

画像認識技術による火星大気シミュレーション データの解析

神戸大学理学部惑星学科
流体地球物理学教育研究分野
師 智薫

目次

- はじめに
- 使用データ
- 解析手法
- 学習の結果
- 考察

はじめに

- 研究の背景

- ✓ 大型計算機の性能の向上によって解像度の高いデータが得られるようになった
- ✓ 人の手による解析の量的限界が存在する

- 目的

- ✓ 機械学習を用いることで、人間と同じような認識能力を有した学習モデルによる、より効率的な解析が実現できる
- ✓ 機械学習による解析の試みとして火星の鉛直風のシミュレーションデータを用いた鉛直対流の画像認識を行う

はじめに

- 火星の鉛直対流

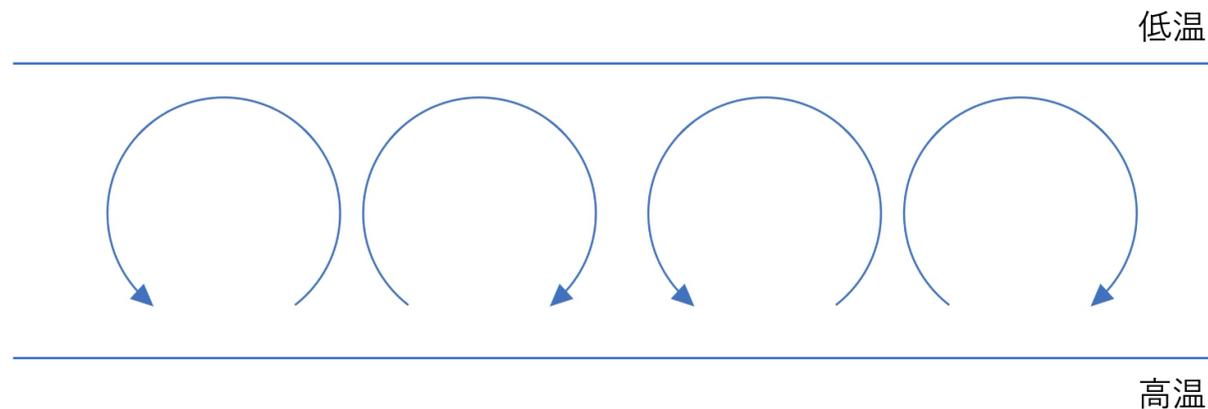
- ✓ 温位

ある高さにある空気塊を1000hPaまで断熱的に移動させた時の絶対温度

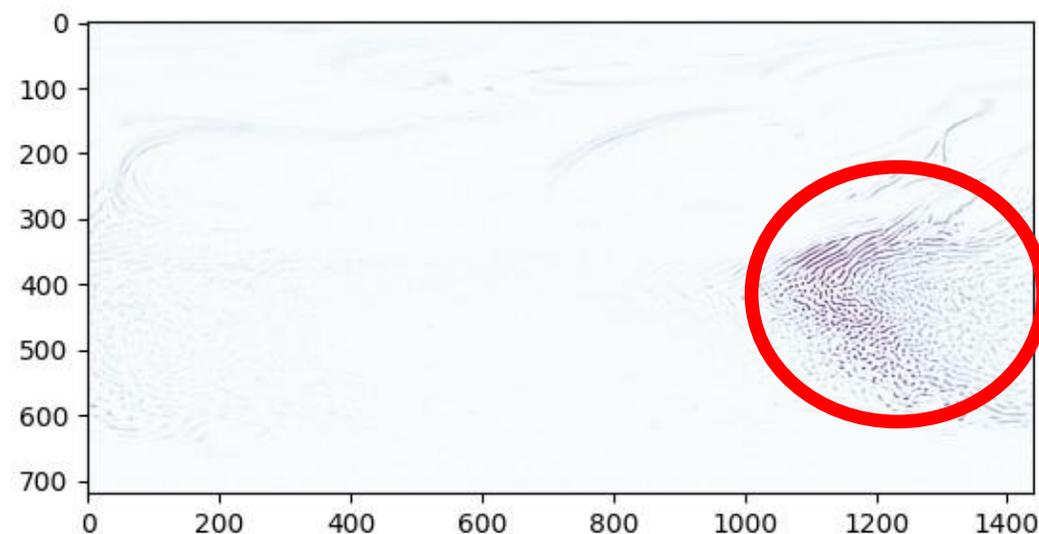
- ✓ 鉛直対流

温位の勾配が大気の鉛直方向に負の値の時に発生する
下層の高温の空気が上昇し, 上層の低温の空気が下降する

下図：glevel8で再現できる鉛直対流によって発生した火星の鉛直風



上図：鉛直対流の模式図

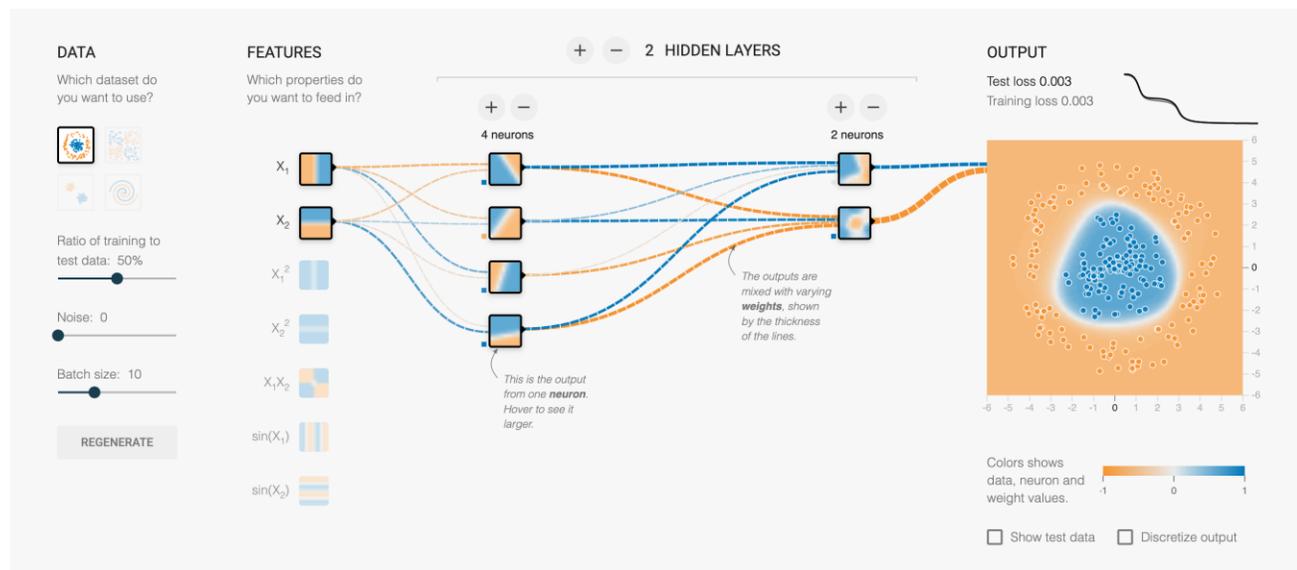


はじめに

- 深層学習(ディープラーニング)
 - ✓ニューラルネットワーク

A Neural Network Playground

学習の様子が可視化されている

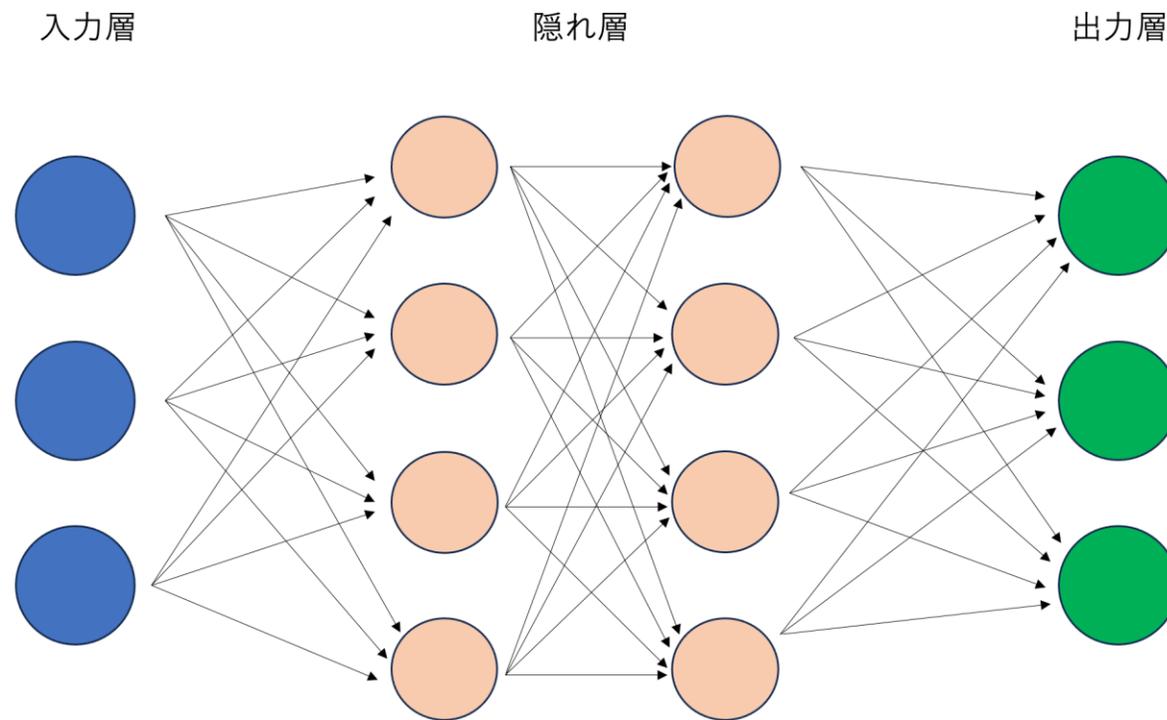


- 深層学習の仕組み

- ✓ ニューラルネットワーク

入力された情報を隠れ層でさまざまな組み合わせで伝達・処理し, 予測を出力する

組み合わせ同士の結びつきを更新していくこと(学習)で正解の出力へと近づける



図：ニューラルネットワークの模式図

使用データ

- 計算モデル

- ✓ 火星SCALE-GM

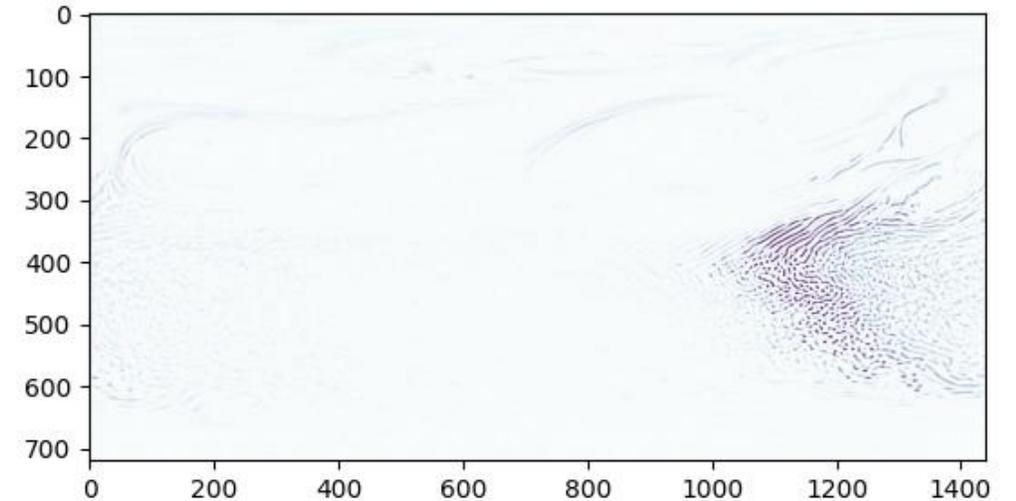
- 火星大気大循環モデル
- 従来の全球モデルは鉛直方向の運動を無視する静力学系の方程式で計算している
- 水平規模が数キロメートルの現象も表現できる高解像度全球大気計算が可能
- 非静力学の方程式系を用いている

- ✓ モデルの特徴

- 水平規模の小さい気象現象も表現できる高解像度全球データ
- 全球での分布がわかる

- ✓ 火星SCALE-GM

- 水平解像度はglevel8(水平格子間隔が26km), 地形無し条件の元で北半球春分から約60日計算した



図：火星SCALE-GMによるシミュレーションを行った鉛直風の全球データ

データの加工

✓ データの分割

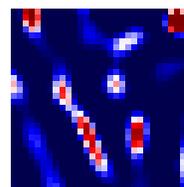
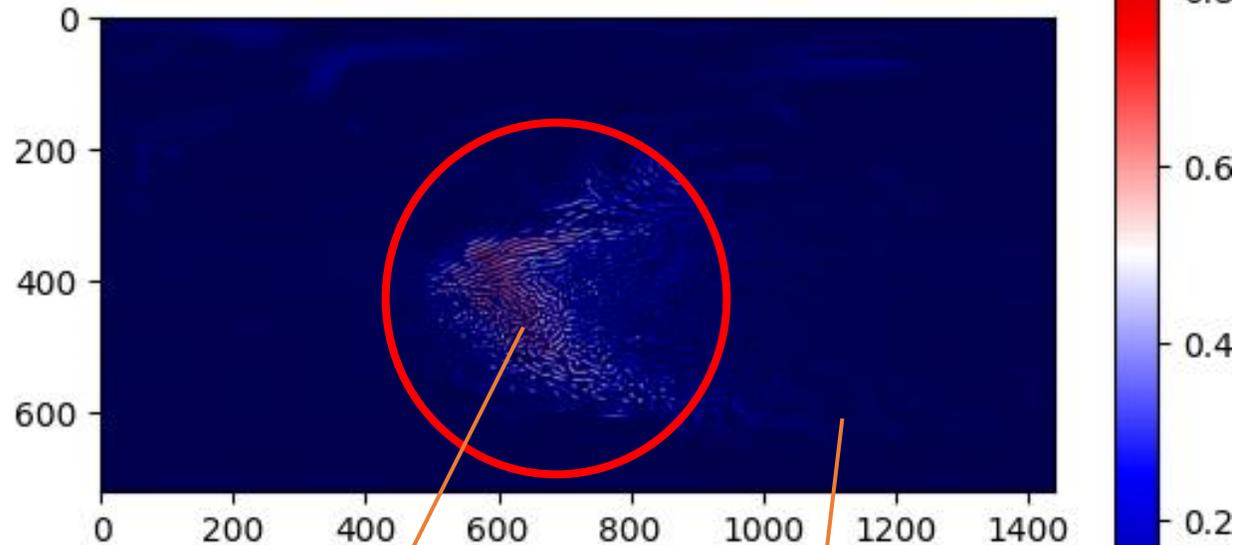
鉛直対流による鉛直風を識別する

1ピクセルごとでは判断ができない

判断のための最小単位として領域を分割する
鉛直風がある部分とない部分をそれぞれ学習
するため、全球を細かい領域に分割する

✓ ラベル付け

人間の目でわかることをモデルにも区別させる
学習のためには正解が何かを教える必要がある
正解となる情報(ラベル)を一つ一つのデータに
つけていく



「鉛直対流がある」
が正解



「鉛直対流がない」
が正解

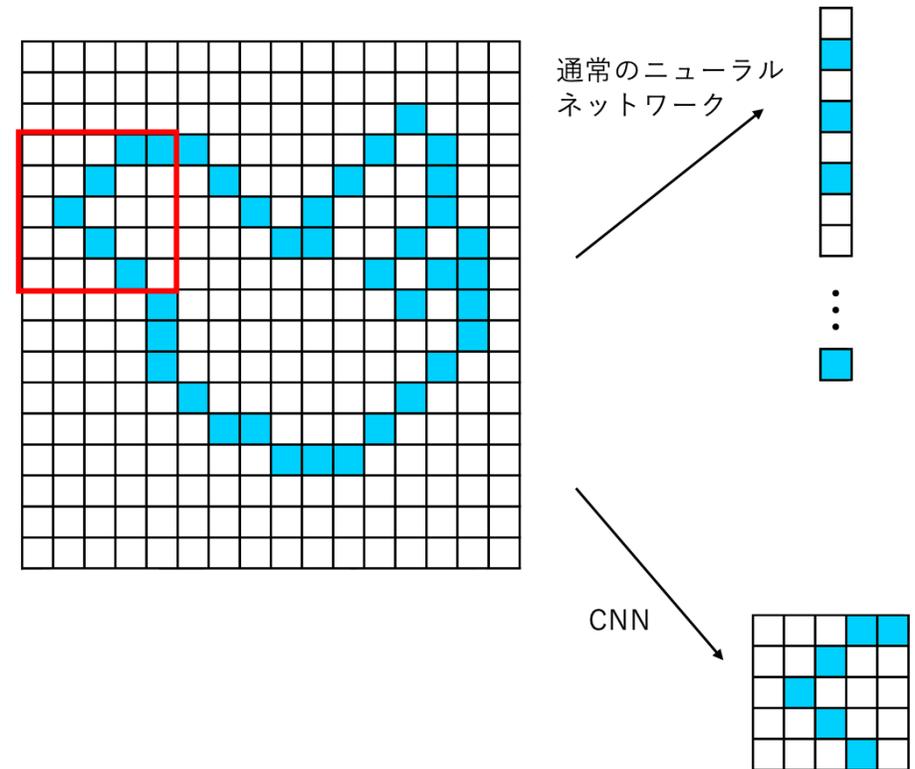
解析手法

- 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

多次元配列に特化したニューラルネットワーク

通常のニューラルネットワークでは2次元の画像データなども1次元の配列に変換して学習を行う

CNNでは1つのニューロンが2次元空間の情報, すなわち画像のピクセル同士の位置関係の情報を保持したまま学習を行うことができる

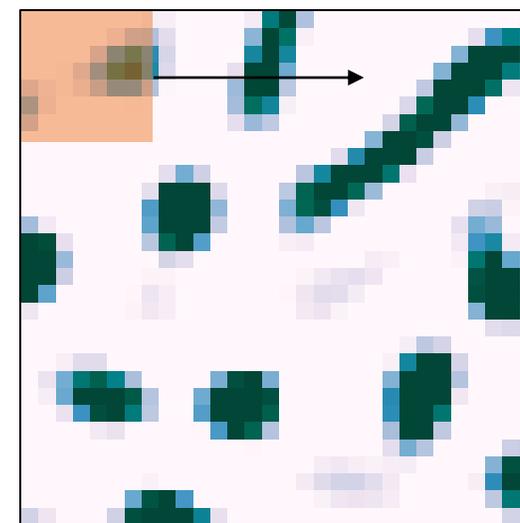


- 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

- ✓ フィルタ

位置関係を維持したまま入力された画像を処理する

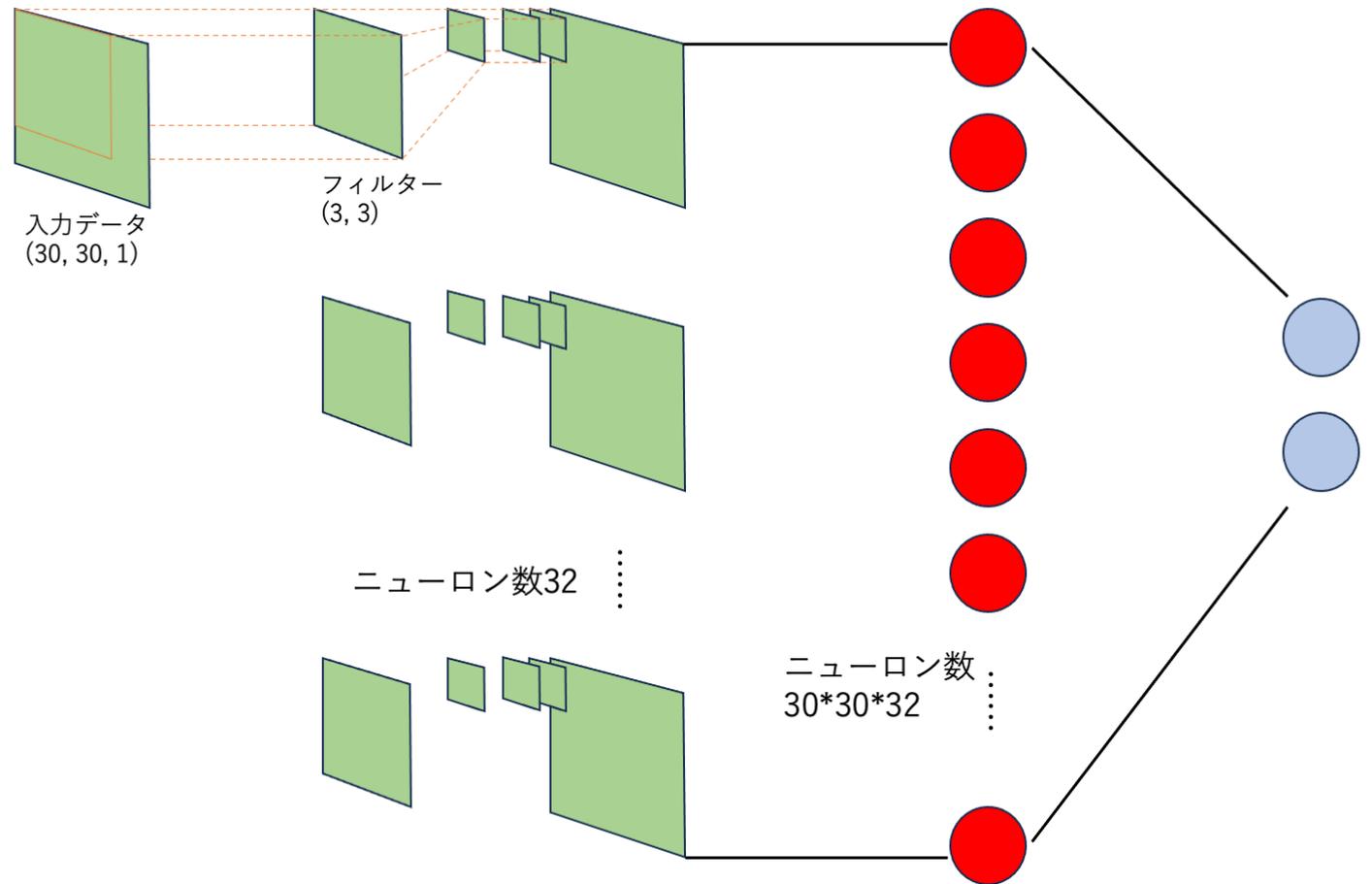
画像内の特定の形状に反応する**フィルタ**を入力された画像に重ねていく
フィルタはそれぞれが反応する形状を検出し、強調する



図：フィルタの模式図

畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

- ✓ 入力された画像をフィルタで処理する
- ✓ 1次元配列に変換
- ✓ 入力された画像の中に鉛直風が「ある」もしくは「ない」の二択で出力される



結果

- 学習の推移

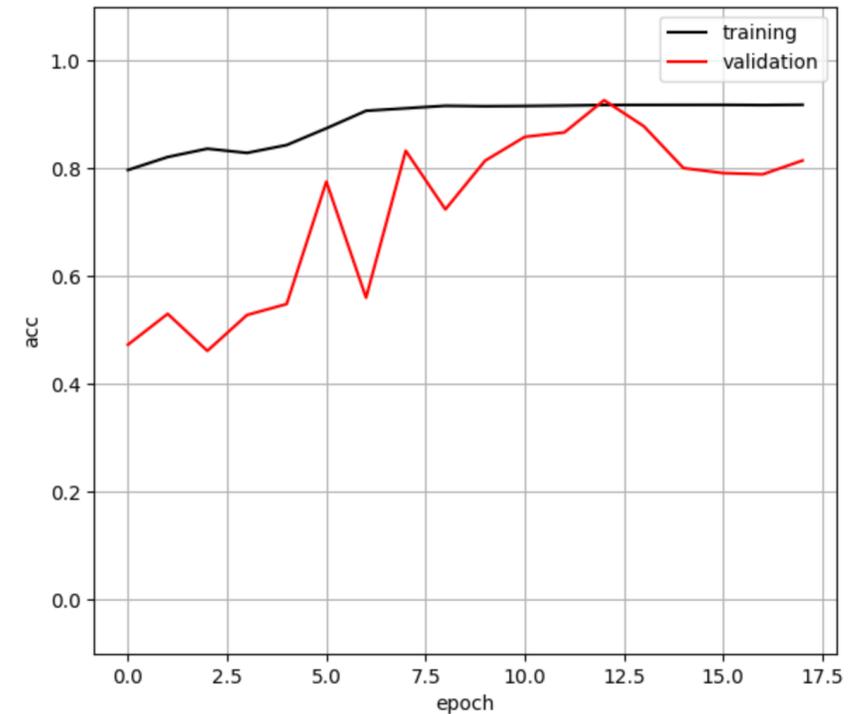
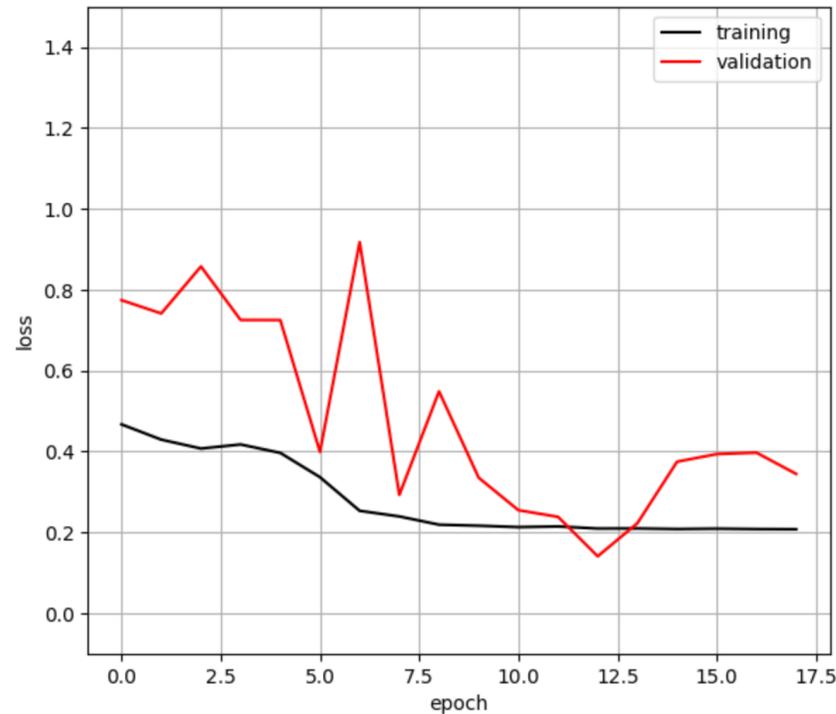
検証データによる最終的な正解率は81.46%

テストデータによる最終的な正解率は95.31%

図：学習の推移

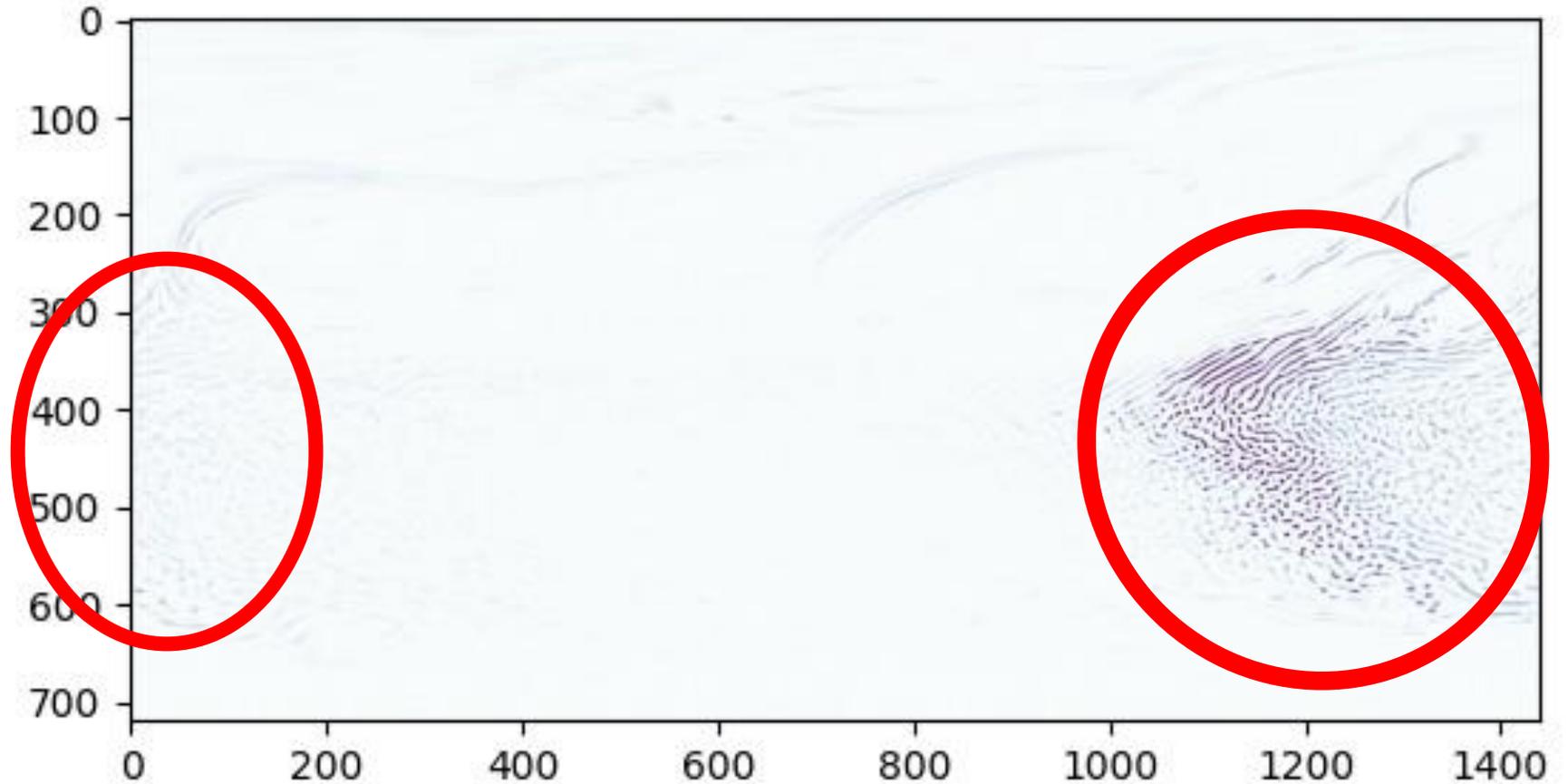
左が損失, 右が正解率を示す

赤線は検証データ, 黒線は訓練データの推移を示している



- 学習したモデルによる予測

- ✓ 学習を行ったモデルと学習では使わなかったデータを用いて予測を行う。
- ✓ 予測では学習時と同じようにテストデータ用の画像を分割し、各領域に鉛直対流があるかどうかを判断する。

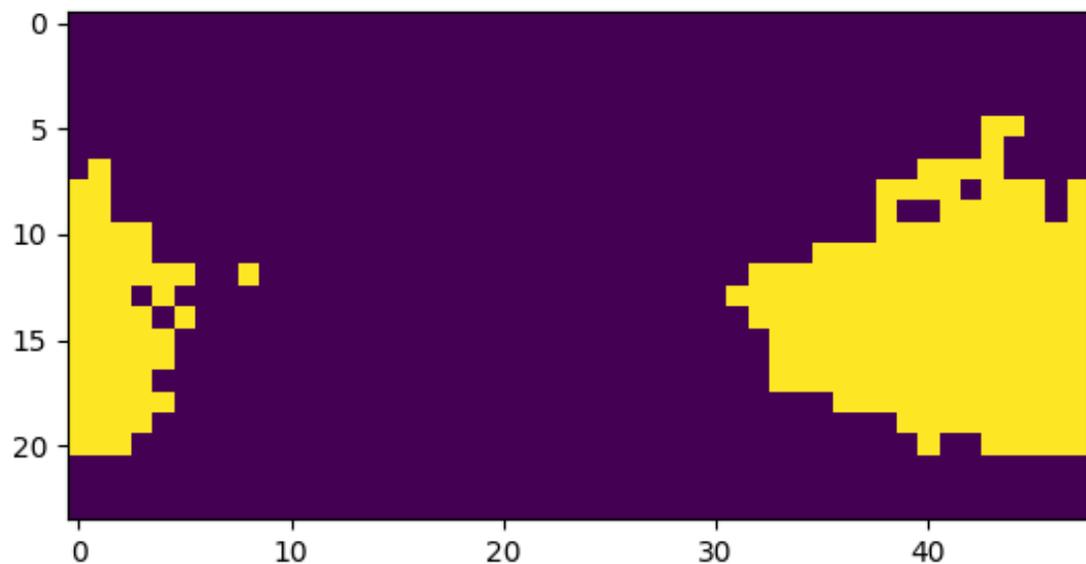


図：予測に用いるデータ
右側と左側に強い鉛直風(紫)が確認できる

- 学習したモデルによる予測

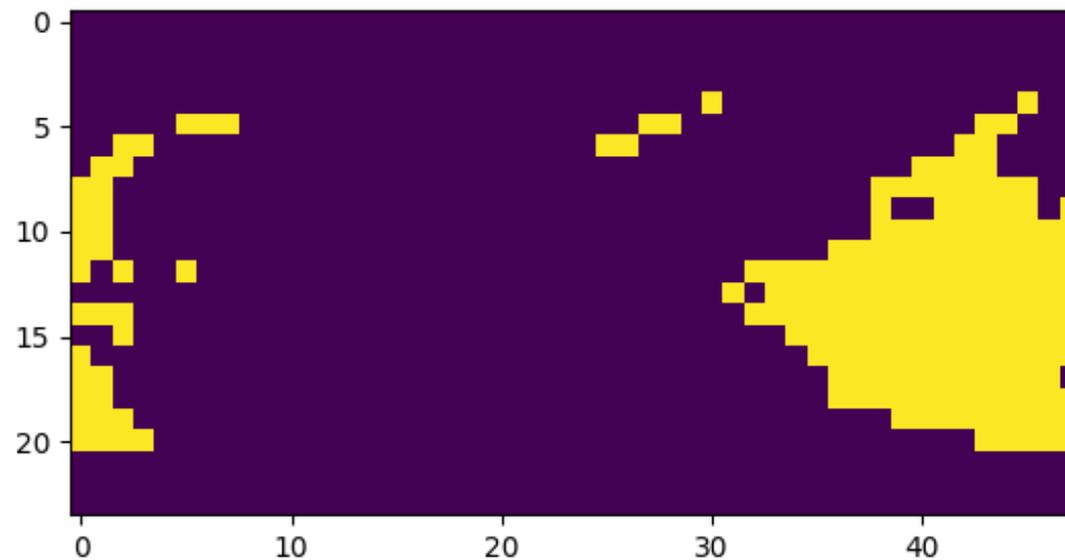
- ✓ テストの正解データと予測データのラベルの描画

正解データ



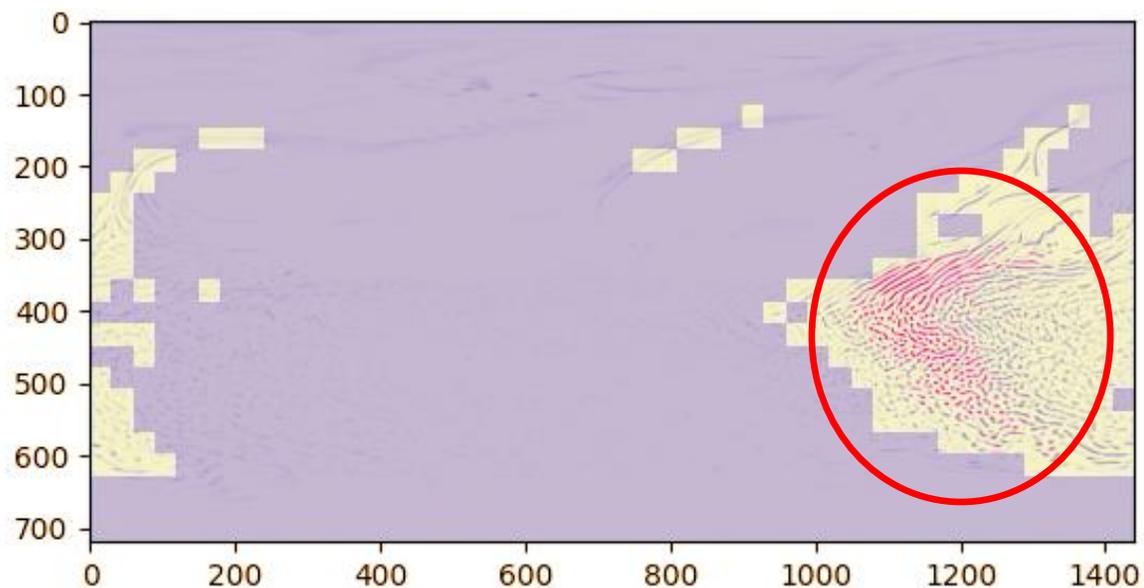
左：予測に用いるデータの正解を示すラベル
黄色が鉛直風がある部分, 紫がない部分を表す

予測データ



右：モデルが予測したデータのラベル
左右の鉛直風を認識できていることがわかる

- 学習したモデルによる予測



図：予測したラベルと予測に用いた鉛直風を重ねた図

| | 「ない」と予測 | 「ある」と予測 |
|---------|---------|---------|
| 「ない」が正解 | 916 | 15 |
| 「ある」が正解 | 39 | 182 |

表：予測と正解のラベルの比較を行ったもの
「ない」の正答率は98.39%, 「ある」は82.35%

考察

- 研究の課題

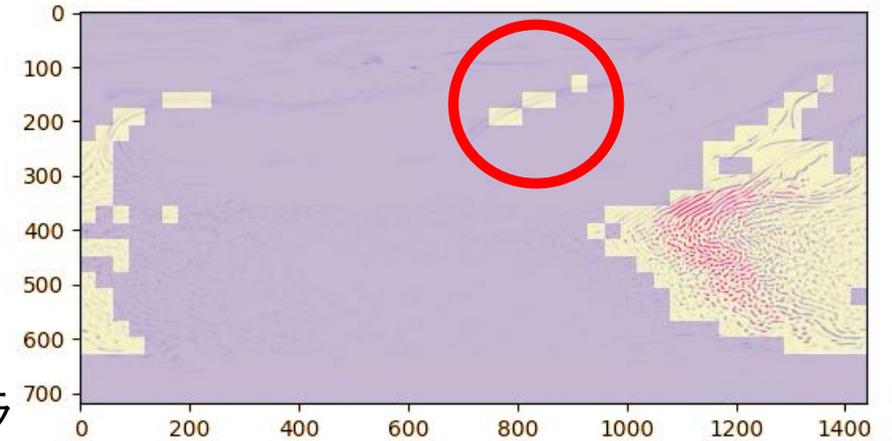
- ✓ 単純な鉛直風の有無での分類だったため、鉛直対流とは関係のない鉛直風も識別してしまう
- ✓ 精度の向上のためには、鉛直対流による鉛直風とそうでない鉛直風の識別も可能なマルチクラス分類にする必要がある

- 研究の成果

- ✓ 画像認識技術により、膨大な量のデータの処理が実現できた

- 今後の展望

- ✓ 統計的な特徴を捉えることができる
- ✓ 火星以外の惑星や気象現象にも応用ができる



参考文献

- [A Neural Network Playground](#)
- 物体・画像認識と時系列データ処理入門(チーム・カルポ)
- 図解即戦力 機械学習&ディープラーニングのしくみと技術がこれ1冊でしっかりわかる教科書(株式会社アイデミー 山口 達輝 / 松田 洋之)
- 入門 ディープラーニング —NumPyとKerasを使ったAIプログラミング—(藤野 巖)