

風の時系列予測のための再帰型ニューラルネットワークの改良

Improvement of the Recurrent Neural Network for Wind Speed Prediction

○山本晃翼¹, 長谷部寛²

*Kosuke Yamamoto¹, Hiroshi Hasebe²

Abstract: The most important issue in operating a wind power plant is the balance between the electricity production and the electricity demand. Therefore, the electricity production has been adjusted according to the electricity demand based on the forecast of the amount of wind power generation. In the present study, a highly accurate method for predicting wind speed using the machine learning will be developed. When we used the method which we developed in the past, a time delay was confirmed. Thus, we divided the training data according to its regularity. As a result, the accuracy of the predictions was improved.

1. はじめに

風の時系列予測の需要は多々ある。道路の通行規制、鉄道の運行規制、イベントの開催判断など、その活用先は幅広い。風力発電所の運営においても風速予測は重要な要素を締める。発電量は需要量とのバランスを維持することが重要であり、このバランスが崩れると、大規模停電が起こる恐れがある。そのため、需要量に合うように事前に将来の発電量を予測し発電量を調整することが求められる。風力発電の発電量は、風車の性能として示されるパワーカーブにより、風速から推量できる。したがって、精度の良い風速の時系列予測が重要な要素となる。

本研究は、需要量とのバランスを考慮した風力発電量の調整のため、高精度の風速時系列予測手法を開発することを目的としている。これまで著者は、機械学習を活用した河川の水位予測手法を開発した^[1]。同手法を風速の予測に用いたところ、観測値のピークに対して予測値が遅れる現象が見られた。そこで、従来の機械学習手法に対して、学習データおよび推定モデルを分類して予測を行う対処を施し、予測精度を改善させた。本報ではこれらの試みを報告する。なお、本報では再帰型ニューラルネットワークに、Long Short Term Memory (LSTM)^[2]を用いた。

2. LSTM

入力層・中間層・出力層の3つの層があり、入力層に説明変数を入力し、次にそれを中間層で分析し、最

後に出力層で予測結果を出力する仕組みである。

Figure 1 に LSTM の概略図を示す。矢印はデータの流れを示し、図のように中間層はループ構造となっており前の時間から次の時間へのデータの移動があることから過去の情報を考慮でき、時系列データの分析に強いとされる。また、中間層では忘却ゲート、入力ゲート、出力ゲートの3つのゲートがありこれらのゲートにデータが送られると、不要なデータは消し必要なデータのみを残す働きをし、予測精度を向上させる。

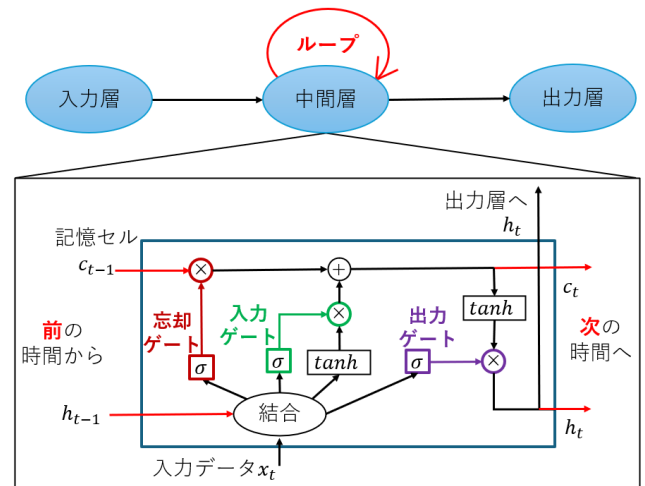


Figure 1. Overview of LSTM

3. 機械学習に基づく風速予測の諸条件

ある風力発電所の建設地点に建設された気象観測ポールで観測された10分間隔のスカラー風速を用いた。観測期間は2016年8月から2017年7月の1年間

1 : 日大理工・院 (前)・土木 2 : 日大理工・教員・土木

である。

目的変数は10分後の風速データ，説明変数は90～0分前までの風速データとした。

2016年8～12月を学習データ，2017年1～3月を検証データ，2017年4～7月をテストデータとした。

4. 風速予測結果

Figure 2に予測結果を示す。グラフより，予測値の波形は実測値に波形に比べて遅れた時間に位置しており，時間遅れが生じている。

今回，90～0分前のデータから10分後を予測しているが，これらのデータ間には様々な変動のパターンが含まれる。増加する場合も減少する場合も，変動しない場合もある。これらの様々な変動パターンを有するデータをまとめて学習させると，構築されるモデルはそれらの平均を取ったような，風速が変化しないモデルとなる。これにより時間遅れが生じたと考察した。

5. 時間遅れ解消のための検討

様々な変動パターンを有するデータをまとめて学習させることが原因だと考えられたので，規則性を設けてデータを分類したうえで学習させた。分類方法をFigure 3に示す。分類に使用したデータは10分前，現在，10分後の3つのデータである。この3つの連続する時間で値が増加しているか減少しているかで分類した。そして分類されたデータのみを使ってモデルを学習させることで，増加部分を予測するのに特化したモデル，減少部分を予測するのに特化したモデルができる。予測する時は10分後と現在のデータを見て，増加していれば増加部分を予測するのに特化したモデル，減少していれば減少部分を予測するのに特化したモデルを用いて予測する。

Figure 4に予測結果を示す。単調増加，および単調減少する時間帯は高精度な予測が可能となった。一方で，増加と減少を繰り返すような時間帯の予測精度に課題が残った。

6. まとめ

風力発電の電力安定供給のために LSTM を用いた風速予測を行った。その結果，風速の変動に様々な変動パターンが含まれることから時間遅れが生じた。そこで，規則性を設けてデータを分類しモデルを学習さ

せる検討を行った。その結果，単調増加，減少部分の予測精度が向上した。増加と減少を繰り返す部分の精度向上が今後の課題である。

謝辞：

本研究の風速データは東光電気工事株式会社様よりご提供いただいた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 山本晃翼，長谷部寛，河川の水位予測に対する再帰型ニューラルネットワーク適用性の検討，令和4年度日本大学理工学部学術講演会予稿集，H-19，2022
- [2] 我妻幸長，はじめてのディープラーニング 2，SBクリエイティブ，2020

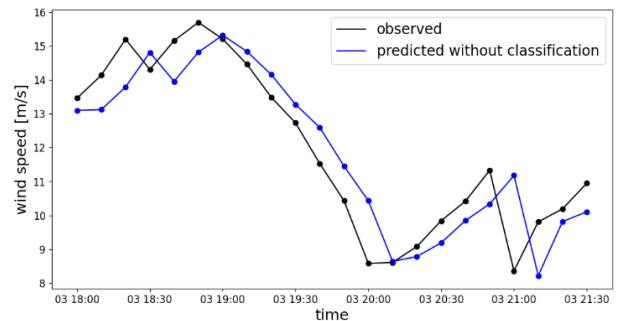


Figure 2. Result of Wind Speed Prediction

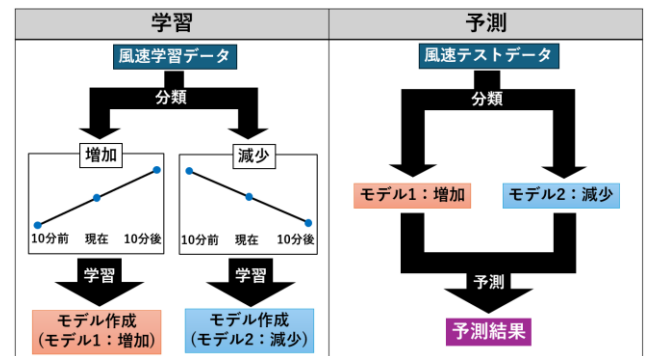


Figure 3. Overview of Classification

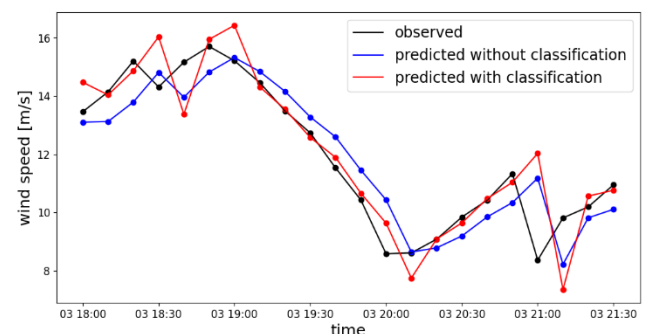


Figure 4. Result of Wind Speed Prediction Using Classified Training Data