

センサーノードにおける太陽光発電の発電量予測手法の検討

土谷 亮^{1,a)}

概要：本稿は、センサーノードに搭載することを前提とした太陽光発電予測技術について検討を行なう。太陽光発電は発電量が天候に左右される上に、センサーノードは必ずしも太陽光発電に適した場所に設置されるわけではない。そのため、センサーノードでは天候に加えて周辺の建物などによる遮蔽など、それぞれの設置環境も加味しなければならない。また、センサーノードでは製造コストを低くし、消費電力も抑えなければならないため、カメラや外部との通信を利用することも難しい場合が多い。そこで本稿では、過去の発電量の履歴のみから将来の発電量の予測がどの程度可能かについて検討した。検証した単純な手法は直近 1 時間程度であれば 10%程度の誤差で発電量を予測することができ、予測の基準となるデータも過去 1 週間分程度で十分に予測が可能であることを示す。

Examination of Simple Solar Power Prediction Methods for Sensor Nodes

1. はじめに

近年、マイコンやセンサの低消費電力化・低価格化が進むとともに LPWA (Low Power, Wide Area) に代表される低電力無線アクセスの実現により、屋外の広い範囲にセンサーノードを設置し、情報を収集することが盛んに研究されている。センサーノードにおいて重要な問題の一つが電源である。センサーノードの設置場所は電力線からの電力供給が難しいことが多く、電池交換不要、もしくはバッテリーレスでの動作が求められている。特に屋外において重要な電力供給源となるのが太陽電池だが、太陽電池は天候の影響で大きく発電量が変動する。そのため、太陽電池駆動の電力マネージメント [1] や、発電量の予測手法 [2-6] が検討されている。

発電量を予測するにあたり、センサーノードでは周辺環境の影響も問題となる。建物や樹木の陰になる場所に設置された場合には例え晴天であっても発電量は低くなる。従って、センサーノードの発電量はそのノードの設置場所毎に予測しなければならず、一般の天気予報を基にする手法 [4] では対応できない可能性がある。しかし、センサーノードにカメラ等を追加すれば製造コストが増大してしまう。また、画像処理等の複雑な計算は消費電力を増加させ

る。このため、追加デバイスが不要で計算量も少ない発電量予測が求められている。

本稿では、過去の発電量の履歴のみから将来の発電量がどの程度予測可能かを検証した。予測手法は単純に平均データと観測データの差から予測するものとし、予測のための観測期間、どの程度の将来までを予測するかの予測期間をパラメータとし、約 400 日分の実測データを用いて精度を検証した。また、基準とする平均データを過去どの程度の期間から作成するかについても検討を行なった。

2. 使用データ

本研究では建物の状態をモニタリングするノードを想定し、滋賀県立大学 (滋賀県彦根市) の建物 2 階に測定ユニットを設置して取得したデータを用いる。市販の太陽電池の発電電力を電力モニタ^{*1}によって取得し、5 秒ごとに記録した。使用したデータは 2018 年 8 月 1 日から 2019 年 10 月 2 日までの 411 日分である^{*2}。発電量の時刻による変化を図 1 に示す。図 1 は全観測期間の平均を取った値である。測定ユニットは 7 時 30 分ごろから 10 時ごろの間以外は他の建物の陰になる場所に設置されており、図 1 に示すように 7 時 30 分から 10 時の間は発電量が大きく、それ以外の時間は低くなっている。

¹ 滋賀県立大学
The University of Shiga Prefecture, Hikone, Shiga 522-8533, Japan
^{a)} tsuchiya.a@e.usp.ac.jp

^{*1} Texas Instruments INA219
^{*2} 期間は 428 日間だが、データ取得に失敗した日を除外した 411 日のデータを使用した。

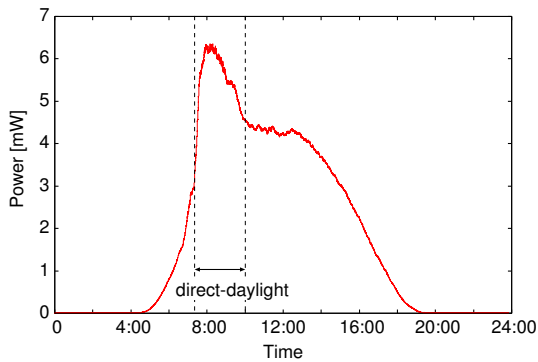


図1 発電量の時間推移 (全期間の平均値)

Fig. 1 Transition of generated power (average of all days).

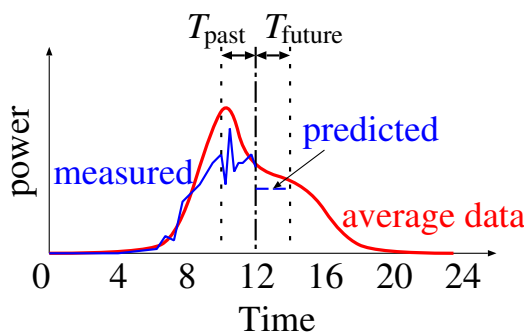


図2 発電量予測の概念図

Fig. 2 Concept of solar power prediction.

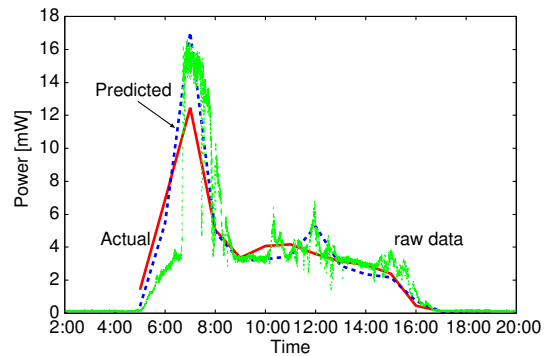


図3 予測誤差の小さい例 (2019年8月25日)

Fig. 3 An example of accurate prediction (2019/08/25).

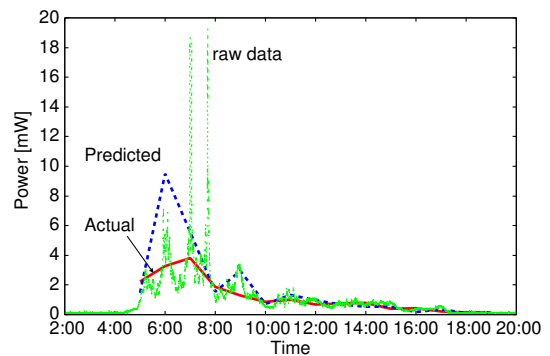


図4 予測誤差の大きい例 (2019年7月27日)

Fig. 4 An example of inaccurate prediction (2019/07/27).

3. 予測手法

本研究ではセンサーノードが自動的に発電量を予測するため、過去の平均データと直近の発電量との差に基づいた予測を評価した。発電量予測の概念図を図2に示す。

予測は、「平均発電量と実際の発電量の比は時間的に大きく変動しない」という仮定に基づいて行なう。センサーノードは過去の発電量の平均値 $P_{ave}(T)$ (図2 “average data”) を保持しているものとし、その日の発電量 $P_{meas}(T)$ (“measured”) と比較を行なう。現在時刻 T_0 から過去 T_{past} の期間における平均発電量とその日の発電量の比は将来にわたって一定であると仮定すると、現在時刻から将来 T_{future} までに得られるエネルギーは、

$$\frac{\int_{T_{past}}^{T_0} P_{meas}(T)dT}{\int_{T_{past}}^{T_0} P_{ave}(T)dT} \times \int_{T_0}^{T_{future}} P_{ave}(T)dT \quad (1)$$

と予測することができる。平均値との差を観測する過去の期間 T_{past} 、予測する将来の期間 T_{future} を変化させるとともに、基準となる平均値 P_{ave} についても

- 1年分の実測データの平均値
- 過去 N 日分の平均値 ($N = 7, 14, 28$)

の2種類について評価を行なった。

4. 実験結果

本節では、前節の方法で発電量を予測した結果について述べる。

4.1 予測結果の例

予測の精度を確認するために、特徴的な日の予測結果を図3、図4に示す。 T_{past} および T_{future} を1時間に設定して予測を行なった。“raw data”がセンサーが記録した5秒ごとの発電量、“Actual”が実際の発電量を1時間平均したものの、“Predicted”が1時間ごとに発電量を予測した結果である。図3は予測精度が高い日の例である。この日は晴天で発電量が安定しており、平均値(図1)に近い形で推移している。このため、実際の1時間平均と予測結果はよく一致しており、1日の発電量の予測誤差は2.3%であった。一方で図4は曇ときどき晴れの天気で、発電量の変動が大きい。予測は午前6時近辺を大きく過大評価しており、1日の発電量でも48.7%の誤差を生じた。

5. 観測期間と予測期間の影響

平均値との差を観測する期間 T_{past} と予測する期間 T_{future} を変化させたときに、予測精度がどう変化するかを評価した。基準となる平均値データは、全期間の平均値を用いた。

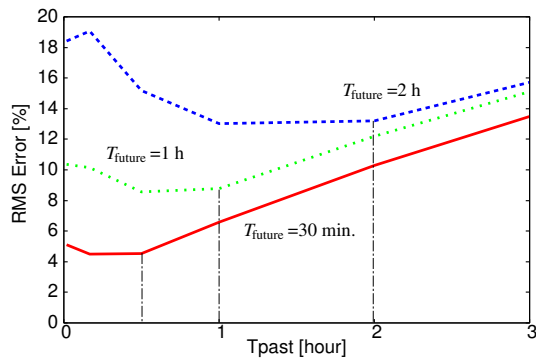


図5 T_{past} と T_{future} による予測精度への影響

Fig. 5 Impact on prediction accuracy of T_{past} and T_{future} .

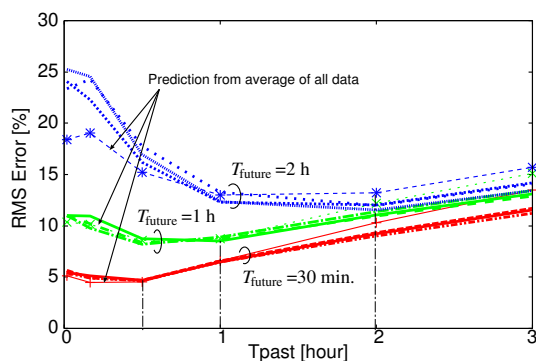


図6 平均値データの取得日数の予測精度への影響

Fig. 6 Impact on prediction accuracy of #days to create average data.

発電量予測を1日ごとに合計し、実際の発電量との誤差を評価した。図5に平均二乗誤差を示す。観測期間 T_{past} と予測期間 T_{future} が同程度のときに誤差は最も小さくなり、観測期間が予測期間より小さくても大きくても誤差は大きくなる。また、予測期間が大きくなるほど誤差は大きくなり、予測期間が30分では誤差5%以下を達成できるが、2時間先を予測しようとするとき14%程度の誤差を生じる。

5.1 平均値データの影響

ここまでの検討は約400日分のデータがすでにあり、その平均値を基準にして予測を行なった。しかし、実際にはセンサーノード設置の1年前からその設置場所のデータを収集しておくことは現実的ではない。そこで、平均値を過去何日分のデータから求めるかが予測精度に与える影響を評価した。平均値データを計算するためのデータ蓄積期間を7日、14日、28日とし、予測実験を行った結果を図6に示す。比較のために、図5の結果も図6中に示した。

図6に示すように、データの蓄積期間を変えても予測精度はほとんど変化せず、400日分の平均データを用いた場合とも誤差はほぼ同じである。つまり、この手法では基準となる平均データを作成するのに長期間の観測は必要なく、1週間程度のデータを蓄積しておけば予測が機能することを示している。

6. まとめ

本稿では、センサーノードに実装することを前提に、過去の発電量のみから将来の太陽光発電量を予測する手法を検討した。手法は基準となる平均データとの差に基づく単純なもので、1時間程度の短時間であれば10%程度の誤差での予測が可能である。一方で予測する期間が長くなるほど誤差は大きくなるため、長期間の予測には適していない。基準データの作成方法についても検討し、1週間程度過去のデータがあれば発電量予測が可能であることを示した。

今回評価した手法は発電量の急激な変化に追従できず誤差が増大するため、今後は精度の高い手法を検討するとともに長期的な予測手法についても検討を行なう。

参考文献

- [1] 中本裕之：太陽電池でIoTデバイスを駆動するパワーマネジメント技術—電池交換を不要にしてIoTの活用範囲を拡大—，電子情報通信学会誌，Vol. 102, No. 5, pp. 403–407 (2019).
- [2] Yubo Wang, Bin Wang, Rui Huang, Chi-Cheng Chu, Pota, H. R. and Gadh, R.: Two-tier prediction of solar power generation with limited sensing resource, *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition*, pp. 1–5 (online), DOI: 10.1109/TDC.2016.7519968 (2016).
- [3] Liu, Q. and Zhang, Q.: Accuracy Improvement of Energy Prediction for Solar-Energy-Powered Embedded Systems, *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems*, Vol. 24, No. 6, pp. 2062–2074 (online), DOI: 10.1109/TVLSI.2015.2497147 (2016).
- [4] Kraemer, F. A., Ammar, D., Braten, A. E., Tamkittikhun, N. and Palma, D.: Solar Energy Prediction for Constrained IoT Nodes Based on Public Weather Forecasts, *Proceedings of the Seventh International Conference on the Internet of Things*, (online), DOI: 10.1145/3131542.3131544 (2017).
- [5] Serttas, F., Hocaoglu, F. O. and Akarslan, E.: Short Term Solar Power Generation Forecasting: A Novel Approach, *International Conference on Photovoltaic Science and Technologies*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/PVCon.2018.8523919 (2018).
- [6] Poolla, C. and Ishihara, A. K.: Localized solar power prediction based on weather data from local history and global forecasts, *World Conference on Photovoltaic Energy Conversion*, pp. 2341–2345 (online), DOI: 10.1109/PVSC.2018.8548173 (2018).