

講演 2

AIは台風予測に ブレイクスルーをもたらすか

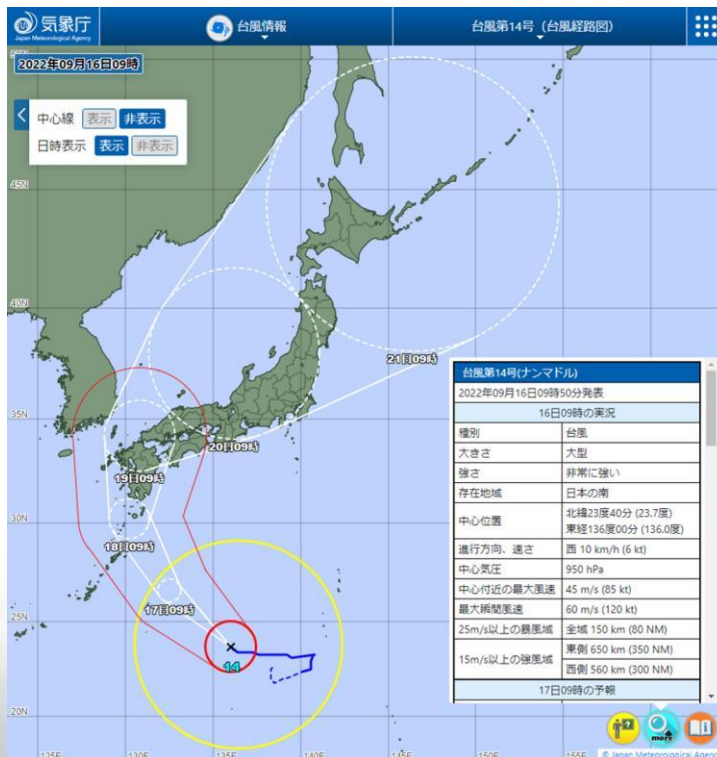
海洋研究開発機構(JAMSTEC)情報地球科学研究部門 上席研究員
横浜国立大学 台風科学技術研究センター 客員教授

まつおか だいすけ
松岡 大祐

講演の内容

- はじめに
 - 台風予測の基礎
 - AI技術の歴史
- 台風予測におけるAI活用の過去・現在・未来
 - 台風の検出・強度推定・強度予測
 - AI気象モデルによる台風の予測
 - 大規模言語モデルによるコンセンサス予測
- おわりに
 - 現状と課題
 - 展望

- ・ 台風の**実況**（現在の位置や強さ等）を3時間ごとに発表
- ・ 台風の5日先までの24時間刻みの**予報**を6時間ごとに発表



内容	発表時間	予報時間	発表要素
実況	0時、3時、6時、9時、12時、15時、18時、 21時の約50分後【注釈3】	無し	中心位置、進行方向・速度、中心気圧、最大風速、最大瞬間風速、暴風域、強風域
	毎正時の約50分後【注釈1,3】		
1時間後推定 【注釈1】	毎正時の約50分後【注釈1】	無し	
1日（24時間） 予報	0時、3時、6時、9時、12時、15時、18時、 21時の約50分後【注釈3】	12時間先【注釈2】、 24時間先	予報円の中心・半径、進行方向・速度、中心気圧、最大風速、最大瞬間風速、暴風警戒域
		24時間先まで3時間 毎【注釈1】	
5日（120時間） 予報	3時、9時、15時、21時の約50分後【注釈3】	5日先まで24時間毎	

注釈1 台風が日本に接近し、影響のおそれがある場合に発表

注釈2 台風の動きが遅い場合は省略

注釈3 発達する熱帯低気圧や台風が複数存在するときは約70～90分後になることがある

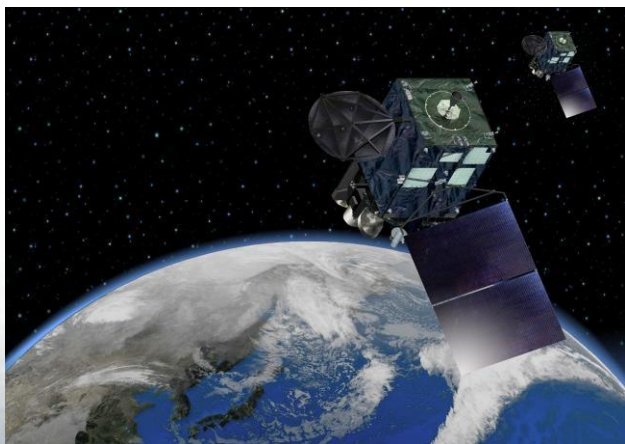
©気象庁

予報のプロセス

- 観測による状況把握、シミュレーションによる予測から理解、利用へ
- 多様なニーズに答えるための科学的根拠と説明性

1. 観測

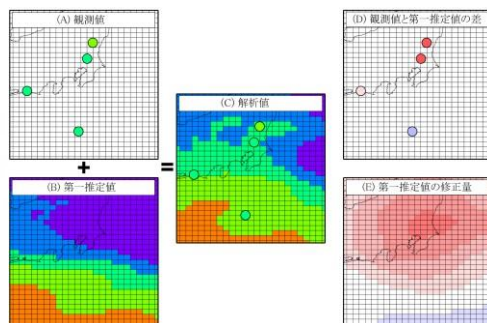
気象衛星、レーダー、アメダス等
による多角的な地球観測



©気象庁

2. データ同化

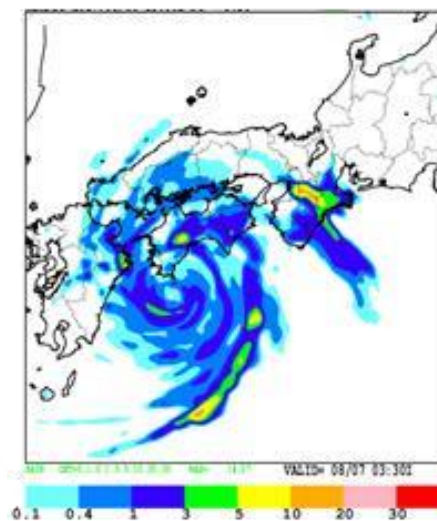
観測とモデルを統合し
予測モデルの初期値化



©気象庁

3. 予測

物理法則に基づいたシミュレーションによる数値予報



©気象庁

4. 情報配信

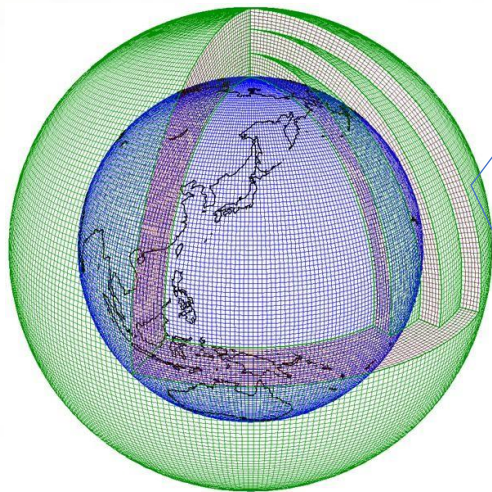
予測情報の分析、天気予報・警報
等の作成・発表



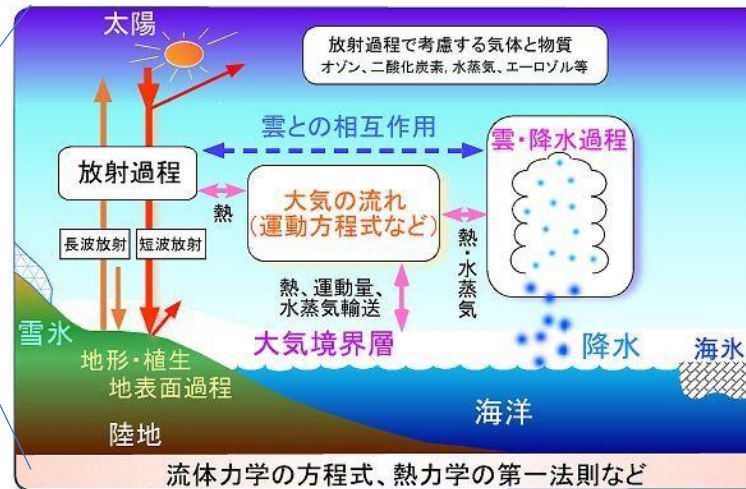
©気象庁

気象のシミュレーション

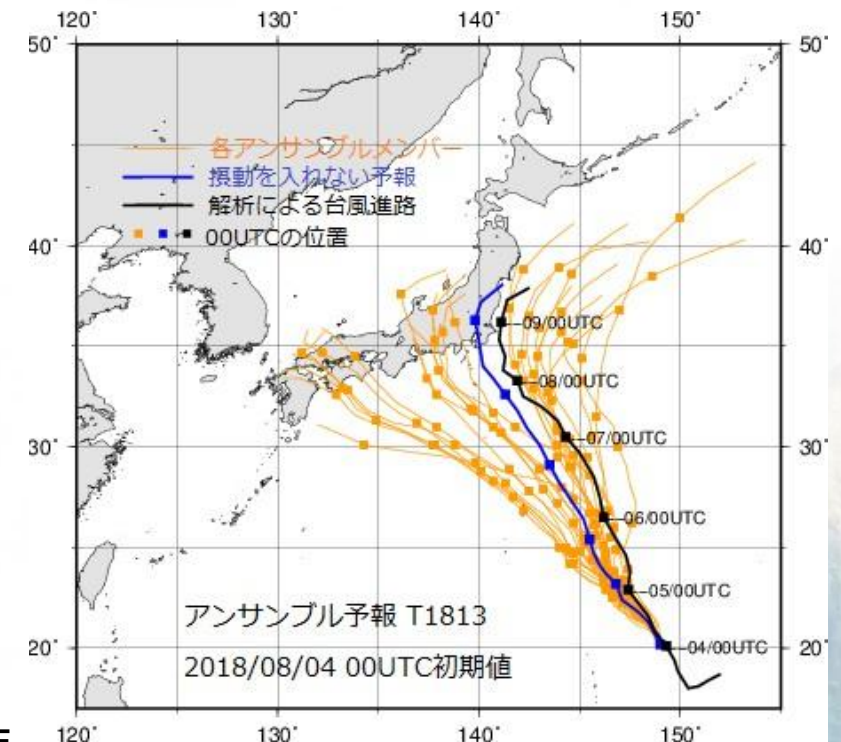
計算領域を格子化（メッシュ化）し、格子点上で物理方程式を解き進める**プロセス駆動型の予測アプローチ**



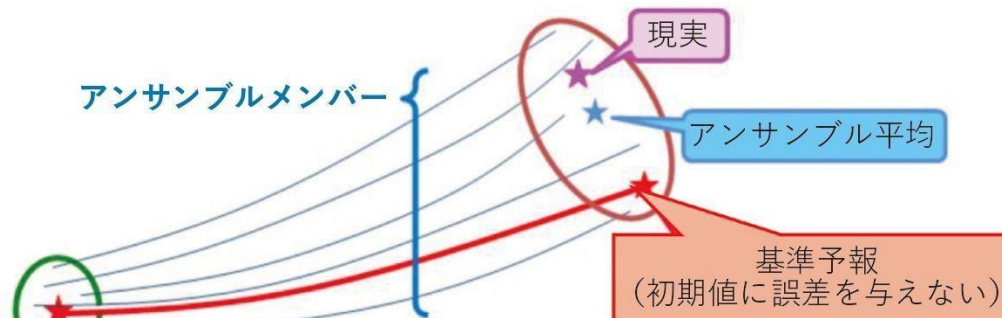
©気象庁



初期値などをずらした計算を大量に実施することで**結果のばらつき度合いを確率的に評価するアンサンブル予測**



©気象庁



AI研究の歴史

第一次AIブーム (推論・探索) 1956-1970

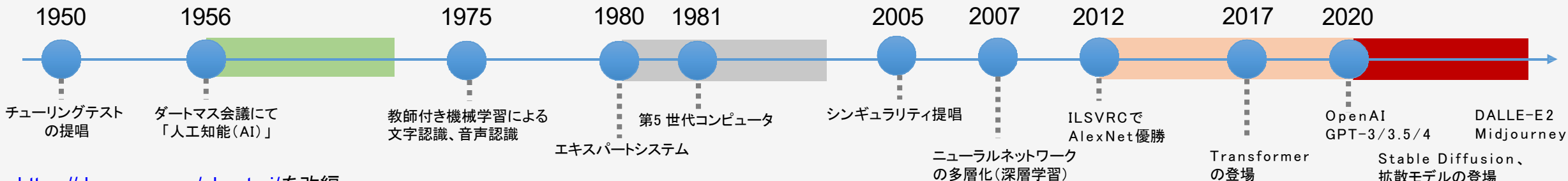
冬の時代

第二次AIブーム (知識表現) 1980-1995

冬の時代

第三次AIブーム (機械学習・深層学習) 2010-現在

第四次AIブーム (生成AI) 2023-現在



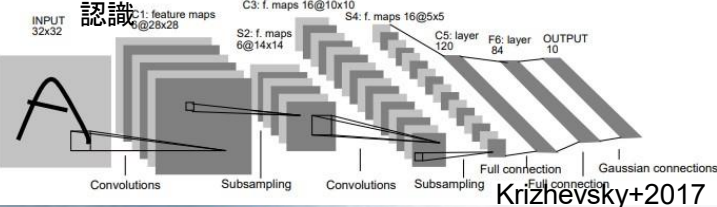
<https://dxconso.com/about-ai/>を改編

識別系AIの登場と産業・学術への利用

大規模画像データベースImageNet (2012)



畳み込みニューラルネットワークによる手書き文字認識

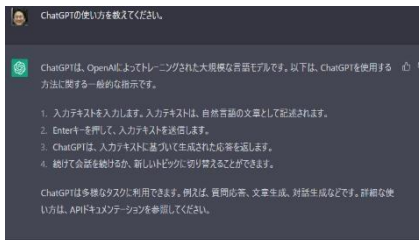


生成AIのサービス化

画像生成AI



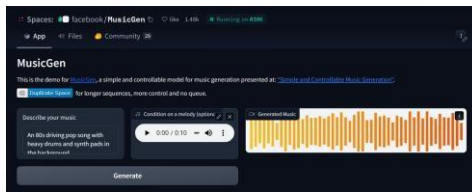
文章生成AI



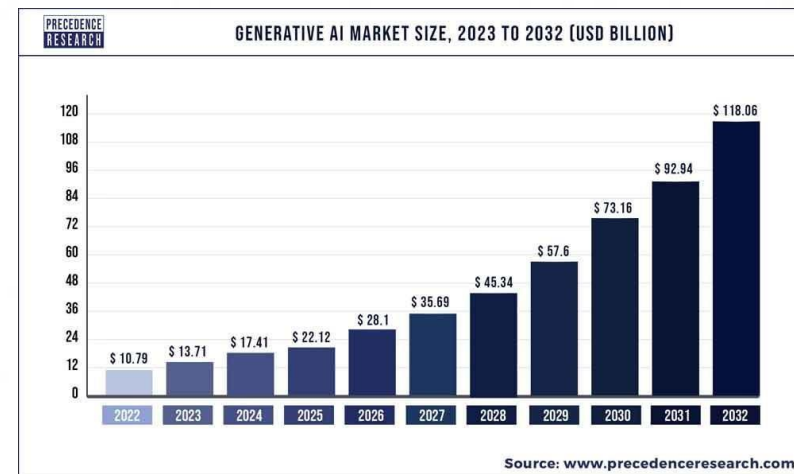
動画生成AI



音楽生成AI



生成AIの市場規模 指数的に増加するとの予測)

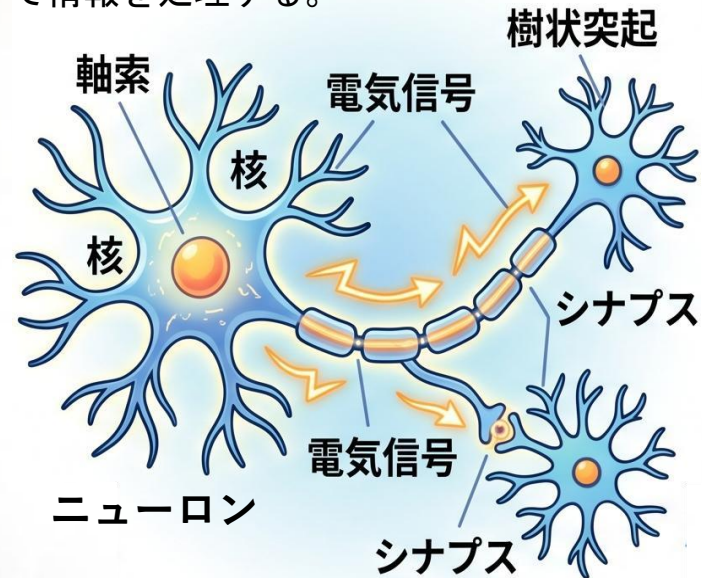


多層化されたニューラルネットワーク（ディープニューラルネットワーク）を用いた機械学習

深層学習（ディープラーニング）

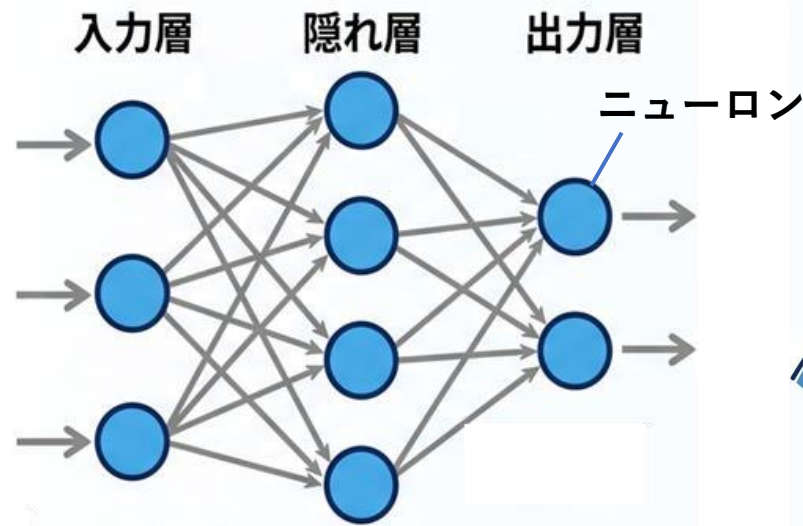
人間の脳：ニューロンの仕組み

脳の中の神経細胞。電気信号を伝えあって情報を処理する。



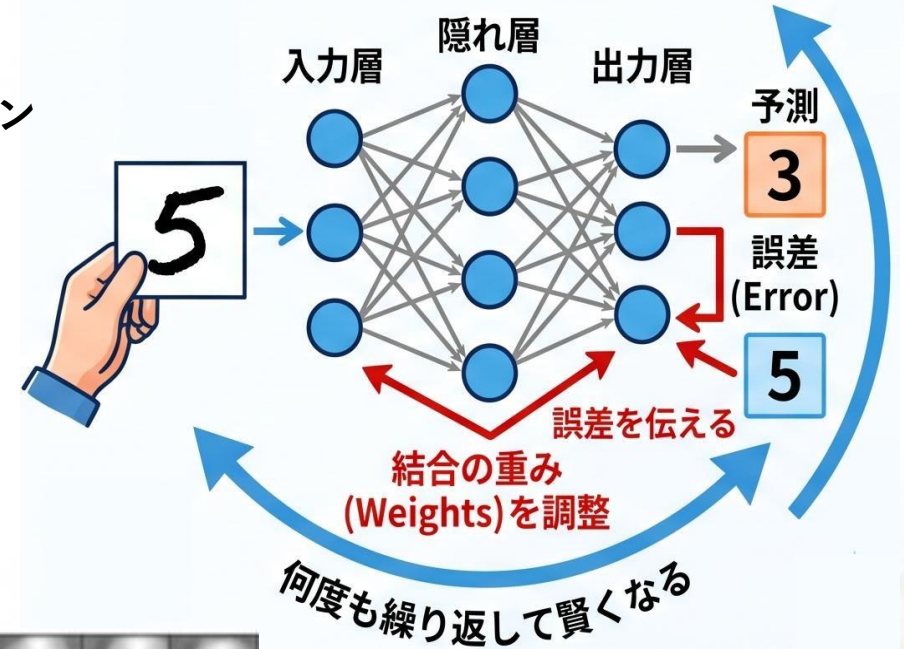
人工ニューラルネットワーク

多数の「人工ニューロン」が繋がった、脳をモデルにしたデジタル回路。

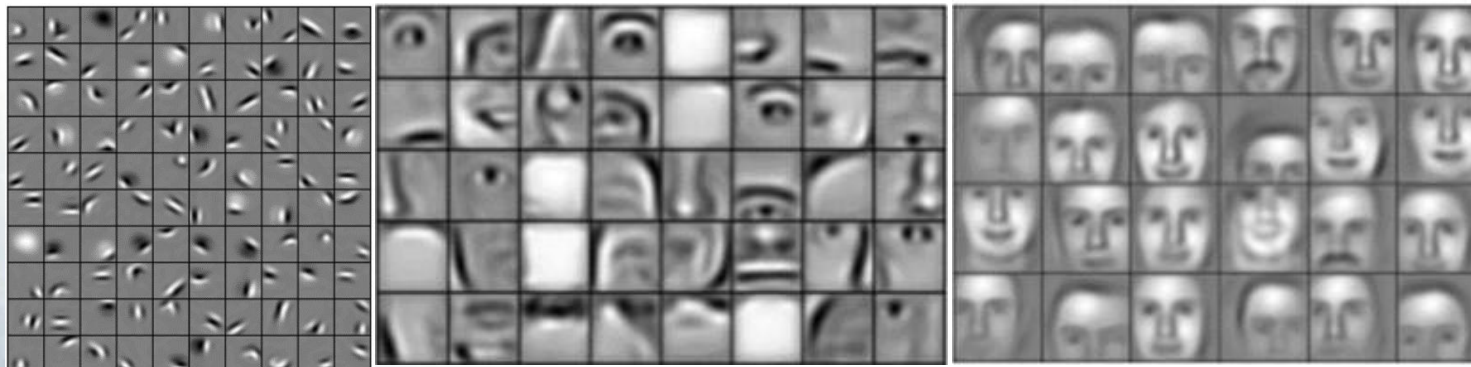


AIが学習する仕組み

人工ニューラルネットワークのプログラムが間違いを修正しながら学習することで賢くなる



隠れ層（中間層）の各層が抽出するパターン

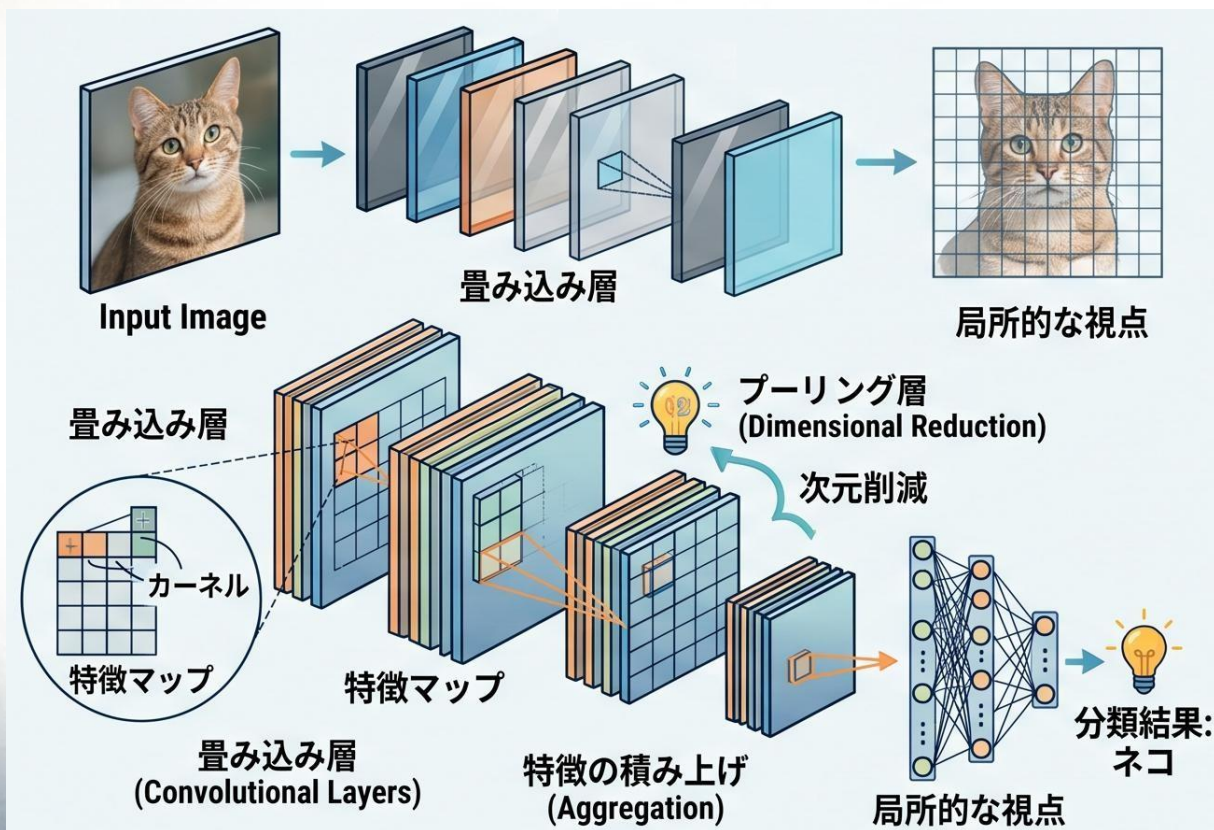


画像認識AI

～ディープラーニングによる画像の識別～

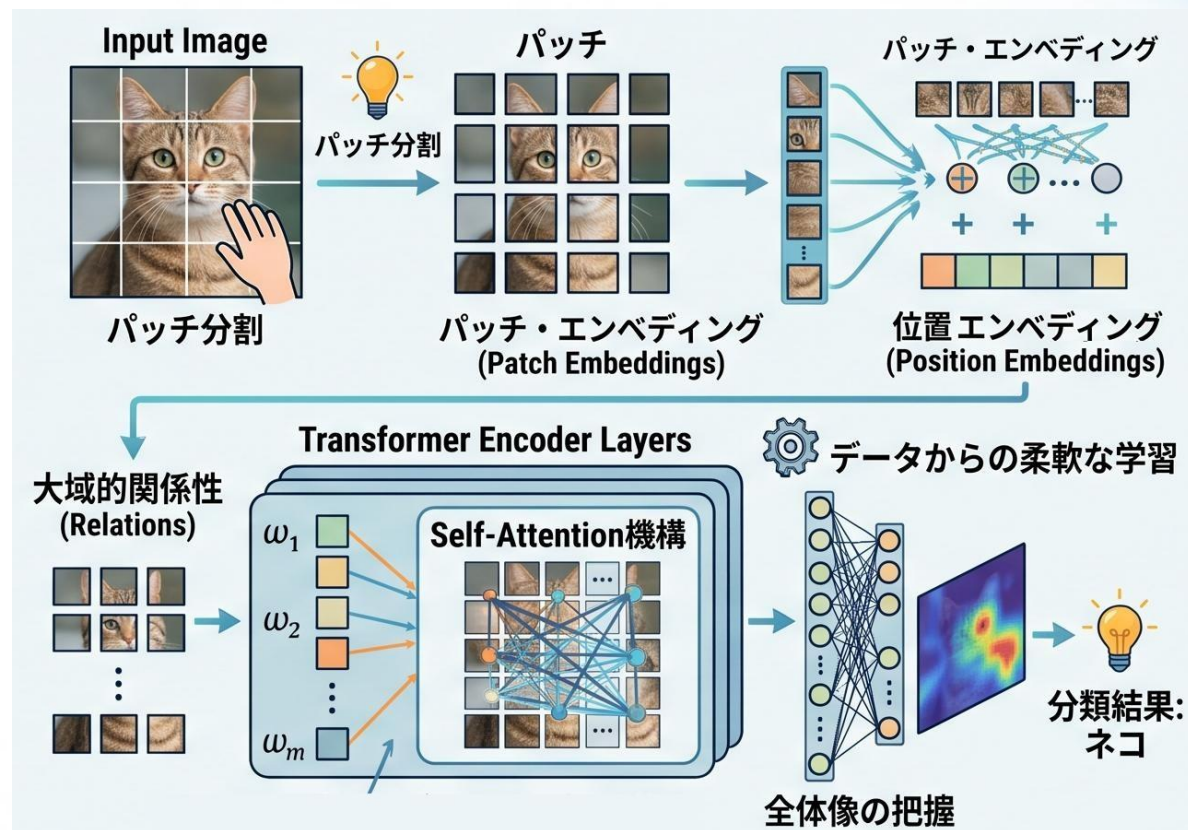
畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

局所的な特徴の積み上げによるパターンの認識



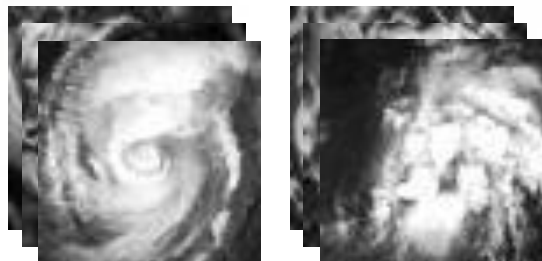
Vision Transformer (ViT)

大域的な情報の重みづけによるパターンの効率的な認識



画像認識AIの応用

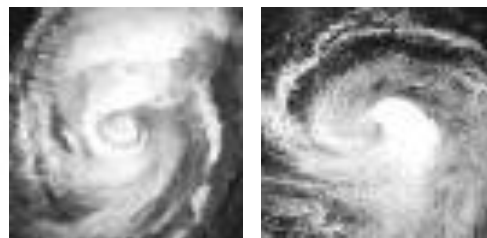
分類



台風

非台風

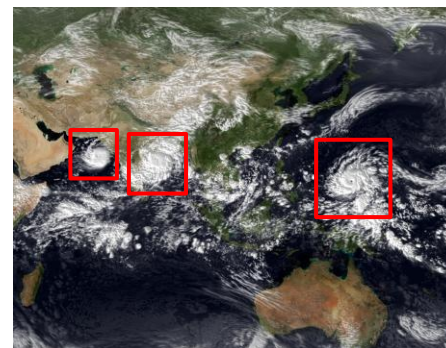
回帰



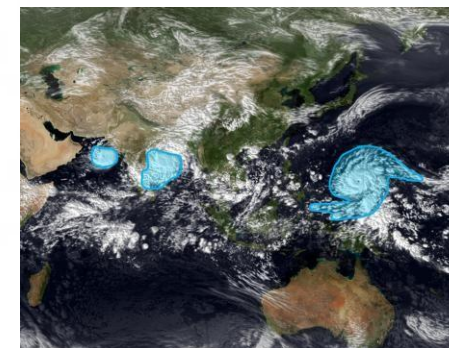
979hPa

987hPa

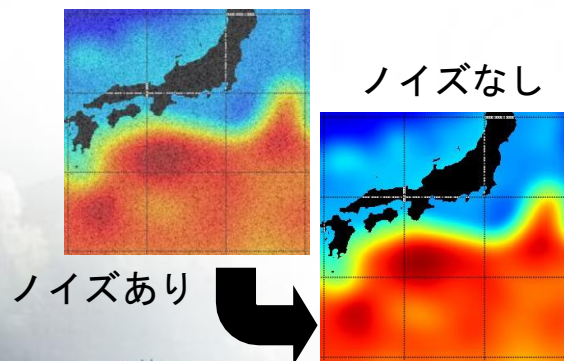
物体検出



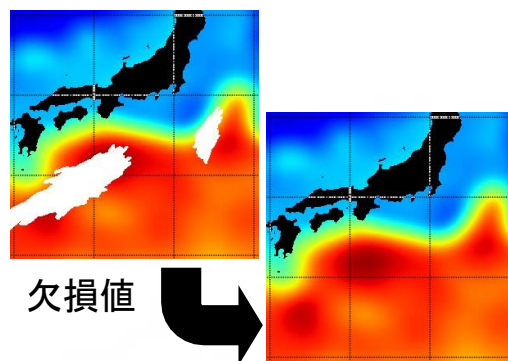
領域分割



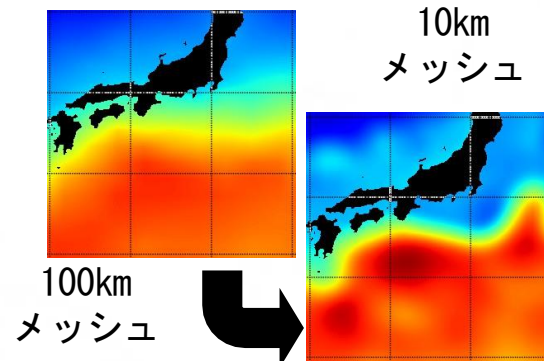
ノイズ除去



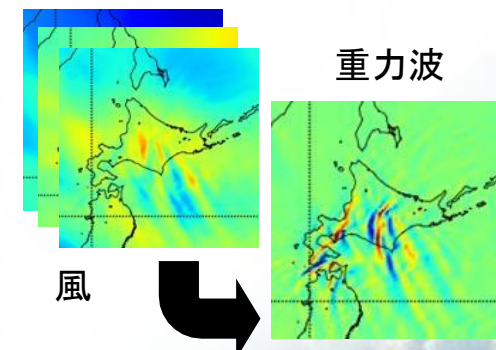
欠損修復



超解像



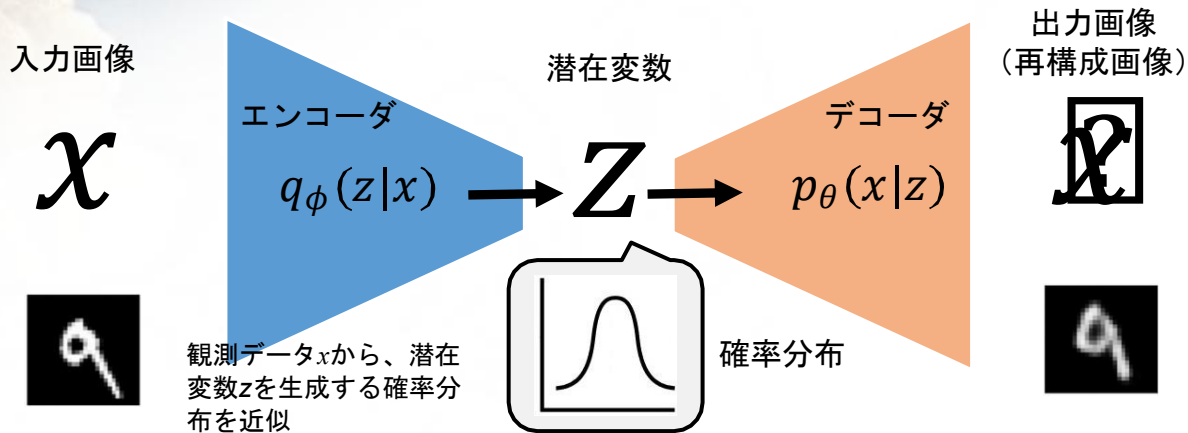
画像変換



画像生成AI

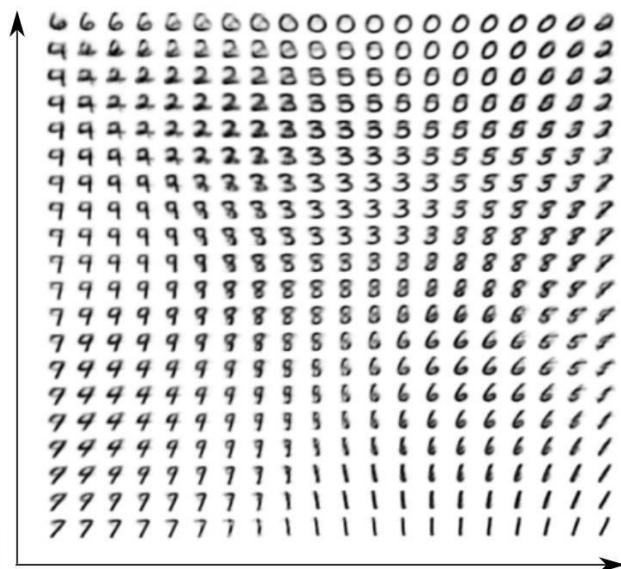
～ディープラーニングによる画像の生成～

変分オートエンコーダ



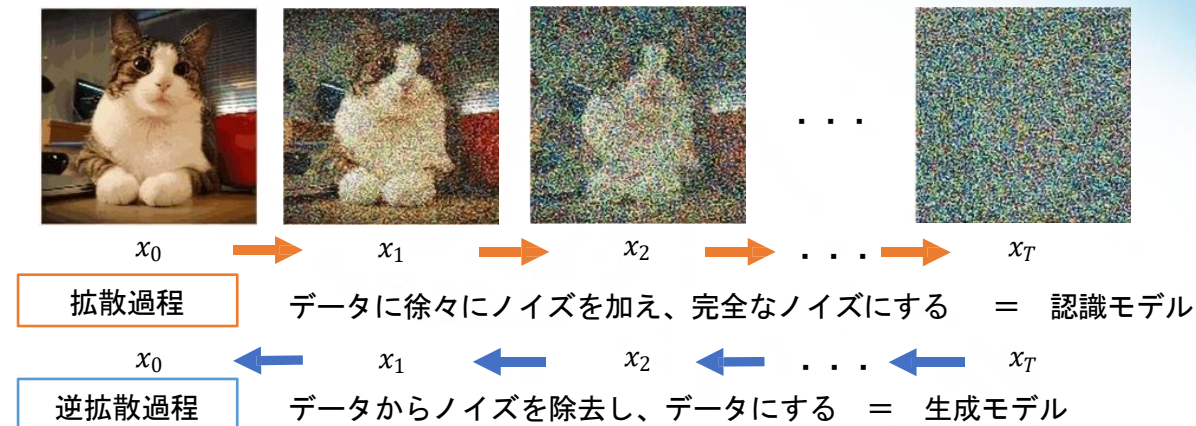
Kingma and Welling, 2013

潜在変数の変化による
手書き数字の生成

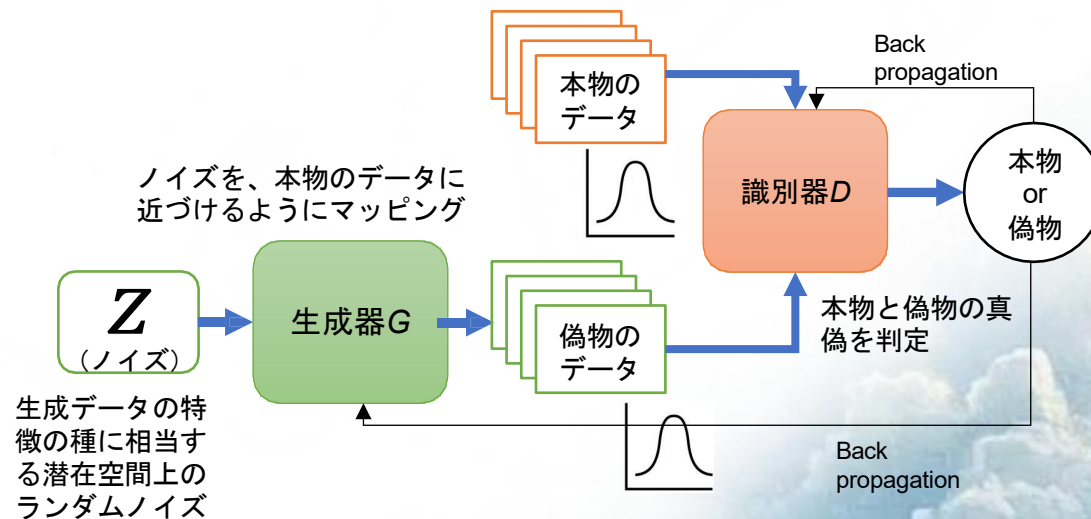


拡散モデル

Song and Ermon, 2019; Ho et al., 2020



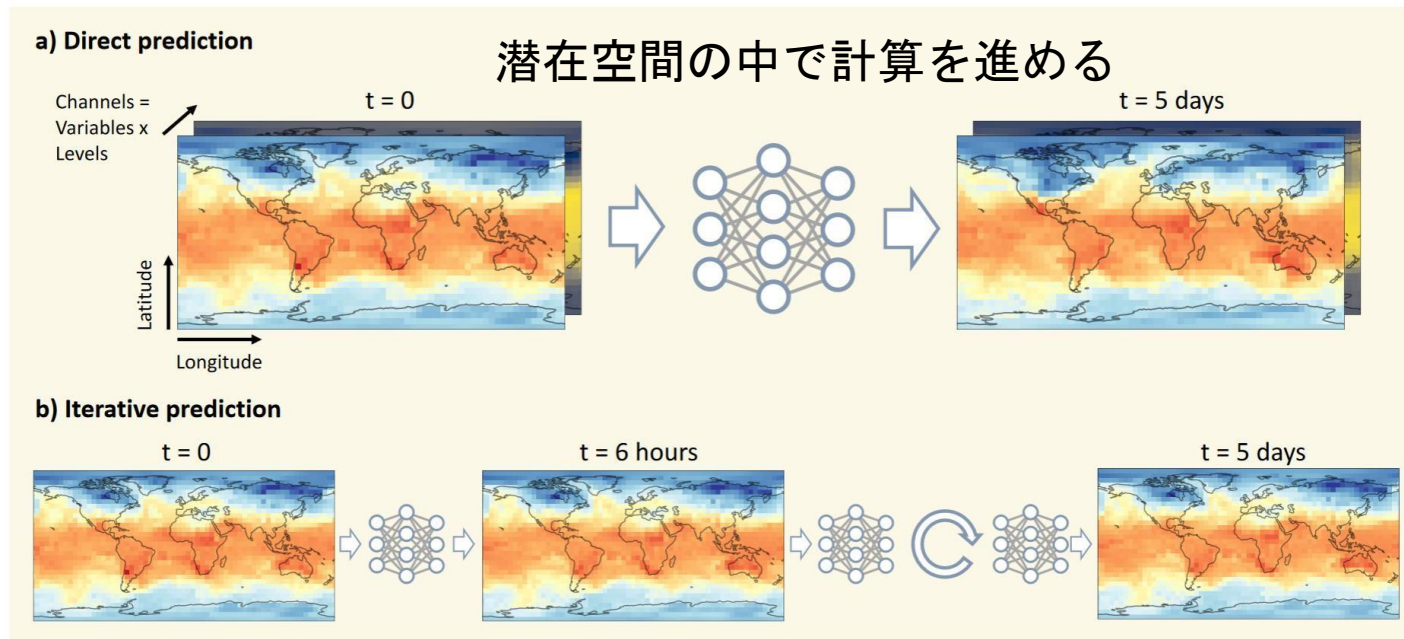
敵対的生成ネットワーク



Goodfellow et al., 2014

AI気象予測

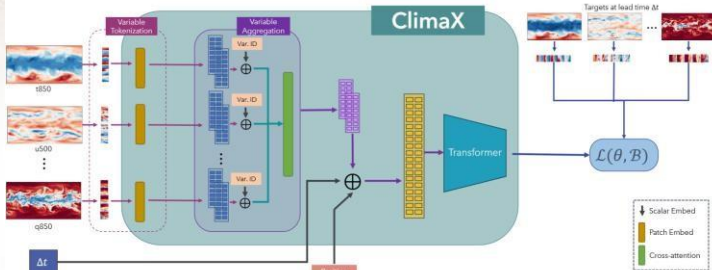
- 物理方程式を用いないデータ駆動型の予測モデル
- 気象データ（再解析データ）を用いてニューラルネットワークを学習
- 機械学習ベースの高速な予測（10日間の予測を約10秒で計算）



Rasp et al., 2020

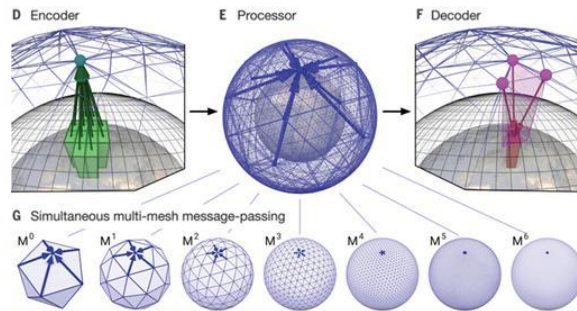
AI気象予測

ClimaX (ViTベース)



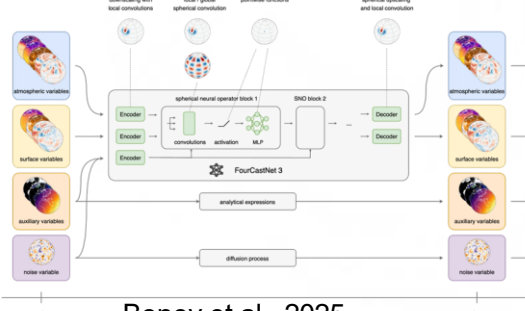
Nguyen et al., 2023

GraphCast (GNNベース)



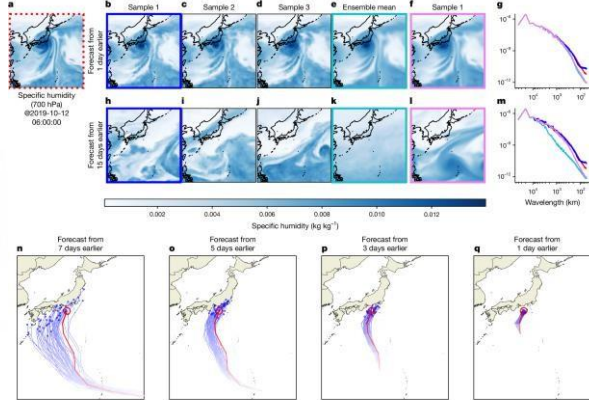
Lam et al., 2023

FourCastNet-3 (FNOベース)



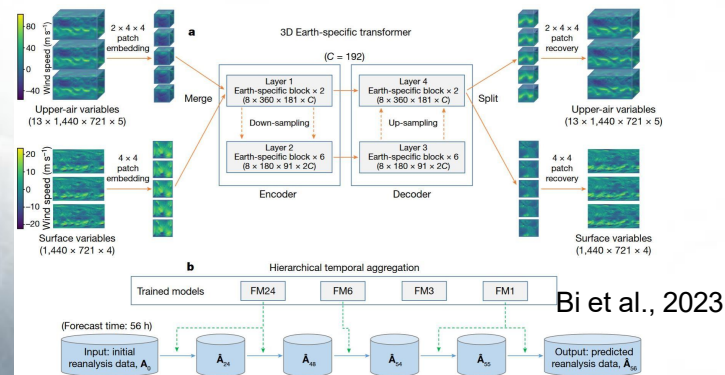
Bonev et al., 2025

GenCast (拡散モデルベース)



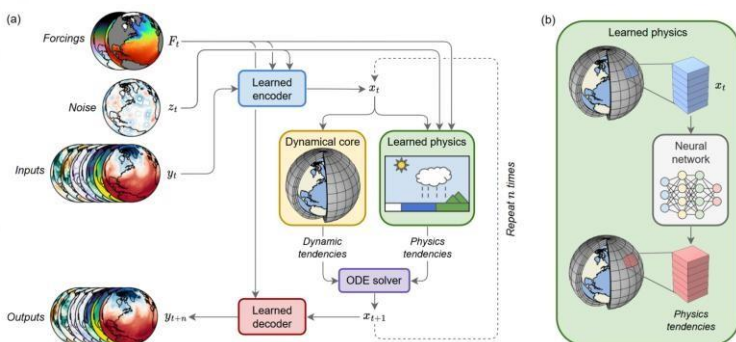
Price et al., 2025

Pangu-Weather (ViTベース)



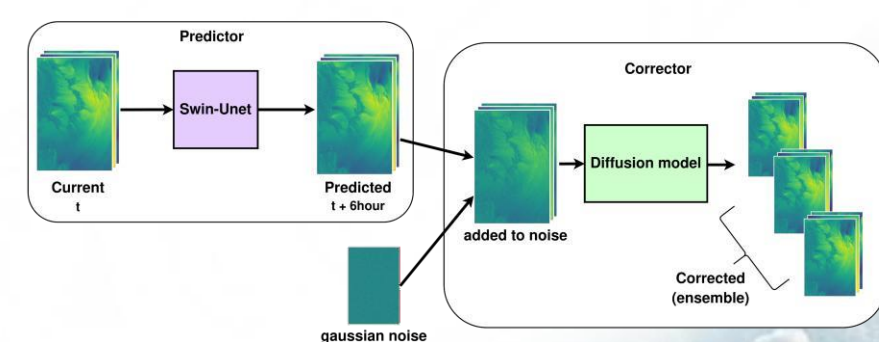
Bi et al., 2023

NeuralGCM (ハイブリッドモデル)



Kochkov et al. 2024

Hirabayashiモデル (ViT+拡散モデルベース)

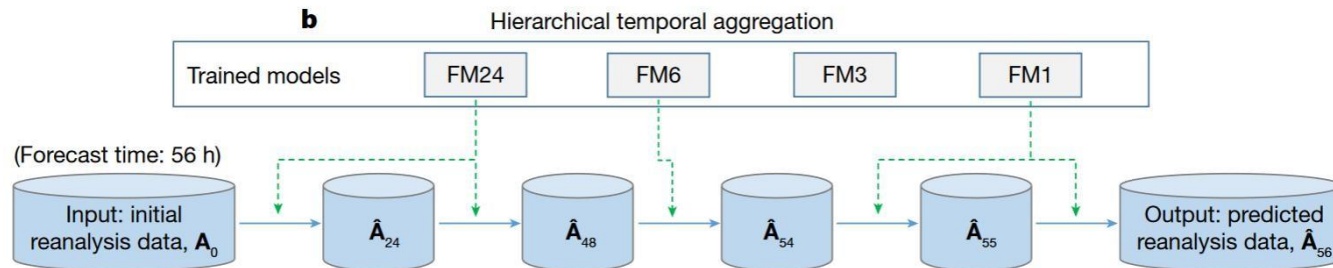
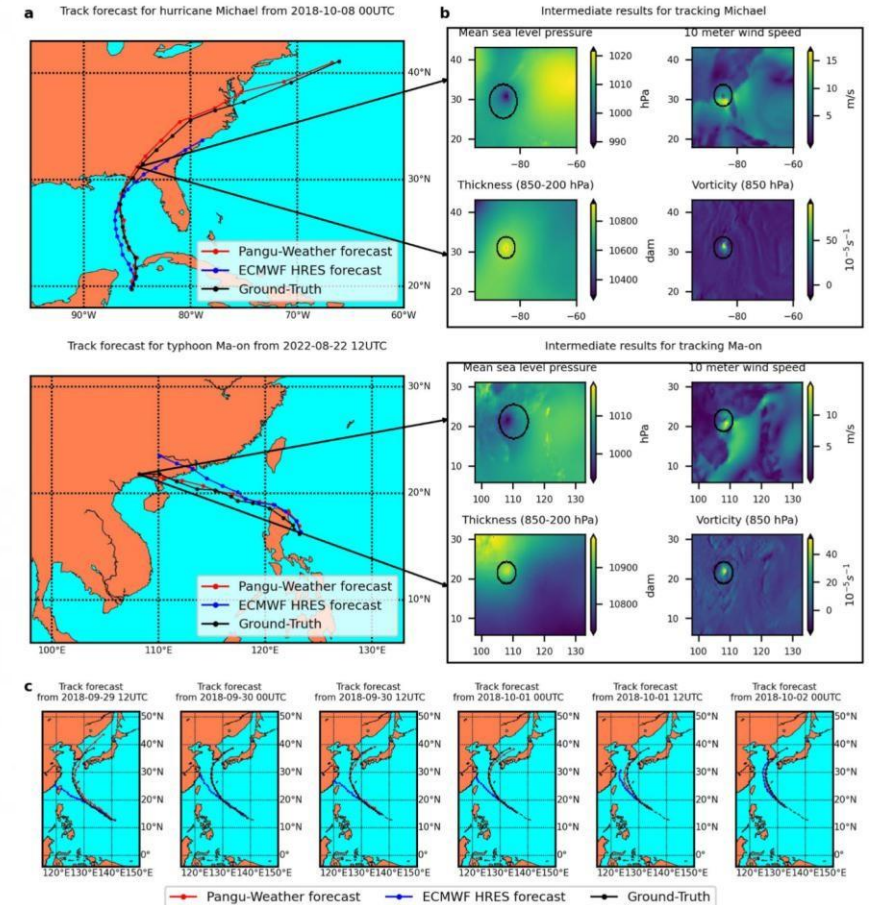
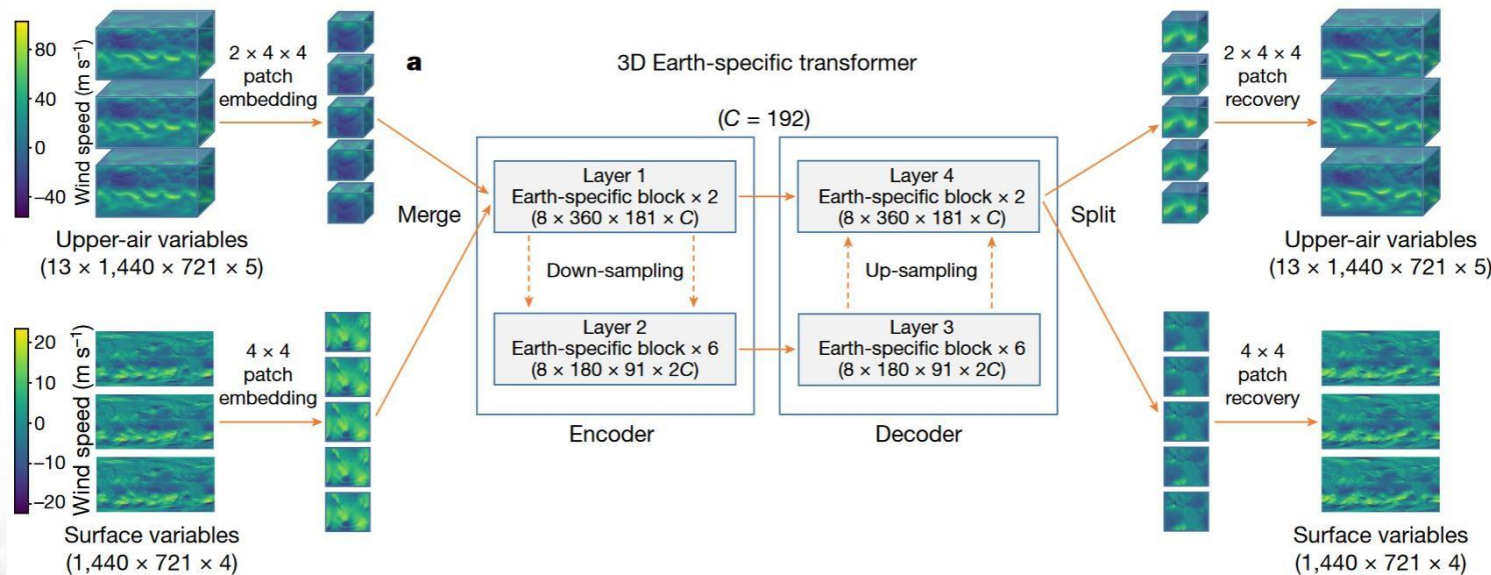


Hirabayashi and Matsuoka, 2025

FNO: Fourier Neural Operator, **ViT**: Vision Transformer, **GNN**: Graph Neural Network

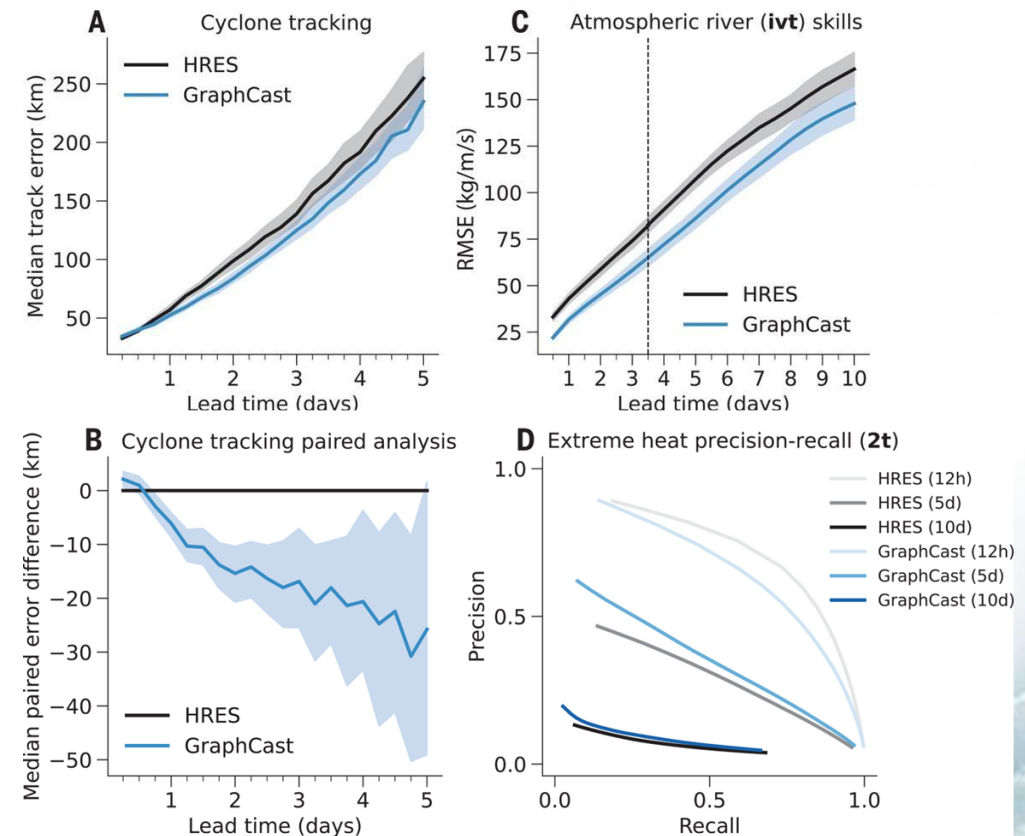
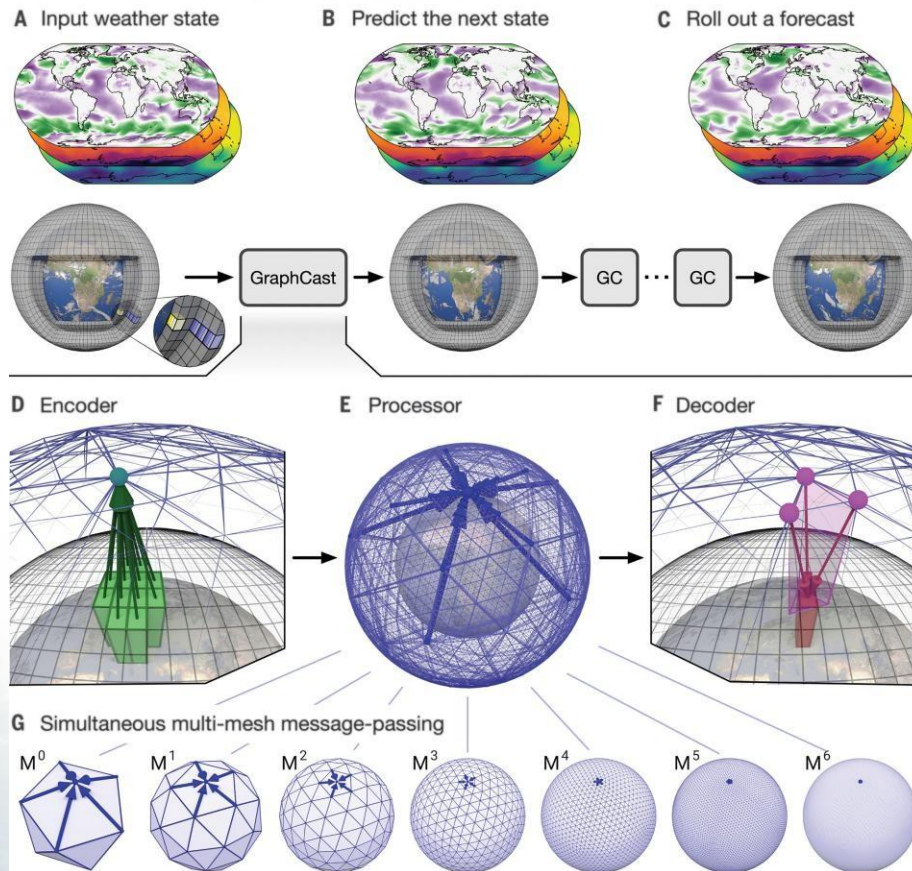
AI気象予測モデル：Pangu-Weather

- 入力された物理量（風、気温、水蒸気など）をAIが理解しやすい「潜在空間（特徴が凝縮された抽象的な空間）」上で予測計算し、元の物理量に戻す
- 台風などの構造も発生



AI気象予測モデル：GraphCast

- 近傍のグリッドと遠方のグリッドをグラフ構造で接続することで、さまざまな時空間スケールの現象を効率的に学習し、高精度に予測
- 台風の経路予測などにおいて数値予報モデルを上回る予測精度

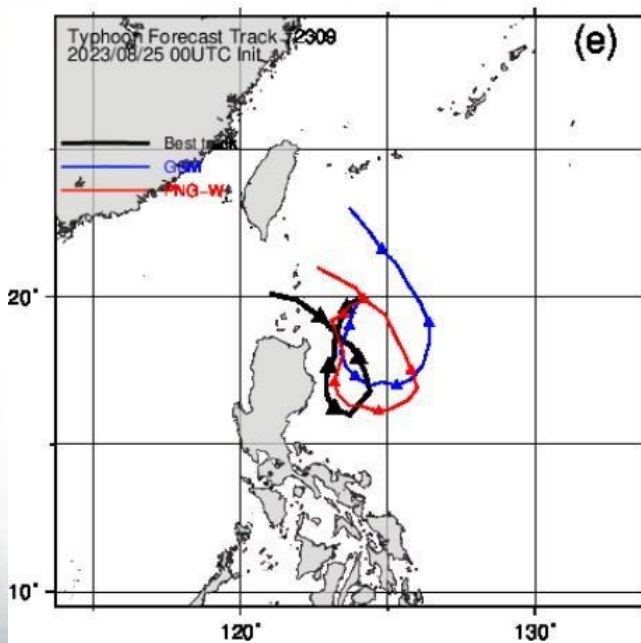


Lam et al. 2023

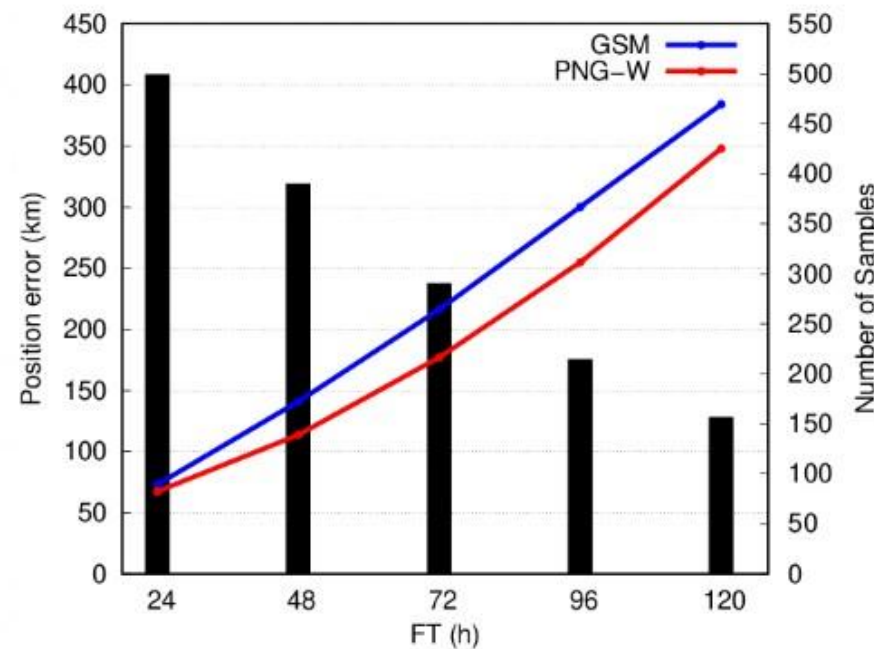
AI気象予測モデルによる台風の予測

- ・ 台風の進路予測精度は数値予報と比べて大きく改善された例が多いが、強度予測精度は数値予報には及ばない

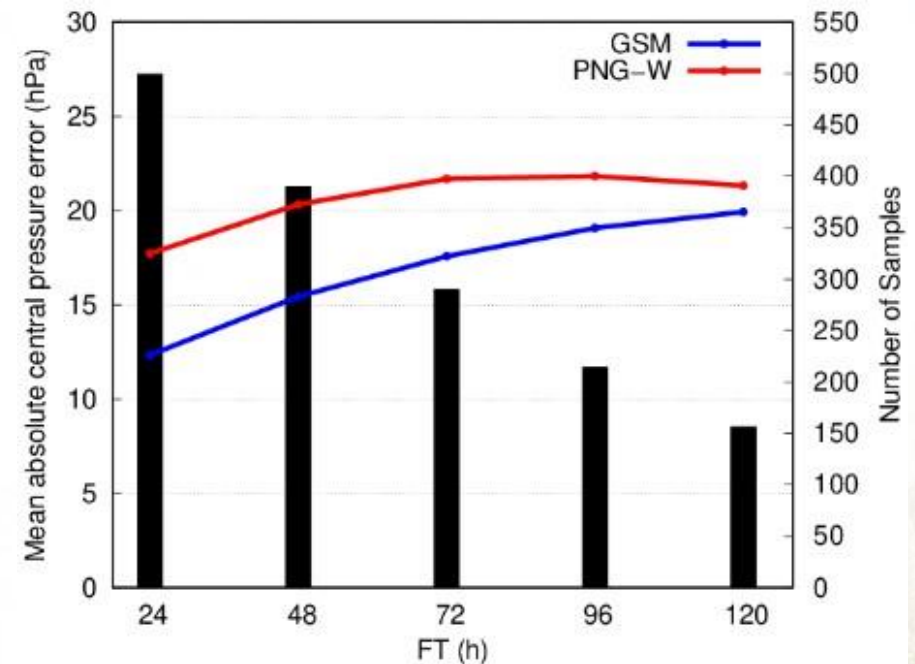
台風の経路



台風の中心位置の誤差



台風の中心気圧の誤差



Best track : 真値 (確定値)

PNG-W : AI気象予測モデル

GSM : 数値気象予測モデル

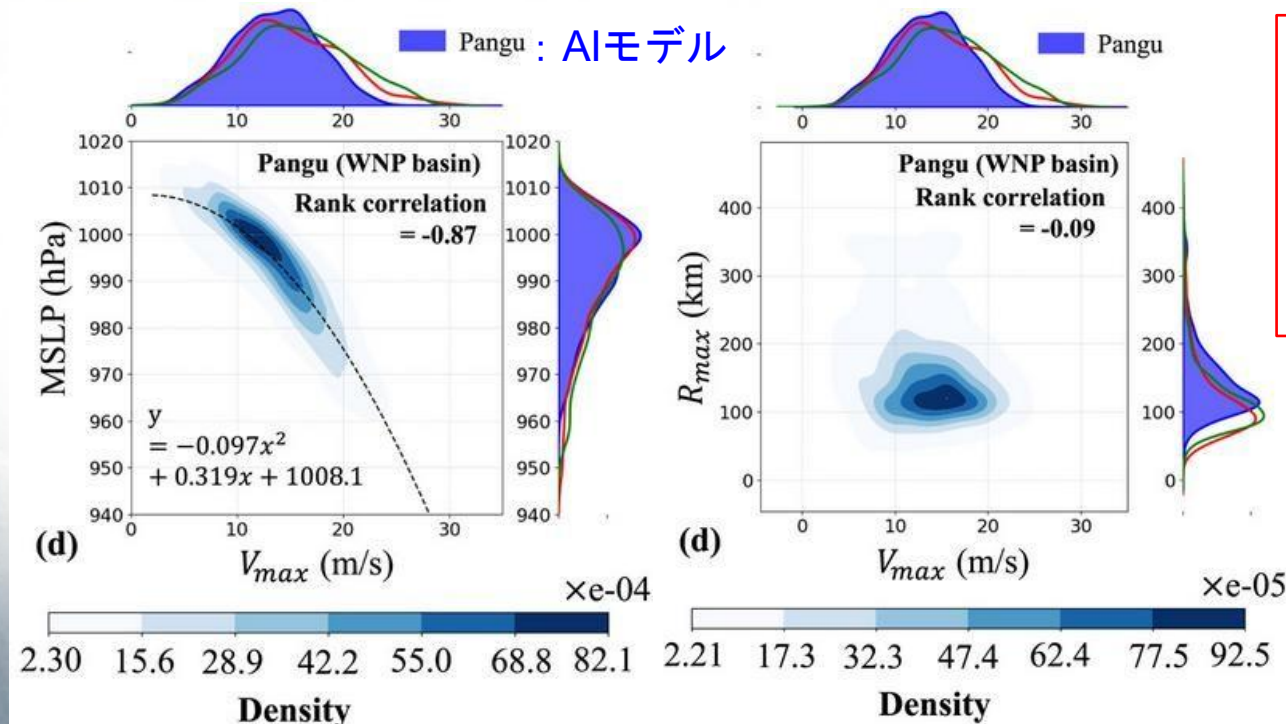
AI気象予測モデルによる台風の予測

- 大型の台風やハリケーンの強度を実際よりも過小評価する傾向がある
- AIモデルの中で生成された台風の構造は、物理法則（運動方程式、熱力学方程式、傾度風平衡）を十分に満たしていない可能性が高く、台風の眼やアイウォール（眼の壁雲）の表現も不十分

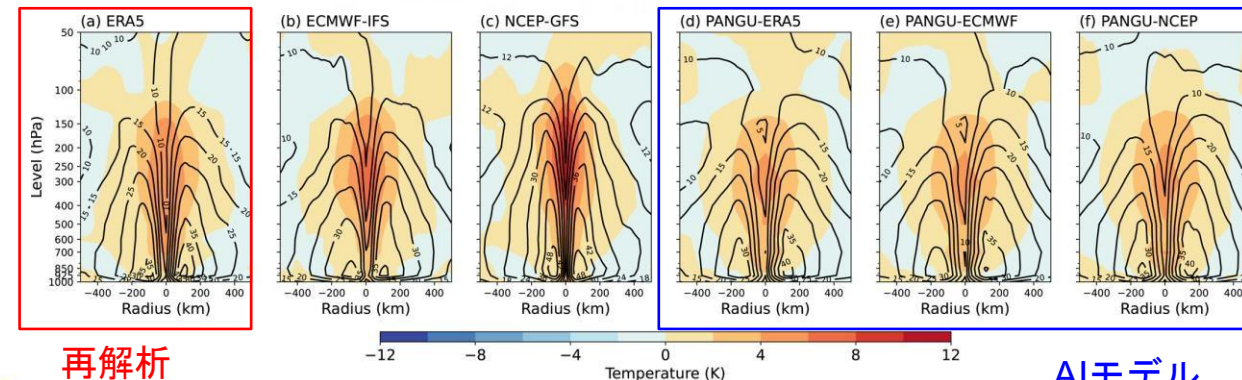
中心気圧と最大風速の比較

最大風速半径と最大風速の比較

温度の鉛直分布（上段）と再解析との差（下段）

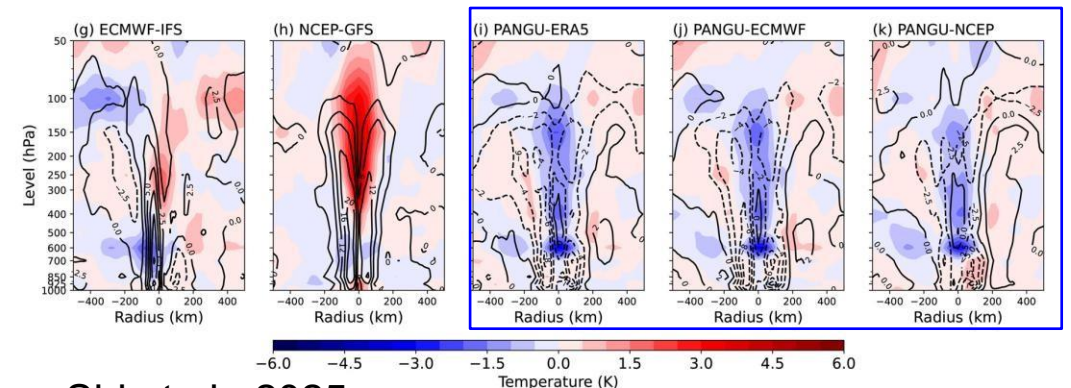


Weng & Gori, 2026



再解析

AIモデル



Shi et al., 2025

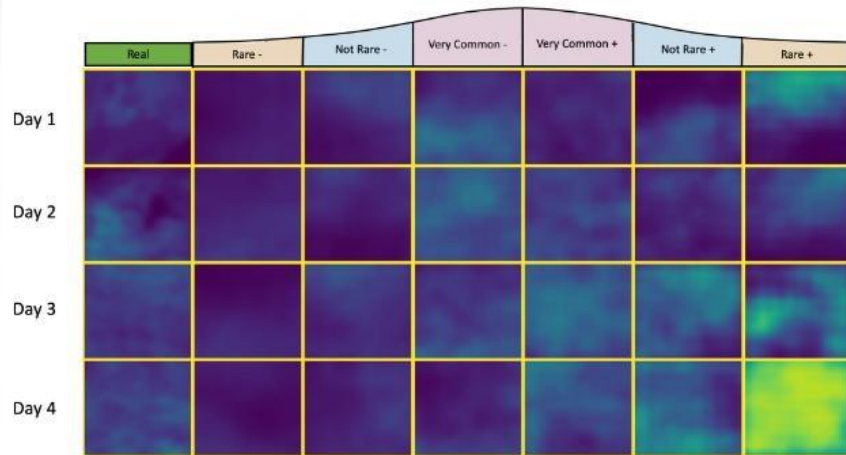
Aurora : AIモデル

ERA5 : 正解（再解析）

画像生成AIを用いたアンサンブル生成

変分オートエンコーダを用いた気象場生成

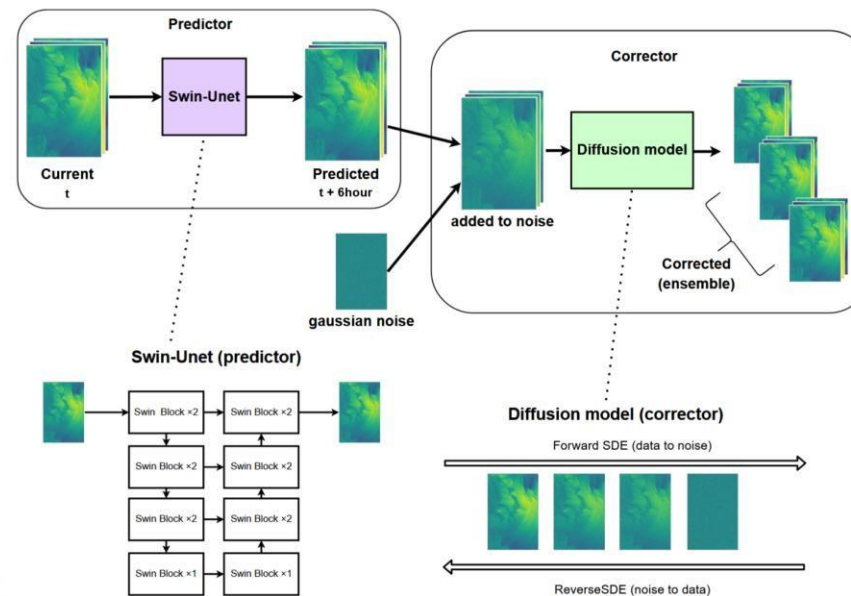
集中豪雨などの発生頻度の低い希少なイベントに絞った生成



Oliveira et al., 2021

AI気象予測モデルとの組み合わせ

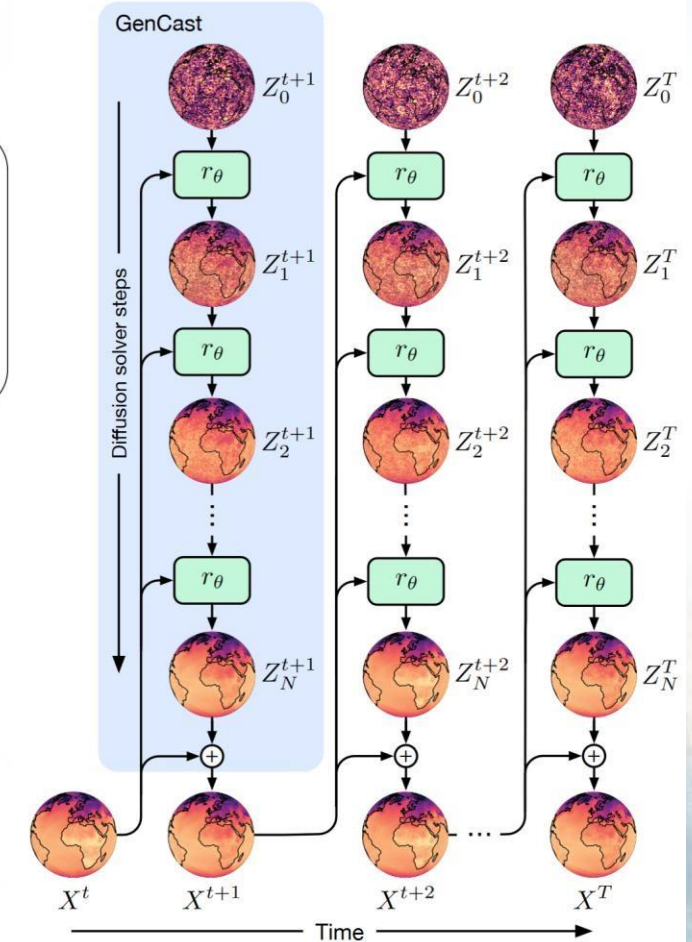
高速な大規模アンサンブル生成への活用



Hirabayashi and Matsuoka, 2025

課題

- アンサンブルのばらつきが広がりにくい
- 極端な強度・雨量の台風を予測しにくい



Price et al., 2023

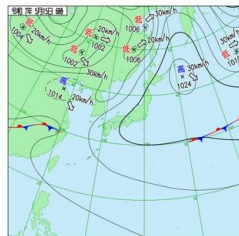
大規模言語モデル (Large Language Model: LLM)

- 大量の文章データとディープラーニング技術を用いて構築された自然言語処理モデル
- 文章や単語の出現確率を用いて言語の生成をモデル化し、質問応答や要約、翻訳などを可能に
- 意味のベクトル空間上で文章や画像を数値的に表現することで、画像の言語理解や生成も

ChatGPT

ChatGPT 4o

共有する



この図は気象庁の予報官が作成した天気図です。ここから分かることを、一般向けに分かりやすく文章化してください。

この天気図は、令和7年5月15日午前6時時点の気象状況を示しています。以下のような特徴が読み取れます：

🌤️ 全体的な天気の傾向

- 日本付近は高気圧と低気圧の間に位置しており、地域によって天気が変わりやすい状況です。
- 特に北海道や東北の一部では、気圧の谷や ↓ 気圧の影響で曇りや雨になりやすいでしょう。

質問してみましょう



検索



Deep Research



画像を作成する

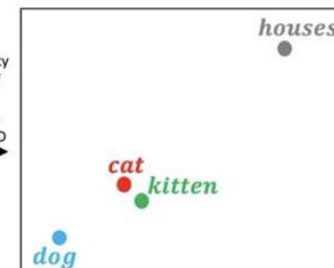


ベクトル埋め込み

意味の似た単語はベクトル空間上で近くに配置

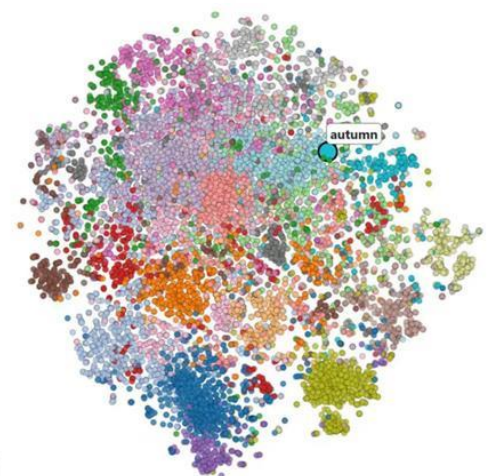
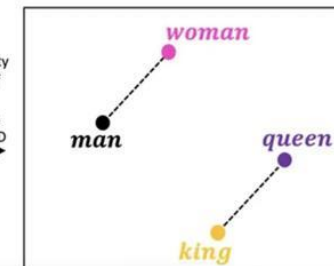
	living being	feline	human	gender	royalty	verb	plural
cat →	0.6	0.9	0.1	0.4	-0.7	-0.3	-0.2
kitten →	0.5	0.8	-0.1	0.2	-0.6	-0.5	-0.1
dog →	0.7	-0.1	0.4	0.3	-0.4	-0.1	-0.3
houses →	-0.8	-0.4	-0.5	0.1	-0.9	0.3	0.8

Dimensionality reduction of word embeddings from 7D to 2D



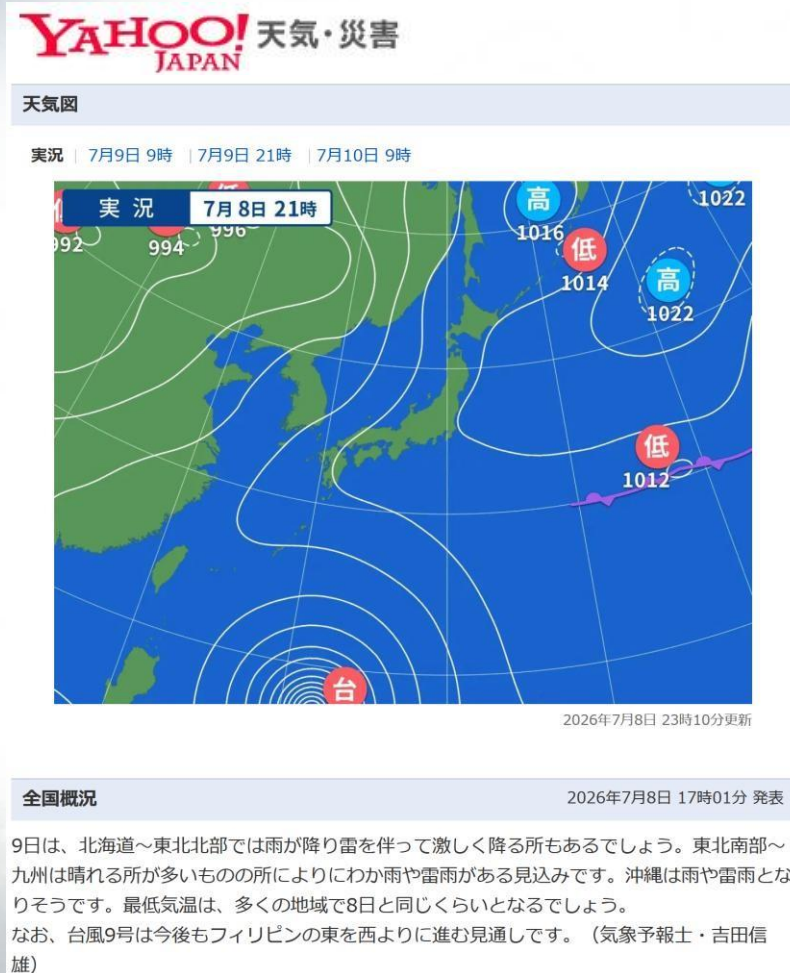
man →	0.6	-0.2	0.8	0.9	-0.1	-0.9	-0.7
woman →	0.7	0.3	0.9	-0.7	0.1	-0.5	-0.4
king →	0.5	-0.4	0.7	0.8	0.9	-0.7	-0.6
queen →	0.8	-0.1	0.8	-0.9	0.8	-0.5	-0.9

Dimensionality reduction of word embeddings from 7D to 2D



Interactive embedding explorer:
<https://blog.echen.me/embedding-explorer/>

LLMの活用：天気図の理解



気象予報士になったつもりで、この天気図から読み取れることを一般向けに分かりやすく文章化してください。

この天気図（7月8日21時実況）から読み取れることを、テレビの気象解説をイメージして説明します。

天気図を見ると、日本付近は太平洋高気圧の勢力がまだそれほど強くなく、気圧の傾きも比較的緩やかです。

南の海上には台風があり、中心付近では等圧線が非常に込み合っているため、台風は勢力を保っていることが分かります。ただし、この時点では日本からはまだ離れた海上に位置しています。

一方、日本の北東海上には低気圧があり、そのさらに東側には高気圧があります。このため、日本付近では西から東へ風が流れやすい場となっています。

日本列島を見ると、等圧線の間隔は広く、**全国的に風はそれほど強くありません**。大きな低気圧や前線が日本列島を通過しているわけではないため、広い範囲で大荒れの天気になる状況ではありません。

ただし、**夏の時期は天気図だけでは分からない局地的な雷雨に注意が必要です**。日中の強い日差しで地面が暖められると、山沿いや内陸部を中心に積乱雲が発達し、急な激しい雨や雷になることがあります。

また、南の台風は今後の進路によっては日本付近の↓に影響を及ぼす可能性があります。現時点では直接の影響は小さいものの、今後の予報には注意が必要です。

+ 質問してみましょう

最速

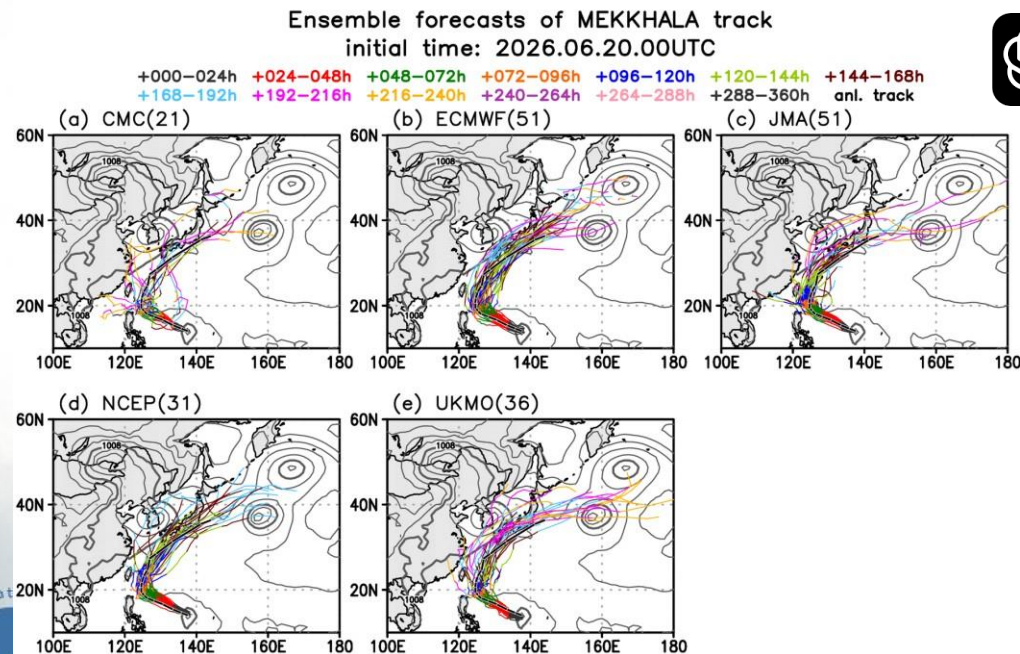


ChatGPTの回答は必ずしも正しいとは限りません。重要な情報は確認するようにしてください。

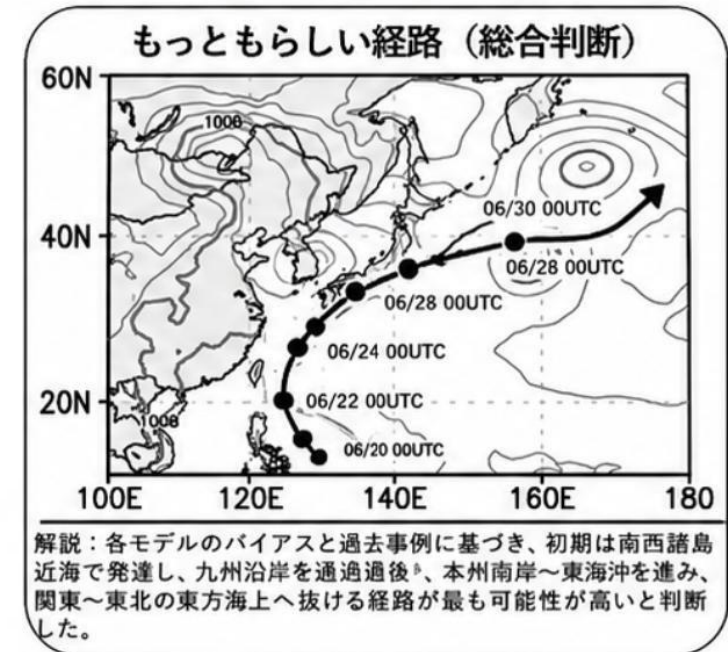
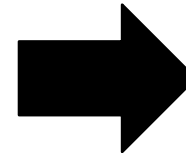
LLMの活用案：コンセンサス予報

- 過去の予測情報や論文などの知識も活用し、5つの気象モデルによる予測結果からもっともらしい一つの予測結果に取りまとめる

画像は5つの気象モデルによる台風の予測結果を示しています。予測された経路にばらつきがみられますが、過去の予測事例における各モデルの特徴を考慮してもっともらしい経路を描画してください。



ChatGPT

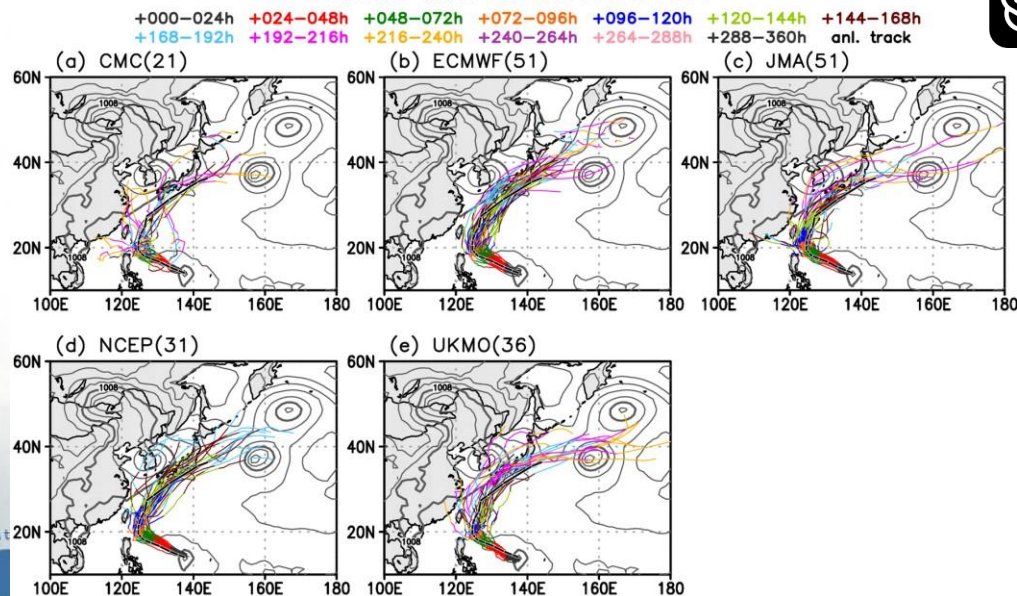


LLMの活用案：コンセンサス予報

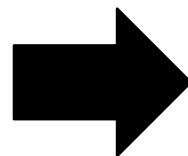
- 各モデルの予測根拠や過去の実績を主張したり受け入れたりしつつ、最終的に合意形成するまでの段階的なプロセスを生成

もっともらしい経路を決定する上で、各気象モデルの立場をとる5名の専門家と、中立の立場をとる1名の司会者とで、最終的に同意がとれるように3段階のプロセスで意見をとりまとめてください。1段階目では過去の予報実績や科学的根拠に基づいて自身のモデルの予測結果を主張してください。2段階目では、他社が正しいと判断したら理解を示してください。3段階目で最終的な主張をしてください。

Ensemble forecasts of MEKKHALA track
initial time: 2026.06.20.00UTC



ChatGPT



第1段階：各モデル担当者の主張

CMC担当

「CMCは西寄りのメンバーが目立ち、台湾付近から東シナ海へ進む可能性を強く示しています。台風が亜熱帯高気圧の西縁に沿って北上する場合、中国沿岸～朝鮮半島方面へ寄るシナリオは十分あり得ます。」

ECMWF担当

「ECMWFはメンバー数が多く、進路の集中度も比較的高いです。中心的には台湾東方から先島諸島付近を通り、九州南方～本州南岸沖へ北東進する予測です。過去の中期予報実績を考えると、最も重視すべき案です。」

JMA担当

「JMAもECMWFに近く、日本付近への接近を示すメンバーが多いです。日本周辺の大気場の解析に強みがあるため、九州～西日本、本州南岸付近への接近リスクは無視できません。」

NCEP担当

「NCEPは比較的に北寄りに進める傾向があります。東シナ海から西日本、あるいは日本海側へ向かう可能性も残すべきです。」

UKMO担当

「UKMOはやや東寄り、日本の南岸沖を通して東海上へ抜けるシナリオを示しています。偏西風帯に早めに捕まるなら、この東寄りコースが妥当です。」

司会者

「全員の意見を整理すると、初期の北上は共通。その後の分岐は、西寄り・日本接近・東海上通過の3案です。」

第2段階：相互理解

CMC担当

「ECMWFとJMAのメンバー数とまとまりを見ると、極端な西進だけを主張するのは弱い。日本接近シナリオを中心に考えることに理解します。」

NCEP担当

「東シナ海寄りの可能性は残りますが、ECMWF・JMA・UKMOが北東進を示しているため、最終的には日本付近へ曲がる可能性が高いと見ます。」

UKMO担当

「東寄りに抜ける案は残したいですが、JMA・ECMWFが示す九州南方～本州南岸付近のコースを中心線に

おわりに

- 現状と課題

- 主観的で経験的な解析から、AIによる客観的で自動的な解析へ
- 物理法則に基づくプロセス駆動型の予測から、データ駆動型の予測へ
- 物理的な整合性、科学的根拠、解釈・説明性などAIには課題も多い

- 展望

- 大規模言語モデルの登場によって、台風予測の新しい形が拓ける可能性あり
 - 蓄積された学術知識の活用、複数の予測結果の統合、社会への発信など