

AIを用いた太陽光発電量予測手法の検討

論文

■ 北 治夫 ■ 佐藤 祥輝
Haruo Kita Yoshiki Sato

カーボンニュートラルを推進するために、再生可能エネルギーの利用が拡大することが想定される。特に太陽光発電は重要なリソースであり、発電量の予測が不可欠である。太陽光発電量と日射量には強い相関関係を確認できるが、正確な日射量の予測が難しい。そこで、予測日射量に誤差が含まれていても、精度の高い発電量予測ができる手法を開発した。実績データの蓄積により精度の向上を目指すAIを用いた手法、少量の実績データで予測が可能な統計的手法、それぞれにおいて、日射量からの単純な発電量の予測よりも精度の高い予測が期待できる結果が得られた。

1 はじめに

カーボンニュートラルを推進するために、再生可能エネルギーの利用が拡大している。特に太陽光発電は重要なリソースと考えられている。

太陽光発電を利用するときには発電計画が必要になる場合がある。例えば、太陽光発電事業者や発電バランシンググループ^{注1)}、アグリゲーター^{注2)}などの発電販売計画や、小売電気事業者の電力調達計画などが考えられる。計画は前日に1日分を一般送配電事業者に提出をしなければならず、各事業者は提出した計画に乗っ取った発電をしなければならない。

太陽光発電量予測の精度が低く、計画通りの発電ができない場合には、発電販売計画では計画不整合によるインバランス料金^{注3)}の精算、電力調達計画では市場価格での電力買取などの不利益が考えられる。このため、精度の高い太陽光発電予測は各事象者にとって、必要不可欠である。

東光高岳では、これらのニーズに対応するために各種予測手法や、システム化の検討を行っている。

本稿では、太陽光発電量予測を行うために、太陽光発電量の実績データをもとに発電量と日射量の関係を確認した。それをもとに発電量予測手法を構築し、評価を実施した結果について述べる。

2 太陽光発電量と日射量の関係

太陽光発電量は日射量だけでなく、太陽光パネル温度、設置場所、日射角度、PCS^{注4)}の変換誤差などの影響により発電量が変化する。

しかし、すべての要因を予測に反映することは難しく、予測に使用する要因の取捨選択が必要となる。筆者らは発電量実績と日射量実績に強い相関関係があれば、日射量を予測することで発電量の予測が可能と考えた。

そこで実績データを用い、発電量と日射量の関係を調査した。そのうえで、予測日射量の精度を確認した。

2.1 発電量実績と日射量実績の関係

東光高岳では小山事業所に太陽光発電装置(500kW×3台)を設置しており、実績データの測定を行っている。本稿では3つのPCSから1つを選択し、2018年から2020年の期間に取得したデータを用いて関係性を確認した。

図1に発電量実績と日射量実績の関係を示す。

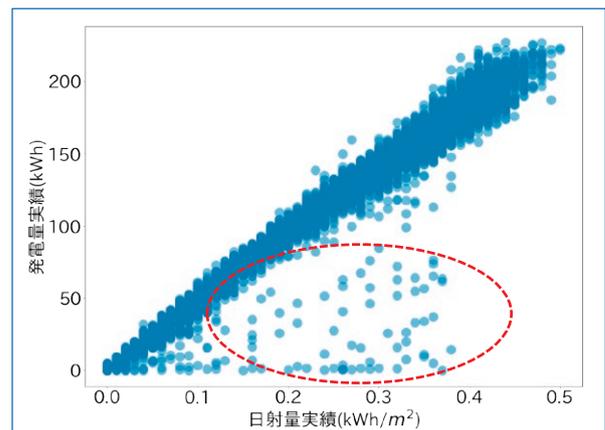


図1 発電量実績と日射量実績の関係

図1はPCS故障時の異常な値を除外しているが、赤枠で囲った個所に特異値が記録されている。これは積雪により太陽光パネルが遮光されるなどして、日射量実績よりも太陽光パネルの受光量が減少したものと推測する。

相関関係を確認することが目的なので、赤枠で囲った特異値を無視すると発電量実績と日射量実績の値は収束している。発電量実績と日射量実績に比例関係が確認できるため、日射量を予測することで発電量の予測が可能といえる。

2.2 日射量実績と予測日射量の関係

次に予測日射量の精度を確認した。図2に日射量実績と気象予測サービスを用いて取得した小山事業所付近の予測日射量の散布図を示す。

図2のプロットは全体に発散しており、日射量の予測がばらばらついていることがわかる。

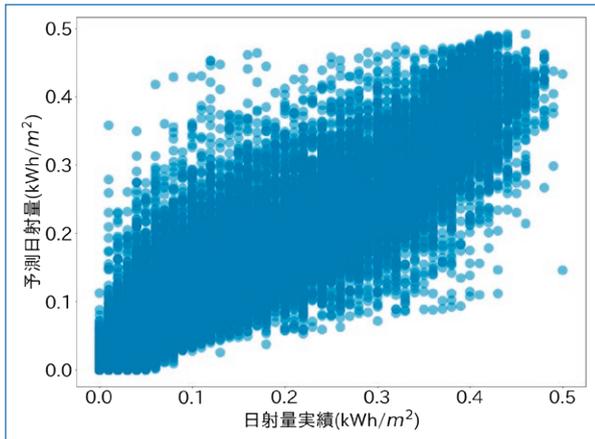


図2 日射量実績と予測日射量の関係

予測日射量の予測精度の指標として式(1)で平均誤差率を算出した。

平均誤差率

$$= \frac{1}{n} \sum \frac{|日射量実績 - 予測日射量|}{日射量実績の95パーセンタイル値} \dots\dots(1)$$

なお、算出対象を1日のすべての時間とした場合、日没後は日射量実績、予測日射量が共に0となる。このため、年間を通して日射量が0以上と考えられる日中の時間、8:00から17:00までの間に絞って値を算出した。以降、平均誤差率は8:00から17:00までの値で算出した結果である。表1に算出した平均誤差率を示す。

表1 予測日射量平均誤差率(8:00-17:00)

項目名	平均誤差率
予測日射量	14.70%

発電量と日射量は比例関係にあるので、予測日射量から単純に発電量を予測した場合の平均誤差率は、表1の値になると考えられるが、実際には予測日射量の誤差に加えて、太陽光パネル温度などの影響があり、予測発電量の平均誤差率は、表1の値より大きくなると推測する。

3 独自手法による発電量予測

筆者らは予測発電量の平均誤差率を低減するために、ディープラーニングと統計的手法を利用して、独自の予測手法を2つ開発した。ディープラーニングを利用した手法(以下、DL)は実績データの蓄積にともなって、予測の精度が向上することを期待した手法である。統計的手法を利用した手法(以下、統計的手法)は、短期間のデータ蓄積で精度の高い予測が行えることを期待した手法である。

本稿で紹介する手法は、発電計画の作成に利用することを想定して、翌日1日分の発電量を予測できるアル

ゴリズムとした。なお本稿では、自社開発したアルゴリズムの概要について紹介する。

3.1 DL

筆者らは、複数のニューラルネットワークで構成されるモデルを用いた。モデルの学習は、説明変数^{注5)}として過去の予測日射量と気温を用いた。また、目的変数^{注5)}として、発電量実績を用いた。説明変数に気温を含めることで季節の特徴を学習させ、1年を通して同じモデルで発電量予測を行った。

3.2 統計的手法

統計的手法は、予測を行う日の予測日射量に加え、直近の発電量実績と予測日射量を用いて、その関係性を利用した発電量予測を行った。

4 検証

全体的な予測傾向を確認するために予測発電量のグラフを生成した。また、数値で評価するために発電量実績と予測日射量の誤差率を算出して比較を行った。

表2にDL、統計的手法による検証条件を示す。

表2 検証条件

項目名	DL	統計的手法
学習期間	2018年1月から 2019年12月	直近1か月
予測期間	2020年1月から2020年12月	
データ粒度	30分単位	
入力データ	予測日射量 予測気温	予測日射量 発電量実績

4.1 予測結果の図示

図3にDL、統計的手法を用いて算出した予測発電量

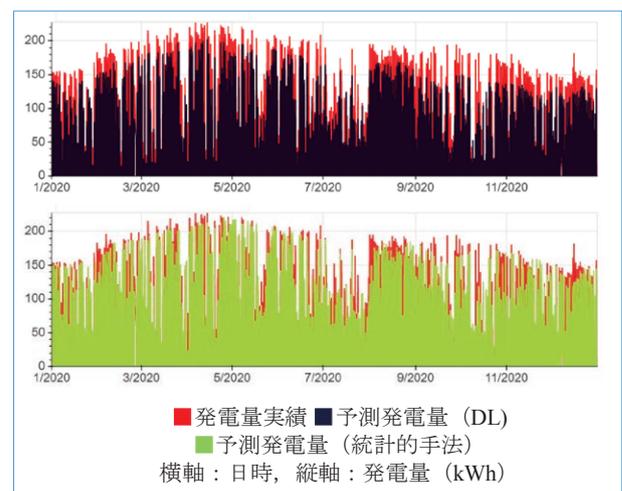


図3 予測発電量(DL, 統計的手法)

と発電量実績を時系列に並べたものを示す。

DL, 統計的手法ともに特定の期間で大きくはずすことなく、全期間で安定して予測できていることが見て取れる。

4.2 予測発電量グラフ比較

発電量実績と DL, 統計的手法による予測発電量を比較し傾向の違いを確認した。

図 4 にある時点の発電量実績と各予測手法の予測値を示す。

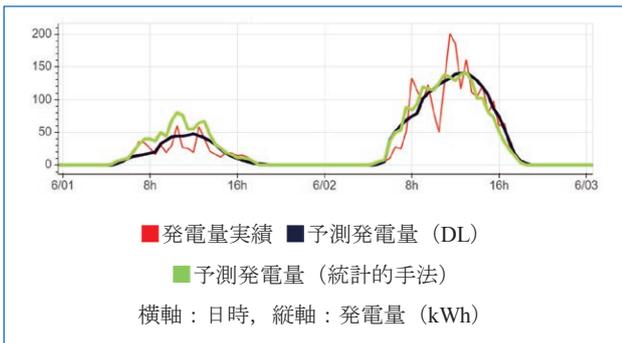


図 4 予測発電量 (拡大)

DL は平均して発電量実績に近い予測を行っているが、平滑な曲線の予測となっており発電量のぶれに追従していないことが確認できる。

一方、統計的手法では予測発電量の遷移が発電量実績と近いが発電量実績とずれがあることが確認された。

4.3 誤差率の比較

DL, 統計的手法の予測精度の指標として式 (2) で予測発電量の平均誤差率を算出した。

平均誤差率

$$= \frac{1}{n} \sum \frac{| \text{発電量実績} - \text{予測発電量} |}{\text{発電量実績の 95 パーセンタイル値}} \dots\dots(2)$$

表 3 に算出した平均誤差率を示す。

表 3 予測発電量平均誤差率 (8:00-17:00)

項目名	平均誤差率	予測日射量の平均誤差率との差
DL	13.33%	-1.37%
統計的手法	13.93%	-0.77%

2.2 項のとおり、予測日射量の平均誤差率は、予測発電量の平均誤差率として扱えるので、比較対象として表 1 の値を用いた。表 3 より DL, 統計的手法ともに予測日射量よりも平均誤差率が低減できていることがわかる。

4.4 ヒストグラムによる比較

誤差率の分布をヒストグラムにより確認した。図 5

に予測日射量の誤差率と DL, 統計的手法の予測発電量の誤差率をそれぞれ並べたヒストグラムを示す。

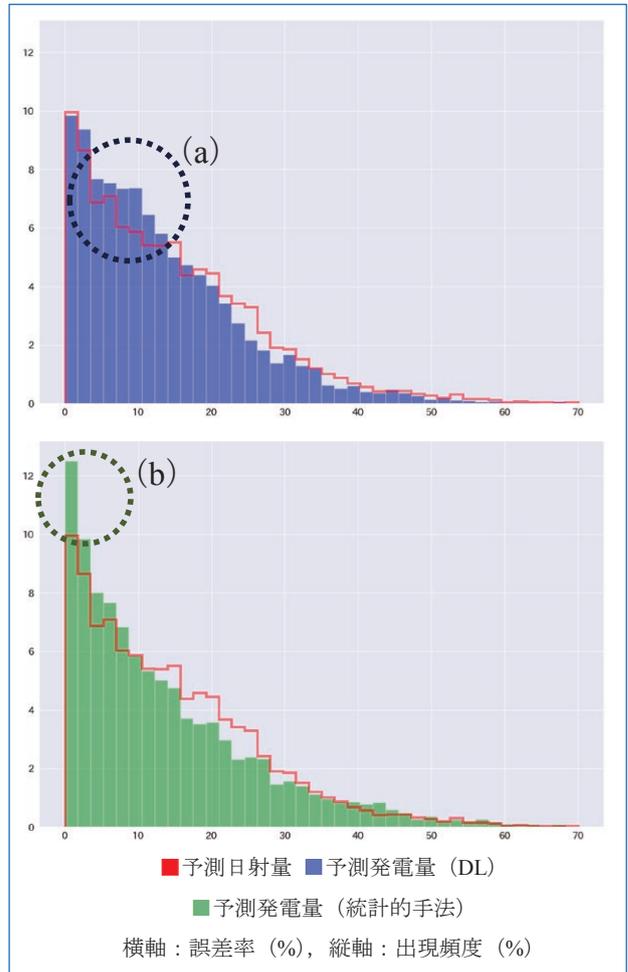


図 5 誤差率ヒストグラム (日射量, DL)

DL の誤差率は 5% から 15% 付近 (図 5 (a)) で予測日射量 (赤線) より誤差率の出現頻度が高い。予測日射量に比べて、DL の誤差率が小さい部分での出現頻度が高いため、DL の平均誤差率が予測日射量の平均誤差率より小さくなっていると考えられる。

統計的手法の誤差率は非常に小さい部分 (図 5 (b)) での出現頻度が高い。しかし、平均誤差率で見ると DL と大きな違いがない。そのため、通常は精度良く予測できるが、予測が外れるときは大きくずれると考えられる。

4.5 月別の誤差率

日射量の傾向は季節により変化する。そこで季節による予測発電量への影響を月別の平均誤差率により確認した。表 4 に月別に予測発電量の平均誤差率を示す。

DL, 統計的手法ともに、11 月～1 月の冬場では、特に精度が向上していることがわかる。一方、それ以外の期間では平均誤差率の低減ができていない、あるいは精度向上幅が小さい点が見受けられる。

表 4 平均誤差率 (月別)

月	1月	2月	3月	4月
予測日射量	14.47%	16.80%	12.15%	12.20%
DL	12.78%	13.93%	12.64%	13.81%
統計的手法	11.78%	15.04%	13.36%	13.38%
月	5月	6月	7月	8月
予測日射量	14.74%	15.60%	15.54%	16.81%
DL	13.44%	14.24%	14.44%	14.58%
統計的手法	14.62%	14.54%	15.63%	15.96%
月	9月	10月	11月	12月
予測日射量	16.11%	13.99%	13.12%	14.94%
DL	14.87%	13.07%	11.88%	10.47%
統計的手法	15.96%	14.79%	12.15%	10.23%

4.6 天気別の誤差率

日射量の傾向は天気により変化する。そこで天気による予測発電量への影響を予測天気別の平均誤差率により確認した。表 5 に主な予測天気別の平均誤差率を示す。

表 5 平均誤差率 (予測天気別)

予測天気	晴れ	曇り	雨
予測日射量	14.42%	16.26%	13.41%
DL	10.88%	15.26%	13.10%
統計的手法	10.61%	16.33%	15.56%

DL, 統計的手法ともに、予測天気が晴れのとき精度の高い予測を達成している。一方、悪天候のときに DL, 統計的手法ともに予測日射量の平均誤差率と大きな違いはない。

5 結論

DL, 統計的手法ともに予測発電量の誤差率を予測日射量の誤差率よりも小さくすることができた。4.2 項より、DL は平滑な曲線の予測により平均すると精度が高い予測を行っていることが確認できた。統計的手法は、予測発電量のぶれに追従しており、精度の高い予測を行うことが可能だが、予測が外れたときの誤差が大きいため確認された。

DL, 統計的手法ともに冬場や晴れのときに精度の高い予測が行えるが、それ以外のときの予測精度に課題が残る。また、本稿の予測手法では 2.1 項で述べた特異値について考慮していないため、システム構築の際には検討が必要と考える。

6 おわりに

太陽光発電量予測手法として DL, 統計的手法について述べた。

今後は、実証実験を通じて課題を洗い出すとともに、より精度の高い予測手法の検討を進める。さらに、各手法の利点を生かした太陽光発電量予測および先年度行った需要予測を組み合わせたシステムの構築と運用を目指す所存である。

■ 語句説明

- 注 1) 発電バランシンググループ：複数の小売電気事業者が 1 つのグループを形成して、一般送配電気事業者と 1 つの託送供給契約を結ぶ制度のこと。
- 注 2) アグリゲーター：複数の需要家をまとめ需給バランスを調整する事業者のこと。
- 注 3) インバランス料金：計画電力量に対し、同時同量が達成できない場合に発生する差分に対する料金のこと。
- 注 4) PCS : Power Conditioning System パワーコンディショナー 直流、交流間の電力変換を実施するシステム。
- 注 5) 説明変数, 目的変数: 機械学習におけるデータの呼称で、予測に使う値を説明変数、予測したい値を目的変数と称する。

北 治夫

戦略技術研究所
技術開発センター ICT 技術グループ 所属

佐藤 祥輝

戦略技術研究所
技術開発センター ICT 技術グループ 所属