

SOM と大気場情報に基づいた積乱雲のタマゴの発達リスクに関する研究

法政大学 デザイン工学部
法政大学 デザイン工学部

○学生会員 青木 光一
正会員 鈴木 善晴

1. 研究の背景・目的

近年、短時間で急激に発達した積乱雲によってもたらされる局地的豪雨が頻発化しており、人的被害の増大が懸念されている。このような局地的に発生する豪雨は、時間・空間スケールが極めて小さいため予測が困難である。そこで本研究では、XRAIN 観測及び MSM より算出した大気場指標を用いて局地的豪雨の発生・発達構造を明らかにするとともに、積乱雲のタマゴが発達する事例と発達しない事例について SOM を用いたクラスタ解析で発達リスクの評価を行うことを目的とした。

2. XRAIN を用いた局地的豪雨の解析

(1) 積乱雲のタマゴの概要

中北ら¹⁾は XRAIN の観測データを用いて、まだ地上で降雨が観測されていない時点で上空にゲリラ豪雨のもととなる小規模な雨域、すなわち積乱雲のタマゴが存在することを発見した。これにより上空観測がゲリラ豪雨の早期探知に有効な手段であることが示されている。本研究では、降雨を観測してから 30 分以内に 50 mm/h 以上の地上降雨をもたらしたものを「発達するタマゴ」、50 mm/h を超えないものを「発達しないタマゴ」と定義した。

(2) 積乱雲のタマゴの解析

XRAIN (eXtended RAdar Information Network) とは MP レーダ雨量計を組み合わせた観測システムのことである。MP (Multi Parameter) レーダとは国土交通省によって都市部を中心に整備された気象レーダであり、水平・垂直偏波の 2 種類の電波を送受信し、従来のレーダよりも多くの項目を測定することで精度の高い観測が可能である。

一例として 2015 年 9 月 6 日 11 時 50 分に船橋で発生した局地的豪雨について述べる。XRAIN からさまざまな偏波レーダ情報を得ることができるが、その一部を図-1 に示す。 Z_{DR} (反射強度偏波比) は水平方向と垂直方向の跳ね返りの強さの比のことで、降水強度が強いほど Z_{DR} の値は大きくなる。 K_{DP} (比偏波間位相差) は、水平方向と垂直方向の反射因子の差を距離で微分した値で降水強度の推定に利用される。同図をみると、地上で降雨が観測される前の 11 時 45 分に、上空で Z_{DR} の高い値を示しており、 K_{DP} も上空で観測されていることから、積乱雲のタマゴの発生が確認されたと推察される。

3. 大気場指標を用いた局地的豪雨の解析

積乱雲の発生前予測には数値予報が用いられる。数値予報は観測データをもとに現実的な大気場を作成し、これを初期値として将来の大気の状態を予測する手法である。このとき、実験・観測から明らかになっているさまざまな物理過程が組み込まれた数値予報モデルが用いられる。この数値予報モデルのうち、本研究では MSM (Meso Scale Model) を用いた。この MSM は日本及びその近海の大気を対象とした気象庁のモデルのことで、格子間隔 5 km、鉛直層 76 層で、1 日 8 回 (3 時間ごとに)、39 時間先までの予測計算を行っている。

本研究では MSM で得られた格子点情報から積乱雲の発生・発達に関連すると思われる 8 つの大気場指標を算出して解析に用いた。大気場指標の一例として、2015 年 9 月 6 日の船橋で発生した局地的豪雨の発生約 3 時間前、9 時の CAPE と K 指数を図-2 に示す。CAPE は大気の安定度を示す指標の 1 つで、一般的に CAPE の値が 2000 J/kg 以上のとき大気が不安定であるとされている。K 指数は雷雨のリスクを評価するために用いられる。同図をみると、この事例では CAPE の値と K 指数が船橋付近で特に高くなっていることは確認できなかった。これは MSM が対象としている現象は 1 日先の大雨や暴風などであるため、予測が難しいからだと考えられる。そこで新たなモデルとして、局地的な大雨が予測対象である LFM (Local Forecast Model) を用いる必要性が考えられる。

4. SOM を用いた積乱雲のタマゴの解析

(1) ノード分類によるクラスタ解析 (判別手法 1)

次に SOM (Self-Organizing Maps) を用いた積乱雲のタマゴのクラスタ解析を行った。SOM とはニューラルネットワークの一種で客観的に多次元データをマップに分類する手法である。2013 年から 2015 年に発生した 155 個の積乱雲のタマゴに対してクラスタ解析を行った。はじめに判別手法 1 として、判別精度は発達割合が 50 % を超える場合は発

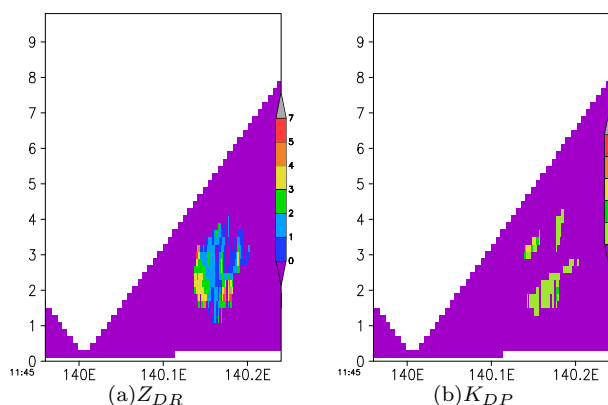


図-1 各偏波レーダ情報の鉛直断面図 (2015 年 9 月 6 日 11:45, 船橋レーダ)

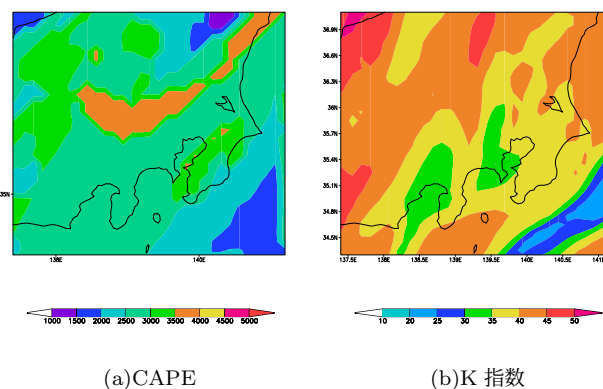


図-2 2015 年 9 月 6 日 9 時の大気場指標の一例

表-1 ノード分類によるクラスタ解析 (判別手法 1) の判別精度

組み合わせ 番号	入力要素	判別精度 (%)
No.1	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度}$	74.1
No.2	$Z_{DR} \cdot K_{DP} \cdot Z_{HH} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度}$	73.9
No.3	$Z_{DR} \cdot K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度}$	73.9
No.23	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{収束 (1000 hPa)}$	77.2
No.24	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{K 指数}$	76.9
No.25	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{rh (1000 hPa)}$	76.0
No.26	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{Rb}$	75.2
No.27	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{渦度}$	71.7
No.28	$K_{DP} \cdot \rho_{HV} \cdot \text{ドップラー渦度} \cdot \text{CAPE}$	70.2

表-2 ノード分類によるクラスタ解析 (判別手法 1) と Ward 法を用いたクラスタ解析 (判別手法 2) の判別精度

回数	判別手法 1 の 判別精度 (%)	判別手法 2 の 判別精度 (%)
1 回目	74.8	69.0
2 回目	80.6	72.3
3 回目	77.4	73.5
4 回目	74.8	66.5
5 回目	78.1	71.0
平均	77.2	70.5

達するノード, 50 %未満の場合は発達しないノードとし, 発達するノードに分類された発達するタマゴ数と発達しないノードに分類された発達しないタマゴ数を数え, それを全タマゴ数で除し, 判別精度を算出した. また, 50 %のノードについては判別から除外した. 本研究では入力データとして, 偏波レーダ情報, 大気場指標などを用いて組み合わせを設定した. SOM の判別結果にはばらつきが多いという問題を考慮し, 判別精度は 5 回算出して平均をとった. No.1 から No.3 は MSM を使わずに, No.23 から No.28 は MSM の大気場指標を 1 つ使って判別精度を算出した. その結果を表-1 に示す. 収束 (1000 hPa) や K 指数, rh (1000 hPa), Rb を加えると判別精度が高くなることが示された.

(2) Ward 法を用いたクラスタ解析 (判別手法 2)

次に分類傾向をより詳細に把握するため, 判別手法 2 として SOM 及び K-means 法, Ward 法を用いたクラスタ解析を新たに検討した. K-means 法は評価関数を最適にするクラスタを求めることができるので, クラスタ数の決定に用いた. 評価関数から算出されるのが DBI (Davies-Bouldin Index) 値で, クラスタ数の妥当性を示す指標である. Ward 法で出力されるデンドログラムに基づいて, SOM で決定されたノードの特徴を表す勝者ベクトルのクラスタ化を行った. 組み合わせ No.23 に判別手法 2 を用いた結果を表-2 に示す. 判別手法 1 よりも判別手法 2 の方が判別精度が下がる結果が得られた. これは発達するノードから発達しないタマゴが勝者ベクトルとして選ばれるなど, ノードの特徴を表していない勝者ベクトルがいくつか選ばれたことや, 入力データの発達しないタマゴ数が少なく, 発達しないクラスタが形成されにくいことが原因として考えられる.

5. まとめと今後の課題

XRAIN と MSM より算出した大気場指標を用いて局地的豪雨の発生・発達構造の解析を行った. また, SOM を用いたクラスタ解析を行い, 組み合わせ No.23 のように大気場指標を加えると判別精度が高くなることが示された. Ward 法を用いたクラスタ解析では, 判別精度がノード分類によるクラスタ解析よりも下がり, クラスタリング手法の改良が求められる結果となった. Ward 法を用いたクラスタ解析の手法改良と新たに LFM や CReSS (Cloud Resolving Storm Simulator) の高解像 GPV データを使って算出した大気場指標を用いてクラスタ解析を行い, 判別精度の向上につなげていくことが今後の課題として挙げられる.

参考文献

- 1) 中北英一, 山邊洋之, 山口弘誠: ゲリラ豪雨の早期探知に関する研究, 水工論文集, 第 54 巻, 2010, pp.343-348.