

NGHIÊN CỨU ỨNG DỤNG HỌC SÂU TRONG DỰ BÁO CÔNG SUẤT PHÁT NGUỒN ĐIỆN GIÓ

INVESTIGATION INTO AND APPLICATION OF DEEP LEARNING IN WIND POWER FORECASTING

Đình Thành Việt¹, Võ Văn Phương², Dương Minh Quân¹, Nguyễn Đình Ngọc Hải³, Chu Văn Long³

¹*Trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng*

²*Công ty TNHH MTV Điện lực Đà Nẵng*

³*Sinh viên, Trường Đại học Bách khoa - Đại học Đà Nẵng*

*Tác giả liên hệ: dtviet@ac.udn.vn

(Nhận bài: 14/12/2020; Chấp nhận đăng: 19/3/2021)

Tóm tắt - Ngày nay, năng lượng gió đóng vai trò quan trọng trong lĩnh vực năng lượng, đặt ra những yêu cầu trong quản lý và vận hành nguồn năng lượng này. Một trong những yêu cầu quan trọng đó là dự báo công suất phát điện gió. Việc dự báo chính xác đem lại những lợi ích to lớn trong việc khai thác, vận hành hệ thống điện và thị trường điện. Bài báo này đề xuất mô hình dự báo công suất phát điện gió ngắn hạn dựa trên thuật toán học sâu sử dụng ngôn ngữ lập trình Python dựa trên thư viện TensorFlow. Hơn nữa, bài báo nghiên cứu so sánh, đánh giá các mô hình huấn luyện máy học nhằm nâng cao độ chính xác của kết quả dự báo. Mô hình đã được thử nghiệm với dữ liệu thực tế thu thập từ nhà máy điện gió Tuy Phong – Bình Thuận. Kết quả thu thập cho thấy, tính ưu việt của phương pháp trong dự báo với sai số thấp và tiết kiệm thời gian tính toán.

Từ khóa - Điện gió; dự báo công suất điện gió; học sâu; TensorFlow; trí tuệ nhân tạo

1. Đặt vấn đề

Hiện nay, song song với công cuộc công nghiệp hóa - hiện đại hóa thì nhu cầu về năng lượng cũng là một vấn đề quan trọng cần lưu tâm trong sự phát triển của đất nước. Trong khi các nguồn năng lượng thông thường như than đá, dầu mỏ, khí đốt... ngày càng cạn kiệt, gây ô nhiễm môi trường và là nguyên nhân chính gây ra hiệu ứng nhà kính, thì việc tận dụng các nguồn năng lượng sạch, tái tạo để thay thế một cách hiệu quả, giảm thiểu các tác động xấu đến môi trường, đảm bảo cung cấp năng lượng phục vụ cho việc phát triển kinh tế, góp phần giữ vững tình hình an ninh, chính trị quốc gia là một bước đi cần thiết. Một trong những nguồn năng lượng tái tạo có tiềm năng rất lớn hiện nay là nguồn năng lượng gió.

Năng lượng điện gió là nguồn năng lượng sạch và có tiềm năng rất lớn. Ngày nay, công nghệ điện gió phát triển mạnh và với tốc độ phát triển như hiện nay thì không bao lâu nữa năng lượng điện gió sẽ chiếm tỷ trọng lớn trong thị trường năng lượng của thế giới.

Theo báo cáo năng lượng gió toàn cầu năm 2019 của Hiệp hội Điện gió Toàn cầu (GWEC - Global Wind Energy Council) [1]:

+ Công suất điện gió được lắp đặt trên toàn cầu trong năm 2019 đạt 60,4 GW, tăng 19% so với năm 2018 và đạt mức tăng trưởng đứng thứ 2 trong lịch sử phát triển năng lượng điện gió.

Abstract - Nowadays, wind energy plays a vital role in the energy sector, setting requirements in managing and operating this energy source. One important requirement is the forecasting of wind power generation. Accurate forecasting brings large benefits in the exploitation, operation of the power system and the electricity market. This paper proposes a short-term wind power forecasting model based on the deep learning algorithm using Python programming language based on the TensorFlow library. Moreover, in this paper, the learning training models to improve the accuracy of forecasting results have been compared and evaluated. The model has been tested with actual data collected from Tuy Phong - Binh Thuan wind power plant. The obtained results showed, the correctness of the proposed method with small errors and less computational time.

Key words - Wind power; wind power forecasting; deep learning; TensorFlow; artificial intelligence

+ Tổng công suất năng lượng điện gió trên toàn cầu hiện nay đạt hơn 651 GW, tăng 10% so với năm 2018.

+ Năm 2020 dự kiến sẽ là một năm kỷ lục đối với năng lượng gió, GWEC dự báo công suất được lắp đặt mới sẽ đạt 76 GW.

Việt Nam là một đất nước có nhiều tiềm năng để phát triển điện gió. Hiện nay, có khá nhiều dự án điện gió đã và đang được triển khai. Ước tính công suất lắp đặt điện gió đến năm 2030 ở Việt Nam đạt 19 GW chiếm tỉ lệ 13,8% và đạt 60 GW chiếm tỉ lệ 21,8% đến năm 2045 [2]. Đến cuối năm 2019, công suất lắp đặt nguồn điện gió tại Việt Nam đạt 487,4 MW [3]. Với các chủ trương, chính sách của Đảng và Nhà nước như Nghị quyết 55 ngày 11/2/2020 của Bộ Chính trị, Nghị quyết 36 ngày 22/10/2018 của Ban Chấp hành Trung ương Đảng Cộng sản Việt Nam về phát triển năng lượng tái tạo, điện gió ngoài khơi, năng lượng sóng, thủy triều và hải lưu, đặc biệt, khi Hiệp định Thương mại tự do Việt Nam - EU (EVFTA) có hiệu lực, thì các nguồn vốn lớn và công nghệ điện gió ngoài khơi từ EU để dàng tham gia phát triển điện gió ngoài khơi tại Việt Nam. Các chuyên gia và nhà đầu tư hy vọng cơ hội cho Việt Nam có thể đột phá đi đầu ASEAN và trở thành một trung tâm điện gió ngoài khơi lớn của thế giới.

Do những yêu cầu về quản lý, vận hành hệ thống điện cũng như nhằm khai thác, sử dụng hiệu quả nguồn tài

¹ The University of Danang (Dinh Thanh Viet, Minh Quan Duong)

² Danang Power Company Limited (Vo Van Phuong)

³ Students The University of Danang - University of Science and Technology (Nguyen Dinh Ngoc Hai, Chu Van Long)

nguyên quý báu này, một trong những công việc quan trọng là dự báo công suất phát nguồn điện gió. Phụ thuộc vào tính chất riêng của mỗi nhà máy điện gió, có thể nghiên cứu, áp dụng những phương pháp dự báo công suất phát điện gió phù hợp.

Có thể phân loại dự báo công suất điện gió theo nhiều cách khác nhau. Xét theo miền thời gian, dự báo được chia theo 04 loại: Dự báo cực ngắn hạn – từ vài phút đến 01 giờ (Ultra-short-term); Dự báo ngắn hạn – từ 01 giờ đến vài giờ (Short-term); Dự báo trung hạn – từ vài giờ đến 01 tuần (Medium-term); Dự báo dài hạn – từ 01 tuần đến 01 năm trở lên (Long-term) [4].

Đã có rất nhiều nghiên cứu về dự báo công suất phát điện gió với các phương pháp khác nhau được đề xuất. Trên thế giới, phương pháp sử dụng kỹ thuật học máy (machine learning) và các mô hình lai (hybrid methods) để dự báo công suất điện gió được sử dụng phổ biến. Các mô hình học máy gần đây được sử dụng nhiều nhất là mạng nơ-ron như mạng nơ-ron lan truyền ngược (BPNN) kết hợp máy vector hỗ trợ (SVM) [5], mạng nơ-ron tích hợp và mạng wavelet [6], mạng nơ-ron nhân tạo ANN và mạng Bayes động (DBN) [7], mạng nơ-ron nghịch đảo đa nhân chính quy (MKRPINN) [8], mạng nơ-ron Bagging ANN và thuật toán K-means [9]. Một số nghiên cứu khác được triển khai theo hướng ứng dụng các thuật toán tối ưu như phương pháp tối ưu hóa bầy đàn (PSO) huấn luyện mạng nơ-ron mờ loại 2 (T2FNN) [10], thuật toán MOMFO [11], thuật toán chuẩn chuẩn và SVM [12], thuật toán tăng cường độ dốc cao SVR và random forest [13], thuật toán hiệu chỉnh lan truyền tuần tự (STCA), mạng trạng thái echo và biến đổi wavelet [14], phương pháp kết hợp đa mô hình MMC [15], mạng nơ-ron đơn vị định kỳ (GRUNNs) [16], các phương pháp học sâu (deep learning) [17],... Các phương pháp học sâu sử dụng thư viện TensorFlow như: Phương pháp kết hợp TensorFlow và phân tích các thành phần chính PCA [18]; Phương pháp kết hợp mạng nơ-ron liên kết (CNN) và mạng nơ-ron chức năng cơ sở hướng tâm (RBFNN) [19]. Ở Việt Nam, tác giả Lê Hà Phan và các cộng sự đã nghiên cứu sử dụng thuật toán ANFIS kết hợp phương pháp phân nhóm (Clustering) để dự báo công suất gió trước một ngày [20]. Phương pháp sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo kết hợp với phương pháp thông kê tự hồi quy (AutoRegressive) cho dự báo công suất gió ngắn hạn được giới thiệu ở [21]. Phương pháp sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo kết hợp với thuật toán di truyền, thuật toán tối ưu hóa bầy đàn được nghiên cứu và giới thiệu ở [22]. Hệ thống dự báo công suất điện mặt trời, điện gió do công ty Vinacac và Sprixin phát triển [23],...

Mỗi phương pháp dự báo công suất phát điện gió đều có những ưu, nhược điểm riêng, phù hợp với từng đặc điểm của mỗi nhà máy.

Với những yêu cầu trong công tác vận hành hệ thống điện và thị trường điện cạnh tranh trong tương lai, bài báo đề xuất một phương pháp dự báo điện gió thích hợp với bài toán dự báo trước 30 phút, 01 giờ, 24 giờ,... ứng dụng cho việc lập kế hoạch điều độ, đưa ra các quyết định vận hành hợp lý và đảm bảo an ninh hoạt động thị trường điện. Phương pháp đề xuất là sử dụng Keras – 1 API (Application Programming Interface) cấp cao của TensorFlow [24] để huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo trong dự báo điện gió. Chương trình được

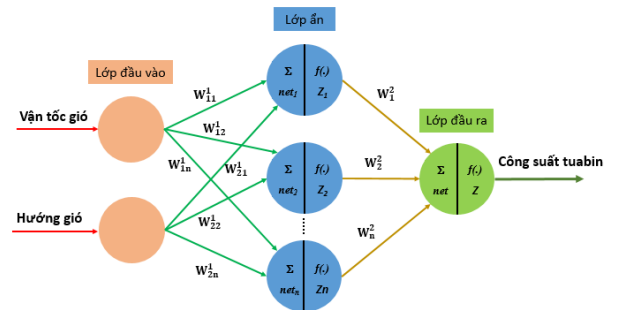
viết bằng ngôn ngữ lập trình Python [25] chạy trên môi trường Google Colaboratory [26] cho phép xử lý dữ liệu với tốc độ cao, lập trình đơn giản, thuận tiện, chương trình ngắn gọn, dễ hiểu và đặc biệt là cho kết quả tính toán nhanh chóng, đáp ứng nhu cầu vận hành thị trường điện luôn luôn biến đổi.

2. Mô hình dự báo công suất phát điện gió sử dụng TensorFlow

2.1. Mô hình mạng nơ-ron nhiều lớp truyền thẳng

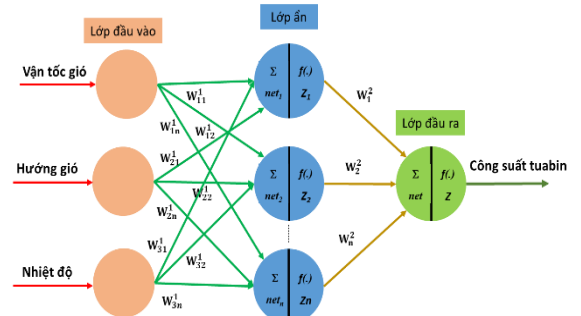
Có rất nhiều kiểu mạng nơ-ron nhân tạo, trong phương pháp dự báo được đề xuất sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp truyền thẳng. Trong đó, bài báo nghiên cứu 02 mô hình mạng nơ-ron khác nhau để đánh giá:

- Mạng nơ-ron sử dụng 2 dữ liệu đầu vào: Vận tốc gió, hướng gió như ở Hình 1a.



Hình 1a. Cấu trúc mạng nơ-ron 2 đầu vào

- Mạng nơ-ron sử dụng 3 dữ liệu đầu vào: Vận tốc gió, hướng gió, nhiệt độ như ở Hình 1b.



Hình 1b. Cấu trúc mạng nơ-ron 3 đầu vào

2.1.1. Các dữ liệu đầu vào

Nhìn chung, công suất phát P (W) của mỗi tuabin gió được mô tả như công thức dưới đây [28, 29]:

$$P = (1/2)\rho \times A \times C_p \times N_g \times N_b \times V^3$$

Trong đó ρ : mật độ không khí (kg/m^3), A : diện tích quét của rotor (m^2), C_p : hệ số hiệu suất, V : tốc độ gió (m/s), N_g : hiệu suất của máy phát điện, N_b : hiệu suất của hộp số.

$$\rho = \frac{353}{T + 273} e^{\frac{-h}{29.3(T+273)}}$$

với, T : nhiệt độ môi trường ($^{\circ}C$), h : độ cao của turbine gió so với mực nước biển.

Tuy nhiên, có một số yếu tố mang tính bất định ảnh hưởng đến công suất phát của tuabin gió nên trong bài báo này, tác giả sử dụng 03 yếu tố rõ ràng sau:

- Tốc độ gió: Ảnh hưởng trực tiếp đến công suất đầu ra tuabin.

- Hướng gió: Hướng gió khác nhau ảnh hưởng trực tiếp đến lực nâng cánh làm quay tuabin.

- Nhiệt độ: Ảnh hưởng đến mật độ không khí làm thay đổi công suất đầu ra tuabin.

2.1.2. Biến đầu ra của mạng

Biến đầu ra của mạng là công suất của tuabin.

2.1.3. Lớp nơon đầu vào

Có nhiệm vụ tiếp nhận các tín hiệu đầu vào và truyền cho các nơon trong lớp ẩn xử lý. Về cơ bản các các nơon trong lớp đầu vào không thực hiện các tính toán nào. Do vậy ta chọn số lượng nơon trong lớp đầu vào bằng với số lượng các biến đầu vào.

2.1.4. Lớp ẩn

Để xác định được số đơn vị tối ưu trong lớp ẩn cần phải thông qua huấn luyện mạng với một bộ số các đơn vị trong lớp ẩn và dự báo lỗi tổng quát hóa của từng lựa chọn.

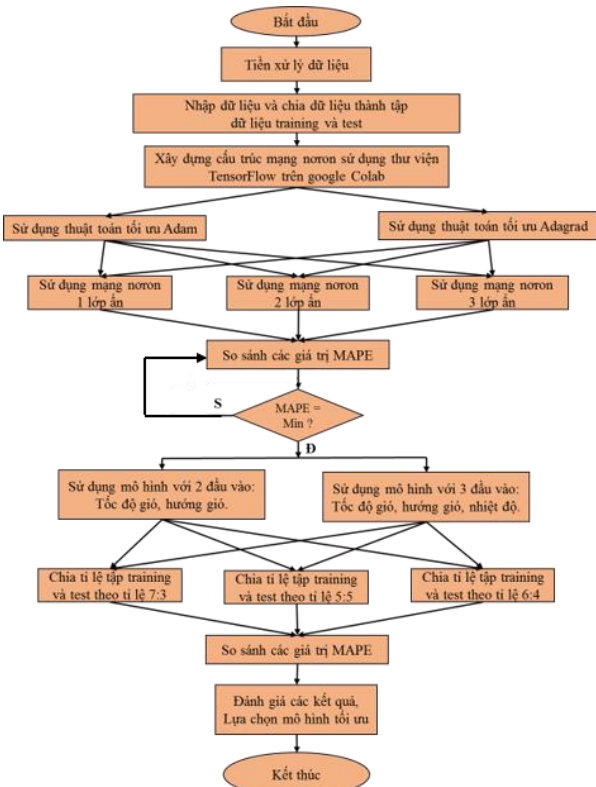
2.1.5. Lớp đầu ra

Số lượng nơon trong lớp đầu ra được chọn bằng số đầu ra của mạng.

2.1.6. Hàm kích hoạt

Sử dụng hàm ReLU và hàm Linear làm hàm kích hoạt cho các nơon trong lớp ẩn và lớp đầu ra tương ứng. Hàm ReLU là một trong các hàm kích hoạt phi tuyến tương tự hàm sigmoid hoặc tanh phù hợp với mô tả đường cong công suất phát của tuabin gió. Tuy nhiên, hàm ReLU có ưu điểm là có tốc độ hội tụ và kết quả tính toán nhanh hơn hẳn hai hàm kia, phù hợp với mục đích tính toán nhanh của mô hình đề xuất. Theo các nghiên cứu về dự báo công suất phát nguồn điện gió, hàm linear là hàm phù hợp nhất cho lớp đầu ra của mô hình.

2.2. Các bước thực hiện



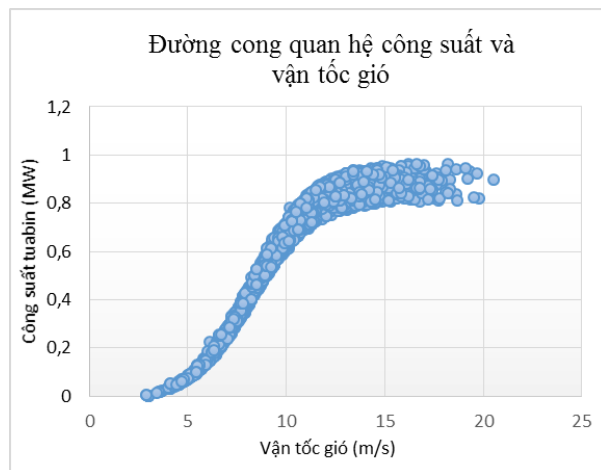
Hình 2. Lưu đồ thuật toán

Dữ liệu được sử dụng cho mô hình dự báo này được thu thập theo chu kỳ 30 phút từ nhà máy điện gió Tuy Phong – Bình Thuận, bao gồm các thông số: Tốc độ gió, hướng gió, nhiệt độ, công suất tuabin,... Lưu đồ thuật toán chương trình được thể hiện như Hình 2.

Thuật toán thực hiện như sau:

- Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu - dữ liệu thu thập được từ các nhà máy điện gió thường chứa các dữ liệu sai lệch (outliers), dữ liệu bị mất (missing data) do một số nguyên nhân như lỗi hệ thống, bảo trì sửa chữa, sự cố,... Có nhiều phương pháp để xử lý các dữ liệu lỗi, bài báo này sử dụng phần mềm Orange [27] để loại bỏ các dữ liệu ngoại lai, bằng các thuật toán như Isolation Forest, SVM (Support Vector Machine), Local Outlier Factor,...

Cơ sở dữ liệu sau khi xử lý gồm 3866 bộ số liệu, phân bố như đồ thị Hình 3.



Hình 3. Dữ liệu công suất phát và vận tốc gió của tuabin FL612 sau khi xử lý dữ liệu ngoại lai.

- Bước 2: Nhập dữ liệu sau khi xử lý và chia dữ liệu thành tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra.

- Bước 3: Xây dựng cấu trúc mạng nơon sử dụng TensorFlow.

- Bước 4: Lựa chọn các thông số của mạng (số đầu vào, số lớp ẩn, số nơon trong các lớp, hàm kích hoạt), hàm tối ưu hóa, hàm mất mát.

- Bước 5: Huấn luyện mô hình.

- Bước 6: Sử dụng tập dữ liệu kiểm tra để dự báo công suất phát của tuabin.

- Bước 7: Tính toán các giá trị sai số.

- Bước 8: So sánh, kết luận.

Để đánh giá hiệu quả của các mô hình dự báo, trong bài báo sử dụng loại tiêu chuẩn đo độ chính xác là sai số phần trăm giá trị tuyệt đối trung bình (MAPE – Mean Absolute Percentage Error) [22]:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_i^{true} - P_i^{predict}|}{P_i^{true}} 100\%$$

Trong đó, P_i^{true} là giá trị công suất thực tế thứ i , $P_i^{predict}$ là giá trị công suất dự đoán thứ i và N là tổng số mẫu dữ liệu thu thập được.

3. Kết quả và đánh giá

3.1. Dự báo công suất phát điện gió

Mục đích sử dụng các mô hình khác nhau để huấn luyện mạng nơron, so sánh giá trị MAPE của các mô hình và từ đó chọn ra mô hình tốt nhất để áp dụng dự báo công suất phát nguồn điện gió.

Xét 2 điều kiện là số lớp ẩn (1, 2, 3 lớp ẩn) và hàm tối ưu hoá (Adam, Adagrad), qua đó lựa chọn được mô hình tối ưu theo số lớp ẩn và hàm tối ưu hoá. Kết quả tính toán dự báo được thể hiện như Bảng 1. Trong đó, mô hình dự báo sử dụng thuật toán Adagrad với 03 lớp ẩn cho giá trị sai số trung bình thấp nhất là 4,87%.

Bảng 1. Kết quả sai số với các mô hình huấn luyện khác nhau

Lần chạy	Hàm tối ưu Adagrad			Hàm tối ưu Adam		
	1 lớp ẩn	2 lớp ẩn	3 lớp ẩn	1 lớp ẩn	2 lớp ẩn	3 lớp ẩn
1	7,43	5,46	4,88	5,20	5,76	4,93
2	6,32	4,97	4,88	5,45	5,12	4,99
3	7,68	5,29	4,89	5,77	5,61	5,77
4	8,91	5,08	4,89	5,85	4,99	5,72
5	5,52	4,99	4,90	5,07	5,35	5,31
6	8,91	5,55	4,88	5,55	5,06	5,34
7	5,62	5,12	4,89	5,16	5,27	5,45
8	7,84	5,91	4,91	5,69	5,54	5,16
9	8,20	5,00	4,87	5,44	5,33	5,51
10	6,42	4,99	4,86	5,42	5,33	4,87
11	7,98	5,40	4,70	5,42	5,65	5,21
12	5,09	5,17	4,91	5,21	4,99	5,53
13	5,02	5,32	4,91	5,63	5,64	5,37
14	6,28	5,14	4,96	5,57	4,92	5,44
15	4,96	4,95	4,87	5,29	4,78	5,94
16	7,71	5,38	4,91	5,39	5,10	5,13
17	5,46	5,05	4,63	5,53	4,86	5,56
18	7,17	5,79	4,85	5,46	5,19	5,40
19	8,13	5,15	4,87	5,49	5,49	5,14
20	8,93	4,98	4,96	5,23	5,70	5,33
Trung bình	6,98	5,23	4,87	5,44	5,28	5,35

Trên cơ sở lựa chọn được thuật toán Adagrad và số lớp ẩn tối ưu như trên, tác giả tiếp tục nghiên cứu ảnh hưởng của số lượng biến đầu vào và tỉ lệ dữ liệu tập train/test để đánh giá sai số. Số lượng biến đầu vào được thay đổi như sau:

- 02 biến đầu vào: Vận tốc và hướng gió;
- 03 biến đầu vào: Vận tốc gió, hướng gió, nhiệt độ.

Tỷ lệ của tập train/test được thử nghiệm với các tỷ lệ phần trăm: 70/30; 60/40; 50/50

Kết quả thử nghiệm ảnh hưởng của số lượng biến đầu vào và tỉ lệ dữ liệu tập train/test đến sai số dự báo được thể hiện như Bảng 2. Trong đó, mô hình dự báo với 02 thông số đầu vào cho sai số tốt nhất ở tỉ lệ tập train/test tương ứng là 70/30. Mô hình dự báo với 03 thông số đầu vào cho sai số tốt nhất ở tỉ lệ tập train/test tương ứng là 70/30 và 50/50.

Từ các kết quả sai số với các mô hình huấn luyện trên ta chọn được mô hình huấn luyện tối ưu:

- Số đầu vào: 2 đầu vào (kết quả cho thấy nhiệt độ không ảnh hưởng nhiều đến sai số dự báo).

- Tỷ lệ của tập train – test: 70/30.

- Số lớp ẩn trong mạng nơron: 3 lớp ẩn, mỗi lớp ẩn chứa 512 nơron.

- Hàm tối ưu hóa: Adagrad.

- Hàm kích hoạt cho lớp đầu vào và các lớp ẩn là hàm “relu”.

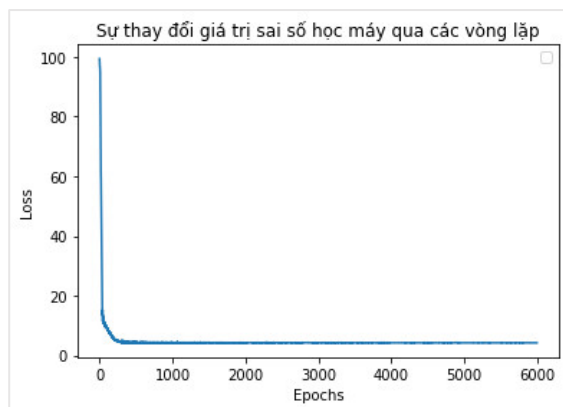
- Hàm kích hoạt cho lớp đầu ra là hàm “linear”.

Sai số MAPE trung bình với mô hình là 4,87%.

Bảng 2. Kết quả sai số với các mô hình huấn luyện khác nhau

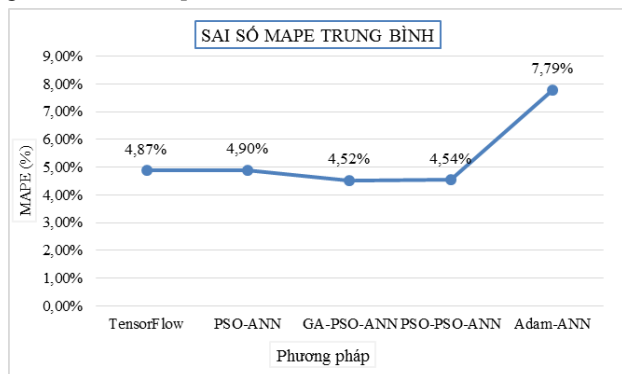
Lần chạy	Thông số đầu vào					
	Vận tốc gió, hướng gió			Vận tốc gió, hướng gió, nhiệt độ		
	Tỷ lệ tập dữ liệu training/test					
	70/30	60/40	50/50	70/30	60/40	50/50
1	4,88	8,15	4,79	4,83	8,16	6,21
2	4,88	7,11	6,54	5,48	8,23	8,82
3	4,89	5,25	6,96	5,48	5,79	6,82
4	4,89	6,70	4,95	8,58	7,89	7,79
5	4,90	6,09	7,85	5,41	5,61	5,75
6	4,88	7,64	7,95	4,96	6,12	5,92
7	4,89	7,64	6,48	6,32	6,98	5,69
8	4,91	6,26	4,90	4,80	4,95	7,45
9	4,87	7,78	7,72	5,49	7,51	6,18
10	4,86	8,34	5,27	7,31	6,03	5,64
11	4,70	5,72	7,27	8,70	8,16	5,19
12	4,91	7,75	5,63	5,62	6,52	8,25
13	4,91	5,99	5,52	4,70	8,29	6,94
14	4,96	5,65	7,30	7,54	6,28	4,82
15	4,87	6,15	5,90	7,80	8,16	5,80
16	4,91	6,29	5,72	8,31	7,33	7,45
17	4,63	7,01	7,12	4,66	5,39	5,79
18	4,85	8,46	7,18	5,03	5,96	5,34
19	4,87	7,22	7,55	7,17	5,18	5,94
20	4,96	7,15	5,04	8,76	7,60	5,48
Trung bình	4,87	6,92	6,38	6,35	6,81	6,36

Sự thay đổi giá trị sai số học máy qua các vòng lặp được thể hiện ở Hình 4.



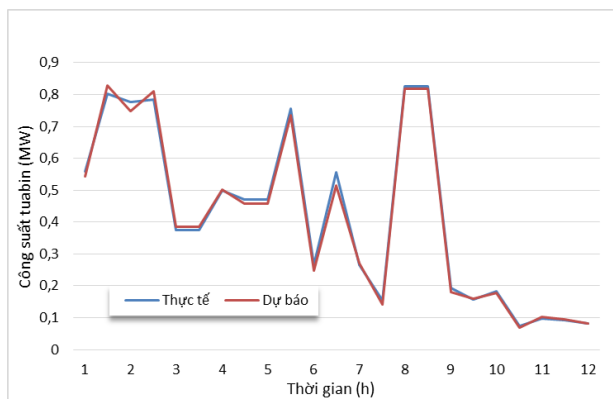
Hình 4. Sự thay đổi giá trị sai số học máy qua các vòng lặp

Dựa vào kết quả sai số xét với tập kiểm tra với các mô hình dự báo trước đây cho thấy, kết quả dự báo khả quan, sai số nằm ở mức thấp. Tuy nhiên, phương pháp dự báo đề xuất có ưu điểm là có tốc độ huấn luyện rất nhanh, cho kết quả dự báo chỉ sau vài phút chạy chương trình. Kết quả so sánh giá trị sai số MAPE với một số mô hình dự báo điện gió khác [22, 28] được thể hiện như Hình 5.

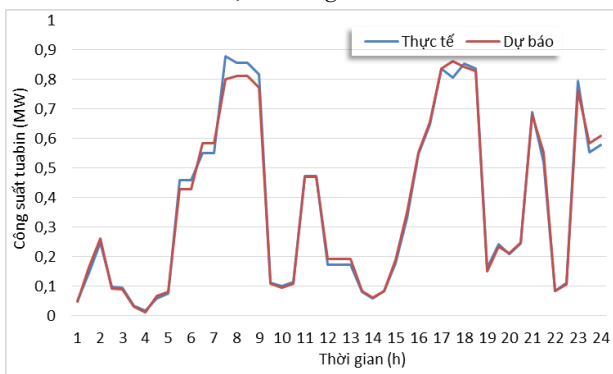


Hình 5. Đồ thị sai số MAPE trung bình của một số thuật toán

Hình 6 và Hình 7 thể hiện mối tương quan giữa dữ liệu thực tế và số liệu dự báo do mô hình đề xuất, trong đó thể hiện số liệu dự báo bám khá sát so với số liệu thực tế.



Hình 6. Đồ thị tương quan công suất dự báo và thực tế trong 12h tới



Hình 7. Đồ thị tương quan công suất dự báo và thực tế trong 24h tới

4. Kết luận

Với những yêu cầu thực tiễn trong ngành công nghiệp điện, việc dự báo nhanh chóng công suất phát nguồn điện gió với sai số thấp đem lại những lợi ích to lớn trong công tác vận hành hệ thống điện. Bài báo đề xuất phương pháp

và xây dựng mô hình dự báo điện gió ngắn hạn sử dụng ngôn ngữ lập trình Python, kết hợp thư viện TensorFlow để huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo. Sai số dự báo được cải thiện thông qua việc thử nghiệm và lựa chọn hàm kích hoạt, hàm tối ưu hóa, số lớp ẩn, số nơ-ron trong mỗi lớp, tỷ lệ tập huấn luyện/kiểm tra phù hợp với dữ liệu. Tiêu chuẩn đánh giá sai số phần trăm trung bình (MAPE) được dùng để so sánh sai số của các mô hình huấn luyện, lựa chọn được mô hình tối ưu. So sánh với các nghiên cứu trước đây về dự báo điện gió cho thấy kết quả dự báo khả quan, sai số tương đối thấp, việc lập trình bằng ngôn ngữ Python chạy trên môi trường GoogleColab giúp tiết kiệm thời gian, đơn giản hóa việc lập trình. Phần mềm do bài báo đề xuất có thể được ứng dụng vào thực tiễn cho công tác dự báo công suất phát các nhà máy điện gió.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được tài trợ bởi Quỹ Phát triển Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng trong đề tài có mã số B2019-DN01-27.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] GWEC, 25 March 2020, "Global Wind Report 2019". [Online]. Available: <https://gwec.net/global-wind-report-2019/>
- [2] *Năng lượng Việt Nam*, 14 July 2020, "Phát triển nguồn điện trong Quy hoạch điện VIII và những thách thức trong lựa chọn". [Online]. Available: <http://nangluongvietnam.vn/news/vn/nhan-dinh-phan-bien-kien-nghi/phan-trien-nguon-dien-trong-quy-hoach-dien-viii-va-nhung-thach-thuc-trong-lua-chon.html>
- [3] Shuxin Lim, 23 April 2020, "Market to watch: Vietnam". [Online]. Available: <https://gwec.net/market-to-watch-vietnam-2/>
- [4] Lê Đình Dương, "Phương pháp dự báo vận tốc gió cho các nhà máy điện gió có xét đến mối tương quan về không gian và thời gian", *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng*, trang 6-10, vol. 17, No. 8, 2019.
- [5] X. Peng, D. Deng, J. Wen1, L. Xiong, Sh. Feng, B. Wang, "A Very Short-Term Wind Power Forecasting Approach based on Numerical Weather Prediction and Error Correction Method", *2016 China International Conference on Electricity Distribution (CICED 2016)* Xi'an, 10-13 August, 2016.
- [6] H. ZhiWang, G.Q. Li, G. Wang, J. Peng, H.Jiang, Y. Liu, "Deep learning based ensemble approach for probabilistic wind power forecasting", *ScienceDirect*, Pages 56-70, Vol 188, 15 February 2017.
- [7] A. Reyes, P. H. Ibarg'uengoytia, J. D. Jij'on, A. Garc'ia1, M. Borunda, "Wind Power Forecasting for the Villonaco WindFarm Using AI Techniques", *Mexican International Conference on Artificial Intelligence*, Pages: 226-236, October 23-28, 2016.
- [8] J. Naik, S. Dash, P. K. Dash, R. Bisoi, "Short term wind power forecasting using hybrid variational mode decomposition and multi-kernel regularized pseudo inverse neural network", *ScienceDirect*, pages 180-212, Vol 118, April 2018.
- [9] Wenbin Wu; Mugen Peng, "A Data Mining Approach Combining K-Means Clustering With Bagging Neural Network for Short-Term Wind Power Forecasting", *IEEE Internet of Things Journal*, Vol: 4, no. 4, pp: 979 - 986, March 2017.
- [10] A. Sharifian, M. J. Ghadi, S. Ghavidel, Li Li, J. Zhang, "A new method based on Type-2 fuzzy neural network for accurate wind power forecasting under uncertain data", *ScienceDirect*, Pages 220-230, Vol 120, May 2018.
- [11] P. Du, J. Wang, W. Yang, T. Niu, "A novel hybrid model for short-term wind power forecasting", *ScienceDirect*, Pages 93-106, Volume 80, July 2019.
- [12] L. Li, X. Zhao, M. L. Tseng, R. R. Tan, "Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm", *ScienceDirect*, Volume 242, 1 January 2020.
- [13] H. Demolli, A. S. Dokuz, A. Ecemis, M. Gokcek, "Wind power forecasting based on daily wind speed data using machine learning algorithms", *ScienceDirect*, Vol 198, 15 October 2019.

- [14] H. Wang, Zh. Lei, Y. Liu, J. Peng, Jing Liu, "Echo state network based ensemble approach for wind power forecasting", *ScienceDirect*, Vol 201, 1 December 2019.
- [15] You Lin; Ming Yang; Can Wan; Jianhui Wang; Yonghua Song, "A Multi-Model Combination Approach for Probabilistic Wind Power Forecasting", *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol: 10, no. 1, pp: 226 - 237, May 2018.
- [16] Min Ding, Hao Zhou, Hua Xie, Min Wu, Yosuke Nakanishi, Ryuichi Yokoyama, "A gated recurrent unit neural networks based wind speed error correction model for short-term wind power forecasting", *ScienceDirect*, Vol 365, 6 November 2019, Pages 54-61.
- [17] H. Wang, Zh. Lei, X. Zhang, B. Zhou, J. Peng, "A review of deep learning for renewable energy forecasting", *ScienceDirect*, Volume 198, 15 October 2019.
- [18] M. Khan, Tianqi Liu, F. Ullah, "A New Hybrid Approach to Forecast Wind Power for Large Scale Wind Turbine Data Using Deep Learning with TensorFlow Framework and Principal Component Analysis", vol 12, *Energies* 2019.
- [19] Ying-Yi Hong, C. L. Paulo, P. Rioflorido, "A hybrid deep learning-based neural network for 24-h ahead wind power forecasting", *ScienceDirect*, Pages 530-539, Volume 250, 15 September 2019.
- [20] Lê Hà Phan, PECC2, "Điện gió và trí tuệ nhân tạo: Đã đến lúc máy móc có thể đưa ra dự báo chính xác?". [Online]. Available: <http://www.pecc2.com/Detail.aspx?isMonthlyNew=1&newsID=101358&MonthlyCatID=0>
- [21] Lương Thị Diễm Đoàn, "Nghiên cứu dự báo công suất phát của nhà máy điện gió", *Tài liệu số Trường Đại học Bách khoa – Đại học Đà Nẵng*, 2018, <http://tainguyenso.dut.udn.vn/handle/DUT/771>
- [22] D. T. Viet, V. V. Phuong, D. M. Quan, T. Q. Tuan, "Models for Short-Term Wind Power Forecasting Based on Improved Artificial Neural Network Using Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithms", *Energies*, vol 13(11), 2873, 4 June 2020.
- [23] Tuấn Hoàng, Trang tin điện tử ngành điện, 27 December 2019, "Hệ thống dự báo công suất năng lượng tái tạo". [Online]. Available: <http://icon.com.vn/vn-s83-158753-646/He-thong-du-bao-cong-suat-nang-luong-tai-tao.aspx>
- [24] ITechSeeker, 20 March 2019, "Giới thiệu về TensorFlow". [Online]. Available: <http://itechseeker.com/tutorials/tensorflow/gioi-thieu-ve-tensorflow/>
- [25] Kteam, 07 March 2020, "Giới thiệu ngôn ngữ lập trình Python". [Online]. Available: <https://www.howkteam.vn/course/lap-trinh-python-co-ban/gioi-thieu-ngon-ngu-lap-trinh-python-1535>
- [26] GDRIVE – GOOGLE DRIVE UNLIMITED, 26 May 2020, "Google Colab là gì? Hướng dẫn sử dụng Google Colab". [Online]. Available: <https://gdrive.vip/google-colab-la-gi-huong-dan-su-dung-google-colab/>
- [27] Orange Data Mining, "Outliers", [Online]. Available: <https://orange3.readthedocs.io/projects/orange-visual-programming/en/latest/widgets/data/outliers.html>
- [28] Dinh Thanh Viet, Vo Van Phuong, Minh Quan Duong, Alexander Kies, Bruno U Schyska, Yuan Kang Wu, "A Short-Term Wind Power Forecasting Tool for Vietnamese Wind Farms and Electricity Market", *2018 4th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*, 23-24 Nov. 2018, Ho Chi Minh City, Vietnam.
- [29] Mohamed A. El-Sharkawi, *Electric energy: An Introduction*, 3rd edition, CRC Press, Taylor & Francis Group (Power Electronics and Applications Series), Boca Raton, FL, USA, 2013.