

第Ⅱ部門

ニューラルネットワークを用いた高潮の長期評価—伊勢湾を対象とした検討—

関西大学環境都市工学部 学生員 ○荒木 裕次

関西大学環境都市工学部 正会員 安田 誠宏

京都大学防災研究所 正会員 森 信人

1. はじめに

高潮は、発生頻度は低い但其の規模は大きく、堤防の設置など十分な防災・減災対策をとらないと甚大な被害をもたらす。また近年、地球温暖化についての研究が進められており、その影響を受けて台風の強度が大きくなると予測されており、高潮も現在に比べて高くなることが予測される。このような背景のもと、高潮の長期評価のニーズは高まっている。計算コストを考えると、高潮の長期評価を統計的な手法で行うことが考えられるが、精度に問題がある。

本研究では、ニューラルネットワーク (以下 NN) を用いて、高潮の長期評価を行うことを目的とする。NN 構築のためには、多量の台風データ・高潮データが必要であるが、高潮の観測事例は少ないため、観測データだけで NN 構築を行うことは困難である。そこで、中條ら²⁾が開発した全球確率台風モデル (以下 GSTM) により、仮想の台風をシミュレーションで人工的に発生させる。高潮データは、金ら³⁾の非線形長波モデル SuWAT でシミュレーションを行って作成する。構築した NN をアンサンブル気候予測データ d4PDF に適用して、高潮の長期評価を行う。伊勢湾を対象に NN を構築し、高潮の長期評価を行う際に、台風強度、時間変化などを考慮した複数の学習方法の違いや、学習データ数の違いが予測結果に及ぼす影響について検討する。

2. ニューラルネットワーク (NN) の概要

確率台風モデルの台風パラメータを入力値として、高潮偏差が出力される NN を構築する。生データ、教師データの偏りを考慮、台風の時間変化を考慮した入力方法を組み合わせた4種類の入力方法で NN を構築した (表-1)。考慮した台風のリードタイムは、最接近時を挟み、8時刻とした。NN 構築に使用するデータ数は学習割合により変え、学習割合は50%~80%とした。台風パラメータとして、各リードタイムでの NN 構築点との距離、中心気圧、移動速度、進入角度を用い、最大風速半径については、その有無についても比較した。教師データの水位は、SuWAT の高潮の計算結果を用いた。教師データの抽出範囲を5段階に設定し、それぞれの範囲での最大高潮偏差を教師データとして用いた。

3. 解析結果および考察

(1) NN 構築 リードタイム毎の R (相関係数) と RMSE (2乗平均誤差) の変化から、すべての入力方法で、リードタイムが2時間前から2時間後の結果の精度が良いことがわかった。さらにその中で、R と RMSE から入力方法別に学習割合毎のリードタイム、中間層数の最適な組み合わせを決定した。その際の教師データ 0.5m ずつの予測の誤差を、入力方法別、学習割合毎に比較した。その結果、入力情報として用いる台風パラメータは4個で、教師水位データを地域海岸の範囲で与えた場合に最も精度が良いことがわかった。図-1 は、CTLI の学習割合毎の最適な組み合わせをまとめて誤差評価したものである。全体的には、低い高潮に対する予測の精度は良かったが、水位が高くなると予測の精度は減少した。この傾向は、どの入力方法、学習割合でも同じであった。

(2) 過去の高潮観測データによる精度検証 名古屋港の1949年からの潮位観測データを用い、この中から、日最大値の潮位偏差が1mを超えた17イベントを教師データとして、NNの精度を検証した。図-2 は、NN 予測値と観測された高潮の値から、入力条件と学習割合の組み合わせ毎の予測結果の R と RMSE の関係をまとめた図である。さらに、伊勢湾台風の実測値との誤差(m)を記号上に併記する。R と RMSE から、予測精度が最も良く、伊勢湾台風の誤差も+0.24m で他の組み合わせより小さい、CTLI の学習割合 80%の組み合わせが最適であった。

(3) 高潮の長期評価 d4PDF⁴⁾ は、文部科学省・気候変動リスク情報創生プログラムが大規模アンサンブル実験を行

い作成した気候予測データベースであり、全球を対象に「過去実験 (1951~2011 年×100 メンバ)」や「4℃上昇実験 (2051~2111 年×90 メンバ)」などのアンサンブル実験がなされている (4PDF 手引書より抜粋)。「過去実験」を現在気候、「4℃上昇実験」を将来気候と表記し、伊勢湾周辺を通過する台風をそれぞれ抽出した。(2)で最も精度が良かった CTLI, 学習割合 80%の NN に台風パラメータを入力し、(1)の誤差を考慮した高潮の長期評価を行った (図-3)。NN の誤差を考慮しても低く予測する結果が得られたが、この理由は d4PDF が弱い台風を過小評価する傾向にあるためだと思われる。

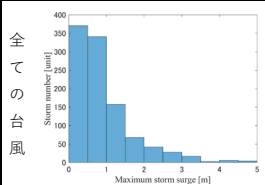
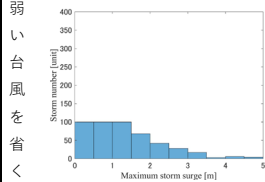
4. おわりに

台風情報のみを用いた NN による高潮水位の長期評価は、高い水位のデータを全体的に低く予測するバイアスがあることがわかった。これは、構築した NN そのものによる誤差による原因と、d4PDF による原因が考えられる。得られた結果では、今回の設定の NN については精度をより向上させることが必要不可欠であることが示唆された。学習データ数を多く確保し、高い水位の高潮の教師データ数をさらに増やし、水位データの偏りを減らした教師データを用いて NN を構築することで、予測の精度が上がり、長期評価も精度良く検証できると思われる。

参考文献

- 1) 岩部ら(2016) 確率台風モデル、高潮モデルおよびニューラルネットワークを用いた高潮偏差の長期評価。土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol.72, No.2, pp.I_1465-I_1470.
- 2) 中條ら(2013) : 時系列相関型の全球確率台風モデルの開発, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol.69, No.1, pp.64-76.
- 3) 金ら(2007): 高潮と波浪に及ぼす大潮汐変動の影響に関する研究, 海岸工学論文集, 第 54 巻, pp.276-280.
- 4) Mizuta, R. et al. (2017) Over 5000 years of ensemble future climate simulations by 60 km global and 20 km regional atmospheric models, The Bulletin of the American Meteorological Society (BAMS), July, pp.1383-1398.

表-1 NNへの4種類のデータ入力方法

	時間変化を 考慮しない	時間変化を 考慮する
全ての 台風 	SI (Stationary Input)	TLI (Time Line Input)
弱い 台風 を省く 	CSI (Conditional stationary Input)	CTLI (Conditional Time Line Input)

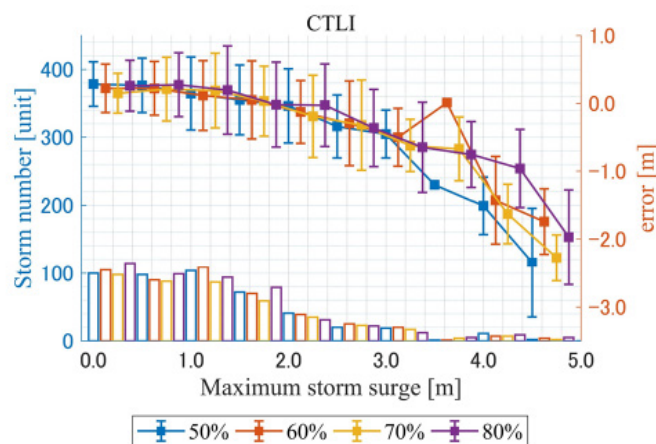


図-1 CTLI の学習割合毎の誤差

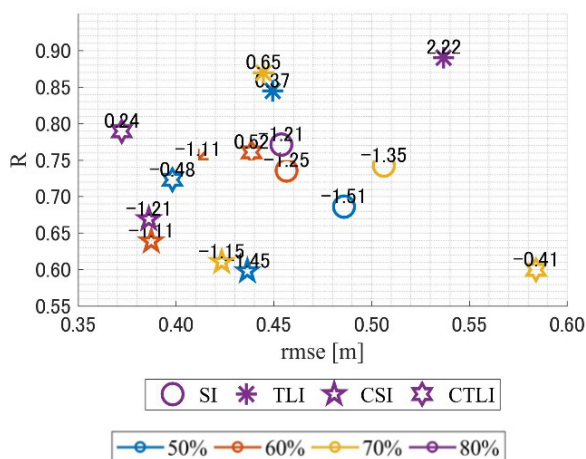


図-2 入力方法・学習割合毎の NN 予測結果の R と RMSE

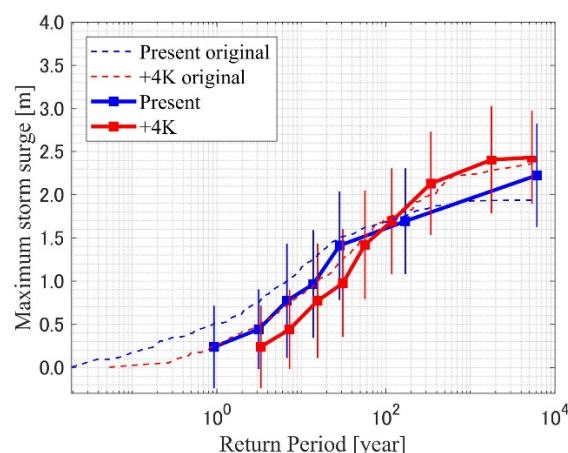


図-3 現在気候と将来気候の NN 予測による高潮の長期評価 (赤線: 将来気候, 青線: 現在気候)