

NGHIÊN CỨU SO SÁNH CÁC PHƯƠNG PHÁP DỰ BÁO NĂNG LƯỢNG GIÓ

A COMPARATIVE STUDY OF WIND POWER FORECASTING METHODS

Nguyễn Văn Ninh, Nguyễn Hữu Định, Lê Tuấn Hộ*

Trường Đại học Quy Nhơn¹

*Tác giả liên hệ: tuanhole@qnu.edu.vn

(Nhận bài: 21/02/2022; Chấp nhận đăng: 19/5/2022)

Tóm tắt - Nâng cao độ chính xác của các phương pháp dự báo năng lượng gió được xem là giải pháp chính để giải quyết vấn đề vận hành khi tích hợp chúng vào hệ thống điện. Do đó, mục tiêu của bài báo là nghiên cứu so sánh các phương pháp đã có với các phương pháp kết hợp đề xuất dùng cho dự báo năng lượng gió. Trước tiên, mô hình ARIMA và phương pháp làm mịn lũy thừa (EXP) được sử dụng để dự báo năng lượng gió dạng chuỗi thời gian. Thứ hai, mô hình mạng nơ ron được huấn luyện để dự đoán công suất gió phát ra. Hai phương pháp dự báo năng lượng gió kết hợp (mô hình ARIMA + mạng nơ ron, phương pháp EXP + mạng nơ ron) được đề xuất dựa trên phương pháp phương sai-hiệp phương sai. Cuối cùng, ba trường hợp nghiên cứu các nông trại gió của Bỉ được sử dụng để minh họa hiệu quả của các phương pháp dự báo. Bài báo đã tìm ra phương pháp dự báo tốt nhất trong các trường hợp nghiên cứu theo các tiêu chí MAE, WAPE và RMSE.

Từ khóa - Dự báo năng lượng gió; Mô hình Tự hồi quy tích hợp trung bình trượt (ARIMA); Phương pháp làm mịn lũy thừa (EXP); Mạng nơ ron; Phương pháp phương sai – hiệp phương sai.

Abstract - As the integration of wind power energy resources into power system, the enhancement of the accuracy of wind power forecasting methods can be considered one of the key solutions for solving the operational issues. Therefore, the primary objective of this paper is to make a comparison between the existing methods and the proposed combined ones for the wind power generation forecasting. Firstly, two traditional statistical methods consisting of the ARIMA model and exponential smoothing method (EXP) are used to make the time series forecasting of wind power. Secondly, a neural network model is trained to predict wind power generation. Then, two combined wind power forecasting methods (i.e., the ARIMA model and the neural network, and the EXP and the neural network) are proposed based on the variance-covariance method. Finally, the three case studies from Belgium wind farms are performed to demonstrate the efficiency of the proposed methods. Three evaluation criteria including MAE, WAPE, and RMSE are used to identify the optimal wind power forecasting method in these case studies.

Key words - Wind power forecasting; Autoregressive integrated moving average (ARIMA) model; Exponential smoothing method (EXP); Neural network; Variance-covariance method.

1. Đặt vấn đề

Các nguồn nhiên liệu hóa thạch có nhược điểm lớn là gây ô nhiễm môi trường cũng như đang bị cạn kiệt nhanh chóng. Chính những điều này đã thúc đẩy cho việc tìm kiếm và sử dụng các nguồn nhiên liệu sạch và thân thiện với môi trường hơn. Trong những thập kỷ vừa qua, các nguồn năng lượng tái tạo trong đó có năng lượng gió đã, đang và sẽ tiếp tục được đầu tư và sử dụng rộng rãi trong các hệ thống điện vì được xem là không gây ô nhiễm và được xem là nguồn điện vô tận. Theo báo cáo thống kê năm 2021 của hội đồng năng lượng gió toàn cầu (GWEC) thì trong năm 2020 đã có 93 GW điện gió đã được lắp đặt toàn cầu nâng tổng công suất lắp đặt lên đến 743 GW, tăng 59% so với năm 2020 [1]. Điều này cho thấy, điện gió đang được đầu tư và lắp đặt nhiều trên toàn thế giới và sẽ còn tăng theo từng năm. Tuy nhiên, bên cạnh các ưu điểm đã nêu thì các nguồn năng lượng gió cũng gây nhiều thách thức cho công tác vận hành hệ thống điện do bản chất gián đoạn của các nguồn năng lượng gió vì chúng là các nguồn năng lượng phụ thuộc vào khí hậu và thời tiết. Đặc biệt là quá trình tích hợp ngày càng nhiều của các nguồn năng lượng gió vào hệ thống điện cũng được xem là một thách thức không nhỏ cho công tác vận hành hệ thống. Do đó, việc dự báo chính xác năng lượng gió được xem là một trong những vấn đề then chốt trong công tác vận hành. Vì vậy, các phương pháp và mô hình dự báo năng lượng gió đã được nghiên cứu và đề xuất trong nhiều công trình nghiên cứu.

Theo tiêu chí phân loại là thời gian, các phương pháp dự báo điện gió được chia thành 4 loại cơ bản là dự báo rất ngắn hạn, dự báo ngắn hạn, dự báo trung hạn và dự báo dài hạn [2]. Về cơ bản, các dự báo này khác nhau do các khoảng thời gian đo đạc các dữ liệu về năng lượng gió. Với các dạng dữ liệu năng lượng gió dưới dạng chuỗi thời gian này, các phương pháp dự báo đã được sử dụng bao gồm các phương pháp thống kê truyền thống, các phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo và các phương pháp kết hợp. Các phương pháp thống kê đã được sử dụng là mô hình ARIMA trong [3 – 5] và EXP trong [6 – 8]. Các phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo trong dự báo năng lượng gió như mạng nơ ron [9 – 13], logic mờ [14 – 16] và máy học vec tơ [17 – 19]. Các phương pháp kết hợp là kết hợp các phương pháp đã sử dụng ở trên với nhau theo các tiêu chí và quy trình khác nhau, chẳng hạn như trong [20 – 24]. Ngoài các phương pháp dự báo năng lượng gió sử dụng chuỗi thời gian công suất phát ra của các nhà máy điện gió thì một hướng nghiên cứu khác là sử dụng các thông số đầu vào của nhà máy điện gió để dự báo công suất phát ở đầu ra của các turbine hay của cả nhà máy điện gió. Tài liệu [25] sử dụng các biến địa lý và khí quyển để dự báo công suất phát ra hàng tháng của các nhà máy điện gió. Các mô hình toán học dự báo thời tiết bằng số (numerical weather prediction) được sử dụng để dự báo công suất phát ra của các nhà máy điện gió trong [26]. Tài liệu [27] đã đề xuất phương pháp đáp ứng bề mặt (response surface methodology) như là một giải pháp mới trong dự báo công

¹ Quy Nhơn University (Nguyen Van Ninh, Nguyen Huu Dinh, Tuan-Ho Le)

suất phát ra của các turbine, trong đó các thông số vận hành được như tốc độ gió, vị trí nacelle, góc pitch và nhiệt độ môi trường được xem như là đầu vào và công suất phát ra được xem như là đầu ra của các turbine trong phương pháp này.

Với mục tiêu xem xét, so sánh các phương pháp dự báo năng lượng gió sử dụng cho dữ liệu dạng chuỗi thời gian của công suất phát ra với trường hợp nghiên cứu cụ thể là công suất đầu ra của các nông trại gió của Bỉ trong ba khoảng thời gian khác nhau, đó là toàn bộ tháng 07/2021, toàn bộ tháng 08/2021 và cả tháng 07 và tháng 08 năm 2021, trước tiên bài báo này đã ứng dụng các mô hình thống kê truyền thống thường được sử dụng trong dự báo đó là mô hình ARIMA và phương pháp làm mịn lũy thừa để dự báo công suất phát ra trong ba trường hợp này. Tiếp theo đó, trong các phương pháp trí tuệ nhân tạo, bài báo đề xuất sử dụng mạng nơ ron để dự báo năng lượng gió phát ra. Để có kết quả dự báo tốt nhất, bài báo đã sử dụng thuật toán lan truyền ngược chuẩn tắc Bayes (Bayesian regularization backpropagation – trainbr) để huấn luyện mạng nơ ron trong trường hợp này. Các kết quả dự báo năng lượng gió có được từ mạng nơ ron đã được huấn luyện lần lượt được kết hợp với các kết quả dự báo năng lượng gió có được từ mô hình ARIMA và phương pháp làm mịn lũy thừa bằng cách sử dụng phương pháp phương sai – hiệp phương sai. Trong năm phương pháp dự báo đã sử dụng bao gồm mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa, mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp kết hợp gồm mô hình ARIMA – mạng nơ ron và phương pháp kết hợp gồm phương pháp làm mịn lũy thừa – mạng nơ ron thì bài báo đã chỉ ra rằng các phương pháp kết hợp theo phương pháp phương sai – hiệp phương sai cho kết quả dự báo công suất phát ra của các nông trại gió tốt hơn so với từng phương pháp đơn lẻ trong cả ba trường hợp nghiên cứu nông trại gió của Bỉ khi xét theo các tiêu chí đánh giá sai số dự báo là MAE, WAPE và RMSE.

2. Các phương pháp dự báo

2.1. Mô hình ARIMA

Mô hình ARIMA được đề xuất bởi Box và Jenkins năm 1970 [28] dùng cho phân tích và dự báo các dữ liệu dưới dạng chuỗi thời gian. Phương pháp dự báo dựa trên mô hình ARIMA được thực hiện dựa trên các bước sau: xác nhận mô hình thử nghiệm, ước lượng tham số, kiểm định bằng chuẩn đoán và ước lượng. Mô hình ARIMA tổng quát dùng cho dự báo dữ liệu dạng chuỗi thời gian được cho như sau:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

Trong đó: c là hằng số; y_t là giá trị ước lượng (hay giá trị dự báo) của y tại thời điểm t ; $y_{t-1}, \dots, y_{t-p}$ là các giá trị của y tại thời điểm $t-1, \dots, t-p$; $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ là các sai số có trễ tại thời điểm $t-1, \dots, t-p$; và ϕ_i ($i = \overline{1, p}$) và θ_j ($j = \overline{1, q}$) là các thông số của mô hình. Mô hình ARIMA còn được gọi là mô hình ARIMA (p, d, q) trong đó các số nguyên không âm p, q và q lần lượt là số thứ tự (số lượng độ trễ thời gian) của mô hình tự hồi quy, mức độ của sự khác biệt (số lần dữ liệu đã bị trừ đi các giá trị trong quá khứ) và thứ tự của mô hình trung bình trượt.

2.2. Phương pháp làm mịn lũy thừa

Phương pháp làm mịn lũy thừa được đề xuất bởi Brown năm 1959 [29] cũng là một dòng các phương pháp thống kê dùng để phân tích và dự báo dữ liệu dạng chuỗi thời gian. Nguyên lý của phương pháp này là dự báo dựa trên dữ liệu gần nhất cộng với phần trăm chênh lệch giữa số dự đoán và số thực tế tại thời điểm dự báo. Dòng phương pháp này gồm có nhiều phương pháp chính, tuy nhiên trong phạm vi nghiên cứu của bài báo này sử dụng phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng (damped trend exponential smoothing method) [30] như sau:

$$y_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + \varepsilon_t$$

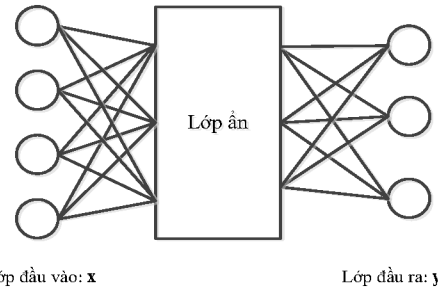
$$l_t = l_{t-1} + \phi b_{t-1} + (1 - \alpha) \varepsilon_t$$

$$b_t = \phi b_{t-1} + (1 - \beta) \varepsilon_t$$

Trong đó: $\{y_t\}$ là chuỗi quan sát, $\{l_t\}$ là mức của chuỗi, $\{b_t\}$ là gradient của xu hướng tuyến tính của nó, và $\{\varepsilon_t\}$ là sai số. Các thông số α , β và ϕ lần lượt là các hệ số mức, xu hướng và giảm dần xu hướng.

2.3. Mạng nơ ron

Mạng nơ ron nhân tạo (hay mạng nơ ron) được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực của khoa học và kỹ thuật. Mạng nơ ron được xem như là “hộp đen” với các đầu vào và đầu ra tương ứng của nó. Về cơ bản, một mạng nơ ron có một lớp đầu vào, một lớp đầu ra và một lớp ẩn ở giữa. Lớp ẩn ở giữa có thể có một hoặc nhiều lớp ẩn với nhiều nút ẩn bên trong mỗi lớp. Cấu trúc tổng quát của một mạng nơ ron nhân tạo có thể được mô tả trong Hình 1.



Hình 1. Cấu trúc cơ bản của mạng nơ ron

Phương trình toán học biểu diễn mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra của một mạng nơ ron được biểu thị dưới dạng

$$y = f \left(\sum_{i=1}^n w_i x_i \right)$$

Trong bài toán dự báo thì đầu ra y là giá trị dự báo của đầu vào x là giá trị năng lượng gió đầu vào dưới dạng chuỗi thời gian, f là hàm truyền và w_i là trọng số kết nối của các nơ ron.

Kết quả dự báo năng lượng gió của mạng nơ ron phụ thuộc vào nhiều yếu tố như số lớp ẩn, số nơ ron trong các lớp ẩn, epoch, hàm truyền, thuật toán học, ... Các hàm truyền sử dụng phổ biến trong mạng nơ ron là hyperbolic tangent sigmoid transfer function (tansig), log-sigmoid transfer function (logsig), linear transfer function (purelin), ... Các thuật toán huấn luyện sử dụng phổ biến trong mạng nơ ron là levenberg-Marquardt backpropagation (trainlm), resilient

backpropagation (trainrp), bayesian regularization
backpropagation (trainbr), BFGS quasi-Newton
backpropagation (trainbfg),...

2.4. Kết hợp các phương pháp dự báo dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai

Để nâng cao độ chính xác của kết quả dự báo thì các phương pháp dự báo thường được kết hợp lại với nhau theo các phương pháp kết hợp khác nhau. Trong bài báo này, một phương pháp kết hợp phổ biến trong thống kê là phương pháp phương sai – hiệp phương sai được sử dụng để kết hợp hai kết quả dự báo năng lượng gió. Biểu thức tổng quát của phương pháp dự báo kết hợp dựa trên kết quả dự báo của hai phương pháp dự báo khác nhau tại thời điểm t được cho như sau:

$$y_{t,combined} = w_1 y_{1,t} + w_2 y_{2,t}$$

Trong đó, $y_{t,combined}$, $y_{1,t}$ và $y_{2,t}$ lần lượt là giá trị dự báo kết hợp, kết quả dự báo tại thời điểm t sử dụng phương pháp thứ nhất và thứ hai. Các giá trị trọng số trong biểu thức tính được theo phương pháp phương sai – hiệp phương sai như sau:

$$w_1 = \frac{\sum e_{2,t}^2 - \sum e_{1,t}e_{2,t}}{\sum e_{1,t}^2 + \sum e_{2,t}^2 - 2\sum e_{1,t}e_{2,t}}$$

$$w_2 = \frac{\sum e_{1,t}^2 - \sum e_{1,t}e_{2,t}}{\sum e_{1,t}^2 + \sum e_{2,t}^2 - 2\sum e_{1,t}e_{2,t}}$$

Trong đó, $e_{1,t}$ và $e_{2,t}$ là các sai số riêng khi sử dụng phương pháp thứ nhất và phương pháp thứ hai tại thời điểm t .

2.5. Các tiêu chí đánh giá

Trong lĩnh vực dự báo thì có rất nhiều tiêu chí để đánh giá hiệu quả của các phương pháp và mô hình dự báo. Tuy nhiên, trong bài báo này các tiêu chí đánh giá cơ bản sau được sử dụng để đánh giá hiệu quả của các phương pháp và mô hình dự báo:

2.5.1. Sai số tuyệt đối trung bình (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

Trong đó: n là số điểm dự báo.

2.5.2. Sai số phần trăm trung bình có trọng số (WAPE)

$$WAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t|}{\sum_{t=1}^n |y_t|} = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{\sum_{t=1}^n |y_t|}$$

2.5.3. Căn bậc hai sai số bình phương trung bình (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

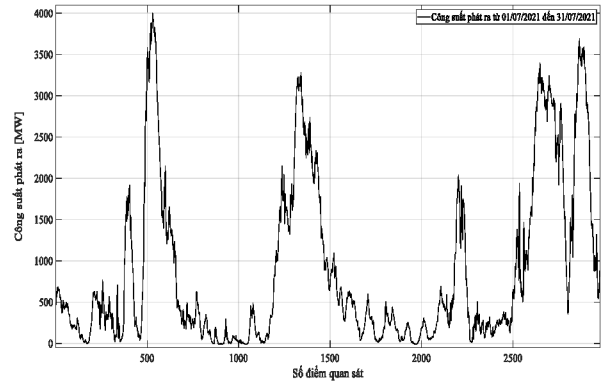
Trong các tiêu chí này thì các tiêu chí MAE, WAPE và RMSE có giá trị càng nhỏ thì chứng tỏ phương pháp đã sử dụng cho kết quả dự báo càng tốt.

3. Các trường hợp nghiên cứu

Trong bài báo này sử dụng các dữ liệu gió tổng hợp từ các trang trại gió của Bỉ để làm trường hợp nghiên cứu [31]. Ba trường hợp nghiên cứu khác nhau là trường hợp 1 với công suất phát ra từ các trang trại gió đo được từ ngày 01/07/2021 đến hết ngày 31/07/2021 (thời gian 31 ngày), trường hợp 2 với công suất phát ra đo được từ ngày 01/08/2021 đến hết ngày 31/08/2021 (thời gian 31 ngày) và trường hợp 3 với công suất phát ra đo được từ ngày 01/07/2021 đến hết ngày 31/08/2021 (thời gian 62 ngày). Các trường hợp nghiên cứu 1 và 2 khác với trường hợp nghiên cứu 3 ở khoảng thời gian nghiên cứu tương ứng với sự chênh lệch nhiều về số điểm đo. Dữ liệu gió từ trang trại này được đo trong mỗi mười lăm phút. Do đó, tổng số điểm đo trong từng trường hợp nghiên cứu 1 và 2 là 2976 và tổng số điểm đo trong trường hợp nghiên cứu 3 là 5952.

3.1. Trường hợp nghiên cứu 1: Công suất phát ra từ các trang trại gió đo từ ngày 01/07/2021 đến hết ngày 31/07/2021

Công suất phát ra từ các trang trại gió của Bỉ trong trường hợp nghiên cứu 1 được vẽ trên Hình 2.



Hình 2. Công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 1

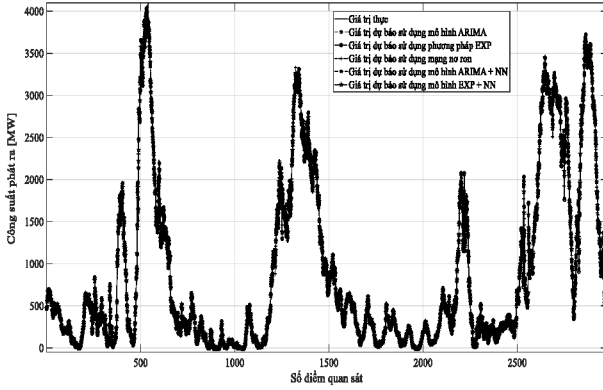
Để dự báo công suất phát ra trong trường hợp này, bài báo sử dụng phần mềm SPSS với mô hình ARIMA (1, 1, 1) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng với $\alpha = 1$, $\beta = 1$ và $\phi = 0,395$. Mạng nơ ron có một lớp ẩn đã được huấn luyện để cho kết quả dự báo công suất phát ra bằng cách lập trình trên MATLAB. Các thông số của mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện như sau: Số nơ ron trong lớp ẩn là 301, thuật toán huấn luyện là trainbr, hàm truyền đã sử dụng là tansig, và số epoch thiết lập là 5000. Dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai thì mạng nơ ron đã huấn luyện lần lượt kết hợp với mô hình ARIMA và pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng tạo thành phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN. Các trọng số trong các phương pháp kết hợp trong nghiên cứu này được mô tả trong Bảng 1.

Bảng 1. Các giá trị trọng số trong trường hợp nghiên cứu 1

Phương pháp	w_1	w_2
ARIMA + NN	0,5111	0,4889
EXP + NN	0,5064	0,4936

Các kết quả dự báo khi sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp

ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN với công suất gió thực tế trong trường hợp này được cho trên Hình 3.



Hình 3. Các kết quả dự báo với công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 1

Trong Hình 3, công suất đo được được minh họa bằng đường nét liền. Các kết quả dự báo sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN lần lượt được biểu thị bằng đường nét đứt đánh dấu *, đường nét chấm đánh dấu o, đường nét đứt – chấm đánh dấu +, đường nét đứt đánh dấu x và đường nét chấm đánh dấu ngôi sao nằm cạnh. Hầu hết các giá trị dự báo đều xấp xỉ với công suất đo được. Điều này chứng tỏ hiệu quả của các phương pháp và mô hình dự báo được sử dụng trong trường hợp nghiên cứu này. Các tiêu chuẩn đánh giá của mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN được cho trong Bảng 2.

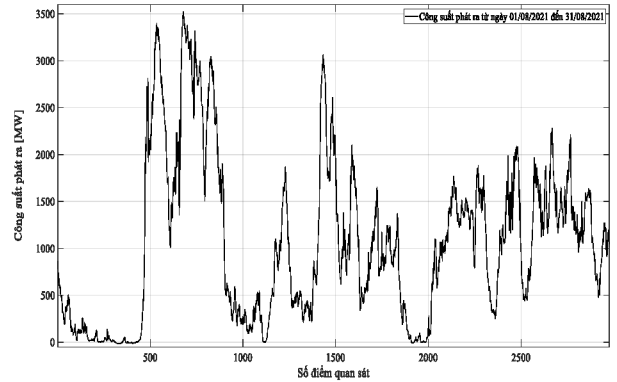
Bảng 2. Các tiêu chuẩn đánh giá hiệu quả của các mô hình và phương pháp dự báo trong trường hợp nghiên cứu 1

Mô hình và phương pháp	MAE	WAPE %	RMSE
ARIMA	35,1413	3,9827	59,9999
Làm mịn lũy thừa	35,0229	3,9693	60,2051
Mạng nơ ron	33,1170	3,7533	60,5009
ARIMA + NN	32,4121	3,6734	54,3166
EXP + NN	32,2626	3,6564	54,2626

Dựa trên các kết quả có được từ Bảng 2 có thể thấy, phương pháp mạng nơ ron (với MAE = 33,1170, WAPE = 3,7533 % và RMSE = 60,5009) cho kết quả tốt hơn so với các phương pháp thống kê truyền thống đó là mô hình ARIMA (với MAE = 35,1413, WAPE = 3,9827 % và RMSE = 59,9999) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng (với MAE = 35,0229, WAPE = 3,9693 % và RMSE = 60,2051) nếu xét theo hai tiêu chí MAE và WAPE. Hơn thế nữa, các phương pháp kết hợp dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai bao gồm phương pháp ARIMA + NN (với MAE = 32,4121, WAPE = 3,6734 % và RMSE = 54,3166) và phương pháp EXP + NN (với MAE = 32,2626, WAPE = 3,6564 % và RMSE = 54,2626) có thể cho kết quả dự báo tốt hơn so với ba phương pháp đơn lẻ trong trường hợp nghiên cứu 1. Rõ ràng, phương pháp kết hợp EXP + NN cho kết quả dự báo năng lượng gió tốt nhất khi xét theo các tiêu chuẩn MAE, WAPE và RMSE trong trường hợp nghiên cứu 1.

3.2. Trường hợp nghiên cứu 2: Công suất phát ra từ các trang trại gió đo từ ngày 01/8/2021 đến hết ngày 31/8/2021

Công suất phát ra từ các trang trại gió của Bỉ trong trường hợp nghiên cứu 2 được vẽ trên Hình 4.



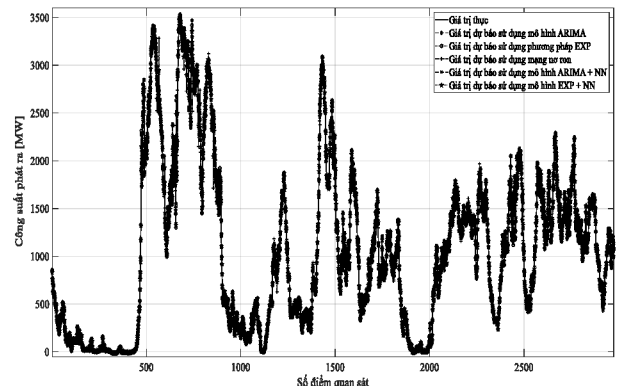
Hình 4. Công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 2

Để dự báo công suất phát ra trong trường hợp này, bài báo sử dụng phần mềm SPSS với mô hình ARIMA (1, 1, 1) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng với $\alpha = 1$, $\beta = 1$ và $\phi = 0,300$. Mạng nơ ron có một lớp ẩn đã được huấn luyện để cho kết quả dự báo công suất phát ra bằng cách lập trình trên MATLAB. Các thông số của mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện như sau: số nơ ron trong lớp ẩn là 341, thuật toán huấn luyện là trainbr, hàm truyền đã sử dụng là tansig, và số epoch thiết lập là 5000. Dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai thì mạng nơ ron đã huấn luyện lần lượt kết hợp với mô hình ARIMA và pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng tạo thành phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN. Các trọng số trong các phương pháp kết hợp này được mô tả trong Bảng 3.

Bảng 3. Các giá trị trọng số trong trường hợp nghiên cứu 2

Phương pháp	W_1	W_2
ARIMA + NN	0,4665	0,5335
EXP + NN	0,4449	0,5551

Các kết quả dự báo khi sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN với công suất đo được thực tế từ các trang trại gió trong trường hợp nghiên cứu 2 được cho trên Hình 5.



Hình 5. Các kết quả dự báo với công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 2

Trong Hình 5, công suất đo được được minh họa bằng đường nét liền. Các kết quả dự báo sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN lần lượt được biểu thị bằng đường nét đứt đánh dấu *, đường nét chấm đánh dấu o, đường nét đứt – chấm đánh dấu +, đường nét đứt đánh dấu x và đường nét chấm đánh dấu ngôi sao năm cánh. Hầu hết các giá trị dự báo đều xấp xỉ với công suất đo được. Điều này chứng tỏ hiệu quả của các phương pháp và mô hình dự báo được sử dụng trong trường hợp nghiên cứu này. Các tiêu chuẩn đánh giá của mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN được cho trong Bảng 4.

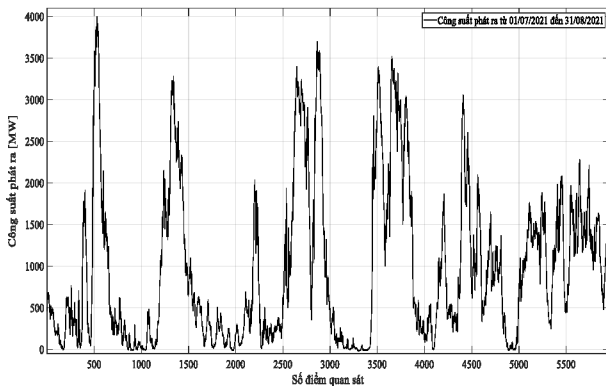
Bảng 4. Các tiêu chuẩn đánh giá hiệu quả của các mô hình và phương pháp dự báo trong trường hợp nghiên cứu 2

Mô hình và phương pháp	MAE	WAPE %	RMSE
ARIMA	41,6737	3,9418	65,8121
Làm mịn lũy thừa	42,0171	3,9743	66,8275
Mạng nơ ron	38,6689	3,6576	64,0969
ARIMA + NN	37,5977	3,5563	58,1728
EXP + NN	37,8793	3,5829	58,8706

Dựa trên các kết quả có được từ Bảng 4 có thể thấy rằng phương pháp mạng nơ ron (với MAE = 38,6689, WAPE = 3,6576 % và RMSE = 64,0969) cho kết quả tốt hơn so với các phương pháp thống kê truyền thống đó là mô hình ARIMA (với MAE = 41,6737, WAPE = 3,9418 % và RMSE = 65,8121) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng (với MAE = 42,0171, WAPE = 3,9743 % và RMSE = 66,8275). Hơn thế nữa, các phương pháp kết hợp dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai bao gồm phương pháp ARIMA + NN (với MAE = 37,5977, WAPE = 3,5563 % và RMSE = 58,1728) và phương pháp EXP + NN (với MAE = 37,8793, WAPE = 3,5829 % và RMSE = 58,8706) có thể cho kết quả dự báo tốt hơn so với ba phương pháp trên trong trường hợp nghiên cứu 2. Rõ ràng, phương pháp kết hợp ARIMA + NN cho kết quả dự báo năng lượng gió tốt nhất khi xét theo các tiêu chuẩn MAE, WAPE và RMSE trong trường hợp nghiên cứu 2.

3.3. Trường hợp nghiên cứu 3: Công suất phát ra từ các trang trại gió từ ngày 01/7/2021 đến hết ngày 31/8/2021

Công suất phát ra từ của các trang trại gió của Bỉ trong trường hợp nghiên cứu 3 được vẽ trên Hình 6.



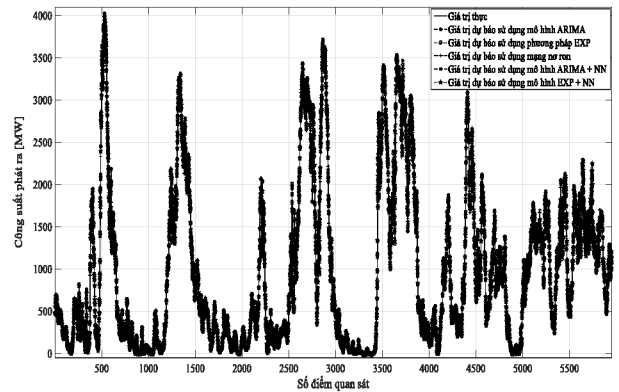
Hình 6. Công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 3

Để dự báo công suất phát ra trong trường hợp này, bài báo sử dụng phần mềm SPSS với mô hình ARIMA (1, 1, 1) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng với $\alpha = 1$, $\beta = 1$ và $\phi = 0,301$. Mạng nơ ron có một lớp ẩn đã được huấn luyện để cho kết quả dự báo công suất phát ra bằng cách lập trình trên MATLAB. Các thông số của mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện như sau: số nơ ron trong lớp ẩn là 466, thuật toán huấn luyện là trainbr, hàm truyền đã sử dụng là logsig, và số epoch thiết lập là 5000. Dựa trên phương pháp phương sai – hiệp phương sai thì mạng nơ ron đã huấn luyện lần lượt kết hợp với mô hình ARIMA và pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng tạo thành phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN. Các trọng số trong các phương pháp kết hợp này được mô tả trong Bảng 5.

Bảng 5. Các giá trị trọng số trong trường hợp nghiên cứu 3

Phương pháp	W_1	W_2
ARIMA + NN	0,6182	0,3818
EXP + NN	0,6102	0,3898

Các kết quả dự báo khi sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN với công suất đo được thực tế từ các trang trại gió trong trường hợp nghiên cứu 3 được cho trên Hình 7.



Hình 7. Các kết quả dự báo với công suất phát ra trong trường hợp nghiên cứu 3

Trong Hình 7, công suất đo được được minh họa bằng đường nét liền. Các kết quả dự báo sử dụng mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN lần lượt được biểu thị bằng đường nét đứt đánh dấu *, đường nét chấm đánh dấu o, đường nét đứt – chấm đánh dấu +, đường nét đứt đánh dấu x và đường nét chấm đánh dấu ngôi sao năm cánh. Hầu hết các giá trị dự báo đều xấp xỉ với công suất phát ra. Điều này chứng tỏ hiệu quả của các phương pháp và mô hình dự báo được sử dụng trong trường hợp nghiên cứu này. Các tiêu chuẩn đánh giá của mô hình ARIMA, phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng, mô hình mạng nơ ron đã được huấn luyện, phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN được cho trong Bảng 6.

Dựa trên các kết quả có được từ Bảng 6 có thể thấy, phương pháp mạng nơ ron (với MAE = 38,2573,

WAPE = 3,9450 % và RMSE = 68,9815) cho kết quả tốt bằng hơn với các phương pháp thống kê truyền thống đó là mô hình ARIMA (với MAE = 38,5138, WAPE = 3,9715 % và RMSE = 63,0727) và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng (với MAE = 38,7454, WAPE = 3,9954 % và RMSE = 63,6559 khi xét theo các chỉ tiêu MAE và WAPE. Hơn thế nữa, các phương pháp kết hợp dựa trên phương pháp phương sai - hiệp phương sai bao gồm phương pháp ARIMA + NN (với MAE = 36,6470, WAPE = 3,7790 % và RMSE = 59,1378) và phương pháp EXP + NN (với MAE = 36,9243, WAPE = 3,8076 % và RMSE = 59,7072) có thể cho kết quả dự báo tốt hơn so với ba phương pháp trên trong trường hợp nghiên cứu 3. Rõ ràng, phương pháp kết hợp ARIMA + NN cho kết quả dự báo năng lượng gió tốt nhất khi xét theo các tiêu chuẩn MAE, WAPE và RMSE trong trường hợp nghiên cứu 3.

Bảng 6. Các tiêu chuẩn đánh giá hiệu quả của các mô hình và phương pháp dự báo trong trường hợp nghiên cứu 3

Mô hình và phương pháp	MAE	WAPE %	RMSE
ARIMA	38,5138	3,9715	63,0727
Làm mịn lũy thừa	38,7454	3,9954	63,6559
Mạng nơ ron	38,2573	3,9450	68,9815
ARIMA + NN	36,6470	3,7790	59,1378
EXP + NN	36,9243	3,8076	59,7072

Như vậy, trong cả ba trường hợp nghiên cứu, cả hai phương pháp kết hợp là phương pháp ARIMA + NN và phương pháp EXP + NN đều cho kết quả dự báo tốt hơn so với từng phương pháp hay mô hình đơn lẻ trong dự báo công suất phát ra của các nông trại gió.

4. Kết luận

Trong bài báo này, các phương pháp thống kê truyền thống gồm mô hình ARIMA và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng đã được sử dụng để dự báo năng lượng gió. Các phương pháp này có thể được ứng dụng tương đối thuận lợi trong thực tế vì có thể thao tác dễ dàng trên phần mềm thống kê SPSS. Trong các phương pháp dự báo năng lượng gió sử dụng trí tuệ nhân tạo thì mạng nơ ron thường được sử dụng. Để có được hiệu quả dự báo năng lượng gió tốt nhất thì mạng nơ ron cần được huấn luyện dựa trên các thuật toán huấn luyện có sẵn trong mạng nơ ron. Việc ứng dụng mạng nơ ron này vào dự báo năng lượng gió trong một số trường hợp dự báo cho kết quả dự báo tương đối tốt hơn so với các phương pháp thống kê. Tuy nhiên, để có kết quả dự báo tốt thì việc huấn luyện mạng nơ ron đòi hỏi các thuật toán huấn luyện phức tạp và tốn nhiều thời gian huấn luyện. Trên cơ sở các kết quả dự báo của các mô hình và phương pháp trên, mạng nơ ron sau khi huấn luyện lần lượt được kết hợp với mô hình ARIMA và phương pháp làm mịn lũy thừa giảm dần xu hướng theo phương pháp phương sai - hiệp phương sai để cho ra phương pháp kết hợp ARIMA + NN và phương pháp kết hợp EXP + NN. Từ ba trường hợp nghiên cứu với một trường hợp có các số lượng điểm quan sát khác nhau tương đối nhiều so với hai trường hợp còn lại của các trang trại gió của Bỉ đã cho thấy phương pháp kết hợp ARIMA + NN và phương pháp kết hợp EXP +

NN cho kết quả dự báo năng lượng gió tốt hơn so với từng phương pháp hoặc mô hình đơn lẻ khi xét theo các tiêu chí MAE, WAPE và RMSE.

Trong tương lai, bài báo có thể được tiếp tục mở rộng khi xét đến phương pháp kết hợp khác ngoài phương pháp phương sai - hiệp phương sai đã sử dụng trong bài. Đồng thời các phương pháp đã sử dụng có thể được kết hợp để áp dụng cho trường hợp các dữ liệu công suất phát ra của các nông trại gió đo được nhưng bị thiếu trong thực tế vì các lỗi dụng cụ đo hoặc lỗi của con người gây nên.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] "Global Wind Report 2021", <https://gwec.net/global-wind-report-2021/>, accessed 18th September 2021.
- [2] Tung D. D., Le T. H., "A statistical analysis of short-term wind power forecasting error distribution", *International Journal of Applied Engineering Research*, vol. 12(10), 2017, pp. 2306-2311.
- [3] Hodge B. M., Zeiler A., Brooks D., Blau G., Pekny J., Reklatis G., "Improved wind power forecasting with ARIMA models", *Computer Aided Chemical Engineering*. Vol. 29. Elsevier, 2011, pp. 1789-1793.
- [4] Chen P., Pedersen T., Bak-Jensen B., Chen Z., "ARIMA-based time series model of stochastic wind power generation", *IEEE transactions on power systems*, vol. 25(2), 2009, pp. 667-676.
- [5] Kavasseri R. G., Seetharaman K., "Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models", *Renewable Energy*, vol. 34(5), 2009, pp. 1388-1393.
- [6] Jónsson T., Pinson, P., Nielsen H. A., Madsen H., "Exponential smoothing approaches for prediction in real-time electricity markets", *Energies*, vol. 7(6), 2014, pp. 3710-3732.
- [7] Kusiak A., Zhang Z., "Short-horizon prediction of wind power: A data-driven approach", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 25(4), 2010, pp. 1112-1122.
- [8] Zhu X., Genton M. G., "Short-term wind speed forecasting for power system operations", *International Statistical Review*, vol. 80(1), 2012, pp. 2-23.
- [9] Dumitru C. D., Gligor A., "Daily average wind energy forecasting using artificial neural networks", *Procedia Engineering*, vol. 181, 2017, pp. 829-836.
- [10] Peiris A. T., Jayasinghe J., Rathnayake U., "Forecasting Wind Power Generation Using Artificial Neural Network: "Pawan Danawi"—A Case Study from Sri Lanka", *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2021.
- [11] Liu Y., Zhang H., "An empirical study on machine learning models for wind power predictions", In *2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, December 2016, pp. 758-763.
- [12] Ranganayaki V., Deepa S. N., "An intelligent ensemble neural network model for wind speed prediction in renewable energy systems", *The Scientific World Journal*, 2016.
- [13] Saponova A., Meissner C., Mana M., "Short time ahead wind power production forecast", *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 749(1), 2016, pp. 012006.
- [14] Liu, F., Li, R., Li, Y., Cao, Y., Panasetsky, D., Sidorov, D., "Short-term wind power forecasting based on TS fuzzy model", In *2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, October 2016, pp. 414-418.
- [15] Akhtar I., Kirmani, S. Ahmad M., Ahmad S., "Average Monthly Wind Power Forecasting Using Fuzzy Approach", *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 30426-30440.
- [16] Liu, F., Li, R., Li, Y., Cao, Y., Panasetsky, D., Sidorov, D., "Short-term wind power forecasting based on TS fuzzy model", In *2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, 2016, pp. 414-418.
- [17] Zeng J., Qiao W., "Support vector machine-based short-term wind power forecasting", In *2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*, March 2011, pp. 1-8.

- [18] Wang J., Sun J., Zhang H., "Short-term wind power forecasting based on support vector machine", In *2013 5th International Conference on Power Electronics Systems and Applications (PESA)*, December 2013, pp. 1-5.
- [19] Li L. L., Zhao X., Tseng M. L., Tan R. R., "Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm", *Journal of Cleaner Production*, vol. 242, 2020, pp. 118447.
- [20] Yuan X., Tan Q., Lei X., Yuan Y., Wu X., "Wind power prediction using hybrid autoregressive fractionally integrated moving average and least square support vector machine", *Energy*, vol. 129, 2017, pp. 122-137.
- [21] Lau A., McSharry P., "Approaches for multi-step density forecasts with application to aggregated wind power", *The Annals of Applied Statistics*, vol. 4(3), 2010, pp. 1311-1341.
- [22] Hwang M. Y., Jin C. H., Lee Y. K., Kim K. D., Shin J. H., Ryu K. H., "Prediction of wind power generation and power ramp rate with time series analysis", In *2011 3rd International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST)*, September 2011, pp. 512-515.
- [23] Reddy V., Verma S. M., Verma K., Kumar R., "Hybrid approach for short term wind power forecasting", In *2018 9th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, July 2018, pp. 1-5.
- [24] Jiang Y., Xingying C. H. E. N., Kun Y. U., Yingchen L. I. A. O., "Short-term wind power forecasting using hybrid method based on enhanced boosting algorithm", *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 5(1), 2017, pp. 126-133.
- [25] Ulkat D., Günay M. E., "Prediction of mean monthly wind speed and optimization of wind power by artificial neural networks using geographical and atmospheric variables: case of Aegean Region of Turkey", *Neural Computing and Applications*, vol. 30 (10), 2018, pp. 3037-3048.
- [26] Liu C., Zhang X., Mei S., Zhen Z., Jia M., Li Z., Tang H., "Numerical weather prediction enhanced wind power forecasting: Rank ensemble and probabilistic fluctuation awareness", *Applied Energy*, vol. 313, 2022, 118769.
- [27] Le T. H., "A combined method for wind power generation forecasting", *Archives of Electrical Engineering*, vol. 70(4), 2021, pp. 991-1009.
- [28] Box G. E. P., Jenkins G. M., *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Halden-Day, San Francisco, 1970.
- [29] Brown R. G., *Statistical forecasting for inventory control*, McGraw/Hill, 1959.
- [30] McKenzie, E., Gardner Jr, E. S., "Damped trend exponential smoothing: a modelling viewpoint", *International Journal of Forecasting*, vol. 26(4), 2010, pp. 661-665.
- [31] "Wind power generation", <https://www.elia.be/>, accessed 18th September 2021.