

台風に起因する波浪の予測へのニューラルネットワークの適用性の検討

大成建設（株） 正会員 ○羽角 華奈子
大成建設（株） フェロー会員 伊藤 一教

1. 目的

近年、様々な分野に適用されている機械学習の手法の一つにニューラルネットワーク（以後、ANN(Artificial Neural Network)と表記する）がある。海岸工学分野においては、日本海の波浪や高潮、津波の予測への ANN の適用などが報告されている（間瀬ら，2018 など）。本研究では台風に起因する波浪の予測への ANN の適用を目的とする。ANN では多数のデータを学習してネットワークを構築し、このネットワークを未学習のデータへ適用することで予測する。学習データが様々な状況を包含していれば、未学習のデータにおける再現精度も保てることになる。しかし、台風に起因する波浪予測への適用を考えた場合、気象庁観測データが公開されている 1951 年より日本沿岸へ影響を与えた台風は 2000 程度であり、十分な学習データ数があるとは言えない。さらに、例えば 2016 年第 10 号台風では東北地方へ初めて台風が上陸し、2018 年第 21 号台風では高潮による既往最大潮位が更新されるなど、これまでに経験したことのない台風が近年観測されている。今後、地球温暖化の影響も出始め、これまでに経験したことのない気象現象が頻発する恐れがある。以上より、過去の観測データのみを学習データとした場合はこれまでに経験したことのない状況は ANN では精度良く予測できないと推察され、解析データを併用して、波浪予測精度を向上する手法が考えられる。そこでここでは、ANN に用いる学習データを解析により準備する際の解析条件の選択方法について検討した。なお、波浪予測については、有義波高と有義波周期に加え、波浪の周波数スペクトルのピークの鋭さを表すパラメータも対象とした。

2. 学習データ

今回は、学習データに対する ANN による波浪予測精度の応答を見やすくするため単純な設定とし、以下の通り波浪推算を実施した。地形は 200m の一様水深とし、北側に陸地を設定した（図 1）。台風は中心気圧 975hPa、移動速度 47.5km/hr で一定とした。学習データは台風の経路を図 1 に示す L1～L11 の 11 ケースによって作成し、予測精度を確認するための検証データは進行方向を 9 度ずつ変化した P1～P11（P6 は L6 と一致、図 2）の 10 ケースとした。まず、Mayer の式から台風に伴う風速場を作成し、これを入力値として波浪推算を行った。波浪推算モデルはデルフト工科大学開発の SWAN (Simulating Waves Nearshore) を用いた。解析格子間隔は 5km で、4 日間の解析を実施し、予測対象地点における有義波高および有義波

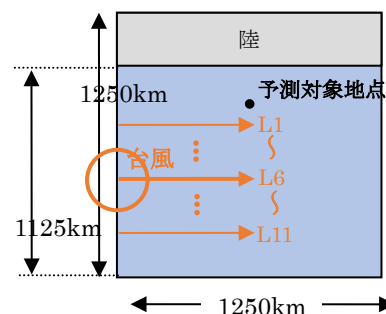


図 1 波浪推算領域と台風経路(学習)

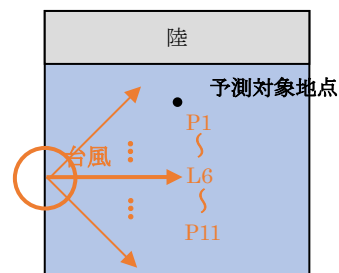
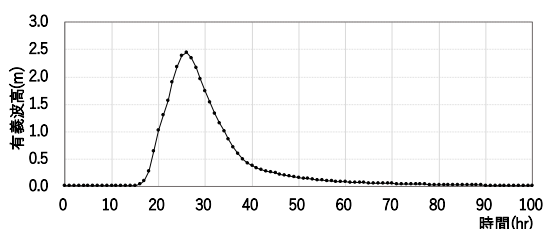
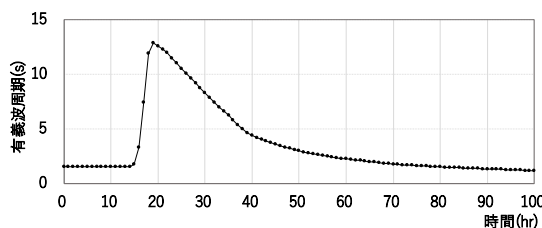


図 2 台風経路(検証)



(a) 有義波高



(b) 有義波周期

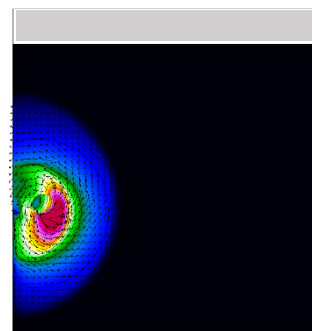
図 3 予測対象地点の
有義波高・有義波周期の時系列

図 4 台風による風速場と波浪場

キーワード 波浪予測, 台風, 周波数スペクトル, ニューラルネットワーク, 機械学習

連絡先 〒245-0051 神奈川県横浜市戸塚区名瀬町3 4 4 - 1 大成建設（株）技術センター TEL 045-814-7234

周期, 周波数スペクトルを出力した. また, 出力した周波数スペクトルを JONSWAP スペクトルにフィッティングし, スペクトルのピークの鋭さを表すピーク増幅率 γ を求めた. 予測対象地点における有義波高及び有義波周期の時系列を図3に, 風速場のスナップショットを図4に示す.

3. ニューラルネットワークの解析手法

ここでは, ANN の中でも最も基本的な構造である中間層が1層の階層型ニューラルネットワークを適用した(図5). 入力層には9,6,3時間前の海上風の風速分布(u, v)を与え, 中間層における活性化関数は ReLu 関数を用い, 出力層は図1に示す予測対象地点における有義波高, 有義波周期及びピーク増幅率 γ とした. まず, L1~L11の11ケースの時系列をすべて与え学習を行い, その結果として得られたネットワークを未学習の検証データである P1~P11へ適用し, 予測精度を検証した.

4. 学習結果

学習が良好に完了していることを確認するため, 学習データとして与えた有義波高, 有義波周期, ピーク増幅率 γ と, ANN で得られたそれぞれの値を図6に示す. ここで横軸は11ケースの学習データの予測地点における時系列データを順に並べたものである. 有義波高, ピーク増幅率は ANN により良好に再現されていた. 有義波周期についてはデータ番号400~600で一部再現精度が低下したが, 時系列波形の形状は学習データと類似しており, 概ね良好にネットワークの形成ができていることがわかった.

5. 検証結果

未学習の検証データ P1~P11を与え, 予測精度を検証した結果を図7に示す. 台風の進行方向が $9, 18^\circ$ ずれた場合は有義波高最高値の予測誤差がそれぞれ0.07, 0.10m(図7(a))となり, 予測精度が保たれていた. 一方, 進行方向が 27° ずれるとその予測誤差は0.21mと有義波高最高値の10%を超えており, 予測精度を保てなくなっていた(図7(b)). 有義波周期やピーク増幅率 γ については最高値の出現時刻がずれており, 進行方向のずれが大きくなるほど, 精度が低下していた. よって, 台風の進行方向のわずかなずれで ANN による予測精度は低下することが確認された. 以上より, 観測データのみを学習データとしても, これまでに経験したことのない現象は予測できない可能性が高く, 学習データに解析データを用いる有用性が示唆された.

参考文献

Tracey H.A.TOM, 間瀬 肇, 池本藍, 斎藤武久, 川崎浩司, 武田 将英(2018): 日本海上の気象データを用いたニューラルネットワークによる日本海沿岸の波浪予測, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 第74巻, pp.I_691-I_696

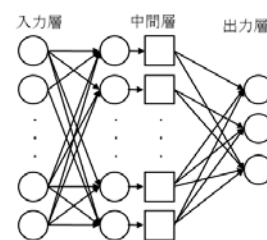


図5 ANNの構造

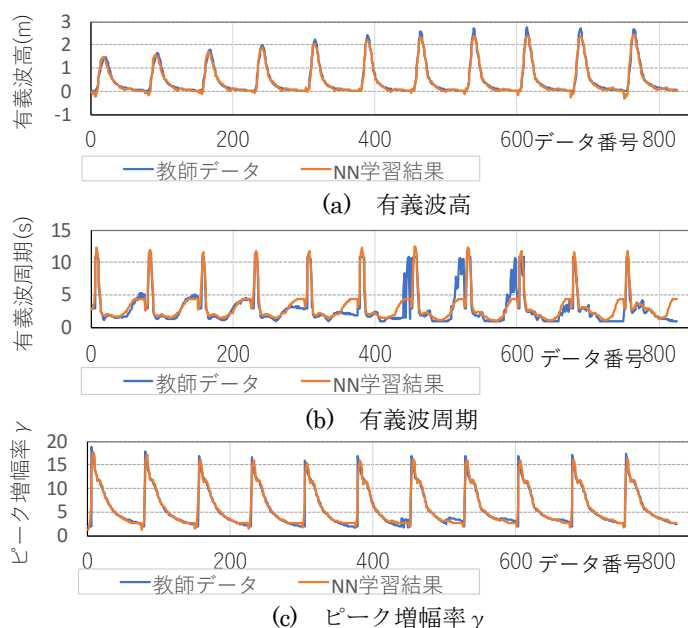


図6 学習結果 (全てのケースの時系列)

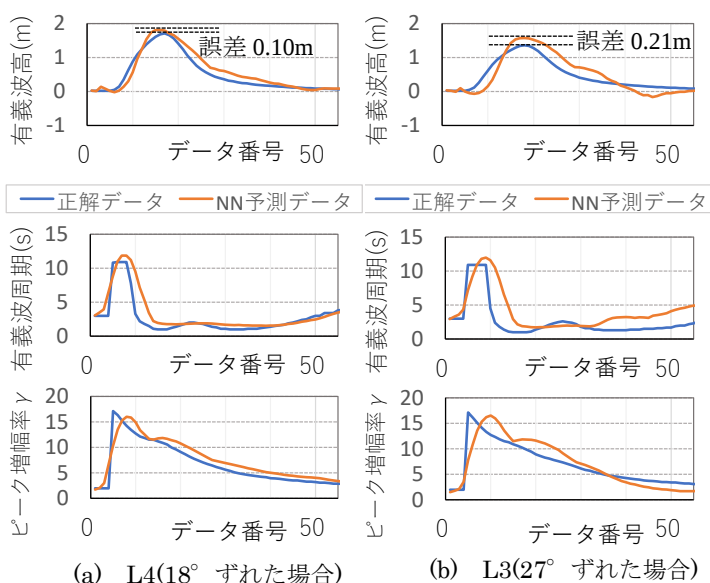


図7 検証結果 (各ケースの時系列)