

気象観測・予測への AI 技術の活用に向けた共同研究の成果について

理化学研究所 革新知能統合研究センターと気象庁は、気象観測・予測への AI 技術の活用に向けた共同研究を行い、AI 技術を用いた降水量予測の精度改善や全国の気温実況値を推定する技術の開発などにおいて一定の研究成果を得ました。今後は、これらの技術の実用化を目指し、気象庁において本共同研究の成果を踏まえた技術開発を進めてまいります。

気象庁は、「2030 年に向けた数値予報技術開発重点計画」（平成 30 年 10 月 4 日）に沿った取組の一つとして、平成 31 年 1 月に、気象観測・予測への AI 技術の活用に向けた共同研究契約を理化学研究所 革新知能統合研究センター（以下、「理研 AIP センター」という。）と締結し、研究を進めてきました（平成 31 年 1 月 23 日報道発表¹）。

本研究により、解像度や予報時間の異なる複数の数値予報結果を AI 技術の活用によって最適に組み合わせる「統合型ガイダンス」（仮称）による降水量予測の精度向上や、AI 技術（ディープラーニング）により全国の気温実況値を推定する技術の開発などにおいて一定の研究成果が得られました。

今後は、気象庁において本共同研究の成果を踏まえた技術開発を進めるなど、2030 年を目標に気象観測・予測の精度を大きく向上させるための取組を推進してまいります。また、気象分野における AI 技術の更なる活用に向けて、引き続き、理研 AIP センターと連携した取組を進めていきます。

本共同研究の成果については、別紙を参照ください。

問合せ先

総務部 企画課技術開発推進室 國井、鍋谷、新垣（共同研究に関すること）

電話 03-6758-3900（内線 2232、2230、2237）

大気海洋部 業務課気象技術開発室 若山（別紙の課題①に関すること）

電話 03-6758-3900（内線 4162）

気象研究所 企画室 小司（別紙の課題②及び④に関すること）

電話 029-853-8535（内線 291）

情報基盤部 数値予報課 成田（別紙の課題③に関すること）

電話 03-6758-3900（内線 3334）

¹ https://www.jma.go.jp/jma/press/1901/23a/20190123_ai.html

気象庁と理化学研究所 革新知能統合研究センターとの共同研究の成果について

1. 研究名称

「AI 技術の導入による気象観測・予測技術の高度化に向けた研究」

2. 研究の目的

AI 技術の導入によって、気象庁が発表する防災気象情報の根幹を支える気象観測・予測の精度を大きく向上させていくことを目指し、このための共同研究を行う。

3. 共同研究の実施期間

2019 年 1 月 23 日～2023 年 3 月 31 日

4. 研究概要

本研究では、気象庁が有する気象現象に関する知見と、理化学研究所 革新知能統合研究センター（理研 AIP センター）が有する AI 技術に関する知見を相互に持ち寄り、気象観測・予測技術へ先端の AI 技術を導入することに関する研究開発を行う。

研究開発のテーマは気象観測技術と気象予測技術の大きく 2 つで、以下に示す課題に取り組んだ。

（気象観測技術に関する研究開発テーマ）

- ① 気象観測データの品質管理及び面的解析手法の AI による高度化
- ② AI を用いた水蒸気ライダーデータ品質管理手法の開発

（※本研究開発テーマについては、2021 年度で共同研究を終了）

（気象予測技術に関する研究開発テーマ）

- ③ 「統合型ガイダンス」（仮称）の開発
- ④ 先端 AI 技術による台風の急発達メカニズムの解明と予測に関する研究

5. 研究の成果

① 気象観測データの品質管理及び面的解析手法の AI による高度化

気温観測データの品質管理・解析に AI 技術を活用する研究を進め、様々な気象データや標高などの土地情報から、AI（ディープラーニング）により全国 1km メッシュの現在の気温の値を推定する技術（図 1）を開発するとともに、推定精度などの確認を行った。

今後は、本共同研究の成果を踏まえ、気象庁において複数の AI 技術を組み合わせて精度向上を目指す。さらに、気象庁の観測データのみならず、地方公共団体、研究機関、民間事業者等による気象観測データ（ビッグデータ）の利用に向けた技術開発も実施予定である。

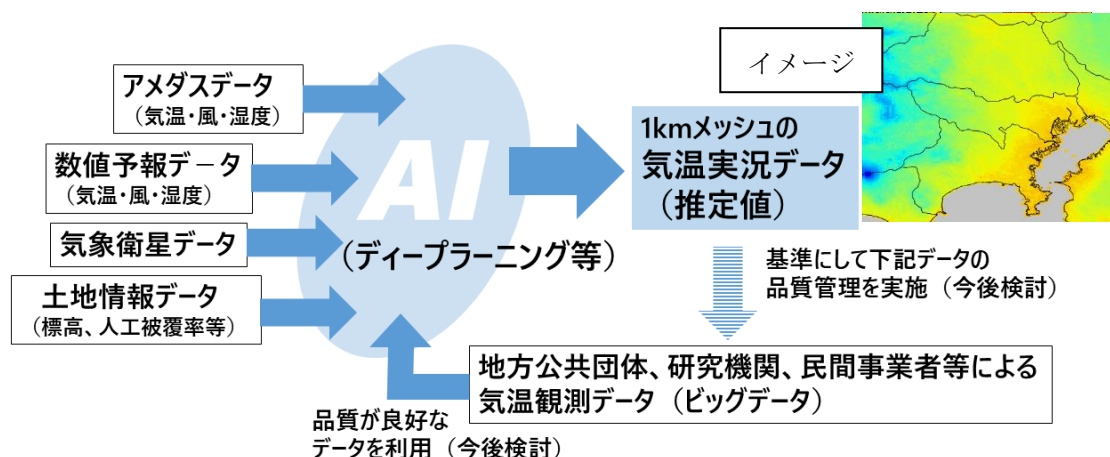


図1 AIによる面的気温実況値の推定、ビッグデータ品質管理の概念図

② AIを用いた水蒸気ライダーデータ品質管理手法の開発

水蒸気ライダー等のリモートセンシング観測データにはランダムなノイズが含まれていることから、気象の監視や予測の精度向上のため、このノイズを除去することが重要である。ノイズを除去する新たな手法として、観測データを時間と高度の2次元画像として扱い、画像処理のAI技術を適用する手法(図2)を開発し、従来手法に対し平均で30%を超える精度改善が得られた。

現在、気象研究所において、開発された技術を、線状降水帯のメカニズム解明研究で用いる水蒸気ライダー観測データの品質管理で活用しており(図3)、今後は、気象レーダーや衛星の観測データなどに対しての応用可能性を検討する。

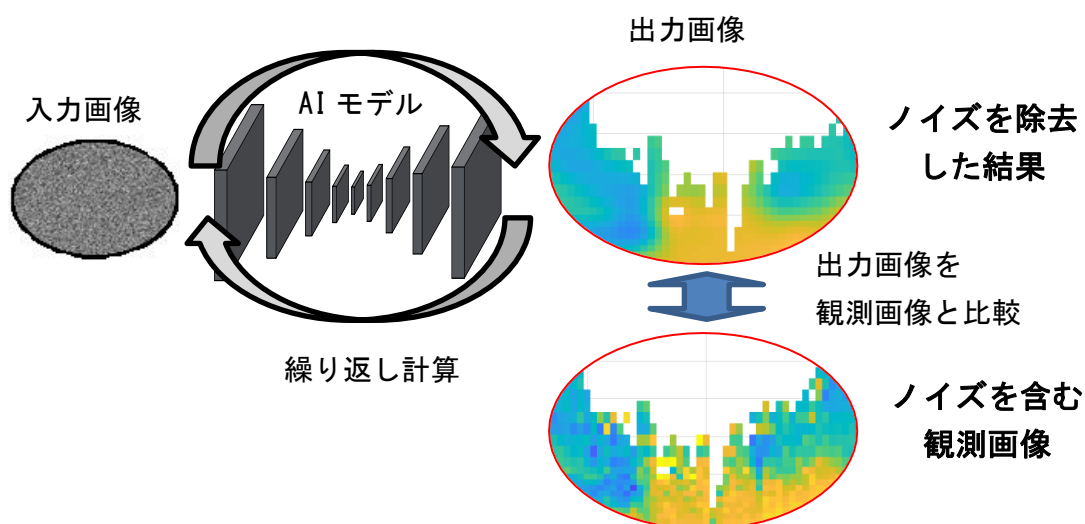


図2 AI技術によりノイズを除去する手法

任意の画像を入力とし、AIモデルからの出力画像とノイズを含む観測画像を比較しつつ、モデルのパラメーターを繰り返し計算で近づけていく。繰り返し計算により、ノイズが除去された画像が出力される。

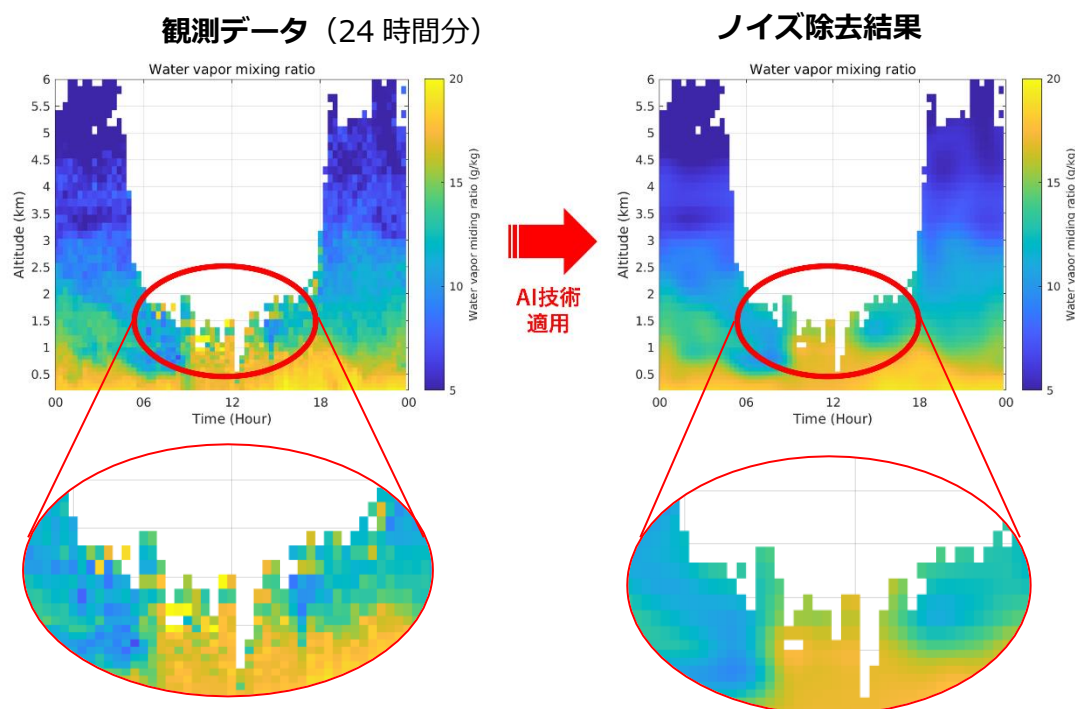


図3 AI技術による水蒸気ライダーデータ観測結果のノイズ除去の例

大気中に含まれる水蒸気量が多い領域を黄色で、少ない領域を青（少ないほど青が濃い）で示す。従来の品質管理手法（左図）では、図中の赤丸付近を中心に細かいノイズが見られるが、画像処理のAI技術を適用（右図）することで除去され、なめらかになっている。

③ 「統合型ガイダンス」（仮称）の開発

目先から5日先までのシームレスで高精度な量的予測や確率情報を提供することを目的に、解像度や予報時間の異なる全球モデル（GSM）、メソモデル（MSM）、局地モデル（LFM）などに基づくガイダンスをAI技術の活用によって最適に組み合わせた統合型ガイダンス（仮称、図4）の開発を理研AIPセンターと共同で実施した。

理研AIPセンターで開発したガイダンスの3時間降水量の予測精度をGSMガイダンスおよびMSMガイダンスと比べると（図5左）、すべての閾値（横軸参照）について他のガイダンスを上回っていることがわかる。また、3時間降水量の予測頻度を比べると（図5右）、15mm/3h以上の閾値では開発したガイダンスの予測頻度はGSMガイダンスおよびMSMガイダンスより実際の頻度に近いことがわかる。

本成果は、2023年5月26日付で、科学誌「Machine Learning with Applications」で公表された。今後は、本共同研究の成果を踏まえ、気象庁において精度向上に向けた検討を進める。

＜発表論文＞

掲載誌：Machine Learning with Applications

タイトル：Encoder-decoder-based image transformation approach
for integrating multiple spatial forecasts著者名：Hiroataka Hachiya^{1,2}, Yusuke Masumoto^{1,2}, Atsushi Kudo³, Naonori Ueda²

所 属：1 和歌山大学, 2 理化学研究所 革新知能統合研究センター, 3 気象庁

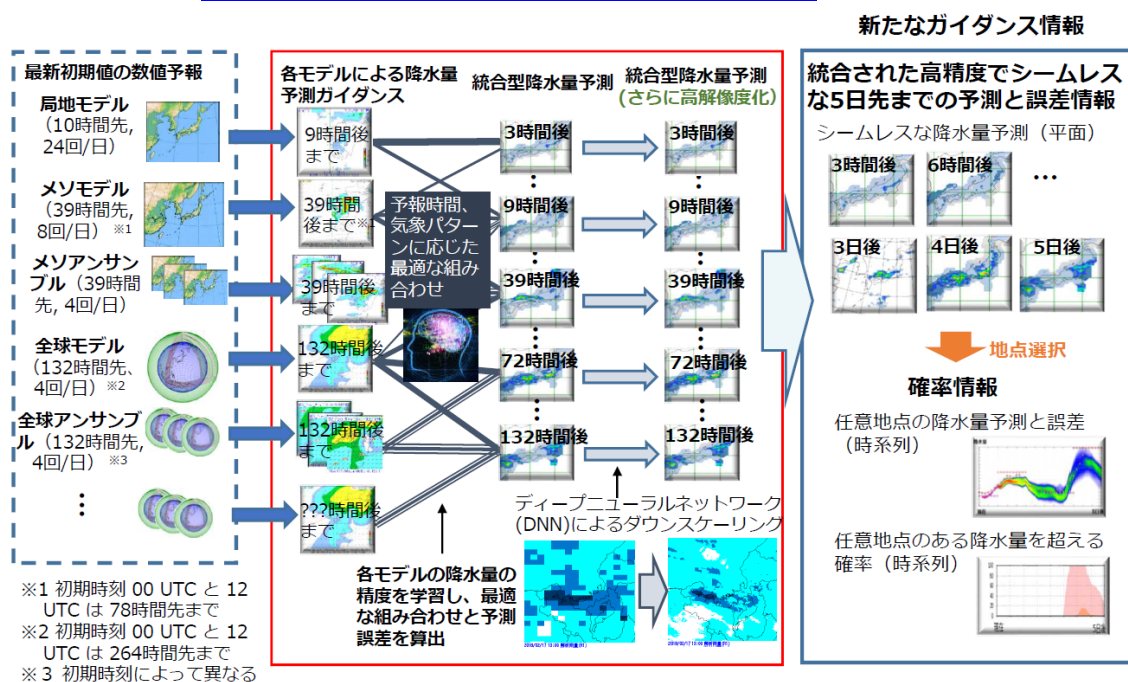
D O I : <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2023.100473>

図4 統合型ガイダンス (仮称) の概念図

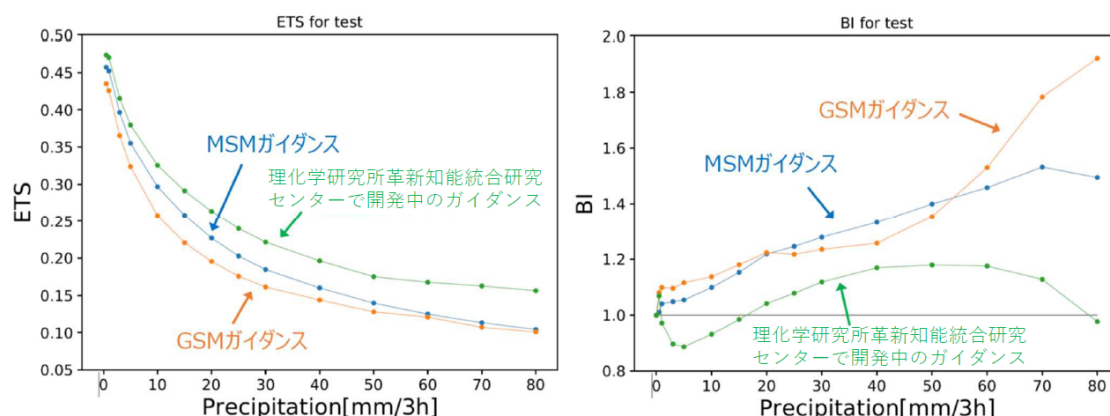


図5 18時間先までの3時間毎の降水量予測の統計検証結果。検証期間は2018年4月から2019年3月までの1年間。横軸は降水量の閾値。

(左) エクイタブルスコア (ETS) : 予測精度、1に近いほど精度が高い。

(右) バイアススコア (BI) : 予測頻度、1より大きければ予測は過多、1より小さければ予測は過少。

④ 先端 AI 技術による台風の急発達メカニズムの解明と予測に関する研究

台風に対する早めの防災対策には、台風の急発達予測の精度向上が重要だが、頻度が少ない現象であることから、従来の簡便な判別手法（線形判別手法）では予測の精度に限界がある。

本共同研究では台風の急発達について、低頻度の事例予測に有効な深層学習アルゴリズムの適用や、衛星画像を用いたプロトタイプモデル（図 6）を確立するとともに、その手法を用いることで、従来の簡便な判別手法より予測精度が改善する可能性が示された（表 1）。

今後は、本共同研究の成果を踏まえ、気象研究所において手法のさらなる改良と定量的な精度検証、効果的な利用方法の検討を行う。

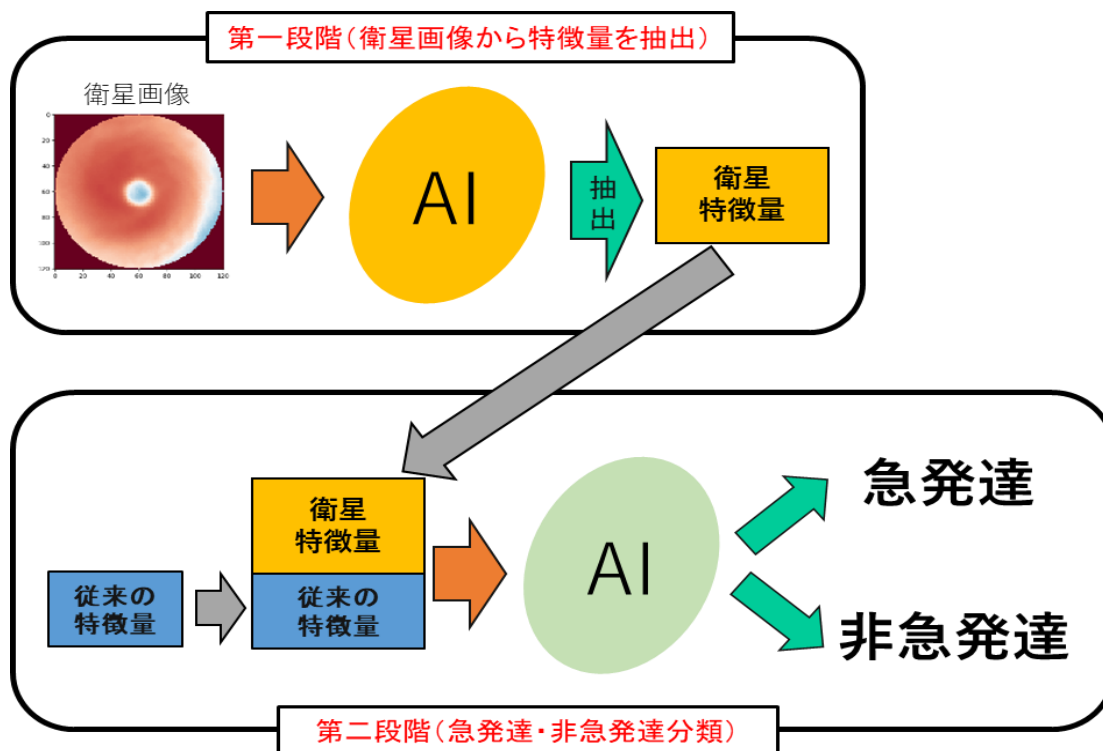


図 6 プロトタイプモデルの概要図

このプロトタイプモデルは二段階学習により台風の急発達予測を行う。第一段階では、衛星画像と台風強度を関係づけた AI モデルから特徴量を抽出する（衛星特徴量）。第二段階では、抽出した衛星特徴量と従来の線形判別手法でも使用されている台風周辺の環境場情報等（従来の特徴量）を組み合わせ、台風の急発達・非急発達分類を学習する。このような二段階学習により、台風の急発達・非急発達の予測精度が向上した。

表 1 従来の手法とプロトタイプモデルの精度比較

手法	F1値
従来の簡便な判別手法（線形判別手法）	0.497
プロトタイプモデル	0.519

予測精度の評価にはF1 値を用いた。F1 値は、台風の急発達を予測した事例のうち実際に急発達した事例の割合（適合率）、及び実際に台風が急発達した事例のうち急発達の予測ができた事例の割合（再現率）から算出されるもので、1 に近づくほど空振りが少なくかつ見逃しも少ない（精度が良い）ことを示す。