

深層学習を用いた画像認識技術の開発と気象データへの適用

課題責任者

松岡 大祐 海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター

著者

松岡 大祐^{*1}, 杉山 大祐^{*1}

^{*1} 海洋研究開発機構 付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター

キーワード：熱帯低気圧検出，雲量推定，異種データ融合，スタイル変換，学習データセット

1. はじめに

多層化されたニューラルネットワークを用いた機械学習の一手法である深層学習 [1]は、近年、地球科学の各分野においても活用が進んでいる。特に画像の認識に特化した深層畳み込みニューラルネットワークは、空間的なパターンを検出するのに優れ、同様に空間的な情報を扱う気象学においても親和性が高い[2, 3]。一方で、地球科学データを用いた画像認識においては、自然画像とは異なるデータの取り扱いの特殊性や独自のノウハウ等が存在する。本課題は、深層学習を用いた画像認識技術を地球科学分野に導入するとともに、地球科学データならではの課題やノウハウを整理し、分野間で共有することを目的としている。R5 年度の成果として、気象学における画像認識技術の適用事例について紹介する。

2. シミュレーションデータ-衛星観測データ間のスタイル変換学習

シミュレーションデータは、観測データと比較して得られる物理量が一般に豊富であり、かつ時空間において密である。著者らによる先行研究では、シミュレーションデータから高精度に熱帯低気圧を検出するための深層学習手法がいくつか提案されている。一方で、例えば衛星観測データが観測した赤外 (IR1) と気象シミュレーションで計算した外向き長波放射量 (OLR) とでは、同様に雲の水平分布が得られるものの、その表現は異なる。これは、モデルの物理スキームや空間解像度に起因する表現能力等に伴うものである。そのため、シミュレーションデータを用いて学習した熱帯低気圧の検出器をそのまま観測データに適用しようとしても、同様の検出精度は得られないことが示されている[4]。

本研究においては、画像間のスタイル変換学習を応用することで、シミュレーションデータを衛星観測データ風の表現への変換を行った[5]。図 1(a)に、実際のシミュレーションデータ、図 1(b)に衛星観測データ風の表現に変換されたシミュレーションデータを示す。累積度数分布を合わせることで色の両方で表現を一致させている。元のシミュレーションデータの大まかな空間構造は維持しつつも、より詳細な雲パターンが表現されていることがわかる。スタイル変換前後において赤外のヒストグラ

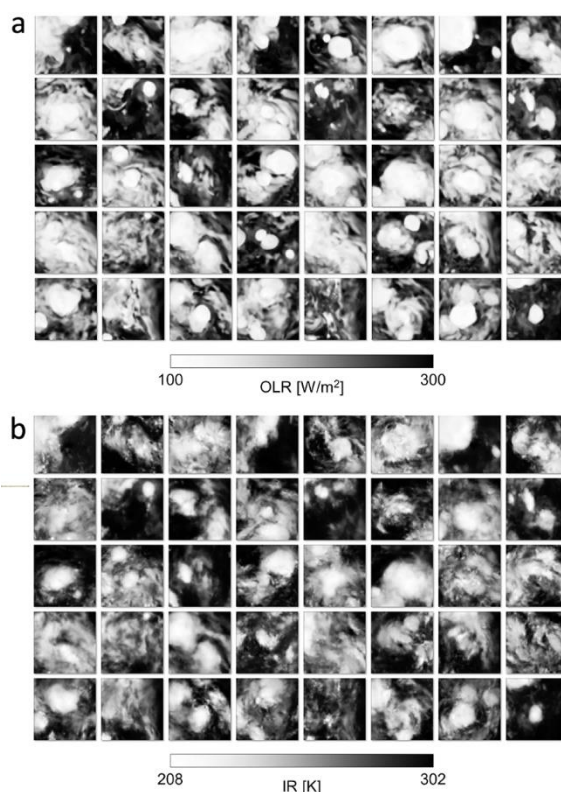


図 1. シミュレーションデータと衛星観測データ間における雲画像のスタイル変換学習結果 (Matsuoka and Easterbrook, 2023 [5]より転載)。

ムを比較したところ、よい一致を示しており、特に高い雲を示す表現の向上が示唆された。

衛星観測データに対しては、発生前の熱帯低気圧の前駆体を人間がラベリングするため、若い前駆体のデータ量が不足し、検出精度が低下するという問題があった。この問題に対し、データ量に優れるシミュレーションデータを衛星観測データ風のスタイルに変換して学習に活用した。これによって、衛星観測データに対する前駆体の検出精度が、熱帯低気圧発生の 7 日前においては 40.5%、5 日前では 90.3%、3 日前では 41.3%向上することを確認した。本研究を通じて作成した学習用データ (NICAM) は、データリポジトリから公開されている[6, 7]。

3. SolaCam: カメラ画像を用いた日射量推定のための深層学習モデル

本研究では、カメラで撮影された画像から日射量を正確に推定する、SolaCam モデルを提案した[8]。提案した SolaCam は、入力された画像の特徴と、時間と場所によって変化する理論上の最大日射量（大気外全天日射量）の物理式計算結果の両方を活用することで、深層学習を行う（図 2）。学習されたモデルは、スマートフォンや定点カメラなどで撮影された空の画像から、地表面の日射量を精度良く推定できる。

SolaCam 構築にあたり、データセット（横浜国立大学屋上での観測データ）の日射量のヒストグラムを確認すると、例えば 1.2 kW/m^2 以上の高日射量データは全体の 0.1% に満たないなどインバランスなデータであることがわかった。また、これまでの研究で、雲量などは画像のみの学習でも精度よく推定することができた[3]が、季節性により大きく変化する日射量は、画像のみからでは学習が難しいことが畳み込みニューラルネットワークの注視点の可視化 ScoreCAM [9]を行うことで明らかになった。機器の明るさコントラスト自動調整なども働くため、機器の特性に囚われない汎用的な画像学習が必要とされる。そこで、緯度経度と時間から幾何学的に太陽の位置を計算し、理論上の最大日射量を算出して学習に取り入れるモデルを構築し、また、インバランスなデータを一定割合でミニバッチに選択する学習を行うことで、精度よい推定が可能となった。推定精度は特別日射量で絶対誤差平均 0.027 kW/m^2 、RMSE で 0.07 kW/m^2 となり、ベースラインより 54% 向上した [8]。開発した SolaCam を適用することで、安価なカメラ付き端末を、日射量を推定するリモートセンシング機器として利用可能となる。特に農業分野、気象予報のための高密度観測への応用が期待される。

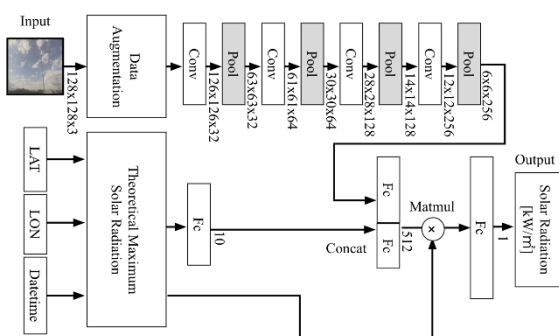


図 2. SolaCam モデルの構成図。日射量は季節により日の最大値が大きく変動するため、季節性を考慮した画像＋気象学の深層学習を行うことで精度を向上した。（Sugiyama et al. 2023 [8]より転載）

謝辞

本研究は、科学研究費補助金（JP20B207、22H01316、21K03658）の支援を受けて実施した。共同研究者である

Steve Easterbrook 氏、大西領氏、筆保弘徳氏、中野満寿男氏、小玉知央氏、山田洋平氏に感謝する。

文献

- [1] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., “ImageNet classification with deep convolutional neural networks”, Proceedings in Neural Information Processing Systems (NIPS), December 2012
- [2] Matsuoka, D., Nakano, M., Sugiyama, D., Uchida, S., “Deep learning approach for detecting tropical cyclones and their precursors in the simulation by a cloud-resolving global nonhydrostatic atmospheric model”, Prog. Earth Planet. Sci. 5, 2018
- [3] Onishi, R., Sugiyama, D., “Deep Convolutional Neural Network for Cloud Coverage Estimation from Snapshot Camera Images”, SOLA 13, 235-239, 2017
- [4] Matsuoka, D., “Can machine learning models trained using atmospheric simulation data be applied to observation data?”, Experimental Results 24, 2022
- [5] Matsuoka, D., Easterbrook, S., “Neural style transfer between observed and simulated cloud images to improve the detection performance of tropical cyclone precursors”, Environmental Data Science 2, 2023
- [6] Matsuoka, D., Kodama, C., Yamada, Y., Nakano, M., “Tropical cyclone dataset for a high-resolution global nonhydrostatic atmospheric simulation?”, Data in Brief 48, 2023
- [7] Matsuoka, D., Kodama, C., Yamada, Y., Nakano, M., “Dataset of tropical cyclone in a high-resolution global nonhydrostatic atmospheric simulation”, Mendeley Data, doi: 10.17632/xtvkvfyycr.1
- [8] Sugiyama, D., Onishi, R., Fudeyasu, H., “SolaCam: A Deep Learning Model for Solar Radiation Estimation Using Consumer Cameras”, SOLA 19, 246-252, 2023
- [9] Wang, H., Wang, Z., Du, M., Yang, F., Zhang, Z., Ding, S., Mardziel, P. and Hu, X. Score-CAM: Score-weighted visual explanations for convolutional neural networks. In Proceedings of the IEEE/CVF, 2020.