

## 台風予測の不確実性を考慮したリアルタイム高潮予測システムの開発

九州大学 学生会員 ○竹田聖二  
九州大学 正会員 井手喜彦  
九州大学 フェロー 橋本典明

### 1. はじめに

2018年台風21号による関西国際空港の浸水など、近年、台風による高潮被害が頻発している。加えて、既往の研究<sup>1)</sup>によると、地球温暖化の進行に伴い台風の強大化の可能性が高いことが指摘されており、今後、高潮の危険性も増大すると考えられている。激甚化が予想される高潮災害への対策が急ピッチで進められる中、高潮のリアルタイム予測（例えば、高潮が来襲した際、24時間後の高潮を予測する）の高精度化に関する研究<sup>2)</sup>も行われている。しかし、現在の技術では1日後の高潮でさえも正確に予測することは難しい。その主な理由として、高潮は気象外力（気圧・風）によって生じるが、台風の経路や強度は不確実性が高いことが挙げられる。そこで、本研究では台風予測の不確実性を考慮した、確率論的リアルタイム高潮予測システムを開発した。これにより、台風来襲時に住民や自治体が適切な対策及び行動を検討する際の有用な情報を提示することが可能になると考える。

### 2. リアルタイム高潮予測システムの概略

開発したシステムを用いて高潮を確率論的に予測するまでの流れを図-1に示す。まず、ステップ1では、接近中の台風に対して、時系列データの推定に優れた再帰型ニューラルネットワークを用いて構築したモデル（以下、「台風予測RNNモデル」）を適用し、今後の台風情報を予測する。また、同時に、予測の不確実性を考慮した台風アンサンブルを作成する。ステップ2では、ステップ1で作成した台風アンサンブルに対して高潮推算を行う。ただし、台風を特徴付ける上で不確実な要素には経路・強度などがあり、組み合わせを考慮するとアンサンブル数は数百以上必要と思われる。ゆえに、現在主流である力学的数値モデルによる高潮推算は、計算負荷の観点から現実的でない。そこで、ここでもニューラルネットワークを用いたモデル（以下、「高潮予測NNモデル」）を構築した。最後に、ステップ3では、ステップ2で作成した高潮アンサンブルについて、不確実性の幅（右図薄赤部分）や最頻値（同赤破線）を導出することで、確率論的な高潮予測を行う。

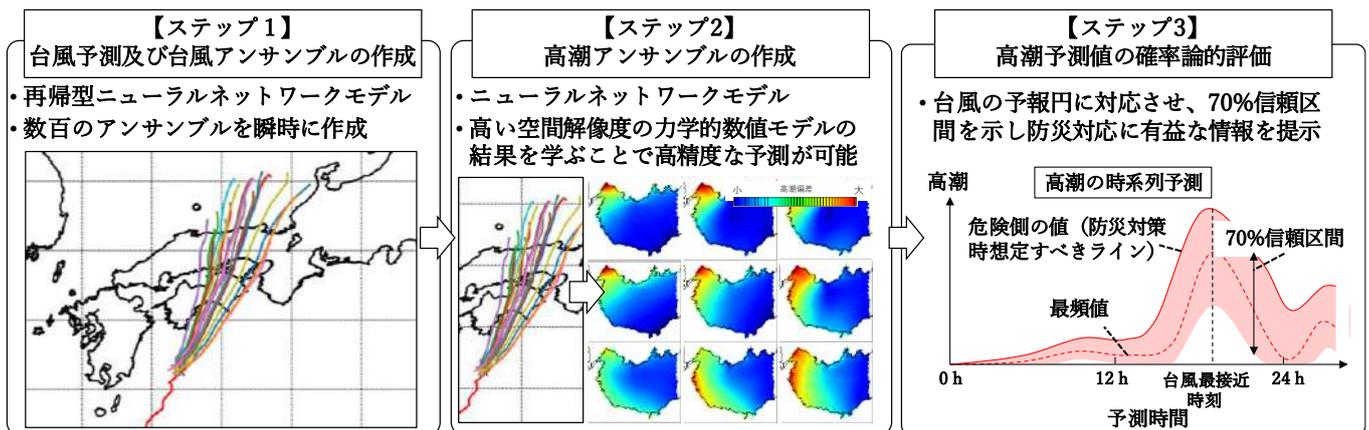


図-1 リアルタイム高潮予測システムの概略

### 3. 使用データ及び対象領域

ニューラルネットワークの学習には多数の教師データを必要とする。そこで、本研究では、気候変動リスク情報創生プログラムによって作成された「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)」から台風を抽出した。また、高潮予測NNモデルの正解値として、力学的数値モデルにより事前に計算した値を与えた。そして、比較的大きな高潮が発生した350台風を、教師データ(300台風)とテストデータ(50台風)に分割した。また、複雑な地理的要因により、力学的数値モデルによる高潮推算が困難とされている周防灘を対象領域とした。

4. 台風予測 RNN モデルの適用及び台風アンサンブルの作成

図-1 ステップ 1 の台風予測では、経路（緯度・経度）及び気圧の 2 種類の RNN モデルを構築した。このうち、台風経路予測モデルの適用結果を示す（図-2）。緯度方向並びに経度方向について、1 時間毎の予測誤差（予測値－正解値の絶対値）の平均値及び標準偏差を表しており、両指標とも値が増加していくことから、予測時間が長くなる程、予測精度が悪化していくことがわかる。台風経路のアンサンブルを作成する際、図-2 に示した毎時の予測誤差の大きさに基づいたランダムな値を実経路（図-3 赤線）に与えていくことで複数の異なる経路を作成した。図-3 は、ある台風における 200 本のアンサンブル経路の作成例であり、台風経路予測の不確実性を考慮するようにアンサンブル経路を描くことができている。そして、経路と同様の方法で 1 台風につき 10 個のアンサンブル気圧を作成し、経路と掛け合わせることで 1 台風につき 2000 個のアンサンブル台風を用意した。

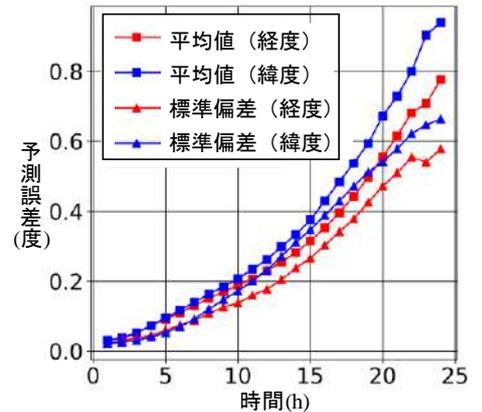


図-2 台風経路予測 RNN モデルの適用結果

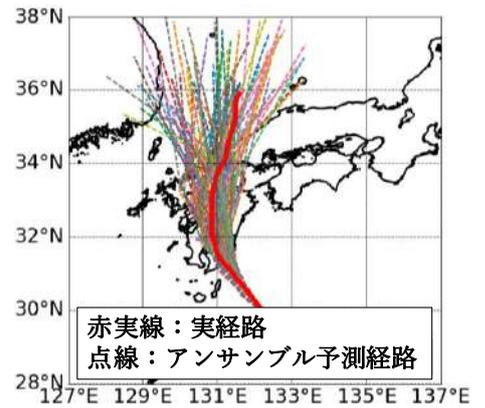


図-3 アンサンブル経路の作成例

5. 高潮予測 NN モデルの適用結果

図-4 は高潮予測 NN モデルの適用結果であり、各台風の正解値（力学的数値モデルによる計算結果）が最大となる時間の予測誤差（予測値－正解値）の個数分布を表している（図-4 赤）。50 台風の内の、42 台風(82%)で予測誤差が負となっていることから、構築したモデルは高潮を過小評価する傾向にあるといえる。そこで、正解値とその時の予測誤差の分布から回帰式を導出し、高潮予測 NN モデル適用時の予測値に応じて補正を行った（図-4 青）。これにより、全体として予測誤差が小さくなるよう改善した。

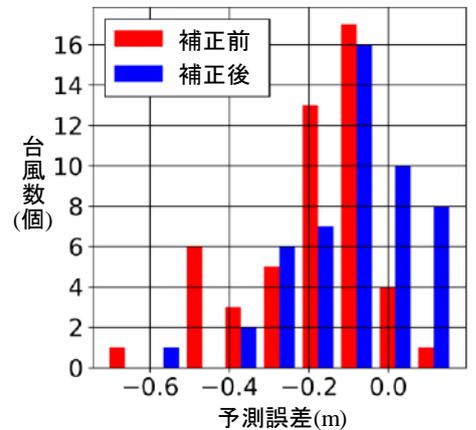


図-4 高潮予測 NN モデルの適用結果

6. 高潮アンサンブルの確率論的評価

台風アンサンブルに補正後の高潮予測 NN モデルを適用し、高潮アンサンブルを作成した結果の例を図-5 に示す。力学的数値モデルにより計算した正解値（図-5 赤線）に対して、予測の不確実性を考慮するように幅を持った高潮予測（図-5 オレンジ線）ができている。例えば、正解値が最大潮位を取る時間では、0.75m という正解値に対して 70%の確率で 0.34m~0.98m の高潮が発生するという確率論的予測が可能となった。

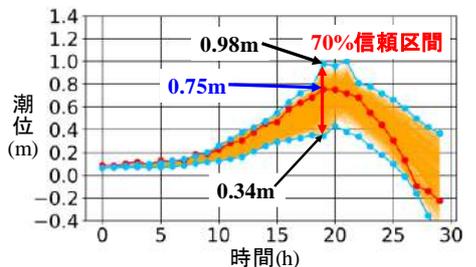


図-5 高潮 NN モデルの台風アンサンブルへの適用結果例

7. おわりに

本研究では、台風予測の不確実性を考慮したリアルタイム高潮予測システムを開発した。ニューラルネットワークモデルを採用することで、計算負荷の問題を克服し、確率論的リアルタイム高潮予測を実現した。ただし、台風予測 RNN モデル及び高潮予測 NN モデルの精度には改善の余地があると思われ、今後、更なるモデルの改善に向けて検討を行う予定である。また、実際に来襲する台風の本システムを適用することで、本システムの利用可能性についても検討を行いたいと考えている。

参考文献

1) Kohei Yoshida, Masato Sugi, Ryo Mizuta, Hiroyuki Murakami, Masayoshi Ishii : Future changes in tropical cyclone activity projected by multi-physics and multi-SST ensemble experiments using the 60-km-mesh MRI-AGCM, Geophysical Research Letters, AGU, Vol.44, Issue19, pp.9910-9917, 2017  
 2)金洙列, 松見吉晴, 出田裕二郎, 間瀬肇, 森信人, 安田誠宏 : ニューラルネットワークによる高潮予測モデル, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol.71, No.2, p. I\_223-I\_228, 2018