実運用を想定したニューラルネットワークによる高潮予測モデル構築の基礎研究

小原　裕貴[1]・嶋田　智行[1]・高岡　広樹[2]・野村　悠太[1]・天方　匡純[3]・
石井　明[3]・山城　賢[4]・井手　喜彦[4]

[1]非会員　八千代エンジニヤリング(株)　九州支店　河川・港湾部
（〒810-0073 福岡県福岡市中央区舞鶴 3-9-39）
E-mail: yk-obara@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　ararato(株)　解析部門
（〒812-0013 福岡県福岡市博多区博多駅東 1-1-33）

[3]正会員　八千代エンジニヤリング(株)　技術創発研究所（〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8）

[4]正会員　九州大学大学院工学研究院（〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744）

本研究では，d4PDF を外力とした FVCOM による高潮計算で作成されたデータセットを用いて，台風情報（台風位置，中心気圧，最大風速半径）のみを入力とする階層型ニューラルネットワークにより，有明海の高潮予測モデルを構築し予測精度の評価を行った．その結果，台風情報のみでも比較的高い精度で高潮を予測できることを確認した．さらに，台風位置の入力において，緯度経度として入力するより，予測地点からの距離と角度で入力した方が，同じ台風情報でも特徴量の解釈性が向上し，予測精度が高くなることが明らかとなった．また，実績台風での予測評価を行い，今後の高潮予測モデルの運用に向けた課題点を示した．

Key Words: *neural network, storm surge prediction, typhoon tracks, disaster prevention*

1. はじめに

高潮は台風などの低気圧による海面の吸い上げ効果や海岸線に向かって吹く風による吹き寄せ効果によって，海水面が大きく上昇する現象である.日本国内における高潮被害は強い勢力をもって台風が接近する九州地方，中国四国地方をはじめとして，多くの被害をもたらしてきた．発達した台風が接近すると短時間で急激に潮位が上昇することから，避難指示の発令や安全かつ迅速な水門操作を実施するために，長期間先の潮位を高精度で予測することが求められている．

園田ら[1]はアンサンブル気象予報を用いた 5 日先の高潮予測を 3 分程度の短時間で予測可能な非線形長波方程式による高潮モデルの構築を行った．辻尾ら[2]は藤田の式に基づく簡易高潮予測システムを開発し，港湾管理者の運用補助を目的としたモデルを構築した．

このように長期間先の潮位を短時間で予測する研究は多く，近年ではニューラルネットワーク（以下，NN）を用いた高潮予測手法が注目されている．塩崎ら[3]は山陰沿岸における NN による高潮予測を行い，学習データに用いる入力データと予測精度の関係性を明らかにし，学習に最適な入力パラメータの検討を行った．山城ら[4]は有明海沿岸を対象に気象観測値のみを用いた入力データで数時間先の高潮を高精度に予測できるモデルの構築を行った．荒木ら[5]は JRA-55 を入力とした畳み込み NN を構築し，気象場の空間的情報から高潮予測を行った．

このように多数の既往研究により，高精度な予測を行うためには，気象場や観測値などの多くの特徴量に対して学習をすることが重要であると考えられる．しかしながら，水門操作を行う施設管理者や避難指示の発令を行う自治体において，このようなデータが常に入手・利用できるとは限らない．また，施設管理者や自治体が入手可能なデータのみによる NN を用いた予測評価は行われておらず，施設管理者や自治体が利用可能なデータのみで学習したモデルの予測精度が実運用に資する精度を持つかは明らかではない．

本研究では実運用を想定して，気象庁が公開する台風進路予報（台風位置，台風中心気圧）及び，最大風速半

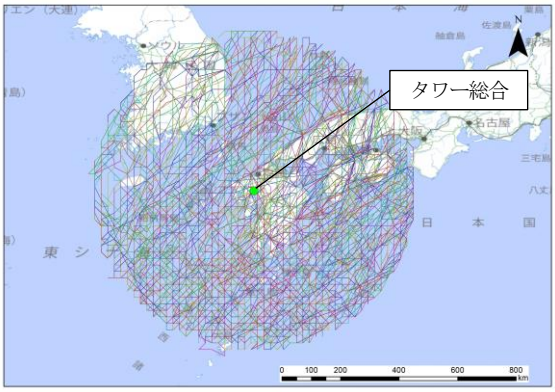


図-1　本研究で使用する台風トラック

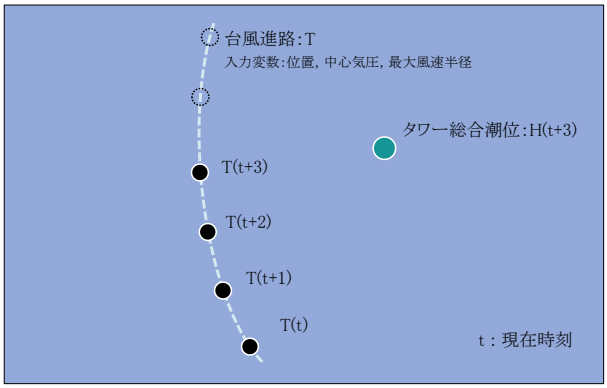


図-2　入力時間数の設定イメージ（n＝3の場合）

径のみを用いたNNによる高潮予測を行い，実運用に資する予測精度を有するかについて基礎的研究を行った．研究対象は，台風接近のリスクや潮汐差が大きい有明海とし，予測地点は有明海の高潮特性を包括的に評価できる有明タワー総合の潮位偏差とした．

2.　研究手法

(1)　データセットの作成

NNによる学習において，事前に大量の訓練データを準備する必要がある．しかしながら，有明海を通過した実績の台風はごく僅かであるため，本研究ではd4PDFの過去実験による気象場から，台風中心位置，最大風速半径，中心気圧を算出したものを入力データとした．d4PDFは，現在の温暖化トレンドを再現した20世紀末実験及び産業革命前と比較して全球平均気温が1.5度，2度，4度上昇した条件を再現した実験からなる大規模アンサンブル実験データセットである．過去実験データはアンサンブル計算により3000年分以上の気候が格納されており，本研究のような大量のデータを必要とする際には適している考えられるため，d4PDFデータセットを用いた．正解データとなる潮位偏差は，竹田ら[6]の手法に倣いd4PDFによる外力を入力として，非構造格子の海洋流動モデルであるFVCOM[7]を用いて作成を行った．これらの数値シミュレーションで算出された訓練データは実現象と十分に等しいものと仮定して学習を行うものとする．

a)　d4PDFによる入力データの作成

入力データに用いるd4PDFは水平解像度約20km領域気候モデル(NHRCM)のメンバ001～005（300年分）[8]を用いた．対象とする台風はタワー総合を中心とした半径500km以内に侵入し，最大風速半径500km未満のトラックを抽出した（図-1）．さらに，その中から台風消滅まで12時間以上の計355トラックを用いて入力データの作成を行った．入力データ（台風中心位置，中心気圧，最大風速半径）の作成においては，Myersの式（Myers[9]），低気圧トラッキングアルゴリズム（Webb et al[10]）を用いて算出した．本研究における高潮予測は1時間ごとの台風情報を入力としており，時間空間解像度を詳細に表現する必要がないと考えられるため，台風情報に対し空間内挿等の処理は実施しなかった．

b)　FVCOMによる正解データの作成

正解データは三次元有限体積法を用いた非構造格子海洋流動モデルであるFVCOMを用いて作成した．非構造格子メッシュの作成おいてはSMS(surface water model system)を用い，有明海の海洋特性を再現できるようなメッシュ構造及び計算条件とした．

c)　訓練データとテストデータの分割

d4PDFにより作成されたデータセットを各台風トラックの正解最大高潮偏差の分布が訓練データとテストデータで等しくなるように分割を行った．作成された全データセットの80%を訓練データとして使用し，20%をテストデータとして使用した．訓練データの10%はモデルの汎化性を評価するための検証データとして使用した．

(2)　ニューラルネットワークモデルの構築

本研究で用いるNNモデルは，入力に対して出力方向のみにしか情報が伝播しない階層型NNを用いて予測精度の評価を行う．NNを用いた高潮予測では畳み込みNNや再帰型NNを用いたケースが多いが，本研究において限られた入力での高潮予測精度の有用性を検証するため，基本的な構造である階層型NNを採用した．階層数，ノード数，活性化関数，学習率についてはベイズ最適化によるパラメータ探索(Akiba et al[11])を行った．

(3)　検証内容

a)　入力時間数の影響

任意時刻の潮位偏差を予測する際，どの程度遡った台風情報を入力とした場合が最も精度が高くなるかの検証を行った．ここでは予測対象時間を含む3,6,9,12時間分の台風情報を入力として学習し，入力時間数が予測精度

表-1　入力変数とケース設定一覧

ケース	入力変数
Case1_n h	n時間分の1時間毎における台風位置（緯度，経度），台風中心気圧，最大風速半径
Case2_n h	n時間分の1時間毎における予測地点から見た台風位置（角度，距離），台風中心気圧，最大風速半径

表-2　学習条件一覧

ケース	入力変数
エポック数	100回
early stopping	20エポック以内に検証損失に改善がない場合に学習を終了
バッチ数	32
最適化/損失関数	Adam/mse
重み付初期値	全ケース同じ値を使用
検証データ	訓練データの10%を検証として使用

表-3　ハイパーパラメータの最適化結果

項目	探索範囲	Case1_3h	Case1_6h	Case1_9h	Case1_12h	Case2_3h	Case2_6h	Case2_9h	Case2_12h
層数	1層～20層（1層毎）	18層	7層	14層	12層	8層	10層	19層	18層
ノード数	5～100（5ノード毎）	80	20	85	55	60	70	50	95
活性化関数	relu関数、tanh関数	tanh関数	relu関数	relu関数	relu関数	relu関数	relu関数	tanh関数	tanh関数
学習率	0.00001～0.01	3.04E-05	4.21E-05	2.85E-04	4.91E-04	1.42E-05	1.04E-05	8.30E-04	3.33E-04

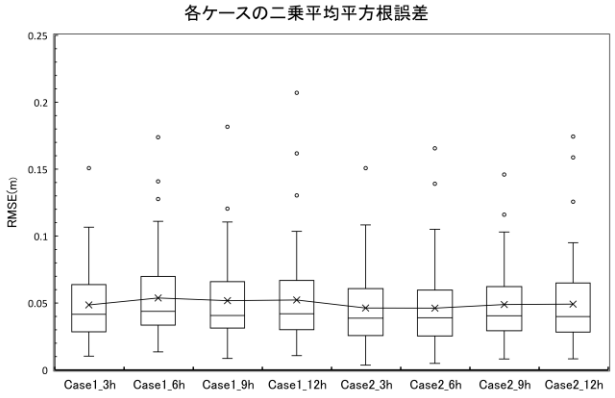


図-3　各ケースにおける二乗平均平方根誤差

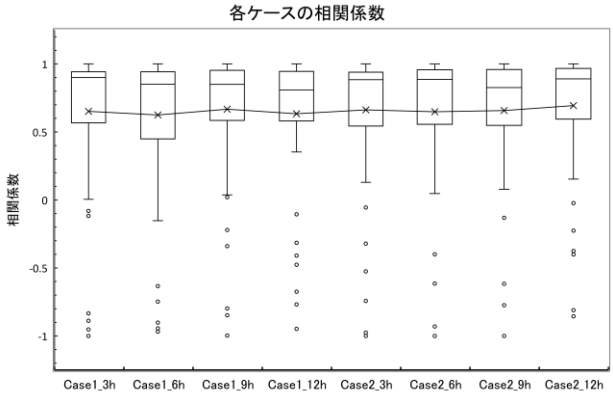


図-4　各ケースにおける相関係数

に与える影響について評価を行った（図-2）．

b)　台風位置の入力条件

台風接近による高潮偏差の上昇は周囲との気圧差により海面が盛り上がることで発生する．吸い上げ効果による潮位変動を予測するためには台風の中心位置を把握し，予測地点と台風の位置関係を把握することが重要といえる.台風の位置情報を入力として使用する場合，台風中心の緯度経度を入力として学習することが一般的である[3),6),12)]が，このような場合において予測地点からの距離は特徴量としては与えられず，予測地点と台風の位置関係を学習することが困難であると考えられる．一方，予測地点が既知である場合，台風位置を緯度経度で与えず，予測地点から見た距離と角度を入力とすることで，学習時における予測地点と台風の位置関係の解釈性を高めることが可能であると考えられる．

Chao et al [13)]は台風と予測地点の位置及び，台風の進行方向をベクトルとして入力とする NN を用いて高精度な高潮予測モデルを構築している．

しかしながら，台風位置の入力において緯度経度として入力するか，予測地点から見た距離と角度で入力するかによって，どの程度予測精度が変化するかを定量的に評価した研究はほとんど行われていない．そこで本研究では台風位置を緯度経度として入力したケース（Case1）と予測地点から見た角度及び距離として入力したケース（Case2）で学習を行い予測精度の検証を行った．Case2 において角度を連続的な入力とするため予測地点と台風のなす角を正弦余弦に変換したうえで学習を行う．学習に用いるパラメータを整理したものを表-1 に示す．

3.　計算結果

(1)　ハイパーパラメータの最適化

検討するモデルケースごとに，NN の層数，ノード数，活性化関数，学習率において，探索回数を 100 回としてハイパーパラメータの最適化を行った．ノード数は各層で同じ値とした．モデルケースごとに最適化を実施することでハイパーパラメータによる学習状況の差が最小化され，入力ノード数が異なるケース同士の比較が可能となると考えられる．ただし，全てのパラメータの組み合わせによる試行は難しいため，本研究ではベイズ最適化による手法を用いた． 表-2 に示す学習条件で最適化されたハイパーパラメータを表-3 に示す．最適化されたパラメータを用いたモデルによって，それぞれのケースごとに予測精度の検証を行った．

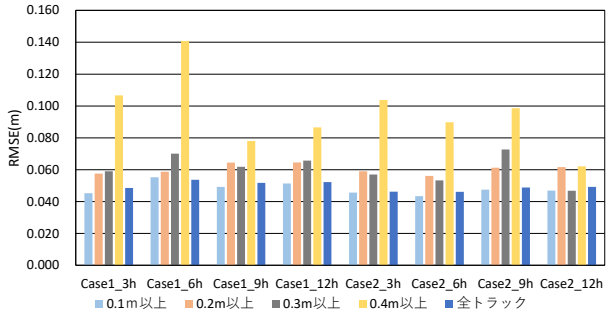


図-5　正解最大潮位偏差ごとの RMSE(m)

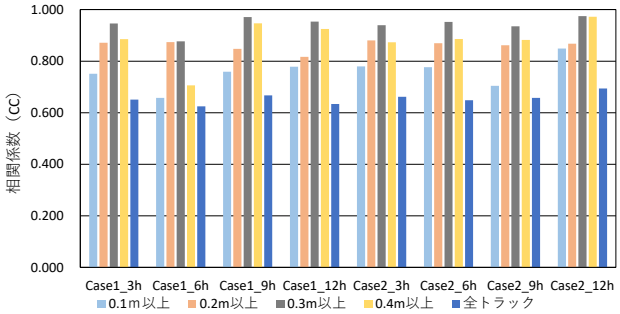
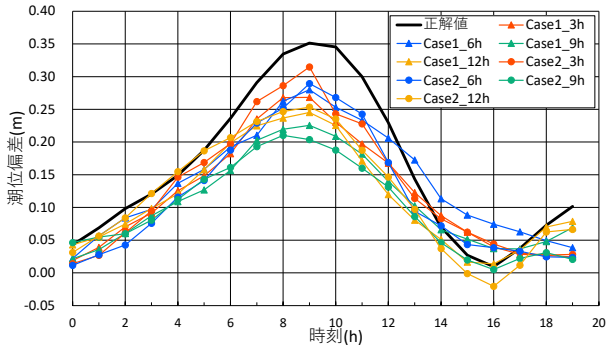


図-6　正解最大潮位偏差ごとの相関係数



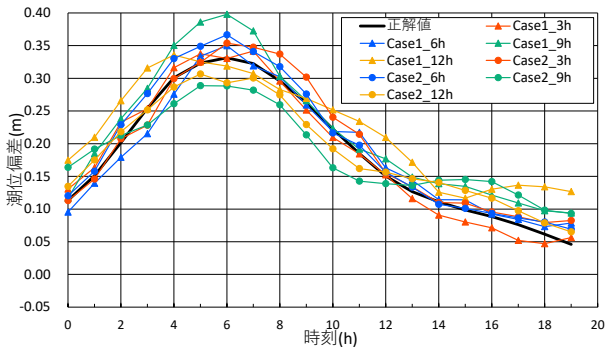


図-7　高潮の予測結果の一例

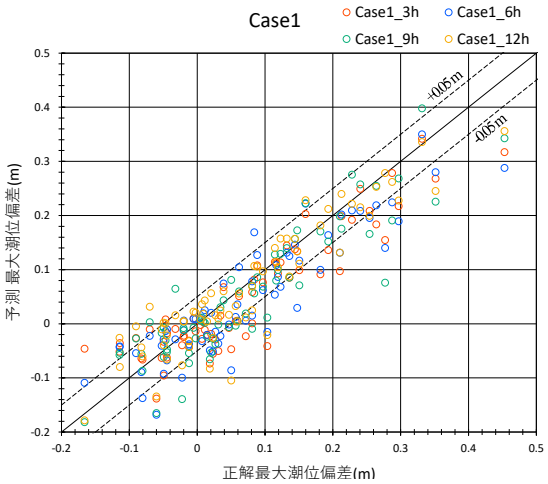


図-8　最大潮位偏差の散布図（Case1）

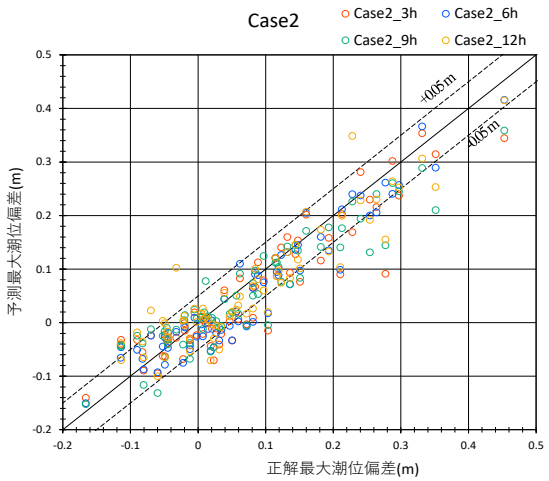


図-9　最大潮位偏差の散布図（Case2）

(2)　予測結果

テストデータの台風トラックごとに予測した波形の RMSE（式(1)）及び相関係数 CC（式(2)）を算出し，箱ひげ図に整理を行った（図-3，図-4）．

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2} \tag{1}$$

$$CC = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})\,(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \tag{2}$$

x_i: 予測値　y_i: 正解値

$\bar{x}$: 予測平均　$\bar{y}$: 正解平均（$= -0.01$）

各ケースの評価指標の平均において，RMSE では Case2_6h (0.0461m)，相関係数では Case2_12h (0.694)が最も予測精度が高い結果となった．次点において，RMSE では Case2_3h (0.0462m)，相関係数では Case1_9h (0.667)であった．また，最も評価指標の平均が悪かったケースは RMSE では Case1_6h (0.0537m)，相関係数では Case1_6h (0.625)であった．波形全体での予測精度は Case1 と Case2 を比較して僅かに Case2 が高い傾向であることが確認された．台風による気圧場は台風中心から同心円状に分布することからも，台風中心位置と予測地点の距離を把握することは，吸い上げ効果による潮位上昇を求めるうえで重要な要因と考えられる．そのため，NN の入力に緯度経度ではなく距離と角度として学習させることで，説明変数と目的変数の関係性を強く結ぶことができたため，Case1 と比較して Case2 の予測精度が高くなったと考えられる．

次に各台風トラックの正解最大潮位偏差で分類した

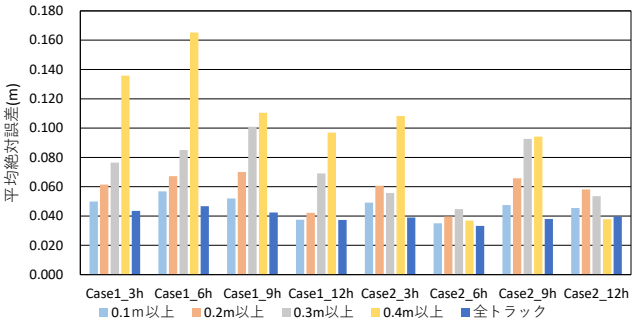


図- 10　最大潮位偏差の平均絶対誤差(m)

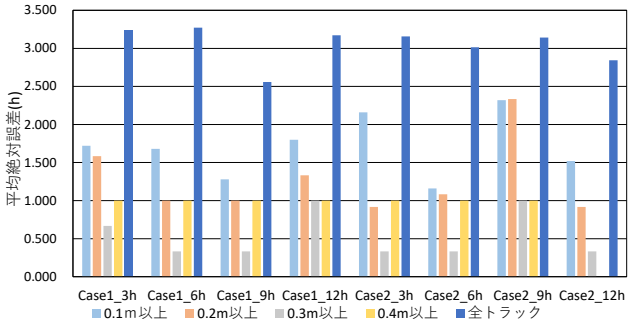


図- 11　ピーク時刻の絶対誤差の散布図（h）

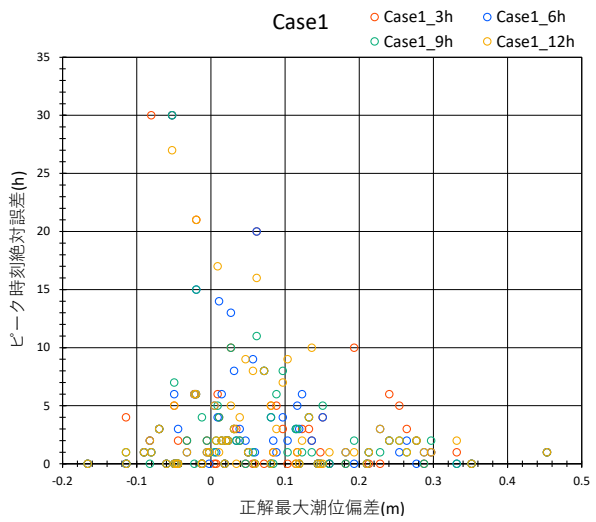


図- 12　ピーク時刻の絶対誤差の散布図（Case1）

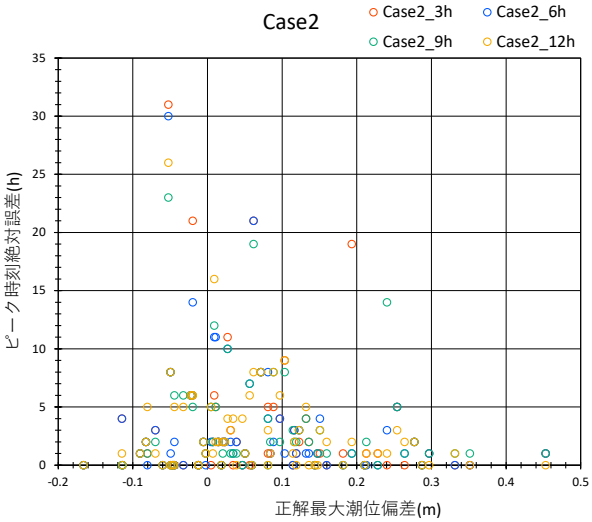


図- 13　ピーク時刻の絶対誤差の散布図（Case2）

RMSE 及び，相関係数を図-5，図-6 に示す．ハッチングは正解最大潮位偏差ごとに最も精度がよかったケースを示している．正解最大潮位偏差が大きくなるにつれて，RMSE と相関係数が増加する傾向にあった．通常 RMSE の増加は精度の悪化を示し，相関係数の増加は精度の向上を示している．しかし，このように両指標で相反する傾向を示す結果になった要因として，正解最大潮位偏差が小さいデータはピークがなく平坦な波形をしており，誤差が小さいにもかかわらず，予測値と正解値における直線的な関係性の強さを示すことができず，相関係数が低くなったと考えられる．

テストデータのなかで比較的大きな潮位偏差となった台風トラックによる正解波形と予測波形を比較したものを図- 7 に示す．各ケースでばらつきはあるものの概ね波形をとらえられていることが確認された．

このように MSM などの気象場やアメダス等の観測値を入力としなくても，台風の位置や中心気圧などの台風情報のみで高潮予測が可能であることが明らかとなった．

(3)　最大高潮偏差及びピーク生起時刻による評価

実運用を想定した高潮予測精度を評価する際には，前述の波形全体を対象とした評価に加え，水門操作開始や避難情報の発令などの観点から，最大高潮偏差とピークの生起時刻の予測が重要である．

そこで台風トラックごとの最大高潮偏差及び，ピークの生起時刻に着目して予測精度の評価を行った．

図- 8，図- 9 は Case1,Case2 の予測及び正解の最大潮位偏差を散布図で示したものである．Case1 と Case2 で比較すると，Case1 は正解最大潮位偏差に対して過少に予測している傾向にあるが，Case2 のほうが±0.05m のラインにプロットが収まっており，台風位置を緯度経度ではなく距離と角度で入力することで，同じ台風情報であっても最大潮位偏差における予測精度が向上することが明らかとなった．

正解最大潮位偏差ごとの最大潮位偏差の平均絶対誤差及び，ピーク時刻の平均絶対誤差を図- 10，図- 11 に示す．絶対平均誤差において全波形の予測精度では Case1_9h（2.56 h）が最も予測精度が高く，次点では Case2_12h（2.84 h）であった．正解最大潮位偏差が 0.1 m 以上の絶対平均誤差に着目すると Case2_6h（1.16 h）が最も高く，次点では Case1_9h（1.28 h）であった．

図- 12，図- 13 は Case1,Case2 の予測及び正解の波形のピーク時刻の絶対誤差を示したものである．両ケースにおいて正解最大潮位偏差が大きくなるにつれてピーク生起時刻の絶対誤差が小さくなる結果となった．正解最大潮位偏差が 0.1m 未満の小さい高潮の絶対誤差が大きくなる要因として，正解最大潮位偏差が小さいと波形のピ

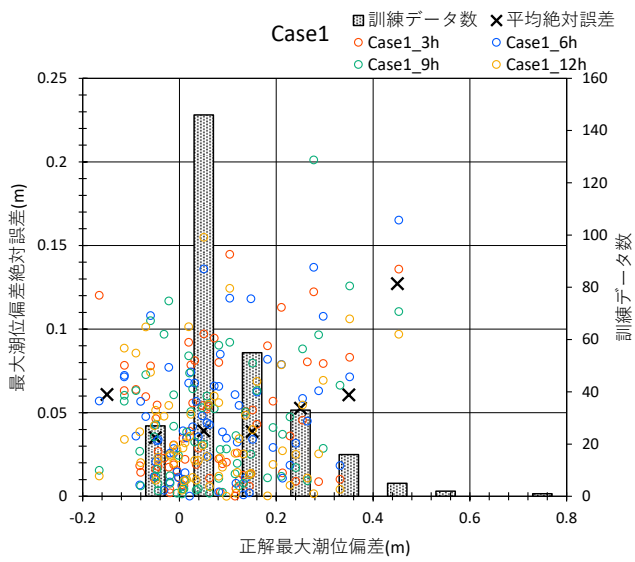


図-14　最大潮位偏差の絶対誤差散布図（Case1）

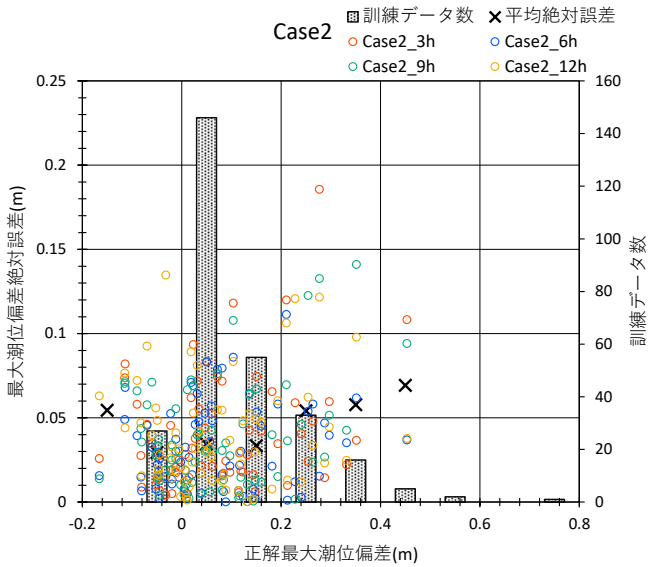


図-15　最大潮位偏差の絶対誤差散布図（Case2）

ークが立っておらず，ピーク生起時刻の予測が難しくなったためだと考えられる．また，両ケースにおいて，ピーク生起時刻の予測精度に顕著な差は確認されず，台風位置の入力手法の違いがピーク生起時刻の予測精度に与える影響は少ないと考えられる．

最大潮位偏差の平均絶対誤差においてはCase2_6hがどの正解最大潮位偏差において最も予測精度が高く，概ね6時間分の台風情報があれば最大潮位偏差を予測できることが確認された．そのため，6時間分以上の時間数を入力とした場合，学習時間が増加するが予測精度向上における影響は小さいと考えられる．

(4)　訓練データセットが予測精度に与える影響

訓練データのばらつきが予測精度に与える影響について評価を行った．**図-14**，**図-15**は正解最大潮位偏差における最大潮位偏差絶対誤差を示したものである．**図-14**，**図-15**中の棒グラフは正解最大潮位偏差ごとに整理した訓練データの台風トラック数を示している．×印は0.1mごとの正解最大潮位偏差における最大潮位偏差絶対誤差を平均したものである．訓練データにおいて，最大潮位偏差が0.0m～0.1m程度となるデータが最も多いことが確認できる．平均した最大潮位偏差絶対誤差においても 0.0 m～0.1m 付近の予測精度が最も高く，訓練データに多くある潮位偏差の予測精度は高くなる傾向にあることが確認された．この結果より訓練データの潮位分布が予測精度に影響を与えることが考えられより高い最大潮位偏差を高精度に予測するためには，高い潮位偏差を含む訓練データを作成することが重要であるといえる．

また，Case2 の方が正解最大潮位偏差の大小にかかわらず平均した最大潮位偏差絶対誤差が小さく，予測する高潮の大きさによって精度に差が生じにくいモデルであることが確認された．

4.　実績台風の評価

実運用上必要とされる最大潮位偏差予測とピーク生起時刻予測で精度の高い傾向にあったCase2_6hを用いて実績の台風による高潮予測の評価を行った．予測評価にあたり有明海付近を通過した台風である 2019 年 8 号台風と，2020 年 10 号台風を対象とした．実績の台風情報はメソ数値予報モデル GPV の初期値を毎時に補間したものを用いた．

実績の台風による高潮予測結果及び，台風の進路図を**図-16**，**図-17** に示す．正解の潮位偏差はタワー総合における観測潮位から天文潮位を減算して算出したものである．2019年8号台風による高潮予測では，実績の波形をとらえて精度良く予測できていることが確認された．一方，2020 年 10 号台風では実績の波形を追従することができず，過小に予測する結果となった．この要因として，訓練データセットに含まれる最大潮位偏差は最大でも 0.7m 程度であり，1.0m 近い高潮は訓練データに含まれていないため，外挿予測となり予測精度が低下したと考えられる．これは訓練データ作成時の入力となるd4PDF のメッシュサイズが大きく，台風のような局所的な気象場を表現できていない可能性が高い．台風などの局所的現象を表現できるような手法として，細かいメッシュでダウンスケーリングされたデータやバイアス補正を実施するなどが考えられる．

そのため今後の課題として，高い潮位偏差の予測精度の向上を図るためには，訓練データの作成時に使用する外力を適切に選定することが考えられる．このような課題があるなかで実運用に向けた方針として，令和 6 年 3 月に公開された d4PDF シリーズの一つである「全国版 5km d4PDF NHRCM」を使用することが考えられる．Kanda et al[14]は台風の構造を表現するためには少なくも

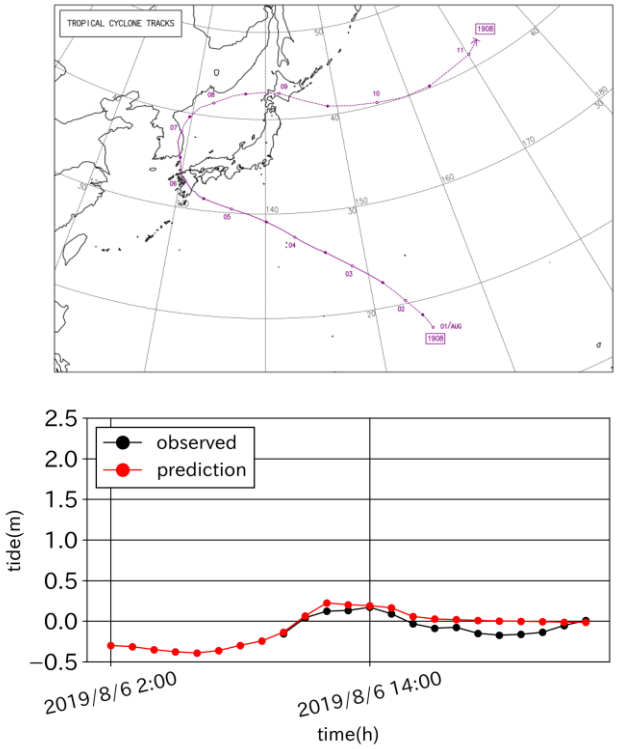


図-16　実績台風による予測評価（2019年8号台風）
（台風経路出典：気象庁ホームページ）

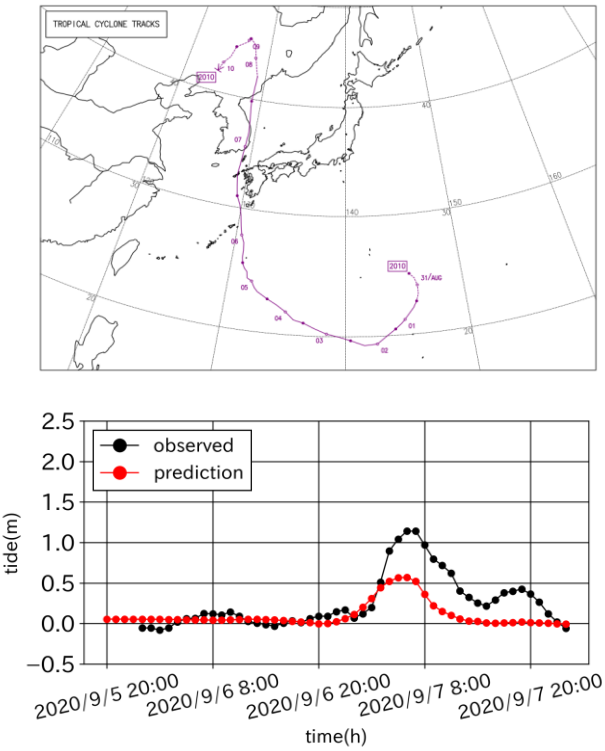


図-17　実績台風による予測評価（2020年10号台風）
（台風経路出典：気象庁ホームページ）

5km 以上の分解能が必要と言及していることからも，5km メッシュ解像度にダウンスケーリングされたデータを使用することで実際の高潮現象により近いデータセットの作成が可能になると考えられる．また，FVCOM においても全体的に潮位を過小に計算する傾向が確認されている．したがって，メッシュ格子や計算条件の見直しを行い，実際の潮位変動を再現した FVCOM モデルを構築する必要があるといえる．

また，2020 年 10 号台風ではピークの生起時刻は予測できているものの，台風通過後の副振動とみられる波形は予測できていない．これは台風情報のみを学習しており，台風通過後の気象場などは学習しておらず，低気圧など台風以外の要因による潮位変動は考慮できないためだと考えられる．

運用時において，台風情報は予報値を使用することが想定され，NN の他に台風予報が持つ不確実性も加わり予測精度が低下することが考えられる．運用時を想定するにあたり，信頼区間などの幅を持たせた予測手法にむけた検討を行う必要があると考えられる．

5.　まとめ

d4PDF を外力とする FVCOM により作成された訓練データを用いて，台風情報のみを入力とした高潮の予測を行った．本研究より得られた結果を以下に列挙する．

- MSM などの気象場を用いず，台風情報のみの限られたデータだけでも NN による高潮予測が可能であることが確認された．
- 同じ台風情報のデータであっても，事前に台風の位置を緯度経度から，予測地点から見た角度と距離に変換して学習させることで予測精度が向上する．
- 実績の台風において，0.5 m 程度の高潮偏差の予測は可能であることが確認された．一方，訓練データにないような高い潮位偏差の予測精度は著しく低下する．
- より高い精度で予測を行うには台風などの局所的な現象を表現できる訓練データの作成を行い，外力データのバリアンスを増やすことが必要であると考えられる．

謝辞：本研究で用いたタワー総合の観測潮位は国土交通省九州地方整備局筑後川河川事務所より提供いただいたものである．ここに記して謝意を表する．

参考文献

1) 園田 彩乃, 宇都宮 好博, 松藤 絵理子, 鈴木 隆宏, 内田 洋平, 鈴木 善光：内田 裕之, アンサンブル気象予報を用いた高潮予測, 土木学会論文集 B3（海洋開発）, 76 巻, 2 号, pp. I_204-I_209, 2020
2) 辻尾 大樹, 熊谷 健蔵, 高谷 和彦, 岩成 伸夫：兵庫県沿岸における簡易高潮リアルタイム予測システムの開発, 海洋開発論文集, 23 巻, pp. 123-128, 2007
3) 塩崎 信一, 金 洙列, 松見 吉晴, 太田 隆夫：ニューラルネットワークによる山陰沿岸におけるリアルタイム高潮予測, 土木学会論文集 B3（海洋開発）, 68 巻, 2 号, pp. I_864-I_869, 2012
4) 山城 賢, 月足 健太郎, 橋本 典明, 横田 雅紀：地上気象観測値に基づくリアルタイム高潮予測の試み, 土木学会論文集 B2(海岸工学) 巻, 1 号,pp. 291-295, 2010, 66
5) 荒木 裕次, 安田 誠宏, Adrean WEBB, 森 信人：畳み込みニューラルネットワークによる台風気象場を用いた高潮の時系列予測と長期評価, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 76 巻, 2 号, pp. I_1093-I_1098, 2020
6) 竹田 聖二, 井手 喜彦, 児玉 充由, 橋本 典明, 山城 賢：機械学習を用いた確率論的リアルタイム高潮予測システムの開発, 土木学会論文集B3（海洋開発）, 77 巻, 2 号, pp. I_907-I_912, 2021
7) Chen, C., Liu, H. and Beardsley, C.R.: An Structured Finite-volume Three-dimensional Primitive Equation Ocean Model, Journal of Atmospheric and Ocean Technic, Vol.20, pp.159-186, 2003
8) Mizuta, R., and Coauthors: Over 5000 years of ensemble future climate simulations by 60km global and 20km regional atmospheric models, The Bulletin of the American Meteorological Society, Vol.98, pp.1383-1398, 2017.
9) Myers, V. A.: Characteristics of United States hurricanes pertinent to levee design for lake Okeechobee, Florida, Hydrometeorological Report, U.S. Weather Bureau, No.32,1954
10) Webb, A., Shimura, T., and Mori, N. : Global Tropical Cyclone Track Detection and Analysis of the d4PDF Mega-ensemble Projection, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 75 巻, 2 号, pp. I_1207-I_1212, 2019
11) Akiba, T., Sano, T., Yanase, T., Ohta, T. ,and Koyama, M.: Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework, arXiv preprint arXiv,2019
12) 金 洙列, 塩崎 信一, 松見 吉晴, 玉井 和久, 福岡 宏人：ニューラルネットワークを用いたリアルタイム高潮予測における学習パラメータの感度分析に関する研究, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 69 巻, 2 号, pp. I_246-I_250, 2013
13) Chao, W.-T., and Young, C.-C. : Accurate Storm Surge Prediction with a Parametric Cyclone and Neural Network Hybrid Model, Water, 14, 96, 2022
14) Kanda, S., Wada, A.: Sensitivity to Horizontal Resolution of the Simulated Intensifying Rate and Inner-Core Structure of Typhoon Ida, an Extremely Intense Typhoon, 気象集誌. 第 2 輯, 2016, 94A 巻, pp. 181-190, 2016

(Received June 28, 2024)
(Accepted August 10, 2024)

Fundamental research on building a storm surge prediction model using neural networks for actual operation

Yuki OBARA, Tomoyuki SHIMADA, Hiroki TAKAOKA, Yuta NOMURA, Masazumi AMAKATA, Akira ISHII, Masaru YAMASHIRO and Yoshihiko IDE

In this study, storm surge prediction in the Ariake Sea using a hierarchical neural network was conducted. The network was trained with only typhoon information (position, central pressure, and maximum wind speed radius) as input, using a dataset generated from storm surge calculations performed by FVCOM and d4PDF. As a result, we confirmed that storm surge could be predicted with high accuracy even with only typhoon information. Furthermore, we found that inputting the typhoon location as a distance angle from the prediction point, instead of latitude and longitude, improved the prediction accuracy even when using the same typhoon information because of improving the interpretability of the feature values. We evaluated the prediction accuracy using actual typhoon data as input and presented issues for the future operation of storm surge prediction.