

1 はじめに

現在の「第3次 AI ブーム」には、深層学習(ディープラーニング)の手法が大きな成果を上げたことが関係している。深層学習とは、人間の脳の神経回路を模したアルゴリズム「ニューラルネットワーク」を利用した機械学習の一種である。深層学習は、特に画像認識の分野で圧倒的な性能を示した。深層学習を用いた画像認識が、従来の画像認識と異なる部分は特徴量の抽出である。従来の手法では、人間が機械に画像の特徴を指定していたのに対し、深層学習では、機械に大量のデータを学習させることで、機械が自ら画像の特徴を見つけ判別することができる。また、最近では、深層学習による文章や動画などの時系列データ分析も注目されている。本研究の目的は、深層学習の水文学・気象学への応用研究の立ち上げである。はじめに、CNN (Convolutional Neural Network)によるレーダー画像分類の自動化を行った。現在は、LSTM(Long Short Term Memory)による過去の雨量の予測を行っている。

2 使用したレーダー画像

使用したレーダー画像は、国立研究開発法人防災科学技術研究所雪氷防災研究センターにて、気象庁にあるバイナリデータを作図したものである(図 1)。このレーダー画像は、5 クラスに分類されている(表 1)。レーダー画像を各クラス 500 枚ずつエコーが強いものを厳選してモデルの学習に使用した。

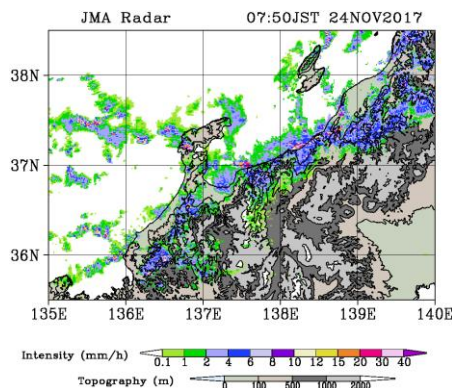


図 1 レーダー画像 (1050×900 ピクセル)

表 1 レーダー画像のクラス

| クラス | 枚数 |
|----------------------------|-----|
| SY (総観規模低気圧, 前線, 大きな擾乱, S) | 500 |
| LT (L, T, バンド) | 500 |
| VX (寒気内低気圧, β 渦, 渦群) | 500 |
| NO (降雪なし) | 500 |
| DM (D, M, 地形性) | 500 |

3 CNN (Convolutional Neural Network)の概要

CNN の構造を図 2 に示した。CNN は、「畳み込み層」と「プーリング層」の組み合わせを繰り返し構成し、高い精度で画像分類を行うことができる。

学習時の設定を表 2 に示した。レーダー画像は、32×32 ピクセルにリサイズ後、入力した。学習データ 2000 枚、バリデーションデータ 500 枚の割合にした。バッチサイズは 512、学習回数は 15 回に設定した。正解率向上のため、画像の回転による学習データの水増し学習を行い、表 1 の 5 クラスに出力した。

モデル中の各関数は、表 2 に記したものを適用した。その他に、Dropout で過学習を防ぎ、Batch Normalization により、ネットワークの学習プロセスを全体的に安定化させて学習速度を高めた。

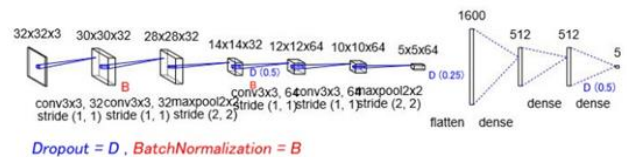


図 2 CNN モデルの構造

表 2 学習時の設定

| 種類 | 内容 |
|----------|--------------------------|
| 画像の枚数 | 2500 枚 |
| 入力画像のサイズ | 32×32 ピクセル |
| 学習回数 | 15 回 |
| バッチサイズ | 512 |
| 活性化関数 | relu, softmax |
| 損失関数 | categorical_crossentropy |
| 最適化関数 | Adam |

4 Grad-CAM の適用

Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)とは、CNN の予測結果を視覚的に説明することができる手法である。Grad-CAM は、最後の CNN 層の勾配を利用して、分類に貢献した画像の位置を調べるヒートマップを表示する(図 3)。

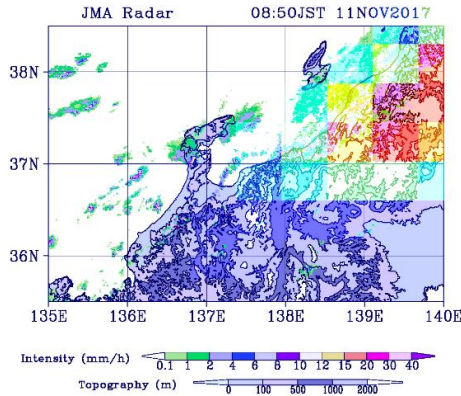


図 3 Grad-CAM によるヒートマップの表示

5 分類結果の評価

モデルの学習結果は、正解率 0.946 (94.6%)、損失 0.173 であった。実際に任意選択したテスト画像を学習済みモデルに与えた結果を図 4 に示した。図 4 では、正解が SY である画像をモデルに入力したとき、機械が信頼度 96%で SY に分類した。

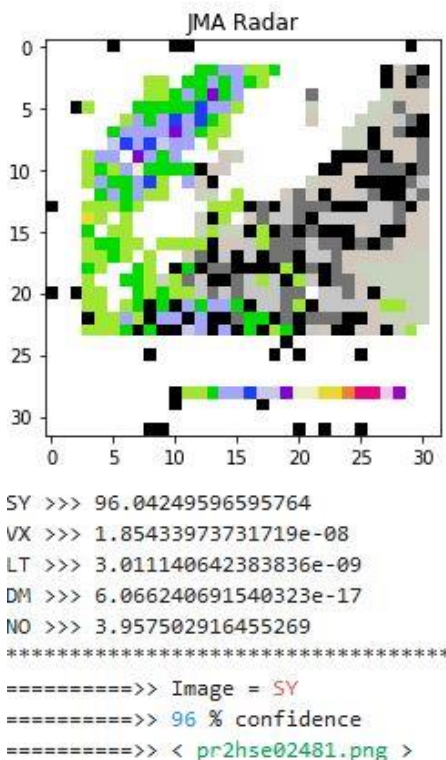


図 4 学習済みモデルの画像分類結果

6 考察

モデルの学習結果は、正解率 0.946 (94.6%)と高精度を示した。本研究では、学習させるレーダー画像をエコーの強さに着目して厳選してことが、高精度の分類に繋がったと考えられた。実際に、無作為に画像を選択してモデルに学習させた場合、分類精度が下がったことを確認した。

レーダー画像は、学習の効率を上げるために 32×32 ピクセルにリサイズしている。これは、多くの文献を参考にして決めたサイズであるため、他の画像サイズをモデルに入力したときの結果を確認すべきであった。入力画像は、「次元の呪い」が起こらない程度に特徴量を増やす必要があるため、より経験と勘が重要になることが考えられた。

7 結論

学習済みモデルがレーダー画像のエコーに注目して分類したこと、正解率 94.6%で画像分類可能であったこと、10000 枚のレーダー画像を 1~2 分程度で分類できたことから、深層学習によるレーダー画像分類の自動化が行えた。

8 現在研究中的内容

現在は、LSTM(Long Short Term Memory)による過去の雨量の予測を行うため、勉強中である。直近の蒸発量と流量データから、過去の雨量を予測できるか確認したい。

9 現在の環境

研究で使用している PC スペックを以下の表 3 に示した。データの学習には、GPU を使用している。

表 3 研究環境

| 種類 | 内容 |
|--------------|--|
| CPU | Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU@ 3.20GHz |
| メモリ | 16.0GB |
| GPU | NVIDIA GeForce RTX 2080 |
| プログラミング言語 | Python3 |
| 深層学習用フレームワーク | TensorFlow, Keras |

10 参考文献

1) クジラ飛行機 : Python によるスクレイピング&機械学習 開発テクニック BeautifulSoup, scikit-learn, TensorFlow を使ってみよう, pp197, 2016.