

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

令和6年度 気象研究所 研究成果発表会

2024年12月17日(火)

山口宗彦(気象研),

共同研究者: 幾田泰醇(気象研), 碓氷典久(気象研), 広瀬成章(気象研)

伊藤耕介(京大防災研), 佐藤正樹(東大AORI)

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。

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、毎年のように災害を引き起こす。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。

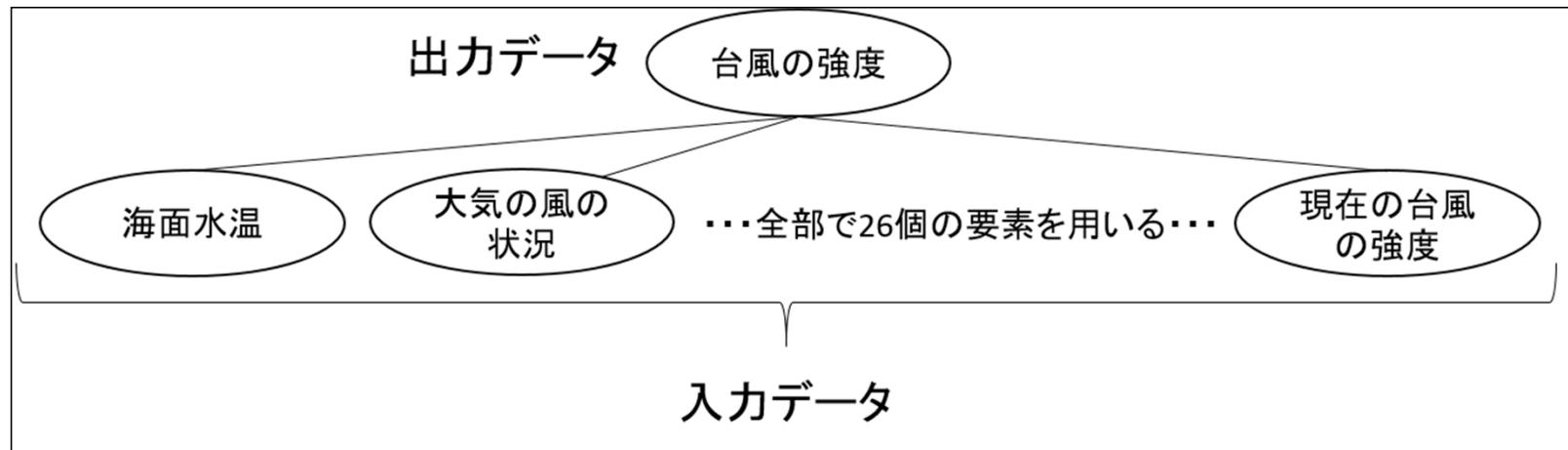
本発表では、台風予測の高精度化を目指して行われた研究の中で、特に精度の改善幅が大きかった2つの研究を紹介する。

- 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(TIFS)に、海洋モデルを組み合わせた研究
- 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

TIFSに海洋モデルを組み合わせた
海洋モデル結合版TIFSによる台風強度予測

機械学習による台風強度予測システム(TIFS)の導入

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。



機械学習: 過去の大量のデータを使用して、大気環境場などから台風の強度を求める計算式を作成

台風強度予測: 作成した計算式に現在の大気環境場(観測データや数値予報モデルによる予報値などから計算)などを入力することで、対象とする台風の強度を予測

海洋モデル版TIFSの開発

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、これらは予測結果に与える影響が相対的に大きい変数である。

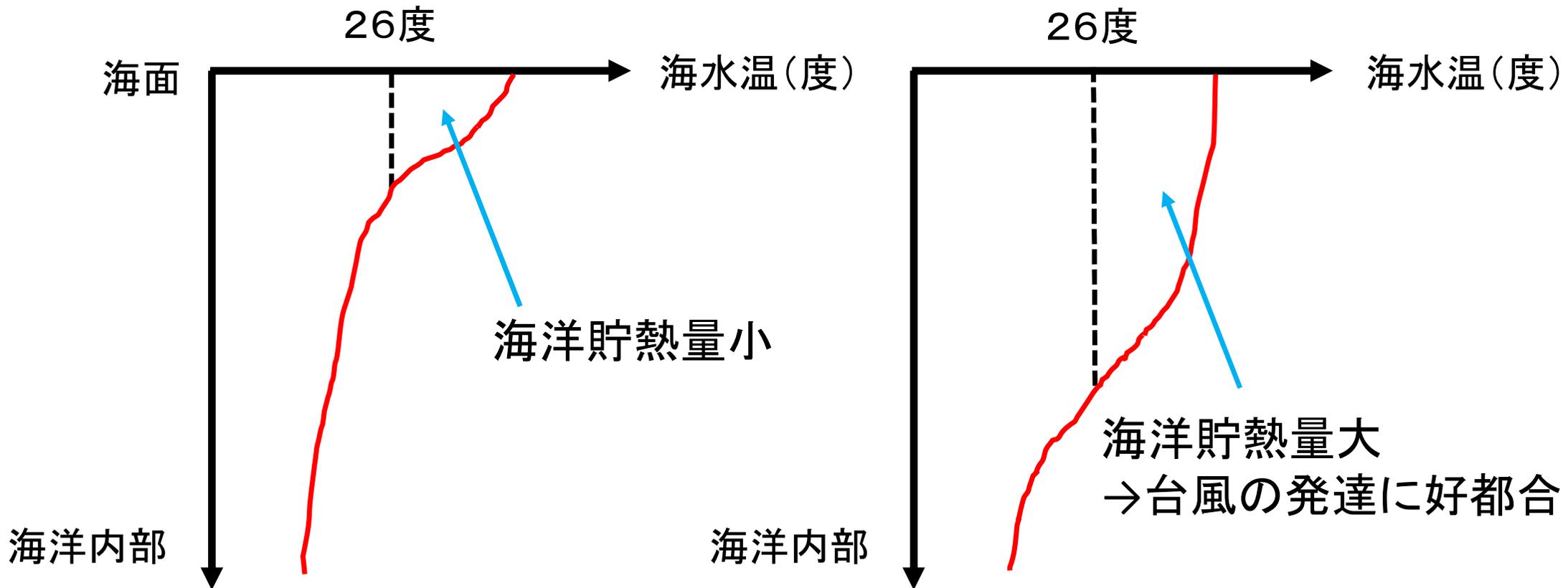
TIFSは、気象庁全球モデルによって予測された台風的位置における海面水温や海洋貯熱量を使用するが、その空間分布は時間とともに変化しない。

海洋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(**海洋モデル結合版TIFS**)、台風強度予測が改善するか調査した。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)。

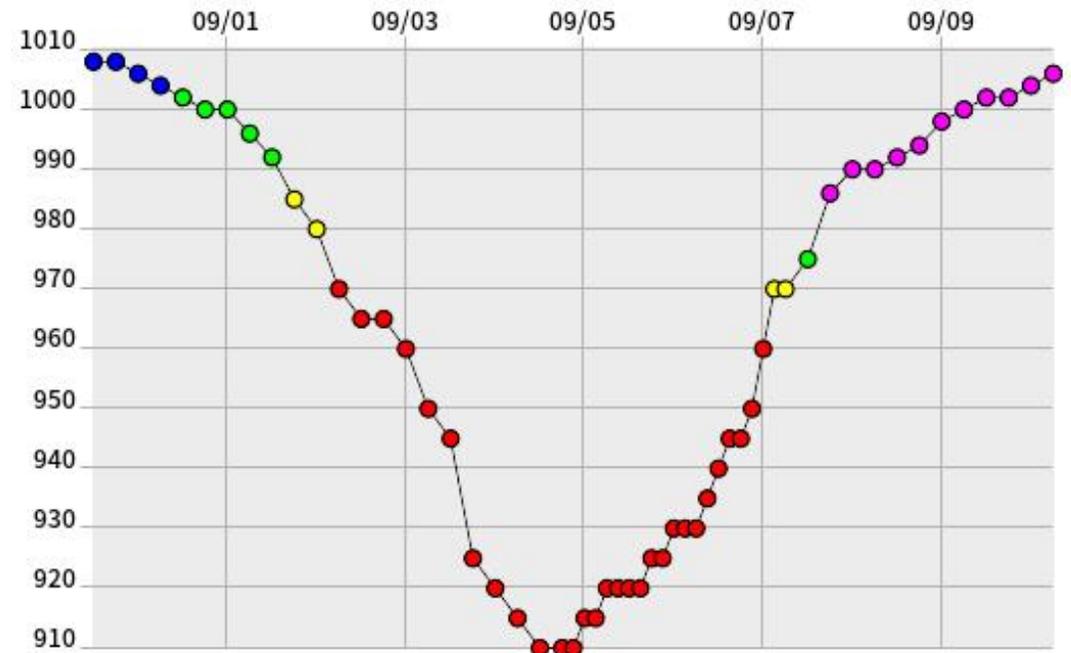
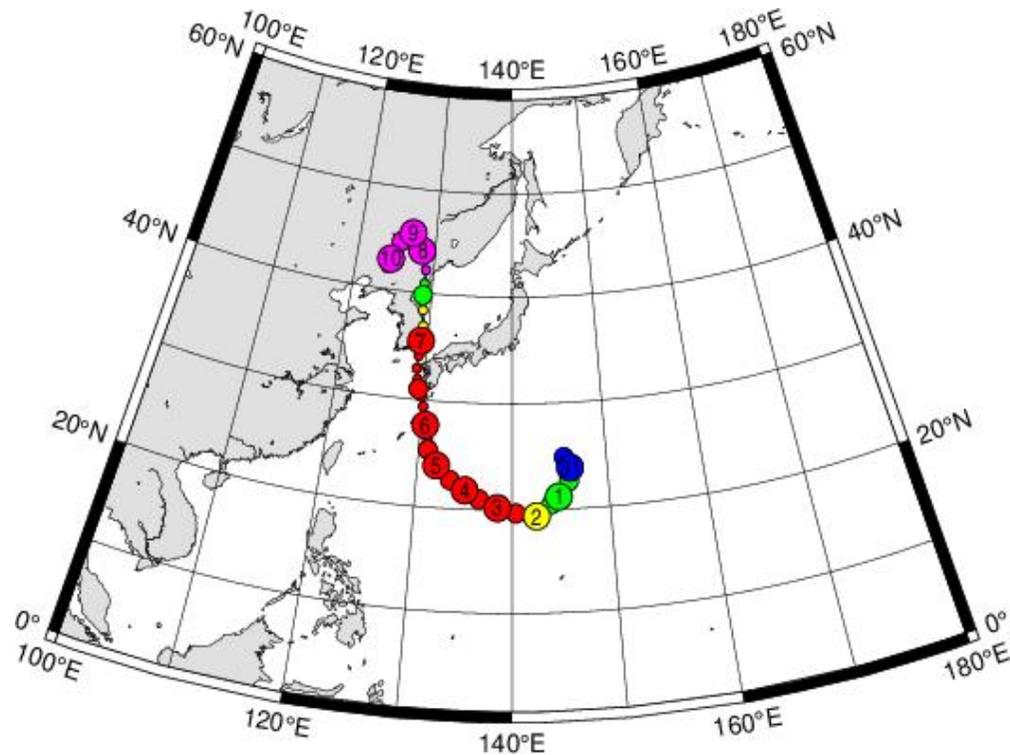
海洋貯熱量とは？

海洋貯熱量とは、海洋内部が蓄えた熱量です。台風の強度変化には、海面の温度も重要ですが、その下の海洋の内部がどの程度温まっているかも重要な要素です。



予測実験: 2020年台風第10号(ハイシェン)

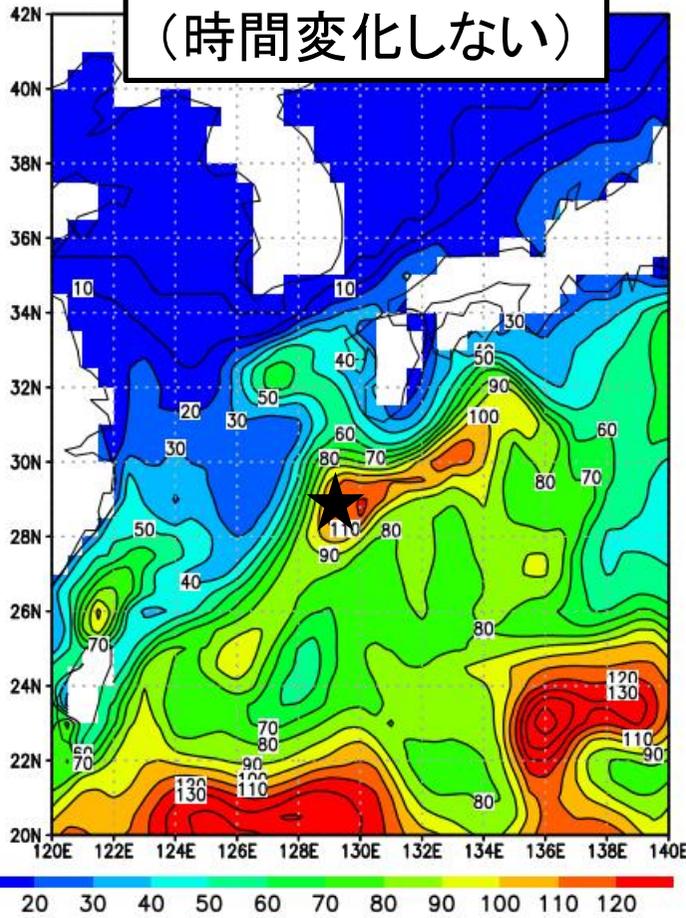
2020年の台風第10号は、九州に接近した際、予想よりも台風強度が弱かった(TIFSは実際よりも強く予想していた)。その原因の1つとして、TIFSで用いられている海面水温や海洋貯熱量が実際よりも大きな値であった可能性が指摘された(Ito 2022)。



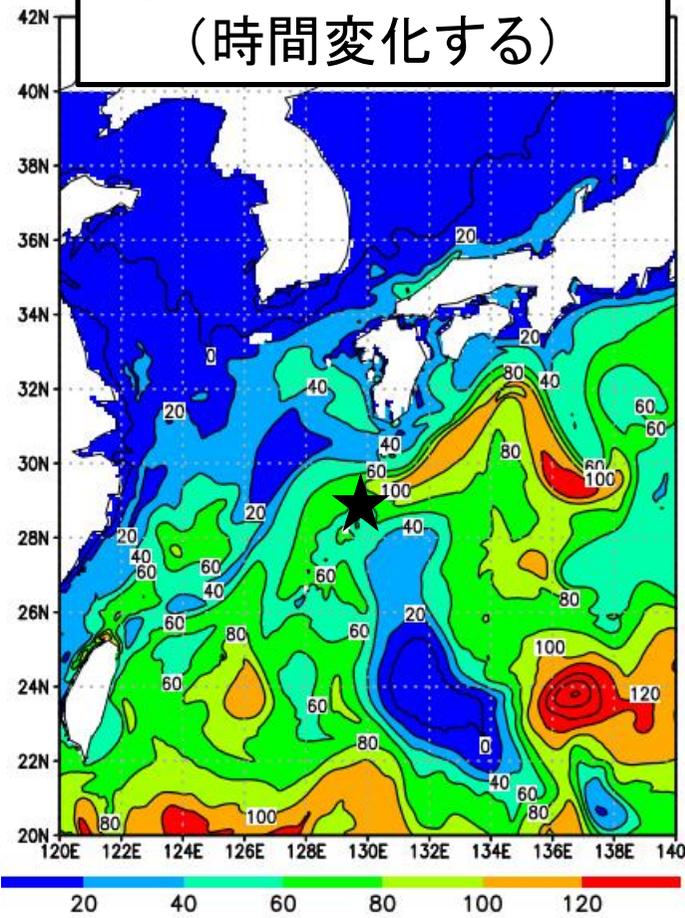
デジタル台風より

海洋貯熱量：従来版TIFS vs 海洋モデル結合版TIFS ～2020年台風第10号 9月4日 00UTC初期値を例に～

従来版TIFS
(時間変化しない)



海洋モデル結合版TIFS
(時間変化する)



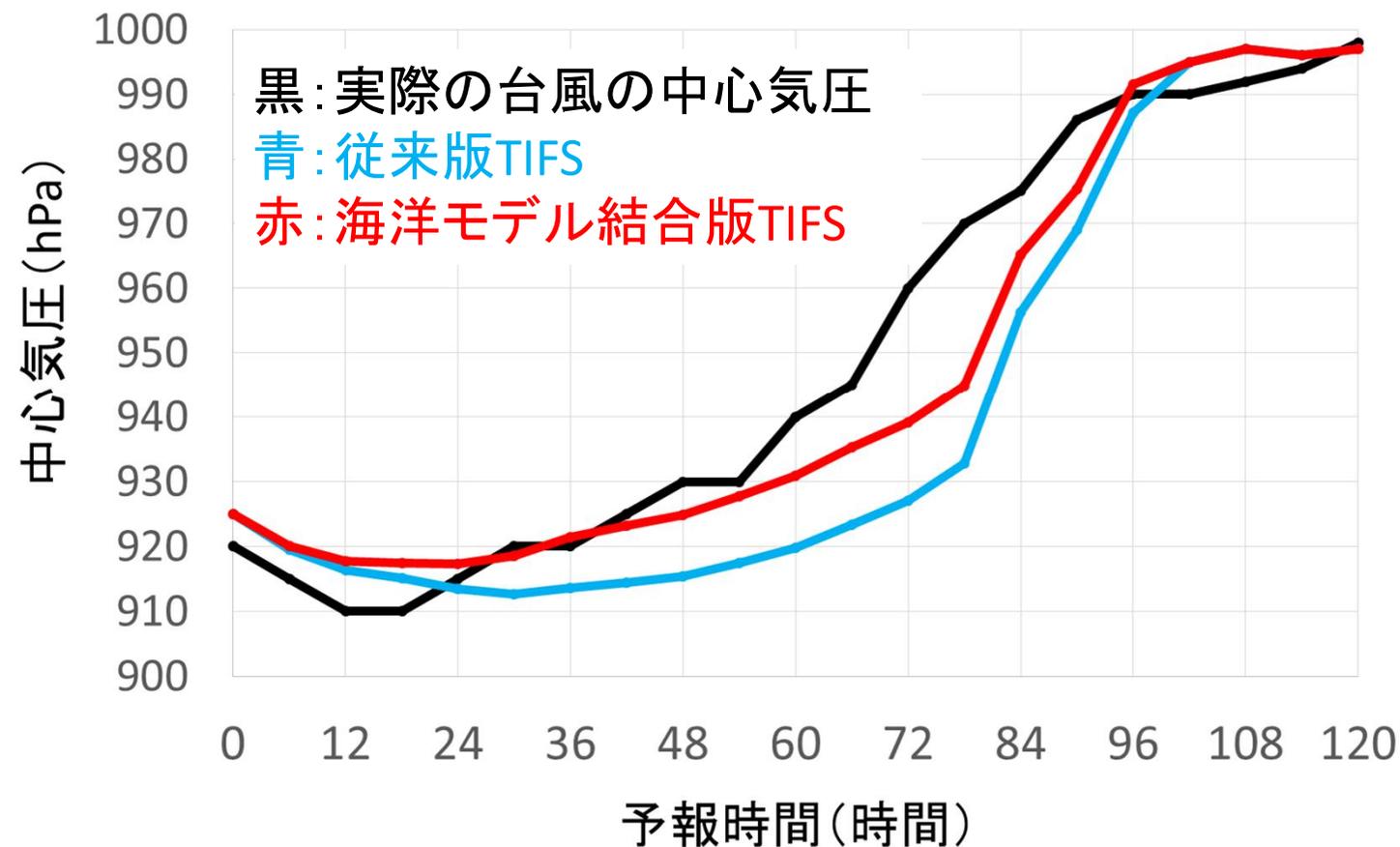
例：★の位置はT+60における台風予想位置。

従来版TIFSでは、黒潮上の高海洋貯熱量の値が使用される。一方、海洋モデル結合版TIFSではそれよりも40%程度低い値となっている。

単位: kJ/cm^2

結果: 2020年台風第10号 9月4日 00UTCを初期値とする予測結果

予測の初期時刻: 2020.09.04 00UTC



従来版TIFS

海洋の状態は、予測初期時刻のままで時間変化しない。

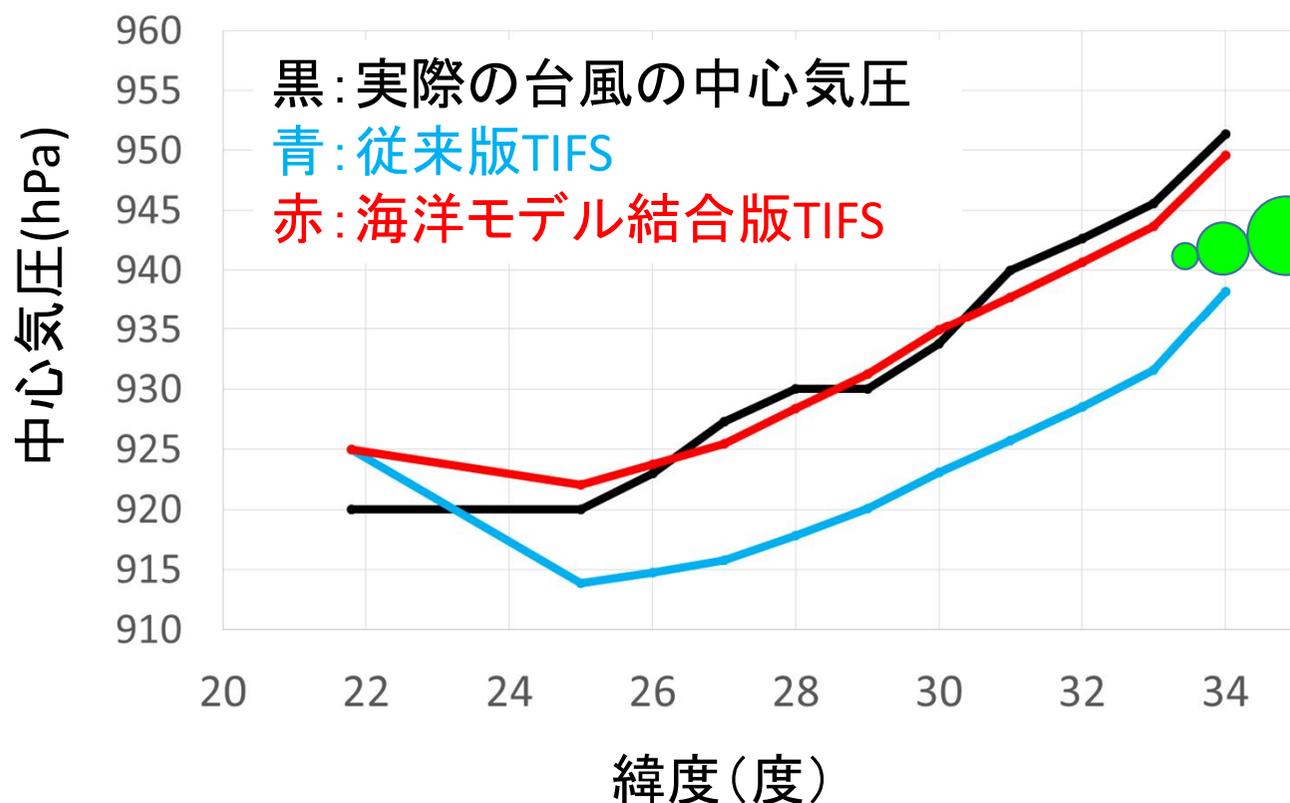
海洋モデル結合版TIFS

海洋の状態は時間変化する。海洋モデルで予報した予報値を使用する。

結果: 2020年台風第10号 9月4日 00UTCを初期値とする予測結果

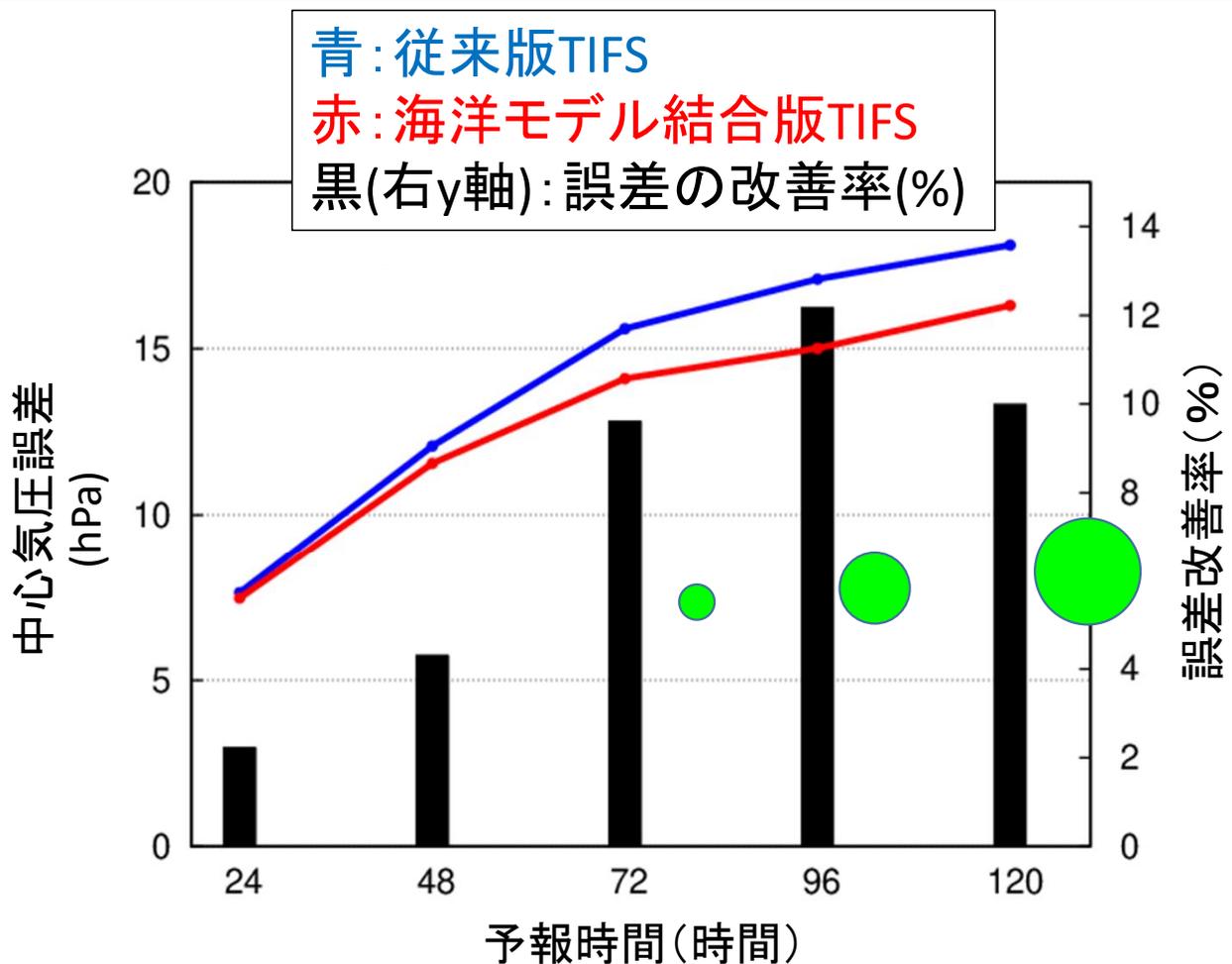
気象庁全球モデルの進路予報を見ると観測と比べて遅い傾向があるので、予報時間に対しての検証でなく、各緯度での強度を検証した。

予測の初期時刻: 2020.09.04 00UTC



従来版TIFSによる中心気圧の深まりが海洋モデル結合版TIFSでは抑えられている。

2020年の全台風を対象とした検証 ～中心気圧の平均絶対誤差～



検証対象を拡大しても、
海洋モデルと結合した
TIFSの有効性が確認で
きた。3～5日予測にて
おおむね10%程度の予
測誤差が減少した。

AI気象モデルによる台風進路予測

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, Science）。

従来の天気予報

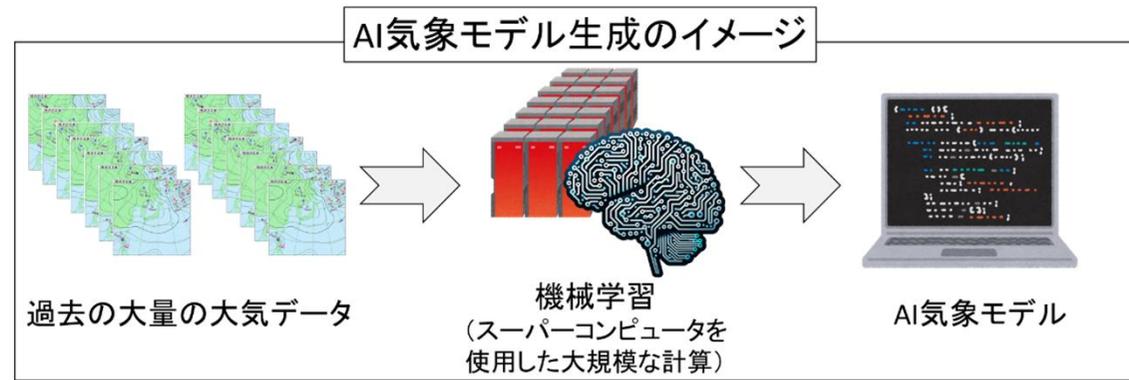
数値天気予報と呼ばれ、物理学などの法則に基づいて現在の大気の状態から将来の大気の状態を推定する。

この予測に使われるコンピュータプログラムを「**数値予報モデル**」と呼ぶ。

AIによる天気予報

過去の膨大な量の大気の状態を学習（機械学習）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。

この機械学習によって開発されたコンピュータプログラムを「**AI気象モデル**」と呼ぶ。



AI気象モデルによる台風進路予測実験

気象庁全球モデルの初期値

P面

geopotential (Z), temperature (T), specific humidity (Q), U, and V at 1000, 925, 850, 700, 600, 500, 400, 300, 250, 200, 150, 100, 50 hPa. 5 variables at 13 levels

Surface

mean sea level pressure (MSL), u and v at 10 m (U10 and V10), temperature at 2 m (T2)

解像度

721 (lat) x1440 (lon), with the resolution being 0.25 deg

AI気象モデル
Pangu-Weather
(Bi et al. 2023, Nature)

2021年から2023年の
全台風(64個)が検証対象。

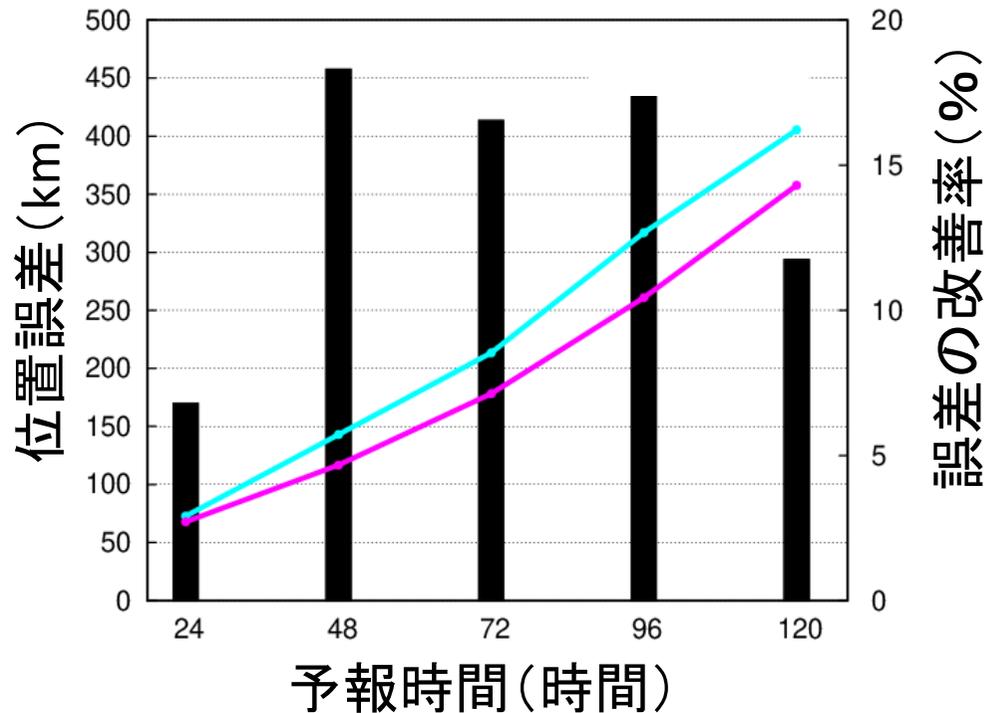
2021年22個, 2021年25個, 2023年17個

海面更正気圧の予報値
6時間間隔132予報時間
水平解像度0.25度

台風中心追跡プログラム
を使って進路予測データ
を作成。その後、検証。

結果：平均位置誤差

数値予報モデル 
AI気象モデル 



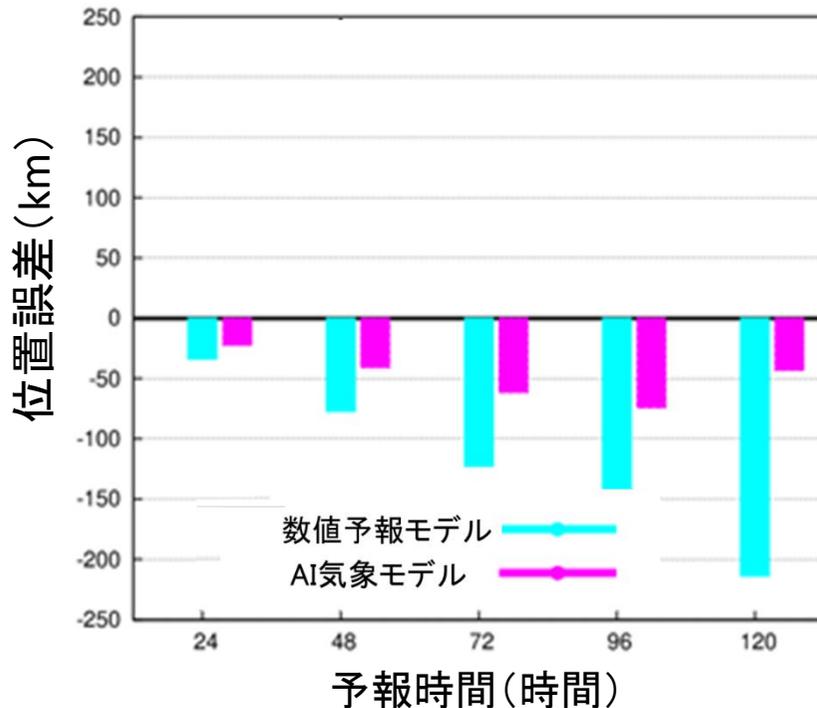
- 近年、特に短期予測(~2日)において台風進路予測の改善率は低下している(Conroy et al. 2023)。
- 予測期間全体にわたり、AI気象モデルによる予測の方が誤差が小さい。
- 例えば、2日先の予測誤差の改善幅(数値予報モデルに対するAI気象モデルの誤差の減少率)は19%に達した。

交通政策審議会気象分科会の提言である「台風の3日先の進路予測誤差を100km程度にする」という目標の実現に貢献する可能性がある。

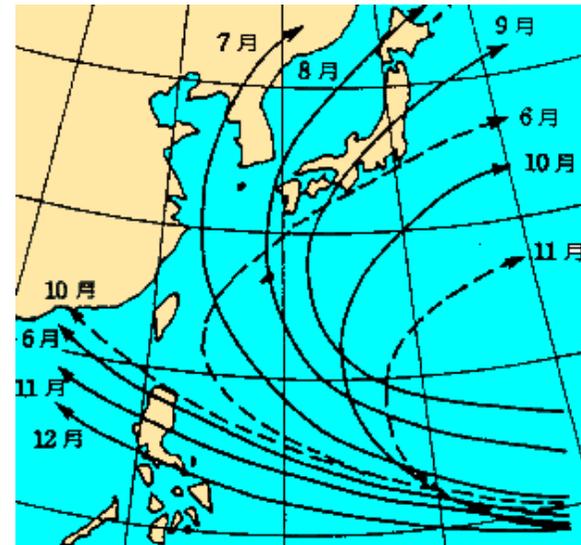
結果:位置誤差の特徴

予測誤差の特徴を解析した結果、数値予報モデルに見られる「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。

台風の移動速度が比較的速い(20km/h以上)ときの台風進行方向の位置誤差(km)



転向とは: 台風が中緯度まで北上し、偏西風の影響下に入り移動速度が速くなり、台風の進行方向が西向きから北又は東向きに変わること。

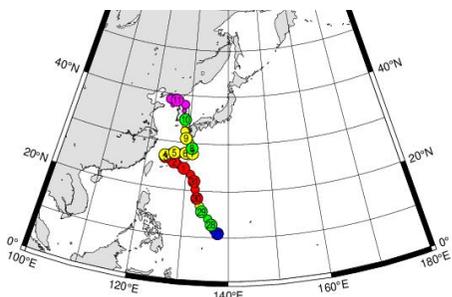


予測モデルの検証結果であって、気象庁の発表予報の検証結果ではないことに注意。

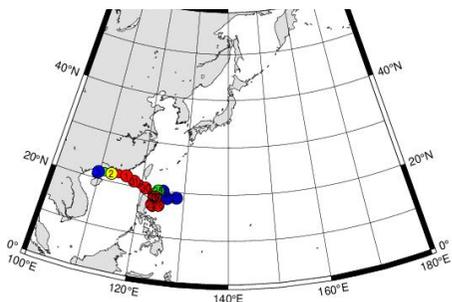
結果：特異な経路の台風に対する予測

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。

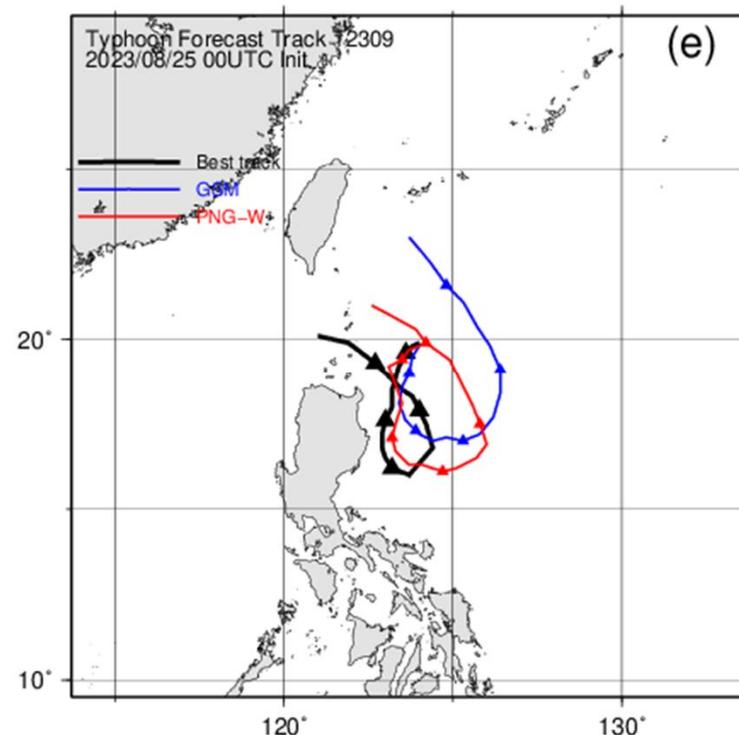
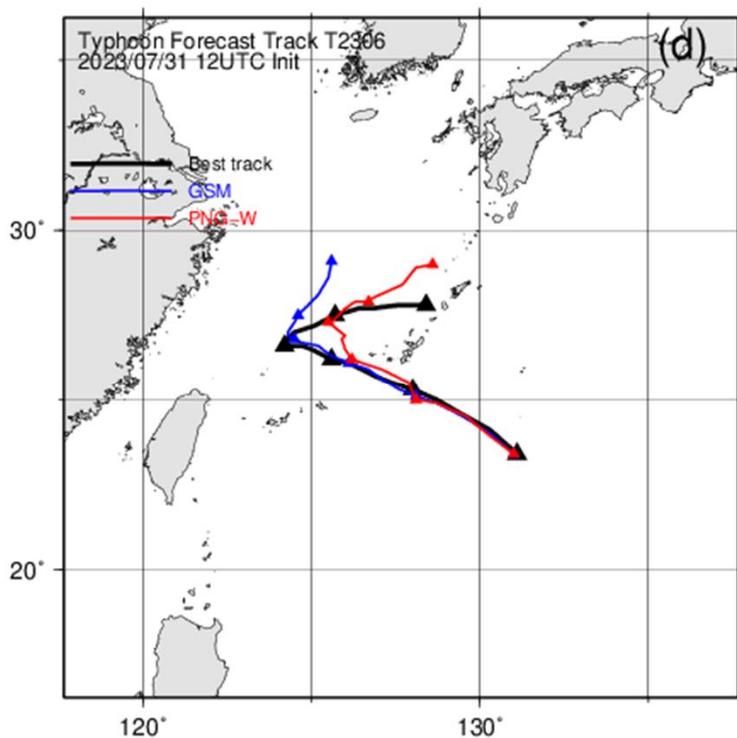
2023年台風第6号



2023年台風第9号



デジタル台風より



黒: 観測, 青: 数値予報モデル, 赤: AI気象モデル

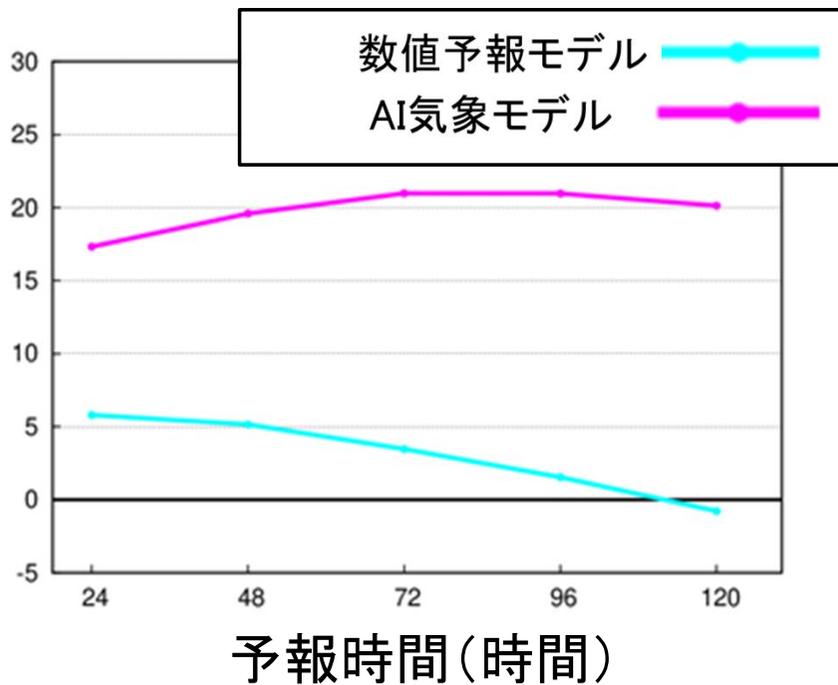
結果の解釈

- 数値予報モデルには、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、数値予報モデル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。

AI気象モデルによる強度予測や進路の大外し事例

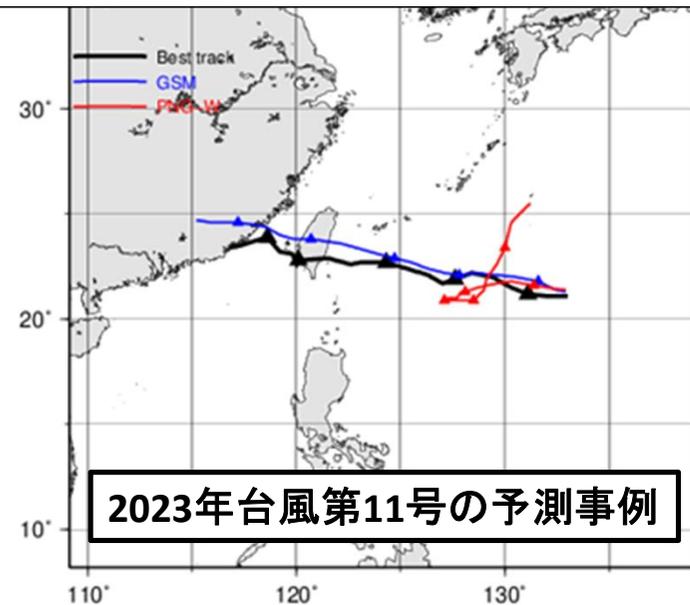
台風の強度に関しては、予測精度が低く、観測値よりも強度が弱く予測されることが多い。

中心気圧の平均誤差
(バイアス, hPa)



AI気象モデルによる台風進路予測は平均的には良好な精度を示すが、進路予測誤差が極端に大きくなる事例が存在する。

黒: 観測, 青: 数値予報モデル, 赤: AI気象モデル



今後の課題

今後さらに多くの事例でAI気象モデルによる台風予測の特性を解析する。

AI気象モデル作成のための過去の長期にわたる大気データの作成には数値予報モデルが不可欠であり、数値予報モデルの継続的な開発も重要である。

また、既存のAI気象モデルは、進路の予測精度は良いものの、強度(中心気圧や最大風速)や降水、暴風・強風域の予測に関しては課題がある。

AI気象モデル、数値予報モデルそれぞれの利点を活かしつつ、総合的に台風の予測精度を向上できるような予測システム・プロダクトの開発を行っていきたい。

まとめ

応用気象研究部では、その研究課題のひとつとして、気象庁が発表する予報の高度化・高精度化に関する研究・開発を行っています。

AI気象モデルによる台風進路予測、海洋モデルと結合したTIFSに関してさらに検証の事例数を増やしてその利用可能性を調査していく予定です。

気象庁本庁の関係各所と連携を密に、また国内・海外の大学や研究機関とも協力関係を構築して、研究開発を進めていく予定です。

ご清聴ありがとうございました