MÔ HÌNH PHỐI HỢP SỬ DỤNG SUY LUẬN LOGIC MỜ ĐỂ DỰ BÁO TỐC ĐỘ GIÓ DÙNG CHO VẬN HÀNH CÁC NHÀ MÁY ĐIỆN GIÓ

A HYBRID MODEL USING FUZZY LOGIC REASONING TO PREDICT WIND SPEED FOR WIND TURBINES OPERATIONS

Trần Hoài Linh

Trường Điện - Điện tử, Đại học Bách khoa Hà Nội

Ngày nhận bài: 05/4/2023, Ngày chấp nhận đăng: 26/5/2023, Phản biện: PGS.TS. Nguyễn Hữu Đức

Tóm tắt:

Trong bài báo này, một mô hình mới sử dụng phối hợp khối dự báo tuyến tính và khối dự báo bằng các luật suy luận logic mờ sẽ được đề xuất sử dụng cho mô hình dự báo tốc độ gió tại các vị trí đặt turbin của nhà máy điện gió. Các nhà máy điện cần có các mô hình này để phối hợp vận hành với các đơn vị điều độ của hệ thống. Mô hình sử dụng phối hợp một khối phi tuyến và một khối tuyến tính sẽ cho kết quả chính xác hơn khi chỉ sử dụng độc lập các khối thành phần. Mô hình đề xuất trong bài báo này được áp dụng thử nghiệm cho một năm số liệu đo lường tốc độ gió ở cao độ 100 m và 80 m, với các bài toán dự báo 30 phút trong ngày, dự báo 2 ngày tiếp theo ngày hiện tại đạt sai số trung bình của giải pháp nhỏ hơn 9,1% cho dự báo 30 phút trong ngày và 13,6% cho dự báo 2 ngày tiếp theo.

Từ khóa:

Dự báo tốc độ gió, vận hành nhà máy điện gió, năng lượng tái tạo, dự báo ngắn hạn.

Abstract:

In this paper, a hybrid model using a combination of linear block and a nonlinear, fuzzy rules will be proposed for the wind speed prediction model. Wind turbines power plants need these models to coordinate their operation with the dispatching units of the system. The proposed hybrid models will give more accurate results than using the linear or nonlinear block alone. The model proposed in this paper is applied experimentally for one year of measurement data for wind speed at heights of 100m and 80m, with 30-minute forecasting problems, the 2-day forecasting problems achieves the average error of the solution less than 9.1% for the former problems and 13.6% for the later problems.

Keywords:

Wind speed prediction, wind turbine operation, renewable energy generation, short-term prediction.

1. GIỚI THIỆU CHUNG

Các nguồn năng lượng tái tạo đang ngày càng đóng vai trò quan trọng trong các hệ thống điện nói chung và trong hệ thống điện Việt Nam nói riêng. Các hệ thống điện ngày nay đang cần bổ sung nguồn năng lượng sạch do các nguồn điện như thủy điện đã đến mức tới hạn, nhiệt điện

gây phát thải nhà kính đồng thời nguồn nhiên liệu hóa thạch truyền thống như than, dầu và khí đốt cũng ngày càng cạn kiệt. Với nhiều công nghệ sản xuất và công nghệ phụ trợ được phát triển trong thời gian vừa qua, năng lượng gió ngày càng có hiệu quả cao và tiết kiệm chi phí, có thể trở thành lựa chọn phổ biến để phát điện. So sánh với năng lượng mặt trời, năng lượng gió có ưu điển là công suất phát tương đối ổn định hơn, có thể phát 24/24 và có thể dễ dàng hơn khi tích hợp vào hệ thống điện hiện có [1].

Trong quá trình vận hành một nhà máy điện gió, nhiệm vụ dự báo tốc độ gió đóng vai trò rất quan trọng. Theo yêu cầu trong Quyết định số 67/QĐ-ĐTĐL ban hành ngày 10 tháng 8 năm 2021 của Cục Điều tiết Điện lực (Bộ Công Thương) về ban hình Quy trình dự báo công suất, điện năng phát của các nguồn điện năng lượng tái tạo, các đối tượng tham gia trong hệ thống điện, trong đó có các nhà máy điện mặt trời nối lưới và nhà máy điện gió nối lưới cần thực hiện thường xuyên và trực tuyến việc dự báo công suất, điện năng phát của các nguồn điện năng lượng tái tạo để phục vụ công tác vận hành hệ thống điện. Các kết quả dự báo cần phải được các chủ đầu tư của các nhà máy điện tái tạo cung cấp cho Đơn vị vận hành hệ thống điện và thị trường điện bao gồm:

- Dự báo các thông số ngay trong ngày vận hành;
- Dự báo các thông số cho 2 ngày tiếp theo ngày hiện tại;
- Dự báo các thông số cho tuần tiếp theo, tháng tiếp theo và năm tiếp theo.

Các phương pháp dự báo được khuyến cáo đạt sai số tuyệt đối phần trăm MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dưới 18% cho năng lượng gió và 15% cho năng lượng mặt trời. Đối với nội bộ nhà máy, các kết quả dự báo tốc độ gió chính xác cho phép người vận hành tối ưu hóa hiệu suất của turbin gió, giảm chi phí bảo trì và đảm bảo rằng nhà máy điện hoạt động trong giới hạn an toàn và ổn định.

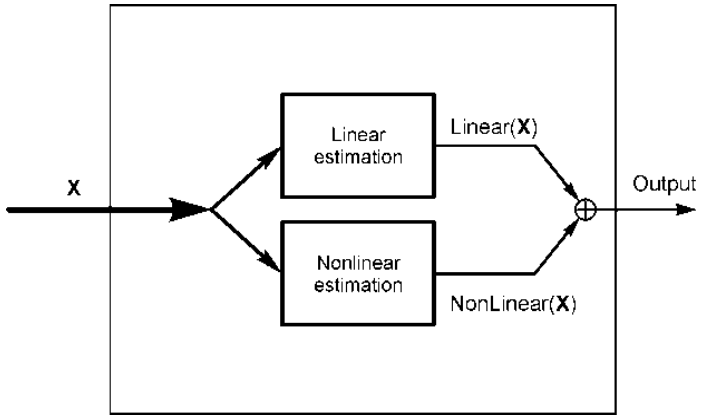
Đã có nhiều bài báo và công trình nghiên cứu với nhiều đề xuất mô hình dự báo ngắn hạn khác nhau cho tốc độ gió tại các điểm khảo sát [1], trong đó ngoài các mô hình ngoại suy kinh điển, các công cụ mới và hiện đại như sử dụng mạng nơron nhân tạo (ANN - *Artificial Neural Networks*), sử dụng các mô hình logic mờ (FLR - *Fuzzy Logic Reasoning*) và gần đây nhất là các mạng nơron học sâu (DL - *Deep learning neural networks*). Tuy nhiên hầu hết các mô hình ngắn hạn được đề xuất thường chỉ ở dạng dự báo trước 1h hoặc trước 1 ngày, mà không thực hiện dự báo theo yêu cầu của các cơ quan điều độ tại Việt Nam như dự báo trước 4h với bước dự báo 1 phút, dự báo 2 ngày tiếp theo với bước dự báo 15 phút,... So sánh giữa các mô hình ANN và FLR, các công trình đã công bố cho thấy ưu điểm tốt hơn FLR so với ANN do khả năng xấp xỉ hàm phi tuyến linh hoạt hơn của các mô hình FLR [2]. Trong [3], một mô hình dùng mạng Takagi-Sugeno (TS) để dự báo tốc độ gió và công suất phát của turbin đã được đề

xuất với 2 suy luận cho tốc độ gió và 4 luật suy luận cho công suất đó. Mô hình này thử nghiệm cho 1 năm số liệu cho phép dự báo công suất phát trước 4h với sai số trung bình 33,86%, dự báo tốc độ gió trước 3h với sai số trung bình là 7,6%. Giải pháp trong [4] cũng sử dụng mô hình TS để dự báo tốc độ gió dựa trên các số liệu quá khứ về tốc độ và hướng gió. Mô hình đạt độ chính xác 15,3% khi dự báo trước 30', nhưng khi dự báo trước 60 phút thì sai số bị tăng lên 21,1%, dự báo trước 120 phút thì sai số là 25,8%. Các mô hình dùng loggic mờ nhưng với số đầu vào nhiều hơn như nhiệt độ, độ ẩm môi trường, áp suất không khí,... đã được dùng trong [5] để đạt được sai số trung bình MAPE cho cả năm là 11,19%, trong đó các tác giả cũng chia thành các mô hình con cho từng mùa với sai số trung bình của từng mùa biến thiên trong khoảng từ 4,51% đến 18,52%. Nhược điểm của các phương pháp này là yêu cầu về số lượng đầu vào nhiều, cần phải có các trạm đo khí tượng đầy đủ trong khoảng thời gian đủ dài để có số liệu huấn luyện cho mô hình. Công trình [6] đề xuất tích hợp thêm một khối suy luận dùng Hedge algebra phía sau mạng TS để nâng cao độ chính xác của mô hình. Kết quả đạt được là sai số MAPE 17,7%. Các giải pháp sử dụng mạng học sâu cũng đã và đang được đề xuất sử dụng như trong [7] để dự báo tốc độ gió với sai số tuyệt đối trung bình là 0.685m/s. Đây là các phương pháp tiềm năng đưa lại độ chính xác dự báo cao, tuy nhiên nhược điểm chính của các mô hình học sâu là mạng có cấu trúc phức tạp, có thể lên tới hàng trăm nghìn tham số phi tuyến bên trong mô hình cần phải được huấn luyện. Vì vậy các mô hình học sâu đều yêu cầu có số lượng dữ liệu đầu vào lớn để đảm bảo được độ tin cậy của các kết quả huấn luyện, trong khi đó ở các dự án điện gió tại Việt Nam, thường chỉ có được 1-2 năm dữ liệu đo đạc trong quá khứ.

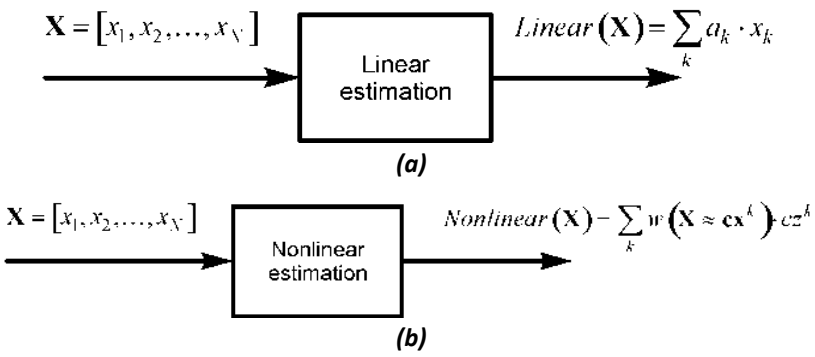
Trong bài báo này sẽ đề xuất một mô hình hỗn hợp để triển khai hai bài toán dự báo đầu tiên là dự báo tốc độ gió trong ngày vận hành và dự báo tốc độ gió trong hai ngày tiếp theo. Các kết quả tính toán mô phỏng cho một vị trí đã lắp đặt nhà máy điện gió cho thấy các mô hình có sai số trung bình đạt dưới 9,1% cho mô hình dự báo 30' trong ngày và dưới 13,6% cho dự báo hai ngày tiếp theo. Đồng thời mô hình chỉ sử dụng số liệu quá khứ là các tốc độ gió, không yêu cầu nhiều đầu vào là các thông số môi trường như nhiệt độ, độ ẩm,... Mô hình đề xuất trong bài báo này sẽ thực hiện dự báo trước 4h với bước dự báo 15 phút, dự báo hai ngày tiếp theo với bước dự báo 15 phút theo đúng yêu cầu của các cơ quan quản lý điều độ ở Việt Nam.

2. MÔ HÌNH HỖN HỢP VÀ ỨNG DỤNG TRONG CÁC BÀI TOÁN DỰ BÁO

Mô hình dự báo được đề xuất trong bài báo này có sơ đồ khối tổng quát như trên hình 1, theo đó đáp ứng đầu ra được ước lượng bằng tổng của đáp ứng từ hai khối độc lập là khối tuyến tính và khối phi tuyến.



Hình 1. Sơ đồ khối đề xuất của mô hình hỗn hợp



Hình 2. Mô hình chi tiết các khối dự báo tuyến tính (a) và dự báo phi tuyến (b)

Việc sử dụng phối hợp hai mô hình rồi tổng hợp kết quả được sử dụng trong nhiều giải pháp [8] cho thấy có thể đạt được độ chính xác cao hơn khi chỉ sử dụng mô hình phi tuyến. Việc sử dụng phối hợp cả hai giải pháp phi tuyến và tuyến tính sẽ tận dụng được ưu điểm của cả hai giải pháp. Bên cạnh đó, việc chia nhỏ bài toán lớn sẽ khiến cho số lượng các thông số của mô hình tuyến tính và phi tuyến thành phần nhỏ hơn so với mô hình tổng thể. Khi đó các quá trình điều chỉnh thích nghi thông số sẽ nhanh hơn, xác suất xác định được nghiệm phù hợp sẽ cao hơn.

Mô hình chi tiết hơn của hai khối tuyến tính và phi tuyến được mô tả trên hình 2, trong đó để dự báo một thông số x tại ngày d, thời điểm t (được ký hiệu là $x(d,t)$) các giá trị quá khứ (từ các ngày trước đó hoặc từ ngày d nhưng theo các thời điểm t trước đó). Đối với khối tuyến tính, để đơn giản hóa, ta ký hiệu lại các tín hiệu đầu vào tại thời điểm i là vectơ N thành phần $\mathbf{x} = \left[x_1^i, x_2^i, \ldots, x_N^i \right]^T$, giá trị dự báo đích cần đạt là z^i, khi đó đáp ứng đầu ra sẽ là một tổ hợp tuyến tính của các giá trị quá khứ đầu vào:

$$\begin{aligned} Linear(\mathbf{x}^i) &= a_1 x_1^i + a_2 x_2^i + \ldots + a_N x_N^i \\ &= (\mathbf{x}^i)' \cdot \mathbf{a} \end{aligned} \quad (1)$$

trong đó vectơ $\mathbf{a}$ chứa các hệ số tuyến tính

a_i là các tham số cần được huấn luyện để tối thiểu hóa sai số dự báo sao cho

$$\forall i: Linear(\mathbf{x}^i) = (\mathbf{x}^i)' \cdot \mathbf{a} \approx z^i \quad (2)$$

Không giảm tính tổng quát, ta ký hiệu các mẫu số liệu huấn luyện gồm các cặp vectơ đầu vào và giá trị đầu ra là $\{\mathbf{x}^i, z^i\}$ (i = 1,..., p), và bộ số liệu kiểm tra mô hình cũng sẽ gồm cặp vectơ đầu vào và giá trị đầu ra tương ứng là $\{\mathbf{x}^j_{test}, z^j_{test}\}$, ($j$ = 1,..., q). Với bộ p mẫu học, các hệ số của mô hình tuyến tính được xác định bằng phương pháp tìm điểm cực tiểu của hàm sai số tuyến tính [9]:

$$E = \sum_{i=1}^{p} \left(Linear(\mathbf{x}^i) - z^i \right)^2 \to \min \quad (3)$$

hoặc ở dạng ma trận:

$$\begin{bmatrix} (\mathbf{x}^1)' \\ (\mathbf{x}^2)' \\ \dots \\ (\mathbf{x}^p)' \end{bmatrix} \cdot \mathbf{a} - \begin{bmatrix} z^1 \\ z^2 \\ \dots \\ z^p \end{bmatrix} \to \min \quad (4)$$

Trong bài báo này áp dụng thuật toán phân tích ma trận theo các giá trị kỳ dị (*SVD – Singular Values Decomposition*) để tìm điểm cực trị toàn cục của hàm sai số tuyến tính [8, 9]. Sau khi các hệ số tuyến tính a_i đã được xác định, mô hình phi tuyến sẽ được sử dụng để ước lượng thành phần sai số còn lại:

$$\forall i: Nonlinear(\mathbf{x}^i) \approx z^i - Linear(\mathbf{x}^i) \quad (5)$$

Khối phi tuyến trong bài báo này được đề xuất sử dụng phương pháp suy luận mờ [10, 11], trong đó thuật toán Fuzzy Clustering sẽ được sử dụng để tìm tập hợp M các trọng tâm đặc trưng $\{\mathbf{cx}^k, z^k\}$ nhằm tối ưu hóa hàm sai số [3, 6]:

$$E = \sum_{i,k} \left\| \mathbf{cx}^k + cz^k - \mathbf{x}^i - z^i \right\|^2 \to \min \quad (6)$$

Với tập hợp các trọng tâm đặc trưng này, khi có một vectơ đầu vào mới $\mathbf{x}$, đáp ứng đầu ra sẽ được tính là trung bình có trọng số của các đáp ứng đầu ra theo công thức:

$$Nonlinear(\mathbf{x}) = \sum_k w\left(\mathbf{x} \approx \mathbf{cx}^k\right) \cdot cz^k \quad (7)$$

trong đó trọng số $w\left(\mathbf{x} \approx \mathbf{cx}^k\right)$ sẽ tỷ lệ nghịch với khoảng cách từ vectơ đang xét tới các trọng tâm. Trong bài báo này, trọng số được tính theo công thức:

$$w\left(\mathbf{x} \approx \mathbf{cx}^k\right) = \frac{1}{1 + \left\| \mathbf{x} - \mathbf{cx}^k \right\|^2} \quad (8)$$

Các mô hình sau khi được huấn luyện sẽ được đánh giá lại với bộ số liệu kiểm tra. Nếu các sai số chưa đạt yêu cầu thì cần quay lại để điều chỉnh các thông số của mô hình.

3. CÁC MÔ HÌNH DỰ BÁO TỐC ĐỘ GIÓ CHO CÁC NHÀ MÁY ĐIỆN TÁI TẠO

Mô hình dự báo các thông số khí tượng nói chung và mô hình dự báo tốc độ gió tại một địa điểm trong bài báo được xây dựng là mô hình dạng địa phương [12, 13, 14, 15, 16], có nghĩa là các thông số của mô hình cần được điều chỉnh theo các mẫu số liệu thu thập tại chính địa điểm đang xem xét do các thông số khí tượng, đặc biệt là tốc độ gió (chưa tính tới góc

tới của gió) phụ thuộc mạnh vào địa hình khu vực xem xét [12, 17]. Trong bài báo này sử dụng bộ số liệu đo tốc độ gió tại huyện Hướng Linh, tỉnh Quảng Bình. Tốc độ gió được đo trên cột tại hai cao điểm 80m và 100m, thời gian đo từ 1/7/2020 đến 30/6/2021, chu kỳ đo 15 phút phù hợp theo yêu cầu của nhiệm vụ dự báo của các cơ quan điều độ. Mô hình dự báo trước 30 phút có các yêu cầu như sau:

- Độ phân giải tín hiệu dự báo 15 phút;
- Khoảng dự báo trong ngày vận hành: 04 giờ tiếp theo với tổng số là 16 giá trị cần dự báo cho mỗi lần;
- Các dự báo được cập nhật 30 phút/lần, trước thời điểm bắt đầu của mỗi chu kỳ giao dịch thị trường điện.

Mô hình dự báo trước hai ngày có các yêu cầu như sau:

- Độ phân giải tín hiệu dự báo là 30 phút;
- Khoảng thời gian dự báo là 48 giờ của hai ngày tiếp theo với tổng số là 96 giá trị cần dự báo mỗi lần;
- Các dự báo cần được thực hiện 02 lần/ngày, trước 8h và 15h hàng ngày.

Để đáp ứng được yêu cầu cho các dự báo, trong bài báo này các mô hình được lựa chọn thông số quá khứ theo kinh nghiệm như sau. Với nhiệm vụ dự báo trước 30':

$$x_{predict}(d,t+step) = F(x(d,t-45min), x(d, t-60min), x(d, t-75min), x(d,t-90min), x(d-1,t), x(d-1, t-15min), x(d-1, t-30min), x(d-2,t), x(d-2, t-15min), x(d-2, t-30min)) \quad (9)$$

với step=0,...,15. Với đề xuất này, mô hình ước lượng sẽ có 10 đầu vào và 1 đầu ra. Các tín hiệu đầu vào được lựa chọn theo kinh nghiệm, trong đó bao gồm các đầu vào tại ngay trước thời điểm cần đưa ra dự báo và tại khoảng cần đưa ra dự báo nhưng vào ngày liền trước và hai ngày trước đó.

Với nhiệm vụ dự báo trước hai ngày vào lúc 8h ngày hiện tại:

$$x_{predict}(d,t+32+step) = F(x(d,t-45min), x(d, t-60min), x(d, t-75min), x(d,t-90min), x(d-1,t), x(d-1, t-15min), x(d-1, t-30min), x(d-2,t), x(d-2, t-15min), x(d-2, t-30min)) \quad (10)$$

với step=0,...,95. Với đề xuất này, mô hình ước lượng sẽ có 10 đầu vào và 1 đầu ra. Các tín hiệu đầu vào được lựa chọn theo kinh nghiệm, trong đó bao gồm các đầu vào tại ngay trước thời điểm cần dưa ra dự báo và tại khoảng cần đưa ra dự báo nhưng vào ngày liền trước và hai ngày trước đó.

Với nhiệm vụ dự báo trước hai ngày vào lúc 15h ngày hiện tại:

$$x_{predict}(d,t+18+step) = F(x(d,t-45min), x(d, t-60min), x(d, t-75min), x(d,t-90min), x(d-1,t), x(d-1, t-15min), x(d-1, t-30min), x(d-2,t), x(d-2, t-15min), x(d-2, t-30min)) \quad (11)$$

với step=0,...,95. Với đề xuất này, mô hình ước lượng sẽ có 10 đầu vào và 1 đầu ra. Các tín hiệu đầu vào được lựa chọn theo kinh nghiệm, trong đó bao gồm các đầu vào tại ngay trước thời điểm cần đưa ra dự báo và tại khoảng cần đưa ra dự báo nhưng vào ngày liền trước và hai ngày trước đó.

Với 365 ngày số liệu đã thu thập, sau khi loại bỏ các ngày thiếu (do vấn đề kết nối với thiết bị đo), tổng cộng 34.400 mẫu số liệu đã được tạo ra cho bài toán dự báo 30’ trong ngày vận hành. Trong số này, 31.400 mẫu đầu tiên được dùng để huấn luyện các mô hình, 3.000 mẫu cuối cùng được dùng để kiểm tra mô hình. Đối với nhiệm vụ dự báo hai ngày tiếp theo, tổng cộng có 17.152 mẫu số liệu đã được tạo ra, trong đó 15.500 mẫu được sử dụng để huấn luyện các mô hình, 1.652 mẫu được sử dụng để kiểm tra các mô hình đã xây dựng.

4. KẾT QUẢ TÍNH TOÁN, MÔ PHỎNG

Với bộ số liệu 365 ngày đo tại Hướng Linh, Quảng Bình, mô hình dự báo trước 30’ trong ngày vận hành được xây dựng cho cả hai cao độ đo là 80m và 100m. Kết quả đạt được cho số liệu ở cao độ 100m được tổng hợp trong Bảng 1, trong đó gồm các sai số cho 16 bước dự báo (4 giờ tiếp theo với bước dự báo 15’) khi chỉ sử dụng mô hình tuyến tính, khi chỉ sử dụng mô hình phi tuyến và khi sử dụng cả hai mô hình.

Có thể nhận thấy mô hình dự báo tuyến tính quá đơn giản nên sai số lớn (trung bình có thể lên tới 30%), tiếp theo sẽ là mô hình phi tuyến hoạt động độc lập với sai số trung bình biến thiên trong khoảng 11.51% đến 14,16% cho cao độ 100m. Kết quả tốt nhất thu được là khi sử dụng phối hợp cả hai mô hình như thể hiện trên Hình 1. Khi đó sai số trung bình chỉ từ 6,64% đến 9,03% cho cao độ 100m.

Bảng 1. Trung bình sai số dự báo tương đối của các mô hình dự báo 30’ trong ngày cho bộ số liệu đo tại cao độ 100m

Bước dự báo	Chỉ sử dụng mô hình tuyến tính (%)	Chỉ sử dụng mô hình phi tuyến (%)	Mô hình hỗn hợp (%)
0	17,26	11,51	7,2
1	18,61	11,79	7,32
2	19,82	12,07	7,04
3	20,87	12,48	7,84
4	21,85	12,35	6,75
5	22,79	12,58	6,64
6	23,72	12,93	6,95
7	24,60	13,23	7,95
8	25,40	13,41	7,77
9	26,21	13,65	7,97
10	26,97	13,66	7,86
11	27,71	13,87	8,34
12	28,41	13,49	7,82
13	29,08	13,83	7,96
14	29,69	14,16	8,76
15	30,31	13,89	9,03

Bảng 2. Trung bình sai số dự báo tương đối của các mô hình dự báo 30’ trong ngày cho bộ số liệu đo tại cao độ 80m

Bước dự báo	Chỉ sử dụng mô hình tuyến tính (%)	Chỉ sử dụng mô hình phi tuyến (%)	Mô hình hỗn hợp (%)
0	16,99	11,48	6,98

1	18,33	11,55	7,50
2	19,51	11,74	6,77
3	20,55	12,22	7,63
4	21,51	12,22	6,57
5	22,41	12,47	6,71
6	23,30	12,67	6,95
7	24,15	12,94	7,62
8	24,95	13,21	7,55
9	25,72	13,26	7,67
10	26,48	13,38	7,62
11	27,19	13,65	7,99
12	27,86	13,57	7,57
13	28,51	13,67	8,01
14	29,10	13,79	8,40
15	29,72	13,93	8,69

Tương tự như đối với số liệu ở cao độ 100m, trong bảng 2 là các kết quả tính toán cho số liệu ở cao độ 80m. Mô hình dự báo tuyến tính quá đơn giản nên sai số lớn (trung bình có thể lên tới 29%), tiếp theo sẽ là mô hình phi tuyến hoạt động độc lập với sai số trung bình biến thiên trong khoảng 11,48% đến 13,93% cho cao độ 80m. Kết quả tốt nhất thu được là khi sử dụng phối hợp cả hai mô hình với sai số trung bình chỉ từ 6,57% đến 8,69% cho cao độ 80m.

Bảng 3. Trung bình sai số dự báo tương đối của các mô hình dự báo 30' trong ngày cho bộ số liệu đo tại cao độ 80m

Mô hình	Dự báo lúc 8h cho hai ngày tiếp theo		Dự báo lúc 15h cho hai ngày tiếp theo	
	Min	Max	Min	Max
Tuyến tính	34,71	50,14	32,99	48,71
Phi tuyến	13,43	15,64	10,08	15,19
Hỗn hợp	9,29	13,52	9,55	13,16

Các kết quả tính toán cho các mô hình dự báo lúc 8h và 15h cho hai ngày tiếp theo ngày hiện tại được tổng hợp trong bảng 3.

Do các mô hình này có 96 bước dự báo nên bảng 3 chỉ tóm tắt lại các giá trị lớn nhất và nhỏ nhất để tiện so sánh. Từ bảng 3 cũng có thể nhận thấy mô hình hỗn hợp sử dụng đồng thời khối tuyến tính và khối phi tuyến cho kết quả có sai số trung bình nhỏ nhất, không vượt quá 13,6%. Các kết quả này đã phần nào minh chứng được chất lượng của mô hình hỗn hợp được đề xuất sử dụng trong bài báo này.

5. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày về một mô hình sử dụng phối hợp khối dự báo tuyến tính và khối dự báo phi tuyến dùng các luật suy luận mờ để cải thiện sai số. Các kết quả tính toán đã được thực hiện với số liệu thực tế cho ba mô hình là mô hình dự báo 30' trong ngày hiện tại với sai số trung bình nhỏ hơn 9,1%, dự báo lúc 8h cho hai ngày tiếp theo và dự báo lúc 15h cho hai ngày tiếp theo với sai số trung bình nhỏ hơn 13,6%. Trong cả ba trường hợp, sai số của mô hình hỗn hợp đều thấp hơn so với mô hình phi tuyến độc lập và thấp hơn nhiều so với mô hình tuyến tính.

Tuy nhiên đây mới là các kết quả bước

đầu. Mô hình cần được tiếp tục thử nghiệm với các bộ số liệu thu thập trong thời gian dài hơn, các bộ số liệu thu thập tại các địa điểm khác nhau để kiểm tra chất lượng hoạt động. Đồng thời các thông số quá khứ của các bài toán dự báo cần được khảo sát đề đề xuất phương án lựa chọn tự động. Nhiệm vụ tiếp theo của mô hình dự báo là từ các dự báo về tốc độ gió cần tiếp tục có các giá trị dự báo về công suất phát của các turbin gió trong cùng thời gian tương ứng với mục tiêu là sai số của kết quả dự báo cuối cùng là công suất phát của nhà máy điện gió đạt dưới 18% theo yêu cầu của các cơ quan quản lý điều độ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] A. Tascikaraoglu and M. Uzunoglu , "A Review of Combined Approaches for Prediction of Short-Term Wind Speed and Power," Renewable Sustainable Energy Review, vol. 34, pp. 243–254, 2014.

[2] S. Haykin, "Neural networks: A Comprehensive Foundation," Pretice Hall, 1998.

[3] Fang Liu, Ranran Li and Aliona Dreglea, "Wind Speed and Power Ultra Short-Term Robust Forecasting Based on Takagi–Sugeno Fuzzy Model", Energies (Special Issue on Machine Learning for Energy Systems), vol. 12, pp. 3551-3566, 2019.

[4] I.G. Damousis, M.C. Alexiadis, J.B. Theocharis and P.S. Dokopoulos, "A Fuzzy Model for Wind Speed Prediction and Power Generation in Wind Parks using Spatial Correlation", IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 19, no. 2, pp. 352-361, 2004.

[5] D. Zheng, A.T. Eseye, J. Zhang and H. Li, "Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical ANFIS approach for energy management in microgrids", Protection and Control of Modern Power Systems, vol. 2, No. 13, 2017.

[6] Y. Ren, Y. Wen, F. Liu and Y. Zhang, "A two-stage fuzzy nonlinear combination method for utmostshort-term wind speed prediction based on T-S fuzzy model", J. Renewable Sustainable Energy, vol. 15, pp. 016101, 2023.

[7] H. Yao, Y. Tan, J. Hou, Y. Liu, X. Zhao and X. Wang, "Short-Term Wind Speed Forecasting Based on the EEMD-GS-GRU Model", Atmosphere, vol. 14, pp. 697, 2023.

[8] Q.N Nguyễn, "Nghiên cứu và ứng dụng mạng nơron và lôgíc mờ cho bài toán dự báo phụ tải điện ngắn hạn," Luận án Tiến sĩ, Đại học Bách Khoa Hà Nội, 2012.

[9] H.L. Trần, "Mạng nơ-ron và ứng dụng trong xử lý tín hiệu," NXB Đại học Bách Khoa, 2019.

[10] Moniki Ferreira, Alexandre Santos and Paulo Lucio, "Short-term forecast of wind speed through mathematical models", Energy Reports, vol. 5, pp. 1172-1184, 2019.

[11] S. Sachdeva, and C.M. Verma, "Load Forecasting Using Fuzzy Methods," in IEEE 2008 Joint International Conference on Power System Technology and IEEE Power India Conference, New Delhi, India, pp. 121–154, 2008.

[12] B.J. Park and J. Hur, "Accurate Short-Term Power Forecasting of Wind Turbines: the Case of Jeju Island's Wind Farm," Energies, vol. 10 (812), pp. 1–15, 2017.

[13] B. Yang, L. Zhong, J. Wang, H. Shu, X. Zhang, T. Yu, et al., "State-of-theart One-Stop Handbook on Wind Forecasting Technologies: an Overview of Classifications, Methodologies, and Analysis," Journal of Clean. Prod., vol. 283, 124628, 2021.

[14] José Carlos Palomares-Salas, Agustín Agüera-Pérez, Juan José González de la Rosa and Antonio Moreno-Muñoz, "A novel neural network method for wind speed forecasting using exogenous measurements from agriculture stations," Measurement, vol. 55, pp. 295-304, 2014.

[15] H. Babazadeh, W.Z. Gao, L. Cheng and L. Jin, "An Hour Ahead Wind Speed Prediction by Kalman Filter," IEEE Power Electronics and Machines in Wind Applications, Denver, USA, pp. 1–6, 2012.

[16] R.G. Kavasseri and K. Seetharaman, "Day-ahead Wind Speed Forecasting Using F-ARIMA Models," Renew. Energy, vol. 34 (5), pp. 1388–1393, 2009.

[17] Z. Qian, Y. Pei, H. Zareipour and N. Chen, "A Review and Discussion of Decomposition-Based Hybrid Models for Wind Energy Forecasting Applications," Applied Energy, vol. 235, pp. 939–953, 2019.

Giới thiệu tác giả:

Tác giả Trần Hoài Linh tốt nghiệp đại học ngành tin học ứng dụng năm 1997; nhận bằng Tiến sĩ ngành kỹ thuật điện năm 2000, bằng Tiến sĩ khoa học chuyên ngành kỹ thuật điện và trí tuệ nhân tạo năm 2005 tại Đại học Bách khoa Vacsava). Hiện nay tác giả công tác tại Khoa Tự động hóa, Trường Điện - Điện tử, Đại học Bách Khoa Hà Nội.

Hướng nghiên cứu chính: ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong các giải pháp đo lường, điều khiển và tự động hóa, các thiết bị đo thông minh, hệ chuyên gia.