

大気場情報に対する深層学習に基づいた積乱雲のタマゴの発達可能性に関する研究

法政大学 デザイン工学部 ○学生会員 中村 啓人
 法政大学 デザイン工学部 正会員 鈴木 善晴

1. 研究の背景と目的

近年、豪雨は毎年のように発生し、人命や財産に多大な影響を及ぼす災害が起きている。その原因として、ゲリラ豪雨などと呼ばれる大雨の発生によって、災害の発生する様相も変わってきたことが理由の一つとしてある。この雨は、単独の積乱雲によって短時間に狭い範囲で数 10mm に及ぶ局地的な大雨を降らせるため、予測が困難である。

そこで本研究では大気場情報に対する深層学習に基づき、局地的豪雨をもたらす要因である「積乱雲のタマゴ」から積乱雲に発達するか・しないかを判別し、発達可能性の評価を行った。判別の手法としては、近年、成果を挙げている深層学習と機械学習を用いた。

2. 積乱雲のタマゴの概要

後に発達して豪雨をもたらす可能性がある、積乱雲の発生初期の雨域を「積乱雲のタマゴ」と呼ぶ。この「積乱雲のタマゴ」は発生した全てのものが発達して豪雨をもたらすわけではなく、非発達のまま途中で消滅してしまうものもある。現在、この発達か非発達かを判定する手法がまだ確立されていないため、発達するまでの貴重なリードタイムを防災情報として活かせていない。そこで本研究では、降雨を観測してから 30 分以内に 50mm/h 以上の地上降雨をもたらしたものを「発達するタマゴ」、その後も 50mm/h を超えないものを「発達しないタマゴ」と定義し、各手法での判別精度の評価を行った。

3. 深層学習を用いた積乱雲のタマゴの解析

初めにメソスケールモデル MSM から算出した大気場指標の画像を用いて深層学習を行った。深層学習とは、人間などの脳内にある神経細胞網を模倣してコンピュータ上で再現されたニューラルネットワークを多層にしたものである。一般に入力層、中間層、出力層の 3 層を超えて 4 層以上で学習したもののことで、ニューロンがお互いに結合することで巨大なネットワークを作り出し、学習機能や情報処理を実現している。また、深層学習を使う際には畳み込みニューラルネットワーク CNN (Convolutional Neural Network) を利用した。

まず、155 の事例における積乱雲のタマゴのデータから大気場指標を算出し、それぞれ画像として出力した。このとき、出力した画像の範囲は積乱雲のタマゴが存在している約 150km 四方での広域の画像 (図 1)、積乱雲のタマゴ周辺での狭域の画像 (図 3)、その中間規模の範囲での画像 (図 2) の 3 パターンで検討した。その際には一枚の画像に回転の処理を加えて別の画像として新たに作成・追加する「画像の拡張」を行った。

単一の大気場指標で判別精度の算出を行った結果を表 1 に示す。狭域では CAPE, Rb, rh500 での判別精度が高かった。さらに、それぞれの大気場指標での学習を統合する際には Zhe らりの研究における手法を参考にした。用いた手法は、それぞれの大気場指標を学習した複数のモデルでの予測結果から発達・非発達の多数決

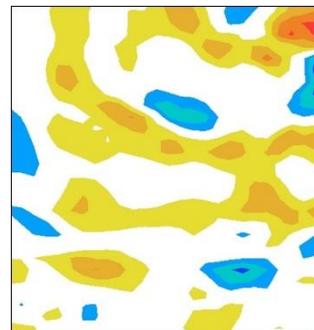


図 1 広域での風の収束



図 2 中間での風の収束

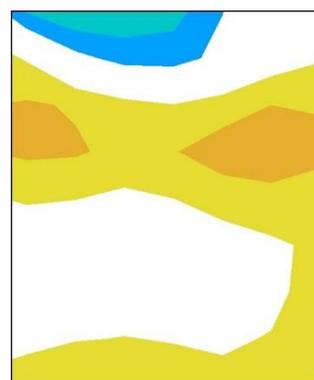


図 3 狭域での風の収束

キーワード 積乱雲のタマゴ、局地的豪雨、大気場情報、深層学習、MSM

連絡先 〒162-0843 東京都新宿区市谷田町 2-33 法政大学デザイン工学部 TEL : 03-5228-1389

を取る手法を用いた。

それぞれの範囲での判別精度が高かった指標を用いて統合を行った結果を表 2 に示す。狭域の方が広域よりも高い判別精度を算出することができた。局地的豪雨を引き起こす積乱雲のタマゴの解析においては広域での大気の状態より、狭域での雲の状態に親密に関連している情報が重要となることが示された。

4. 機械学習を用いた積乱雲のタマゴの解析

次に MSM によって算出した大気場指標（可降水量 pw, CAPE, バルクリチャードソン数 Rb, K 指数 ki, 相対湿度 rh, 風の収束 D, 渦度 G, SSI）及び XRAIN で算出した偏波レーダ情報（反射強度偏波比 Z_{DR}, 比偏波間位相差 K_{DP}, レーダ反射因子 Z_{HH}, 偏波間相関係数 ρ_{HV}, 降水粒子の種類（雨, 霧, 氷晶, 雪片）, ドップラー渦度の数値を用いて機械学習を行った。このとき使った数値は積乱雲のタマゴ周辺での数値を平均したものである。先行研究では判別精度が高い組み合わせは K_{DP}, ρ_{HV}, ドップラー渦度, 収束（1000hPa）であるとの結果が得られていた。そのため 15 指標全ての数値のデータ, 判別精度が高い指標の組み合わせを抜き出した 4 指標でのデータ, 抜き出した 4 指標での数値をそれぞれ 0 から 1 の範囲に正規化したデータの 3 つのデータでそれぞれ判別精度の算出を行った。算出結果を表 3 に示す。様々な機械学習手法でこれら 3 つのデータから判別精度を算出した結果, 指標を抜き出したデータにおける SVC, KNeighbors, RandomForest の値が高かった。この結果より数値が高かった手法においてハイパーパラメータを調整し, 判別精度を算出したところ, SVC (71.7%), KNeighbors (79.5%), RandomForest (74.4%) となった。

これらの手法による予測を統合し, 多数決によって作成した新たな予測結果で算出したところ, 判別精度は 79.5%となった。これは KNeighbors だけでの判別精度と同じ数値だったが, 先行研究²⁾での判別精度より高い判別精度を算出できた。統合した結果が単体のものよりも判別精度が出なかった原因としては KNeighbors による方法とそれ以外の方法との判別精度の差が大きかったことが考えられる。対策としては大気場指標の選び方を変えることや新たな特徴量を作成することによって単体での判別精度を上げることが考えられる。

5. まとめと今後の課題

本研究では深層学習と機械学習に基づき, 積乱雲のタマゴの発達可能性の評価を行った。深層学習での解析では, CAPE, Rb, rh500 での画像を用いて 76.1%の判別精度, 機械学習の解析では, K_{DP}, ρ_{HV}, ドップラー渦度, 収束（1000hPa）の数値を用いて 79.5%の判別精度が得られた。

今後の課題としては局地モデル LFM や雲解像モデル CReSS の高解像 GPV データを用いることが挙げられる。より解像度の高いデータで解析を行うことで発達・非発達を上手く見分けられるようになり, 判別精度の向上に繋がると考えられる。

参考文献

- 1) Zhe Guo, Xiang Li, Heng Huang, Ning Guo, and Quanzheng Li. Medical image segmentation based on multi-modal convolutional neural network: Study on image fusion schemes. 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging pp.903-907, 2017.
- 2) 青木 光一, SOM と大気場情報に基づいた局地的豪雨の発達可能性に関する研究, 水文・水資源学会研究発表会要旨集 pp.126, 2019.

表 1 深層学習での判別精度

出力した範囲	狭域(%)	中間(%)	広域(%)
cape	71.9	40.3	50.3
Rb	66.3	66.7	56.7
rh1000	39.2	51.6	51.9
rh850	52.2	45.9	56.3
rh500	65.2	67.7	52.0
G850	50.8	51.6	50.3
G500	43.0	41.6	51.7
D	41.2	39.8	57.5
ki	50.2	47.0	50.8
pw	43.1	50.6	55.0

表 2 多数決による判別精度

領域	大気場指標	判別精度(%)
狭域	Rb,cape,rh500	76.1
中間	Rb,rh1000,rh500	68.8
広域	Rb,D,rh850	61.1

表 3 機械学習による判別精度

使ったデータ	15指標(%)	4指標(%)	正規化(%)
LogisticRegression	64.6	65.5	65.5
SVC	65.5	69.8	65.5
LinearSVC	61.1	40.6	65.5
KNeighbors	60.4	68.1	64.7
DecisionTree	60.4	58.7	58.7
RandomForest	66.4	68.1	68.1