

気象予測とオンライン観測に基づく風力発電出力予測システムの開発と検証

東京大学 学生会員 ○ 榎木康太
 東京大学 正会員 石原孟
 東京大学 正会員 山口敦
 東京電力 正会員 福本幸成

1. はじめに

電気系統においては需要と供給の一致が要求されるが、風力発電出力は風に応じて変動するのに加え、出力変動をあらかじめ知ることができないため、電力の需給計画策定や当日のリアルタイムオペレーションにおいて不確実性の一因となっている。欧州では数値気象予報データおよびリアルタイム発電出力観測に基づき風力発電出力の翌日予測および当日予測が行われているが、地形が複雑な日本において風力発電出力予測の年間を通じた評価が行われた例は少ない。

そこで本研究では風力発電出力予測モデルを構築し東京電力(株)八丈島風力発電所において1年間の予測を行い予測精度を検証した。

2. 発電出力予測システムの概要

本研究で構築した予報システムの概略を図1に示す。まず、システムの入力値は気象庁提供の数値気象予報データ(NWPデータ)と風力発電所における風向・風速・発電出力の実観測データであり、両データともインターネットを通じリアルタイムに取得を行う。次にメソスケール気象モデル RAMS²⁾により、気象庁提供の数値気象予報データを水平スケール 1km 程度まで空間的にダウンスケールする。最後に過去の観測から得られた風速と発電出力の間の関係(パワーカーブ)により発電出力を求める。なお、リアルタイムに取得した風速と発電出力の観測データは当日予測の際に予測値と組み合わせる。本研究では数値気象予報データとして初期値 21 時の RSM データを用いた(表 1)

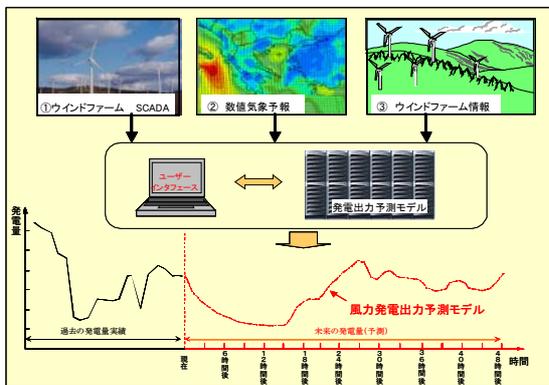


図1 風力発電出力予測システム概略図

本研究で構築したシステムでは、リアルタイムに観測された風速、出力が予測値、予測値の評価結果とともに画面に表示されるような機能が備わっている。図2は本件急で開発した予測システムの表示画面の一例である。図中①で示されているのはウェブカメラによる動画、②は気象庁発表の最新地上天気図、③は前日の実測と予測結果、④で当日および翌日の予測、⑤では前日の予測の誤差評価を表示する。また⑥の部分进行操作することで風速の予測と発電出力の予測の切り替えが可能である。

表1 RSMデータの諸元

データ	RSM
水平・時間解像度	約 40km・3 時間
初期値	2100(JST)
予報時間	51 時間
配信時間	初期値から約 6 時間後

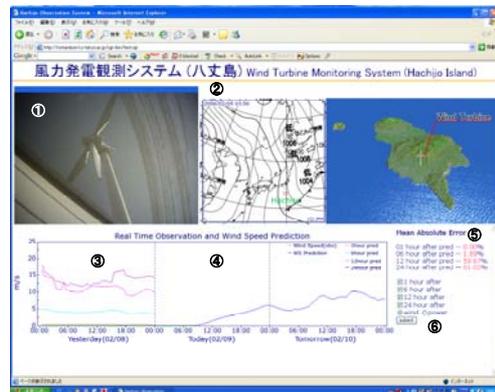


図2 予測システムの表示画面

3. 当日予測モデル

当日予測は、系統運用者の電力系統の当日運用を支援するために、24 時間先まで 30 分毎の発電出力を 30 分おきに予測するものである。一般に気象予報データに基づいて求めた予測値は必ず誤差を含むため、当日予測のように予測時間が短い場合には、必ずしも気象予報データに基づいてメソスケール気象モデルで予測した風速が最も信頼できる予測とは限らない。一方、本研究ではリアルタイムの風観測データおよび発電出力データを観測しているため、これらの観測データと気象モデルによる予測を組み合わせることにより予測精度の向上が期待できる。本研究ではまず、以下に示す(1)

キーワード: 気象予測, オンライン観測, メソスケールモデル

連絡先: 〒113-8656 東京都文京区弥生 2-11-16 tel. 03-5841-7404 e-mail. enoki@bridge.t.u-tokyo.ac.jp

式に示すモデルを用いて短期の風速の予測を行った。

$$u_{t,k}^{\text{Pred}} = (1 - a^u(k)) \times u_t^{\text{Obs}} + a^u(k) \times u_{t,k}^{\text{Model}} \quad (1)$$

ここで、 $u_{t,k}^{\text{Model}}$ はメソスケール気象モデルにより予測した時刻 t における k 時間先の風速、 u_t^{Obs} は時刻 t における風速の観測値、 $u_{t,k}^{\text{Pred}}$ は本モデルにより求める時刻 t における k 時間先の風速の予測値である。なお、係数 $a^u(k)$ は過去の観測データにより最適関数を学習した。

次に予測した風速 $u_{t,k}^{\text{Pred}}$ に基づき(2)式により短期の発電出力を予測した。

$$p_{t,k}^{\text{Pred}} = (1 - a^p(k)) \times p_t^{\text{Obs}} + a^p(k) \times f_{pc}(u_{t,k}^{\text{Pred}}) \times c(k) \quad (2)$$

ここで p_t^{Obs} は時刻 t における出力の観測値、 $f_{pc}(u)$ は過去の経験から求めたパワーカーブモデル、 $c(k)$ は風車の運転状況を反映させるパラメータ、 $p_{t,k}^{\text{Pred}}$ は最終的に求める時刻 t における k 時間先の発電出力の予測値である。 $c(k)$ に関しては、通常は $c(k)=1$ とするが、風速が風車のカットイン風速以上であるにもかかわらず、発電出力が予測出力の10%以下であれば風車が停止していると判断し、 $c(k)=0$ とする。係数 $a^p(k)$ は(3)式で示される関数を仮定した。

$$a^p(k) = (k/T)^n \quad (3)$$

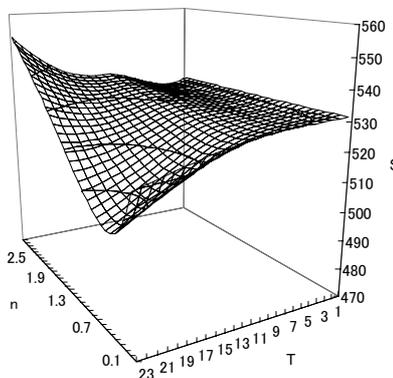


図3 パラメータ T および n の最適化

ここで、パラメータ T および n は過去の観測値と予測値から最適値を求めた。図3は最適化の結果である。縦軸 S は24時間先までの平均絶対誤差の総和を示しており、 $T=24$ 、 $n=0.6$ の時、最も予測誤差が小さくなるのがわかる。

このモデルを用い、八丈島風力発電所を対象に2004年5月から2005年4月の1年間(稼働率が20%以下であった2004年8月は除外)を通じて発電出力予測を行い、検証を行った。図4は予測時間ごとに予測モデルの観測値に対する平均誤差、平均絶対誤差、平均

二乗誤差を示したものである。また、参考のため、従来の持続モデルによる予測結果の誤差も示してある。なお、誤差は設備容量に対する相対誤差(%)で表されている。

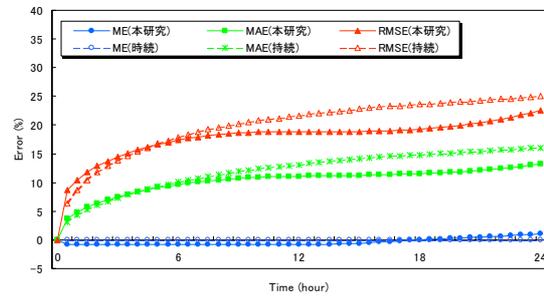


図4 予測時間別の予測誤差

6時間までの予測に関しては、持続モデルと本研究で提案したモデルの間に大きな差が見られないが、6時間より先に関しては、本研究により予測誤差が大きく低減していることがわかる。

表2は予測モデルの24時間先までの予測誤差の平均値とスキルスコア(当日予測モデルの持続予測モデルに対する平均絶対誤差の改善率)を示している。年間の当日予測の結果、本研究の予測手法により持続予測モデルに比べ平均で約15%程度予測精度が向上することがわかった。

表2 予測モデルの比較

	本研究	持続モデル
平均誤差	-0.4	0.03
平均絶対誤差	10.37	12.2
平均二乗誤差	18.22	20.74
スキルスコア(%)	15.05	

5. まとめ

本研究では、オンライン予測システムを構築し、1年間の予測を行い、観測値と比較することにより以下の結論を得た。1)オンラインで数値気象予報データ、観測値を取得し発電出力予測を行うシステムを開発した。2)当日予測のモデルを提案し、風車の運転状況に応じた予測を可能にした。3)本研究で提案した予測モデルにより八丈島風力発電所において1年間の予測を行った結果、予測精度が持続モデルに対して平均15%予測精度が改善することを示した。

参考文献 1) Lars Landberg et al., Short-term Prediction – An Over ‘view, *Wind Energy*, vol. 6, pp. 273-280, 2003. 2) R. A. Pielke et al., A Comprehensive Meteorological Modeling System – RAMS, *Meteorol. Atmos. Phys.*, Vol. 49, pp. 69-91, 1992.