

## 深層学習を用いた「準」線状降水帯形状からの危険予測

中央大学 学生会員 ○川内 顕人  
中央大学 正会員 佐藤 尚次

### 1. はじめに

近年、組織化した積乱雲群が線状に大雨を降らせる降雨域、いわゆる「線状降水帯」が注目され始めており、その強い降水は各地に甚大な被害をもたらしている、「日本の豪雨域の検出・分類とその特徴」<sup>1)</sup>によると過去の降水被害の三割が線状降水帯による被害であるという研究結果も発表されている。

線状降水帯の影響把握は、大きな災害への対処として今後必要不可欠であるが、単に発達の確率だけでなく規模や東西南北の傾きといった空間位相などの情報も整理されることが望ましい。

本論は、線状降水帯にまでに達しない中規模の雨雲から連なるも含めた降雨に対し深層学習を用いて解析するという研究を試みることにする。

### 2. 研究手法

表-1 のように気象庁のデータベースから、「日本の豪雨域の検出・分類とその特徴」<sup>1)</sup>を参考に、2006年から2010年までの解析雨量データ<sup>2)</sup>を集計し、その年の4月から11月までの記録で集中豪雨を抽出する。

九州、中国、近畿、関東、東北 5つのパターンで線状降水帯発生モデルを検出、作成し解析をしていく。

抽出した、集中豪雨のデータを深層学習に用いて発生、3時間前、5時間前の解析雨量データをそれぞれ学習させる。

その後、深層学習を用いて解析雨量、雨雲画像を学習させ、出力された雨雲画像をもとにどのような形状になるかを予測する。

### 3. 抽出方法

「線状降水帯に関する情報」<sup>3)</sup>の発表基準

1) 解析雨量(5kmメッシュ)において前3時間積算降水量が100mm以上の分布域の面積が500km<sup>2</sup>以上

2) 1.の形状が線状(長軸・短軸比2.5以上)

3) 1.の領域内の前3時間積算降水量最大値が150mm以上

4) 1.の領域内の土砂キキクル(大雨警報(土砂災害)の危険度分布)において土砂災害警戒情報の基準を実況で超過(かつ大雨特別警報の土壌雨量指数基準値への到達割合8割以上)又は洪水キキクル(洪水警報の危険度分布)において警報基準を大きく超過した基準を実況で超過

しかし、気象庁の基準に準ずる形で線状降水帯を

表-1 全国における「線状降水帯に関する情報」発生事例

	4	5	6	7	8	9	10	11	計
2017				3	4	6	1	0	16
2018	0	0	2	8	5	5	0	0	20
2019	0	1	2	6	5	3	5	0	22
2020	0	0	4	6	2	1	0	0	13

引用)「線状降水帯に関する情報について」

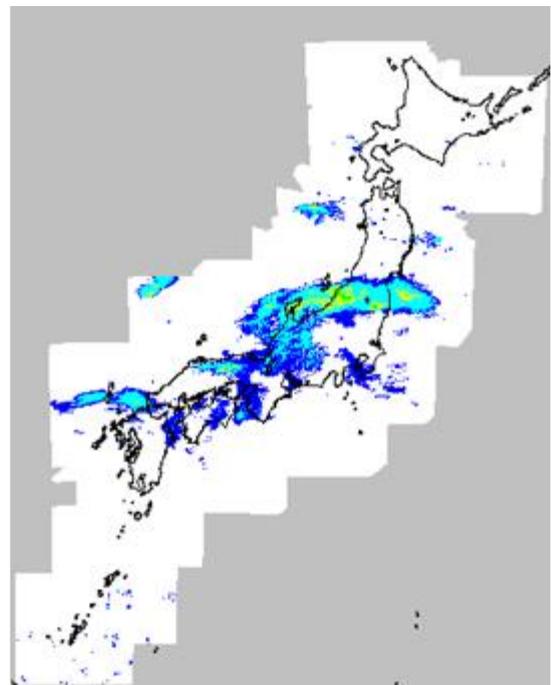


図-1 雨雲画像

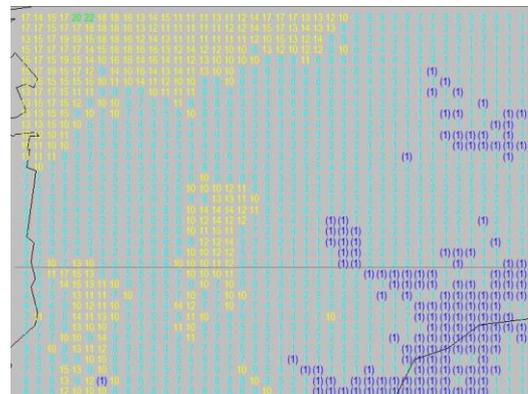


図-2 解析雨量画像詳細

キーワード 線状降水帯, 深層学習, RNN, 危険予測

連絡先 〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27 Tel 03-3817-1816 Fax 03-3817-1803

抽出する場合、規模が大きくなってしまいデータ数が期待できず、画像的な判断となり数値的に判断するために困難になることが予想される。

そこで、本研究では数値的な判断を可能にするため独自の判断基準をも置ける。判断基準は以下のとおりである。

- 1) 図-1 で示す全国を 2.5km メッシュに分割した 1 時間おきの解析雨量データ<sup>3)</sup> (図-4 は雨雲画像, 図-2 は解析雨量データ) python に置き替える。
- 2) 降雨量 6mm 以上の地点を抽出し、図-3 に示すように分布図としてあらわす。そして、相関係数を求め、その値 80 以上、抽出されたデータ数が 48 個以上のものを線状とみなす。

このため、本論の解析対象は一般に適用している線状降水帯とは異なる、より小規模で母集団の大きいものとなる。仮に「準」線状降水帯と称するが、この呼称が適切かは御議論頂きたいところである。

#### 4. 深層学習の適応において

深層学習においては、画像生成の手法として用いられる RNN を応用して本研究に適応できたと考えている。

RNN は、画像を各画素が並んだ行列ととらえるため、図-3 で示す全国を 2.5km メッシュに分割した 1 時間おきの解析雨量データも画像のようなデータに適応されるため時系列データ予測が可能であると考えられる。

しかし、本研究では線状降水帯の形状に着目しているため、線状降水帯を予測するパラメーターとして、抽出されたデータの個数、回帰直線の傾き、切片、相関係数、抽出された線状降水帯の x 座標の最大、最小値をとる。時間的な幅のある線状降水帯の代表値として、抽出されたデータ数が最大であったものを代表とする。

RNN の内容(三時間前からについて)

時系列データとして 6 つのパラメーター×3=18  
パラメーターごとに学習

入力層：1  
中間層：5  
出力層：1

学習係数：0.002  
エポック数：201  
バッチサイズ=1

として学習し予測を行った。

予測結果の一部は表-2 のとおりである。

結果として、傾きや範囲はある程度予測されたが、切片である y 座標が大きく異なってしまった。これは、全国のデータを使用しているため、一例に絞ると地域特性が薄れていると思われる。

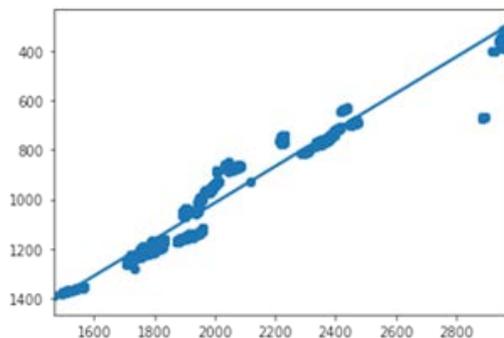


図-3 分布図

表-2 予測結果

	抽出された個数	傾き	切片	相関係数	最大(X)	最小(X)
3時間前	202	0.621	2825	0.988	713	
2時間前	933	0.698	2893	0.98	739	
1時間前	1052	0.807	2987	0.975	747	
予測結果	1430	0.709	2365	0.502	747	
実測値	1786	0.695	2953	0.978	757	

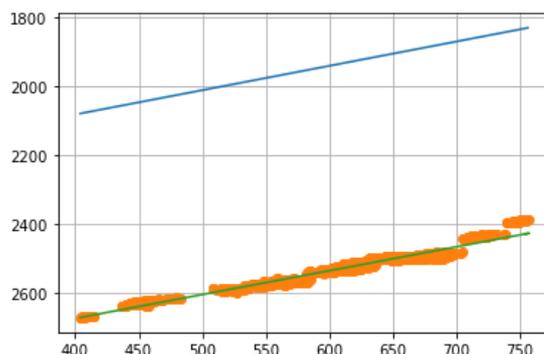


図-4 予測結果と実測値の比較

#### 5. おわりに

本研究の目的は、今後来るであろう未来の線状降水帯がどのような形状を持つと、発生した付近にどのような影響を及ぼすかというものである。この研究が、まだみぬ、災害の警鐘となるような結果をもたらすことを期待する。

今後の課題としては、本研究では自分独自の判断基準を用いたので、降水帯の抽出がうまくいってない場合がある。そして、抽出基準の正確性が向上すれば、どの地域にどのような形状が形成されるかの予測が正確になり、早期の判断基準の重要な指針となるだろう。

#### 参考文献・出典

- 1) 「日本の豪雨域の検出・分類とその特徴」著者(廣川康隆, 加藤輝之, 津口裕茂, 清野直子)
- 2) 一般財団法人 気象業務支援センター 解析雨量データ
- 3) 「線状降水帯に関する情報について」  
[https://www.jma.go.jp/jma/kishou/shingikai/kentoukai/utsaekata/part9/tsutaekata9\\_shiryuu\\_2.pdf](https://www.jma.go.jp/jma/kishou/shingikai/kentoukai/utsaekata/part9/tsutaekata9_shiryuu_2.pdf)(2022/01/13)