

データ同化と機械学習を用いた任意地点でのリアルタイム波浪予測手法の開発

九州大学 学生会員 ○尾崎 伸一郎
 九州大学 正会員 井手 喜彦
 九州大学 正会員 山城 賢
 五洋建設 正会員 琴浦 毅

1. 目的

近年、機械学習を用いることで、低い計算コストでのリアルタイム波浪予測が可能になった¹⁾。しかし、機械学習には教師データとして観測値を用いるため、観測点と異なる地点での波浪予測を行うことができず、任意地点での波浪予測を実施する必要がある海上工事の作業実施判断などへの利用が難しいという課題があった。そこで本研究では、データ同化手法の一つである最適内挿法を用いて数値モデルの結果から精度の高い波高の空間分布を作成し、それをディープニューラルネットワーク (DNN) の教師データに用いることで任意地点での予測を行うことができるリアルタイム波浪予測手法を構築した。

2. 内容

2.1 構築した波浪予測手法の概略

図-1 に構築した波浪予測手法の流れを示す。データ同化によって数値モデルから得た波高の空間分布 (計算値) と観測値を使ってできるだけ精度の高い波高の空間分布 (最適推定値) を作成する。それを DNN モデルの教師データとすることで任意地点のリアルタイム波浪予測手法を構築した。

2.2 データ同化手法と精度検証

最適内挿法は事前に与えた誤差情報を基に観測値と数値モデルから得た計算値の重み付き平均によって最適推定値を求めるデータ同化手法である。式(1)は最適内挿法の式であり、最適推定値 x^a を得るためには、計算値 x^b と観測値 y が必要となる。

$$x^a = x^b + BH^T(R + HBH^T)^{-1}(y - Hx^b) \dots (1)$$

ここで、 H は観測行列で数値モデル格子点から観測点への内挿を表す行列である。 B は数値モデルの誤差共分散行列、 R は観測値の誤差共分散行列である。本研究では、計算値は第3世代波浪推算法 WAM (the WAVE Modeling group) により算出した波高の空間分布を用い、観測値には NOWPHAS を用いた。誤差情報については、観測値の誤差相関はなく誤差分散は一定とした。

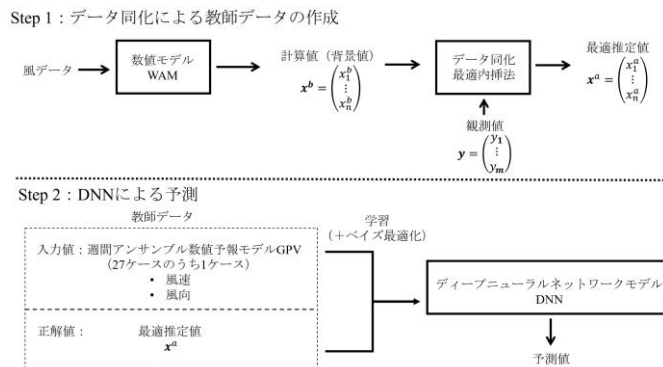


図-1 構築した波浪予測手法の流れ

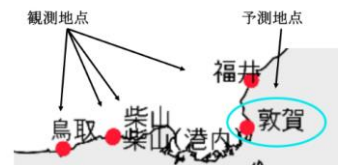


図-2 敦賀の予測地点と観測地点

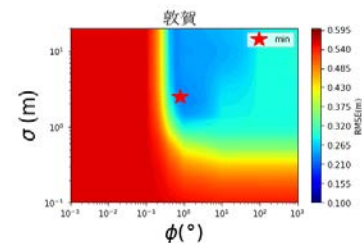


図-3 敦賀の RMSE の ϕ, σ 依存性

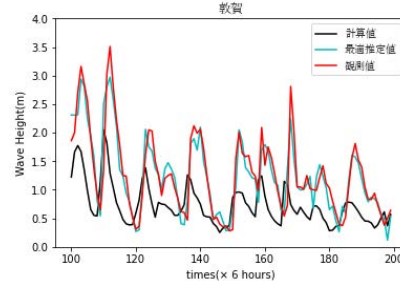


図-4 敦賀の計算値と観測値と最適推定値の時系列比較

キーワード 波浪予測, データ同化, 最適内挿法, 機械学習, ディープニューラルネットワーク

連絡先 〒819-0385 福岡市西区元岡 744 番地 九州大学大学院工学府沿岸海洋工学研究室 092-802-3416

計算値の誤差共分散 $b_{i,j}$ はガウス分布（式(2)）に従い誤差相関スケール ϕ 及び誤差標準偏差 σ を変化させて最適推定値の誤差が最小となる最適な値を探した。

$$b_{i,j} = \sigma^2 \exp\left(-\frac{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}{2\phi^2}\right) \cdot \dots \cdot (2)$$

ここで、 x_i, y_i は地点 i の位置である。精度検証のため、観測値のある敦賀における最適推定値を計算値と敦賀を除く周辺の観測値から求めた（図-2）。図-3は敦賀のNOWPHAS観測値を正解値とした最適推定値のRMSE

表-1 予測地点の最適パラメータの比較

予測地点	誤差標準偏差 $\sigma(m)$	誤差相関スケール $\phi(^{\circ})$	計算値RMSE(m)	最適推定値RMSE(m)
常陸那珂	20	10	0.72	0.29
仙台新港	1.3	10	0.33	0.26
久慈	1.5	0.4	0.58	0.29
秋田県沖	20	1	0.77	0.28
直江津	1.5	1000	0.57	0.34
敦賀	2.5	0.8	0.56	0.23
細島	2	0.2	0.43	0.26
清水	20	0.2	0.34	0.33

の ϕ, σ 依存性であり、赤星はRMSEが最小となる ϕ, σ （最適パラメータ）を示す。図-4は敦賀における最適パラメータを用いた最適推定値と計算値と観測値の波高時系列の比較である。データ同化によりRMSEが33cm小さくなり精度が大幅に向上している。また、他地点でも最適推定値を計算した。いずれの予測地点でもRMSEが減少し、WAMより精度の高い推定値が得られたが、最適パラメータは場所ごとに異なる値となった（表-1）。これは、観測間の距離や地形などによって計算値と観測値のどちらをより信頼して予測を行うべきかが異なるためであり、予測対象とする海域によって適切なパラメータを事前に把握しておく必要があることを示唆している。

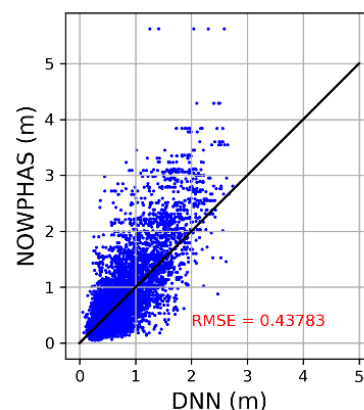


図-6 敦賀のDNNの予測値とNOWPHAS観測値の比較

2.3 DNNモデル

DNNモデルは、隠れ層を2層に設定し、入力層には予測したい地点における週間アンサンブル数値予報モデルGPVの風速・風向の時系列データを与え、出力層では波高を出力する。また、DNNにおいて予測精度を大きく左右するハイパーパラメータ（隠れ層のノード数、エポック数など計8つ）については、ベイズ最適化を用いて探索した。なお、ある時刻の波高を予測する際、予測時刻から過去24時間の風速・風向を使用した。教師データには同地点の最適パラメータを用いた最適推定値を使用した。

2.4 波浪予測の精度検証

敦賀の2019年の教師データを学習させ、2020年の波高の予測を行った。図-6は縦軸をNOWPHAS観測値、横軸をDNNの予測値として波高をプロットした図である。予測値は観測値に対して過少評価傾向であるが、RMSEは44cmとなり、WAMの56cmを下回った。したがって、本研究の波浪予測手法は数値モデルより高い精度の波高予測を行えることが確認できた。

3. 結論

観測値と数値モデルの結果を用いたデータ同化（最適内挿法）により、できる限り精度の高い波高の空間分布を作成し、それをDNNの教師データとすることでリアルタイム波浪予測手法を構築した。最適内挿法では対象とする海域によって適切なパラメータを事前に把握することで、観測値を考慮した精度の高い波高空間分布を得た。また、予測地点の最適推定値と風速・風向を教師データとしてDNNに与え、2020年の波高の予測を行ったところ、数値モデルより精度の高い波高を得た。

参考文献

井手喜彦, 大橋果歩, 琴浦毅, 山城賢, 橋本典明, 児玉充由 (2021). 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. 土木学会論文集 B3 (海洋開発), 77(2), I_1-I_6.