

海上工事可否判断のための波浪予測システムの精度向上に関する研究

九州大学 学生会員 ○清水功基

九州大学 正会員 井手喜彦

九州大学 フェロー 橋本典明

1. 背景・目的

波浪予測は海上工事作業の実施可否判断などに必要とされている。近年、気象に関するアンサンブル数値予報の高分解能日本域 GPV データ（気象庁）の提供が開始されたことにより、気象予測アンサンブルを用いて波浪についても複数ケースの予測を行うことが可能になった。これら複数の予測データを活用し、予測精度の向上を図った研究として井手ら¹⁾の研究が挙げられる。井手らは得られた波高アンサンブルにベイズ推定の一手法である線形最小分散推定を適用することで、より高精度な値を得た。その結果、実施可否判断の閾値を波高 1m と設定した場合、北海道留萌では 8 割という高い中率を示した。また、気象データから波浪を予測するために数値シミュレーションモデルを用いた場合、複数ケースの計算には高い計算コストを要する。そのため、将来的な実務への利用を見据え、近年有用性が確認されている機械学習のニューラルネットワークモデル（以下、NN モデルとする）による波浪予測モデルを採用した。このようにアンサンブル気象予報データと NN モデルを併用し、現実的な計算コストかつ高精度な波浪予測を行った（図-1 には井手らの波浪予測 NN モデルの概略を示す）。

しかし、井手らが採用した線形最小分散推定は予測の最適化を行うための誤差情報（誤差分散や誤差相関係数など）は時間的に不変であり、時々刻々変化するはずである誤差情報を正確に表現できているとは言えない。そこで、本研究は最適化に用いる誤差情報を逐次的に更新することのできるカルマンフィルタを採用し、複数ケースから最適な一つの値を求める手法（最適化手法）の高精度化を図った。

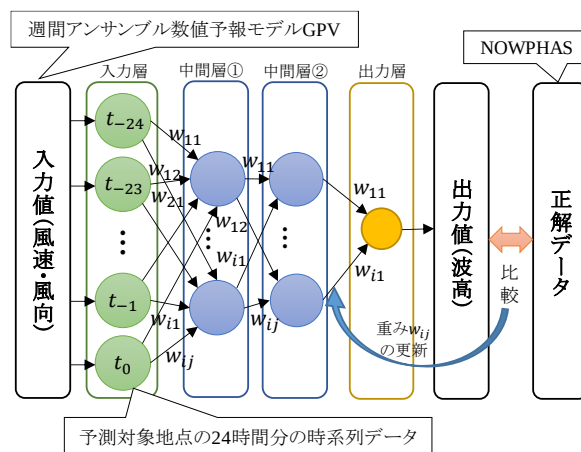


図-1 ニューラルネットワークモデル概略

2. 波浪予測システム・手法の概略

本研究で構築した波浪予測システムの概要を示す。まず、井手らを参考に波高予測のための NN モデル（図-1）を構築し、波高アンサンブルを作成した。NN モデルの入力層へは、27 ケースのアンサンブル気象予報データを有している GPV の風情報を与えた。予測対象地点の風の時系列データを抽出し、予測したい時刻から 24 時間前までの 1 時間毎のデータを入力値とした。これを 1 時間ずつずらしながら予測を行い、波高の時系列データを得る。本研究では、120 時間先までの波高の予測時系列を作成した。なお、風の情報は、風速・風向の 2 変数で表現し、風速に関しては正規化した値、風向に関しては 8 方位にクラス分けし One-hot ベクトルへ変換したものを使用した。モデルの出力層からは、予測時刻における波高の予測値を出力し、中間層は 2 層である。教師データとして出力値との比較に使用したのは、全国港湾海洋波浪情報網(NOWPHAS)の波高データ（観測値）であり、対象地点は留萌である。上記の NN モデルを 27 ケースのアンサンブルすべてのケースに対して構築し、27 ケースのアンサンブル波高予測の時系列を得た。

次に、カルマンフィルタを用いて最適推定値を求めた。アンサンブルの各ケースそれぞれの風データを学習することにより構築した NN モデルから出力された波高の時系列データは、ケースによって精度が異なる。そこでカルマンフィルタを用いて 27 ケースからより精度の良い 1 ケース（最適推定値）を導出した。

カルマンフィルタでは、時刻 t における最適推定値 μ_t' 及び推定値の分散 σ_t' は以下に示す式(1), (2)によって求める。

$$\mu'_t = \frac{(\mu_{t-1} + m)\tau^2 + (\sigma_{t-1}^2 + \rho^2)y}{\tau^2 + (\sigma_{t-1}^2 + \rho^2)} \quad (1)$$

$$\sigma'_t = \frac{(\sigma_{t-1}^2 + \rho^2)\tau^2}{\tau^2 + (\sigma_{t-1}^2 + \rho^2)} \quad (2)$$

ここで、 μ_{t-1} 及び σ_{t-1}^2 は時刻 t-1 時の最適推定値と推定値の分散、 ρ^2 及び τ^2 は移動誤差分散と観測誤差分散、 m は単位時間あたりの移動幅を示す制御項である。式(1),(2)を用いて 1 ケース目から順に次のケースと最適化を行う。構築した NN モデルの数だけこの最適化操作を繰り返した。

3. 高精度化に関する検討

まず、カルマンフィルタによる最適化を行った。図-2 は 2020 年 2 月 1 日に 27 ケースの予測を開始し 5 日後までの波高予測値に対しカルマンフィルタを適用したものである。赤線は最適推定値、青線は NOWPHAS 波高値、破線はアンサンブル波高予測値を示す。カルマンフィルタによる最適推定値の MAE は 30cm であった。線形最小分散推定法を適用させた場合は 33cm であったため 3cm カルマンフィルタが優位となった。

次に、空間分布を考慮することによる高精度化に関する検討を行った。井手らの既往研究では予測対象地 1 点の風データのみを入力データとして NN モデルを構築したが、情報量が不十分な可能性や局所的な観測誤差に弱い可能性がある。そのため、図-3 に示す領域で GPV に含まれる点を 1 度ずつ選出し計 60 地点を入力データとして与えた。その結果、MAE は 31cm であった。既往研究の最適化前は 41cm であったため 10cm 精度が改善した。しかし、図-3 のように波浪予測対象地点周辺のデータでは十分に表現できない波高成分の存在を考慮し、より広域な風データでの検討を行う必要がある。その際、本研究の波浪予測システムは多くのケースの NN モデル構築を行うため計算コストを抑える必要がある。そのため、図-4 のように年間を通してそれぞれの地点で 1 日分の留萌の NOWPHAS 波高時系列データと GPV の風速時系列データの相関係数の絶対値を算出し、季節ごとに上位 100 地点のデータを選出し地点の重なりを無くすることで、広域な気象データを入力データとしつつ計算コストを抑える工夫を行った。その結果 MAE は 28cm となり、精度向上が確認できた。

最後に、カルマンフィルタによる最適化と相関係数の絶対値により地点を選別した空間分布で構築した NN モデルの併用による高精度化を検討した結果 MAE は 23cm であった。ただし、現状 NN モデルは 19 ケースしか構築出来ていないため図-2 と比べケース数は少ない。

3. 終わりに

本研究では、カルマンフィルタ及び相関係数の絶対値により地点を選別した空間分布を与えた NN モデルの併用により既往研究と比べ約 8cm の精度向上を達成した。発表時はより詳細な精度評価及び検討を紹介する。

参考文献

- 1) 井手喜彦・大橋果歩・琴浦毅・山城賢・橋本典明・児玉充由：海上工事における施工可否判断の高精度化を目的とした機械学習の適用，海洋開発論文集 Vol.77 ,No.2,p. 1_1-1_6,2021.

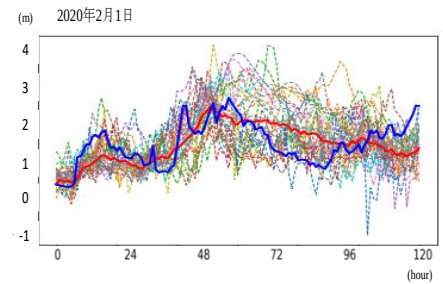


図-2 カルマンフィルタによる最適推定値及び波高予測値

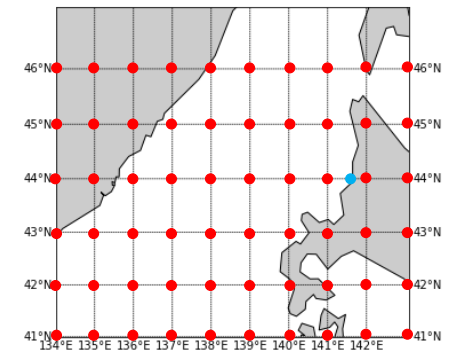


図-3 留萌周辺の 60 地点

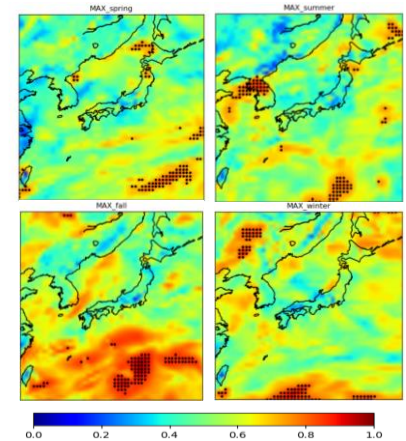


図-4 季節ごとの相関係数の最大値上位 100 地点

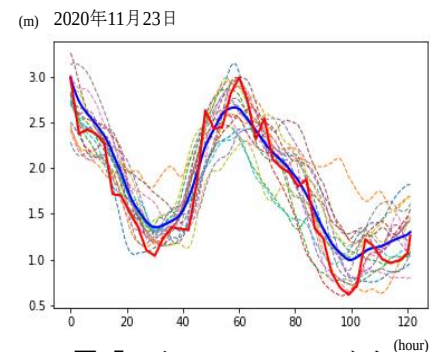


図-5 カルマンフィルタと空間分布の併用