

海上施工管理のための畳み込みニューラルネットワークを用いた波浪予測

鹿島建設(株) 正会員 ○板谷知明 鈴木一輝 岩前伸幸 新保裕美

1. 背景・目的

海上工事において、施工可否の判断には波高が用いられることから、精度の高い波高予測が求められる。通常は、作業関係者が、気象庁や民間の気象予報会社が提供する気象・海象の予報データから経験的に施工の可否を判断することが多いが、それらの予報は、作業限界が存在すると考えられる波高（例えば、有義波高 0.5 ～ 2.0 m）付近の予測に特化したものではない。

近年、数値シミュレーションよりも小さい計算コストで特定地点に対するピンポイントな波浪予測が可能な手法としてニューラルネットワーク（Neural Networks; NN）を用いた研究が増加している¹⁾²⁾。特に、面的な気象データを入力とした畳み込みニューラルネットワーク（Convolutional Neural Networks; CNN）による波浪予測が優れた精度を持つことが指摘されている²⁾。

本研究では、CNN を用いた波浪予測手法を開発し、その予測性能を検証した。特に、施工管理への適用性を検証するため、複数の作業限界波高に関して予測精度を評価した。

2. CNN による波浪予測

2.1 概要

CNN は、面的な入力データに対して、多数の畳み込み層とプーリング層による空間的特徴の抽出を行うことで、データの空間構造をとらえた予測が可能である。本研究では、気象数値予報モデルの時刻 t の気象場のデータを CNN に入力し、リードタイムを L 時間として、波浪観測点の時刻 $t+L$ の有義波高を予測した。

2.2 データセット

入力データとして、気象庁 GSM（日本域）客観解析データを使用した。領域は東経 120～150 度、北緯 20～50 度の範囲（図-1）を使用した。解析時刻は 0, 6, 12, 18 時（UTC）である。気象場の状態を表す代表的変数として、海面更正気圧と東西風速・南北風速の3変数をモデルに入力した（図-2）。予測対象として、全国港湾海洋波浪情報網（NOWPHAS）³⁾による秋田港（図-1）の有義波高の観測データを使用した。波浪データの観測時刻は 20 分ごとであるが、気象データの時間間隔と合わせるため、6 時間ごとの観測値を抽出した。

2.3 モデル

CNN は、多数の層を持つ深いネットワーク構造に対しても学習が容易な ResNet⁴⁾を使用した。リードタイムは、0, 6, 12, 24 時間とし、それぞれ独立したモデルとした。損失関数には、log-cosh 損失と、平均 2 乗誤差（Mean Squared Error; MSE）をそれぞれ設定した。



図-1 気象データの範囲と秋田港の位置

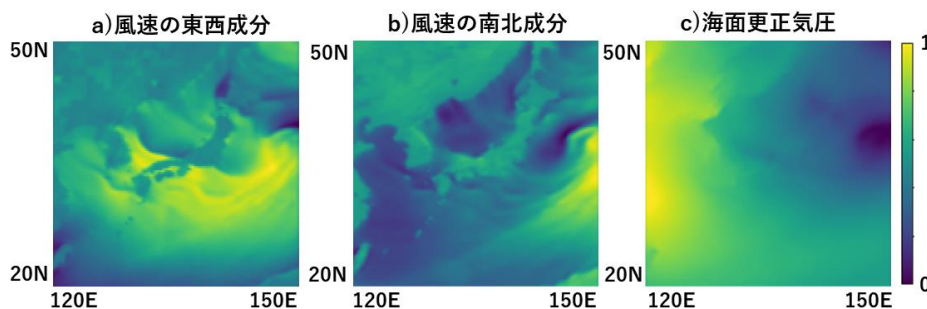


図-2 入力データ例

キーワード： 海上工事、波浪予測、有義波高、畳み込みニューラルネットワーク

連絡先 〒182-0036 東京都調布市飛田給 2-19-1 鹿島建設(株)技術研究所 TEL 080-8873-3920

表ー1 モデルのリードタイム・損失関数と有義波高予測精度

	リードタイム	0時間		6時間		12時間		24時間	
	損失関数	logcosh	MSE	logcosh	MSE	logcosh	MSE	logcosh	MSE
	RMSE [m]	0.657	0.651	0.568	0.564	0.471	0.439	0.485	0.471
有義波高 0.5m	再現率	88.6%	86.9%	86.4%	83.8%	81.1%	86.7%	90.4%	88.9%
	適合率	71.9%	73.9%	75.2%	79.1%	87.6%	82.7%	78.5%	84.5%
有義波高 1.0m	再現率	76.8%	77.0%	78.5%	75.1%	80.5%	84.5%	86.0%	86.6%
	適合率	75.4%	72.4%	76.2%	83.7%	93.7%	83.0%	81.9%	85.7%
有義波高 2.0m	再現率	55.0%	61.1%	69.2%	54.5%	59.7%	72.5%	66.8%	74.4%
	適合率	82.3%	77.2%	74.5%	84.6%	92.0%	76.9%	87.0%	79.7%

3. 検証

2010 年から 2014 年までのデータで学習を行い、2015 年のデータでテストを行った。

3.1 予測時系列

各モデルのテスト時の予測時系列を図-3 に示す。どのモデルも、波高のピークについては、値が過小評価済みであるものの、タイミングはある程度とらえていた。特に、リードタイム 24 時間のモデルは、ピークの時間遅れが小さかった。損失関数の違いによって各ピークの予測精度は異なったが、どちらの精度が良いかはリードタイムやピークによって異なった。

3.2 統計スコア

作業限界波高は、作業船によって異なる。そこで、2 乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error; RMSE) に加えて、有義波高が閾値 0.5, 1.0, 2.0m を超えるかどうかを予測できたかどうかについて、「正解が閾値以上のときにモデルが閾値以上と予測したものの割合」である再現率と、「モデルが閾値以上と予測したもののうち、実際に正解が閾値以上だったものの割合」である適合率を求め、モデルを評価した (表-1)。RMSE, 再現率, 適合率の全ての指標で、リードタイム 12, 24 時間のモデルの精度が良かった。損失関数は MSE の方が再現率が高くなる傾向が見られ、波の高さによらず精度の高い予測ができた。その結果、リードタイム 12, 24 時間、損失関数 MSE のモデルは、0.5, 1.0m 以上の波浪に対しては 80~90%, 2.0m 以上の波浪に対しては 70~80%程度の再現率・適合率で予測が可能であった。

4. まとめ

本研究では、CNN による波浪予測手法を開発し、予測性能を検証した。特に、海上工事において作業限界となる波高の再現率・適合率の観点から評価を行い、秋田港においては、予測のリードタイムが 12, 24 時間、損失関数が MSE の場合に精度の高い予測ができることを示した。適切なリードタイムは、気象外力に対する波浪の平均的な形成時間を反映して地点ごとに変動すると考えられるが、他地点での検証は今後の課題である。

参考文献

- 1) 津田ら：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, pp. I_151-I_156, 2017.
- 2) Tracey et al. : Wave Prediction in the Sea of Japan by Deep Learning Using Meteorological Data, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), 75 巻 2 号, pp. I_145-I_150, 2019.
- 3) 全国港湾海洋波浪情報網 (NOWPHAS, 国土交通省港湾局) : <https://www.mlit.go.jp/kowan/nowphas/index.html>
- 4) He et al. : Deep Residual Learning for Image Recognition, In CVPR, 2016.

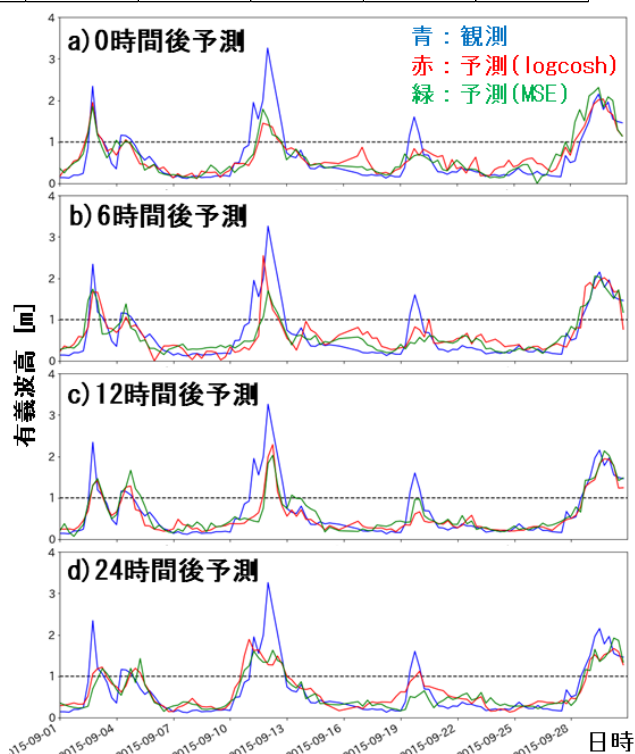


図-3 各モデルの予測時系列 (2015 年 9 月)