

# 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—

関西大学大学院 荒木裕次

### 1 研究背景・目的

昨今、気候変動による影響評価研究が積極的に進められており、将来、台風が強大化することが予測されている。防潮堤の嵩上げ高さの設定など、高潮の長期評価のニーズは高まっているが計算コストの問題がある。このため、統計的な手法で長期評価を行うことが考えられる。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。台風・高潮データ数の不足を補うために、全球確率台風モデルの仮想台風の中で伊勢湾周辺を通過するものを抽出し、非線形長波モデルにより高潮シミュレーションを行う。構築した NN を d4PDF に適用して高潮の長期評価を行う。また、台風強度の時間変化、教師データの偏り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も検討する。

### 2 NN の概要

NNは機械学習の1つであり、入力層、中間層、出力層で構成される。入力値から予測値を算出し、教師データと比較して学習を行う。入出力変数の関係と中間層数が重要となり、問題に応じて適宜検討していく必要がある。NN構築点は名古屋港(北緯35.0°, 東経135.8°)とした。入力条件として台風パラメータ、NN予測値は高潮偏差とした。

### 3 研究内容

#### 3.1 NN 構築

入力条件として使用する台風は、全球確率台風モデル<sup>1)</sup>の人工台風トラックから、対象年数1000年の中で名古屋港周辺を通過する台風とし、リードタイム毎(NN構築点との最接近時を求め、そこから12, 6, 3, 2, 1時間前、最接近時, 1, 2時間後)、台風パラメータ毎に入力条件をまとめた。使用するデータ数は学習割合を50%~80%と変化させ、残りのデータを検証とテストに同じ割合で用いた。台風パラメータは、各リードタイムでの NN 構築点までの距離、中心気圧、移動速度、進入角度とした。水位の教師データとして、SuWAT<sup>2)</sup>による高潮の計算結果を用いた。弱い台風を省いて教師データの偏りを減らした学習方

法(Conditional)と、台風強度の時間変化を考慮した入力方法(Time Line)を組み合わせた4種類の学習方法でNNを構築した(図-1)。以下、SI, TLI, CSI, CTLIと表記する。

中間層数や学習割合を変えながら NN を構築し、学習方法別に学習割合ごとの最適な組み合わせを16個決定し、検証データを用いて構築した NN の精度検証を行った。図-2に CTLI の高潮偏差0.5m ごとの NN 予測値の誤差と誤差の標準偏差を学習割合ごとにまとめた。この図から、低い高潮は精度良く予測できるが、高い高潮は予測の精度が良くないことが分かった。この傾向は他の組み合わせでも同様であった。

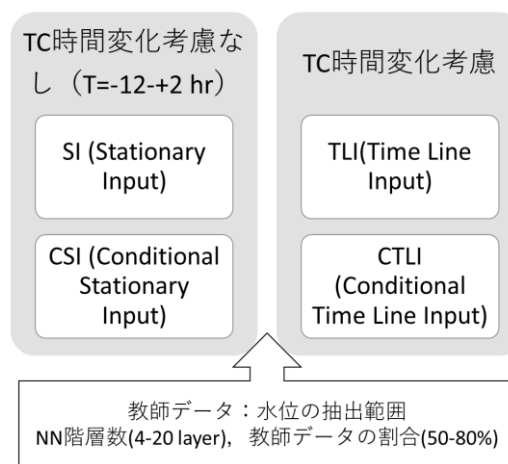


図-1 本研究で用いた4種類のNNの概略

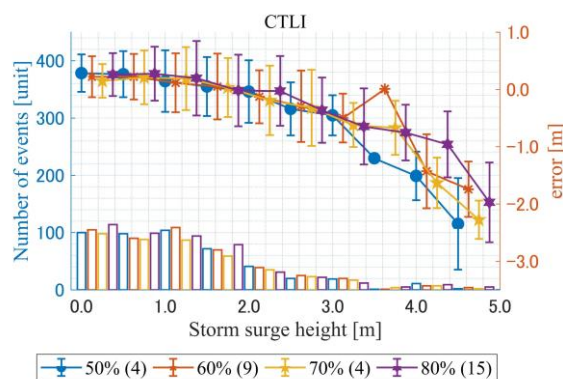


図-2 高潮水位毎の NN 誤差の変化(ケース:CTLI, 異なる色は学習割合毎の違いを示す)

### 3.2 実際の高潮イベントで NN の精度検証

過去に観測された高潮イベントを対象に、構築した NN の予測精度の検証をした。1949 年以降の伊勢湾において、潮位偏差の日最大値が 1m 以上を観測した計 19 日 (回) と対応する台風を 17 個選定し、台風パラメータを整理した。

図-3 は学習条件と学習割合の組み合わせごとの予測結果の RMSE と R の関係を示している。記号上に伊勢湾台風の予測誤差 (m) を併記した。CTLI, 学習割合 80% の結果が, RMSE=0.42, R=0.72 と全体的な精度が比較的良好で、伊勢湾台風の予測誤差も +0.24m で最も小さいことから、この組み合わせの NN が最適であることが分かった。

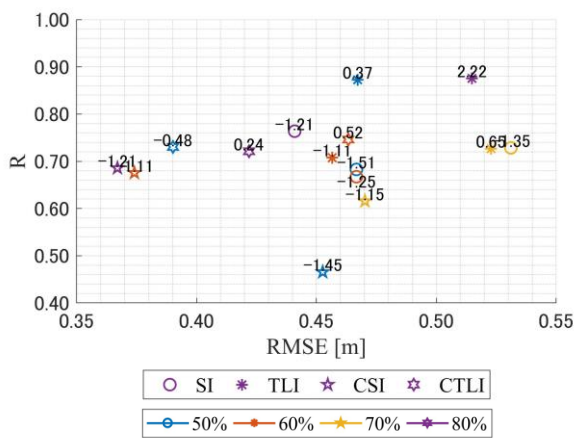


図-3 入力方法・学習割合毎の NN 予測結果の R と RMSE, および伊勢湾台風の予測誤差 (数値)

### 3.3 高潮の長期評価

地球温暖化対策に資するアンサンブル気候予測データベース, d4PDF<sup>3), 4)</sup> (database for Policy Decision making for climate change) の過去実験 6,000 年分 (60 年×100), 4°C 上昇実験 5,400 年 (60 年×90) の結果から、高潮の長期評価を行った。以下では過去実験を「現在気候」、4°C 上昇実験を「将来気候」とする。各実験から伊勢湾周辺を通過する台風を抽出しパラメータを整理し、NN に入力した。用いた NN は 3.2 で最も精度が良かった CTLI, 学習割合 80% の組み合わせである。図は省略するが、長期評価予測を行った。80 年以下の再現期間では将来気候の高潮が現在気候の高潮より小さく、再現期間が 80 年より長くなると現在気候の高潮を上回ることが確認された。図-4 は長期評価の比の結果であり、点線は NN そのものの誤差を考慮していないが、実線は考慮している。図より、再現期間 80 年ほどで現在気候と将来気候の高潮の比が同程度になり、それ以上の再現期間でも 1.3 倍ほどで飽和する結果が得られた。

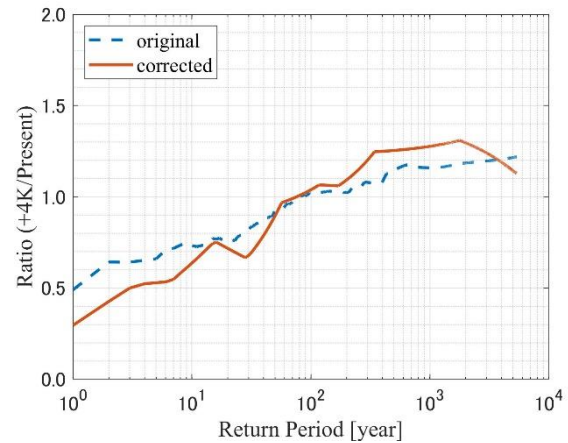


図-4 d4PDF にもとづく NN 長期予測による高潮偏差の比 (実線: バイアス修正後, 破線: 元データ)

## 4 結論

本研究では、NN を用いることにより、水位の情報を用いずに台風情報のみで高潮偏差を予測することができた。本研究で得られた主な結論を以下にまとめる。

- 1) 入力方法、学習割合などの組み合わせより精度は異なるが、大きな水位を持つ高潮に対する予測は過小評価で誤差が大きい傾向は、全体的に同様であった。
- 2) 実際の観測値での NN の精度検証では、教師データの偏りを減らし、台風強度の時間変化を考慮する入力方法が全体的な精度が比較的良好で、特に伊勢湾台風の予測は精度よく行えた。
- 3) 現在気候と将来気候の高潮の長期評価の結果から、再現期間 80 年ほどで高潮の比が同程度になり、それ以上の再現期間でも 1.3 倍ほどで飽和する結果が得られた。

## 5 参考文献

- 1) 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.
- 2) 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.
- 3) 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.
- 4) 地球温暖化対策に資するアンサンブル気候予測データベース: d4PDF 手引, <http://www.miroc-gem.jp/~pub/d4PDF/>