

## ELECTRICITY PRODUCTION FORECASTING FOR BAC LIEU PROVINCE USING DEEP LEARNING NEURAL NETWORKS

Nguyen Chi Ngon<sup>1\*</sup>, Tran Van Thao<sup>2</sup>, Nguyen Xuan Vinh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Can Tho University, <sup>2</sup>Vinh Long University of Technology Education

ARTICLE INFO	ABSTRACT
<p><b>Received:</b> 20/12/2021</p> <p><b>Revised:</b> 16/02/2022</p> <p><b>Published:</b> 23/02/2022</p>	<p>Electricity system planning is an important requirement in actively building and developing the infrastructure of the power system. It not only supports to meet the increasing requirements of customers, especially for demands of industrial development, but also brings benefits in business, transmission, distribution, and power supply. The electricity indicator forecasting tool plays an important and decisive role for feasible and reliable planning follows the eco-social development. This study aims to propose a solution to apply the long short-term memory (LSTM) neural network to forecast the electricity production and revenue of Bac Lieu province by 2050. This forecasting model is compared with the linear mathematical forecasting model, and the forecasted values of electricity production in the Project of electricity development planning of Bac Lieu province in the period 2016-2025 with a view to 2035. The forecasting results on electricity production of Bac Lieu province is consistent with past trends of the electricity production of developed countries in Europe. And the extension of using this model for other forecasting applications is feasible.</p>
<p><b>KEYWORDS</b></p> <p>Deep learning</p> <p>Electricity Production forecasting</p> <p>LSTM neural network</p> <p>MATLAB</p> <p>System planning</p>	

## DỰ BÁO SẢN LƯỢNG ĐIỆN TỈNH BẠC LIÊU DÙNG MẠNG HỌC SÂU

Nguyễn Chí Ngôn<sup>1\*</sup>, Trần Văn Thảo<sup>2</sup>, Nguyễn Xuân Vinh<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Cần Thơ

<sup>2</sup>Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Vĩnh Long

THÔNG TIN BÀI BÁO	TÓM TẮT
<p><b>Ngày nhận bài:</b> 20/12/2021</p> <p><b>Ngày hoàn thiện:</b> 16/02/2022</p> <p><b>Ngày đăng:</b> 23/02/2022</p>	<p>Quy hoạch hệ thống điện là một yêu cầu quan trọng trong việc chủ động xây dựng và phát triển cơ sở hạ tầng ngành điện. Nó vừa giúp đáp ứng tốt hơn yêu cầu ngày càng cao của khách hàng, nhất là yêu cầu phát triển công nghiệp, vừa mang lại lợi ích trong kinh doanh, truyền tải, phân phối và cung cấp điện. Công cụ dự báo các chỉ số điện năng đóng vai trò quan trọng, quyết định cho công tác quy hoạch khả thi và bám sát thực tiễn phát triển của xã hội. Nghiên cứu này nhằm đề xuất một giải pháp ứng dụng mạng học sâu LSTM (long short-term memory) để dự báo sản lượng và doanh thu điện thương phẩm của tỉnh Bạc Liêu đến năm 2050. Mô hình dự báo này được so sánh với hàm dự báo toán học tuyến tính thường dùng và giá trị dự báo về sản lượng điện trong Đề án quy hoạch phát triển điện lực tỉnh Bạc Liêu giai đoạn 2016-2025, có xét đến 2035. Kết quả dự báo sản lượng điện của tỉnh Bạc Liêu là phù hợp với xu thế phát triển trong quá khứ của các quốc gia ở châu Âu. Ngoài ra, khả năng mở rộng ứng dụng mô hình dự báo này là hoàn toàn khả thi.</p>
<p><b>TỪ KHÓA</b></p> <p>Học sâu</p> <p>Dự báo sản lượng điện</p> <p>Mạng LSTM</p> <p>MATLAB</p> <p>Quy hoạch hệ thống</p>	

DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.5362>

\* Corresponding author. Email: ncngon@ctu.edu.vn

## 1. Giới thiệu

Tái cấu trúc hệ thống điện là một yêu cầu quan trọng, vừa giúp đáp ứng nhu cầu của xã hội, nhu cầu duy trì nguồn cấp điện liên tục cho phát triển công nghiệp, vừa mang lại lợi ích trong kinh doanh, truyền tải, phân phối và cung cấp điện. Trong đó, việc quy hoạch phát triển hệ thống điện trở nên rất quan trọng, đòi hỏi phải có những công cụ dự báo cần thiết. Tuy nhiên, ở các quốc gia đang phát triển như Việt Nam, thách thức về việc đáp ứng nhu cầu năng lượng và dự báo nhu cầu năng lượng càng trở nên khó khăn hơn. Điện lực tỉnh Bạc Liêu cũng đối mặt với vấn đề này. Việc dự báo chính xác nhu cầu năng lượng điện giúp cho công tác quy hoạch hệ thống điện trở nên sát thực tế và hiệu quả hơn. Thời gian qua, Điện lực Bạc Liêu cũng đã tiến hành dự báo và xây dựng quy hoạch hệ thống điện [1]. Tuy nhiên, so sánh dữ liệu dự báo trong quy hoạch và dữ liệu thực tế các năm qua cho thấy có sự sai biệt đáng kể, đặt ra cho đơn vị một yêu cầu về việc phát triển một công cụ hiện đại và tin cậy hơn trong công tác dự báo sản lượng điện và các chỉ tiêu kinh tế - xã hội khác.

Một số phương pháp dự báo phụ tải và sản lượng điện đã được nghiên cứu và triển khai ở nhiều quốc gia trên thế giới. Các phương pháp dự báo này có thể được phân thành hai loại lớn. Một là, phương pháp dự báo theo mô hình tham số (parametric model). Hai là, phương pháp dự báo theo mô hình không tham số (non-parametric model). Phương pháp dự báo dùng mô hình tham số thường dùng kỹ thuật hồi quy thống kê [2], [3] và các mô hình toán học như mô hình hồi quy AR (autoregressive), MA (moving-average), ARMA (autoregressive–moving-average) và ARIMA (autoregressive integrated moving average) [4]-[6]. Các phương pháp dự báo năng lượng điện dựa trên mô hình toán học có thể triển khai tốt cho các quốc gia đã phát triển với cơ sở hạ tầng ổn định. Tuy nhiên khi áp dụng cho các quốc gia đang phát triển nó tỏ ra hạn chế và kém linh hoạt. Vì vậy, phương pháp dự báo theo mô hình không tham số đã và đang được phát triển mạnh mẽ. Phương pháp này chủ yếu dùng các thuật toán dựa trên trí tuệ nhân tạo, chẳng hạn như dùng mạng nơ-ron nhân tạo [7], [8], hệ mờ [9], [10], thuật toán di truyền [11]-[13], máy học véc-tơ hỗ trợ [14]... Các thuật toán dự báo năng lượng điện có huấn luyện tỏ ra ưu thế hơn khi công tác dự báo có xem xét đến các yếu tố kinh tế - xã hội ảnh hưởng đến sản lượng điện như thu nhập bình quân (GRDP), tổng doanh thu hàng hóa – dịch vụ, dân số... [7], [9]. Mặc dù các nghiên cứu dự báo năng lượng điện đã được triển khai ở nhiều quốc gia trên thế giới; song trong nước, các nghiên cứu này còn rất hạn chế, tập trung trên mạng nơ-ron nhân tạo truyền thống là logic mờ [4], [5].

Trong khi đó, những năm gần đây, kỹ thuật học sâu (deep learning) tỏ ra có nhiều ưu điểm trong việc dự báo tham số của các mô hình phức tạp, bất định như các yếu tố biến động về thông số môi trường [15], [16]. Ngoài ra, các nghiên cứu cũng chỉ ra rằng mạng học sâu LSTM (long short-term memory) có nhiều ưu điểm trong việc dự báo các yếu tố biến động theo thời gian, nhờ cơ chế nhớ dữ liệu quá khứ của nó [15]-[17].

Nghiên cứu này đề xuất giải pháp ứng dụng mạng học sâu LSTM để dự báo sản lượng điện dài hạn cho tỉnh Bạc Liêu, có xem xét đến các yếu tố kinh tế - xã hội khác như thu nhập bình quân đầu người, dân số tỉnh Bạc Liêu, sản lượng thủy sản hằng năm, tổng mức bán lẻ hàng hóa và dịch vụ trong tỉnh... Ngoài ra, do dữ liệu về nhu cầu phụ tải không thu thập được, nên nghiên cứu chỉ tập trung vào dự báo sản lượng và doanh thu điện thương phẩm, dựa trên dữ liệu giai đoạn 2000-2020 do Điện lực Bạc Liêu và Cục thống kê tỉnh Bạc Liêu cung cấp. Thông số dự báo về sản lượng và doanh thu điện thương phẩm, vốn có tương quan tốt với nhu cầu phụ tải của tỉnh. Do đó, dự báo về sản lượng điện có ý nghĩa quan trọng trong công tác quy hoạch và đầu tư phát triển hệ thống điện của tỉnh. Kết quả của mô hình dự báo này sẽ được so sánh với phương pháp dự báo bằng mô hình toán và quy hoạch hệ thống điện tỉnh Bạc Liêu đến năm 2035.

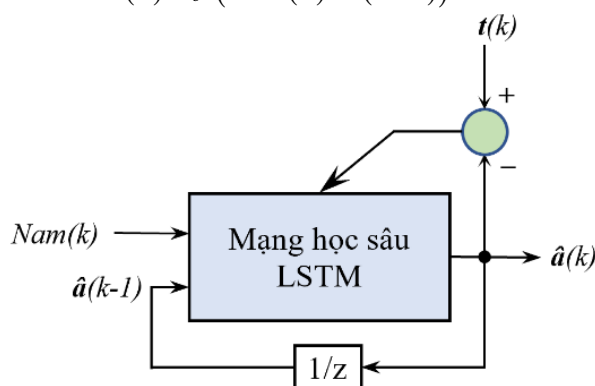
Nội dung còn lại của bài báo, được cấu trúc như sau: Phần 2 trình bày về phương pháp xây dựng mô hình dự báo dùng mạng học sâu LSTM; Phần 3 trình bày kết quả dự báo sản lượng và doanh thu điện thương phẩm, cùng các chỉ tiêu kinh tế - xã hội khác; Cuối cùng, phần 4 là kết luận và đề nghị của nghiên cứu.

## 2. Phương pháp nghiên cứu

### 2.1. Mô hình dự báo

Nguyên tắc xây dựng mô hình dự báo sản lượng điện được mô tả trên Hình 1 và công thức (1). Theo đó, gọi  $k$  là năm dự báo thì mô hình sẽ ước lượng giá trị  $\hat{a}(k)$  dựa vào tập hợp thông tin của năm dự báo  $Nam(k)$  và dữ liệu quá khứ  $\hat{a}(k-1)$ . Để huấn luyện mô hình dự báo dùng mạng học sâu LSTM, đòi hỏi phải thu thập dữ liệu quá khứ về sản lượng điện và các chỉ tiêu kinh tế - xã hội khác  $t(k)$ . Sự sai biệt giữa ngõ ra mô hình dự báo  $\hat{a}(k)$  và dữ liệu thực tế  $t(k)$  là cơ sở để huấn luyện mạng học sâu LSTM, theo hàm mục tiêu (8) sẽ được trình bày ở phần sau.

$$\hat{a}(k) = f(Nam(k), \hat{a}(k-1)) \quad (1)$$



Hình 1. Nguyên tắc xây dựng mô hình dự báo sản lượng điện

### 2.2. Thu thập dữ liệu

Dữ liệu giai đoạn 2000-2020 được thu thập ở Bảng 1, gồm sản lượng điện (SLD) và doanh thu điện (DTD) do Điện lực Bạc Liêu cung cấp. Dữ liệu về các chỉ tiêu kinh tế - xã hội do Cục thống kê Bạc Liêu cung cấp. Dữ liệu này bao gồm thu nhập bình quân đầu người (TNBQ), dân số trong tỉnh (DS), sản lượng thủy sản (SLTS) và doanh thu hàng hóa - dịch vụ (DTHHDV).

Gọi  $k$  là biên thời gian theo năm trong Bảng 1, tức  $k = 2000, \dots, 2020$ . Khi đó, trường dữ liệu  $t(k)$  của năm thứ  $k$  được định nghĩa:

$$t(k) = [Nam(k), SLD(k), DTD(k), TNBQ(k), DS(k), SLTS(k), DTHHDV(k)]^T \quad (2)$$

Bảng 1. Dữ liệu điện năng và các chỉ tiêu kinh tế - xã hội tỉnh Bạc Liêu

Năm	Sản lượng điện (triệu kWh)	Doanh thu điện (tỷ đồng)	Thu nhập bình quân (triệu đồng)	Dân số (người)	Sản lượng thủy sản (tấn)	Doanh thu hàng hóa dịch vụ (tỷ đồng)
<i>Nam</i>	<i>SLD</i>	<i>DTD</i>	<i>TNBQ</i>	<i>DS</i>	<i>SLTS</i>	<i>DTHHDV</i>
2000	79,40	49,00	4,50	754.053	80.937	1.450
2001	105,51	68,00	4,98	764.302	92.924	1.875
2002	131,42	92,00	6,10	774.359	116.911	2.303
2003	161,74	127,00	7,45	784.522	138.266	3.043
...	...	...	...	...	...	...
2020	1.101,40	2.020,46	54,37	913.481	380.750	48.774

Dữ liệu  $t(k)$ , với  $k = 2000, \dots, 2020$  trong quá khứ sẽ được sử dụng huấn luyện mạng học sâu LSTM. Sau khi huấn luyện, mạng LSTM được sử dụng để nhận diện dữ liệu  $\hat{a}(k)$  dựa vào thông tin của năm dự báo  $Nam(k)$  và dữ liệu quá khứ  $\hat{a}(k-1)$ . 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  $\hat{a}(k)$ , dữ liệu này lại sẽ được tiếp tục được sử dụng để dự báo giá trị  $\hat{a}(k+1)$ . Quá trình dự báo cứ thế tiếp diễn dài hạn đến năm 2050.

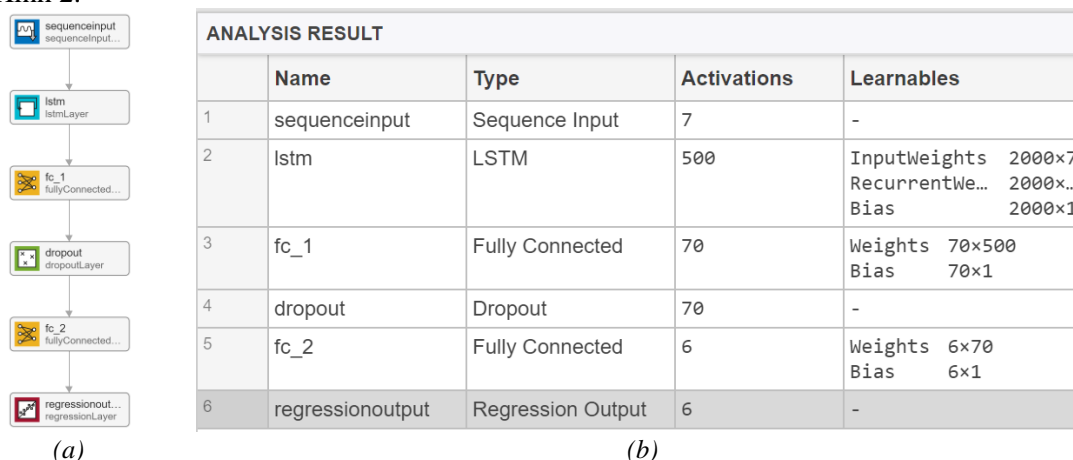
### 2.3. Xây dựng mô hình dự báo

Mô hình mạng học sâu LSTM (long short-term memory) được sử dụng để dự báo dữ liệu của năm tiếp theo, dựa trên dữ liệu của năm hiện tại, như (3):

$$\hat{a}(k) = \hat{f}[Nam(k), \hat{a}(k-1), \Theta, \varepsilon] \quad (3)$$

Trong đó,  $\hat{f}[\cdot]$  là mô hình dự báo bằng mạng LSMT;  $\hat{a}(k)$  là dữ liệu của năm thứ  $k$ ;  $\Theta$  là tham số của mạng LSTM và  $\varepsilon$  là sai số của mô hình.

Mạng LSTM là một mạng cải tiến của mạng hồi quy RNN (recurrent neural network), được sử dụng rộng rãi trong các mô hình dự báo, nhờ kỹ thuật học sâu hiệu quả của nó [15]-[17]. Trong nghiên cứu này, bằng kinh nghiệm và thử - sai chúng tôi đề xuất cấu trúc mạng LSTM như Hình 2.



**Hình 2.** Mạng học sâu LSTM: (a) cấu trúc mạng; (b) tham số mạng học sâu LSTM

Cấu trúc mạng LSTM trên Hình 2 gồm 6 lớp. Lớp vào tiếp nhận dữ liệu  $t(k)$  là thông tin về sản lượng và doanh thu điện, cùng các chỉ tiêu kinh tế - xã hội liên quan, được diễn tả bởi (2). Lớp LSTM có 500 tế bào nhớ (500 nút ẩn), cùng với bốn lớp theo sau là các lớp kết nối đầy đủ và lớp kích hoạt. Mỗi tế bào nhớ LSTM có cấu trúc như Hình 3. 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 vào (input gate), cổng ra (output gate) và cổng quên (forget gate), như Hình 3. Các cổng của tế bào LSTM bao gồm các hàm kích hoạt *sigmoid* tạo đầu ra có giá trị từ 0 đến 1. Hàm kích hoạt *sigmoid* được mô tả như (4), thường được sử dụng cho các cổng này. Nếu hàm kích hoạt cho giá trị 0 thì thuộc tính của dữ liệu sẽ bị xóa, ngược lại, khi hàm kích hoạt cho giá trị 1 thì thuộc tính của dữ liệu sẽ được giữ lại cho tầng tính toán tiếp theo.

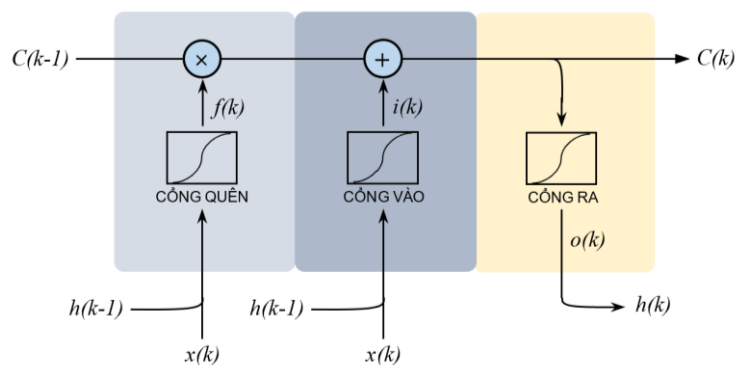
$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

Gọi  $i(k)$ ,  $f(k)$  và  $o(k)$  lần lượt là ngõ ra của cổng vào, cổng quên và cổng ra;  $w_m$  là trọng số tương ứng của cổng  $m$ ;  $h(k-1)$  là ngõ ra của tế bào LSTM tại thời điểm  $k-1$  trước đó;  $x(k)$  là tín hiệu ngõ vào hiện tại (thời điểm  $k$ ); và  $b_m$  là ngưỡng kích hoạt tương ứng của cổng  $m$ . Khi đó, ngõ ra của các cổng được xác định theo (4), (5) và (6) [16]. Trong đó, cổng vào theo (5) giúp xác định việc lưu trữ thông tin mới trong tế bào; cổng ra (7) cung cấp giá trị ngõ ra của tế bào LSTM tại thời điểm  $k$ . Trong khi cổng quên (6) xác định thông tin nào cần loại khỏi tế bào.

$$i(k) = \sigma(w_i[h(k-1), x(k)] + b_i) \quad (5)$$

$$f(k) = \sigma(w_f[h(k-1), x(k)] + b_f) \quad (6)$$

$$o(k) = \sigma(w_o[h(k-1), x(k)] + b_o) \quad (7)$$



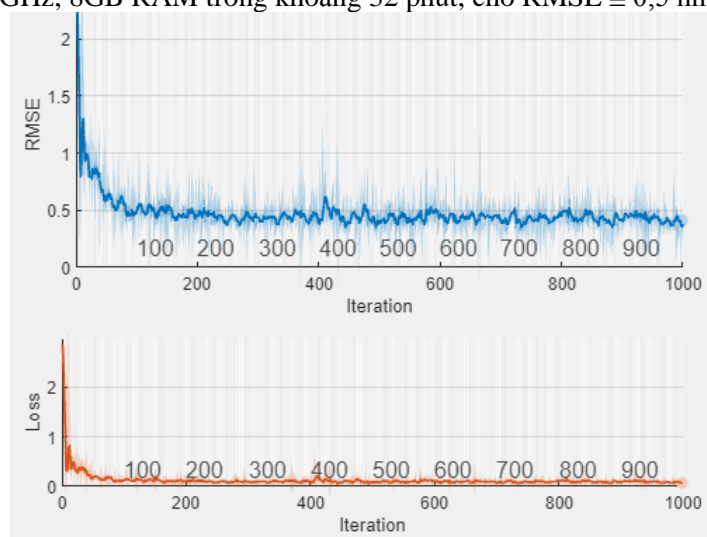
Hình 3. Cấu trúc một tế bào LSTM [16], [17]

#### 2.4. Huấn luyện mạng học sâu LSTM

Việc huấn luyện mạng LSTM được thực hiện trên phần mềm MATLAB với công cụ LSTM dựng sẵn [18]. Thuật toán tối ưu Adam [19] được áp dụng trong 1.000 thời kỳ (epochs) huấn luyện với tốc độ học  $\eta = 0.05$ . Hiệu suất huấn luyện được đánh giá bằng sai số bình phương trung bình gốc (RMSE – root mean square error) theo (8).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{(N-n)} \sum_{k=n}^N [t(k) - \hat{a}(k)]^2} \quad (8)$$

với  $t(k)$  là dữ liệu thực tế và  $\hat{a}(k)$  là dữ liệu dự báo bởi mạng LSTM cho năm thứ  $k$ . Dữ liệu  $t(k)$  thu thập từ năm  $n$  đến năm  $N$ . Tương ứng, trong nghiên cứu này,  $t(k)$  chính là dữ liệu quá khứ về sản lượng và doanh thu điện, cùng các chỉ tiêu kinh tế - xã hội thu thập trong giai đoạn 2000 - 2020, ở Bảng 1. Hiệu suất huấn luyện mạng LSTM trên máy tính cấu hình Intel(R) Core(TM) i7-4770 CPU @3.40GHz, 8GB RAM trong khoảng 32 phút, cho  $RMSE \cong 0,5$  như Hình 4.



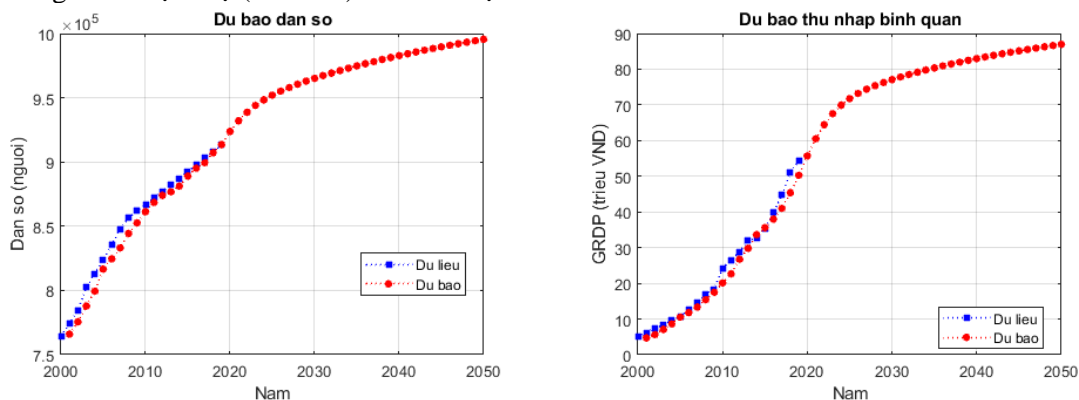
Hình 4. Hiệu suất huấn luyện mạng LSTM

### 3. Kết quả và bàn luận

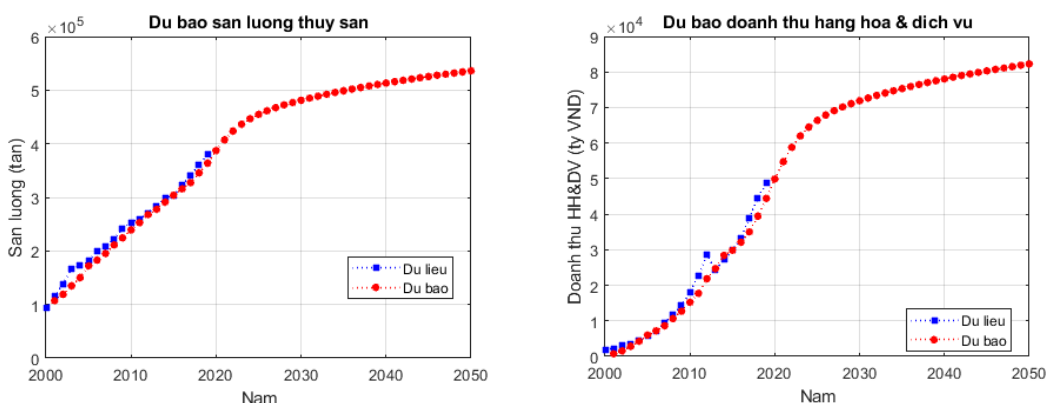
#### 3.1. Dự báo điện năng và các chỉ tiêu kinh tế - xã hội

Sau khi huấn luyện, mạng học sâu LSTM được sử dụng để dự báo sản lượng điện và các chỉ số kinh tế - xã hội của tỉnh Bạc Liêu đến năm 2050. Hình 5 và Hình 6 trình bày các kết quả dự

báo về dân số (Hình 5a), thu nhập bình quân (Hình 5b), sản lượng thủy sản (Hình 6a) và doanh thu hàng hóa – dịch vụ (Hình 6b) của tỉnh Bạc Liêu đến năm 2050.

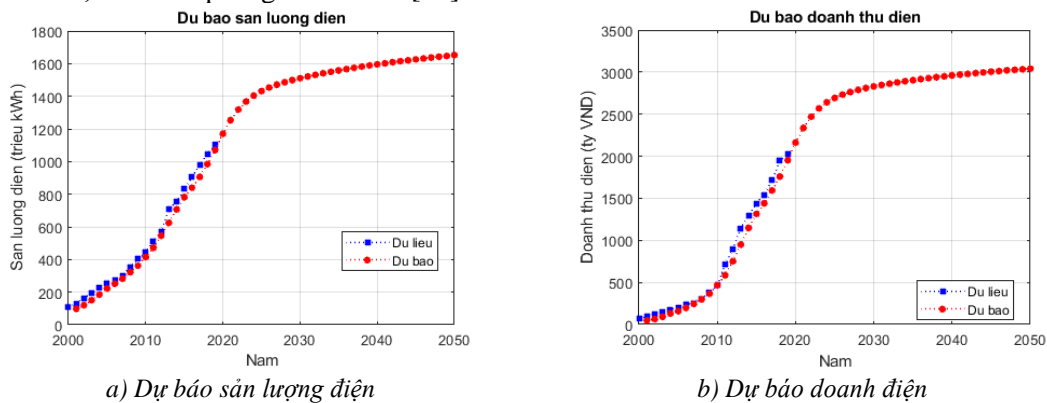


a) Dự báo dân số  
b) Dự báo thu nhập bình quân  
**Hình 5.** Dự báo về dân số và thu nhập bình quân



a) Dự báo sản lượng thủy sản  
b) Dự báo doanh thu hàng hóa - dịch vụ  
**Hình 6.** Dự báo các chỉ số về sản xuất, dịch vụ

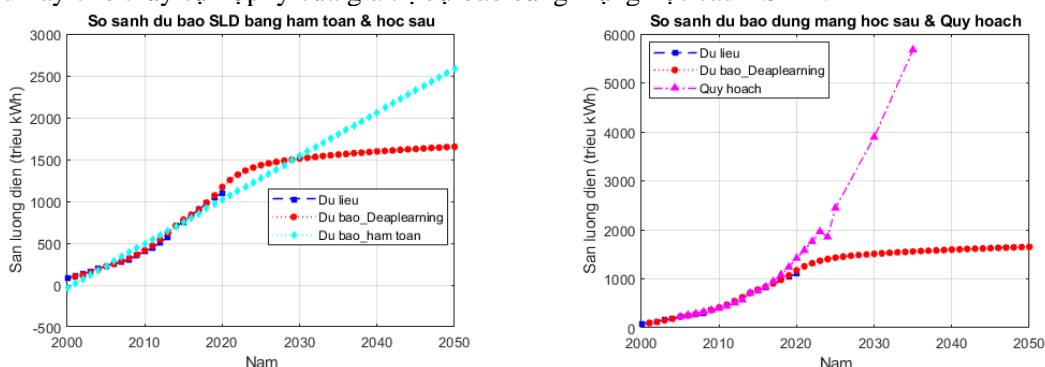
Tương tự, Hình 7 trình bày kết quả dự báo về sản lượng điện (Hình 7a) và doanh thu điện thương phẩm (Hình 7b) của tỉnh Bạc Liêu đến năm 2050. Các kết quả ở Hình 5, 6 và 7 cho thấy sai số giữa dữ liệu thực tế do Điện lực và Cục thống kê Bạc Liêu cung cấp với kết quả dự báo bằng mạng LSTM có sai biệt không lớn. Đường xu hướng tăng trưởng của các chỉ số kinh tế - xã hội và các chỉ số năng lượng là phù hợp. Vì thực tế cho thấy, với quỹ đất hạn hẹp, mỗi tỉnh thành sẽ có dân số và nhu cầu năng lượng dần đến bão hòa và tăng trưởng chậm ở cuối giai đoạn phát triển của nó, như các quốc gia châu Âu [20].



a) Dự báo sản lượng điện  
b) Dự báo doanh thu điện  
**Hình 7.** Dự báo các chỉ số điện năng

### 3.2. Đánh giá kết quả dự báo

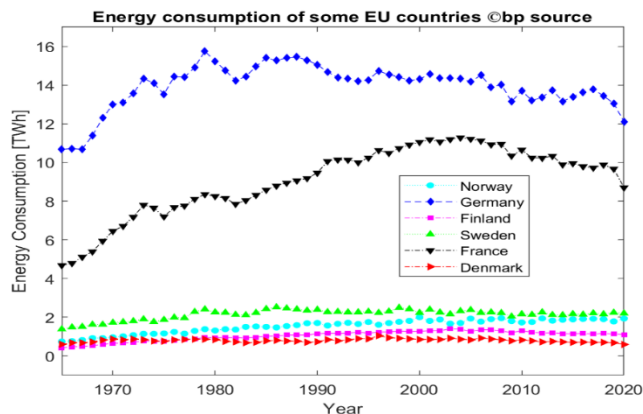
Hình 8 trình bày kết quả so sánh giữa giá trị dự báo về sản lượng điện bằng mạng học sâu LSTM và kết quả dự báo bằng hàm tuyến tính và giá trị dự báo về sản lượng điện trong Đề án quy hoạch phát triển điện lực tỉnh Bạc Liêu giai đoạn 2016-2025, có xét đến 2035 [1]. Kết quả dự báo trên Hình 8 cho thấy giá trị dự báo tăng theo hàm toán tuyến tính (Hình 8a) và tăng theo hàm mũ (Hình 8b) tỏ ra không hợp lý. Vì như đã đề cập, khi một tỉnh thành dần ổn định cơ sở hạ tầng, thì nhu cầu năng lượng nói chung và nhu cầu sử dụng điện năng nói riêng sẽ dần đến bão hòa và tăng trưởng chậm ở cuối giai đoạn phát triển của nó, như các quốc gia châu Âu. Thật vậy, Hình 9 cho thấy nhu cầu năng lượng của một số quốc gia châu Âu từ năm 1965 đến năm 2020 hầu như không tăng, thậm chí còn giảm trong 20 năm gần đây [20], [21]. Pháp và Đức là 2 quốc gia có mức tiêu thụ năng lượng lớn, nhưng nhu cầu năng lượng liên tục giảm trong 20 năm gần đây. Trong khi, các quốc gia Bắc Âu còn lại, nhu cầu năng lượng gần như bão hòa trong 50 năm qua. Điều này cho thấy sự hợp lý của giá trị dự báo bằng mạng học sâu LSTM.



a) So sánh kết quả dự báo SLD bằng mạng LSTM và mô hình toán tuyến tính      b) So sánh kết quả dự báo SLD bằng mạng LSTM và Quy hoạch hệ thống điện tỉnh Bạc Liêu

**Hình 8.** So sánh kết quả dự báo

Ngoài ra, theo kết quả dự báo bằng mạng LSTM trên Hình 8b, đến 2035 sản lượng điện toàn tỉnh Bạc Liêu đạt khoảng 1,55 tỷ kWh. Trong khi đó, theo quy hoạch phát triển hệ thống điện của tỉnh [1], đến 2035 dự báo đạt 5,67 tỷ kWh [1]. Kết quả này cho thấy hàm dự báo dạng lũy thừa (trên Hình 8b) được sử dụng để quy hoạch hệ thống điện của tỉnh Bạc Liêu có khả năng chưa đạt độ tin cậy cao. Thật vậy, nếu so sánh năm 2020, sản lượng điện thương phẩm toàn quốc đạt 217 tỷ kWh [22] và toàn tỉnh Bạc Liêu chỉ đạt 1,1 tỷ kWh (Bảng 1), thì đến 2035 sản lượng điện toàn tỉnh khó có thể chạm mốc gần 6 tỷ kWh như thế. Kết quả 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.



**Hình 9.** Tiêu thụ năng lượng của một số quốc gia châu Âu [20], [21]

#### 4. Kết luận và đề nghị

Giải pháp ứng dụng mạng học sâu LSTM được đề xuất để xây dựng mô hình dự báo sản lượng và doanh thu điện thương phẩm, cùng các chỉ số kinh tế - xã hội khác của tỉnh Bạc Liêu đến năm 2050. Mạng học sâu LSTM được thiết lập với 500 nút và dùng thuật toán tối ưu Adam để huấn luyện mạng dựa trên dữ liệu thu thập được của giai đoạn 2000-2020 do Điện lực và Cục thống kê Bạc Liêu cung cấp. Các chỉ số kinh tế - xã hội về dân số, thu nhập bình quân, sản lượng thủy sản và tổng doanh thu hàng hóa – dịch vụ đã được mạng LSTM dự báo, cùng với các chỉ số chủ yếu về sản lượng và doanh thu điện của tỉnh, đến năm 2050. Mô hình dự báo bằng mạng LSTM được so sánh với hàm dự báo toán học tuyến tính và kết quả dự báo về sản lượng điện trong Đề án quy hoạch phát triển điện lực tỉnh Bạc Liêu giai đoạn 2016-2025, có xét đến 2035. Kết quả so sánh cho thấy việc áp dụng mạng học sâu LSTM vào công tác dự báo về năng lượng điện và các chỉ số kinh tế - xã hội hoàn toàn khả thi. Trong thời gian tới, mô hình mạng LSTM sẽ được tiếp tục huấn luyện với dữ liệu cập nhật, để có thể trở thành một công cụ dự báo hữu dụng cho tỉnh Bạc Liêu nói chung và Điện lực Bạc Liêu nói riêng. Ngoài ra, việc ứng dụng mô hình mạng học sâu LSTM để dự báo các chỉ số kinh tế - xã hội cho các tỉnh thành khác cũng có thể triển khai được.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] Bac Lieu Power Co., *Project of electricity development planning of Bac Lieu province in the period 2016-2025 with a view to 2035*, Bac Lieu, 2015.
- [2] A. Ghanbari, A. Naghavi, S. F. Ghaderi, and M. Sabaghian, "Artificial Neural Networks and regression approaches comparison for forecasting Iran's annual electricity load," in *2009 International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives*, 18-20 March 2009, pp. 675-679, doi: 10.1109/POWERENG.2009.4915245.
- [3] W. Mansour, M. Moenes, H. Mahmoud, and A. Ghareeb, "Long term load forecasting for the Egyptian network using ANN and regression models," presented at the 21st International Conference on Electricity Distribution, Frankfurt, 6-9 June 2011.
- [4] V. B. Doan, "Electricity energy mid-term forecasting in Vietnam using neural networks," presented at the 35 years Anniversary Conference of Vietnam Academy of Science and Technology, Ha Noi, 10/2010, pp. 335-339.
- [5] B. T. T. Phan and M. V. Luong, "Load forecasting by regression model based on fuzzy rules," *Science & Technology Development, VNU-HCM City*, vol. 17, no. K1-2014, pp. 30-36, 2014.
- [6] Y. Li and D. Niu, "Application of Principal Component Regression Analysis in power load forecasting for medium and long term," in *2010 3rd Inter. Conf. on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE)*, 20-22 Aug. 2010, vol. 3, pp. V3-201-V3-203, doi: 10.1109/ICACTE.2010.5579658.
- [7] C. Hamzaçebi, "Forecasting of Turkey's net electricity energy consumption on sectoral bases," *Energy Policy*, vol. 35, no. 3, pp. 2009-2016, 2007, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.03.014>.
- [8] V. Shrivastava and R. B. Misra, "A Novel Approach of Input Variable Selection for ANN Based Load Forecasting," in *2008 Joint Inter. Conf. on Power System Technology and IEEE Power India Conference*, 12-15 Oct. 2008, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICPST.2008.4745348.
- [9] D. Ali, M. Yohanna, M. I. Puwu, and B. M. Garkida, "Long-term load forecast modelling using a fuzzy logic approach," *Pacific Science Review A: Natural Science and Engineering*, vol. 18, no. 2, pp. 123-127, July 01, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.psra.2016.09.011>.
- [10] F. C. Torrini, R. C. Souza, F. L. Cyrino Oliveira, and J. F. Moreira Pessanha, "Long term electricity consumption forecast in Brazil: A fuzzy logic approach," *Socio-Economic Planning Sciences*, vol. 54, pp. 18-27, June 01, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.seps.2015.12.002>.
- [11] K. M. El-Naggar and K. A. AL-Rumaih, "Electric Load Forecasting Using Genetic Based Algorithm, Optimal Filter Estimator and Least Error Squares Technique: Comparative Study," *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering*, vol. 1, pp. 953-957, 2007.
- [12] A. Gupta and P. K. Sarangi, "Electrical load forecasting using genetic algorithm based back-propagation method," *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*, vol. 7, no. 8, pp. 1017-1020, 2012.



- 
- [13] Y. Shi, H. Yang, Y. Ding, and N. Pang, "Research on Long Term Load Forecasting Based on Improved Genetic Neural Network," in *2008 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application*, 19-20 Dec. 2008, vol. 2, pp. 80-84, doi: 10.1109/PACIIA.2008.313.
- [14] P.-F. Pai and W.-C. Hong, "Forecasting regional electricity load based on recurrent support vector machines with genetic algorithms," *Electric Power Systems Research*, vol. 74, no. 3, pp. 417-425, June 01, 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2005.01.006>.
- [15] T.-N. Nguyen, T.-H. Tran and C.-N. Nguyen, "A Forecasting Model for Monitoring Water Quality in Aquaculture and Fisheries IoT Systems," in *2020 International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP)*, 25-27 Nov. 2020, pp. 165-169, doi: 10.1109/ACOMP50827.2020.00033.
- [16] T.-N. Nguyen, T.-H. Nguyen and C.-N. Nguyen, "Deep Learning Approach for Forecasting Water Quality in IoT Systems," *Inter. J. of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 8, pp. 686-693, 2020.
- [17] B. Lim and S. Zohren, "Time-series forecasting with deep learning: A survey," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 379, no. 2194, 2020, doi: 10.1098/rsta.2020.0209.
- [18] The Mathworks Inc., "Long Short-Term Memory Networks," in *Documentations*, ed, 2021.
- [19] 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.
- [20] BP, "Statistical Review of World Energy". [Online]. Available: <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy.html>. [Accessed Dec. 20, 2021].
- [21] H. Ritchie and M. Roser, "Sweden: Energy Country Profile," OurWorldInData. [Online]. Available: <https://ourworldindata.org/energy/country/sweden>. [Accessed Dec. 20, 2021].
- [22] T. Vu, "EVN surprises with improved financial situation in 2020," Institute of Energy Economics and Financial Analysis (IEEFA), July 2021. [Online]. Available: <https://ieefa.org/>. [Accessed Dec. 20, 2021].