

太陽光発電の最大電力点探索のスキャン間隔に関する基礎検討

日大生産工(院) ○小宮山 昌輝 日大生産工(院) 石本 晋太郎
日大生産工 加藤 修平

1. はじめに

現在日本では2050年を目指して温室効果ガスの排出をゼロにするカーボンニュートラルの実現を宣言している。この大きな目標を追求する中で、再生可能エネルギーがキーポイントとして浮上ってきている。太陽光、風力、中小水力、バイオマスといったエネルギーは、環境への負荷が低く、国内での生産が実現できるため、持続可能な国産エネルギー源としての価値が高まっている。これら再生可能エネルギーの中から、太陽光エネルギーに注目した。

さらに近年、AI技術が非常に注目されている。特に、その基盤となる機械学習は、多くの産業や分野に変化をもたらしている。そこで、この機械学習を太陽光発電の分野でも応用できるのではないかと考えた。

太陽光発電では発電量を最大化するため、時々刻々と変化する日射量に対して、それに応じた最大電力点MPP (Maximum Power Point) で運転の最適化がカーボンニュートラルに向けての課題の一つになっている。従来はパネルに部分影があつたり日射量が急激に変化したりする状況下ではMPPを探索するのに時間がかかり、最大発電電力が得られないという課題があつた。

そこで、この問題を解決するため、実測実験から得られた実測データ、日射量変化パターンを利用し、機械学習を活用して数オーダ程度先まで未来の日射量の予想を行い、MPPの探索時間の短縮の検討を行った。

2. 機械学習の原理及び使用データ

本研究では未来の日射強度の予測するための機械学習モデルの制作を行った。具体的には、深層学習の一つであるLSTM(Long Short-Term Memory)というリカレントニューラルネットワーク(RNN)を使用した。

モデルの学習過程では、過去の日射強度データを基にして、モデルは過去のデータから最も良い予測結果を出すための調整を自動的に行う様、設計を行った。さらに、モデルが学習デ

ータだけに特化しすぎて他の新しいデータに適応できない「過学習」という問題を避けるため、特定の条件下で学習を停止する「Early Stop」という方法も取り入れた。

入力するデータとしては、Fig.1のような実測実験で得られた14日分の日射強度データ(1秒間隔で測定)のうち、前半の7日分(Day1~Day7)を学習データ、後半の7日分(Day8~Day14)をテストデータとして活用した。

評価過程では、入力した日射強度の実測値とモデルによる予想値の間の一致度を検証し、モデルの有効性を評価した。

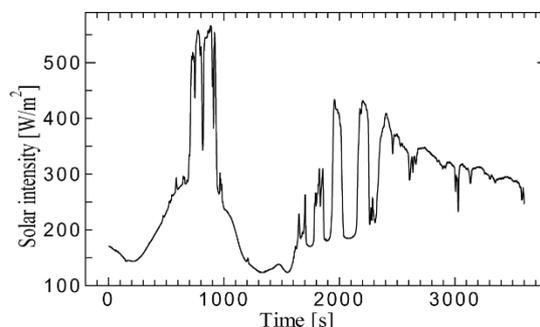


Fig.1 Measured solar intensity data

3. モデルによる日射強度予測の結果

LSTMを用いてテストデータの日射強度の予測を行った、予測結果と実値との比較をFig.2に示す。グラフでは実値を黒線、予測結果を緑線で表している。

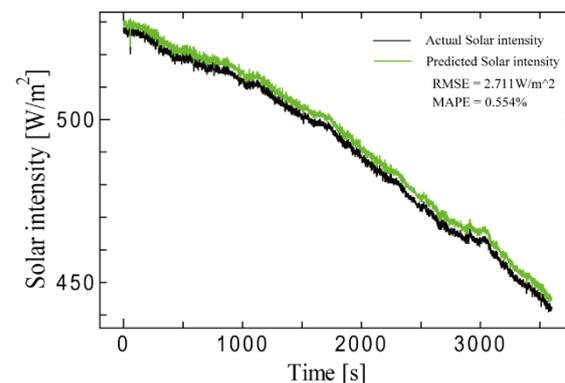


Fig.2.1 Day8

Basic Study on Scanning Interval of Maximum Power Point Tracking
for Solar Power Generation
Masaki KOMIYAMA, Shintaro ISHIMOTO and Shuhei KATO

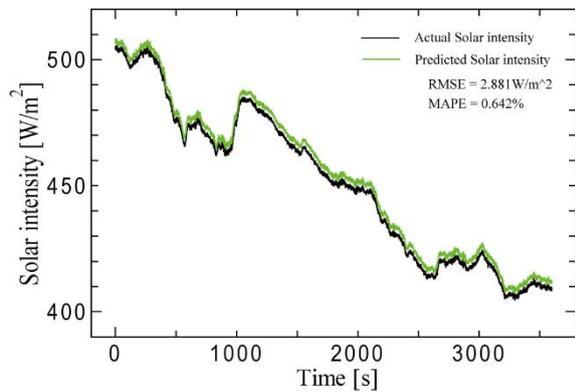


Fig.2.2 Day9

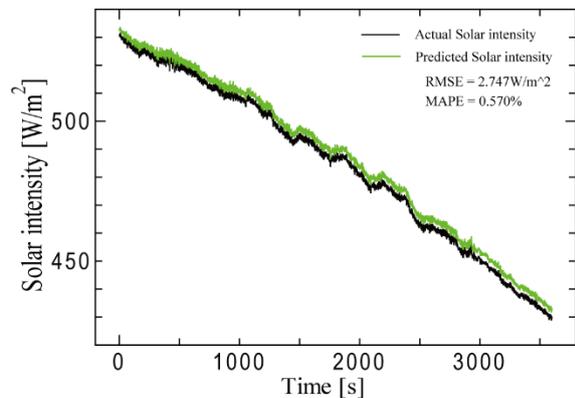


Fig.2.3 Day10

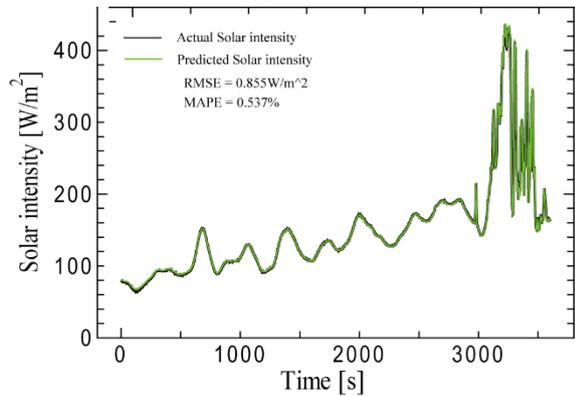


Fig.2.4 Day11

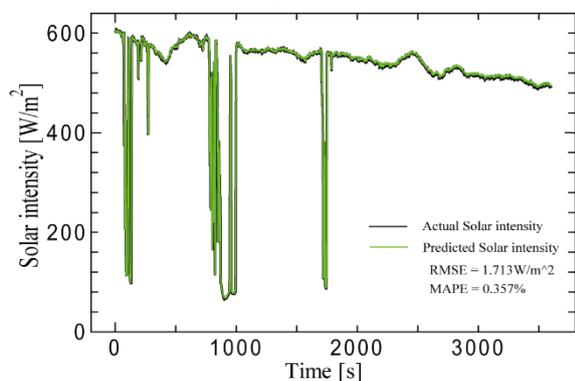


Fig.2.5 Day12

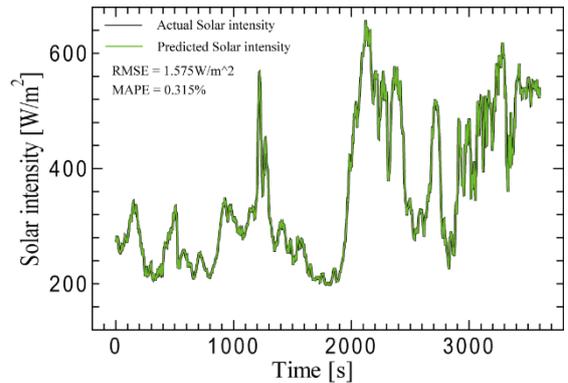


Fig.2.6 Day13

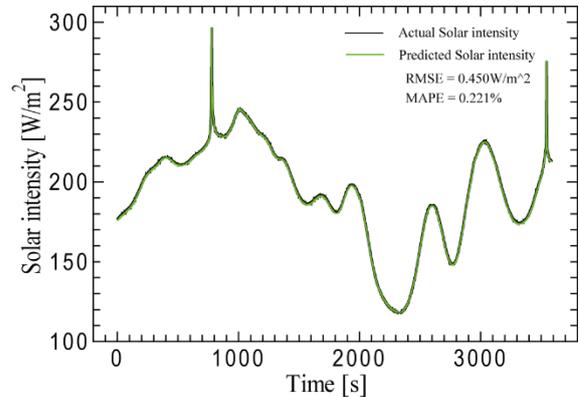


Fig.2.7 Day14

Fig.2 Comparison of actual and predicted solar intensity

実値と予測値との誤差の平均を表す指標としてRoot Mean Square Error (RMSE)を使用した。RMSEは予測誤差の大きさを示す指標であり、値が小さいほど予測の精度が高い。

また、制作したモデルの予測の正確性を表す指標として、Mean Absolute Percentage Error (MAPE)を使用した。MAPEでは値が0に近いほど、予測の正確性が高い。以上の二つの指標をもとに、データを見てみると、Day8、Day9、Day10が他の3日よりも正確性が劣っていることがわかる。この結果の要因としては、Day8、Day9、Day10のデータには、学習データには含まれていない特定の特性やパターンが存在している可能性が考えられる。そのため、モデルがこれらの日のデータを正確に予測するのが難しくなっていると推測した。

この問題を解決する案としては、学習データの拡張が考えられる。学習データにDay8、Day9、Day10のような特性を持つデータを追加し学習させることで、モデルが新たな日射強度の変化に対する特性を得て、正確性の向上が見込めると考える。

これにより、あらゆる特性のデータを入力することで天候の急激な変化がある場合でも、正

確に未来の日射強度の予測が可能だと考えられる。

4. まとめ

本研究では、過去の日射強度データより、一秒先の日射強度の予測を行う学習モデルの設計制作を行い、モデルの有効性の評価を行った。これによってあらゆる特性のデータを入力することで天候の急激な変化がある場合でも、正確に未来の日射強度の予測が可能だと考えられる。

今後の研究では、今回制作したモデルをもとに、一秒先ではなく、さらに先の未来の値の正確な予測を可能とするモデルの設計を考えている。

これにより、MPPの探索時間の短縮や探索頻度の抑制が実現可能になる。

参考文献

- 1) 小林 稔馬：「長短期記憶ネットワークを用いた乱流現象の時系列予測特性」
(2023)