

## 風車の運転状況を考慮した風力発電出力予測手法の提案

東京大学 正会員 ○ 山口敦  
 東京大学 正会員 石原孟  
 東京大学 学生会員 河原吉秀

### 1. はじめに

ウィンドファーム建設地の大部分が複雑地形にあるわが国においては、メソスケール気象モデルなど解像度が細かい風速データを用いることにより、長期予報などの予測精度が向上することが確認されている<sup>1)</sup>。しかし、ウィンドファームの出力は風速のみならずウィンドファームの運転状況などの人為的な要因によっても大きく変化する。本研究では、風車の運転状況を考慮できる ARXM モデルを提案し、予測精度の検証を行う。

### 2. 予測モデルの概要

図 1 に発電出力予測モデルのフローを示す。

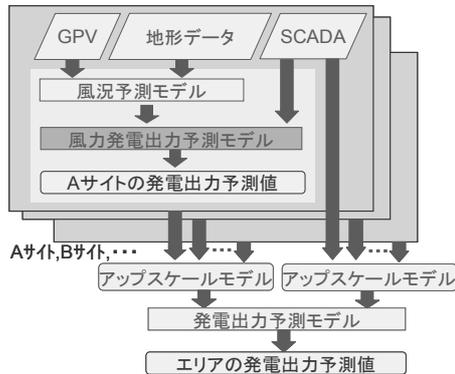


図 1 予測モデルのフロー

まず、広域地形、土地利用データを境界条件とし、水平解像度 20km の数値気象予報データ(GPV)をもとに、メソスケール気象モデル(RAMS) 1 km の水平解像度までネスティングにより風向・風速を予測する。次に、この風速を過去における風速の予測値と発電出力の観測結果を基に作成したパワーカーブに代入し、発電出力を予測する。この発電出力予測値と、オンラインで得られた現在の発電出力観測値を次節以降で説明する風力発電出力予測モデルにより組み合わせることにより、最終的な発電出力予測値を出す。

### 3. 予測モデルの詳細

#### 3.1 ARX モデル

ARX モデル<sup>2)</sup>は短時間予測の予測精度向上のためにオンライン観測データにパワーカーブモデル予測値を組み合わせたモデルである。ARX モデルでは(2)式により発電出力を予測する。

$$P_{t+k}^{PC} = f(u_{t+k}^{pred}) \quad (1)$$

$$P_{t+k}^{ARX} = a(k)P_t^{meas} + b(k)P_{t+k}^{PC} \quad (2)$$

ここで、 $P_{t+k}^{PC}$  は時刻  $t+k$  のパワーカーブモデルによる発電出力予測値、 $P_{t+k}^{ARX}$  は ARX モデルによる時刻  $t+k$  の発電出力予測値、 $P_t^{meas}$  は時刻  $t$  の観測値である。また、 $a(k)$  および  $b(k)$  はモデルパラメータであり、予測時間  $k$  の関数として逐次ノンパラメトリック回帰手法を用いて求める(式 3)。

$$\begin{pmatrix} a(k) \\ b(k) \end{pmatrix} = \arg \min \sum_{s=1+k}^{t+k} \left[ \lambda_{ab}^{t-s} (P_s^{meas} - a(k)P_{s-k}^{meas} + b(k)P_s^{PC})^2 \right] \quad (3)$$

(1)式は気象予測による風速をパワーカーブに代入する操作、(2)式はパワーカーブの出力値とオンライン観測値を組み合わせる操作に対応する。

#### 3.2 ARXM モデル

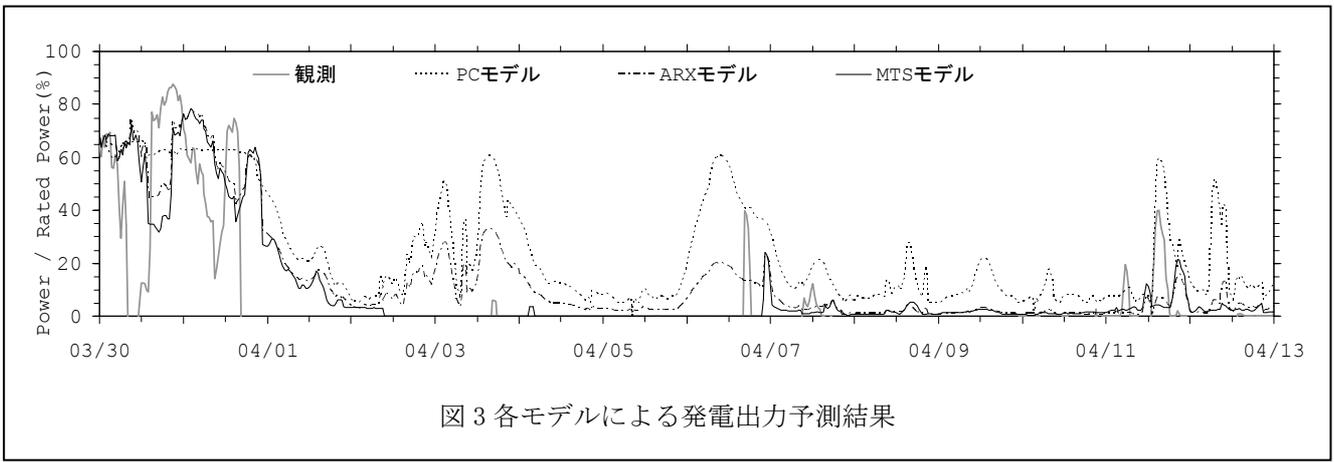
本研究で提案するマルチタイムスケールモデルでは風車の故障・停止などの要因による発電出力の短期変動に対応させるため、発電出力予測に用いる係数に、異なるタイムスケールのパラメータを用いる。マルチタイムスケールモデルにおける発電出力予測式は以下ようになる。

$$P_{t+k}^{MSPC} = c \times f(u_{t+k}^{pred}, \theta_{t+k}^{pred}) \quad (4)$$

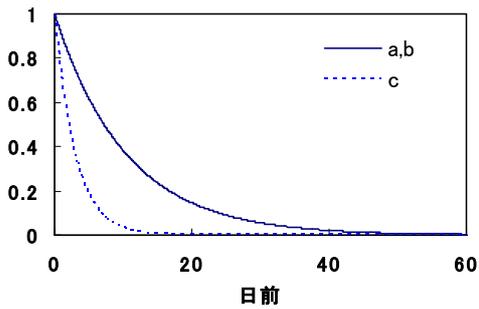
$$P_{t+k}^{MIS} = a(k)P_t^{meas} + b(k)P_{t+k}^{MSPC} \quad (5)$$

$C$  が新たに ARXM モデルに加えられたパラメータであり、パラメータ  $a(k)$  および  $b(k)$  と同様に逐次ノンパラメトリック回帰手法を用いて求める

$$c_t = \arg \min_c \sum_{s=1}^t \left[ \lambda_c^{t-s} (c \times f(u_s^{pred}) - P_s^{meas}) \right] \quad (6)$$



ただし、パラメータ  $c$  は、発電出力の短期変動に対応するパラメータのため、 $a(k)$ 、 $b(k)$ とは異なり、短いタイムスケールの忘却係数を用いる。エラー! 参照元が見つかりません。にパラメータ  $a(k)$ 、 $b(k)$ および  $c$ におけるパラメータ推定に用いる過去のデータの重みの時系列変化の比較を示す。パラメータ  $c$ の重みは  $a(k)$ 、 $b(k)$ に比べ、短時間で小さくなるのが分かる。



4. 検証結果

図 3 には、予測期間中において運転の停止が見られた 2006 年 4 月のあるサイトにおける総発電出力発電出力予測結果を示す。4 月 1 日よりウィンドファームが何らかの原因で停止し、出力が観測されていないが、ARXM モデルではウィンドファームの停止に追従して、4 月 3 日より出力の予測値が 0 となり、ウィンドファームの停止を再現できたことが分かる。本検証結果について図 4 に当日予測の RMSE を示す。2006 年の年間の 6 時間先当日予測の予測誤差は 9.2%に減少していることがわかる。

5. ARXM モデルのパラメータの最適値

ARXM モデルの(5)式において、忘却係数  $\lambda_c$  の値を変化させると予測精度が変化する。図 5 は忘却係数  $\lambda_c$  の値を変化させて当日予測 6 時間先の RMSE の関

係を示す。図 5 から RMSE が最小となる  $\lambda_c$  の値が存在することがわかる。

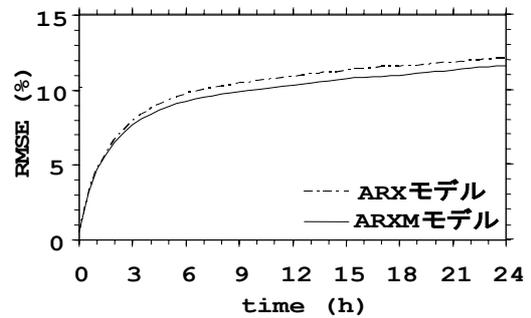


図 4 当日予測の RMSE(2006 年)

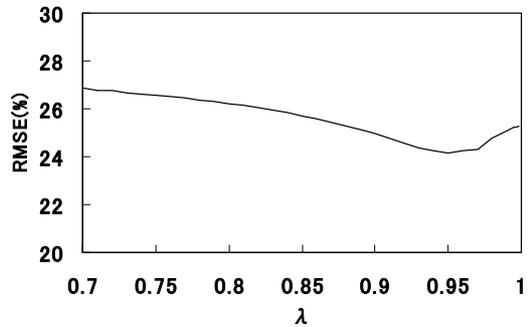


図 3  $\lambda$  と当日予測 RMSE の関係

6. まとめ

本研究では従来の ARX モデルを改良した ARXM モデルを提案し、風車の故障等による出力の減少を再現し、予測精度が向上した。また、ARXM モデルの忘却係数  $\lambda_c$  には最適値が存在することを明らかにした。

参考文献:1) 石原孟, 山口敦, 小川豪, 酒井和也, 藤野陽三: 電力系統制御エリアを対象とした信頼区間付き風力発電出力予測に関する研究, 第 29 回風力エネルギー利用シンポジウム 2) Nielsen, Using Meteorological Forecasts in On-line predictions of wind power, IMM, Technical University of Denmark, 1999.