

# 気象・気候分野における AI for Science: AIは気象・気候研究に 役に立つか？

気象気候モデル

中野満寿男 (海洋研究開発機構 JAMSTEC)

[masuo@jamstec.go.jp](mailto:masuo@jamstec.go.jp)

2024年10月24日

サイエンティフィックシステム研究会

科学技術計算分科会 2024年度会合

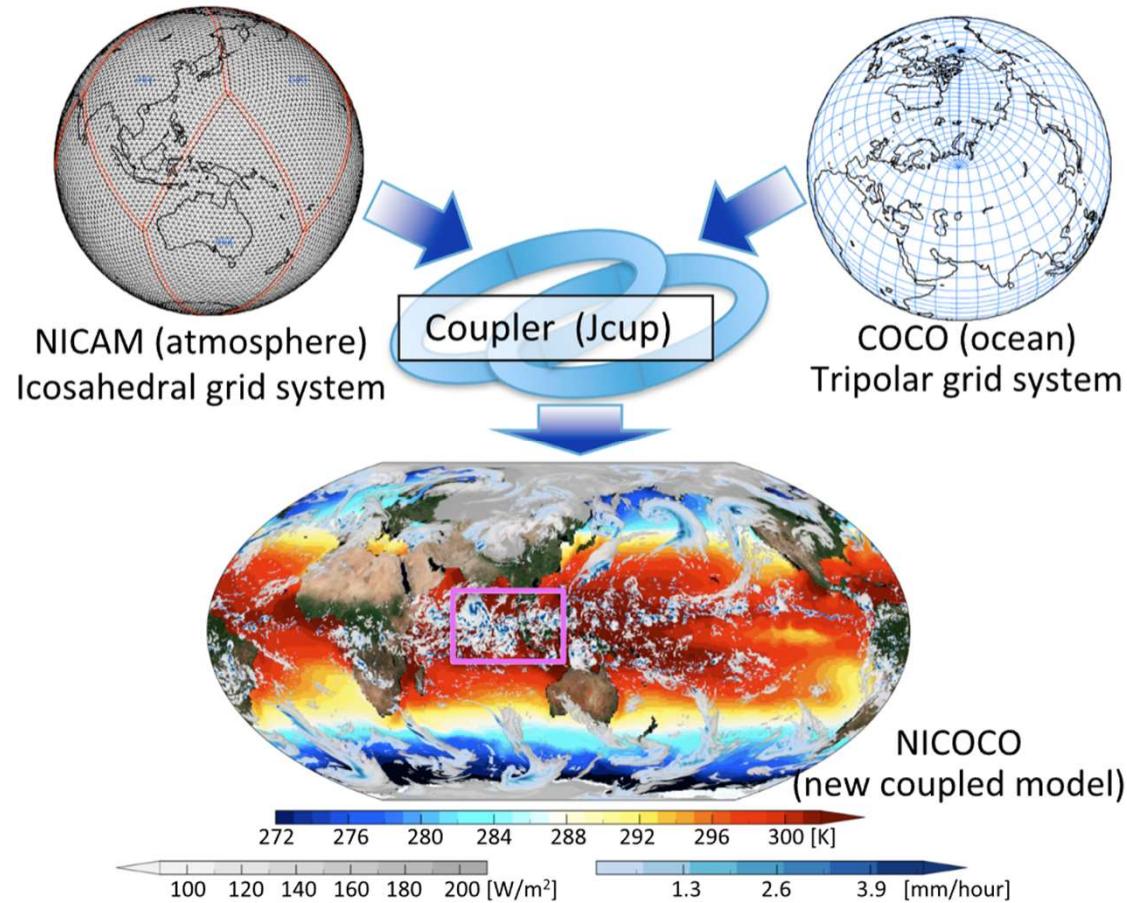
AI で導く次世代のサイエンス ~AI+Science=?~

# 自己紹介

- 中野 満寿男 (なかの ますお)
- 国立研究開発法人 海洋研究開発機構 (JAMSTEC) 地球環境部  
門 環境変動予測研究センター 副主任研究員
- 横浜国立大学 台風科学技術研究センター IMS客員准教授
- 鹿児島市出身
- 専門は気象学
  - 特に高解像度全球大気海洋結合モデルを用いた台風、予測可能性研究
- 気象予報士

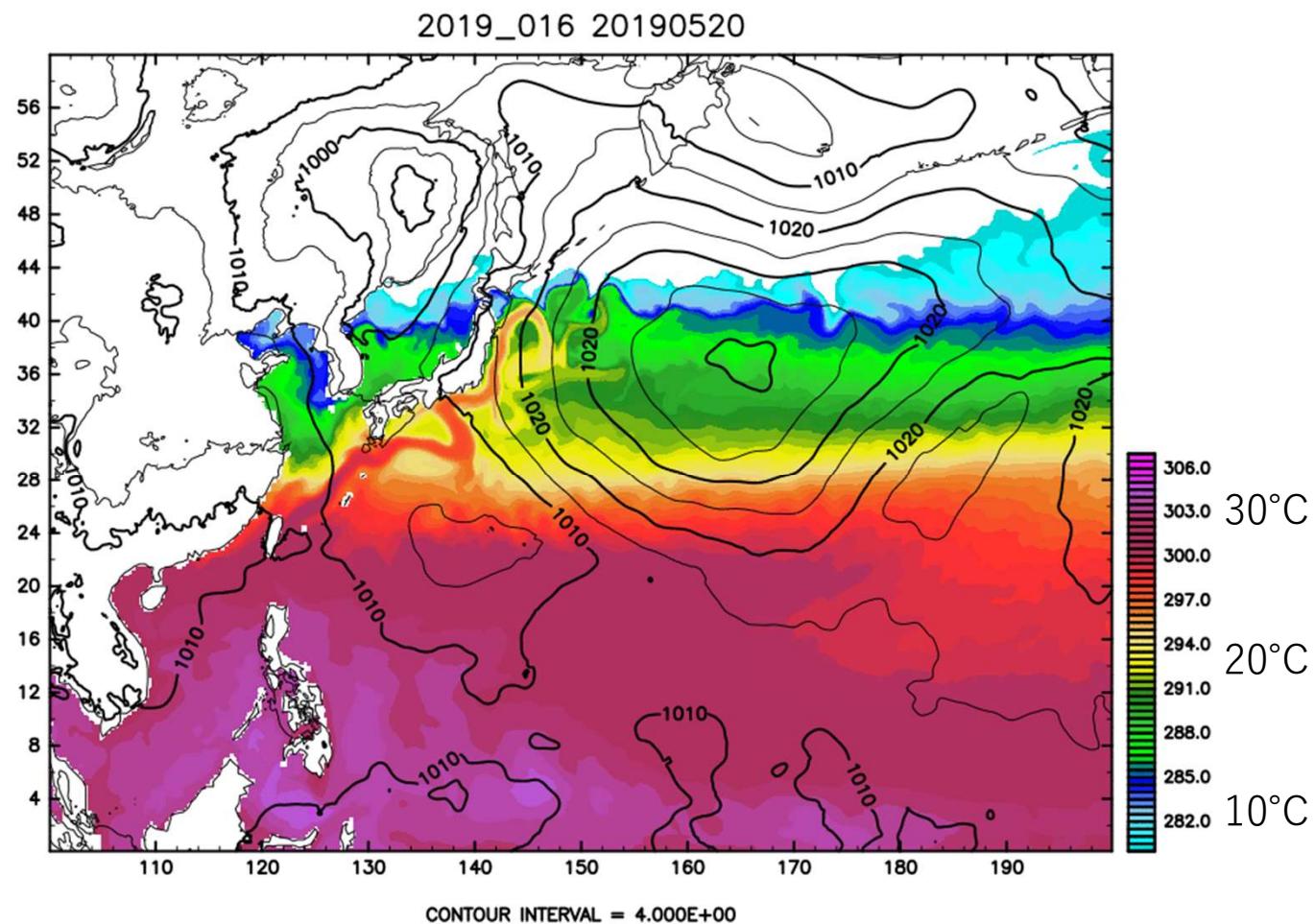


# NICOCO



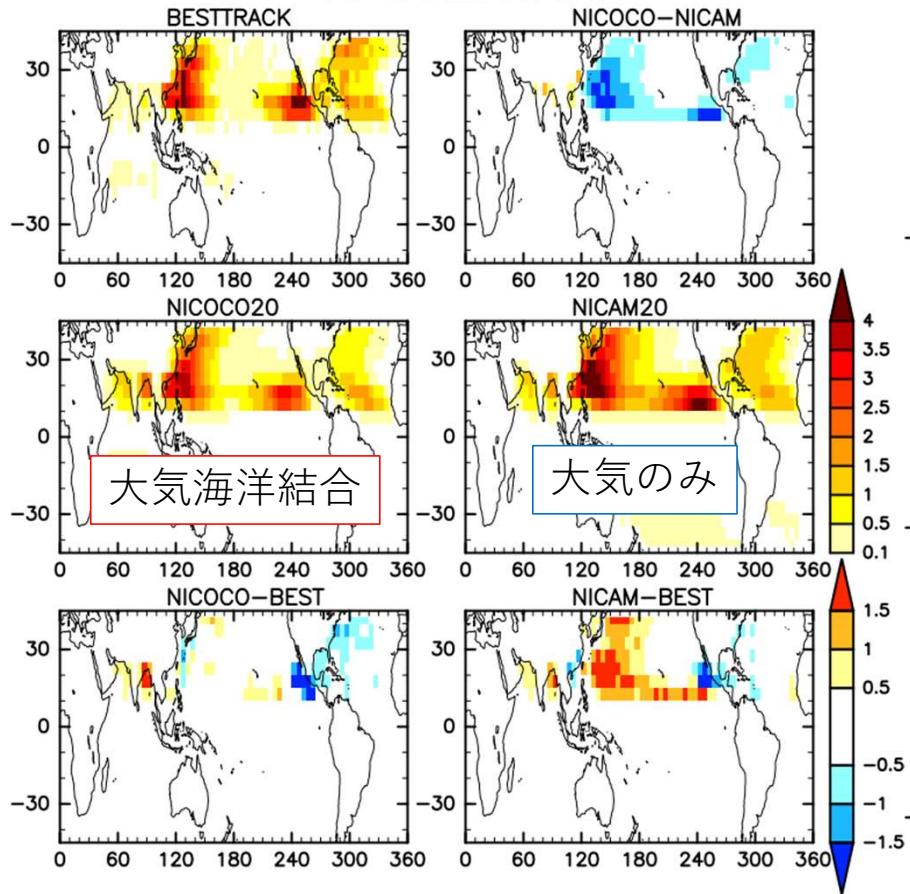
Miyakawa et al. 2017

# 海面気圧（等値線）と海水温（色）

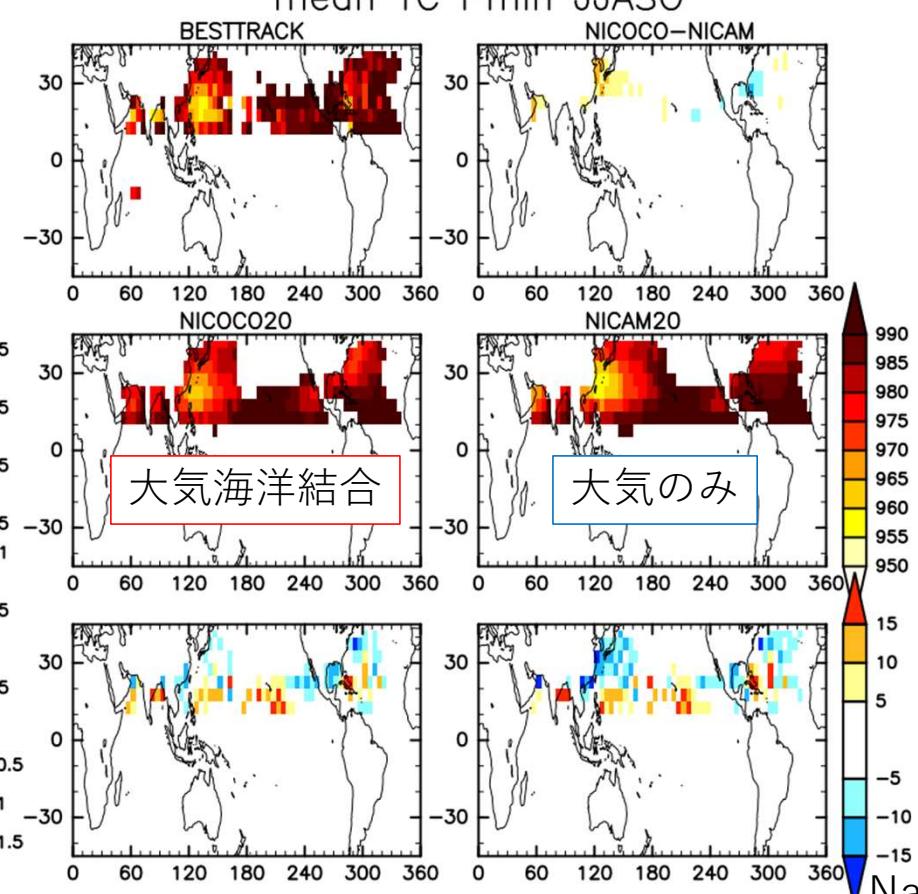


# 結合すると台風気候場の表現が良くなる

6-10月台風存在密度  
TC track JJASO

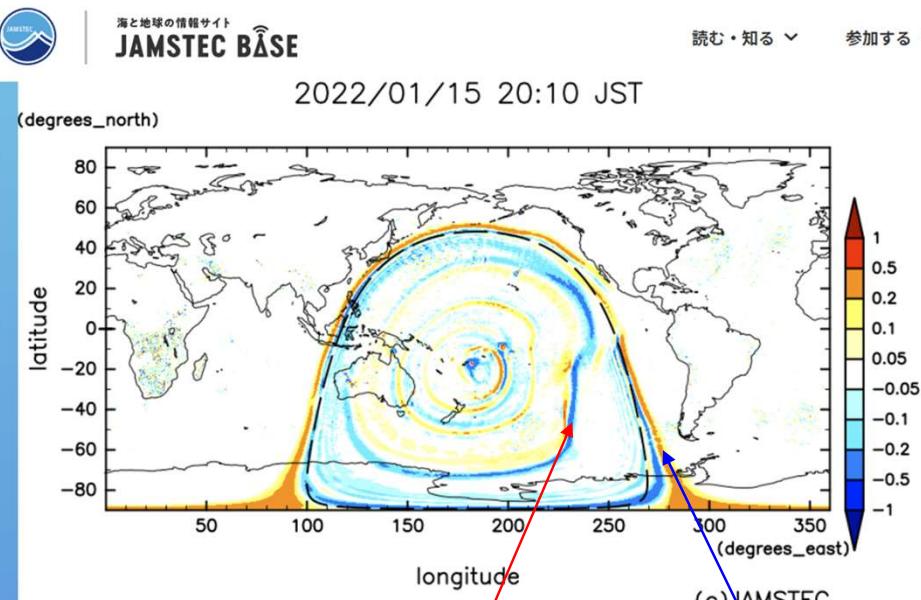


6-10月平均台風中心気圧  
mean TC Pmin JJASO



Nakano et al. in prep

# Rapid response to Tonga Eruption



<https://www.jamstec.go.jp/j/pr/topics/column-20220128-2/>

- NICAM successfully simulated **Lamb wave**.
  - Lamb wave (310m/s; H~9.8km) is too fast to be resonant with the ocean shallow waves(H~6km)
  - **Slower gravity wave** (240m/s; H~5.9km) would amplify “free” tsunami via Proudman resonance.

もっと知る ▼ JAMSTEC BASEって？

「がっつり深める

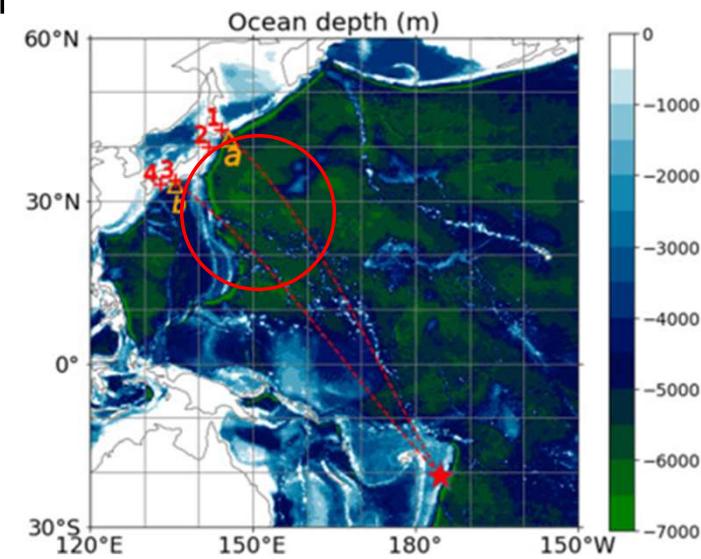
## 研究者コラム

# 【トンガ海底火山噴火】 大規模噴火に伴い発生 た大気・海洋の変動に いて

記事 2022/01/28

トンガ海底火山噴火 海底地形

地球環境部門 環境変動予測研究センター  
中野満寿男 研究員  
鈴木立郎 研究員

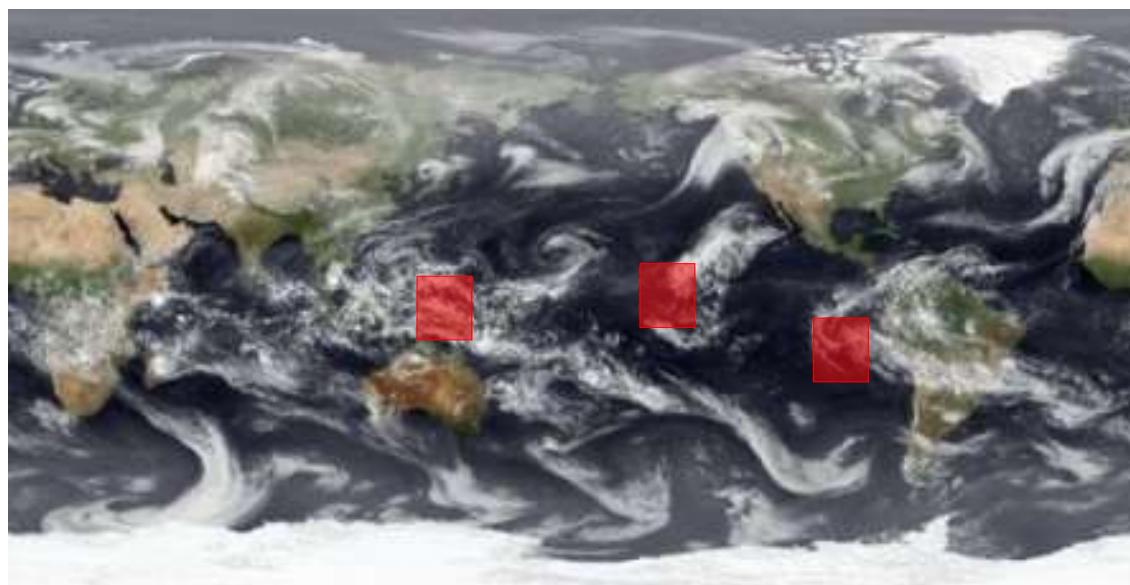


# 私と機械学習

- 2018年
  - 台風の（になる）雲かどうかを見分けるCNN (Matsuoka, Nakano et al. 2018)
- 2023年
  - 台風データセットの公開
- 2024年
  - 計算科学ロードマップ2023 AI for Science 気象気候とりまとめ
  - 地球惑星科学分野データにおけるAIコンペ「GeoSciAI2024」
    - 主催：日本地球惑星科学連合 共催：人工知能学会
    - <https://sites.google.com/jpgu.org/geosciai2024/>



# 画像生成器としてのシミュレーション

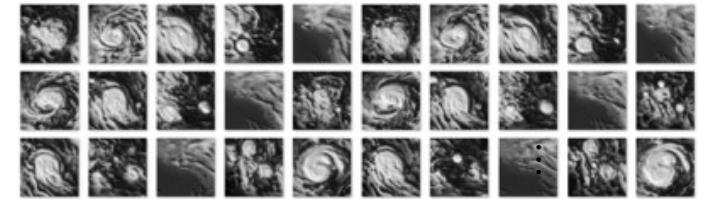


Model: NICAM (AMIP-type)  
Horizontal resolution: 14km  
Period: 1979-2008

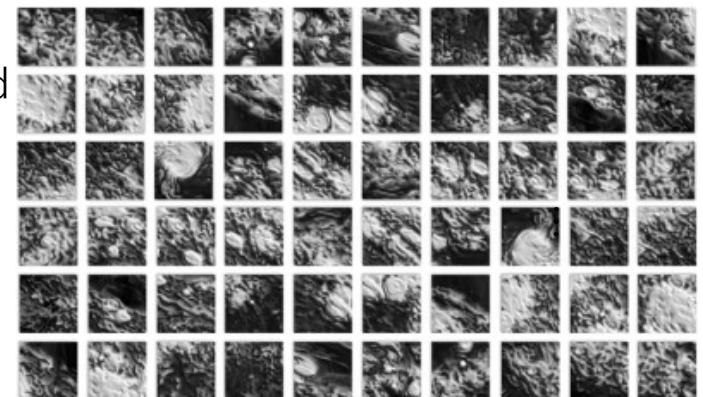
JAMSTEC松岡博士提供

Physics-based  
TC tracking

(a) 台風もしくはタマゴ ( $\times 50,000$ )



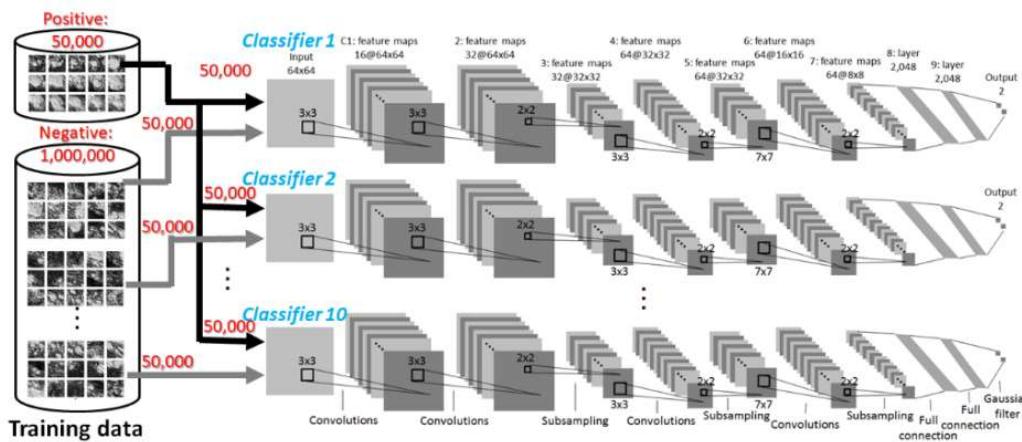
(b) それ以外 ( $\times 1,000,000$ )



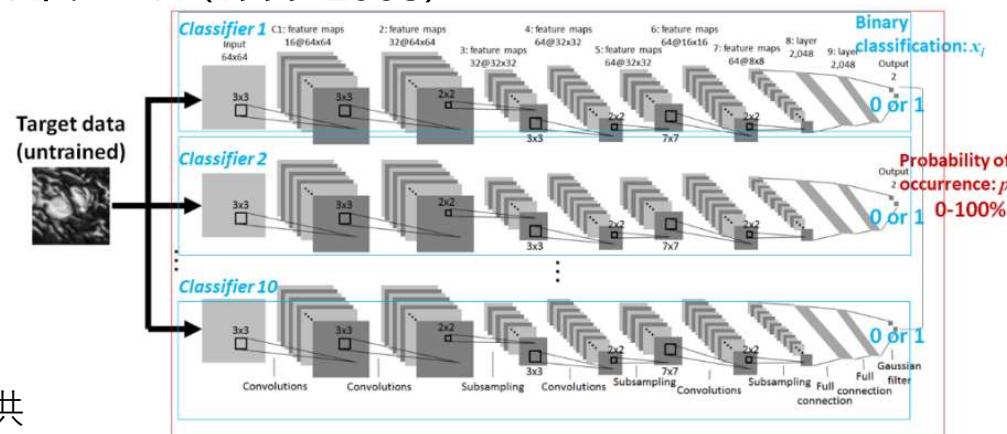
Matsuoka, Nakano *et al.*, 2018 PEPS  
*The Most Downloaded Paper Award 2020*

# 台風/卵 or それ以外を見分けるAI

## 1. 学習フェーズ (1979-1998)

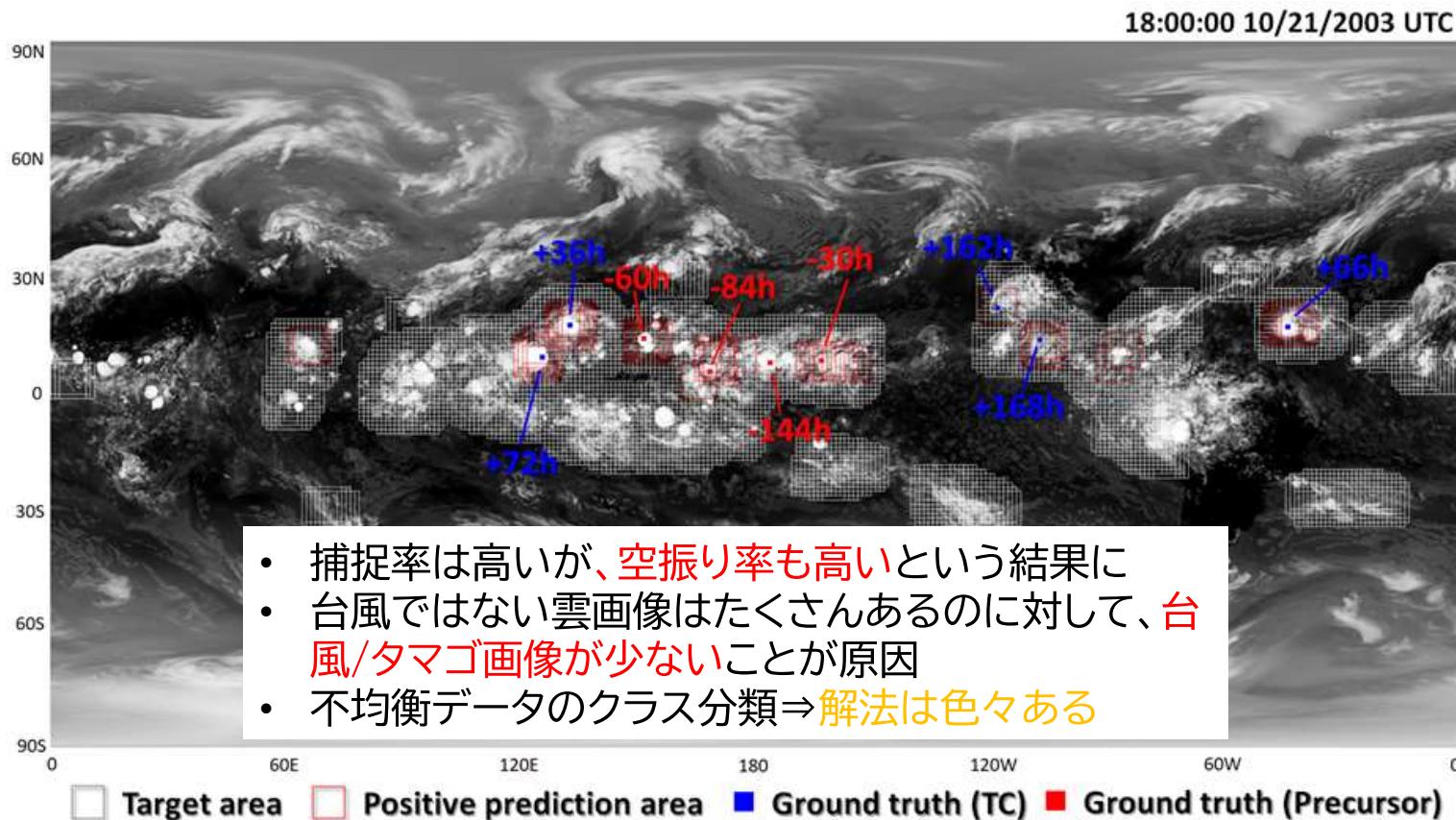


## 2. テストフェーズ (1999-2008)



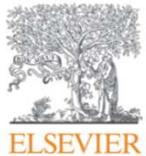
Matsuoka, Nakano *et al.*, 2018 PEPS  
The Most Downloaded Paper Award 2020

# 検出結果の例



Matsuoka, Nakano *et al.*, 2018 PEPS  
*The Most Downloaded Paper Award 2020*

# データ公開



Data in Brief

Volume 48, June 2023, 109135



Data Article

## Tropical cyclone dataset for a high-resolution global nonhydrostatic atmospheric simulation

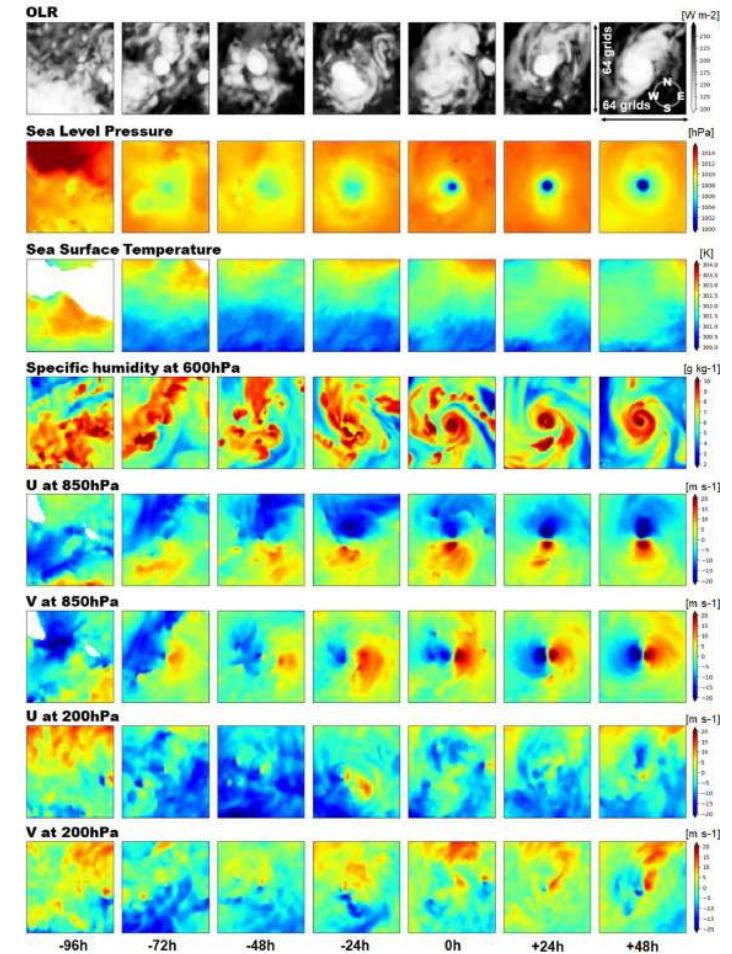
Daisuke Matsuoka<sup>a c</sup> , Chihiro Kodama<sup>b c</sup>, Yohei Yamada<sup>b</sup>, Masuo Nakano<sup>b c</sup>

Show more

+ Add to Mendeley Share Cite

<https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109135> ↗

台風周辺の大気場: npz  
+  
台風位置・強度などのテキストデータ



# GeoSciAI2024

GeoSciAI2024

GeoSciAI2024

GeoSciAI2024

GeoSciAI2024

## 気象分野の課題

### 「台風の24時間後の最大風速を予測しよう」

1.はじめに

2.評価について

3.データについて

4.チュートリアルを兼ねた例

#### 1.はじめに

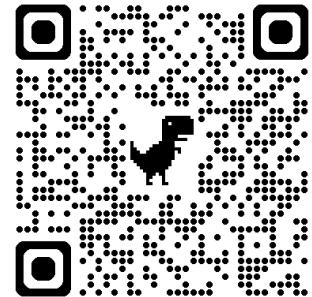
熱帯低気圧（台風やハリケーンなど発生海域により呼称が異なります。本コンペでは熱帯低気圧全般のことを台風と呼ぶことにします。）の強度を高精度に予測することは防災の観点から非常に重要です。気象予測に用いられる数値モデルの発展などにより、台風の進路の予測精度はこの数10年で劇的に高くなつた一方で、強度の予測精度はそれほど向上していないのが現状です（たとえば気象庁の台風予報の精度検証結果参照）。

本コンペでは水平格子間隔14kmの全球大気数値シミュレーションで計算された台風を擬似的な「観測」データとして、現在と過去の「観測」データから24時間後の台風の最大風速を機械学習で予測することを競います。

急な発達や減衰をいかに精度良く予測するかは、現在、台風研究でホットなトピックです。皆さんのチャレンジお待ちしております！

# 計算科学RM2023

<https://cs-forum.github.io/roadmap-2023/>



気象気候は全14ページ (520-533ページ)

現状の問題点は指摘しているものの、将来展望についてはあまり書かれていない。

520

第4章 各課題の詳細: AI for Science - 科学研究における人工知能の活用

## 4.10 気象・気候

### 4.10.1 サロゲートモデリング

#### 4.10.1.1 雲微物理過程への AI の適用

雲微物理過程は水蒸気の凝結・蒸発、雲粒の衝突や雨滴の氷結融解など雲の消長や降水に関わる多様な現象が相互作用する極めて複雑な過程である。この過程は強雨や豪雪など短期間の降水現象に直接的に関わるのみならず、雲による放射光の散乱吸収などを通して気候のような長期広域の現象にも強く影響を及ぼす。従って雲微物理過程の高精度なシミュレーションは当分野の重要な研究テーマの一つであり続けてきた。雲微物理過程の代表的な水平スケールは 10 km 未満であり、十分な精度で重な雨相をスケーリング

# 話の流れ

- 自己紹介、私と機械学習
- なぜ気象・気候シミュレーションをするのか
- HPCと物理気象モデルの現状
- ここ3年ほどで急速に進展したAI気象モデル
  - 問題点、活用事例
- まとめ、我々の向かう道は？

# なぜ気象・気候シミュレーションをするのか？

- 社会的な要求

- あした傘が必要かどうか。
- 来週のお祭りのときに台風が来るかどうか？
- 今年はコメがたくさんできるのかどうか？
- 気候変動によってどのようなリスクがあるか？

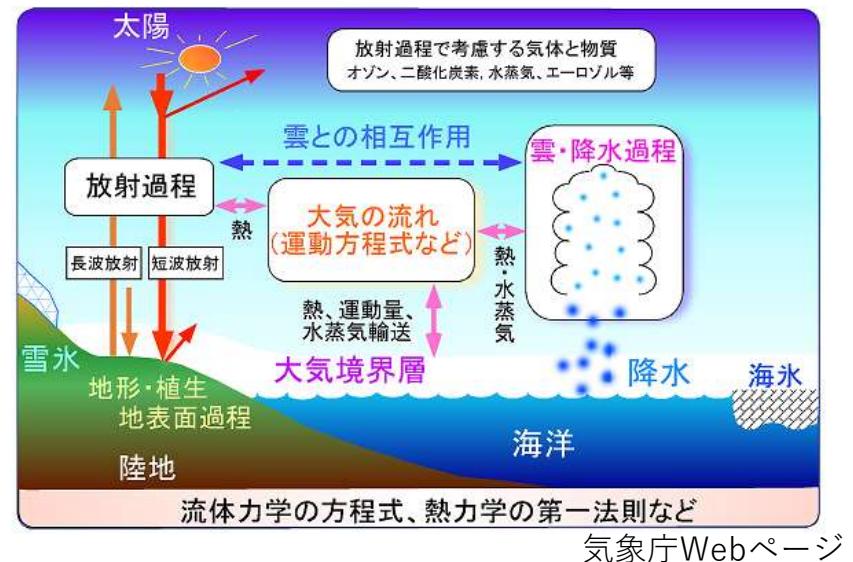
- 科学的な要求

- あのときの豪雨はどういうメカニズムで発生していたのか？
- 今年の猛暑の原因は？
- もし、○○だったら(ex.地球温暖化してなかつたら)今年の猛暑はおこらなかつたのか？

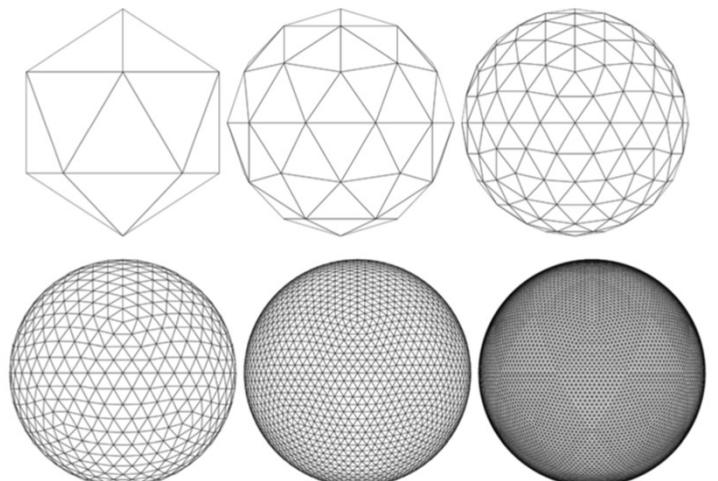
# 物理気象（気候）モデル

- 力学過程
  - Navier-Stokes 方程式を解く
- 物理過程
  - 雲
  - 放射
  - 乱流
  - などなど

特に雲対流を解像するには  
1kmメッシュが必要

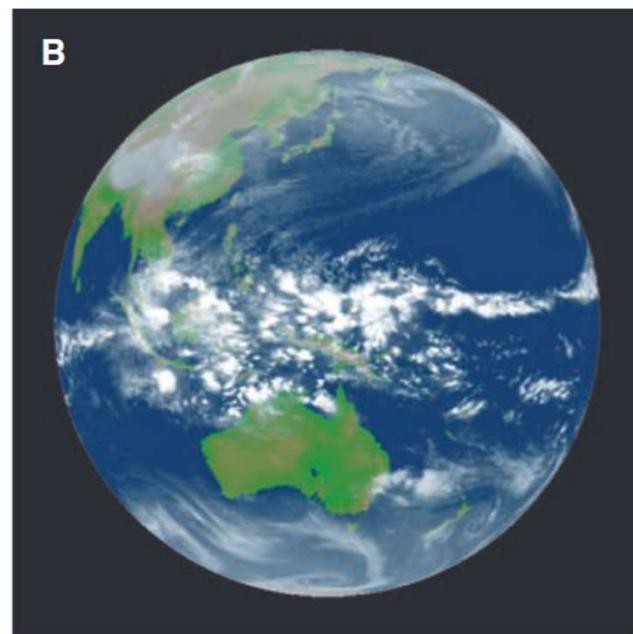
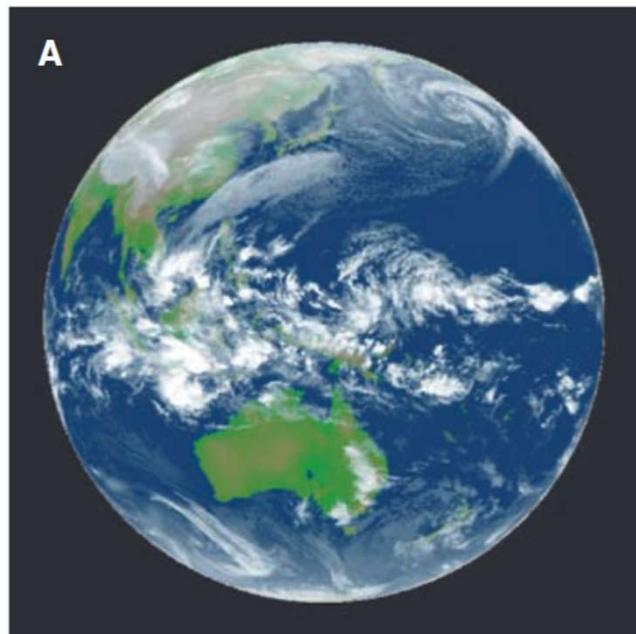


気象庁Webページ



Satoh et al. 2014

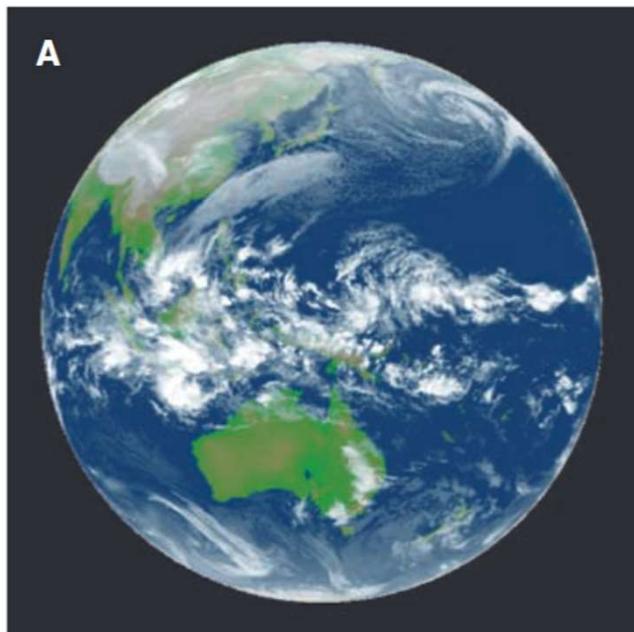
どちらが観測？



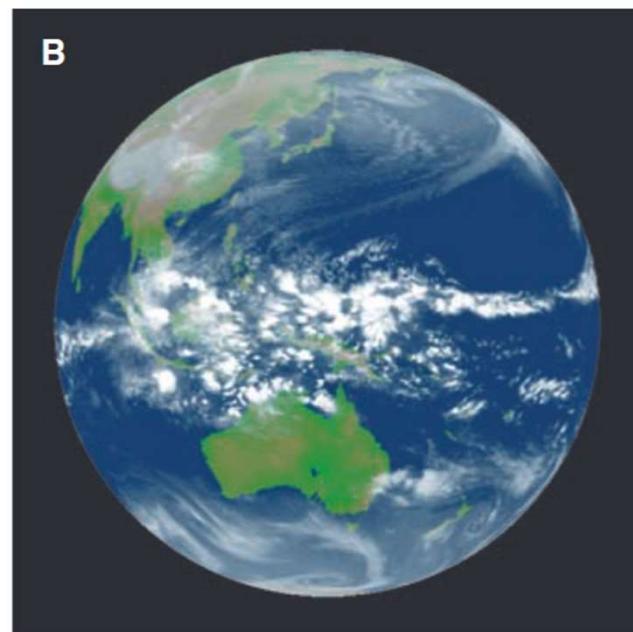
Miura et al. (2007 Nature)

# どちらが観測？

衛星観測



NICAM 3.5km

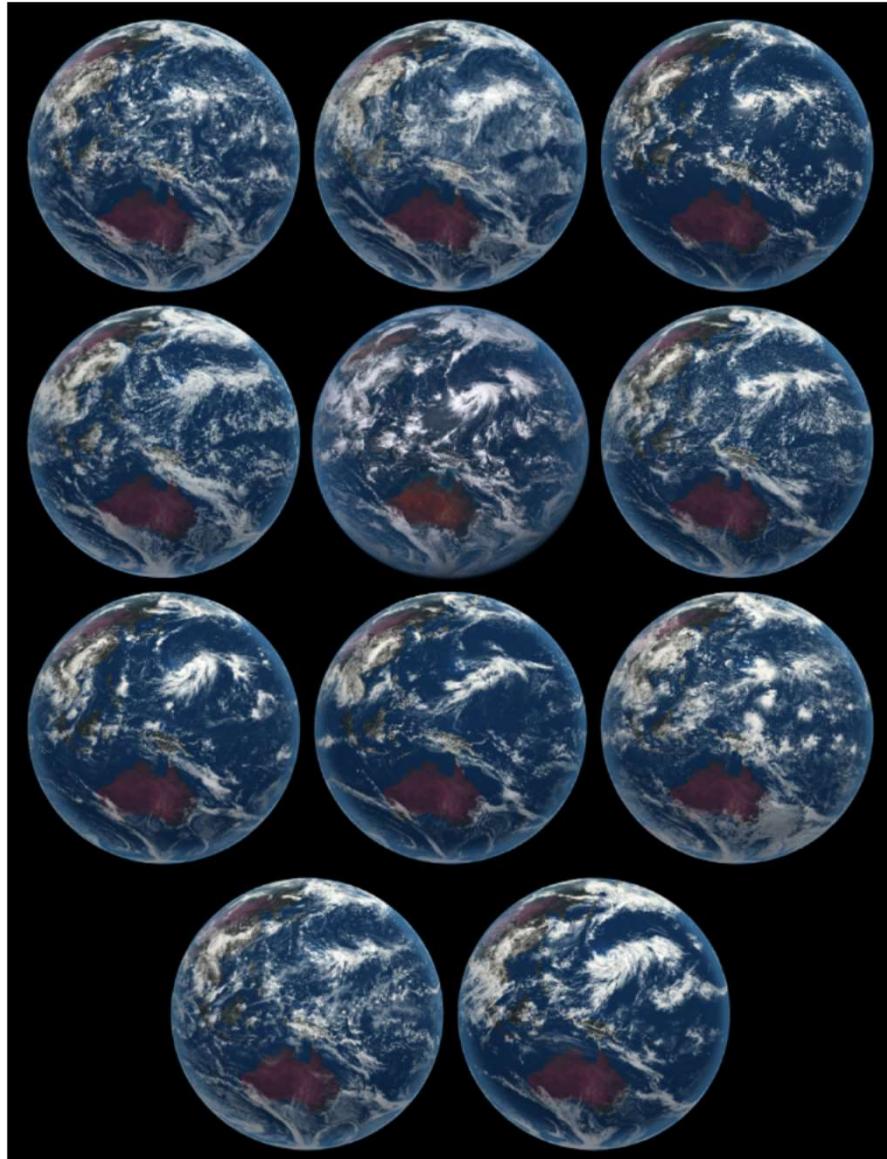


Miura et al. (2007 Nature)

12年後



kmスケール全球モデルは特別なものではなくなりつつある。

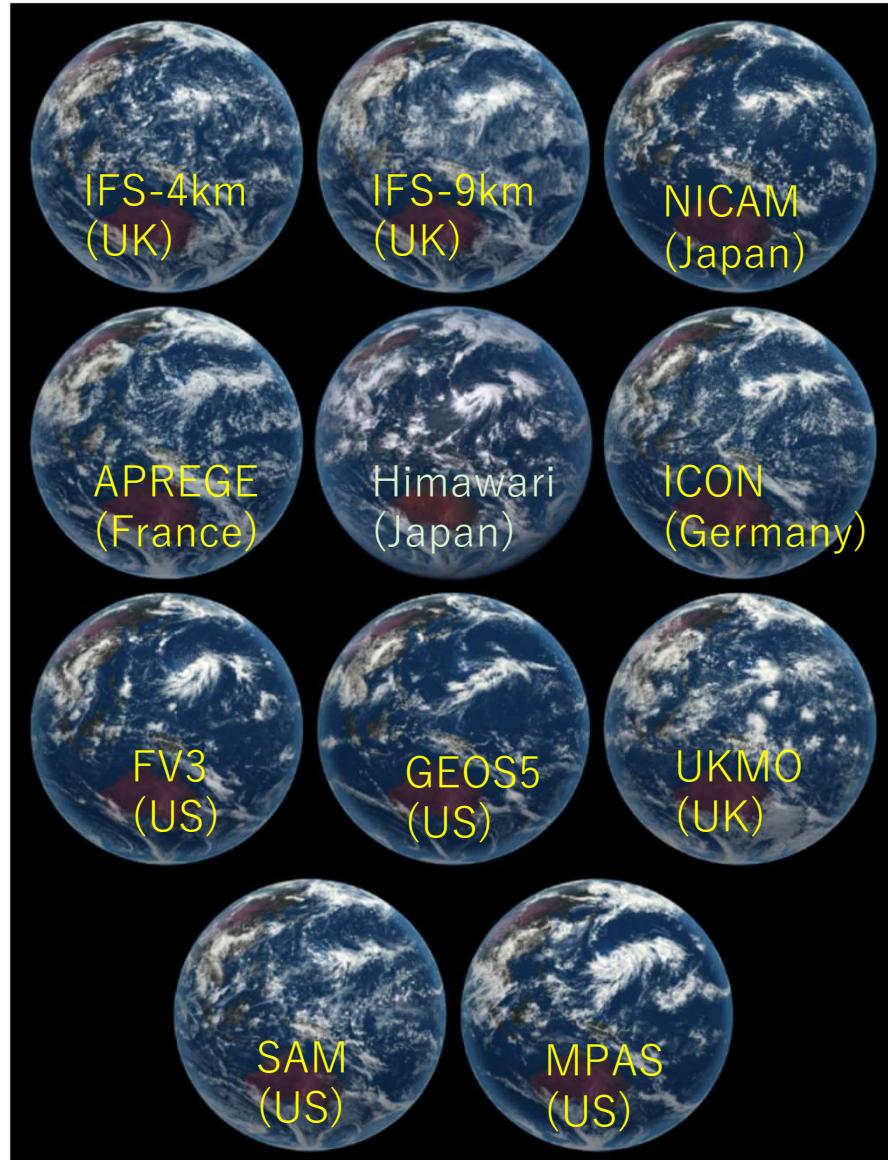


Stevens et al. (2019 PEPS)

12年後



kmスケール全球モデルは特別なものではなくなりつつある。



Stevens et al. (2019 PEPS)

# 富岳での大道芸 1：全球3.5km1000メンバーデータ同化

2020年11月20日

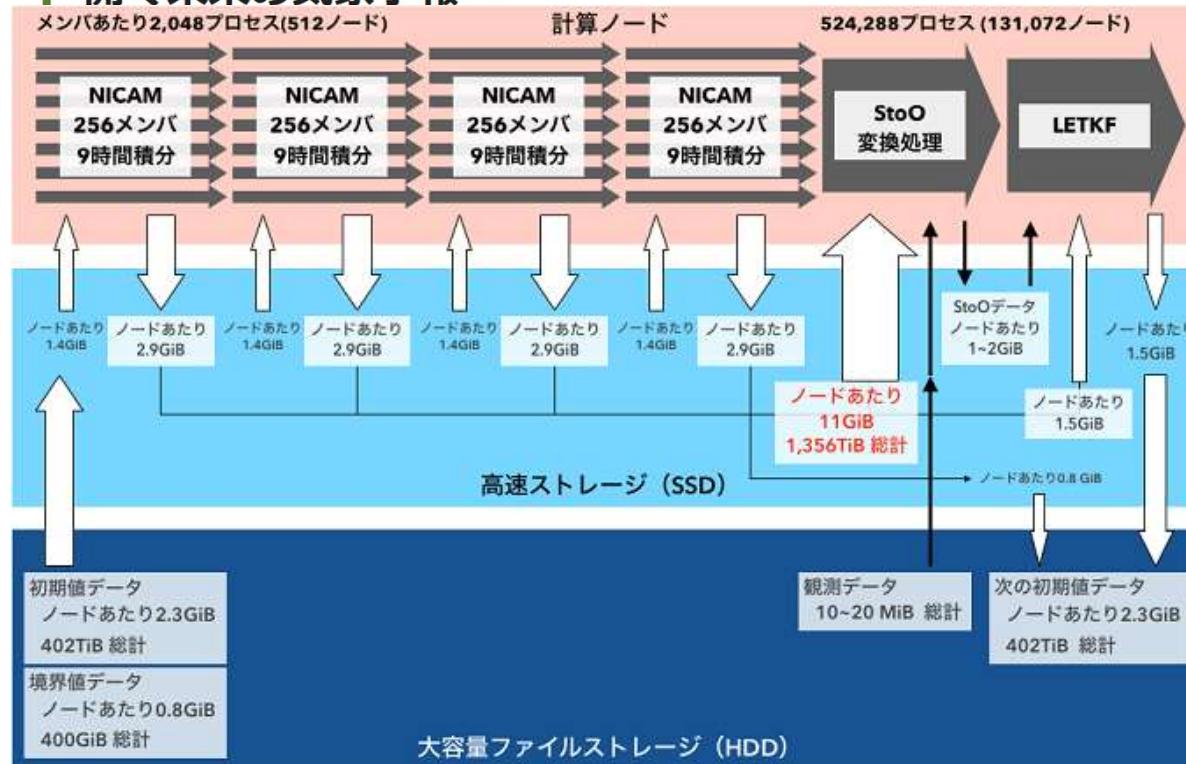


理化学研究所 FUJITSU



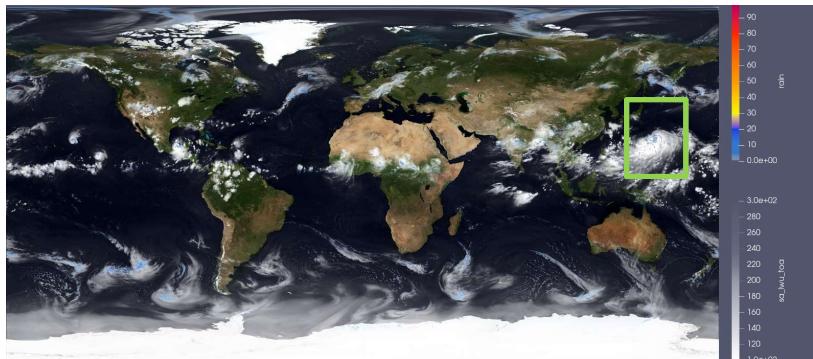
技術と感動をつなぐ  
東京大学  
大気海洋研究所

スーパーコンピュータ「富岳」を利用した  
史上最大規模の気象計算を実現  
－スパコン×シミュレーション×データ科学の協働が切り  
開く未来の気象予報－

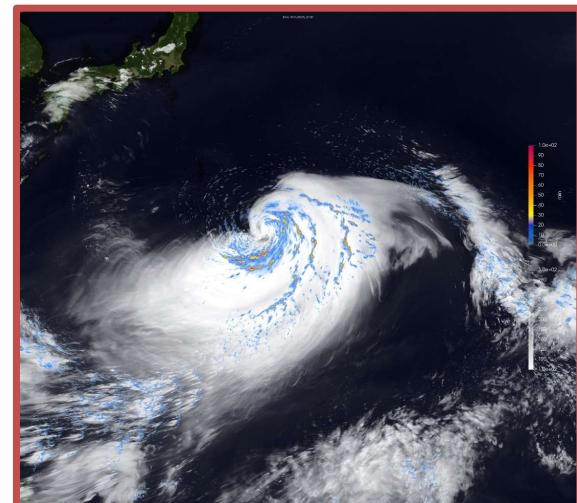
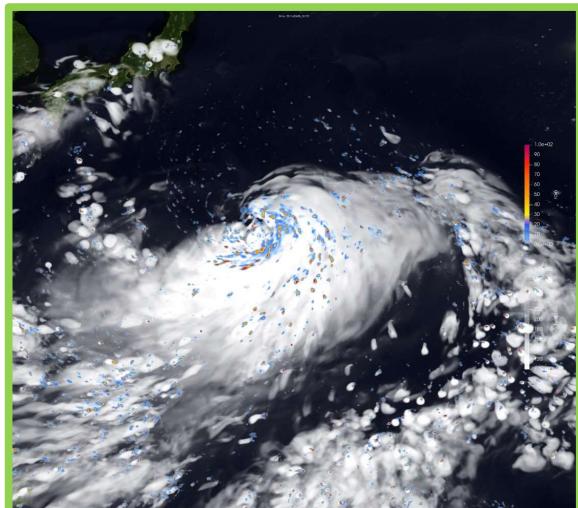
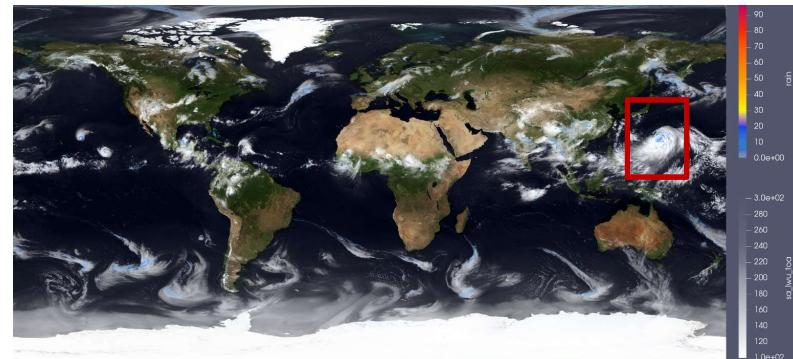


# 「富岳」での大道芸2: 全球220m実験

3.5km (GL11)



0.22 km (GL15)

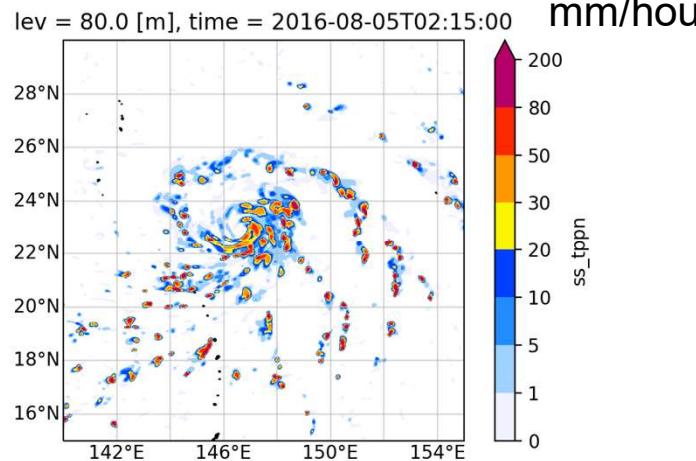


Background topography is NASA Blue Marble

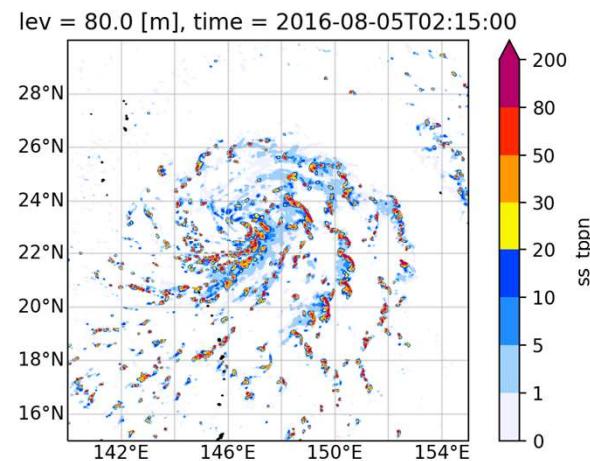
東大AORI 松岸博士提供

# 「富岳」での大道芸2: 全球220m実験

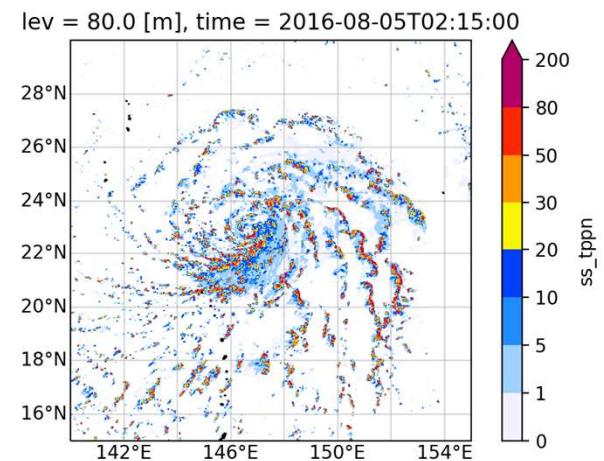
3.5km (GL11)



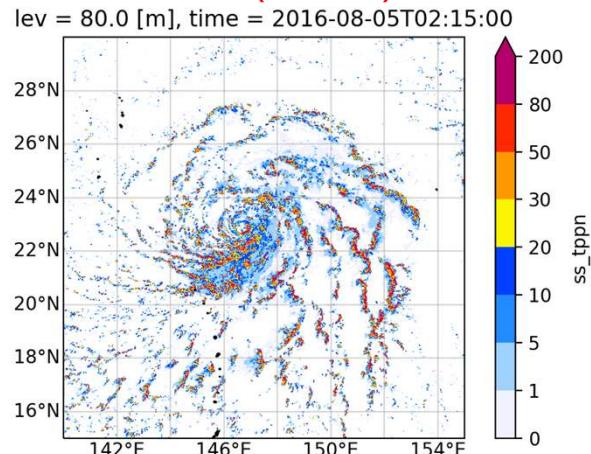
1.7km (GL12)



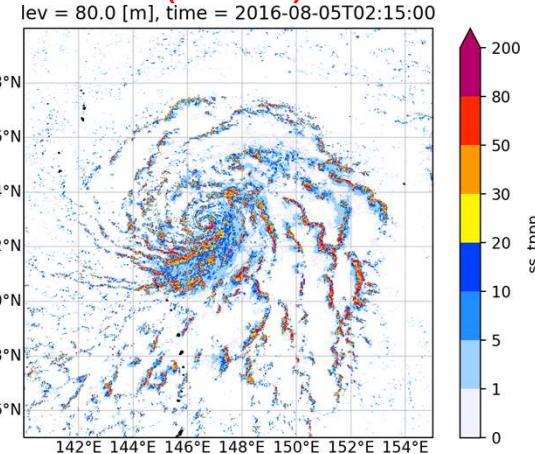
0.87km GL13



440 m (GL14)



220 m (GL15)

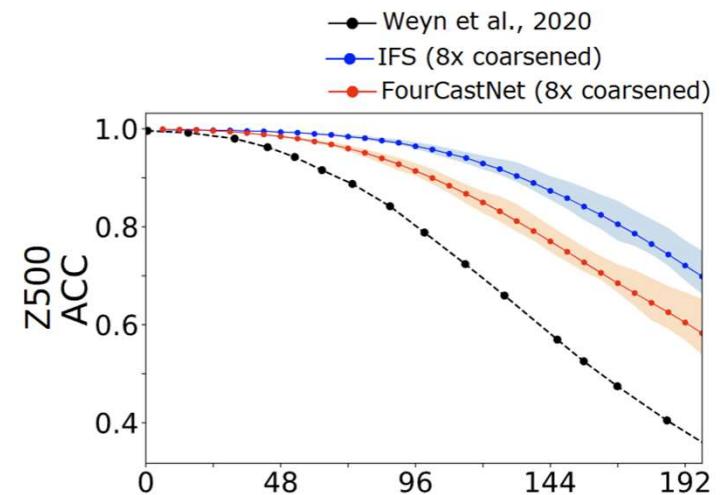
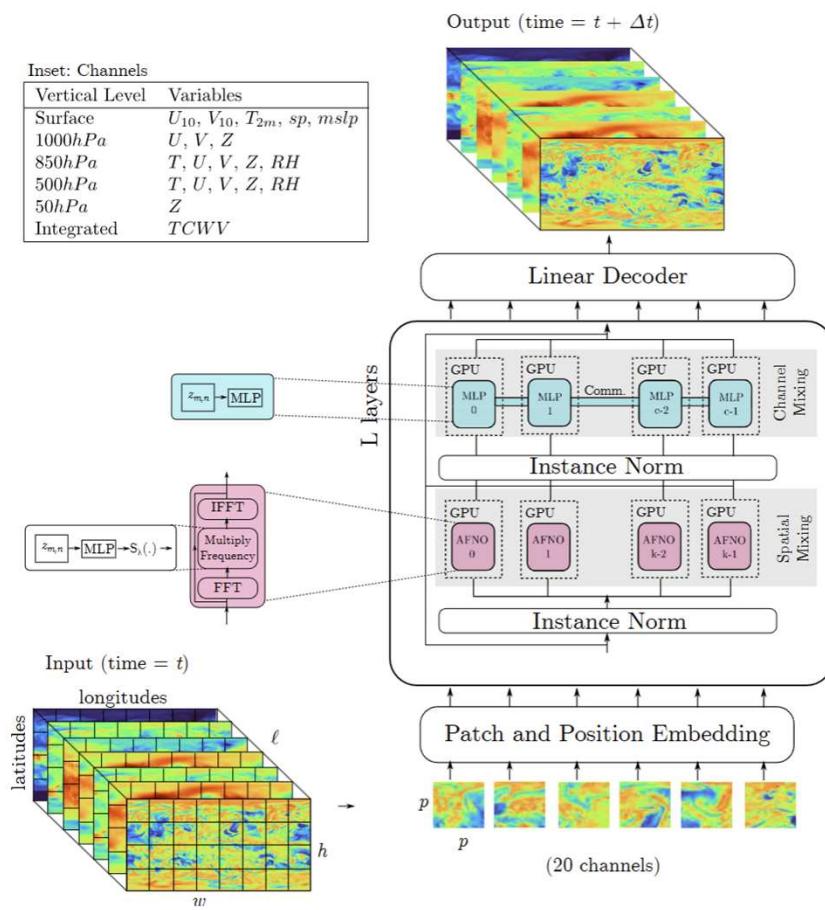


東大AORI 松岸博士提供

# AI気象モデルの略歴

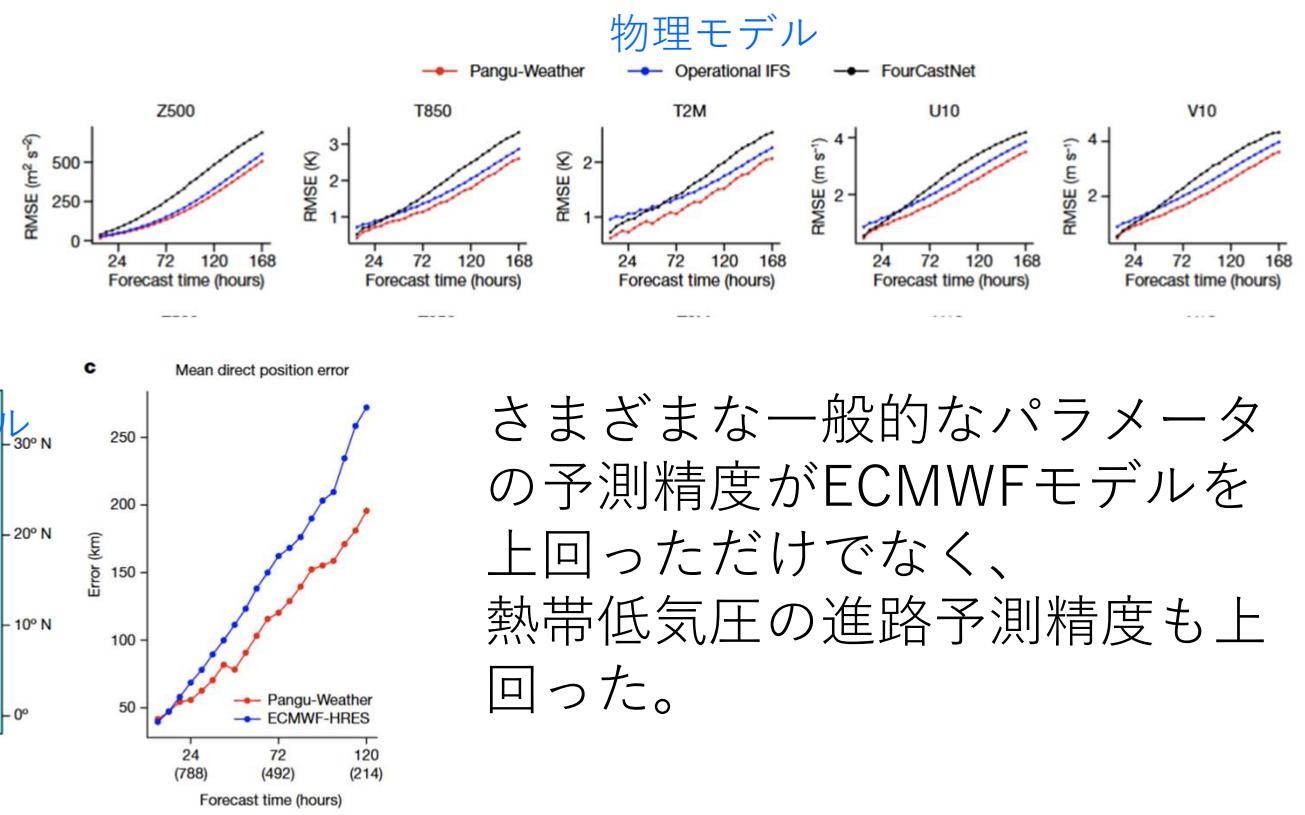
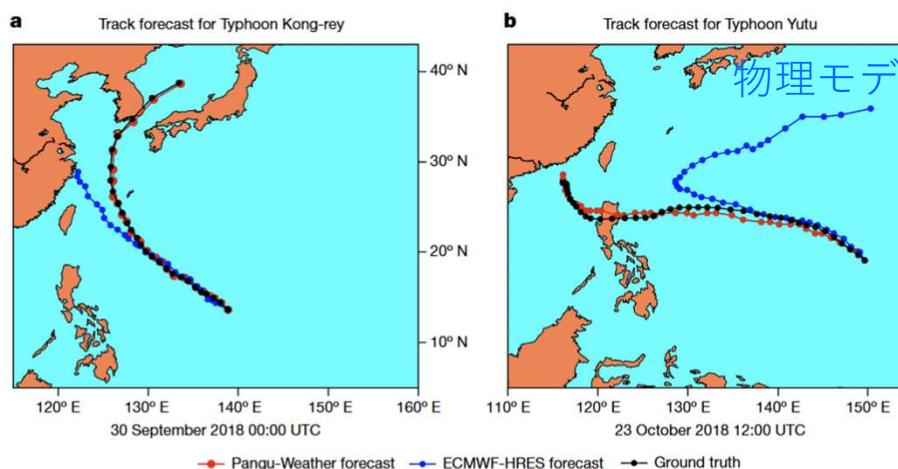
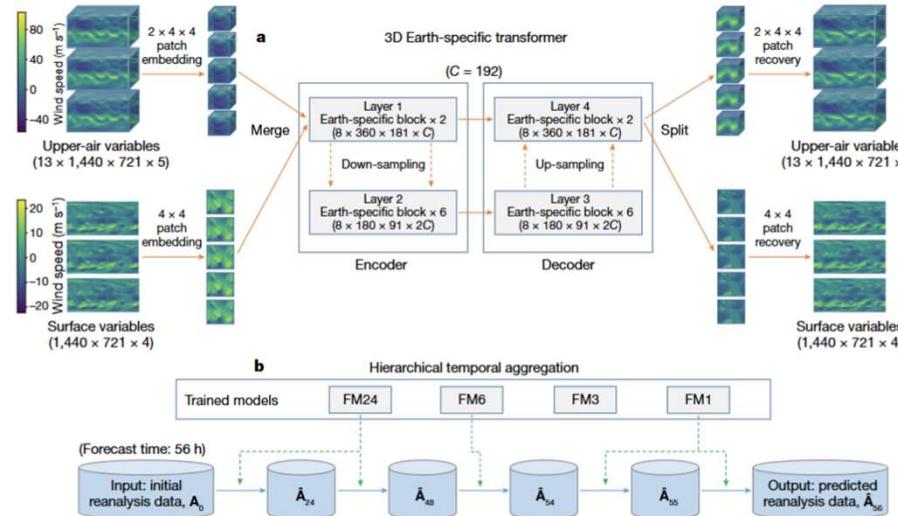
- 黎明期 1 (2010年代後半)
  - 気象学者によって深層学習を用いた全球気象・気候予測の可能性が示される。
    - Dueben and Bauer (2018 GMD)
    - Scher (2018 GRL)
    - Weyn et al. (2019 JAMES)
- 黎明期 2
  - ビッグデータの参入により、現業気象予測と同等もしくは上回る予測精度が示される。
    - GraphNN (Keisler 2022/2)
    - FourCastNet by NVIDIA (Kurth et al. 2022/8)
    - PanguWeather by HUAWEI (Bi et al. 2022/11)
    - GraphCast by Google Deepmind (Lam et al. 2022/12)
    - SwinRDM by Alibaba (Chen et al., 2023)
    - And many many more…
- 黎明期 3 ← イマココ
  - 気象学者による、**さまざまな問題点**の指摘や**活用方法**の模索。
    - Charlton-Perez et al. (2024 npj Clim. Atm. Sci.)
    - Bonavita (2024 GRL)
    - Liu et al. (2024 AIES)
    - Hakim and Masanam (2024 AIES)

# FourCastNet (Kurth et al.)

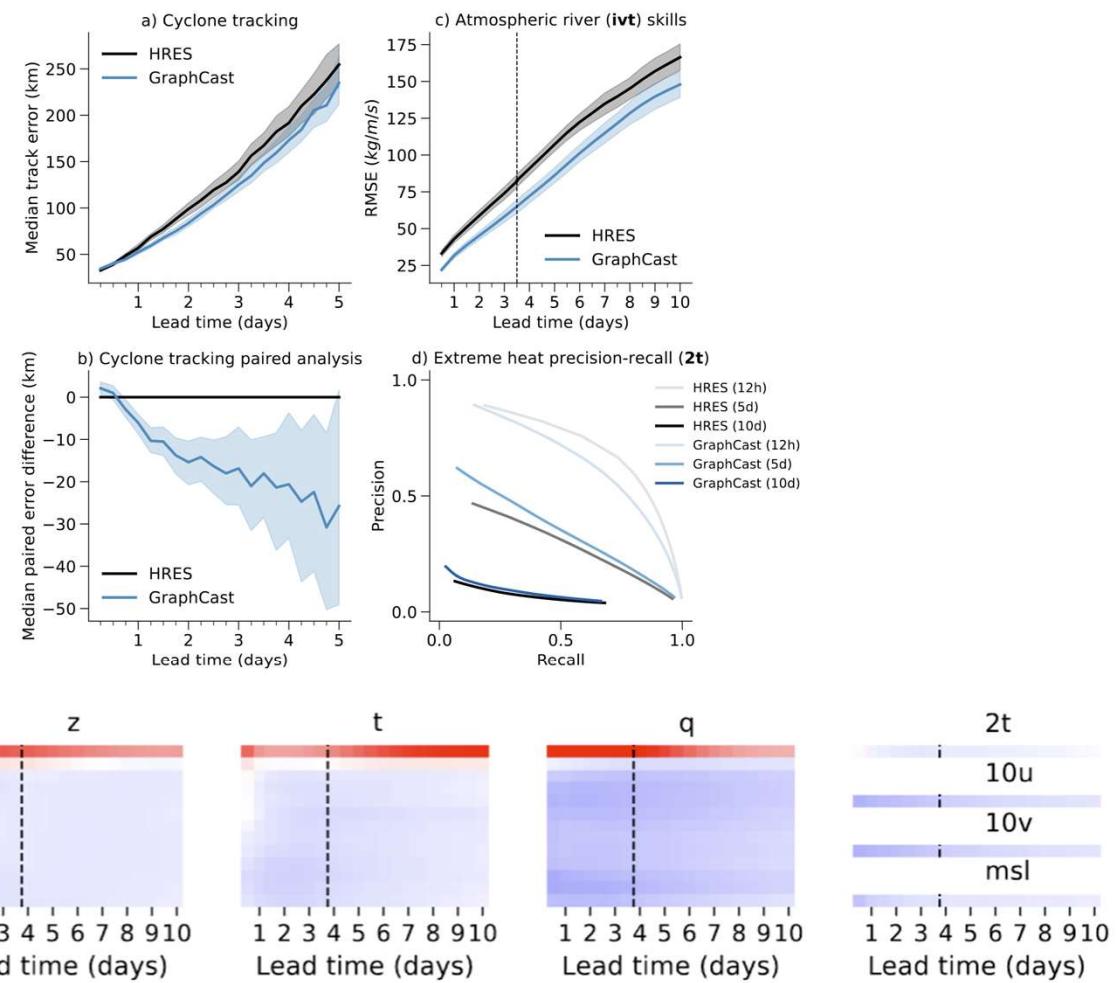
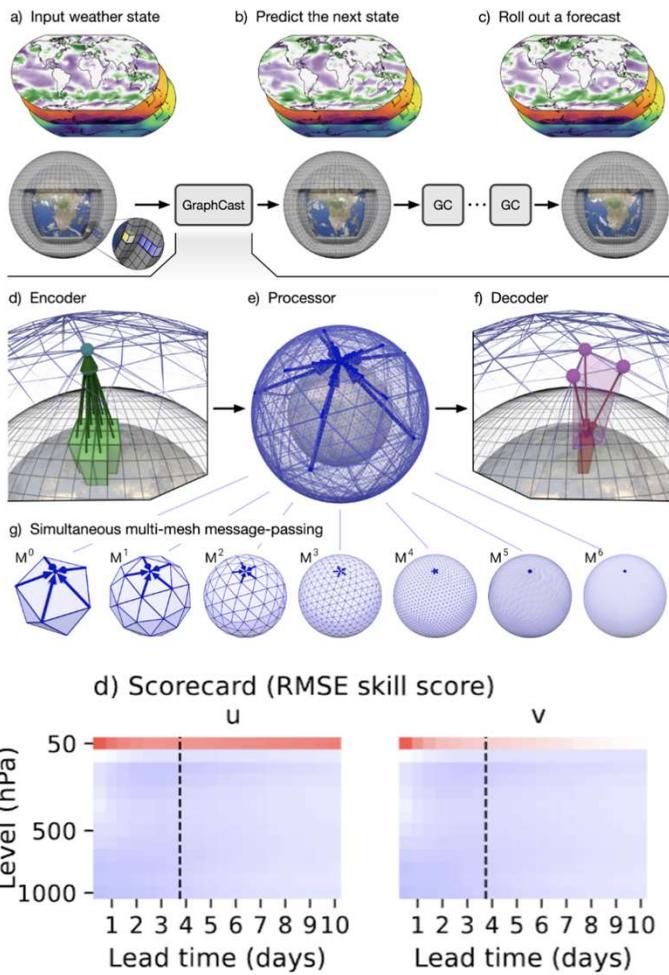


現業アンサンブル予報システムの8万倍高速で、1万倍エネルギー効率がよい。  
従来のAIモデルの精度を上回る。

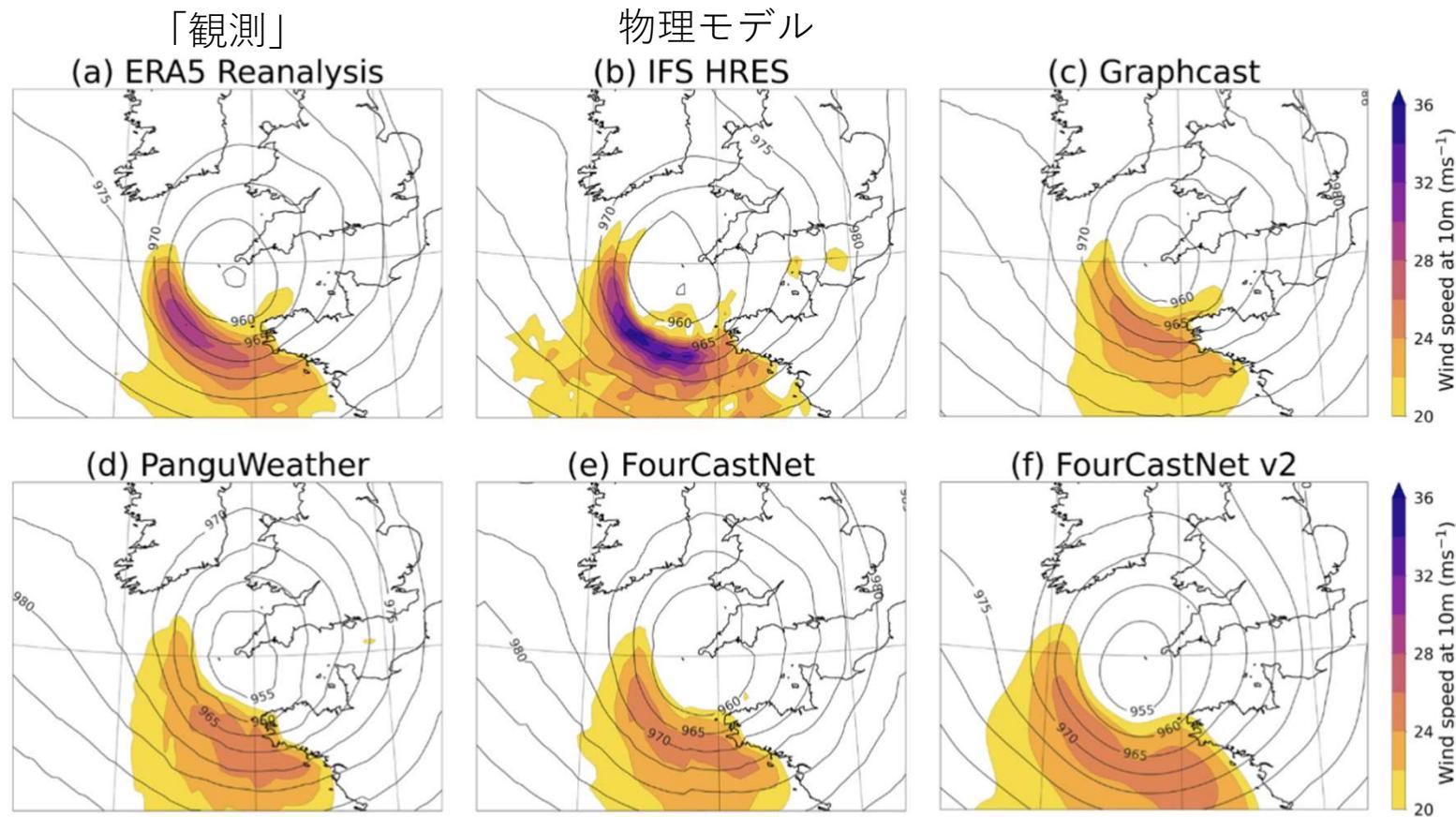
# PanguWeather (Bi et al.)



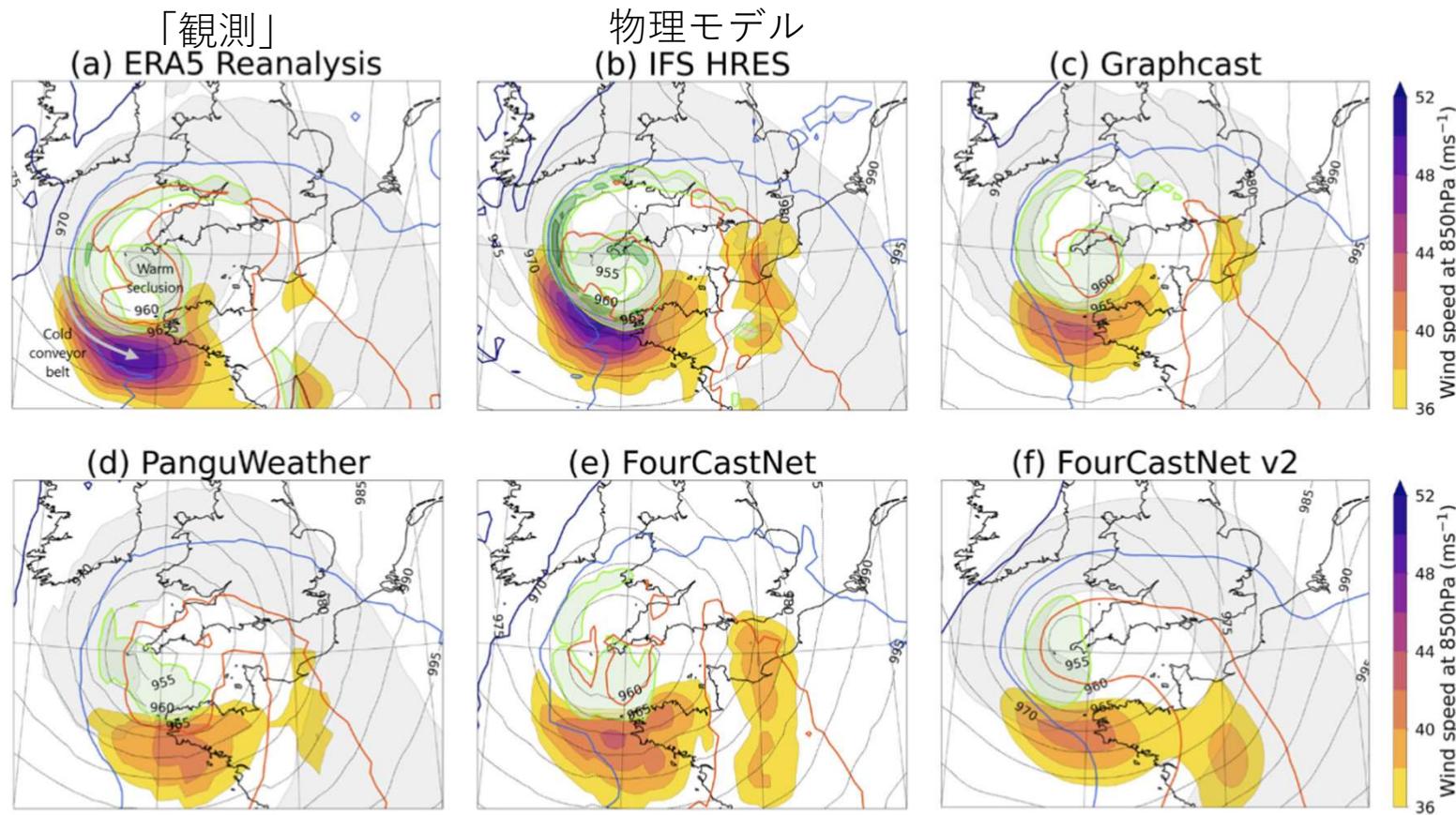
# GraphCast (Lam et al.)



# 最大風速が出てない例



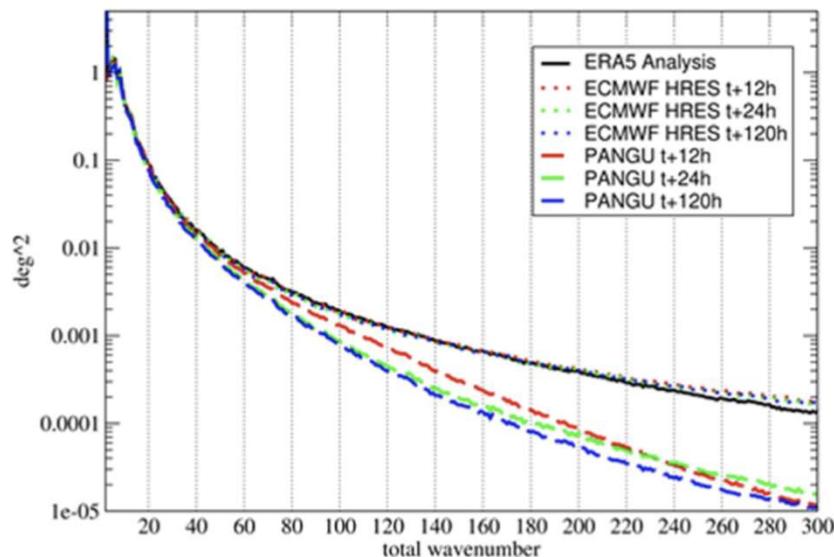
# 低気圧の細かい構造の表現に難



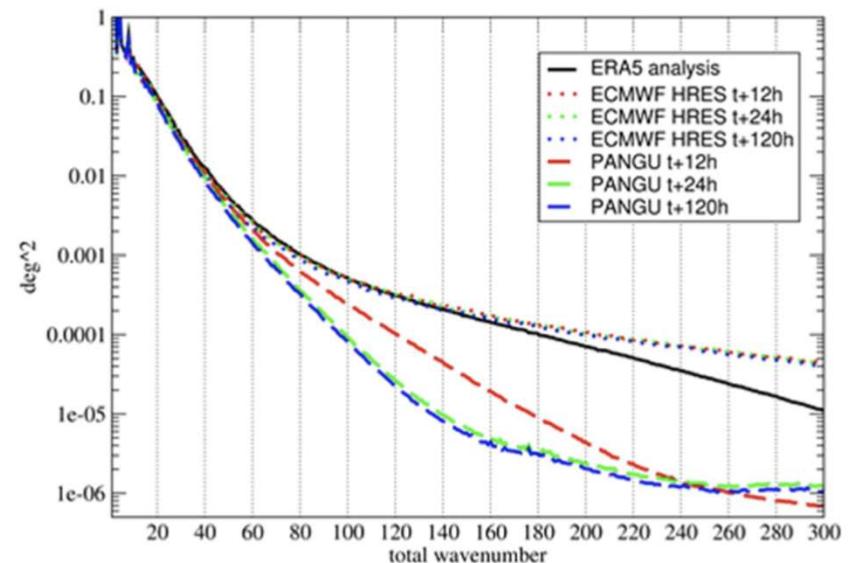
Charlton-Perez et al. (2024)

高波数のエネルギーが落ちている

T850

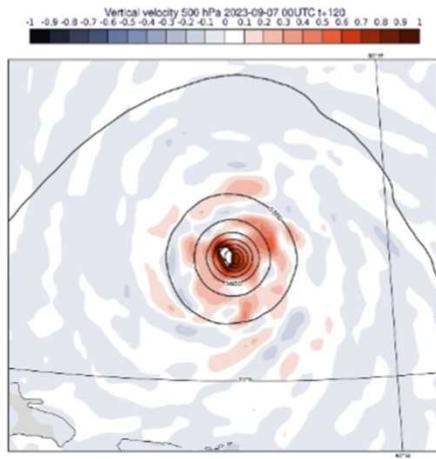


T200

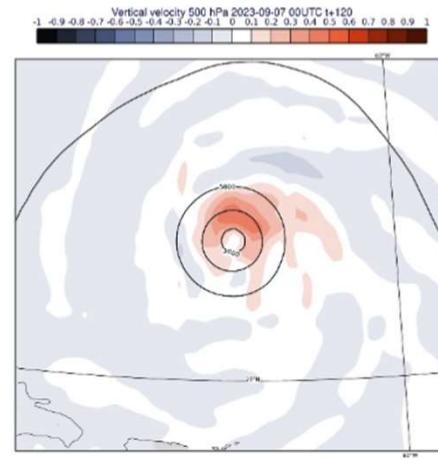


物理的におかしな構造をしているTC

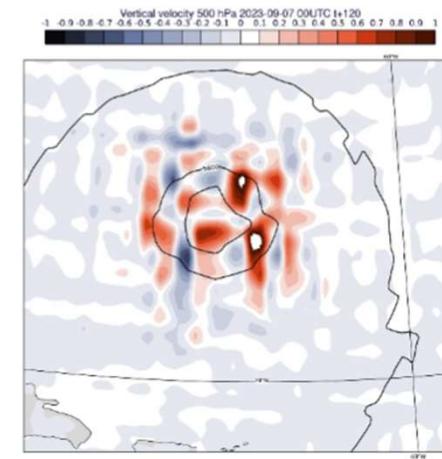
## 再解析（「觀測」）



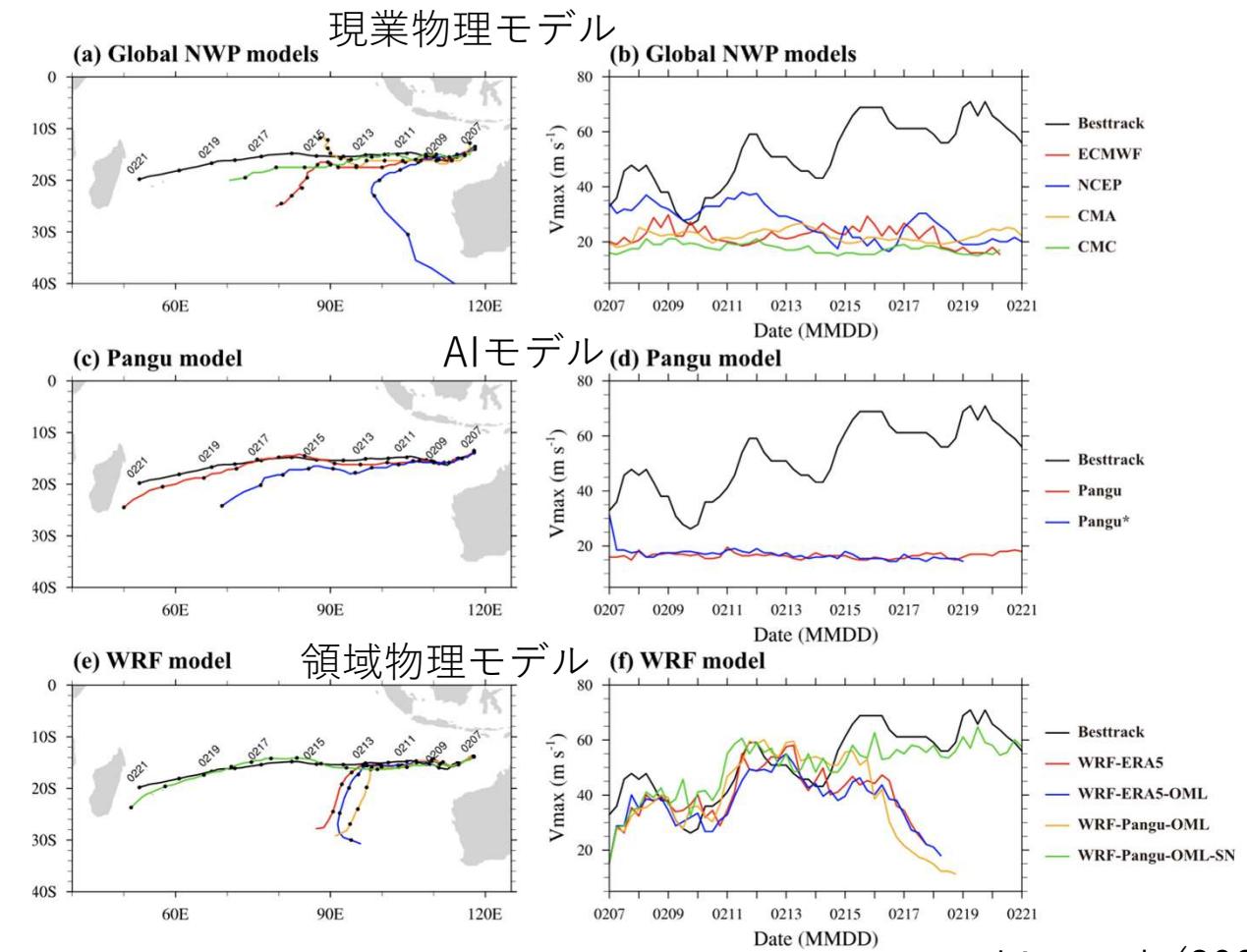
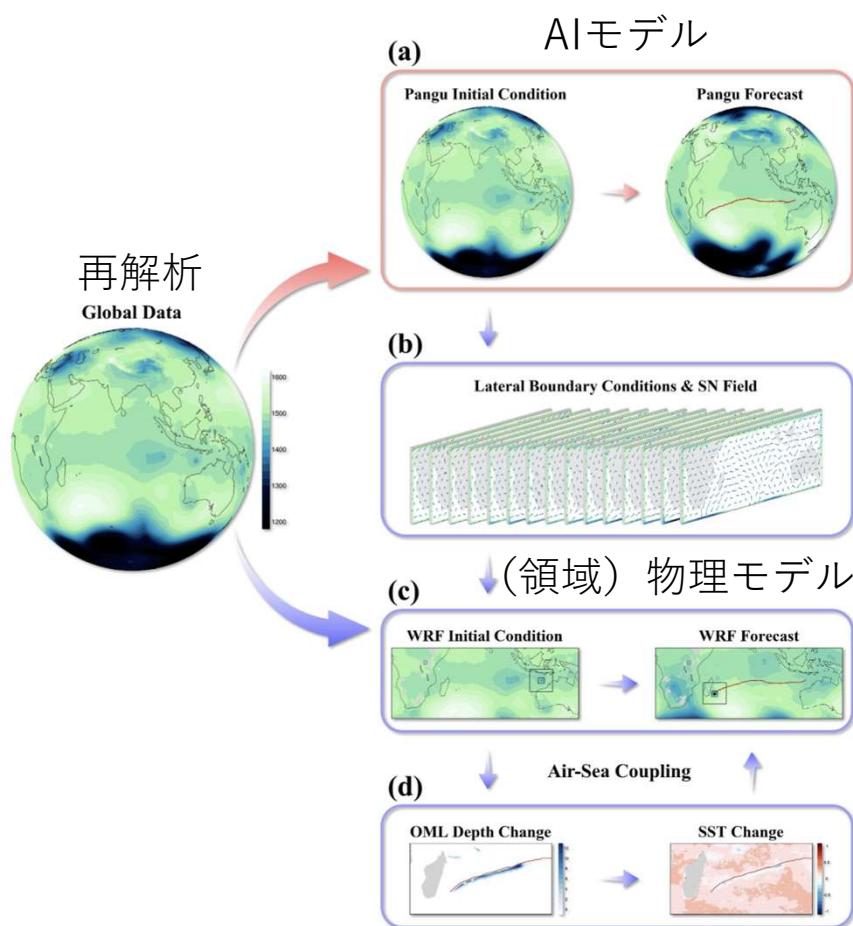
## 物理モデル



## AIモデル(Pangu)



# 大規模場だけうまく使えるよいのでは



Liu et al. (2024)

# AIモデルの応答はそれらしい？

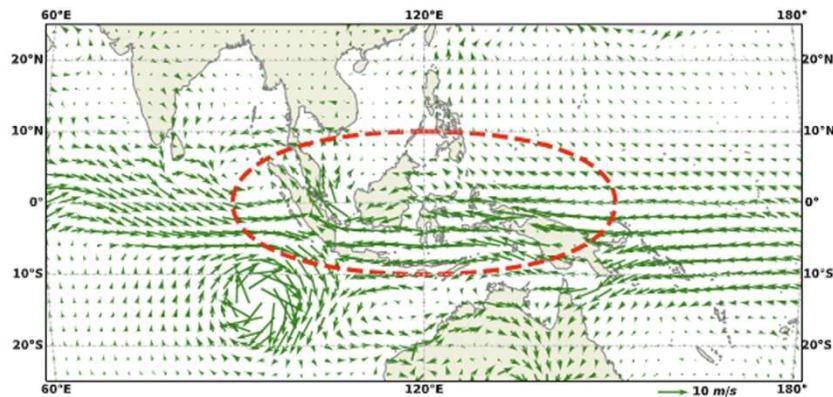


FIG. 2. The 850-hPa anomaly wind vectors for the steady heating experiment after 20 days. The red dashed line outlines the region of steady heating.

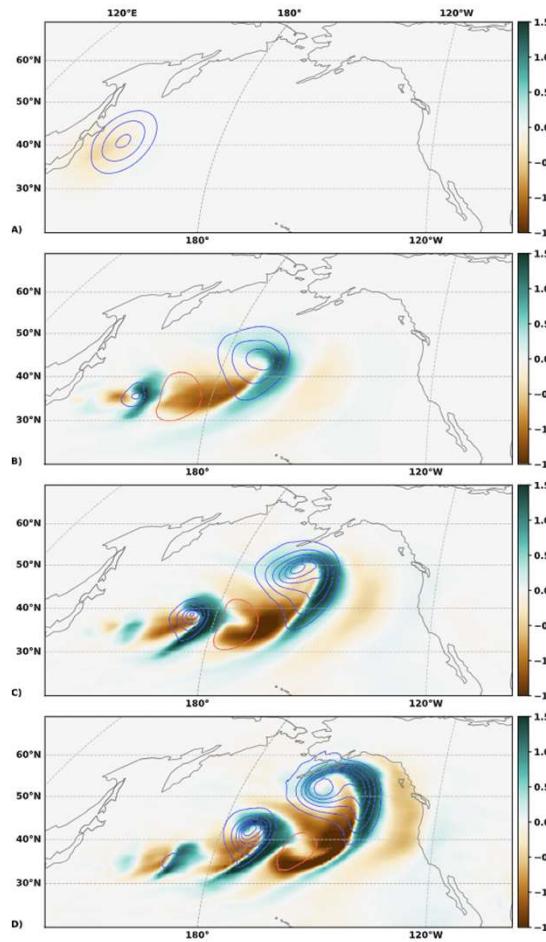


FIG. 4. Surface cyclones associated with the solution in Fig. 3. Anomalies in mean sea level pressure are shown every 2 hPa, with red (blue) lines for positive (negative) values; the zero contour is suppressed. Water vapor specific humidity anomalies ( $\text{g kg}^{-1}$ ) at 850 hPa are shaded. Solutions are shown at (a) 0 (the specified initial condition); (b) 2; (c) 3; and (d) 4 days.

- なにかすると、それっぽい応答をするようだ
- 速さは命なので仮説の検討に使えるのではないか
- とはいえ、もっと検証が必要

Hakim and Masanam (2024)

# 物理気象モデル vs AI気象モデル (私見)

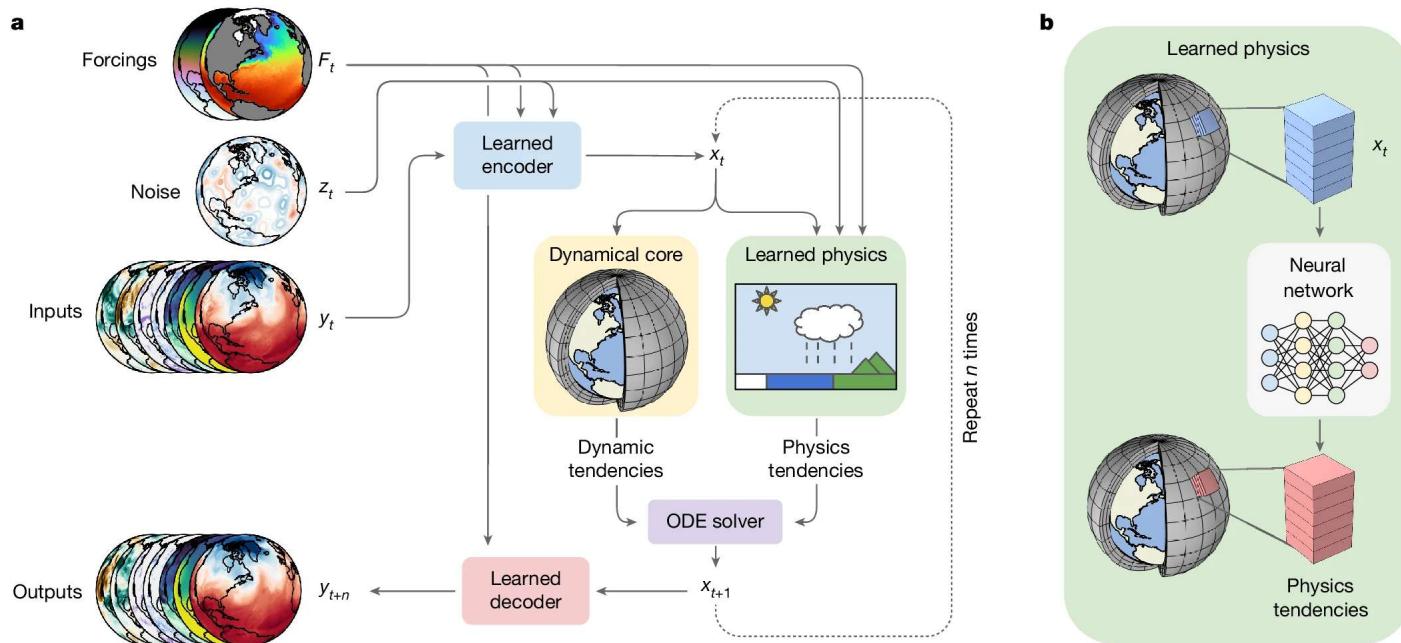
	物理モデル	AIモデル	
電力	×	◎ (推論限定)	学習と学習データ (再解析) にそれなりの資源
計算時間	×	◎ (推論限定)	
物理的整合性	◎	×	
保存性	◎	×	
計算安定性	○	○	
サイエンスに使えるか	◎	△	
コードの規模	× (数十万行)	○ (数千行)	

# AIによるシミュレーションでサイエンスをするには？

- 物理的整合性
- 保存性
- 安定性
- 説明可能性
- 現実とは離れた実験設定でも動いてほしい
  - 山を削りたい
  - 水蒸気を足したい
  - 100Kのプリュームを置きたい

1000年まっすぐ、落ちずに、それっぽく走る

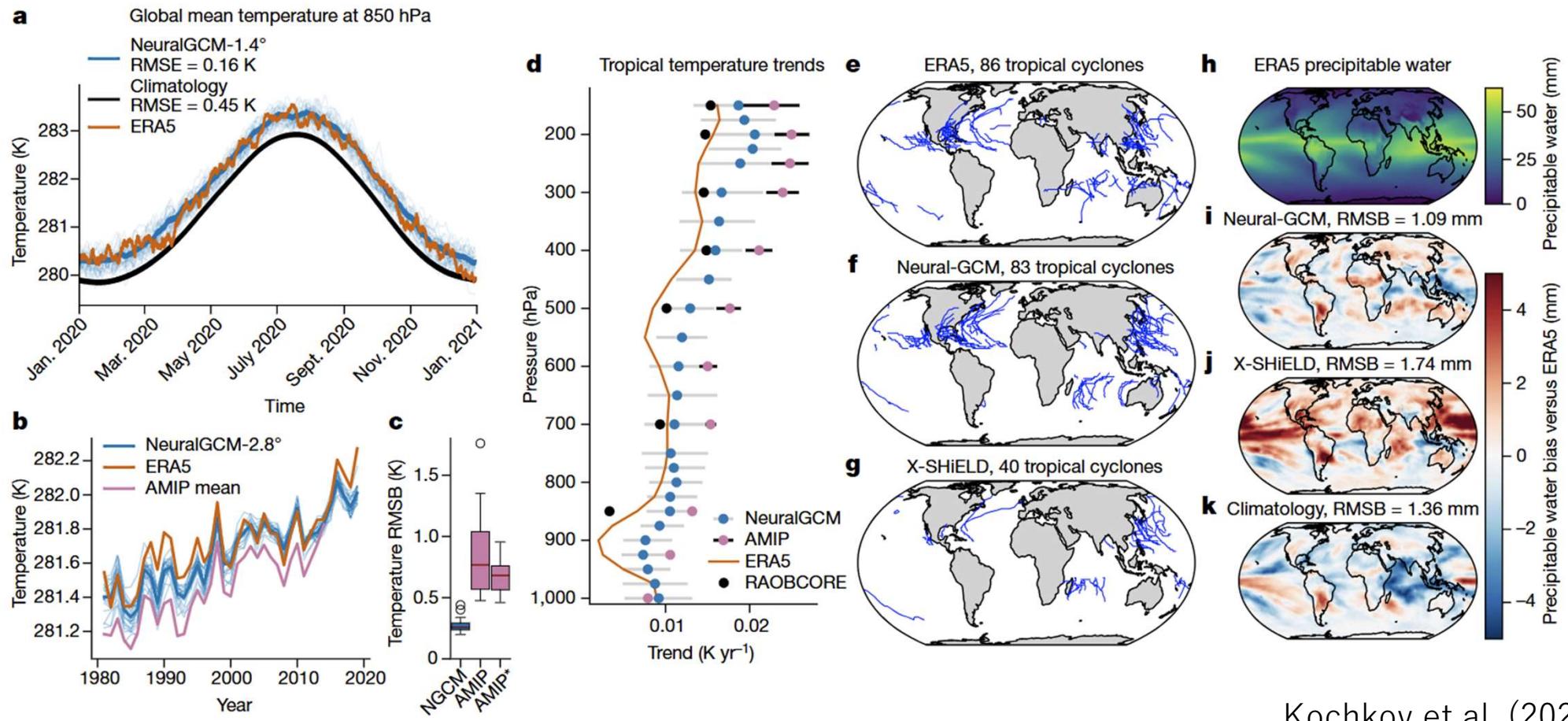
# 物理モデルとAIモデルの融合: NeuralGCM



力学過程は物理モデル  
物理過程はAIモデル

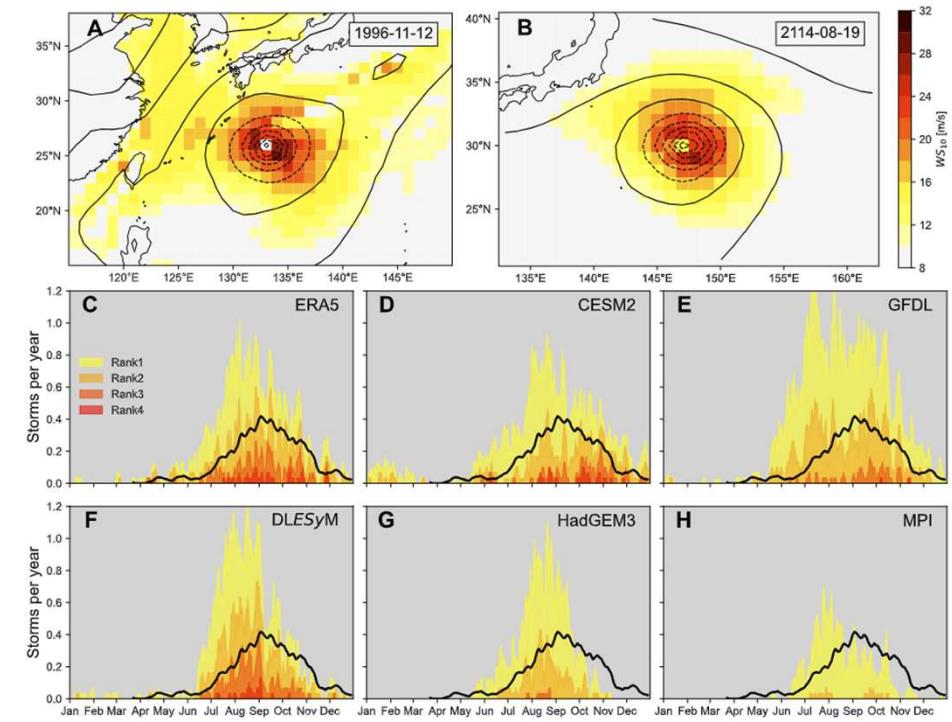
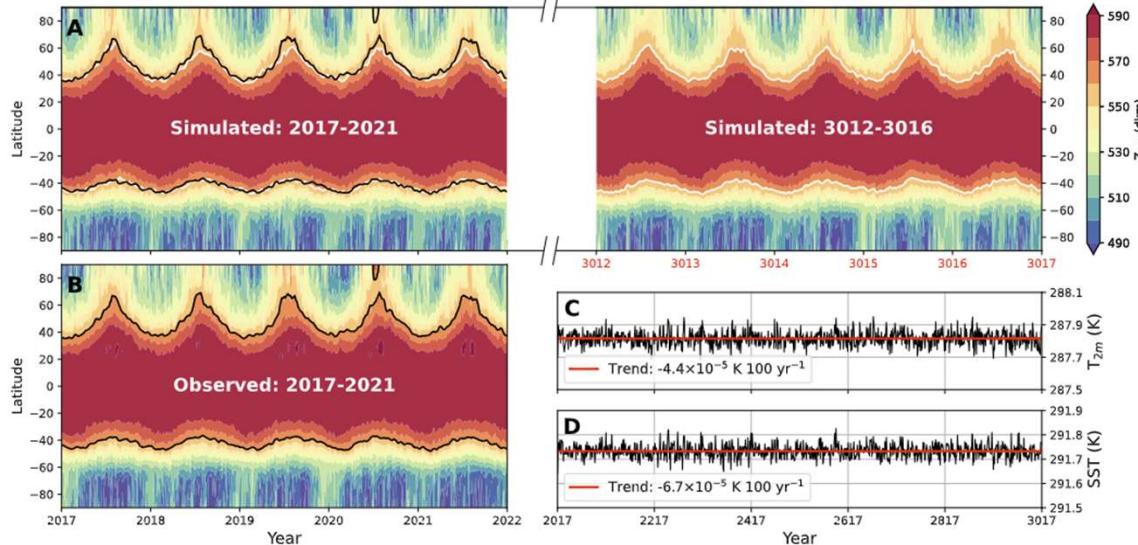
Kochkov et al. (2024)

# NeuralGCMは気候実験も可能



Kochkov et al. (2024)

# フルAIでも気候実験できる



U-Net  
ERA5+気候実験に必要そうな変数 (OLR,SSTなど)

Cresswell-Clay(2024 Arxiv)

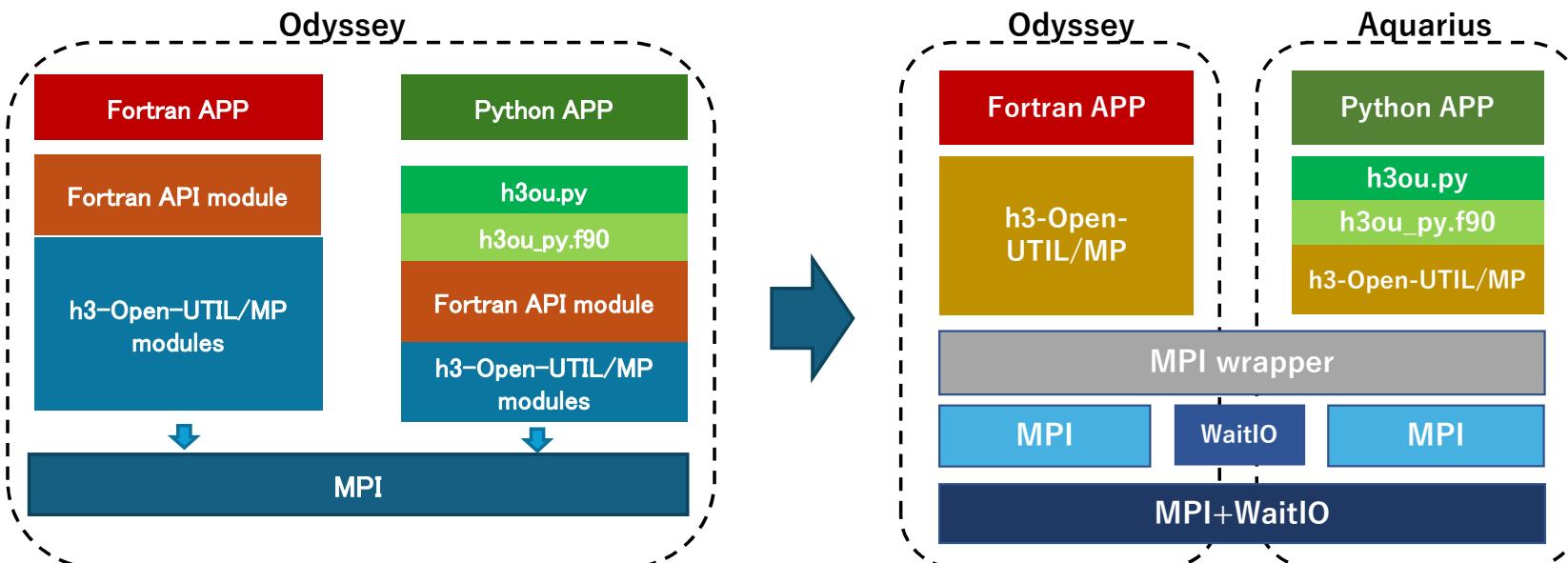
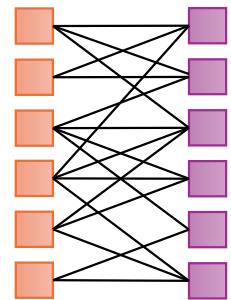
# NICAMでの取り組み

- それぞれの物理過程をAIでトレーニングする。
  - よく知ってる所以制御しやすい、理解しやすい（かもしれない）
- モデル実行時にOn-the-flyでトレーニングすることによりmodel stateをフルに使える。

# h3-Open-UTIL/MPの特徴（拡張機能）

- 異機種間連成とPythonインターフェース

- h3-Open-SYS/WaitIOと連携
  - モデル内の通信：MPI
  - モデル間の1対1通信：WaitIO(`waitio_isend`, `waitio_irecv`, `waitio_wait`)
  - グローバル通信：MPI+WaitIO

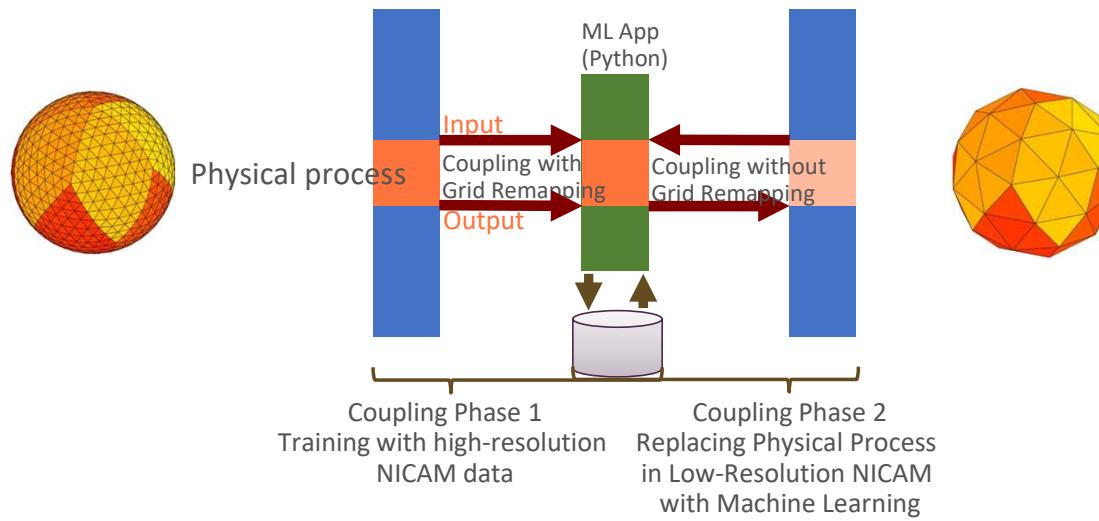


ClimTech 荒川さん提供

# h3-Open-UTIL/MP+WaitIOの適用事例

- 大気モデル-AI連成

- 雲は気象・気候のシミュレーションに極めて大きな影響
- 雲を解像するには10km以下の解像度が必要で気候シミュレーションには実現困難
- 高解像度の雲物理計算をAIで学習し低解像度のシミュレーションに適用する

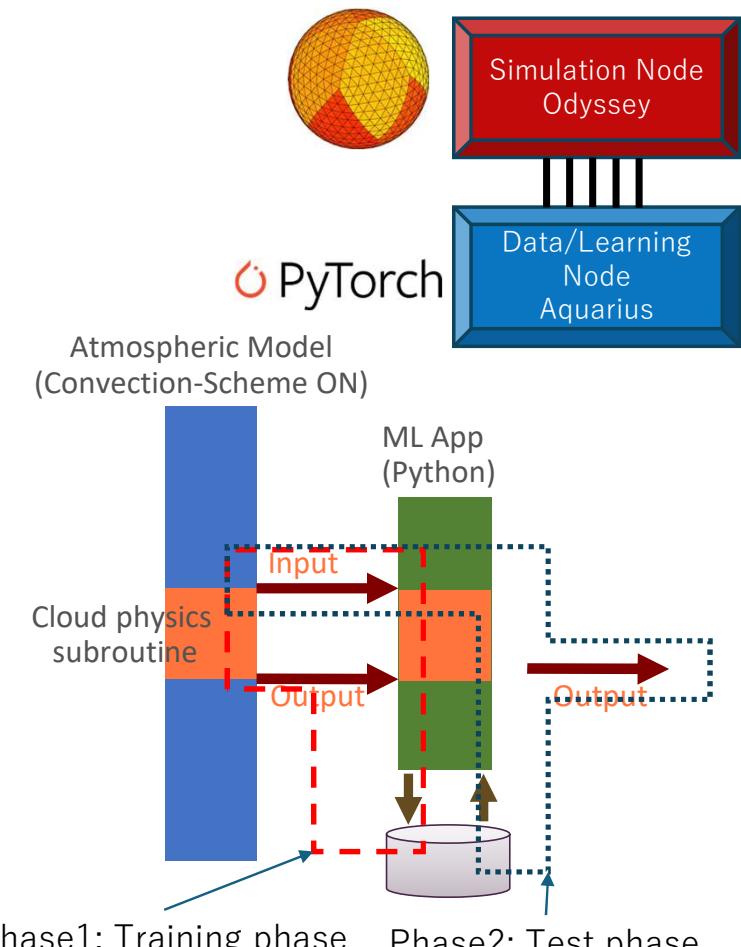


ClimTech 荒川さん提供

# 実験のデザイン

- 対象モデル
  - NICAM: 正二十面体格子の非静力学全球大気モデル
  - 水平格子数10240, 鉛直40層
- AI
  - FrameworkはPyTorch
  - 学習は3層のMLP
- 実験方法
  - NICAMの雲物理サブルーチンの入力データから出力データを再現するように学習
  - 学習結果と入力データから出力データを再現
- 用いたデータ
  - 入力は大気密度(rho), 内部エネルギー(ein), 水蒸気密度(rho\_q)の3変数
  - 出力は上記3変数の時間変化量

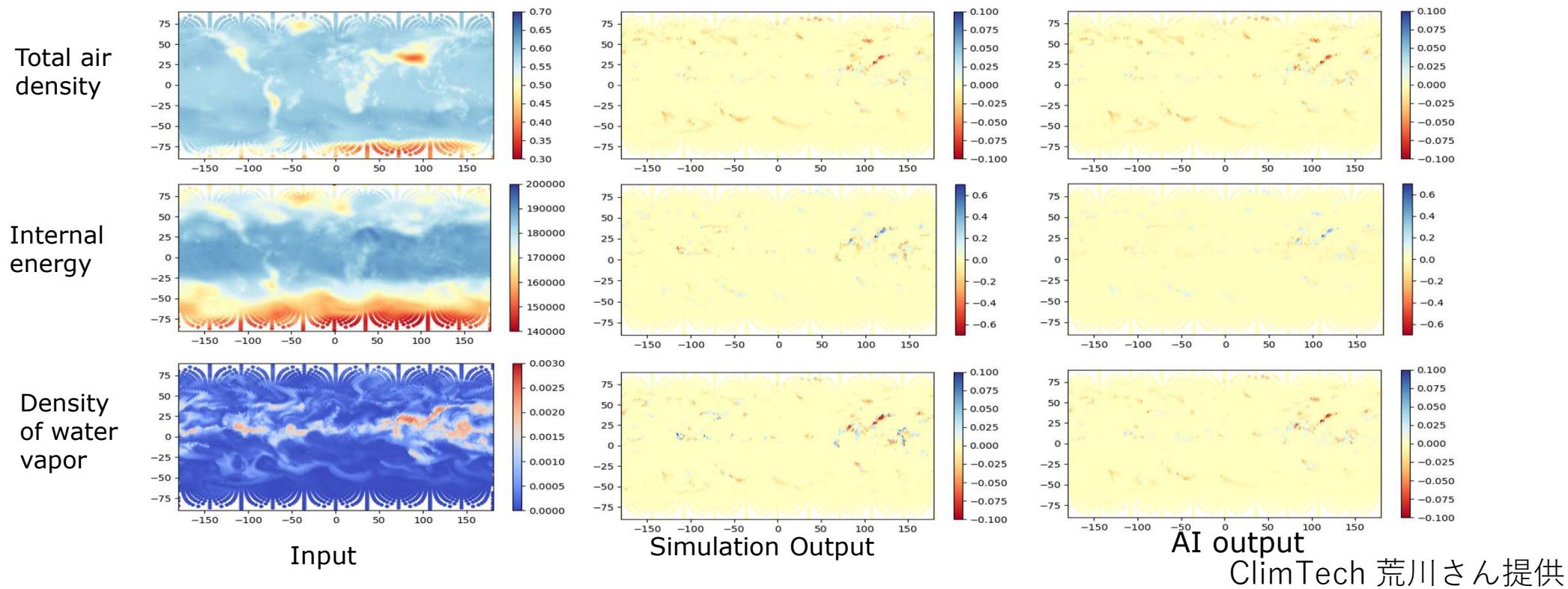
$$\frac{\Delta rho}{\Delta t} \quad \frac{\Delta ein}{\Delta t} \quad \frac{\Delta rho\_q}{\Delta t}$$



ClimTech 荒川さん提供

# 実験結果

- モデル計算とAI出力の比較
  - 分布はよく再現されているが極値の再現性が不十分



# まとめと議論

- フラッグシップマシンに支えられて20余年、NICAMは世界の高解像度全球モデリングを牽引してきた。
- ここ2年、ビッグテックのリードによりAI気象モデルが急速に発展してきた。
- 気象ドメイン側の検証により物理的な不整合など様々な問題点が指摘される一方で、どうすれば研究に使えるのか模索が進んでいる。
- NICAMでは、on-the-flyでの学習基盤の整備
  - よりよい物理表現を目指して、高解像度化、それによるサイエンスをすすめつつ、サロゲートモデルを用いた高速化、それを活用したサイエンスも進められるのではないか。
  - 6時間間隔出力の学習では、従来パラメタリゼーションの再発明にしかならないのではないか。
- Physics-informed …的なものは？
- Data Scienceとの協働のためのopen data基盤？コンペ基盤？