

Development of persistence model with maximum output pattern obtained from measured data

太陽光発電の発電予測における時刻毎の最大発電電力量を用いた持続モデルの開発

Mitsuhiro UMIZAKI
海崎 光宏¹‡Fumichika UNO
宇野 史睦¹Takashi OOZEKI
大関 崇¹

Abstract

Since photovoltaic system (PVS) power outputs are not stationary, the persistence model, which assumes the last measured value will persist in the future, is normally applied to intra-hour forecasting. The persistence model with the extraterrestrial radiation (method A) is one of solving methods and can be applied at longer time horizons. However, the forecasting errors of it depend on installation conditions of PVS. To solve this problem, we developed the persistence model with maximum power outputs (method B). We compared the two methods in terms of the forecasting errors using irradiation data (METPV-11) and measuring data of 6 types of PVS power outputs. We found that on average during the evaluation period, method B is better than method A, and on clear sky days the advantage of method B becomes remarkable, however on cloudy days it declines and sometimes method B is worse than method A.

Keywords: Photovoltaic systems, Power curtailment, Short-term forecast, Persistence, Extraterrestrial radiation
キーワード：太陽光発電システム, 出力抑制, 短時間予測, パーシステンス, 大気外日射量

1. はじめに

2012年の固定価格買取制度以降、国内では太陽光発電システム(以下、PVS)の導入量が急増している。CO₂を排出しないPVSの導入は地球温暖化対策として重要である反面、天候に左右される変動電源であるために、電力系統への連系量が急速に増えると需給バランスの均衡が保てなくなり、電力の安定供給に支障を来す恐れがある。今後、PVSの導入が継続すれば、電力の安定供給を目的とした出力制御が必要となる。

出力制御システムによる指令は事前に行うことから、PVSの発電予測が行われる。例えば九州電力の場合⁽¹⁾、翌日/当日需給バランス策定のため、電力の出力制御を行う前日の日中と当日朝に発電予測が利用される。しかし、発電予測には不確実性があり、最適な出力制御量算定を行うには、

発電予測の誤差低減が重要な課題となっている。これまでの研究^(2,3)において、予測誤差低減が図られているものの、翌日予測を大きく外す事例も報告⁽⁴⁾されている。そのため、数時間先の発電予測を行い、当日に前日策定した需給バランスの見直しを行うことが、今後重要となると考えている。

短時間の発電予測(以下、短時間予測)の手法として、直近の予測は持続モデルが有効とされているが、発電電力量の予測値を前の時間と同じとする持続モデルは、予測値が経時変化しないため、適用範囲は1時間先程度までが有効であるとの報告がある⁽⁵⁾。そのため、持続モデルは、太陽光の日変化および天候状態を加味できる指標により規格化することが重要となる。

日射量予測の場合、大気外(水平面)日射量により規格化する方法は問題を解決する手段の一つとなる。しかし、発電予測への応用には、方位・傾斜の情報から大気外日射量の傾斜面成分を求める必要がある。予測対象のPVSの設置方位や傾斜は、1つの発電所内においても様々な方向を向いているシステムが増えていることもあり、正確に把握することは容易ではない。特に系統運用者が、エリア内の全

*1 国立研究開発法人 産業技術総合研究所
太陽光発電研究センター
(〒305-8568 つくば市梅園 1-1-1 中央第2)

‡e-mail: mitsuhiro.umizaki@aist.go.jp

(原稿受付：2018年5月24日、受理日：2018年10月12日)

での PVS 情報を把握することは現実的ではない。そのため、個々の PVS の設置条件を直接的には考慮せず、水平面日射量に基づく変換係数を用いた予測手法が用いられている^(6, 7)。

また、Pedro and Coimbra (2012)⁽⁸⁾は、快晴日における発電電力を用いた規格化を提案しているが、その実用的な方法については具体的に言及されていない。機械学習等を用いた予測手法⁽⁹⁻¹¹⁾の予測誤差や計算量は、入力となる時系列データにも依存するため、時系列データの規格化法については、学習系の手法においても重要となる。

そこで本研究は、PVS の方位・傾斜や影の有無などの多様な設置条件や複数地点データの合計(アグリゲーション)など、多様な PVS の発電電力量に対して頑健性を持つ持続モデルの開発を目的とした。大気外日射量は PVS の設置条件によらず容易に利用可能な、水平面に対する日射量であり、よく日射量・発電電力量の推定・予測に利用される。そこで、本論文では、PVS の方位・傾斜や影の有無などの情報が得られないことを前提として、大気外日射量を利用した持続モデルを従来手法とし、提案手法との比較を行い、本研究の提案手法の有用性を評価した。

2. 持続モデル

従来手法である大気外日射量により規格化する持続モデル(以下、手法 A)と、本論文で提案する時刻毎の日射量や発電電力量の最大値により規格化する持続モデル(以下、手法 B)を定義する。

予測配信時刻 t の大気外日射量を $H_{ex}(t)$ 、発電電力量を $E(t)$ とし、 t から予測対象時刻 $t + \Delta t$ (Δt は経過時間を表す)まで持続させる変量を $E(t)/H_{ex}(t)$ とすると、手法 A による発電電力量の予測値は式(1)で表される。ここで、 $H_{ex}(t)$ や $E(t)$ の積算値は、例えば 30 分単位で積算されている場合、時刻 t の 30 分前から時刻 t までの積算値を表すものとする。また、 \hat{E} は予測値を意味する。

$$\hat{E}(t + \Delta t) \equiv H_{ex}(t + \Delta t) E(t) / H_{ex}(t) \quad (1)$$

一方、時刻 t における最大値を $E_{max}(t)$ とし、 $E(t)/E_{max}(t)$ を t から予測対象時刻 $t + \Delta t$ まで持続させる変量とすると、手法 B による発電電力量の予測値は式(2)で表される。以後、 $E(t)/E_{max}(t)$ を Max Power Index (MPI) と呼ぶ。 $E(t)/H_{ex}(t)$ 、 $MPI(t)$ の経時変化が小さいほど、手法 A、B それぞれの予測誤差は低減する。

$$\hat{E}(t + \Delta t) \equiv E_{max}(t + \Delta t) E(t) / E_{max}(t) \quad (2)$$

時刻毎の最大値について、過去データをどの程度の期間利用するかは検討要素であるが、本論文では、太陽高度などの物理的な変化要因が日射量・発電電力量へ及ぼす影響が大きくなる、予測配信日を起点とした直近の過去 30 日分のデータを暫定的に用いて計算した。

3. 日射量データによる理論的な検討

発電電力量データを用いた両手法の予測誤差比較をする前に、受光面の方位・傾斜を自由に設定できる METPV-11⁽¹²⁾の傾斜面日射量を用いて、理論的な検討を行った。

式(1)、(2)における発電電力量 $E(t)$ を日射量 $H(t)$ に置き換え、 $H(t)/H_{ex}(t)$ (晴天指数)、 $H(t)/H_{max}(t)$ (MPI に相当)の日変化を比較し、両手法の特性を考察した。

検討は、天気：快晴・曇天、方位：南向き(0度)・西向き(30度)・東向き(330度)、傾斜：水平(0度)・傾斜あり(30度)を組み合わせた、計 12 条件で行った(方位は南を 0 度とし、西回りを正とする)。本論文では、南向き・快晴(以下、条件 1)、西向き・快晴(以下、条件 2)、西向き・曇天(以下、条件 3)の結果を示す(傾斜は全て 30 度)。なお、METPV-11 の利用にあたり、地点は、九州における発電電力量データを用いた検証を行うため、九州本土のほぼ中央に位置する「甲佐」(熊本県)を代表地点として選択し、データは「平均年データ」を選択した。また、快晴、曇天は目視により選択した。

3.1 日射量データによる比較結果

条件 1 の結果を Fig. 1 に示す。受光面が南を向いていても、 $H_{ex}(t)$ と快晴日の $H(t)$ の形状は必ずしも相似にはならず、前者の時系列は相対的に幅広になる(Fig. 1(left))。実際の地上における日射量は、大気外日射量と比較した場合、時刻ごとのエアマスの変化、山の稜線などによる日の出日の入り時刻の差異、受光面の傾斜等に依存し、一日の時系列の形状(昼間にピークがある釣鐘型)に尖度の違いが発生する。そのため、 $H_{ex}(t)$ と快晴日の $H(t)$ との間に形状の相違が発生したと考えられる。

一方、手法 B は、手法 A に見られた影響は受けず、 $H_{max}(t)$ の形状は快晴日の $H(t)$ に近づき、 $H(t)/H_{max}(t)$ の日変化が手法 A の晴天指数に比べ小さくなっていることがわかる(Fig. 1(right))。晴天指数、 $H(t)/H_{max}(t)$ の時系列の変化が小さいほど、「予測対象時刻までの間は変量が一定」という持続モデルの仮定を満すため、条件 1 では、手法 B の予測誤差は手法 A よりも小さくなることが示された。

次に条件2の結果をFig. 2に示す. 手法Aは日中の晴天指数が大きく変化している(Fig. 2(left)). これは, $H_{ex}(t)$ が水平面を仮定して算出されているため, その時系列の形

状が $H(t)$ と異なっているためである. 例えば, 受光面の方位・傾斜の情報を取得し, $H_{ex}(t)$ を傾斜面に相当する値に変換できれば, 形状の相違による影響を小さくできる. し

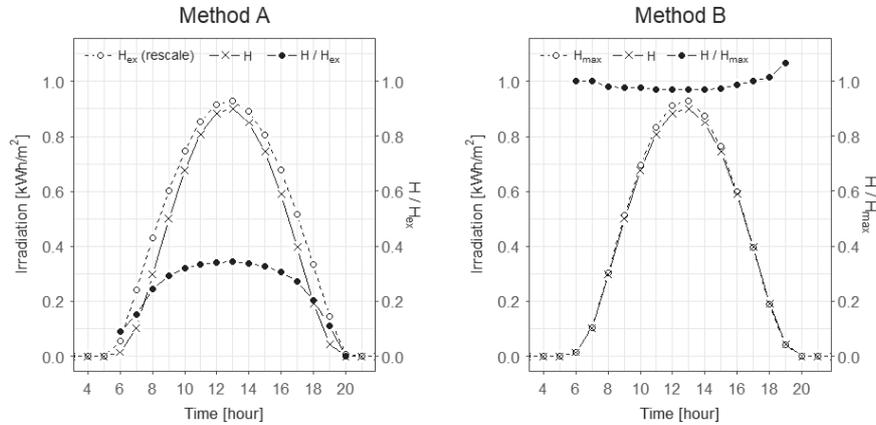


Fig. 1 The change with time of H/H_{ex} (left) and H/H_{max} (right) on clear sky day and PVS azimuth is south. $H_{ex}(\text{rescale}) \equiv H_{ex}(t) / \max(H_{ex}) \max(H_{max})$ where $\max(\cdot)$ represents the max of “.” during the period described above.

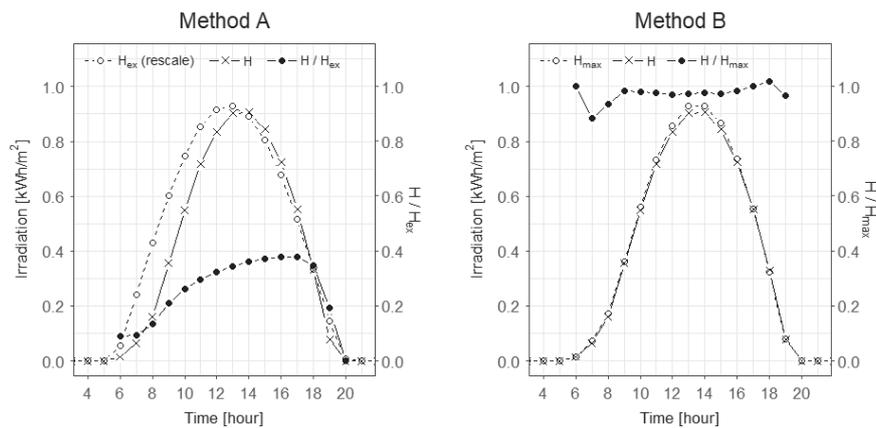


Fig. 2 Same as Fig. 1, but PVS azimuth is west.

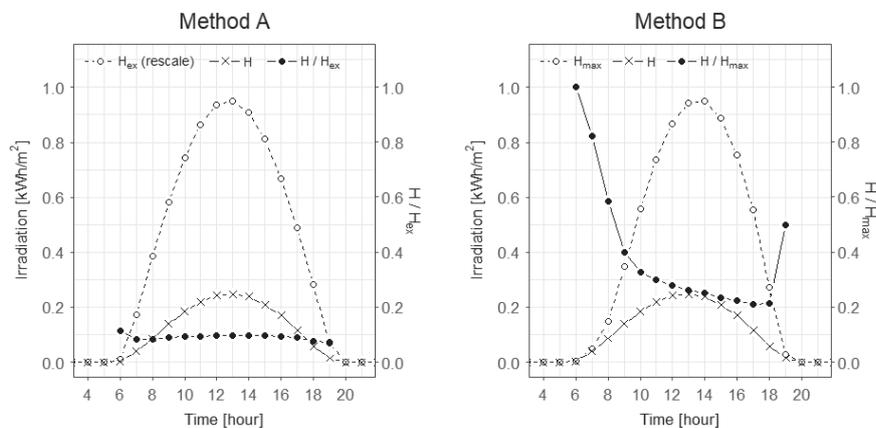


Fig. 3 Same as Fig. 2, but the weather condition is cloudy.

かし、方位・傾斜情報の取得や傾斜面への変換モデルが必要となるのが手法 A の課題として残る。一方、手法 B は、方位・傾斜の情報や変換モデルを必要とせず、受光面の条件に応じた $H_{max}(t)$ を得ることができる。その結果、 $H(t)/H_{max}(t)$ の時系列の変化は小さくなり (Fig. 2(right)), 条件 2 でも条件 1 と同様に、手法 B の予測誤差は手法 A よりも小さくなることが示された。

最後に条件 3 の結果を Fig. 3 に示す。曇天日には、指向性を持たない散乱日射が支配的になるため、地上の日射量が最大となる時刻の方位に対する依存性は、快晴日と比較すると相対的に小さくなる (水平面日射量の特性に漸近する)。そのため、曇天のうち日射量の短周期変動が小さい場合、 $H(t)$ の形状は、日射量データから作成する手法 B の $H_{max}(t)$ よりも手法 A の $H_{ex}(t)$ に近づくことが分かる。その結果、晴天指数の時系列の変化が、 $H(t)/H_{max}(t)$ よりも小さくなり (Fig. 3(left)), 条件 3 においては、手法 B の予測誤差は手法 A よりも大きくなる。

3.2 日射量データによる比較結果のまとめ

手法 B は、受光面の方位・傾斜の情報や、計算方法が不要のため、さまざまな設置条件において、 $H_{max}(t)$ の形状を快晴日の $H(t)$ に柔軟に合わせることができる。そのため、快晴日に関しては、手法 B の $H(t)/H_{max}(t)$ の時系列の変化が手法 A の晴天指数に比べ小さくなるため、手法 B は、手法 A よりも予測誤差が小さくなる。

他方、曇天日における $H(t)$ は、快晴日に比べると、受光面の方位・傾斜や、時刻ごとのエアマスの変化などの影響を受けないため、時系列の形状は快晴日の水平面日射量の形状に漸近してくる。手法 B の $H_{max}(t)$ は、さまざまな設置条件に適応した快晴日における $H(t)$ (傾斜面日射量) に相似である一方、手法 A の $H_{ex}(t)$ は水平面に対する日射量であるため、手法 B の $H(t)/H_{max}(t)$ は、手法 A の晴天指数よりも時系列の変化量が大きくなることが分かった。その結果、曇天に近づくほど手法 B は、手法 A よりも予測誤差が大きくなる。

4. 発電電力量データを用いた比較

本章では、実際の発電電力量データを用いて、前章により検討した特定日による知見 (快晴日は手法 B の予測誤差の方が小さく、曇天日は手法 A の予測誤差が小さくなる) を踏まえ、一定期間の平均的、及び、天気別の予測誤差評価により提案手法 (手法 B) の有用性について検証を行った。

4.1 発電電力量データの仕様および期間

評価に利用した発電電力量データは、九州電力管内に設置された PVS の 2016 年 3 月から同年 12 月までの発電電力量 30 分値を用いた。手法 B の $E_{max}(t)$ 計算は予測配信毎に直近の過去 30 日分のデータを必要とするため、予測誤差の検証は、4 月から 12 月までとした。

また、PVS の設置等の条件による影響を検証するため、合計 6 種類の PVS 条件のデータを利用した。それぞれの条

件は、①南向き②西向き③東向き④影あり⑤積み増し、という特徴を有するサイト (各 1 サイト) のデータ、電力需給に利用することも想定して、⑥広域エリア合計である。広域エリア合計は、福岡県 746 件、佐賀県 221 件、長崎県 134 件、大分県 330 件、熊本県 165 件、宮崎県 275 件、鹿児島県 348 件、計 2219 件のデータを利用した。

手法 B は、日の出付近の $E_{max}(t)$ が $E(t)$ より小さくなり、予測値が突発的に大きくなることがある。手法 A においても同様に、日の出付近の大気外日射量の変化率が大きい場合、予測値が大きくなることがある。それらの現象を排して評価するため、予測配信時の大気外日射量が $100\text{W}/\text{m}^2$ 未満の予測値は、評価の対象から外した。

各 PVS において 30 分先から 3 時間先までの発電予測を 30 分毎に行ない、4 月から 12 月までの予測値を作成した。予測誤差の評価は、4:00 - 20:00 の時間帯とした。また、同時刻の手法 A, B の予測値に片方でも欠損がある場合は、評価対象外とした。

4.2 予測誤差の評価指標

予測配信時刻を起点とした数時間先予測 (Forecast Horizon, 以下, FH. 例えば, $FH = 1$ は 1 時間先予測を意味する) 毎に予測誤差評価を行った。評価指標には、式 (3) で定義された、平均的な誤差の大きさを表す Root Mean Squared Error (以下, RMSE) と、式 (4) で定義された、誤差の偏り (以下, バイアス) を表す Mean Bias Error (以下, MBE) を用いた。

$$RMSE \equiv \sqrt{1/n \sum_{t=1}^n (\hat{E}(t) - E(t))^2} \quad (3)$$

$$MBE \equiv 1/n \sum_{t=1}^n (\hat{E}(t) - E(t)) \quad (4)$$

ここで、 E , \hat{E} は発電電力量の実測値と予測値をそれぞれ表し、 n は予測誤差評価期間におけるデータ数を表す。

前章の日射量データによる比較結果では、予測誤差の特徴が快晴日と曇天日で異なることを示した。その天気による依存性を検証するため、天気の違いによる予測誤差評価を行った。天気を表わす指標は、手法 B に利用している MPI を用いた。前章の METPV-11 を利用した日射量データによる検討結果を基に、Table 1 に示す日平均 MPI の条件により、天気を大きく 3 つに分類した。それぞれの分類名を快

Table 1 Classification of weather by MPI .

Weather condition	Daily average of MPI
Clear	0.8 or more
Cloudy2	0.2 or more and less than 0.8
Cloudy1	less than 0.2

晴に近い条件を想定して Clear, 曇天を想定して Cloudy1, それらの中間を想定して Cloudy2 とした。

4.3 結果と考察

評価した *RMSE*, *MBE* をそれぞれ, Fig. 4, 5 に示す. Fig. 4, 5 それぞれにおいて, 予測誤差 と *FH* を示している. また, 縦方向に PVS 条件 (4.1 参照) の分類, 横方向に評価期間を通した Total, 及び, 天気別 (Table 1 参照) の分類を示している.

Total は, どの条件の *RMSE* においても, *FH* = 0.5 での値は同程度であるが, *FH* が増えるほど手法 B の値が手法 A より小さくなり, 手法 B は手法 A の *RMSE* を最大で 30.3% 低減 (Fig. 4 Total-Regional, *FH* = 3) させる結果となった. *MBE* はどの条件においても絶対値が同程度となり, 西向きと東向きのサイトに着目すると, 手法 A, B の *MBE* の符号が逆となる特徴があった (Fig. 5 Total-West/East). 以上から, Total に関しては, どの条件においても, 手法 B の予測誤差の方が小さくなった.

Clear の条件では, どの条件の *RMSE* においても, Total で見られた *FH* が増えるほど手法 B の値が小さくなる傾向が強くなり, 手法 B は手法 A の *RMSE* を最大で 60.8% 低減 (Fig.

4 Clear-West, *FH* = 3) させた. *MBE* は, 手法 A の値が西向きと東向きでそれぞれ負と正に振れるが, 手法 B はゼロ付近となり (Fig. 5 Clear-West/East), それ以外の条件では同程度となった. 以上から, Clear においては, Total 同様の条件においても, 手法 B の予測誤差の方が小さくなったが, 手法間の差は Total よりも大きかった. また, 手法 B のバイアスは PVS 条件への依存性が A よりも小さかった. 前章の日射量データによる理論的な検討で示されたように, 設置条件が多様であったとしても, 手法 B は $E_{max}(t)$ の形状を快晴日の発電電力量の形状に柔軟に合わせられることが, 予測誤差の大きさ・バイアスに関して, 手法 B の有用性が強調された要因として考えられる.

Cloudy1, 2 は, ほとんどの条件の *RMSE* において同程度か, 条件によっては手法 B の値が大きくなることがあった (Fig. 4 Cloudy1-West). *MBE* もほとんどの条件において同程度となるが, 西向きと東向きの Cloudy1, 影ありの Cloudy2 で手法 B の方が大きくなった (Fig. 5 Cloudy1-West/East, Cloudy2-Shade). また, Total と同様に, 西向きと東向きの Cloudy2 では *MBE* の符号が手法 A, B で逆となった (Fig. 5 Cloudy1/2-West/East). 以上から, 曇天日は, 手法 B の予

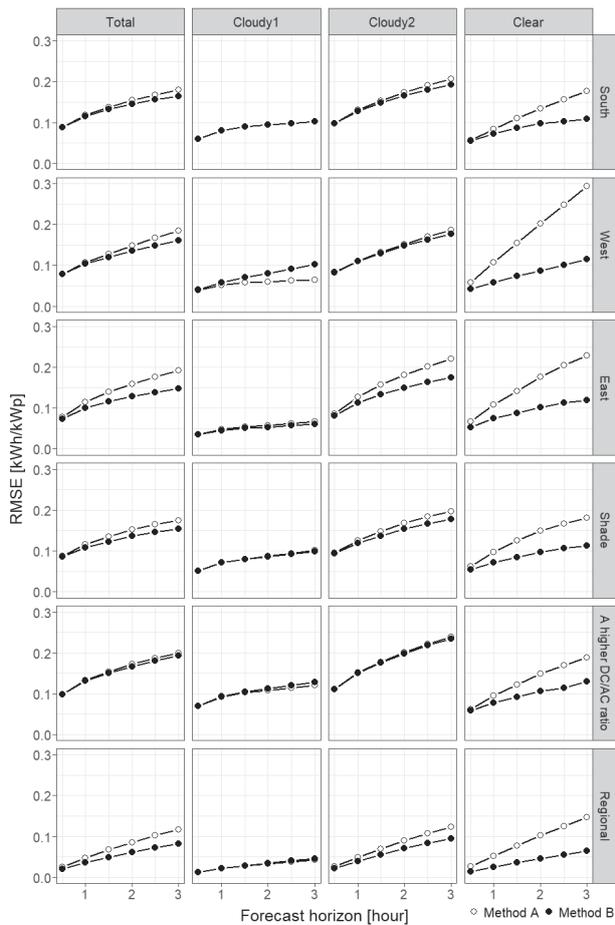


Fig. 4 RMSEs per Forecast Horizon of method A and B for six types of PVS conditions (Total: evaluation for the whole period. Cloudy1, Cloudy2 and Clear: evaluation by the weather condition).

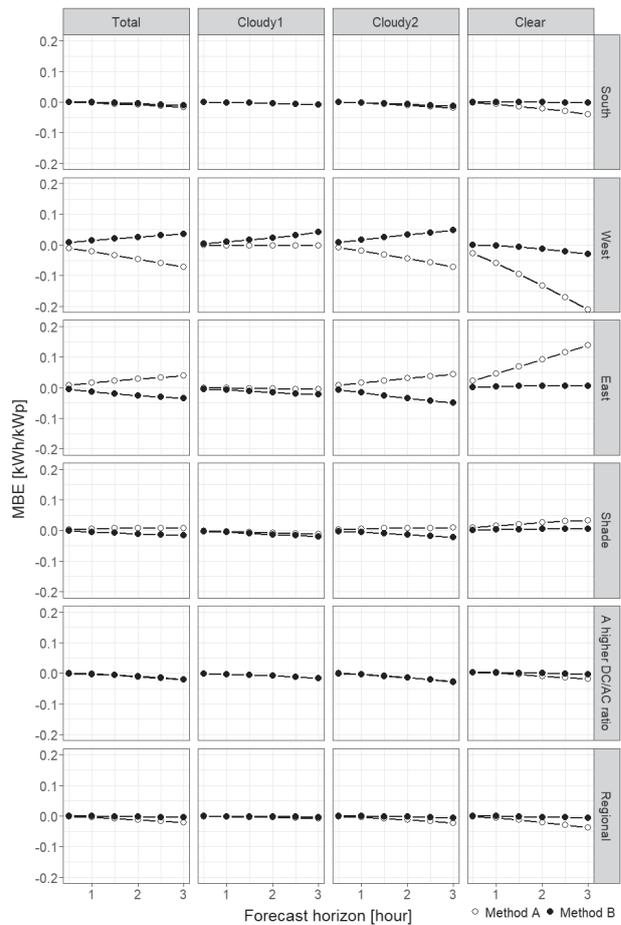


Fig. 5 MBEs per Forecast Horizon of method A and B for six types of PVS conditions (Total: evaluation for the whole period. Cloudy1, Cloudy2 and Clear: evaluation by the weather condition).

測誤差・バイアスは増大し、条件によっては、手法Aよりも大きくなった。前章で示された、曇天日の日射量時系列の形状が、快晴日の水平面日射量の形状に漸近してくることが、手法Bの予測誤差・バイアス増大の要因として考えられる。

5. まとめ

本論文では、PVSの設置条件、影の有無、また広域エリア合計やアグリゲーションによる複数地点合計によるデータ集約など、さまざまな条件に対して頑健性を持つ数時間先の発電予測モデルの構築を目的として、時刻毎の最大発電電力量を使った持続モデルの開発を行った。

条件によらず容易に計算可能な大気外日射量を用いた持続モデルを従来手法とし、予測誤差について比較することにより提案手法の有用性を示した。

まず、日射量データ(METPV-11)を利用して、理論的な解釈を示した。その結果、実測値から時刻ごとの最大値を利用する提案手法は、どのような設置条件においても、最大値の時系列の形状がその条件に応じた快晴日の日射量の形状に近づくため、快晴に近い場合において提案手法の予測誤差が小さくなることを示した。他方、曇天においては、日射量の時系列の形状は、設置条件等によらず、水平面日射量の形状に近づくことが分かった。そのため、水平面を仮定して算出される大気外日射量を用いたほうが、予測誤差が小さくなる場合があることを示した。

上記の検討を踏まえ、一定期間の平均的な予測誤差の評価及び実際の発電特性を踏まえた評価を行うために、九州エリアにおけるPVSの発電電力量データを用いて6種類のPVS条件による検証を行った。天気別の評価において、快晴に近い条件では、予測誤差の大きさ・バイアスに関する提案手法の有用性が強調され、他方、曇天では提案手法の有用性が低下し、条件によっては従来手法よりも予測誤差・バイアスが增大する場合もあった。しかしながら、全期間を通じた平均的な予測誤差評価では、どの条件においても、提案手法の予測誤差の方が小さいことを示した。

今回提案した手法では、時刻毎の発電電力量の最大値を暫定的に、予測配信日を起点とした直近の過去30日のデータから計算したが、用いるデータや計算法の最適化が課題として残る。例えば、過去1年分程度データがあれば、過去の同月データをあらかじめ利用する方法⁶⁾や機械学習などの併用も考えられる。今後、利用データの拡張を行い、さらなる実用性や頑健性の観点で改良を行っていく。

6. 謝辞

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務の結果得られたものです。また、検証用データの一部は、ソーラーフロンティア株式会社・株式会社NTTスマイルエナジーから提供さ

れました。関係各位に感謝いたします。

7. 参考文献

- 九州電力株式会社, 再エネ出力制御に関する具体運用方法の基本的な考え方 (Nov. 2017), http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/shoene_shinene/shin_ene/keitou_wg/pdf/009_01_00.pdf
- J. G. da S. Fonseca Jr., T. Oozeki, H. Ohtake, K. Shimose, T. Takashima, and K. Ogimoto, Characterizing the Regional Photovoltaic Power Forecast Error in Japan: A Study of 5 Regions, *IEEE Trans. on Power and Energy*, **134** (6), 537-544 (2014).
- J. G. da S. Fonseca Jr., T. Oozeki, H. Ohtake, T. Takashima, and K. Ogimoto, Regional forecasts of photovoltaic power generation according to different data availability scenarios: a study of four methods, *Prog. Photovolt: Res. Appl.*, **23** (10), 2014.
- H. Ohtake, T. Takashima, T. Oozeki, J. G. da S. Fonseca Jr., and Y. Yamada, A case study of outlier event on solar irradiance forecasts from the two NWP with different horizontal resolutions, *Renew. Energy Environ. Sustain.*, **1**, 37 (2016).
- J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar et al., Review of photovoltaic power forecasting, *Solar Energy*, **136**, 78-111 (2016).
- 野見山史敏, 高野浩貴, 村田純一, 電力系統運用を考慮した全天日射強度から太陽光発電出力への簡易換算方法に関する研究, 【B】平成25年電気学会電力・エネルギー部門大会 (2013), 26, 新潟市.
- 瀧川喜義, 太陽光発電の出力実績推定・予測システムの開発と実用化, 四国総合研究所 研究期報, 104, 27-39 (2016).
- Hugo T.C. Pedro and Carlos F.M. Coimbra, Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs, *Solar Energy*, **86**, 2017-2028 (2012)
- Rana, M., Koprinska, I., Agelidis, V., 2D-interval forecasts for solar power production, *Solar Energy*, **122**, 191-203 (2015).
- AlHakeem, D., Mandal, P., Haque, A., Yona, A., Senju, T., Tseng, T., A new strategy to quantify uncertainties of wavelet-GRNN-PSO based solar PV power forecasts using bootstrap confidence intervals, *IEEE Power and Energy Society General Meeting (June 2015)*, Denver.
- Bessa, R., Trindade, A., Silva, C., Miranda, V., Probabilistic solar power forecasting in smart grids using distributed information, *Electr. Power Energy Syst.*, **72**, 16-23 (2015).
- 日射量データベース閲覧システム (March 2018), <http://app0.infoc.nedo.go.jp/metpv/metpv.html>