

ニューラルネットワークを用いた台風上陸時の強度減衰量推定手法の構築

九州大学 学生会員 ○小川 眞弥

九州大学 正会員 山城 賢, 井出 喜彦

1. 目的

2022年9月に鹿児島県に上陸した台風14号を代表とするように、近年、勢力の強い台風が九州に接近、上陸する頻度が高まっている。加えて、地球温暖化の影響によって今後は平均海面の上昇と台風の強大化が継続するとされており、九州周辺においても、将来的に高潮災害が甚大化する可能性が高いことが報告されている¹⁾。これらのことから、台風によって生じる高潮偏差を精度よく予測することが、将来の高潮防災・減災対策について検討する上で重要である。現在、仮想的な台風に対して高潮シミュレーションを実施する際は、経験的台風モデルによって推算された風場が外力としてよく使用されている。台風モデルは簡便で利用が容易く、仮想的な台風でも簡単に作成できるというメリットを持つ一方、上陸による台風の減衰など陸域による影響を考慮できないため局地気象モデル等の力学的数値モデルに比べると精度が低いというデメリットがある。そこで、本研究では、台風モデルの台風強度に上陸による減衰効果を含めることで精度を向上させ、台風モデルのデメリットである精度の低さを克服することを目的とする。そのために、まずは先行研究²⁾で構築された台風強度変化量の推定モデルを改良した。その後、本モデルを利用して台風が陸域を通過したことによる台風強度減衰量を算出する推定手法の構築を行った。

2.1 昨年度構築された台風強度変化量の推定モデル

先行研究である一木ら²⁾によって構築された台風強度変化量の推定モデルの概要を図-1に示す。台風強度の推定には中間層2層のニューラルネットワークを用いている。入力層には、過去24時間分の1時間毎の緯度・経度、中心気圧、陸海比を与え、出力層では次の1時間後の台風中心気圧変化量を得る。学習に必要な十分な量のデータを得るため、d4PDF（全球60km解像度、過去実験）から抽出した6時間毎のデータを三次スプライン補間により1時間毎にしたものが用いられている。

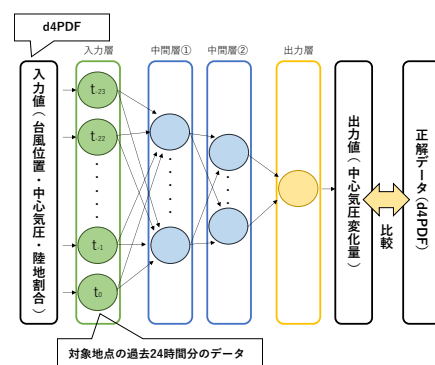
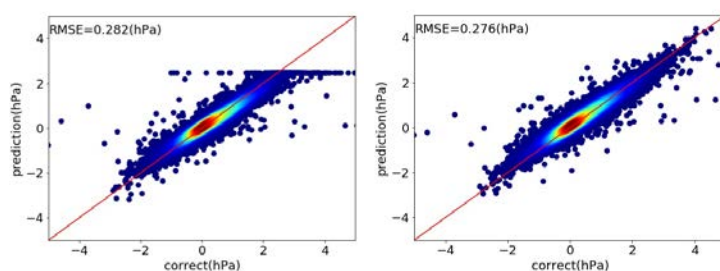


図-1 台風強度変化量の推定に用いたニューラルネットワークモデル

2.2 先行研究からの改良点

本研究では、使用データを先行研究で用いていたd4PDFの水平解像度60km全球実験（過去実験）から水平解像度20km領域実験（過去実験）に変更した。これにより、空間解像度が上がることで詳細な台風経路の取得が可能となり、同時に陸域による台風強度の変化に重要となる陸地割合についても正確なデータの取得が可能となった。また、時間解像度も6時間から1時間となるため、時間方向への補間の必要が無くなり、より正確な台風情報を得ることができる。また、先行研究で構築された台風強度変化量の推定モデルには、予測値に上限が存在するという問題点があった（図-2左）。この問題を解決するためニューラルネットワークの学習率とエポック数を変化させ、結果の変化について検証した。その結果、学習率を 1.0^{-2} から 1.0^{-4} に下げ、それに応じてエポック数を40

図-2 1時間後の気圧変化量の正解値（横軸）と推定値（縦軸）
（左：先行研究の推定モデル，右：本研究の推定モデル）

キーワード 機械学習, 台風中心気圧, 気圧変化予測

連絡先 〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 九州大学 伊都キャンパス W2-1003 TEL 092-802-3415

から 100 に上げることで、上限値の問題が生じなくなることを確認できた (図-2 右)。

2.3 上陸に伴う台風強度減衰量の推定手法

本研究では、台風が上陸した影響による強度変化量を求める推定手法の構築を行うことが目的であるが、上述した推定モデルから得られる変化量は上陸の影響以外も含んだ全ての影響による変化量を入力するモデルであるため、ここから上陸の影響による強度変化量のみを抽出する手法を構築する必要がある。初めに、推定モデルに d4PDF の台風データを学習させる。次に、学習を行ったモデルに入力データとして d4PDF のデータ (中心気圧, 緯度, 陸地割合) をそのまま与えた結果 (case1) と、中心気圧, 緯度は同様だが陸地割合を 0 としたものを与えた結果 (case2) を出力させる。case1 で得られた推定値は上陸の影響も含んだ全ての影響によって生じた強度変化量であるのに対し、case2 では陸地割合を 0 としているため、上陸の影響以外で生じた強度変化量である。最後に case1 から case2 を引くことにより、上陸の影響のみによる強度減衰量が得られる。

2.4 検証結果

本研究で構築した推定手法の検証を行った。図-3 に図-4 で示す台風についての例を示す。図-3 の青線と赤線はそれぞれ case1 と 2 の中心気圧変化量の時間変化であり、緑線はその差の積算である。台風が上陸していない 12h までは同じ変化量となるが、台風が上陸した時点 (12h~14h) から予測に差が生まれ、case2 の予測結果は case1 の予測結果より中心気圧変化量が小さくなっている。図-3 の緑線は上陸による台風強度の減衰量であり、上陸に伴って徐々に台風の勢力が弱まっていることがわかる。

図-5 に全台風について陸上を通過した際の積算陸地割合と中心気圧の積算変化量の関係を示す。積算陸地割合が大きいほど強度が減衰していることがわかる。上陸による強度減衰量 (赤線) がすべての影響を含んだ強度減衰量 (黄線) よりも小さい結果となっており、この差が上陸の影響以外の要因による強度減衰である。これらの結果から、本研究での推定手法によって算出された台風の上陸による強度減衰量は、妥当な結果を示しており、本研究で構築した推定手法は適切だと判断できる。

3. 結論

本研究では機械学習の一種であるニューラルネットワークを用いて、台風の上陸に伴う台風強度減衰量を推定する手法を構築した。まず、先行研究で構築された中心気圧変化量の推定モデルの入力データおよびハイパーパラメータを改善することで精度を向上させた。続いて、上陸の影響による強度減衰量のみを算出する手法を構築し、その妥当性を検証した。本手法を用いることで、経験的台風モデルでの推定を行う際に台風が通過する陸地割合に応じて上陸に伴う中心気圧の強度減衰を考慮することができ、より精度の高い高潮推算が可能となる。

参考文献

- 1) 園田綾乃, 井手喜彦, 山城賢, 橋本典明: 周防灘における将来の高潮に関する研究, 土木学会論文集 B2(海岸工学), 75 巻 2 号, p. I_1183-I_1188, 2019.
- 2) 一木ら: 機械学習を用いた上陸による台風強度変化量の推定, 令和 3 年度土木学会西部支部研究発表会, 2022.

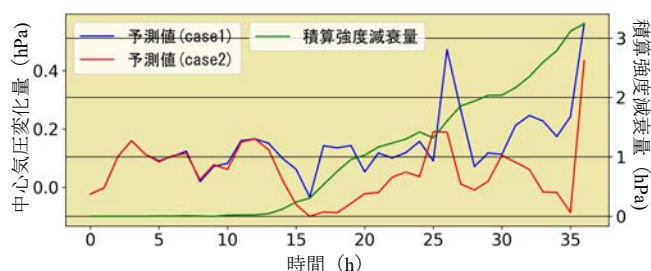


図-3 case1,2 の予測値と差から算出した積算強度減衰量

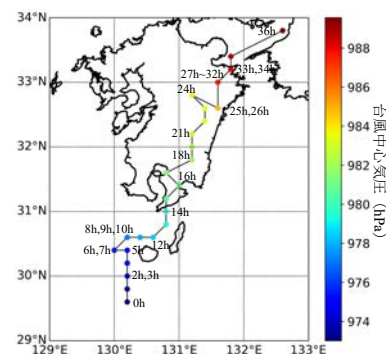


図-4 台風の経路と強度変化

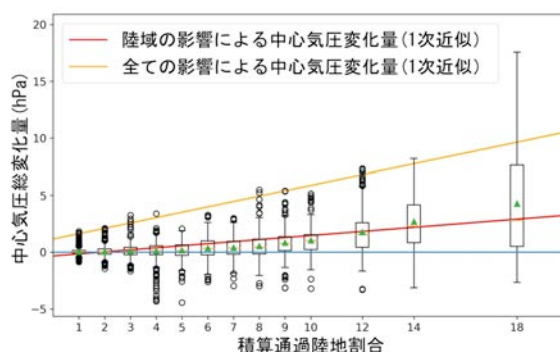


図-5 積算陸地割合と中心気圧の積算変化量の関係