

台風進路・強度予測の高精度化を目指した最近の研究紹介

○山口宗彦(応用気象研究部)

1. はじめに

台風は日本において避けることのできない自然現象であり、毎年のように多くの災害を引き起こしている。日本列島をゆっくりと横断した 2024 年の台風第 10 号による大雨や突風の被害は記憶に新しい。地球温暖化が進む中で、気象災害は激甚化しており、台風もより強力なものが日本に影響を与える可能性がある。このような背景の中、台風の予測精度を更に向上させることは、国民の生命・財産を守るために極めて重要な課題である。

本発表では、台風の進路・強度予測の高精度化を目指して行われた研究の中で、特に予測精度の改善幅が大きかった 2 つの研究を紹介する。一つは人工知能(AI)を活用した気象予測モデルによる台風進路予測に関する研究、もう一つは、気象庁が 2019 年から運用している機械学習に基づく台風強度予測手法に、海洋モデルを組み合わせた研究である。

2. 台風の進路

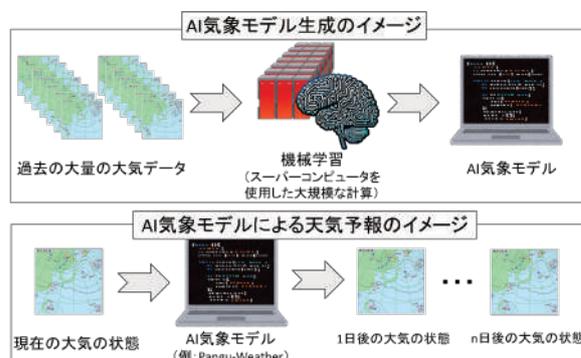
2.1. AI 気象モデルの台頭

AI を活用した天気予報技術の開発が驚異的なスピードで進んでおり、2022 年後半には、従来の天気予報技術と同等かそれ以上の精度を持つという論文が発表されている(例えば、Lam et al. 2023)。従来の技術は、数値天気予報といって、物理学や化学の法則に基づいて現在の大気の状態から将来の大気の状態を計算する。気象庁のホームページで見る天気予報や台風予報などは、基本的にこの数値天気予報の結果に基づいている。一方、AI による天気予報は、機械学習に基づいており、過去の膨大な量の「大気の状態」を学習して、その学習結果に基づいて現在の大気の状態から将来の大気の状態を推定する(第 1 図参照)。

2.2. AI 気象モデルによる台風進路予測実験

AI 気象モデルによる台風進路予測の利用可能性を調査するため、一般に公開されている Pangu-Weather (Bi et al. 2023) と呼ばれる AI 気象モデルを用いた。2021~2023 年の全 64 個の台風を対象として、本調査では 2 つの台風進路予測結果を比較した。1 つは、気象庁全球数値天気予報システムによる台風進路予測の結果(従来の予測技術に対応)、もう 1 つは Pangu-Weather による予測結果である。

¹ 長期再解析データと呼ばれ、その作成には従来の数値天気予報の技術が用いられている。



第 1 図: AI 気象モデル生成のイメージ(上)と、AI 気象モデルによる天気予報のイメージ(下)

Pangu-Weather の入力データには気象庁全球数値天気予報システムで使用されている入力データと同じものを使用した。

2.3. 予測実験の結果

5 日先までの台風中心位置の予測結果を検証したところ、予測期間全体にわたり、AI 気象モデルによる予測の方が誤差が小さいことが確認された。例えば、2 日先の予測誤差の改善率は 19%に達した。近年、特に短期予測(~2 日)において台風進路予測の改善率は低下している(Conroy et al. 2023)。このような状況を踏まえると、19%という改善率は大きな数値と言える。

予測誤差の特徴を解析した結果、従来の予測技術に見られる「台風転向後に移動速度が遅くなる」という誤差傾向が、AI 気象モデルによって緩和されていることが分かった。また、特異な進路をとる台風(急に進行方向を変えたり、円を描くような進路をとる台風)に対しても AI 気象モデルは従来の予測技術と同等以上の予測精度を持つことが確認された。

一方、AI 気象モデルによる進路予測の誤差が極端に大きくなる事例も存在しており、AI 気象モデルを用いることで大外し事例が無くなるわけではいことが確認された。

2.4. 結果の解釈

数値天気予報システムには、理論や観測事実、経験則等に基づいて定式化した諸過程が組み込まれている。一方、AI 気象モデルには、これらの諸過程は組み込まれていない。にもかかわらず、AI 気象モデルは従来の手法よりも高精度で台風の進路を予測した。高気圧や低気圧の動きに関しては、個々の諸過程を詳しく知らなくても、過去の大量で高精度な教師データがあれば、それを学習させて、その結果に基づい

て将来を予測する方が効果的であるということを示唆しているのかもしれない。また、上述の数値天気予報システムにおける定式化において、我々の知識が不十分である可能性も考えられる。

3. 台風の強度

3.1. 機械学習による台風強度予測システムの導入

台風の強度は、台風の移動に比べて物理的にかかなり複雑である。基本的に、台風は周囲の風によって流されて移動するため、台風周辺の風場が正確に予測できれば、進路も高精度で予測可能となる。しかし、台風の強度は、海面水温、海洋の熱貯蔵量、風の鉛直シア、内部構造など、多くの要因が複雑に影響し合っている。これらの要素を数値天気予報システムで矛盾なく予測することは非常に難しい。

このような背景の中、気象庁では、機械学習による台風強度予測手法(TIFS, Yamaguchi et al. 2018)を2019年3月に導入した。TIFSでは、台風の強度(中心気圧や最大風速)に関連する26個の物理量を説明変数として、台風強度の予測を行っている。

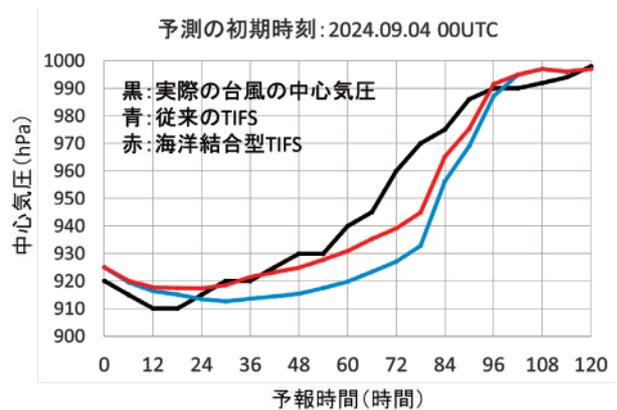
3.2. 海洋モデルと結合した TIFS

上述の26個の説明変数には、海面水温や海洋貯熱量が含まれており、予測結果に与える影響が相対的に大きい変数である。TIFSは、気象庁全球数値天気予報システムによって予測された台風の位置における海面水温や海洋貯熱量を使用するが、その空間分布は予測初期時刻のものであり、時間とともに変化しない。つまり、静的な海面状態を仮定している。海面水温や海洋貯熱量は大気と比較すると相対的にゆっくりと変動するが、台風が通過することで海洋の表層がかき混ぜられ急速に海面水温や海洋貯熱量が低下することもある。

そこで、既存のTIFSで用いられている静的な海面水温や海洋貯熱量を海洋モデルによる予測値に変更することで、台風強度予測が改善するか調査した(Yamaguchi et al. 2024)。使用した海洋モデルは、気象庁で現業運用されている海洋モデルMRI.COM-NP01である(Hirose et al. 2019)。

3.3. 予測実験の結果

2020年の台風第10号は、九州に接近した際、予想よりも台風強度が弱かった(TIFSは実際よりも強く予想していた)。その原因の1つとして、TIFSで用いられている海面水温や海洋貯熱量が実際よりも大きな値であった可能性が指摘された(Ito 2022)。そこで、この台風を対象として予測実験を行った。第2図に2020年9月4日00UTCを初期時刻とする予測結果を示す。図が示す通り、海洋モデルの結果を使用したTIFS(赤線)の方が従来のTIFS(青線)よりも実際の台風中心気圧(黒線)に近い予報となっている。黒潮域における海洋の状態



第2図: 2020年台風第10号を対象とした台風中心気圧(hPa)の予測結果。

を調べると、例えば海洋貯熱量は従来のTIFSよりも40%程低い値が海洋モデルでは予想されていた。

海洋モデルと結合したTIFSの有効性をさらに調べるために、2020年の全台風に対して予測実験を行った。その結果、従来のTIFSよりも概ね10%程度予測誤差が減少した。

4. 課題

台風の進路に関して、AI気象モデルの精度が高いことが示されたが、台風の強度に関しては、検証結果において精度が低く、観測値よりも強度が弱く予測されることが多い。強度予測の精度改善や進路予測の大外しの原因の調査、及びその改善が今後の課題である。

海洋結合同型TIFSについては、検証の事例数を増加させ、その有効性を実証していくことが求められる。加えて、海洋モデルの精度評価、特に、台風通過に伴う海面水温や海洋貯熱量の変化の再現性を評価することが今後の課題となる。

謝辞

本研究はJSPS科研費(JP18H01283, 19H05701, 23K26359, 24K00703)、JSPS「研究拠点形成事業」(JPJSCCA20220001)、およびJSTムーンショット型研究開発事業(JPMJMS2282-02)の助成を受けた。また、Pangu-Weatherは、以下から取得した。

<https://github.com/198808xc/Pangu-Weather>

参考文献

- Lam et al. (2023), *Science*, **382**, 1416-1421.
- Bi et al., (2023), *Nature*, **619**, 533-538.
- Conroy et al., (2023), *TCRR*, **12**, 64-80.
- Ito, (2022), *JMSJ*, **100**, 321-341.
- Yamaguchi et al., (2018), *SOLA*, **14**, 138-143.
- Hirose et al., (2019), *Oce. Dyn.*, **69**, 1333-1357.
- Yamaguchi et al., (2024), *SOLA*, **20**, 86-91.