

# 気象衛星観測データから豪雨域の発生を判定する 深層学習についての検討

白水 元<sup>1)</sup>・米山 航平<sup>2)</sup>・島田 真歩<sup>2)</sup>・芹澤 遥介<sup>2)</sup>・柳沢 真穂<sup>2)</sup>・原田 朋弥<sup>3)</sup>  
<sup>1)</sup>東海大学建築都市学部, <sup>2)</sup> 東海大学工学部, <sup>2)</sup> 東海大学大学院工学研究科

## 1. はじめに

線状降水帯とは、雨雲が列を形成して数時間同じ場所に停滞または通過することで大雨が降る現象のことである。この現象は90年代から確認されているが、言葉として使われはじめたのは2014年に広島県で発生した集中豪雨からと言われている。線状降水帯の仕組みは概ね説明できるようになったが、発生に必要な水蒸気の量や大気の安定度など未解明な点は残っている。現在、こうした豪雨を含む気象現象の量的な予測は数値予報モデルが用いられており、大気等に関する方程式をスーパーコンピュータ上で数値的に解いている。より小規模な構成でも、横江ら(2022)<sup>1)</sup>は気象物理シミュレーションモデル WRF を用いて3時間以上前から線状降水帯の発達を予測することに成功した。しかし、線状降水帯等豪雨域の発生位置や積乱雲の形状、降水量まで予測することは困難な現状がある。洋上の大気の観測データが特に不足し、線状降水帯等の豪雨域の発生予測に適した境界条件を入力できないというのもその原因と考えられる。

一方で、近年では洋上も含む広い範囲の雲・大気を観測する静止気象衛星ひまわりのマルチバンド観測データ(表1)をもとに多重層のニューラルネットワークを用いた機械学習の手法である深層学習を用いて大気場の諸量の分布を推定しようとする試みがなされている。藤本・手計(2024)<sup>2)</sup>は、完全畳み込みネットワークを用いて気象衛星ひまわり8号・9号の観測プロダクトから衛星雨量を求め変換アルゴリズムを提案した。ひまわり観測データ、標高データを入力し、レーダー雨量を教師データとして10分降雨強度を学習したもので特定流域の流域面積雨量で精度の評価を行っている<sup>3)</sup>。ここでは台風・前線・線状降水帯などの降水型別で整理すると降雨の再現精度が異なるという課題が述べられている。

以上の背景から、本研究では、こうした雨量やそのほか大気の諸量の分布推定を支援する目的で、ひまわり観測データから降水型を識別するネットワークを構築することを目的とする。そのために、過去に九州全域で起こった雨の事例の中で線状降水帯によるものか前線性降雨かを判定するモデルを作成、学習外のデータをランダムに選出し、それらを用いて精度の検証を実施した。

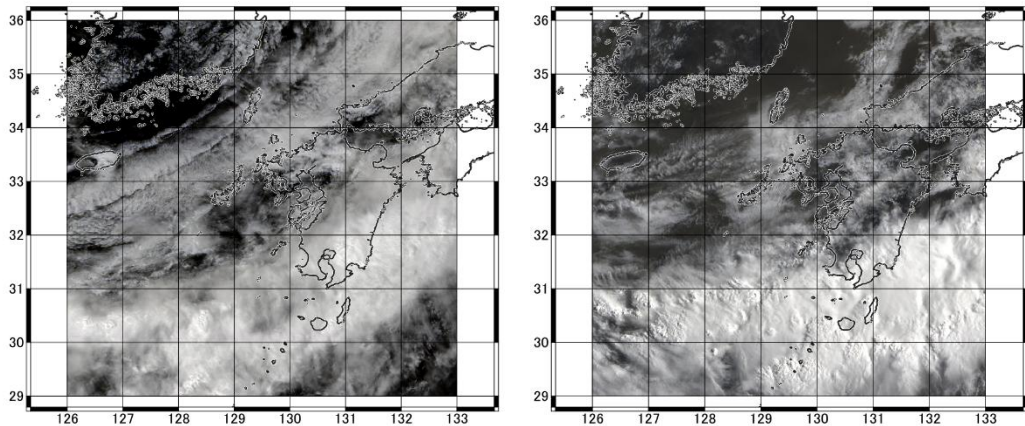
表1 ひまわり8号・9号センサバンド

バンド	1	2	3	4	5	6	7	8
波長(μm)	0.471	0.511	0.639	0.857	1.607	2.257	3.829	6.243
種別	可視光			近赤外			赤外	

バンド	9	10	11	12	13	14	15	16
波長(μm)	6.941	7.347	8.593	9.637	10.407	11.240	12.381	13.281
種別	赤外							

## 2. 研究方法

入力データとして2018年～2023年の5月から10月までの気象衛星ひまわりの日本域観測データから九州域を切り出し(バンド数:16, 緯度:29N～36N, 経度:126E～133E)(図1), 九州の各観測所の一時間当たりの降水量が15mm/h以上の場合を抽出し, それが線状降水帯か前線性降雨か日本気象協会の天気図や解説文を基に分類しラベルデータを作成した. 訓練データ数は159シーン, テストデータ数は31シーンである. TensorFlow/Kerasパッケージを用いて文字識別に用いられる2次元畳み込みニューラルネットワークをベースに衛星画像判読に対応させるネットワークを設定した. numpy配列に変換した衛星観測データ(351×351×16)とラベルデータ(前線:0, 線状降水帯:1)をpickleファイルに保存し訓練データとテストデータに約8:2の割合でランダムに振り分けた. ここで扱う深層ニューラルネットワークの構成を図2に示す. 大きく分けて入力層, 中間層(2層), 出力層とした. 第1中間層のConv2Dで10×10のピクセルウィンドウごとにそれぞれ2048個のフィルターをかけ特徴量の抽出を行い, そこからpooling2Dで2×2のピクセルウィンドウごとに最大値を抽出した. 次に過学習を防ぐためデータの50%を削除するDropout層を設けた. 第2中間層では同様にConv2Dで3×3のピクセルウィンドウごとに128個のフィルターをかけ特徴量の抽出を行い, pooling層で2×2のピクセルウィンドウごとに最大値をピックアップした. ここからFlattenで1次元化を行い, Denseで全結合した. 再びDropoutでデータを50%削除してから, Denseで確率化する出力層の2ノードに全結合した.



a) 線状降水帯発生時 2018年7月7日5:00

b) 通常の前線性降雨時 2020年7月6日3:00

図1 ひまわり衛星観測データの可視光バンド合成イメージ

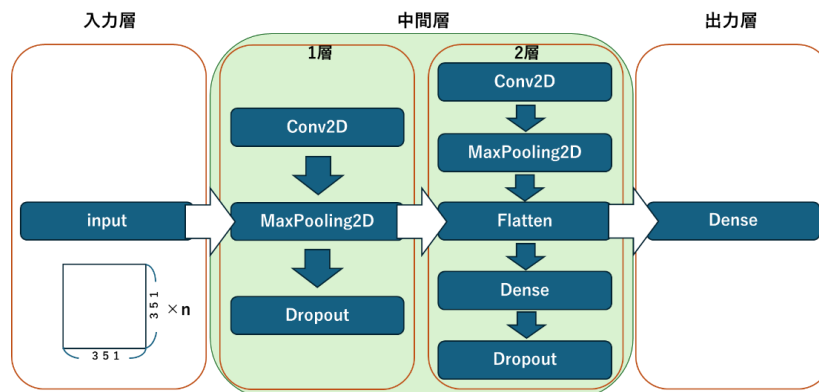


図2 ネットワーク構成概念図

### 3. 結果と考察

入力させる訓練データ・テストデータをマルチバンドのままとしたケースと各バンドの応答性を確認するために単バンドごとに切り分けたケースでネットワークの検証を実施した (表 2)。図 1a および図 1b は、それぞれ線状降水帯による降雨時と前線性降雨時の可視光バンド合成画像である。雲の分布自体を近いものを選んで示しているが、人の目で判読は非常に困難である。しかし、ケース 1 のマルチバンド入力での判定では、テストデータ全体で下の式で表される Accuracy (正解率) は 93% を示した。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN}$$

ここで、TP は真陽性、TN は真陰性、FP は偽陽性、FN は偽陰性の判定ケース数である。ケース 2 の各バンドごとのテストデータの判定結果の Accuracy を表 3 に示す。バンド 9 を除いた各バンドは 90% の Accuracy を示した。輝度温度データが格納されたバンド 7~16 のテストデータの損失(Loss)の各エポックごとの履歴を図 3 に示す。Band9 は訓練データによるネットワーク最適化が進むごとに損失関数(categorical\_crossentropy)の結果である Loss が振動して Accuracy が 70% に悪化しその後改善が見られなかった。つまり過学習が発生し解消できなかった結果と考える。過学習とは取り込んだ訓練データの特徴を部分的に過度に学習してしまったことによって、他の特徴を掴めていない・無視してしまうことである。バンド 9 は標準大気で 400~500hPa 付近の対流圏上中層に存在する水蒸気の放射

表 2 ネットワーク検証実験ケース

ケース 1(マルチバンド)	ケース 2(単バンド)
<ul style="list-style-type: none"> <li>1-16 バンドをマルチチャンネル入力</li> <li>入力データの次元 : 351*351*16</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>単バンドずつ入力</li> <li>入力データの次元 : 351*351*1</li> </ul>

表 3 ケース 2 各バンドの Accuracy

バンド	1	2	3	4	5	6	7	8
Accuracy	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%
バンド	9	10	11	12	13	14	15	16
Accuracy	70.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%	90.0%

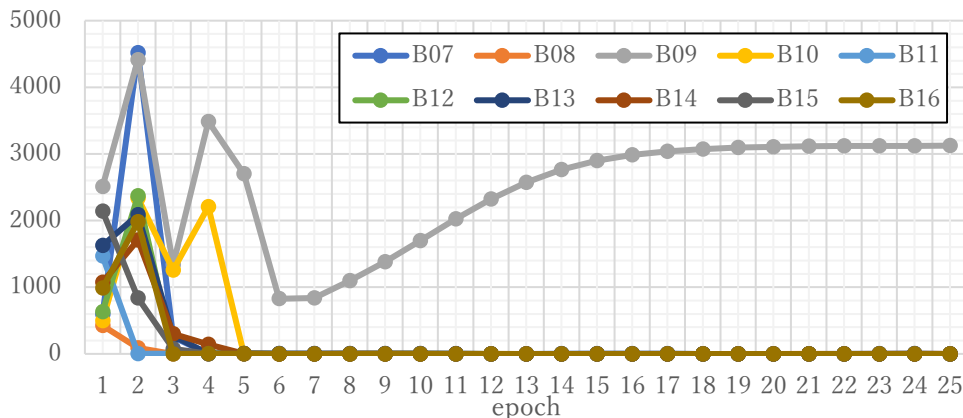


図 3 バンド 7~16 の損失 (Loss) の履歴

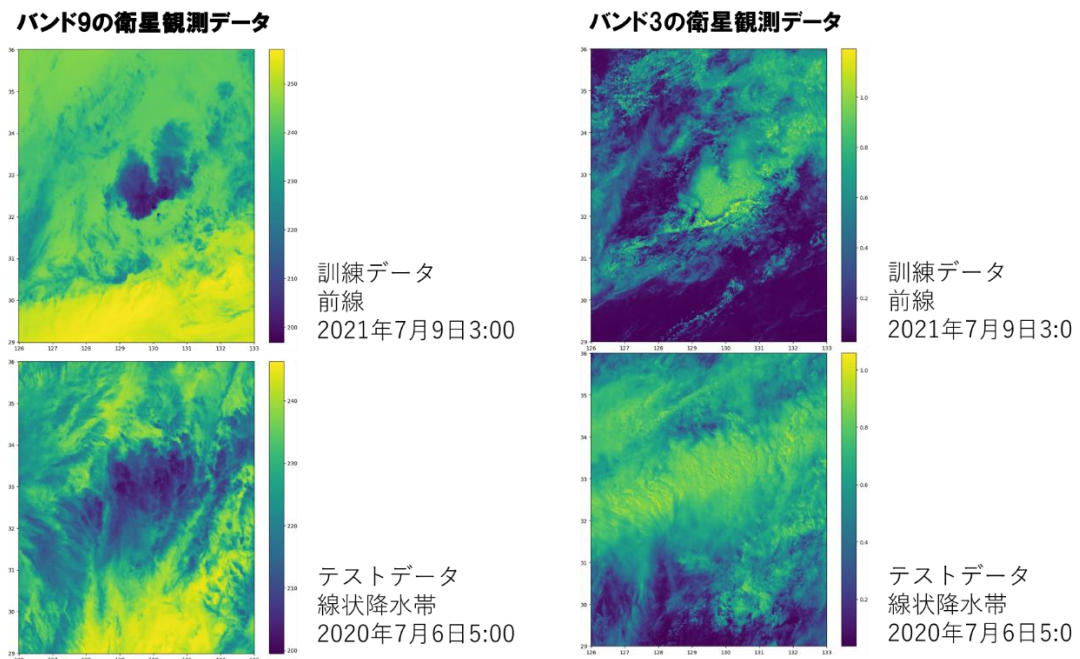


図4 バンド9（赤外 6.941  $\mu\text{m}$ ）とバンド3（可視光 0.639  $\mu\text{m}$ ）の同時刻比較

する波長の赤外線をよく捉える。同時刻の可視光バンドと比較すると（図4）、用意したデータの範囲でバンド9では前線性と線状降水帯で類似の分布となるものが含まれていたが、同時刻の別バンドでは例示したバンド3のように、異なる分布を示す。ネットワークモデルの汎化のためには、入力データ数を増やすことはもちろんではあるが、このようなバンド特有の特徴を抽出して検証し気象の物理現象と照合して原因を理解することもその助けになると考える。

#### 4. おわりに

本研究では、気象衛星ひまわり8号・9号の観測データを使い、2次元畳み込みニューラルネットワークを基盤にモデルを構築し、線状降水帯による降雨なのか前線性による降雨なのかを判定させるネットワークモデルを作成した。判定の結果マルチバンド入力のケースでは93.7%という高い精度を得ることができた。単バンドごとに判定した結果からはバンド9のみ他と結果が変わり、その原因は過学習によるものだと考えられる。今後更新される雨期のデータを取り込み、より多くの特徴を学習することで、汎化させたモデルの構築の作成に取り組みたい。

#### 参考文献

- 1) 横江 祐輝・北 真人・内田龍彦・河原 能久：XRAIN データを活用した前線性降雨における線状降水帯の予測精度向上，水分・水資源学会誌，Vol. 35, No.4, 2022.
- 2) 藤本 寛生・手計 太一：静止気象衛星ひまわりを用いた深層学習による新たな衛星雨量HiDREDv2の提案，Vol. 80, No. 16, 2024.
- 3) 藤本 寛生・手計 太一：気象衛星ひまわりデータにCNNを適用した雨量推定アルゴリズムの提案と流域面積雨量での評価，水資源学会2024年度研究発表会，Vol. 37, 2024.