

## 数値気象予報データを用いた風力発電量の予測 Wind Power Prediction Using Numerical Weather Prediction Data

○山本晃翼<sup>1</sup>, 長谷部寛<sup>2</sup>\*Kosuke Yamamoto<sup>1</sup>, Hiroshi Hasebe<sup>2</sup>

**Abstract:** In recent years, the adoption of wind power generation has been rapidly increasing. Accurate future predictions of wind power are necessary to maintain the balance between electricity supply and demand for the stable operation of the power plant. In this study, we conducted forecasts separately using both measured data and numerical weather prediction data, finding that the latter yielded higher accuracy. A power curve was employed to estimate power generation in order to account for the characteristics of wind turbines. Using the power curve improved accuracy around the cut-in wind speed. However, at higher wind speeds, forecasts without the power curve performed better. It is due to the difficulty of accurately predicting high wind speeds. This indicates that improving the accuracy of prediction under such conditions is a key challenge for future work.

### 1. はじめに

風力発電は再生可能エネルギーの一種であり、資源枯渇の懸念がなく、発電時に温室効果ガスを排出しないことから、持続可能なエネルギー供給の観点で世界的に導入が進められている。

発電において、電力の需給バランスを維持することは重要であり、このバランスが崩れると、大規模停電が起こる恐れがある。バランス維持のためには、事前に将来の発電量を予測しておき、供給量に対して足りない分を調達することが求められる。

これまでは風速の実測値を入力データとした機械学習を用いた予測を試みてきた<sup>[1]</sup>。しかし、代表的な機械学習手法を複数用いたが、十分な精度は得られなかった。そこで本研究では、数値気象予報モデルの風速予測値を入力した予測<sup>[2]</sup>を試みることで、発電量予測の精度向上を目指した。

### 2. 予測概要

実測値を用いた場合と数値気象予報値を用いた場合でそれぞれ予測を行う。数値気象予報値には気象庁が公開しているメソ数値予報モデル (MSM)<sup>[3]</sup>を用いた。figure 1 に実測値を用いた場合と MSM を用いた場合の発電量予測のフローを示す。

まず風速を予測する。モデルには再帰構造を持ち時系列データの予測に特化している LSTM を採用した。実測値を用いた予測では 90 分前から現在の風速を入力し、MSM を用いた予測では予測対象時間の前後 1 時間の風速の予報値を入力する。

次に風速の予測値をパワーカーブを用いて発電量に変換する。パワーカーブは風速と発電量の関係を表し

た曲線であり、figure 2 が 1 例である。パワーカーブを用いる理由は、カットイン風速やカットアウト風速などの風力発電機の特徴を考慮するためである。

需給バランス維持の計画対象は短いもので 1 時間後、長いもので 2 日後のものがある。また、予想発電量の提出期限は毎日の午前 12 時である。そこで、今回は提出期限の 3 時間前である午前 9 時を予測開始時間とし、そこから 1 時間後～72 時間後を 30 分間隔で予測することとした。学習や精度検証に使う風速や発電量のデータは、ある風車で計測された 2022 年 8 月～2023 年 7 月のものを用い、最初の 5 か月間を学習データ、次の 3 か月間を検証データ、最後の 4 か月間をテストデータとした。

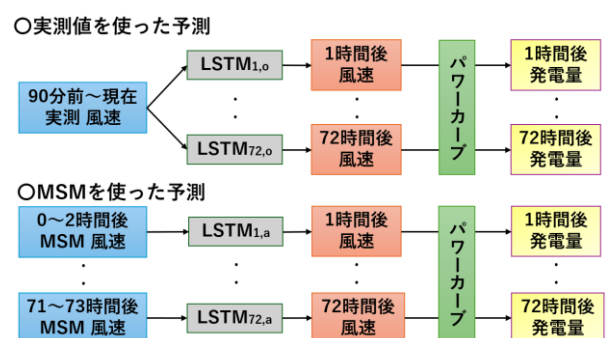


Figure 1. Prediction flow chart

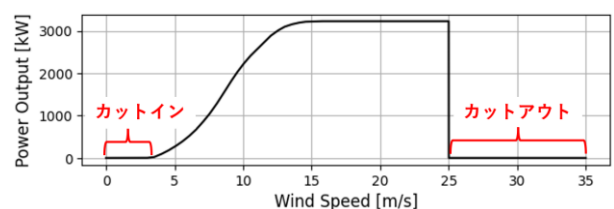


Figure 2. Power curve

1 : 日大理工・院 (前)・土木 2 : 日大理工・教員・土木

3. 風速の予測結果

figure 3 に低風速時と高風速時の実測値を用いた予測と MSM を用いた予測を比較した結果を示す. 実測値を用いた予測では, 予測波形は横ばいで風速の増減を捉えられていない. MSM を用いた予測では, 低風速時には風速の増減を捉えられていた. しかし, 高風速時は増加を捉えることができず過小評価された. 原因は, 高風速データが少なく高風速時を十分学習できなかったことが考えられる. また, figure 4 に示すテストデータの 119 個のサンプルごとの RMSE の比較結果より, ほとんどのサンプルで MSM を用いた場合の方が高精度であることが示された.

4. 発電量の推定

精度の良かった MSM を用いた風速予測の結果を用いて, パワーカーブから発電量を推定した. また, パワーカーブを用いる利点があるか検証するために, パワーカーブを使わずに直接発電量を予測した場合と比較した. figure 5 にカットイン風速時とカットアウト風速時の発電量の予測結果, table 1 にカットイン風速時, カットアウト風速時, 全ての時間の区分ごとの RMSE を示す. figure 5 より, パワーカーブを用いることによって, カットイン風速時は精度が良くなったが, カットアウト風速時は発電量が 0 になることを予測できず, 過大評価した. 原因は風速予測で高風速を予測できなかったため, 高風速であるカットアウト風速も予測できず, 発電量が 0 になることを予測できなかったためと考えられる. また, table 1 よりパワーカーブを用いることによりカットイン風速時の予測精度が向上していることが分かる. しかし, それ以外の区分ではパワーカーブを用いない場合の方が精度が良くなった. これも風速予測の時点で高風速を予測できなかったことが原因と考えられる.

5. まとめ

本研究では電力の需給バランスの維持のための風力発電量予測を行った. 数値気象予報値である MSM を用いた結果, 実測データを用いた場合より精度が良くなった. また, パワーカーブを用いて発電量を推定した結果, カットイン風速時は精度が良くなったが, カットアウト風速時は精度が悪化した. 原因は高風速時の予測精度が不十分であることが考えられるため, 今後は高風速時の予測精度を向上させる必要がある.

謝辞:

風速と発電量のデータは東光電気工事株式会社様よりご提供いただいた. ここに記して謝意を表す.

参考文献

[1] 山本晃翼ら: 風の時系列予測に対する種々の機械学習手法の適用性の検討, 日本風工学会年次研究発表会梗概集, pp.161-162, 2025  
 [2] 吉田雄太ら: 風況観測データと数値気象予報を用いた風力発電所出力予測手法の検討, 風力エネルギー利用シンポジウム, 45 巻, pp.80-83, 2023.  
 [3] 気象庁, GPV サンプルデータの一覧  
[https://www.data.jma.go.jp/developer/gpv\\_sample.html](https://www.data.jma.go.jp/developer/gpv_sample.html)  
 (閲覧日: 2025 年 9 月 25 日)

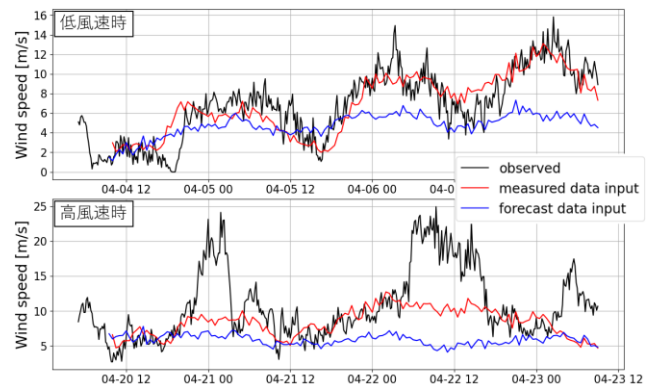


Figure 3. Comparison of prediction using measured and forecast data

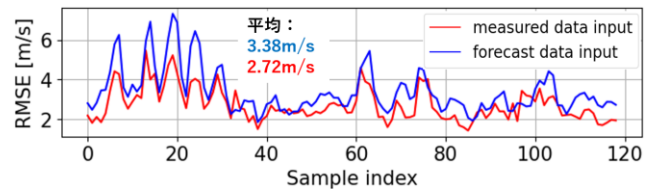


Figure 4. Comparison of RMSE using measured and forecast data

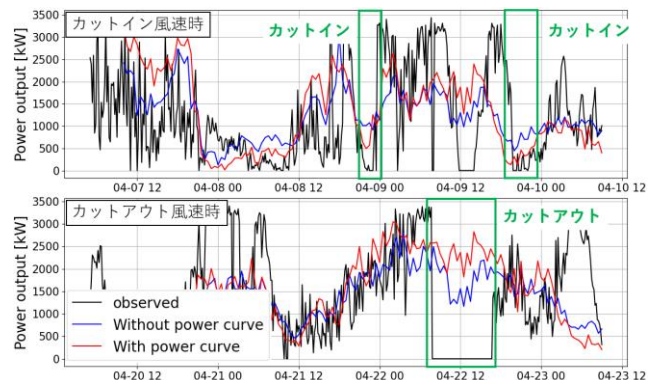


Figure 5. Result of power output prediction

Table 1. RMSE for each wind speed region

	Cut-in	Cut-out	All
Without Power Curve	456 kW	2438 kW	725 kW
With Power Curve	312 kW	2917 kW	761 kW