」
太陽光発電出力予測と需要

# 気象庁メソアンサンブル予報を用いた 太陽光発電出力確率予測

Probabilistic Prediction for Photovoltaic Generation Based on JMA Meso-scale Ensemble Prediction System

野原大輔\*1·菅野湧貴\*2

## 1. はじめに

特集Ⅱ

太陽光発電 (PV) などの再生可能エネルギーは 天候の変化により出力が不安定となる性質を持つ. 需要と供給を均衡させるには、需要の予測に加えて、 気象条件の影響を受ける供給量の予測も重要とな り、これらを考慮して発電機を運用する必要がある. PV 出力予測には、数値気象モデルによる気象予測、 機械学習等の統計手法, 観測情報の活用など, 数多 くの手法 (e.g., Antonanzas, 2016)<sup>1)</sup> が提案されてい る。それぞれの手法は、予測対象の時間や目的に応 じて選択されている、一方、気象場の状況によって は大きな予測誤差を生じる場合もあり,予測の信頼 区間など,確率的な予測情報も不可欠となってい る<sup>2)</sup>.本稿では、電力供給エリアを対象にした予測 誤差を推定できる PV 出力確率予測手法<sup>3)</sup> を紹介す る.本手法は、アンサンブル予測を用いた力学的影 響による不確実性と、モデルの不完全性や日射量か ら出力への変換等を統計的に評価した不確実性とに 分けて算出し、PV 出力を確率的に予測する特徴を 持つ.



図1 PV 出力確率予測手法の概要(野原・菅野 2021 より)

### 2. PV 出力確率予測手法

予測手法の概略を図1に示す.事前準備として, 過去の日射量予測値と PV 出力との統計関係から, 日射量から PV 出力を推定する変換テーブルを作成 する.予測の際,この変換テーブルに日射量予測値 を与えて, PV 出力予測値を得る.

#### 2.1 データ

PV 出力予測に用いる日射量予測として,気象庁 メソ数値予報モデル(MSM:Meso-scale Model) およびメソアンサンブル数値予報モデル(MEPS: Meso-scale Ensemble Prediction System)<sup>4)</sup>を用い る.MEPSで用いられている数値気象モデルは,計 算領域,水平解像度,鉛直層配置,物理過程など, MSMと同じ仕様である.また,MEPSの初期摂動 を含まないコントロール予測の初期値,境界値も, 同初期時刻のMSMと全く同じである.そのため, 同じ初期値時刻のMEPSのコントロール予測と MSMの予測は全く同一の結果となる.この特徴を 利用し,日射量からPV出力への変換を評価する統 計期間をMEPSの配信開始以前から使用すること が可能になる.

PV 出力実測値として、中国エリア合計の PV 出 力実績値を利用する.実測値の時間粒度は 30 分, 期間は 2018 年 1 月から 3 年間である.2018 年から 2 年間を手法開発用,残りの 1 年を検証用とする.

#### 2.2 日射量から PV 出力への変換

MSMの日射量予測値と,エリア合計 PV 出力実 測値を用いて,日射量に対する PV 出力の対応関係 を構築する(図2左).ただし,日射量及び PV 出

<sup>\*1</sup> 一般財団法人電力中央研究所サステナブルシステム研究本部 上席研究員

<sup>\*2</sup> 一般財団法人電力中央研究所サステナブルシステム研究本部 主任研究員



図2 左)規格化した日射量予測値とPV出力実測値との 対応関係.右)エリア平均日射量に対するエリア合 計 PV出力値の対応グラフの例.グラフ中の数字は 日射量に対する PV出力の累積度数分布である.(野 原・菅野 2021より)



 図3 PV 出力予測の例. 左)5月5日9時初期値,右)5 月6日9時初期値の翌日予測である.50%(90%) 信頼区間を濃灰色(薄灰色)で示す.図中CNTは 単独予測,OBSはPV 出力実測値,実線,破線,点 線にて,PV 出力確率予測の50,25・75,5・95パー センタイル値を示す.(野原・菅野2021より一部改変)

力の時刻依存性や、PV 導入量の長期的な増加傾向 は、規格化して取り除く、また、日射量や PV 出力 の日変化の影響を考慮して,9時30分から15時ま での日射量予測値及び PV 出力実測値を用いる.図 より日射量予測値が増加するに従い、PV 出力値も 増加する関係がみられるが、日射量に対する PV 出 力実測値の分布には不確実性も確認できる. この不 確実性の要因として, MSM による日射量の再現性 や日射量から PV 出力への変換などの複数の要因の 影響が考えられる、この不確実性について、ベータ 分布を仮定して、日射量に対する PV 出力の累積度 数分布を求める (図2右). このグラフにて日射量 に対する各度数に対応する PV 出力を推定できる が、これを変換テーブルとする. 日射量に対する PV 出力は、太陽高度と PV パネルの方位や角度や、 パネル温度などの影響により変化するため、PV 出 力変換テーブルは季節的な影響が含まれている. そ のため、変換テーブルは月別に作成する.

### 2.3 PV 出力単独予測

PV 出力単独予測は,従来型の単一の時系列で表 現する決定論的な PV 出力予測のことである. PV 出力単独予測は,MSM 日射量予測を用い,PV 出 力変換テーブルの中央値を用いて日射量を規格化し た PV 出力に変換して得られる.

#### 2.4 PV 出力確率予測

PV 出力確率予測は, MEPS による複数の日射量 予測を入力として, 日射量と PV 出力の対応関係の 不確実性も考慮したうえで算出される. 具体的な算 出手順は, 以下の通りである.

- 1. MEPS を構成する 21 メンバーからなるアンサン ブルメンバーの中からランダムに一つ選び出す.
- 2. PV 出力変換テーブルの累積度数も一様乱数を 与えて、ランダムに一つ選び出す.
- 3. 1と2の操作を100回繰り返すことで,合計100 メンバーに拡張した PV 出力予測を得る.

PV 出力確率予測は,拡張したアンサンブル予測 が100 メンバーから構成されるため,1メンバー 1 %の重みとして推定する.例えば PV 出力確率予 測の中央値は,各予測時間にて,PV 出力値が上位 から50 番目のアンサンブルメンバーの値として得 られる.また,5,95 パーセンタイルの分位点の場 合は,各予測時間のアンサンブルメンバーの値の下 位5 番目および上位5 番目の値となる.信頼区間は この分位点を用いて算出し,例えば90%信頼区間 は,5から95 パーセンタイルの区間とする.

#### 3. PV 出力予測事例

PV 出力予測は, MSM を用いた PV 出力単独予 測と、MEPS を用いた PV 出力確率予測の二つが得 られる. PV 出力予測の事例として. 図3に2020年 5月5日9時初期値,翌日6日を対象とした予測と, 5月6日9時初期値、翌日7日を対象とした予測の 事例 (pu: per unit) を示す. 確率予測の結果を簡 便に表示するため、50%および90%信頼区間を用 いる。MEPSが表現する信頼区間は、元来3時間平 均値であるため不連続な変動を示しているが、日変 化は概ね再現されている。5月6日の事例では、信 頼区間の幅は終日拡がっており、単独予測の信頼性 は低いことを示唆している. 実際, 東シナ海に前線 を伴った低気圧が接近しており、低気圧や前線の経 路の違いが PV 出力に大きく影響した事例である. 5月7日の事例では、信頼区間は5月6日の事例と 比較して終日幅が狭く、単独予測の信頼性は高い事 を示している. 実際, 移動性の高気圧が日本海にあ り、終日晴天が期待できることが推定された事例で ある.

#### 4. PV 出力予測の検証

#### 4.1 決定論的予測の検証

PV 出力の決定論的な予測の検証には、平方根平 均二乗誤差(RMSE: Root Mean Square Error)を 用いる. なお. 予測の評価は. 9時30分から15時 までの太陽高度が十分に高い時間帯とする. 年間を 通した PV 出力予測の予測時間ごとの RMSE を図4 に示す。予測を開始してまもなくの0~6時間先予 測では、単独予測および確率予測の中央値の RMSE はどちらも約 0.075 pu である. この誤差は本予測手 法での予測精度の限界を示しており、この誤差を低 下させるには、数値気象モデルの日射量の再現性の 向上や,日射量予測値とPV 出力との対応関係の見 直し等が必要になる. RMSE は予測時間が延びる に従い増加するが、翌日予測の24~30時間先の予 測の場合、単独予測は 0.093 pu, 中央値では 0.088 puと、中央値は単独予測より予測精度が良いこと がわかる.



図4 PV 出力予測の予測時間ごとの RMSE (野原・菅野 2021 より)





次に,予測誤差が大きい事例に着目する目的で, PV 出力予測の RMSE のデュレーションカーブを用 いる(図5).単独予測と PV 出力確率予測の中央 値の RMSE を比較すると,単独予測の最大誤差は 0.409 pu,中央値では 0.298 pu と予測誤差を 30%以 上低減させている.この中央値の予測誤差が単独予 測の誤差より小さい傾向は 150 日頃まで確認でき る.一方,予測誤差が小さい範囲では,単独予測と 中央値に特徴的な差は見られない.

#### 4.2 確率論的予測の検証

確率予測の検証では、ランクヒストグラム50を用 いる. ランクヒストグラムとは、確率予測が表現す る各確率階級に実測値が収まる頻度分布のことで, この頻度分布が一様であれば確率予測の再現性は良 好であることを示す.図6は、PV 出力確率予測を 5パーセンタイル毎の確率で区切り、それぞれの階 級に PV 実測値が含まれる頻度の割合について、年 間を通して評価した結果である. 予測時間によらず, 実測値が各階級に収まる確率はほぼ一定であること が確認できる.また、5パーセンタイル値以下もし くは95パーセンタイル値以上の確率も5%前後と なり、90%信頼区間から外れる実測値の頻度も適切 に表現されている. なお、PV 出力確率予測の季節 性については、夏季では5パーセンタイルより低い 階級の確率が若干高く、実測値がやや下振れする傾 向に、冬季では逆に95パーセンタイルより高い階 級の確率が若干高く、実測値の上振れ傾向が確認さ れている 3).



図6 予測時間ごとに評価した PV 出力確率予測のヒスト グラム. 横軸は5パーセンタイル間隔の確率階級, 縦軸は各階級に実測値が含まれる頻度の割合(%) を示す.5%(横線)に近いほど,その階級の予測範 囲が適切であることを意味する.(野原・菅野 2021 より一部改変)

#### 5. 考察

#### 5.1 予測誤差の特徴

特に大きな誤差の事例にて、PV 出力確率予測の 中央値が予測誤差を単独予測より小さくできる理由 について、完全モデルの仮定に基づいて説明する. なお詳細については、Murphy (1988)<sup>6)</sup> や高野 (2002)<sup>7)</sup> を参照されたい. 完全モデルとは,数値気 象モデルは完全に大気の変動を再現できるもので. 初期値が正しいなら予測誤差は0である、と仮定す るものである.ただし、初期値の誤差は避けられな いため、大気のカオス性<sup>8)</sup>により予測誤差は増大 する. 図7は、ある予測時間での実測値と予測値の 確率密度関数の概念図である。完全モデルを仮定し ているため、実測値  $(x_0)$  と、単独予測  $(f_c)$  は、 確率密度関数からランダムに抽出したとする. 確率 予測の中央値(fem)は、確率分布の中央値に位置 する.予測誤差は、単独予測の場合 $E_c = f_c - x_{o}$ 、 確率予測の中央値の場合 $E_{EM} = f_{EM} - x_0$ と表現する. 単独予測の場合は、 $f_c$ と $x_0$ が分布の両端に位置す る場合があるため、大きな誤差となり得る場合があ



 図7 実測値と予測値の確率密度関数の概念図.x<sub>0</sub>は観測値, f<sub>EM</sub>は確率予測の中央値, f<sub>c</sub>は単独予測を示す. 確率予測の中央値及び単独予測の予測誤差は,それ ぞれ E<sub>EM</sub>, E<sub>c</sub>と示す.



る.一方,確率予測の中央値では常に分布の中央値 であるため,x<sub>0</sub>が分布の端に位置したとしても大 きな誤差は避けられる.

実際には数値気象モデルの不完全性など様々な不 確実性の要因があるため、手法の違いによる予測誤 差の特徴を単純に比較することは難しいが、図5で 得られた大外し事例では、上記の説明が確認できる. 図8は、単独予測、確率予測の中央値とも、PV出 力予測の RMSE 誤差が最も大きかった事例(2020 年3月27日9時初期値で予測対象日は28日)であ る. PV 出力確率予測が示す信頼区間は終日幅広く、 予測の信頼性は低い事例であった. 単独予測では PV出力が得られると予測し、11時頃にPV出力が0.7 pu 程度のピークを予測した.実際には PV 出力の 実測値は終日出力が低く、出力のピークの11時頃 でも0.2 pu 程度であった.実測値は確率分布の下限 に近い値であったのに対し、単独予測では出力は高 めに予測した傾向を示す様に, 確率分布の両側に実 測値と単独予測が位置するような事例では、単独予 測の予測誤差は確率予測の中央値よりも大きくな る.

#### 5.2 確率予測の構成要素

PV 出力確率予測を構成する力学的影響による不 確実性と日射量から出力への変換などの過去統計に 基づく不確実性それぞれの寄与について,定量的な 検討を行う.具体的には,提案してきた PV 出力確 率予測手法に加え,過去統計のみに基づく確率予測, アンサンブル予測のみに基づく確率予測を実施し, それぞれの確率予測の拡がり方を,標準偏差を指標 として評価する(表1).図9に PV 出力確率予測, 過去統計に基づく確率予測,アンサンブル予測のみ 用いた確率予測の拡がり方と予測時間との関係を示 す.PV 出力確率予測およびアンサンブル予測の拡 がり方は,予測時間が延びるほど,その値も大きく なる.一方,過去統計に基づく予測は予測時間によ らずほぼ一定である.PV 出力確率予測の拡がり方 を図4の確率予測の中央値の RMSE と比較すると,

表1 予測の不	確実性を	・表現す	る	要素
---------	------	------	---	----

予測の不確実	アンサンブ	過去統計
性の表現	ル予測	
提案する確率	0	$\bigcirc$
予測	0	0
過去統計に基	×	$\bigcirc$
づく確率予測		0
アンサンブル	0	×
予測	Ŭ	
単独予測	×	×



図9 確率予測の拡がり方(標準偏差)と予測時間との関係.

拡がり方がやや大きい値を示す. 一般的に, 確率予 測の拡がり方は予測誤差 RMSE と同等であること が望ましい<sup>7)</sup>と言われているが、この結果は提案 する PV 出力確率予測が表現する不確実性は過大傾 向であることを示唆している.過去統計に基づいた 確率予測手法の場合,図2に示した PV 出力変換が 表現する不確実性のみに基づいていることから、予 測時間によらず一定の値を示している. アンサンブ ル予測のみに基づく確率予測の場合、提案する確率 予測と同様に、予測時間が延びるほど、その値も大 きくなる. なお, PV 出力確率予測の拡がり方(標 準偏差)の2乗は、予測時間によらず、過去統計に 基づく予測とアンサンブル予測に基づく予測それぞ れを2乗して足した値にほぼ等しい. この拡がり方 の2乗を予測の不確実性の寄与率と見なすと、過去 統計に基づく予測とアンサンブル予測に基づく予測 における不確実性の寄与率の比率は、0~6時間予 測で約3対1,24~30時間予測で約3対2となる. 確率予測の予測精度を向上させる際、アンサンブル 予測は大気のカオス性を考慮した手法ため不確実性 を低下させることが困難であるが、過去統計に基づ く予測の場合. 機械学習などのより高度な補正手法 を採用することで、予測の不確実性を低下できる可 能性を示唆している.

#### 6. まとめ

電力供給エリア内の合計 PV 出力を対象に, PV 出力予測の不確実性を定量的に評価する確率予測手 法を開発した.確率予測は不確実性の要因ごとに評 価し,大気の変動の力学的な影響はアンサンブル予 測を,モデルの不完全性や日射量から出力への変換 等に伴う不確実性は過去の予測誤差の統計量を用い ている.この分離により,気象場の状況に応じた予 測の不確実性も表現することが可能になった.予測 の検証の結果, PV 出力確率予測の中央値は PV 出 力単独予測より予測誤差を低減できることを確認し た.また,誤差が大きい事例でも,中央値の予測精 度は単独予測よりも優れていることが明らかになっ た.PV 出力確率予測の検証では,実測値が各階級 に収まる確率はほぼ一定であり,予測の確率密度分 布は妥当であることを確認した.一方,PV 出力確 率予測の拡がり方は RMSE に対して大きく,手法 改良の余地も残されていることを示している.確率 予測の更なる高精度化には,過去予測結果に基づく 日射量予測から PV 出力への変換過程の高度化が鍵 となる.

#### 謝辞

PV 出力実測値は中国電力ネットワーク株式会社 よりご提供頂いた。

#### 参考文献

- Antonanzas, J., N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F.J. Marinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, Review of photovoltaic power forecasting, Solar Energy, **136**, 78-111 (2016).
- Haupt, S. E., M. G. Casado, M. Davidson, J. Dobschinski, P. Du, M. Lange, T. Miller, C. Möhrlen, A. Motley, R. Pestana, and J. Zack. The use of probabilistic forecasts. IEEE Power & energy magazine, 46-57 (2019).
- 3) 野原大輔, 菅野湧貴, 太陽光発電出力確率予測 -中国エリアにおける予測事例とその検証-, 電力中央研究所報告, C20008 (2021).
- 気象庁予報部、メソスケール気象予測の現状と 展望.数値予報課報告・別冊,66 (2020).
- Hamill. T. M. and S. J. Colucci, Evaluation of Eta-RSM Ensemble Probabilistic Precipitation Forecasts. Monthly Weather Review, **126**, 711-724 (1998).
- Murphy, J.M., The impact of Ensemble Forecast. Q. J. R. Meteorol. Soc., 114, 463-493 (1988).
- 7) 高野清治,アンサンブル予報の利用技術.気象 研究ノート「アンサンブル予報」,201,73-103 (2002).
- Lorenz, E. N. Deterministic nonperiodic flow. J. Atmos. Sci., 20, 130-141 (1963).

## 著者略歴



野原大輔 (ノハラ ダイスケ)

2002年4月筑波大学地球科学研究 科博士課程単位取得退学.同年5月筑 波大学陸域環境研究センター準研究員 (文部科学技官).2004年4月科学技

術振興機構 CREST 研究員として気象庁気象研究所 にて地球温暖化研究に従事. 2006 年 4 月韓国釜山 に設立された APEC Climate Center にて季節予報 に携わる. 2008 年 4 月より現職. 主に,太陽光や 風力出力予測手法の開発を担当. 博士(理学). 気 象予報士.



菅野湧貴(カンノ ユウキ)

2018年3月東北大学大学院理学研 究科地球物理学専攻博士課程修了. 2018年4月日本学術振興会特別研究 員PDとして名古屋大学海洋学研究室

で大気波動研究に従事.2020年4月より現職.主 に太陽光や風力発電出力の予測手法の開発を担当. 博士(理学)