

ニューラルネットワークを用いた波浪予測システム開発に関する基礎研究

岩手大学 学生会員 ○清水乃紅 正会員 小笠原敏記

1. はじめに

複雑な波浪を高精度で予測しようとする、長い計算時間を要するため、日々の波浪予測への適応は難しい。一方で、近年のニューラルネットワーク (Artificial Neural Network) の技術的な進歩を背景とし、複雑な波浪もニューラルネットワークを利用することによって、予測期間が数日間と比較的短いもの高精度な予測が出来るようになってきた(津田ら, 2017年)。

さらに、音声認識などの時系列データ解析での有効性が知られている LSTM(Long Short-Term Memory) を用いた、人工回帰型ニューラルネットワーク (RNN:Recurrent Neural Net Work) アーキテクチャを波浪データの時系列データに適応させることができると考えられる。また、keras などのニューラルネットワークのライブラリを使用することにより、現象に適したモデルを容易に作成することが可能となる。

本研究では、ニューラルネットワークの構造を基に、keras を用いた LSTM が波浪予測に対してどの程度適応できるかの検討を行う。

2. ANN および RNN について

ANN についての簡単なフローを図-1 に示す。このようなニューラルネットワークを順伝播型ニューラルネットワーク (フィードフォワードニューラルネットワーク, 略称:FFNN) といい、最初に考案された単純な構造のニューラルネットワークモデルである。入力層から中間層、中間層から出力層というように単一方向へのみ信号が伝播する。それに対し、RNN は図-1 中の緑色の矢印の向きで表されるように、中間層での出力が次の時刻の中間層への入力となる自己回帰構造である。つまり、ある時点の入力がそれ以降の出力に影響を及ぼすという特徴である。LSTM はある程度長い時系列データに対しても学習ができるように考案されたモデルである

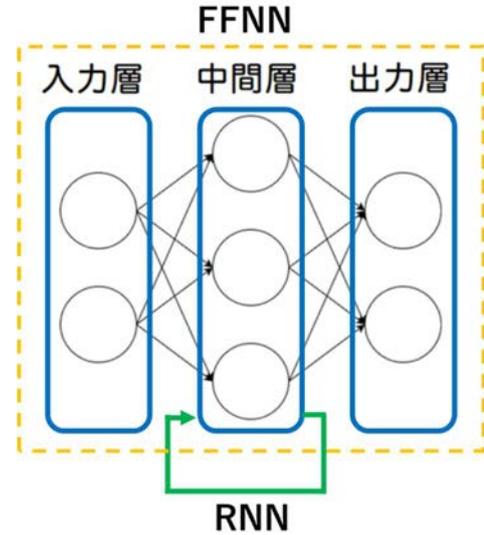


図-1 ANN の概略

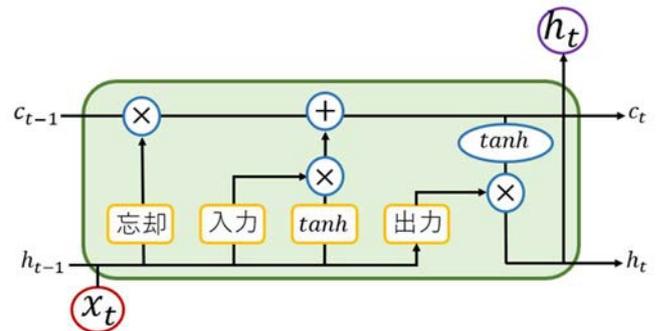


図-2 LSTM モデル

(図-2). なお、図中の \tanh は活性化関数、 x , h はそれぞれ入力値、出力値を意味する。一般的な LSTM はセル、入力ゲート、出力ゲートおよび忘却ゲートから構成される。セルは任意の時間間隔の出力を記憶し、入力ゲートはセルに情報を記憶させるか判別し、出力ゲートは次の時刻にセルの情報を伝えるか判別する。忘却ゲートはセルに記憶された不要な情報を処分することができる。これら 3 つのゲートとセルにより長期の記憶を保持することが可能となり、波浪データのような時系列変化に伴う予測も期待できる。

3. RNN の設定および結果

キーワード ニューラルネットワーク ディープラーニング keras

連絡先 〒020-8551 岩手県盛岡市上田 4-3-5 岩手大学理工学部 togasa@iwate-u.ac.jp

本研究ではpython3.6.0で深層学習ライブラリkeras 2.3.1を使用した。損失関数は平均二乗和誤差を使用し、最適化アルゴリズムは Adam, 活性化関数は双曲線関数を使用した。

まず、テスト計算として波浪に大きく影響を与える風速の予測を行った。データは気象庁から2001年の風速データ($U[m/s]$)を取得した。観測間隔は1時間である。波浪予測と同様に2001年1月～11月までを学習用データとし、12月のデータをテストデータとした。バッチサイズを1とし、エポックを100とした際の学習結果を図-3に示す。多少のずれや、ピークも過小評価してしまう部分はあるものの、予測値はほぼ正確に正解値に近い値となり、かなり高い精度で予測できていることが分かった。

次に波浪予測として、波浪データはナウファス(全国港湾海洋波浪情報網)から、2017年の宮古湾の有義波高($H_s[m]$)の観測データを使用した。観測間隔は2時間である。2017年1月～11月までのデータを学習用データとし、12月のデータをテストデータとした。バッチサイズを1、エポックを100とした場合の学習結果を図-4に示す。風速予測と同様に、多少のずれはあるものの、予測値がほぼ正確に正解地を予測できており、こちらはピークを少々過大評価する傾向にあるものの、大きなずれは見当たらない。また、波浪予測での学習経過に伴う誤差の減少をグラフ化

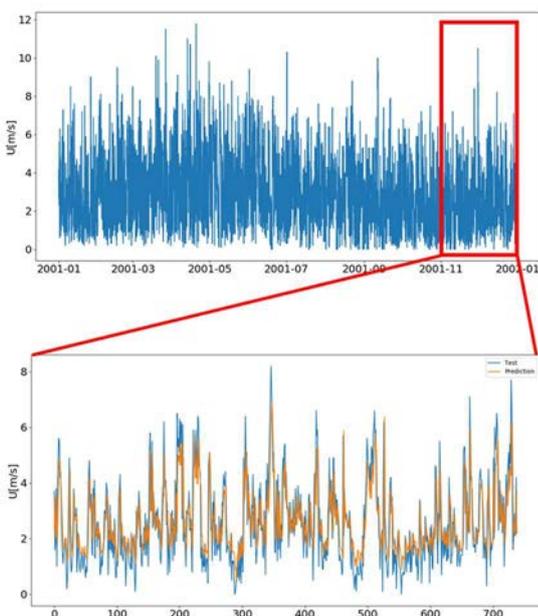


図-5 風速予測(上段：1年分の風速の観測データ、下段：テストデータと予測値)

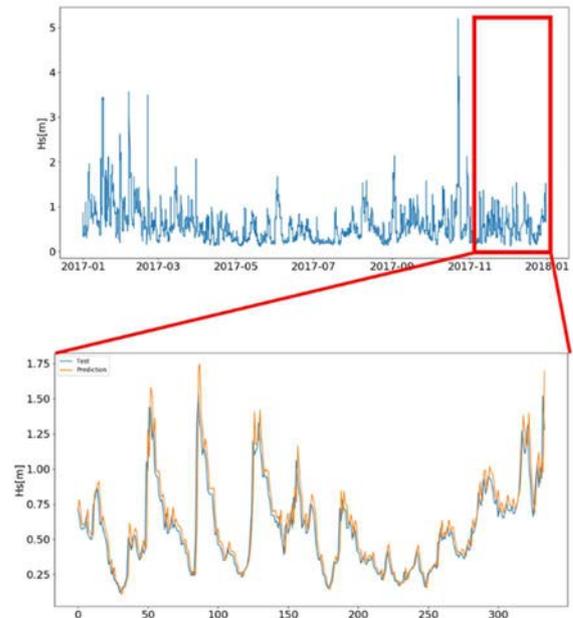


図-3 波浪予測結果(上段：1年分の波浪の観測データ、下段：テストデータと予測値)

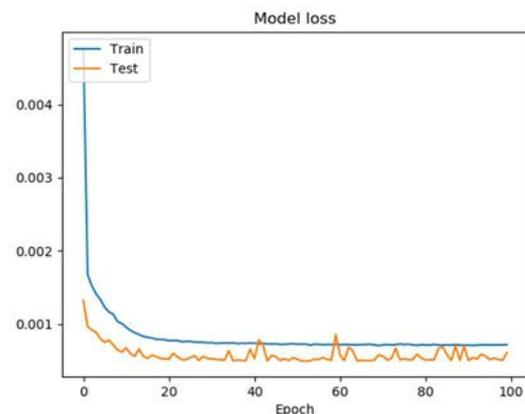


図-4 学習経過と誤差の関係

したものを図-5に示す。エポックが20を過ぎると誤差の減少が停滞してしまうものの、誤差が学習の経過に伴い減少していくのが分かった。

今後の課題としては、風速データと波浪データを一つのモデルに組み込み、二つのデータを基に波浪予測ができるようなモデルの開発を行い、予測精度の向上を行う必要がある。

参考文献

- 1) 津田宗男, 松見吉春, 金洙列, 松田信彦, 江口三希子: 円滑な海上施工管理のための波浪と作業船の動揺のリアルタイム予測, 土木学会論文集B2(海岸工学), 73巻2号, p.I_151-I_156, 2017.