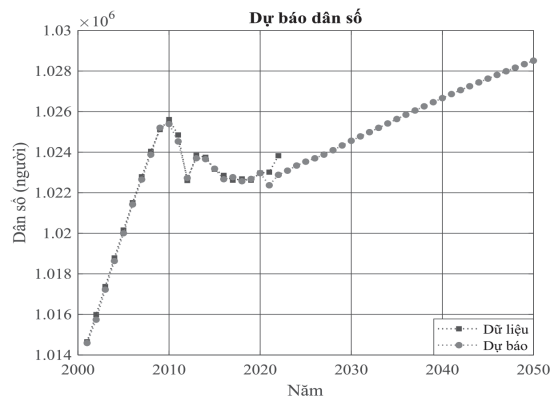
3.1. Dự báo sản lượng điện và các chỉ tiêu kinh tế xã hội

Mạng LSTM sau khi huấn luyện được sử dụng để dự báo sản lượng điện và các chỉ số kinh tế - xã hội của tỉnh Vĩnh Long đến năm 2050. Hình 4, Hình 5, Hình 6 và Hình 7 trình bày các kết quả dự báo về dân số, thu nhập bình quân, sản lượng thủy sản và tổng mức bán lẻ hàng hóa và doanh thu dịch vụ tiêu dùng của tỉnh Vĩnh Long đến năm 2050, tương ứng.

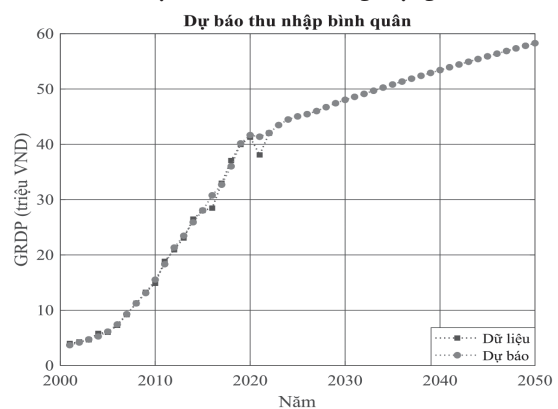
Kết quả dự báo về sản lượng điện và doanh thu điện thương phẩm của tỉnh Vĩnh Long đến năm 2050 được thể hiện như Hình 8 và Hình 9, tương ứng.

Các kết quả từ Hình 4 đến Hình 9 cho thấy sai số giữa dữ liệu thực tế do Công ty Điện lực và Cục thống kê tỉnh Vĩnh Long cung cấp với kết quả dự báo bằng mạng

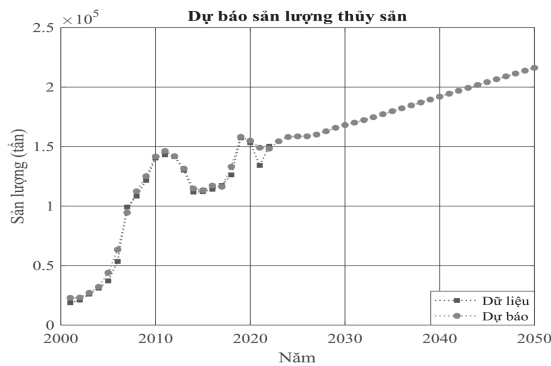
LSTM có sự khác biệt không lớn. Đường xu hướng tăng trưởng của các chỉ số kinh tế - xã hội và các chỉ số năng lượng là phù hợp.



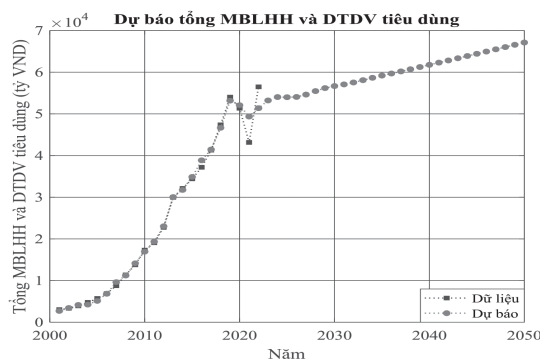
Hình 4. Dự báo về dân số dùng mạng LSTM



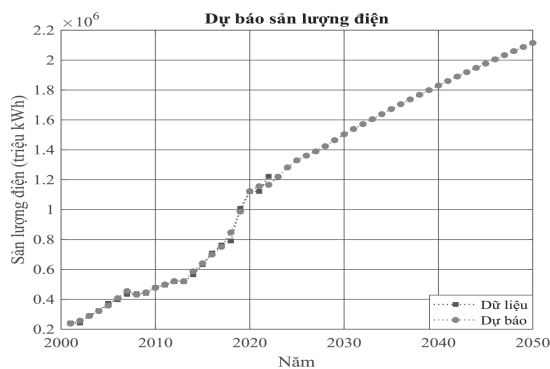
Hình 5. Dự báo về thu nhập bình quân dùng mạng LSTM



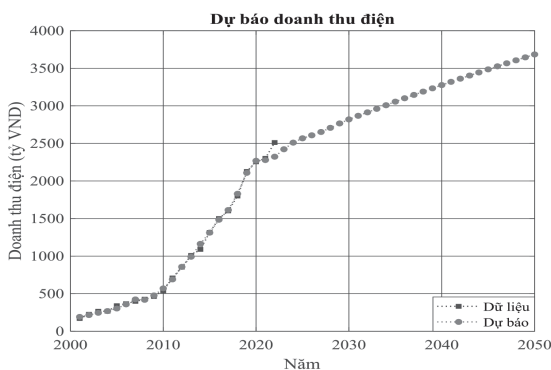
Hình 6. Dự báo về sản lượng thủy sản dùng mạng LSTM



Hình 7. Dự báo về tổng mức bán lẻ hàng hóa và doanh thu tiêu dùng sử dụng mạng LSTM



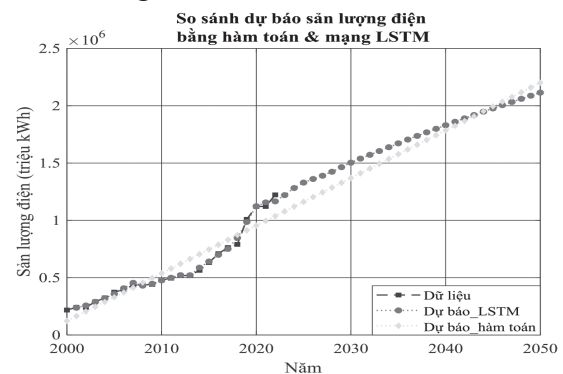
Hình 8. Dự báo về sản lượng điện dùng mạng LSTM



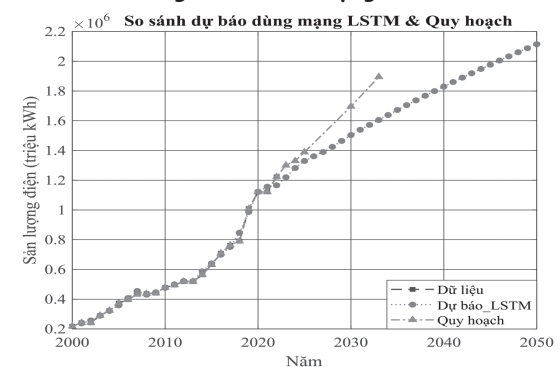
Hình 9. Dự báo về doanh thu điện dùng mạng LSTM

3.2. So sánh dữ liệu dự báo dựa vào mạng LSTM với quy hoạch

Hình 10 và Hình 11 trình bày kết quả so sánh giữa giá trị dự báo về sản lượng điện bằng mạng LSTM và kết quả dự báo bằng hàm tuyến tính và giá trị dự báo về sản lượng điện trong Đề án quy hoạch phát triển của Công ty Điện lực tỉnh Vĩnh Long giai đoạn 2016-2025, có xét đến 2035. Các kết quả so sánh từ Hình 10 và Hình 11 cho thấy rằng kết quả dự báo bằng mạng LSTM khả thi hơn kết quả dự báo bằng hàm toán và như theo đề án quy hoạch và phát triển Công ty Điện lực Vĩnh Long. Điều này cho thấy sự hợp lý của giá trị dự báo bằng mạng LSTM được áp dụng tại Công ty Điện lực Vĩnh Long.



Hình 10. So sánh dự báo sản lượng điện bằng hàm toán & mạng LSTM



Hình 11. So sánh dự báo dùng mạng LSTM & Quy hoạch

Các kết quả đạt được trong nghiên cứu này góp phần củng cố về khả năng ứng dụng của mạng LSTM trong công tác

dự báo, nhất là dự báo về các chỉ số năng lượng cơ bản, phục vụ công tác quy hoạch cơ sở hạ tầng cho ngành điện nói chung và Công ty Điện lực Vĩnh Long nói riêng.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã xây dựng được mô hình dự báo phụ tải n áp dụng cho Công ty Điện lực Vĩnh Long đến năm 2030, tầm nhìn đến năm 2050 dựa vào mạng LSTM. Với cấu trúc mạng LSTM gồm 6 lớp, 1500 nút ẩn, thuật toán tối ưu Adam được áp dụng trong 1.100 epochs huấn luyện với tốc độ học $\eta = 0.2$, kích thước của miniBatch là 20, giá trị đạt được của RMSE đạt ≈ 0.22 , các kết quả dự báo cho thấy sai số giữa dữ liệu thực tế do Công ty Điện lực và Cục thống kê tỉnh Vĩnh Long cung cấp với kết quả dự báo

bằng mạng LSTM có sự khác biệt không lớn, các chỉ số kinh tế - xã hội và các chỉ số năng lượng với xu hướng tăng trưởng phù hợp. Đồng thời, các kết quả so sánh giữa giá trị dự báo về sản lượng điện bằng mạng LSTM và kết quả dự báo bằng hàm tuyến tính và giá trị dự báo về sản lượng điện trong Đề án quy hoạch phát triển của Công ty Điện lực tỉnh Vĩnh Long cho thấy sự hợp lý của giá trị dự báo bằng mạng LSTM được áp dụng tại Công ty Điện lực Vĩnh Long. Vì thế, kỹ thuật này rất hiệu quả trong hỗ trợ ngăn ngừa quá tải, rất thiết thực trong cảnh báo lỗi. Tuy nhiên, do hạn chế về số liệu thu thập, nên khuynh hướng phát triển từng mảng là theo dõi được, nhưng độ tin cậy cao còn cần thời gian để thu thập và huấn luyện tiếp công cụ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] N. M. M. Bendaoud and N. Farah, "Using deep learning for short-term load forecasting," *Neural Comput & Applic*, vol. 32, no. 18, pp. 15029–15041, Sep. 2020, doi: 10.1007/s00521-020-04856-0.
- [2] Thapar Institue of Engineering and Technology Patiala, India and M. K. Singla, "Electrical Load Forecasting Using Machine Learning," *IJATCSE*, vol. 8, no. 3, pp. 615–619, 2019, doi: 10.30534/ijatcse/2019/45832019.
- [3] M. Abumohsen, A. Y. Owda, and M. Owda, "Electrical Load Forecasting Using LSTM, GRU, and RNN Algorithms," *Energies*, vol. 16, no. 5, pp. 1–31, 2023, doi: 10.3390/en16052283.
- [4] N. Ahmad, Y. Ghadi, M. Adnan, and M. Ali, "Load Forecasting Techniques for Power System: Research Challenges and Survey," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 71054–71090, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3187839.
- [5] M. Cordeiro-Costas, D. Villanueva, P. Eguía-Oller, M. Martínez-Comesaña, and S. Ramos, "Load Forecasting with Machine Learning and Deep Learning Methods," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 13, pp. 1–25, 2023, doi: 10.3390/app13137933.
- [6] J. Xin, Z. Wei, Y. Dong, and W. Ni, "LSTM-RNN-FNN Model for Load Forecasting Based on Deleuze's Assemblage Perspective," *Front. Energy Res.*, vol. 10, pp. 1–9, May 2022, doi: 10.3389/fenrg.2022.905359.
- [7] F. U. M. Ullah, A. Ullah, N. Khan, M. Y. Lee, S. Rho, and S. W. Baik, "Deep Learning-Assisted Short-Term Power Load Forecasting Using Deep Convolutional LSTM and

- Stacked GRU,” *Complexity*, vol. 2022, pp. 1–15, 2022, doi: 10.1155/2022/2993184.
- [8] Z. Hamad and I. Abdulrahman, “Deep learning-based load forecasting considering data reshaping using MATLAB\Simulink,” *Int J Energy Environ Eng*, vol. 13, no. 2, pp. 853–869, Jun. 2022, doi: 10.1007/s40095-022-00480-x.
- [9] Z. Chen *et al.*, “Load Forecasting Based on LSTM Neural Network and Applicable to Loads of ‘Replacement of Coal with Electricity,’” *J. Electr. Eng. Technol.*, vol. 16, no. 5, pp. 2333–2342, Sep. 2021, doi: 10.1007/s42835-021-00768-8.
- [10] N. Thai-Nghe, T. T. Hung, and N. C. Ngon, “A Forecasting Model for Monitoring Water Quality in Aquaculture and Fisheries IoT Systems,” in *2020 International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP)*, Quy Nhon, Vietnam: IEEE, 2020, pp. 165–169. doi: 10.1109/ACOMP50827.2020.00033.
- [11] B. Lim and S. Zohren, “Time-series forecasting with deep learning: a survey,” *Phil. Trans. R. Soc. A.*, vol. 379, no. 2194, pp. 1–13, 2021, doi: 10.1098/rsta.2020.0209.
- [12] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.