

## 物理モデルと統計モデルの融合による風力発電出力予測の初期誤差低減に関する研究

東京大学 学生会員 北 篤佳  
 東京大学 正会員 石原 孟  
 東京大学 正会員 山口 敦

### 1. はじめに

地球温暖化を防止するために風力発電の導入量の更なる増加が望まれているが、そのためには高精度な発電出力予測技術の開発が課題である。

一般的に、発電出力予測モデルは、気象予測によって得られた風速データを発電出力に変換することによって予測を行う。この風速予測値と発電出力の関係はパワーカーブと呼ばれ、パワーカーブを高精度に推定することが発電出力予測の精度向上に直結する。パワーカーブの推定手法は物理モデルと統計モデルに分類することができる。物理モデルは実地形中や風車の後流中の流れの性質を記述した方程式を解くことでパワーカーブを推定する。一方、統計モデルは過去の発電出力と風速予測値からパワーカーブを統計的に学習する。統計モデルは学習により最適な推定値を求められるが、計算初期はデータ数が少ないため誤差が大きい。そこで、本研究では物理モデルと統計的手法の性質を明らかにし、両者の長所を組み合わせることで初期誤差の少ないパワーカーブ推定手法を提案することを目的とする。

### 2. 統計モデル

まず、代表的な統計モデルである WPPT[1]について述べる。この手法では、式(1)のようにパワーカーブ  $f$  を風速・風向の関数と仮定する。

$$P = f(u, \theta) \quad (1)$$

ここで、 $P$  は発電出力、 $u$  は風速、 $\theta$  は風向である。WPPT ではこのパワーカーブを過去の発電出力観測値と、同時刻を対象とした風速・風向の予測値から、忘却係数付き非線形最小二乗法によって離散的に推定する。図 1 に統計モデルにより推定したパワーカーブを示す。風向によって大きく出力の傾向が異なることがわかる。これは局所的な地形や風車の後流の影響と考えられる。

このようにして推定したパワーカーブを用いて発電出力の予測を行い、3 時間予測の平均二乗誤差が

モデルの学習につれ、どのように変化をするかを図 2 に示す。なお、この解析では誤差の変動を平均化するために、予報開始時期を 85 通りに変化させ、それらのアンサンブル平均をとった。統計モデルによる予測では初期に誤差が大きいですが、新しいデータが得られる度に学習によりパワーカーブを更新するのでデータの蓄積とともに精度が向上することがわかる。

### 3. 物理モデル

次に物理モデルによりウィンドファームパワーカーブを構築した。局所風況予測モデル MASCOT[2]により局所地形の効果を考慮するとともに、Jensen[3]によって提案されたモデルにより風車後流の影響を考慮することにより、数値気象予報データの定義点上での風速が与えられた時に、各風車地点での風速を求めることができる。各風車地点での風速に風車メーカーが提供するパワーカーブを適用することにより、各風車の出力が算定でき、その出力の合計からウィンドファームの出力が、最終的に数値気象予報データ定義点での風速・風向の関数として推定できる。図 1 にこのようにして物理モデルにより求めたパワーカーブを示す。統計モデルと同様に風向により出力が異なることがわかる。統計モデルと異なるのは高風速域においても大きな出力を示すが、これは統計モデルの場合には過去の学習データ内に高風速域のデータが少ないためと考えられる。

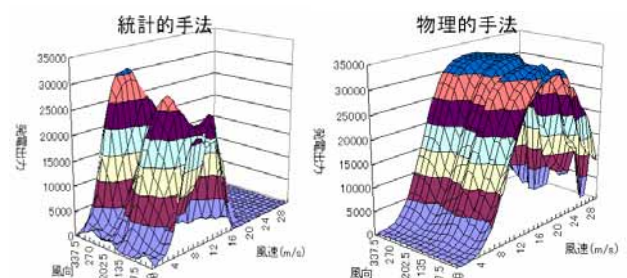


図 1 統計モデルと物理モデルによるパワーカーブ

キーワード 風力発電 出力予測 初期誤差 非線形最小二乗法 数値流体解析  
 連絡先 〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1 東京大学工学系研究科社会基盤学専攻

このようにして推定したパワーカーブを用いて 3 時間先発電出力の予測誤差の変化を統計モデル同様に計算したものを図 2 にあわせて示す。統計モデルに比べて予報開始直後では予測精度が高いが、予報開始から時間が経過した後も予測精度は向上せず、誤差が長期的に見て一定で推移する。

#### 4 . 統計モデルと物理モデルの融合

本研究では統計モデルと物理モデルを融合することにより、統計モデルの初期予測誤差を低減する手法を提案する。

##### 4 . 1 初期値改良による融合

従来の統計モデルでは、パワーカーブの初期値として全風向・風速に対して発電出力が 0 という初期値を用いていた。このため、予測初期に誤差が大きかったと考えられる。そこで、本研究ではまず、初期値に 0 に代わり、物理モデルによって求めたパワーカーブを初期値として用いることを提案する。このようにして求めたパワーカーブを用いて同様に 3 時間先予測誤差の変化を求めたものを図 2 に示す。この結果、予測初期においては物理モデルと同等の予測精度を持ち、その後は統計モデルと同様に学習により予測誤差が低減していることがわかる。

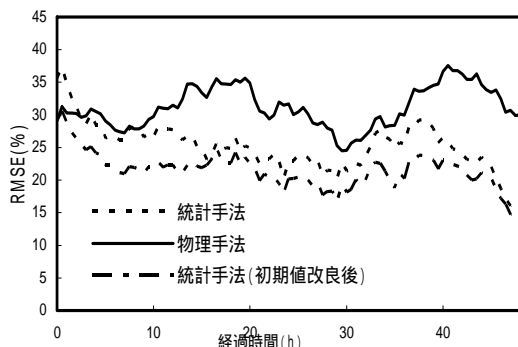


図-2 3時間先予測誤差の平均

##### 4 . 2 風観測値による擬似学習を用いた融合

前節で述べた手法によっても、統計モデルの予報初期の予測誤差を低減させることが可能となったが、まだ十分に誤差が低減できていない。ウィンドファームパワーカーブモデルには風速の予測誤差に起因する成分が含まれているが、初期値に物理モデルを用いるだけでは、この効果を再現することができないからである。そこで、本研究では新たな融合手法として、過去の風速の観測値からウィンドファームパワーカーブにより過去のウィンドファ

ーム発電出力値を擬似的に作成し、過去の数値気象予報データとともに用いることにより擬似的な学習を行う手法を提案する。一般にウィンドファーム建設予定地では、年間発電量推定のために、ウィンドファームの建設前に風観測を実施するため、この手法を適用することが可能である。本研究では予報開始前に、擬似観測データにより擬似学習を実施し、予測誤差の変化を調べ、従来の統計モデルと、初期値改良による融合手法と比較した。図 3 にその結果を示す。なお、ここでは 3 時間先予測誤差を 20 日先まで平均したものを示す。擬似観測値を用いて学習を行うことで、計算開始直後から誤差の少ない予測が行えることがわかる。

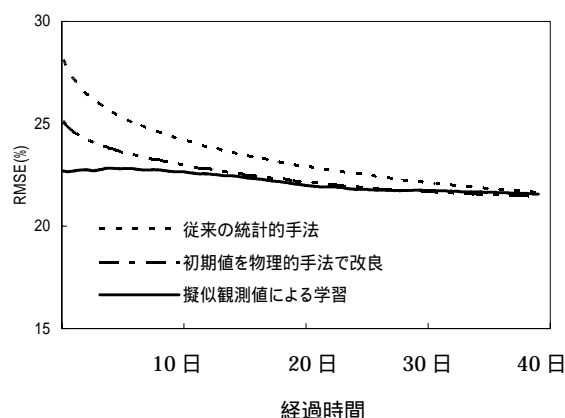


図-3 3時間先予測誤差の20日平均

#### 5 . 結論

風力発電出力予測における初期予測誤差を減少させるために、統計的手法と物理的手法の長所を融合する手法を提案した。その結果、物理的手法によって求めたパワーカーブを統計的手法の初期値に用いると初期誤差を減少させられることがわかった。また、物理的手法によって求めたパワーカーブにより風観測値から発電出力を推定し、ウィンドファーム建設以前の時期に遡って擬似学習を行うことで、初期誤差の少ない予測を行えることがわかった。

#### 参考文献

[1] Torben Skov Nielsen : "Online prediction and control in nonlinear stochastic systems", 2002  
 [2] 石原孟:非線形風況予測モデル MASCOT の開発とその実用化 (2003)  
 [3] N. O. Jensen: A note on wind generator interaction, Risø-M-2411, Risø National Laboratory, Roskilde. 16p.