

3次元テンソル積スプライン関数を用いた太陽光発電出力の予測手法

05000966 電力中央研究所
01705120 筑波大学*松本 拓史
山田 雄二MATSUMOTO Takuji
YAMADA Yuji

1. はじめに

太陽光発電 (PV) の大量導入を背景に、PV 出力の予測ニーズが年々高まってきている。PV 出力予測には、機械学習等の多くの手法が提案されているが、本研究では、実務上の扱いやすさを考慮し、[1]や[2]で提案されている一般化加法モデル (GAM[3]) を用いたアプローチを採用する。これらの既往手法では、時刻別天気別の季節性トレンドを推定したり[1]、日付・時刻方向の平滑化条件を加味した2次元テンソル積スプライン関数を推定したり[2]していたが、本研究では、日付・時刻・日射量の3方向の平滑化条件を同時に加味する3次元テンソル積スプライン関数を用いたモデルを構築し、その効果を検証する。特に、複数の既往モデルと比較することで、提案手法の頑健性確保及び予測誤差低減における優位性を実証する。

2. PV 出力予測モデル

本研究では、日付 t 時刻 h におけるPV出力 $V_{t,h}$ に対し、次式のモデル (M3) を構築する。

$$M3: \quad V_{t,h} = f(t, h, R_{t,h}) + \epsilon_{t,h} \quad (1)$$

ここで、 $R_{t,h}$ は日射量予測値、 $\epsilon_{t,h}$ は残差項を表す。 $f(\cdot)$ はGAM(1)で推定される3次元テンソル積スプライン関数であり、次式で定義される罰則付残差平方和 (PRSS) を最小化する関数として求められる[4]¹。

$$PRSS = \sum_{n=1}^N \{V_{t,h} - f(t, h, R_{t,h})\} + J(f) \quad \text{where} \\ J(f) = \int_{t,h,R} \left\{ \lambda_t \left(\frac{\partial^2 f}{\partial t^2} \right)^2 + \lambda_h \left(\frac{\partial^2 f}{\partial h^2} \right)^2 + \lambda_R \left(\frac{\partial^2 f}{\partial R^2} \right)^2 \right\} dt dh dR \quad (2)$$

次に、M3で加味している複数方向の非線形性や平滑化条件について、それらが説明力の向上や頑健性の確保に寄与しているか否かを検証するため、比較対象として、次のような3つの代替モデル (M0~M2) を構築する。

$$M0: \quad V_{t,h} = \beta R_{t,h} + \alpha + \epsilon_{t,h} \quad (3)$$

$$M1: \quad V_{t,h} = \sum_{M,H} (\beta^{(M,H)} R_{t,h} + \alpha^{(M,H)}) I_{t,h}^{(M,H)} + \epsilon_{t,h} \quad (4)$$

$$M2: \quad V_{t,h} = \beta(t, h) R_{t,h} + \alpha(t, h) + \epsilon_{t,h} \quad (5)$$

ここで、 β 及び α は、各モデルを日射量に対する線形回帰式として見た時の係数及び定数項に対応する。ただし、それらは、M0では全期間を通じての定数として、M1では月・時刻(M, H)別の定数として (なお、 $I_{t,h}^{(M,H)}$ はサンプルの対象時刻(t, h)が(M, H)に該当する場合に1、その他で0となるダミー変数である)、M2では、日付・時刻方向に平滑化条件を加味したテンソル積スプライン関数として定義している。

つまり、M1は、月別時間帯別に線形回帰モデルを構築することと同義である²。また、M2は、日射量に対する線形回帰式の係数・定数項が、日付・時刻方向に滑らかに変化する形になっており、[2]の手法と同型³のモデルとなっている。M2は、推定パラメータが日毎に変化する点で、月別に定義されるM1よりも粒度の細かいモデルであり、M3は、M2に更に日射量方向の非線形性を加味したモデルとなっている。

3. 推定結果と予測精度の検証

本節では、広島市内の自家用屋根置きPVパネルの発電出力に対し、気象庁公表の広島市の日射量実測値⁴を利用して前節の各モデルを推定し、予測精度の検証を行う。モデルの推定は、2013年1月1日から2017年12月31日までの5年間の学習期間 (in sample) のデータを用い、予測精度の検証には、2018年1月1日から2018年12月31日までの1年間の検証期間 (out-of-sample) のデータを用いる。

まず、M3の3次元テンソル積スプライン関数について、時刻別に推定されたものを図1に示す。各時刻における日付・日射量の2次元座標上の曲面が、時刻に応じて徐々に変化しているのが分かる。特筆すべきなのは、各時刻ともに、日射量の大きくなる春

* 本研究は、JSPS 科研費の基盤研究 (A) 20H00285 及び挑戦的研究 (萌芽) 19K22024 の助成を受けたものです。

¹ 本研究では、R のパッケージ mgcv の関数 gam() を用いて $f(\cdot)$ を推定する。3変数別に与えられる平滑化パラメータ λ は、gam() では一般化クロスバリデーション基準によって求められる[4]。

² なお、本研究では、後述の通り5年分のデータを用いるので、サ

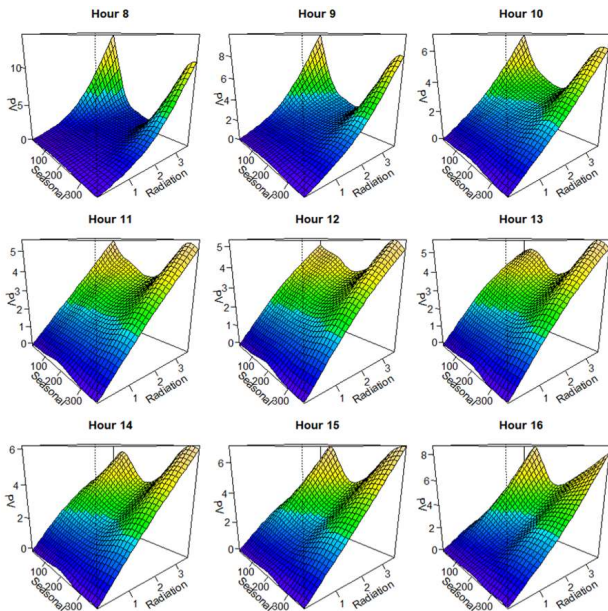
ンプルサイズは月・時刻毎に150 (=30日×5年) 程度確保される。

³ ただし、[2]では、説明変数に気温・天気概況を用いている。

⁴ 日射量については、本稿では、モデル間の比較を目的とするため実測値 (公表値) を用いている。予測実務に活用する際には気象ベンダー等から取得した予測値を用いる必要があるが、モデル間比較においては、用いる変数をどちらにするかに本質的な違いはない。

から初夏にかけて PV 出力の日射量に対する傾きが逡減する傾向が見られることである。これは、温度（日射量）の上昇に従って発電効率が低下するという太陽光パネルの技術的特性を反映している。

次に、モデルの当てはまり（決定係数：RSQ）と予測誤差（平均絶対誤差：MAE）のモデル間比較結果を表 1 に示す。学習期間・検証期間ともに、総じて M3 の精度が高くなっており、通年で一定の線形回帰式を仮定した M0 は、他のモデルと比較して著しく精度が低い。M1 の RSQ や MAE は、学習期間では M3 と同等であったが、検証期間では（学習期間では勝っていた）M2 よりも悪化している。これは M1 が月別時刻別に異なる線形モデルを構築していることから、平滑化条件が課されている M2 や M3 と比較して、頑健性の点で劣っているためと解釈できる。



注: seasonal の 1 は 1 月 1 日、365 (366) は 12 月 31 日を表す。

図 1: M3 モデルのトレンド推定結果

表 1: 各モデルの RSQ と MAE

	RSQ		MAE	
	学習期間	検証期間	学習期間	検証期間
M0	0.8441	0.8495	0.2449	0.2472
M1	0.9115	0.9231	0.1625	0.1532
M2	0.9105	0.9245	0.1667	0.1529
M3	0.9122	0.9262	0.1622	0.1487

次に、M3 モデルで PV 出力・日射量間の非線形性を加味していることの影響を、より詳細に把握するため、予測誤差のモデル間比較を月別に行う。図 2 は、M1 と M2 の MAE について、M3 の MAE に対する

相対的な増分 ($MAE_{M1 \text{ or } M2} / MAE_{M3} - 1$: 相対 MAE と呼ぶ) を月別にプロットしたものである。日射量に対する線形モデルである M1・M2 は、特に検証期間において、春から初夏の時期に相対 MAE が (10%程度) 大きくなっていることが分かる。これは、図 1 で確認したように、M3 は日射量の大きくなる同時期に、日射量に対する傾きが逡減していたことに整合する。つまり、M3 では、同時期の PV 出力・日射量間に存在する非線形性が比較的頑健にモデル化されていたことを意味する。また、M1 は、学習期間では M3 と大きな差がなかった (特段の月別傾向もなかった) にも関わらず、検証期間では誤差が拡大している。この結果からも、平滑化条件を持たない M1 においては、月別の望ましくない (過度な) モデルフィッティングが生じていたことが示唆される。

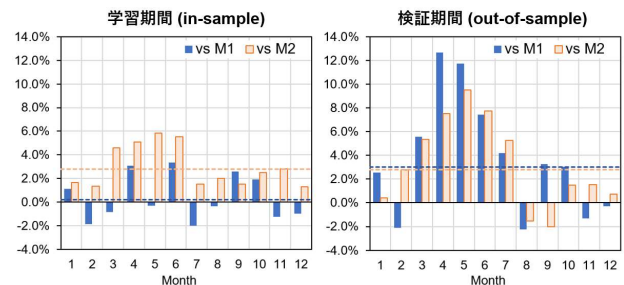


図 2: M1・M2 の M3 に対する相対 MAE (月別)

4. おわりに

本研究では、3次元テンソル積スプライン関数を用いた PV 出力予測モデルを構築し、その効果を実証した。特に、提案手法は、既往のアプローチよりも、学習期間・予測期間ともに予測精度が高く、十分な頑健性を備えていることが示された。本研究のアプローチは、日射量予測値が得られない時に、気温や雲量等の予測値を代替的に用いる場合にも有効である。また、電力需要や電力価格の予測に際して、気温予測を用いたモデル構築にも応用できると考えられるため、今後、そのような拡張の検討を進めていきたい。

参考文献

- [1] 松本, 山田. 天気概況予報と天気別周期性トレンドに基づく太陽光発電事業者のための予測手法. 日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌, 62, 1-22. 2019.
- [2] T. Matsumoto, Y. Yamada, "Construction of Forecast Model for Power Demand and PV Power Generation Using Tensor Product Spline Function," Proceedings of 2021 3rd International Conference on Clean Energy and Electrical Systems [in press].
- [3] T. Hastie, R. Tibshirani. *Generalized additive models* (London: Chapman and Hall), 1990.
- [4] S.N. Wood. *Generalized additive models: an introduction with R*. (London: Chapman and Hall), 2017.