

ガウス過程回帰モデルのリアルタイム波浪予測への適用可能性に関する検討

九州大学 学生会員 ○井筒崇仁 尾崎伸一郎
九州大学 正会員 井手喜彦 山城 賢

1. はじめに

海上工事において、施工可否の判断や作業の安全性は波の条件に大きく作用される。そのため計画的で安全な海上工事を実施するためには、数日先までの波浪をできる限り正確に予測した情報が必要となる。このような情報の提供を目的に、これまで数値シミュレーションモデルの開発やニューラルネットワークによる波浪予測システムの構築が行われてきた。しかし、数値シミュレーションは、計算が遅い、計算コストがかかる、といったリアルタイムで予測するには不向きな面がある。一方、ニューラルネットワークモデルによる予測は、計算時間は短い、教師データを学習させる際に時間を要するため予測に最新のデータを反映することに時間がかかるといったデメリットがある。そこで、ガウス過程回帰モデルに着目した。ガウス過程回帰はニューラルネットワークほど複雑な式は表現できないが、モデルの学習が比較的速く、そのため常に最新のデータをモデルに反映できる。また、ガウス過程回帰モデルでは、予測した値のばらつきを表す標準偏差を出力することができ、出力された予測値をどの程度信頼してよいかをユーザに知らせることが可能である。本研究では、ガウス過程回帰モデルと既往研究で構築されたニューラルネットワークモデルを比較検討することで、ガウス過程回帰モデルのリアルタイム波浪予測への適用可能性について検討を行った。

2. 予測モデルの概要

本研究で用いたガウス過程回帰モデルとニューラルネットワークモデルの概要を記す。

2.1 ガウス過程回帰モデル

ガウス過程回帰モデル（以下、GPモデル）は線形回帰やリッジ回帰を拡張したものである。図-1にGPモデルによる予測イメージ図を示す。関数表現にカーネル関数を用いることで複雑な非線形モデルを低コストで表現することができる。カーネル関数とは、入力データの類似度を計算するためのもので、データの依存性をどの程度の滑らかさを持つ関数で表現するかをコントロールするものである。また、GPモデルは隠れ層1層のノード数を無限個にした場合のニューラルネットワークモデルと等価であることが数学的に証明されている。さらに、予測値は確率分布（ガウス分布）で与えられ、標準偏差の値から予測のばらつきも評価することができる。図-1の青帯は標準偏差を示しており、その幅から予測値に対する自信が高い期間（期間A）と低い期間（期間B）を知ることができる。

本研究では、予測日から過去30日分のデータを学習させ2020年の1年間を予測した。すなわち、予測の度にモデルは最新のデータを使って更新されることになる。リッジ係数は0.1に設定し、カーネル関数には様々な関数を適用し精度の変化を調べた。

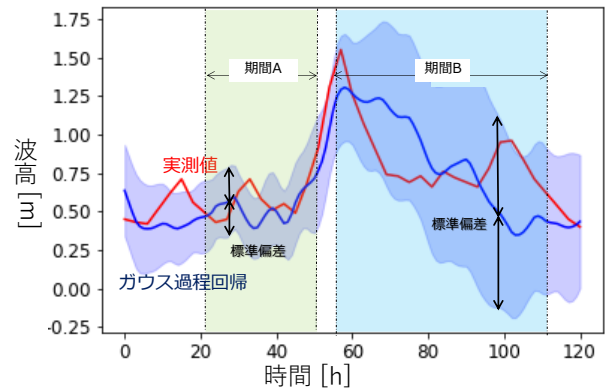


図-1 GPモデルによる予測イメージ図

表-1 NNモデルのハイパーパラメータ

隠れ層1のノード数	512
隠れ層2のノード数	512
訓練データと検証データの分割割合(検証データの割合)	0.3
隠れ層1のドロップアウト率	0.0
隠れ層2のドロップアウト率	0.0
エポック数	80
学習率	0.00001
バッチサイズ	5

2.2 ニューラルネットワークモデル

ニューラルネットワークモデル (以下, NN モデル) は既往研究¹⁾で構築された, 隠れ層 2 層でそれぞれのノード数が 512 のものを使用する. その他の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た探索を行い表-1 に示す値を設定した. 学習には 2019 年の 1 年間分のデータを用い, 2020 年の 1 年間を予測した. GP モデルと異なり, 一度学習させたモデルは更新されない.

2.3 入力・出力データ

両モデル共に予測日の過去 24 時間分の風データ (風速・風向) を入力し, 有義波高を予測する. 予測対象地点は響灘の藍島とした. 入力層には予測対象地点の週間アンサンブル数値予報モデル GPV のコントロールランの風データを与え, 出力層では有義波高を出力させる. 教師データには予測対象地点の有義波高データ (NOWPHAS) を使用した.

3. 結果

3.1 最適なカーネル関数の検討

ガウス過程回帰モデルのカーネル関数を表-2 に示す様々なものに設定し RMSE の変化を調べた. 最も単純な Radial-basis function (RBF)カーネルを使用した場合, RMSE は 0.373 であり, NN モデル (RMSE=0.352) よりも精度が低かった. 一方, Matern カーネル(v=0.5)を使用した場合, 最も精度が高く (RMSE=0.323), NN モデルを上回るまで改善することがわかった. 以下の GP モデルの結果は, Matern カーネル(v=0.5)の結果である.

表-2 GP モデルに適用したカーネル関数一覧

カーネル関数の種類	RMSE (m)
Radial Basis Function	0.373
Rational Quadratic	0.329
Matern (v = 0.5)	0.323
Matern (v = 1.5)	0.345
Matern (v = 2.5)	0.354
Exp-Sine-Squared	0.382
Dot-product	0.372

3.2 標準偏差と誤差の関係

標準偏差と実際の誤差の間に明確な相関があれば, 標準偏差を GP モデルの信頼度として利用でき, ユーザに対して有用な指標となり得る. したがって, ここではガウス過程回帰モデルの標準偏差と誤差の関係を調べた. 図-2 に標準偏差と誤差の関係を箱ひげ図で示す. 標準偏差と誤差の関係には明確な正の相関が見られなかったため, 標準偏差を信頼度として使用することは現モデルではできないことが分かった.

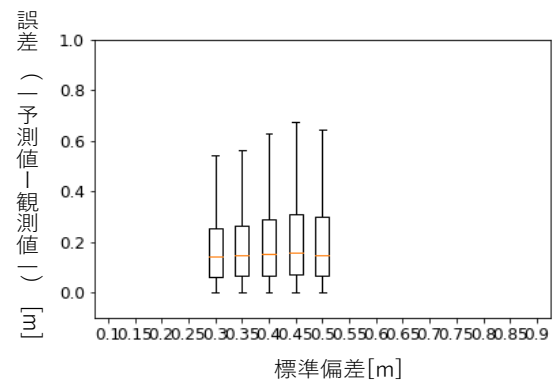


図-2 : 誤差と標準偏差の関係

3.3 GP モデルと NN モデルの比較

GP と NN モデルから予測された有義波高の月別の RMSE を図-3 に示す. 全体的に GP モデルの方が精度は良く, 特にその差は 1 月~4 月や 9 月~12 月に大きい. すなわち, 各モデルの精度には季節変化があることがわかった.

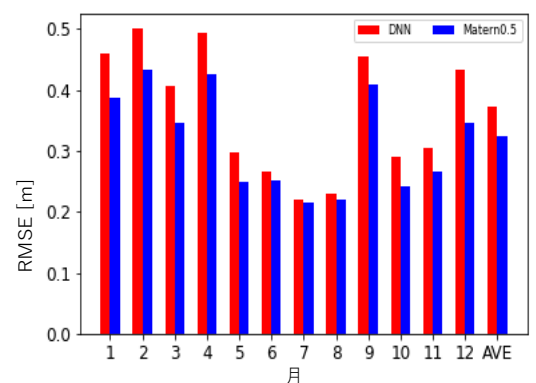


図-3 : 波高予測値の月別 RMSE の比較

4. おわりに

本研究では, ガウス過程回帰モデルによる波高予測値をニューラルネットワークモデルと比較することにより, ガウス過程回帰モデルのリアルタイム波浪予測への適用可能性を検討した. なお, 発表時には他地点での予測や, アンサンブルデータの別のナンバーを用いての予測なども紹介する.

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. (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