



DOI:10.22144/ctujos.2023.156

DỰ BÁO NGẮN HẠN CÔNG SUẤT PHÁT CỦA TUABIN GIÓ SỬ DỤNG MẠNG NƠN TRUYỀN THĂNG

Nguyễn Phương An¹ và Đỗ Nguyễn Duy Phương^{2*}

¹Học viên cao học lớp Kỹ thuật điện K27, Trường Bách Khoa, Trường Đại học Cần Thơ

²Khoa Kỹ thuật điện, Trường Bách Khoa, Trường Đại học Cần Thơ

*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Đỗ Nguyễn Duy Phương (email: dndphuong@ctu.edu.vn)

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 12/01/2023

Ngày nhận bài sửa: 20/02/2023

Ngày duyệt đăng: 23/02/2023

Title:

Short-term forecasting wind power using feedforward neural network

Từ khóa:

Dự báo công suất điện gió, dự báo ngắn hạn, mạng nơon nhân tạo, mạng nơon truyền thăng, tuabin gió

Keywords:

Artificial neural network, feedforward neural network, short-term forecasting, wind turbines, wind power prediction

ABSTRACT

Due to current environmental problems and increasing energy demand, wind energy technologies have been extensively researched and developed. Accurate and fast short-term forecasting of wind turbine generating capacity is crucial for large-scale integration of wind power generation into the grid. However, the random nature of wind speeds makes forecasting a challenging task. This article proposes a predictive model using ANN (artificial neural network) model. Furthermore, the article compares and evaluates machine learning training models to improve the accuracy of prediction results. The proposed model has been trained and tested on data collected from a wind turbine installed at Hacom Hoa Binh - Bac Lieu wind farm with two forecast periods: a period of thirty minutes in 12 continuous hours and one-hour cycles for 24 consecutive hours. Experimental results show that the proposed model outperforms other models with low error and time-saving.

TÓM TẮT

Do các vấn đề môi trường toàn cầu ngày càng nóng lên và nhu cầu năng lượng ngày càng tăng, các công nghệ năng lượng gió đã được nghiên cứu và phát triển rộng rãi. Dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin gió chính xác và nhanh chóng là rất quan trọng để tích hợp quy mô lớn sản xuất điện gió vào lưới điện. Tuy nhiên, đặc điểm ngẫu nhiên của tốc độ gió khiến việc dự báo trở thành một nhiệm vụ đầy thách thức. Mô hình dự báo thực hiện bằng mô hình ANN (mạng nơon nhân tạo) được đề xuất trong bài viết; Bên cạnh đó 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 được đề xuất đã được huấn luyện và thử nghiệm trên dữ liệu thu thập được từ một tuabin gió được lắp đặt tại trang trại gió Hacom Hòa Bình – Bạc Liêu với hai khoảng thời gian dự báo: chu kỳ ba mươi phút trong 12 giờ liên tục và chu kỳ một giờ trong 24 giờ liên tục. Kết quả thử nghiệm chỉ ra rằng mô hình được đề xuất vượt trội so với các mô hình khác với sai số thấp và tiết kiệm thời gian.

1. GIỚI THIỆU

Cùng với các mối quan tâm về hiện tượng nóng lên toàn cầu và các vấn đề ô nhiễm môi trường ngày càng phát triển nhanh, đặc biệt là sự gia tăng trong nhu cầu sử dụng nhiên liệu đã và đang thúc đẩy những nỗ lực chuyên sâu nhằm thay thế những nguồn nhiên liệu hóa thạch sẵn có. Một trong những nguồn năng lượng sạch quan trọng nhất chính là nguồn năng lượng gió. Nguồn năng lượng này có những lợi ích chính về công nghệ giảm phát thải khí gây hiệu ứng nhà kính trong vận hành và công nghệ phát điện thành nhiệt - lưu trữ nhiệt (Dorotic et al., 2020), mang lại lợi ích to lớn về kinh tế.

Theo báo cáo năng lượng gió toàn cầu năm 2022 của Hiệp hội Điện gió Toàn cầu (GWEC - Global Wind Energy Council) (Alex, 2022):

+ Ngành công nghiệp gió đã có năm tốt thứ hai từ trước đến nay với mức tăng trưởng vào năm 2021 chỉ 1,8% so với năm kỷ lục 2020. Gần 94 GW công suất đã được bổ sung, bắt chập năm thứ hai của đại dịch COVID-19.

+ Tổng công suất năng lượng điện gió được lắp đặt mới năm 2021 là 93,6 GW, nâng công suất điện gió tích lũy toàn cầu lên 837 GW, cho thấy mức tăng trưởng hàng năm (YoY) là 12%. Thị trường gió trên đất liền tăng thêm 72,5 GW trên toàn thế giới, con số này thấp hơn 18% so với năm 2020.

+ GWEC Market Intelligence dự kiến rằng 557 GW công suất mới sẽ được bổ sung trong 5 năm tới - tương đương với hơn 110 GW lắp đặt mới mỗi năm cho đến năm 2026.

Việt Nam đang dẫn đầu quá trình chuyển đổi năng lượng của Đông Nam Á sau khi lắp đặt hơn 20 GW năng lượng tái tạo trong khoảng thời gian ngắn 3 năm từ 2019 đến 2021. Việt Nam hiện có gần 4 GW điện gió và 16 GW điện mặt trời. Riêng trong năm 2021, nước ta đã khiến cả thế giới ngạc nhiên với sự bùng nổ ấn tượng về gió bắt chập sự gián đoạn nghiêm trọng của chuỗi cung ứng do đại dịch COVID-19. Hơn 3.360 MW công suất điện gió mới đã được xây dựng vào cuối năm 2021 khi ngành này gặp rút đáp ứng thời hạn biểu giá điện gió (FIT), đưa Việt Nam trở thành thị trường năng lượng gió lớn nhất Đông Nam Á (ducnm12@gmail.com, n.d.). 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 (Tuấn, 2020). Các tuabin gió được lắp đặt ở các địa điểm trên bờ, gần bờ và ngoài khơi hoặc dưới dạng các trạm phát điện hỗn hợp. Các tuabin gió

chịu ảnh hưởng của một số yếu tố bao gồm vị trí của tuabin (trên bờ, gần bờ và ngoài khơi), tốc độ gió, mật độ không khí, nhiệt độ, áp suất không khí, diện tích quét và độ cao của tuabin (El-Ahmar et al., 2017).

Tất cả những điều này có thể ảnh hưởng đến sự ổn định vận hành của lưới điện. Nhiều nghiên cứu đã chỉ ra những yếu tố này có thể ảnh hưởng đến độ tin cậy của năng lượng gió. Năng lượng gió có nhiều đặc điểm như tốc độ và hướng gió thay đổi, sự gián đoạn và sự chuyển động của gió. Điều này chủ yếu là do tính chất ngẫu nhiên của gió. Do những đặc điểm trên đã khiến gió trở thành một nguồn năng lượng tái tạo phức tạp cho việc mô hình hóa. Vì vậy, việc phát triển mô hình dự báo công suất điện gió có độ chính xác cao sẽ đóng một vai trò quan trọng trong việc giảm tỷ lệ cắt giảm, cũng như việc cải thiện tính ổn định của hệ thống điện.

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 siêu 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) (Duong, 2019).

Đã có rất nhiều nghiên cứu về dự báo công suất phát điện gió với các phương pháp khác nhau, có thể được phân loại thành bốn nhóm: phương pháp vật lý, phương pháp thống kê, phương pháp trí tuệ nhân tạo, phương pháp lai (Okumus & Dinler, 2016).

Với phương pháp vật lý được phát triển chủ yếu dựa trên phương pháp dự báo thời tiết số (NWP), cho thấy khả năng xử lý nhanh trong việc dự báo tốc độ gió trung bình thời gian dài (Sun & Wang, 2018). Phương pháp kết hợp thời tiết hiện tại và dự báo thời tiết số bằng số dự đoán để thiết kế một mô hình dự báo ngắn hạn công suất điện gió có độ chính xác cao, có xác suất (Pan et al., 2015). Một phương pháp khác đã trình bày sự điều chỉnh liên quan đến các lỗi của phương pháp số, cho phép kết hợp hiệu quả dữ liệu thống kê và vật lý, cải thiện độ chính xác của dự báo bằng cách sử dụng các phương pháp tiếp cận phi tuyến tính và không tham số để hiệu chỉnh các giá trị dự đoán ban đầu (Zhao et al., 2018). Tuy nhiên, ứng dụng thực tế của các mô hình vật lý hiện tại bị hạn chế bởi những thách thức trong việc mã hóa mô hình vật lý và các nguồn lực tính toán lớn.

Đối với phương pháp thống kê, các mô hình dự báo ngắn hạn có nguồn gốc thống kê về tốc độ gió đã được phát triển bao gồm các mô hình tự hồi quy

trung bình trượt (ARMA) (Erdem & Shi, 2011) được thực hiện để dự báo các đặc điểm gió trước một giờ đối với hai đợt gió. Mô hình ARIMA (Lydia et al., 2016) cho thấy các mô hình ARIMA phi tuyến vượt qua các mô hình tuyến tính để dự báo trước mười phút về tốc độ gió và tổng quát phương sai thay đổi có điều kiện tự hồi quy. Các mô hình này có thể dự báo tốc độ gió một cách hiệu quả bằng cách trích xuất thông tin ngầm từ dữ liệu chuỗi thời gian. Tuy nhiên, hiệu suất của các mô hình này phụ thuộc đáng kể vào các đặc tính không tuyến tính và không cố định của dữ liệu tốc độ gió trong quá khứ.

Để giải quyết những hạn chế của phương pháp thống kê và phương pháp vật lý, một số lượng lớn các phương pháp dự đoán được phát triển dựa trên các mô hình máy học (trí tuệ nhân tạo). Các mô hình máy học có thể được phân chia dựa trên loại hình học tập thành hai nhóm: mô hình học nông hoặc mô hình học sâu. Các mô hình học nông được áp dụng chẳng hạn như các loại mạng nơron nhân tạo (ANN): mạng nơron chuyển tiếp (FFNN) (Masrur et al., 2016), mạng nơron đa thức (PNN) (Zjavka, 2015), mạng nơron Elman (ENN) (Yu et al., 2017), và mạng nơron tuần hoàn (RNN) (Zhu et al., 2019). Các mô hình máy học cục đoạn (ELM) (Peng et al., 2017) và máy vectơ hỗ trợ (SVMs) (Demolli et al., 2019) có khả năng trích xuất thích ứng và mô hình hóa các tính năng phi tuyến cao.

So với các mô hình dựa trên máy học ở trên, các phương pháp mạng nơron học sâu và phương pháp lai cho dự báo gió đã được chứng minh là rất hiệu quả. Một trong những mô hình học sâu lặp lại phổ biến là mạng bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) (Hu & Chen, 2018). LSTM cho thấy hiệu suất cao để mô hình hóa dữ liệu chuỗi thời gian vì có khả năng học các phụ thuộc dài hạn, tuy nhiên có một số điểm yếu của mô hình LSTM như yêu cầu điều chỉnh siêu tham số, số lượng tham số lớn hơn và dễ bị trang bị quá mức (overfitting). Để nâng cao kết quả dự báo của LSTM, Hu et al. (2016) sử dụng phương pháp học chuyển giao để tạo điều kiện cho việc dự đoán ngắn hạn, Wang et al. (2016) đã giới thiệu một cách tiếp cận dự báo tốc độ gió mới bằng cách sử dụng mạng tin sâu (DBN) dựa trên các biến xác định và xác suất. Liu et al. (2018) đã sử dụng các mô hình học sâu lặp lại kết hợp dựa trên các phép biến đổi wavelet thực nghiệm và mạng LSTM để dự báo tốc độ gió trong các thang thời gian khác nhau. Ở Việt Nam, Việt và ctv. (2021) đã sử dụng ngôn ngữ lập trình Python dựa trên thư viện TensorFlow để dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin gió tại trang trại gió Tuy Phong – Bình Thuận. Phương pháp sử dụng mạng nơron nhân tạo kết hợp với thuật toán di

truyền, thuật toán tối ưu hóa bầy đàn được nghiên cứu và giới thiệu ở (Viet et al., 2020).

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, một phương pháp dự báo điện gió thích hợp với bài toán dự báo trước 30 phút, 01 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 được đề xuất trong bài viết. Phương pháp đề xuất là áp dụng mô hình ANN để dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin gió tại trang trại gió Hacom Hòa Bình – Bạc Liêu với các dữ liệu được thu thập trong quá khứ có ảnh hưởng đến dự báo công suất phát của tuabin. Đặc biệt mô hình cho kết quả tính toán nhanh chóng, đáp ứng nhu cầu vận hành thị trường điện luôn luôn biến đổi. Việc sử dụng mạng nơron nhân tạo để mô hình hóa, mô phỏng các hệ thống điện phức tạp và dự báo về công suất phát của tuabin trong thực tế là một sự lựa chọn phù hợp (Hoàn et al., 2019; Sharma et al., 2016).

2. XÂY DỰNG MÔ HÌNH DỰ BÁO NGẮN HẠN CÔNG SUẤT PHÁT CỦA TUABIN GIÓ SỬ DỤNG ANN

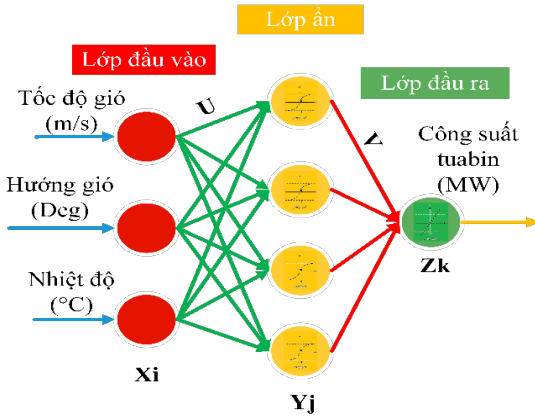
2.1. Mô hình mạng nơron truyền thẳng

Mạng nơron truyền thẳng bao gồm một lớp vào, một hoặc nhiều lớp ẩn và một lớp ra. Trong đó, các nơron lớp sau được nối đầy đủ với các nơron lớp trước nhưng các nơron trong cùng lớp lại không được phép liên kết với nhau. Các nơron đầu vào có nhiệm vụ tiếp nhận và chuyển dữ liệu cho các nơron lớp kế tiếp. Trong các mạng đơn giản, người ta thường chỉ sử dụng một lớp ẩn với số nơron lớp ẩn được xác định bằng kinh nghiệm. Thông thường, các lớp đầu vào chỉ có nhiệm vụ mang thông tin đầu vào nên khi xét người ta không coi nó là một lớp.

– Lớp đầu vào: là các nơron nhận các biến đầu vào X_i với $i=1,2,\dots,l$, l là số biến đầu vào. Các nơron lớp đầu vào nhận dữ liệu từ các biến đầu vào rồi chuyển cho các nơron ở lớp ẩn.

– Lớp ẩn: Bao gồm các nơron Y_j với $j=1,2,\dots,m$, với m là số nơron lớp ẩn, các nơron lớp ẩn nhận tín hiệu từ các nơron lớp đầu vào thông qua bộ trọng số U . Để xác định được số đơn vị tối ưu trong lớp ẩn, ta 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.

– Lớp đầu ra: Gồm các nơon đưa ra giá trị đầu ra Z_k với $k=1,2,\dots,n$, các nơon lớp đầu ra nhận tín hiệu từ các nơon lớp ẩn thông qua bộ trọng số V . Số lượng nơon trong lớp đầu ra được chọn bằng số đầu ra của mạng.



Hình 1. Cấu trúc mạng nơon truyền thẳng

2.2. Lựa chọn các thông số đầu vào và đầu ra của mạng

Nhìn chung, công suất phát P (W) của mỗi tuabin gió được mô tả như công thức dưới đây (Sarkar & Behera, 2012):

$$P = \frac{1}{2} \rho * A * C_p * N_g * N_b * V^3$$

Trong đó:

ρ : mật độ không khí (kg/m^3),

$$\rho = \frac{353}{T + 273} e^{\frac{h}{29,3(T+273)}}$$

Với T : nhiệt độ môi trường ($^{\circ}C$), h : độ cao tuabin gió.

Bảng 1. Cấu trúc bộ dữ liệu thu thập được theo chu kỳ lấy mẫu trong 10 phút

Thời gian	Tốc độ gió (m/s)	Hướng gió (Deg)	Nhiệt độ ($^{\circ}C$)	Công suất tuabin (MW)
01/11/2021 0:00	6,12	204,31	26,18	1,08
01/11/2021 0:10	5,66	194,85	27,52	0,96
01/11/2021 0:20	5,03	199,77	28,68	0,68
01/11/2021 0:30	4,16	201,6	29,63	0,4
...
13/12/2022 23:20	7,72	106,79	20,11	2,55
13/12/2022 23:30	7,64	106,87	20,22	2,52
13/12/2022 23:40	7,34	111,15	20,3	2,21
13/12/2022 23:50	7,44	109,17	20,39	1,84

Ngoài ra, để thực hiện dự báo cho chu kỳ 30 phút và chu kỳ 1 giờ thì bộ dữ liệu mới được tổng hợp bằng cách lấy tổng lần lượt 3 mẫu và 6 mẫu số liệu

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.

Theo El-Ahmar (2017), các yếu tố ảnh hưởng trực tiếp đến công suất của tuabin gió là tốc độ gió, mật độ không khí, nhiệt độ, áp suất không khí, diện tích quét và độ cao của tuabin. Trong bài báo này, dữ liệu được thu thập từ trang trại gió Hacom Hòa Bình – Bạc Liêu, tại trang trại sử dụng cùng loại tuabin EN141-3.3MW của hãng Envision nên hai yếu tố diện tích quét và độ cao của tuabin là cố định. Vì vậy, ba yếu tố ảnh hưởng đến công suất tuabin làm thông số đầu vào của mạng là:

+ Tốc độ gió – m/s : ảnh hưởng trực tiếp đến công suất đầu ra tuabin.

+ Hướng gió – Deg : hướng gió khác nhau ảnh hưởng trực tiếp đến lực nâng cánh làm quay tuabin.

+ Nhiệt độ – $^{\circ}C$: ảnh hưởng đến mật độ không khí làm thay đổi công suất đầu ra tuabin.

Thông số đầu ra là thông số cần dự báo và là công suất tuabin – MW .

2.3. Dữ liệu phục vụ cho dự báo

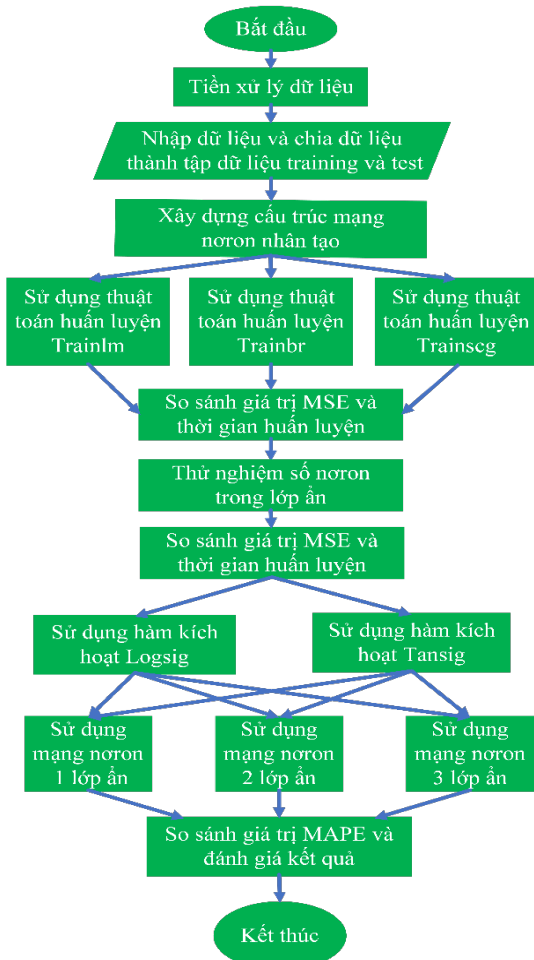
Trong nghiên cứu này, dữ liệu sử dụng cho dự báo được thu thập được từ hệ thống SCADA tại trang trại gió Hacom Hòa Bình – Bạc Liêu trong 409 ngày từ ngày 01/11/2021 đến ngày 13/12/2022. Các mẫu được thu thập liên tục trong 24 giờ theo chu kỳ 10 phút từ tuabin WT01 tại trang trại. Mỗi ngày thu thập được 144 bộ dữ liệu bao gồm các thông số: tốc độ gió (m/s), hướng gió (Deg), nhiệt độ ($^{\circ}C$), công suất tuabin (MW), ... Cấu trúc dữ liệu có dạng như ở Bảng 1.

của bộ dữ liệu 10 phút sau đó trung bình của 3 và 6 trường dữ liệu từ bộ dữ liệu đó đối với các thông số thu thập được. Cấu trúc dữ liệu mới có dạng như ở Bảng 2.

Bảng 2. Cấu trúc bộ dữ liệu mới theo chu kỳ lấy mẫu trong 30 phút

Thời gian	Tốc độ gió (m/s)	Hướng gió (Deg)	Nhiệt độ (°C)	Công suất tuabin (MW)
12/12/2022 0:00	8,78	107,67	21,46	3,13
12/12/2022 0:30	8,49	100,16	21,46	3
12/12/2022 1:00	8,57	96,06	21,42	2,94
...
12/12/2022 22:30	8,05	119,54	21,28	2,74
12/12/2022 23:00	8,14	111,36	21,28	2,75
12/12/2022 23:30	7,69	110,22	21,52	2,29

2.4. Các bước thực hiện



Hình 2. Lưu đồ thuật toán

Thuật toán được thực hiện như sau:

– *Bước 1:* Tiền xử lý dữ liệu – dữ liệu thu thập được từ các trang trại 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,... Do đó, không thể sử dụng dữ liệu chưa qua xử lý để huấn luyện mạng nơron. Hiện nay,

có rất nhiều phương pháp cũng như phần mềm xử lý dữ liệu lỗi như SPSS, STATA, Eviews, R,... Phần mềm Orange (*Outliers — Orange Visual Programming 3 Documentation*, n.d.) được sử dụng để loại bỏ các dữ liệu ngoại lai, bằng các thuật toán như SVM (Support Vector Machine): là một thuật toán có giám sát, SVM nhận dữ liệu vào, xem chúng như những vector trong không gian và phân loại chúng vào các lớp khác nhau; Local Outlier Factor; Isolation Forest, ... Bên cạnh đó, để xử lý dữ liệu chính xác, thuộc tính cut-in, cut-out và đặt tính của đường cong công suất tuabin EN141-3.3MW được kết hợp với nhau.

Dữ liệu sau khi được xử lý bằng phần mềm gồm 22145 bộ dữ liệu với độ khớp $r = 0,98$ và được phân bố như Hình 3.

– *Bước 2:* Nhập liệu và chia dữ liệu – bộ dữ liệu được phân chia bao gồm 70% tập huấn luyện, 15% tập kiểm tra và 15% tập kiểm chứng.

– *Bước 3:* Xây dựng cấu trúc mạng nơron nhân tạo (ANN).

– *Bước 4:* Sử dụng các thuật toán huấn luyện và so sánh giá trị MSE, thời gian huấn luyện của các thuật toán.

Để kiểm tra độ chính xác của mạng đã được huấn luyện, giá trị MSE (sai số toàn phương trung bình) được sử dụng để đánh giá.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \tag{1}$$

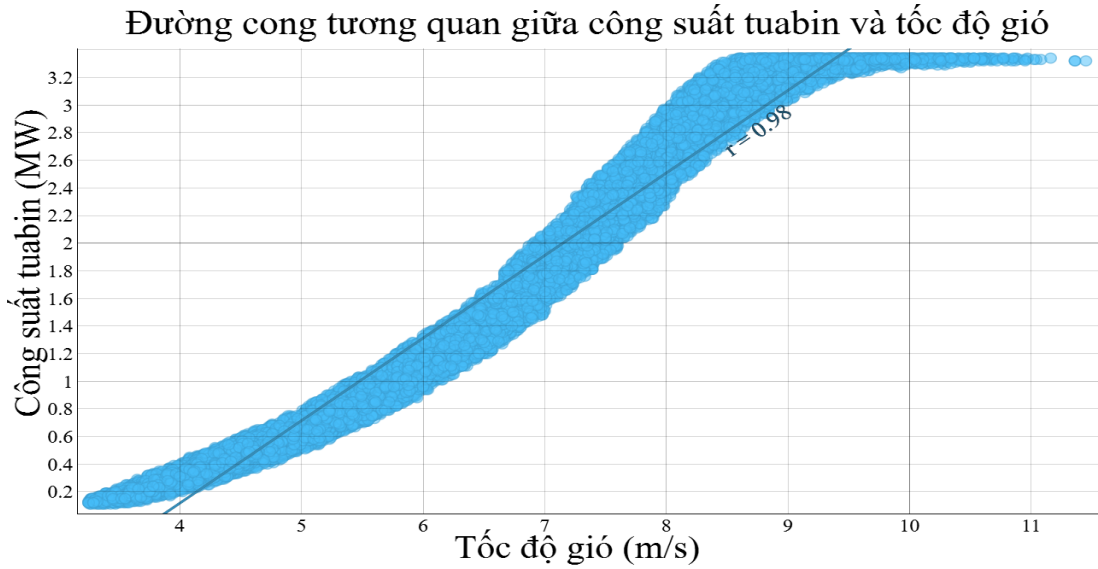
Trong đó,

N : số mẫu trong tập huấn luyện;

i : số thứ tự đơn vị đầu ra;

t_i : ngõ ra thực tế của mạng cho đầu ra thứ i ;

a_i : ngõ ra dự báo của mạng cho đầu ra thứ i .



Hình 3. Biểu đồ dữ liệu thể hiện sự tương quan giữa tốc độ gió và công suất phát của tuabin EN141-3.3MW

Các thuật toán được xét là: thuật toán lan truyền ngược Levenberg-Marquardt (trainlm), thuật toán lan truyền ngược Bayesian Regularization (trainbr), thuật toán lan truyền ngược Scaled Conjugate

Gradient (trainscg) với cùng một dữ liệu, số nơron lớp ẩn mặc định là 10 để tìm thuật toán huấn luyện cho mô hình ANN tuabin gió (Bảng 3).

Bảng 3. Kết quả thử nghiệm các thuật toán huấn luyện

Thuật toán	MSE			Epoch	Time
	Training	Validation	Testing		
trainlm	1,048	1,053	0,891	86	0:00:02
trainbr	1,008	0	1,078	471	0:00:26
trainscg	1,344	1,343	1,375	238	0:00:04

Bảng 3 cho thấy thuật toán trainscg cho kết quả dự báo kém nhất, MSE cao hơn so với các thuật toán còn lại. Trainbr cho kết quả dự báo với MSE tốt nhất nhưng thời gian huấn luyện quá dài (471 epoch, 00 phút 26 giây), trainlm cho kết quả dự báo với MSE thấp và thời gian huấn luyện (2 giây) nhanh hơn nhiều so với trainbr. Do đó, thuật toán huấn luyện Levenberg - Marquardt (trainlm) được chọn cho mô hình ANN của tuabin gió.

– *Bước 5:* Thử nghiệm số nơron trong lớp ẩn và so sánh, đánh giá các giá trị MSE – thử nghiệm số nơron khác nhau với cùng một dữ liệu, cùng thuật toán huấn luyện lan truyền ngược Levenberg – Marquardt (trainlm) để tìm ra số nơron lớp ẩn cho mô hình ANN của tuabin gió (Bảng 4).

– Bảng 4 cho thấy với số nơron lớp ẩn từ 10 đến 25 cho kết quả dự báo không quá nhiều khác biệt về giá trị MSE và thời gian huấn luyện khá nhanh. Với 20 nơron lớp ẩn, kết quả cho giá trị MSE thấp và đồng đều cho cả 3 tập dữ liệu. Vì vậy, số nơron lớp ẩn được chọn cho mô hình ANN tuabin là 20 nơron.

– *Bước 6:* Lựa chọn hàm kích hoạt và số lớp ẩn trong mạng – xét 2 điều kiện là số lớp ẩn (1, 2, 3 lớp ẩn) và hàm kích hoạt sigmoid (logsig, tansig) là lựa chọn tốt nhất cho mô hình ANN (Pratiwi et al., 2020), qua đó lựa chọn được mô hình tối ưu theo số lớp ẩn và hàm kích hoạt.

Bảng 4. Kết quả thử nghiệm số nơ ron lớp ẩn

Số nơron lớp ẩn	MSE			Epoch	Time
	Training	Validation	Testing		
10	1,067	1,012	1,104	69	0:00:02
11	1,024	1,082	1,125	42	0:00:02
12	1,011	1,089	1,027	79	0:00:04
13	1,018	1,029	1,035	55	0:00:02
14	1,053	0,989	1,029	102	0:00:03
15	1,025	0,915	1,153	69	0:00:03
16	1,02	0,946	1,119	80	0:00:03
17	1,018	1,072	0,927	118	0:00:05
18	1,009	1,066	0,951	135	0:00:06
19	0,968	1,189	1,062	83	0:00:04
20	0,999	1,009	1,061	26	0:00:01
21	1,017	1,08	1,168	39	0:00:02
22	1,186	1,047	0,985	54	0:00:03
23	0,955	1,155	1,099	62	0:00:03
24	1,023	0,973	1,084	73	0:00:04
25	0,979	0,982	1,173	67	0:00:04

Để đánh giá hiệu quả của việc lựa chọn hàm kích hoạt và số lớp ẩn trong mạng, loại tiêu chuẩn đo độ chính xác là sai số phần trăm giá trị tuyệt đối trung bình (MAPE – Mean Absolute Percentage Error). Đại lượng được xét là ngõ ra của mô hình dự báo và là công suất của tuabin.

$$APE = \frac{|Tài thực tế - Tài dự báo|}{Tài thực tế} * 100\% \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{N_h} \sum_{N_h} APE \quad (3)$$

Bảng 5. Kết quả sai số với các mô hình huấn luyện khác nhau

Số lần chạy	Hàm kích hoạt Logsig			Hàm kích hoạt Tansig		
	1 lớp ẩn	2 lớp ẩn	3 lớp ẩn	1 lớp ẩn	2 lớp ẩn	3 lớp ẩn
1	4,18	4,27	4,32	4,16	4,28	4,46
2	4,19	4,3	4,36	4,04	4,29	4,43
3	4,17	4,38	4,32	4,14	4,38	4,24
4	4,19	4,32	4,25	4,1	4,36	4,27
5	4,16	4,24	4,24	4,1	4,36	4,23
6	4,13	4,3	4,3	4,18	4,42	4,37
7	4,09	4,34	4,32	4,11	4,34	4,4
8	4,2	4,42	4,5	4,15	4,36	4,28
9	4,27	4,38	4,24	4,09	4,38	4,46
10	4,19	4,22	4,31	4,14	4,4	4,37
11	4,31	4,31	4,3	4,2	4,28	4,31
12	4,26	4,29	4,24	4,21	4,38	4,29
13	4,09	4,30	4,22	4,21	4,24	4,34
14	4,15	4,25	4,23	4,19	4,32	4,25
15	4,2	4,2	4,25	4,18	4,32	4,41
16	4,28	4,17	4,29	4,24	4,25	4,33
17	4,14	4,35	4,16	4,1	4,4	4,24
18	4,2	4,32	4,29	4,18	4,37	4,49
19	4,08	4,44	4,39	4,16	4,37	4,44
20	4,12	4,32	4,39	4,07	4,32	4,22
Trung bình	4,18	4,31	4,3	4,15	4,34	4,34

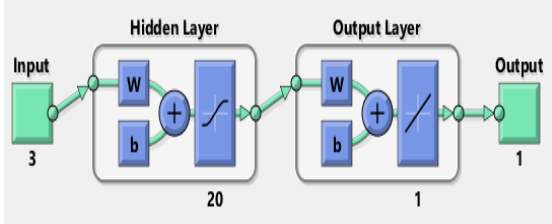
Mục đích sử dụng các mô hình khác nhau là huấn luyện mạng nơron, so sánh giá trị MAPE của các mô

hình và từ đó chọn ra mô hình tốt nhất để áp dụng dự báo công suất phát cho tuabin gió. Dữ liệu ngày

11/12/2022 được sử dụng để tính toán dự báo thu được kết quả như Bảng 5.

Trên dữ liệu ở Bảng 5, kết quả sai số với các mô hình huấn luyện khác nhau, giá trị trung bình ở mô hình 1 lớp ẩn và hàm kích hoạt Tansig cho kết quả thấp nhất là 4,15. Qua đó cho thấy chỉ cần sử dụng một lớp ẩn đối với các bài toán dự báo công suất phát của tuabin gió là tối ưu, việc có nhiều hơn một lớp ẩn ảnh hưởng sai số và thời gian huấn luyện mạng.

Từ các cơ sở phân tích đánh giá đã đề ra, mô hình mạng nơron nhân tạo (ANN) cho bài toán dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin gió sử dụng 3 dữ liệu đầu vào, 1 lớp ẩn với 20 nơron trong lớp ẩn, hàm huấn luyện Trainlm và hàm kích hoạt Tansig.



Hình 4. Cấu trúc mạng nơron cho bài toán dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin gió

3. ỨNG DỤNG MÔ HÌNH DỰ BÁO CÔNG SUẤT PHÁT CỦA TUABIN GIÓ DỰ BÁO CHU KỲ 30 PHÚT TRONG 12 GIỜ TIẾP THEO CỦA NGÀY 12/12/2022

3.1. Dự báo chu kỳ 30 phút trong 12 giờ tiếp theo của ngày 12/12/2022

So sánh giữa số liệu công suất phát thực tế đo đếm được và công suất phát ra từ mô hình dự báo trong 12 giờ của ngày 12/12/2022 cho thấy rằng ước lượng rất tốt, đường cong số liệu công suất phát ra và số liệu công suất thu thập được sai khác nhau ít, giá trị MAPE chỉ 2,31%. Đồ thị so sánh được thể hiện ở Hình 5.

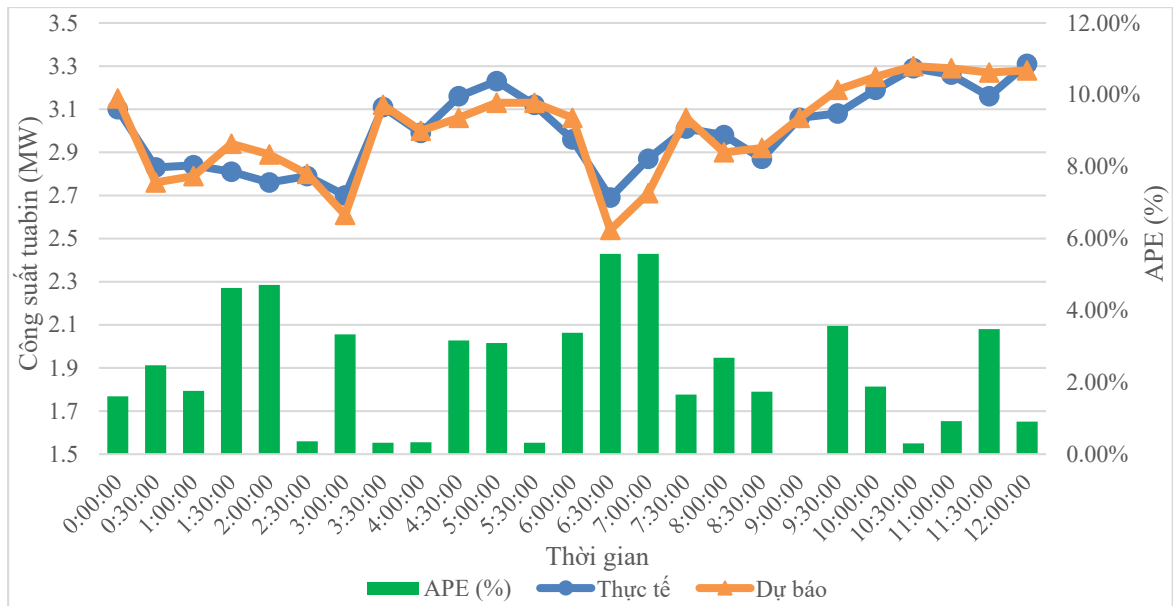
Bảng 6. Kết quả dự báo chu kỳ 30 phút trong 12 giờ liên tiếp của ngày 12/12/2022

Thời gian	Thực tế	Dự báo	Sai số tuyệt đối	APE (%)
0:00:00	3,1	3,15	0,05	1,61%
0:30:00	2,83	2,76	0,07	2,47%
1:00:00	2,84	2,79	0,05	1,76%
1:30:00	2,81	2,94	0,13	4,63%
2:00:00	2,76	2,89	0,13	4,71%
2:30:00	2,79	2,8	0,01	0,36%
3:00:00	2,7	2,61	0,09	3,33%
3:30:00	3,11	3,12	0,01	0,32%
4:00:00	2,99	3	0,01	0,33%
4:30:00	3,16	3,06	0,1	3,16%
5:00:00	3,23	3,13	0,1	3,10%
5:30:00	3,12	3,13	0,01	0,32%
6:00:00	2,96	3,06	0,1	3,38%
6:30:00	2,69	2,54	0,15	5,58%
7:00:00	2,87	2,71	0,16	5,57%
7:30:00	3,01	3,06	0,05	1,66%
8:00:00	2,98	2,9	0,08	2,68%
8:30:00	2,87	2,92	0,05	1,74%
9:00:00	3,06	3,06	0	0,00%
9:30:00	3,08	3,19	0,11	3,57%
10:00:00	3,19	3,25	0,06	1,88%
10:30:00	3,29	3,3	0,01	0,30%
11:00:00	3,26	3,29	0,03	0,92%
11:30:00	3,16	3,27	0,11	3,48%
12:00:00	3,31	3,28	0,03	0,91%
MAPE				2,31%

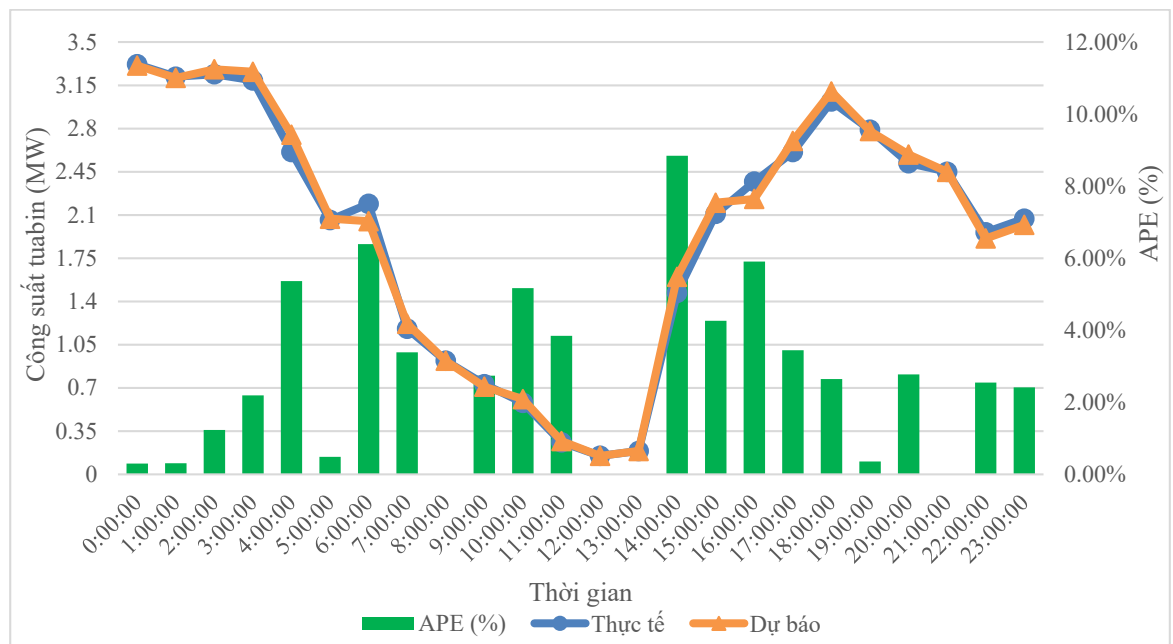
3.2. Dự báo chu kỳ 1 giờ trong 24 giờ tiếp theo của ngày 13/12/2022

Kết quả dự báo của ngày 13/12/2022 cho thấy mô hình dự báo cho kết quả tương đối tốt, trong đó kết quả dự báo trong 24 giờ tiếp theo cho giá trị MAPE là thấp chỉ 2,69%, phần trăm sai số tuyệt đối (APE) cao nhất chỉ 8,84%. Đồ thị thể hiện kết quả dự báo và thực tế được trình bày ở Hình 6.

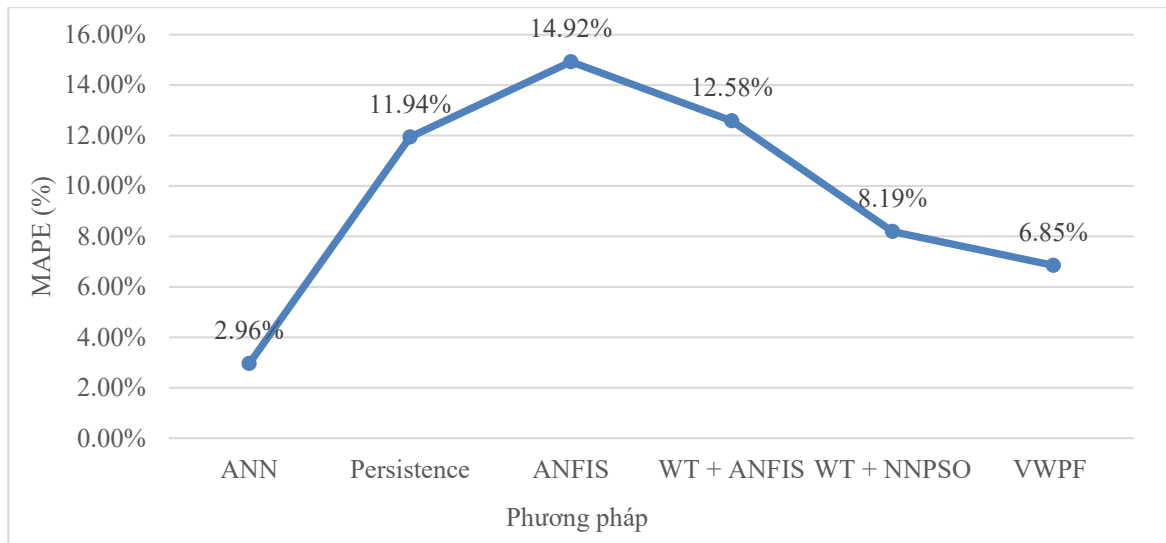
Dựa vào giá trị MAPE vừa tìm được với giá trị MAPE của các mô hình dự báo trước đây cho thấy, kết quả dự báo khả quan, sai số phần trăm giá trị tuyệt đối trung bình nằm ở mức thấp. Tuy nhiên, phương pháp dự báo đề xuất có ưu điểm là có tốc độ huấn luyện rất nhanh, cho kết quả dự báo chỉ sau vài giây chạy chương trình. Kết quả so sánh giá trị MAPE với một số mô hình dự báo điện gió khác (Viet et al., 2020) được thể hiện như Hình 7.



Hình 5. Đồ thị tương quan giữa công suất thực tế và dự báo với sai số tuyệt đối phần trăm (APE) chu kỳ 30 phút trong 12 giờ ngày 12/12/2022



Hình 6. Đồ thị tương quan giữa công suất thực tế và dự báo với sai số tuyệt đối phần trăm (APE) chu kỳ 1 giờ trong 24 giờ ngày 13/12/2022



Hình 7. Đồ thị giá trị MAPE của một số thuật toán

Bảng 7. Kết quả dự báo chu kỳ 1 giờ trong 24 giờ liên tiếp của ngày 13/12/2022

Thời gian	Thực tế	Dự báo	Sai số tuyệt đối	APE (%)
0:00:00	3,32	3,31	0,01	0,30%
1:00:00	3,22	3,21	0,01	0,31%
2:00:00	3,24	3,28	0,04	1,23%
3:00:00	3,19	3,26	0,07	2,19%
4:00:00	2,61	2,75	0,14	5,36%
5:00:00	2,06	2,07	0,01	0,49%
6:00:00	2,19	2,05	0,14	6,39%
7:00:00	1,18	1,22	0,04	3,39%
8:00:00	0,92	0,92	0	0,00%
9:00:00	0,73	0,71	0,02	2,74%
10:00:00	0,58	0,61	0,03	5,17%
11:00:00	0,26	0,27	0,01	3,85%
12:00:00	0,15	0,15	0	0,00%
13:00:00	0,19	0,19	0	0,00%
14:00:00	1,47	1,6	0,13	8,84%
15:00:00	2,11	2,2	0,09	4,27%
16:00:00	2,37	2,23	0,14	5,91%
17:00:00	2,61	2,7	0,09	3,45%
18:00:00	3,02	3,1	0,08	2,65%
19:00:00	2,79	2,78	0,01	0,36%
20:00:00	2,52	2,59	0,07	2,78%
21:00:00	2,45	2,45	0	0,00%
22:00:00	1,96	1,91	0,05	2,55%
23:00:00	2,07	2,02	0,05	2,42%
MAPE				2,69%

3.3. Đánh giá kết quả

– Tốc độ xử lý của mạng: Với bộ dữ liệu hơn 22.145 tập để huấn luyện mạng được lấy từ 01/11/2021 đến 10/12/2022, mạng đạt hiệu suất xấp

xi 94,4% (Training Regression - R=0.944) tại epoch 26 với thời gian xử lý là 00:00:01 giây, chương trình được thực hiện trên MATLAB phiên bản R2017b của công ty MathWorks.

– Độ chính xác: Hiệu suất mạng tương đối cao đạt 94,4% mạng cho ra kết quả với hiệu suất tốt khi phần lớn sai số dự báo dưới 3% nằm trong phạm vi cho phép.

– Độ nhiễu dữ liệu: Mặc dù phần lớn các kết quả đều đạt yêu cầu và số ít hơi vượt so với giá trị 3%. Tuy nhiên, vẫn tồn tại một số kết quả dự báo có sự chênh lệch cao bất thường so với công suất thực tế, lý giải về vấn đề này được cho là mạng ngoại suy các điểm dữ liệu bất thường so với các điểm còn lại nên hiệu suất dự báo kém.

4. KẾT LUẬN

Việc xây dựng mô hình dự báo năng lượng gió trong thực tế thường gặp rất nhiều khó khăn. Công suất phát của nhà máy điện gió chịu sự ảnh hưởng của vận tốc gió, hướng gió, nhiệt độ, ... Quá trình gió là một quá trình ngẫu nhiên, gió thay đổi liên tục theo thời gian và quá trình gió chứa đựng nhiều yếu tố, ngoài ra các số liệu thu thập được từ quá trình gió trong thực tế thường tồn tại nhiều dữ liệu lỗi, mất dữ liệu... Việc tìm ra quy luật và các mối quan hệ chứa đựng trong quá trình gió rất khó khăn. Ngoài ra, đối với mỗi nhà máy khác nhau thì gió sẽ có những đặc điểm riêng của nó và cần một mô hình riêng cho nhà máy. Việc phân tích, đề xuất và đánh giá một phương pháp dự báo một cách khoa học, cho kết quả chính xác cho nhà máy điện gió là rất cần thiết và có ý nghĩa rất thiết thực.

Với dữ liệu thu thập được từ trang trại gió Hacom Hòa Bình – Bạc Liêu trong những năm gần đây, sau khi phân tích dữ liệu có được, phương pháp dự báo sử dụng mô hình mạng nơron truyền thẳng với 1 lớp ẩn gồm 20 nơron trong lớp ẩn, hàm huấn luyện Trainlm, hàm kích hoạt Tansig và các kỹ thuật về xử lý dữ liệu bị lỗi, bị mất và dữ liệu ngoại lai

được đề xuất để dự báo ngắn hạn công suất phát của tuabin với chu kỳ trước 30 phút và 1 giờ. Mô hình dự báo cho kết quả tương đối chính xác, chỉ số sai số MAPE không lớn, đều nằm trong vùng cho phép. Từ kết quả sai số đã thực hiện trên các dự báo từ các ngày ngẫu nhiên cho thấy mô hình dự báo cho kết quả rất khả quan.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Alex. (2022, April 4). Global Wind Report 2022. *Global Wind Energy Council*.
<https://gwec.net/global-wind-report-2022/>
- Demolli, H., Dokuz, A. S., Ecemis, A., & Gokcek, M. (2019). Wind power forecasting based on daily wind speed data using machine learning algorithms. *Energy Conversion and Management, 198*, 111823.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.111823>
- Dorotić, H., Ban, M., Pukšec, T., & Duić, N. (2020). Impact of wind penetration in electricity markets on optimal power-to-heat capacities in a local district heating system. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 132*, 110095.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110095>
- ducnm12@gmail.com. (n.d.). *The status of commercial operation acceptance (COD) of wind power plants as of 31 October 2021*. Retrieved November 21, 2022, from <https://en.evn.com.vn/d6/news/The-status-of-commercial-operation-acceptance-COD-of-wind-power-plants-as-of-31-October2021-66-142-2562.aspx>
- Dương, L. Đ. (2019). A methodology for forecasting wind speed of wind power plants considering spatial and temporal correlations. *Tạp Chí Khoa Học và Công Nghệ - Đại Học Đà Nẵng*, 6–10.
<https://jst-ud.vn/jst-ud/article/view/2400>
- El-Ahmar, M. H., El-Sayed, A.-H. M., & Hemeida, A. M. (2017). Evaluation of factors affecting wind turbine output power. *2017 Nineteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)*, 1471–1476.
<https://doi.org/10.1109/MEPCON.2017.8301377>
- Erdem, E., & Shi, J. (2011). ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction. *Applied Energy, 88*(4), 1405–1414.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.10.031>
- Hoàn, P. V., Nghĩa, L. T., & Hòa*, T. N. M. (2019). Application of artificial neural network to predicting power output of thermal powerplants. *Tạp Chí Khoa Học và Công Nghệ - Đại Học Đà Nẵng*, 29–33.
<https://jst-ud.vn/jst-ud/article/view/1906>
- Hu, Q., Zhang, R., & Zhou, Y. (2016). Transfer learning for short-term wind speed prediction with deep neural networks. *Renewable Energy, 85*, 83–95.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.06.034>
- Hu, Y.-L., & Chen, L. (2018). A nonlinear hybrid wind speed forecasting model using LSTM network, hysteretic ELM and Differential Evolution algorithm. *Energy Conversion and Management, 173*, 123–142.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.07.070>
- Liu, H., Mi, X., & Li, Y. (2018). Wind speed forecasting method based on deep learning strategy using empirical wavelet transform, long short term memory neural network and Elman neural network. *Energy Conversion and Management, 156*, 498–514.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.11.053>
- Lydia, M., Suresh Kumar, S., Immanuel Selvakumar, A., & Edwin Prem Kumar, G. (2016). Linear and non-linear autoregressive models for short-term wind speed forecasting. *Energy Conversion and Management, 112*, 115–124.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.01.007>
- Masrur, H., Nimol, M., Faisal, M., & Mostafa, Sk. Md. G. (2016). Short term wind speed forecasting using Artificial Neural Network: A case study. *2016 International Conference on Innovations in Science, Engineering and Technology (ICISSET)*, 1–5.
<https://doi.org/10.1109/ICISSET.2016.7856485>
- Okumus, I., & Dinler, A. (2016). Current status of wind energy forecasting and a hybrid method for hourly predictions. *Energy Conversion and Management, 123*, 362–371.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.06.053>
- Tuấn, N. A. (2020). *Phát triển nguồn điện trong Quy hoạch điện VIII và những thách thức trong lựa chọn*.
<https://nangluongvietnam.vn/phat-trien-nguon-dien-trong-quy-hoach-dien-viii-va-nhung-thach-thuc-trong-lua-chon-24767.html>
- Outliers—Orange Visual Programming 3 documentation. (n.d.). Retrieved December 20, 2022, from <https://orange3.readthedocs.io/projects/orange->

- visualprogramming/en/latest/widgets/data/outliers.html
- Pan, K., Qian, Z., & Chen, N. (2015). Probabilistic Short-Term Wind Power Forecasting Using Sparse Bayesian Learning and NWP. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, e785215. <https://doi.org/10.1155/2015/785215>
- Peng, T., Zhou, J., Zhang, C., & Zheng, Y. (2017). Multi-step ahead wind speed forecasting using a hybrid model based on two-stage decomposition technique and AdaBoost-extreme learning machine. *Energy Conversion and Management*, 153, 589–602. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.10.021>
- Pratiwi, H., Windarto, A. P., Susliansyah, S., Aria, R. R., Susilowati, S., Rahayu, L. K., Fitriani, Y., Merdekawati, A., & Rahadjeng, I. R. (2020). Sigmoid Activation Function in Selecting the Best Model of Artificial Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1471(1), 012010. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1471/1/012010>
- Sarkar, A., & Behera, D. K. (2012). Wind turbine blade efficiency and power calculation with electrical analogy. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(2), 1–5.
- Sharma, P., Saini, D., & Saxena, A. (2016). Fault Detection and Classification in Transmission Line Using Wavelet Transform and ANN. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 5(3), Article 3. <https://doi.org/10.11591/eei.v5i3.537>
- Sun, W., & Wang, Y. (2018). Short-term wind speed forecasting based on fast ensemble empirical mode decomposition, phase space reconstruction, sample entropy and improved back-propagation neural network. *Energy Conversion and Management*, 157, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.11.067>
- Viet, D. T., Phuong, V. V., Duong, M. Q., & Tran, Q. T. (2020). Models for Short-Term Wind Power Forecasting Based on Improved Artificial Neural Network Using Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithms. *Energies*, 13(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/en13112873>
- Việt, Đ. T., Phuong V. V., Quân D. M., Hải N. Đ. N., & Long C. V. (2021). Nghiên cứu ứng dụng học sâu trong dự báo công suất phát nguồn điện gió. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ - Đại học Đà Nẵng*, 6–11. <https://jst-ud.vn/jst-ud/article/view/7374>
- Wang, H. Z., Wang, G. B., Li, G. Q., Peng, J. C., & Liu, Y. T. (2016). Deep belief network based deterministic and probabilistic wind speed forecasting approach. *Applied Energy*, 182, 80–93. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.108>
- Yu, C., Li, Y., & Zhang, M. (2017). An improved Wavelet Transform using Singular Spectrum Analysis for wind speed forecasting based on Elman Neural Network. *Energy Conversion and Management*, 148, 895–904. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.05.063>
- Zhao, X., Liu, J., Yu, D., & Chang, J. (2018). One-day-ahead probabilistic wind speed forecast based on optimized numerical weather prediction data. *Energy Conversion and Management*, 164, 560–569. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.03.030>
- Zhu, S., Yuan, X., Xu, Z., Luo, X., & Zhang, H. (2019). Gaussian mixture model coupled recurrent neural networks for wind speed interval forecast. *Energy Conversion and Management*, 198, 111772. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.06.083>
- Zjavka, L. (2015). Wind speed forecast correction models using polynomial neural networks. *Renewable Energy*, 83, 998–1006. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.04.054>