

深層学習を活用した降水短期予測に関する検討

山梨大学 学生会員 ○倉上 健 山梨大学 正会員 相馬 一義
山梨大学 正会員 宮本 崇 山梨大学 正会員 馬籠 純

1. はじめに

数値気象モデルは数時間から1日程度の降水短期予測においては非常に有効な手法であり、近年目覚ましい改良がなされている。しかし、どれほど精緻な数値気象モデルを用いても降水量の予測誤差を完全になくすことはできず、気象庁ではガイダンスと呼ばれる機械学習手法により数値気象モデルの出力を補完して予報に活用している。しかし、近年ビッグデータ処理等の分野で発展の目覚ましい深層学習の技術ははまだガイダンスに活用できていない。ガイダンスに深層学習の技術を導入することで、これまで活用しきれなかった膨大な数値気象モデル出力をより有効に活用した降水短期予測ができる可能性がある。

そこで本研究では深層学習を用いて数値気象モデル出力を補正し、降水量を予測する手法を構築する。

2. 本研究における入出力データと訓練データ

本研究では詳細な都市活動を考慮した気象シミュレーションが可能な数値気象モデル CReSiBUC^{1), 2), 3)}による降水短期予測実験結果⁴⁾を用いる。深層学習モデルの入力データとしては、降水短期予測実験結果(2001年8月1日から2001年8月31日までの1時間ごと、空間解像度2kmで京阪神地方を中心とする160×160メッシュ)の内、地上鉛直風速出力を用いる。

本研究では深層学習モデルを用いた数値気象モデルの出力補正を行うため、深層学習モデルの出力は入力データと同時刻・同一メッシュにおける降水量分布とする。深層学習モデルの訓練に際しては、同時刻・同一メッシュに最近隣法を用いて内挿した気象庁解析雨量に基づく観測値を目標出力として使用する。

3. 本研究で構築する深層学習モデル

本研究では深層学習モデルとして、畳み込みニューラルネットワーク(LeCun et al.⁵⁾他)を用いる。畳み込みニューラルネットワークは人間の視神経を模して、パターンを認識するフィルタとして機能する畳み込み層と、パターンのずれを吸収する役割を持つプーリング層を組み合わせる構成される。

本研究では畳み込みニューラルネットワークに加えてデータ拡張及びデータ選別を取り入れた深層学習モデルを構築した。構築した深層学習モデルのネットワーク構造を図1に、計算設定を表1に示す。

データ拡張については、1組の訓練データ(160×160メッシュ)から40×40メッシュのウィンドウを8メッシュずつずらしてデータを切り出し、256組の訓練データを生成した。データ選別については、40×40メッシュのウィンドウ内で0.1mmの降水が見られるメッシュが、予報実験結果・観測値ともに3割を超える組のみを訓練に用いた。

本研究で設定する問題は連続的な入力データ(数値気象モデルによって予測された変数)を連続的な出力データ(気象庁解析雨量による降水量分布観測値)へ変換する回帰問題に分類されるため、損失関数としては二乗誤差和を用いる⁶⁾。また、回帰問題では出力層の活性化関数は恒等写像を用いることが多い⁶⁾が、本研究で出力データとなる降水量は0以下の値が存在せず、マイナスの値が発生しうる恒等写像では適切に表現できない。そのため、本研究では出力層の活性化関数として0以下の値を0とみなすことができるRectified Linear Unit(ReLU: 正規化線形関数)⁶⁾を採用する。

4. 結果

深層学習モデルを構築し学習を行ったところ、学習過程ではエポックが進むにつれて二乗誤差和が減少し、効率よく学習が進んでいることがわかった(図示せず)。次に、構築した深層学習モデルへ検証用データを入力

かし、深層学習モデルによる補正前後の降水量2次元分布について、気象庁解析雨量と比較した。

図2に台風11号に伴う降水が見られた2001年8月21日1時の降水量を示す。図2の事例に関しては、深層学習モデルによって補正された降水量分布が観測値に近づくことがわかった。図3に上空の寒気の影響による局地的な降水が見られた2001年8月6日14時の降水量を示す。図3の事例に関しては、深層学習モデルにより降水量が平滑化される傾向があり、降水域の位置ずれを補正しきれていないことがわかった。

表1 深層学習モデルの設定

入力変数	鉛直風速
入力データ組数	訓練：9222 検証：1000
入力層のノード数	1600
出力層のノード数	1600
活性化関数	ReLU
損失関数	二乗誤差式

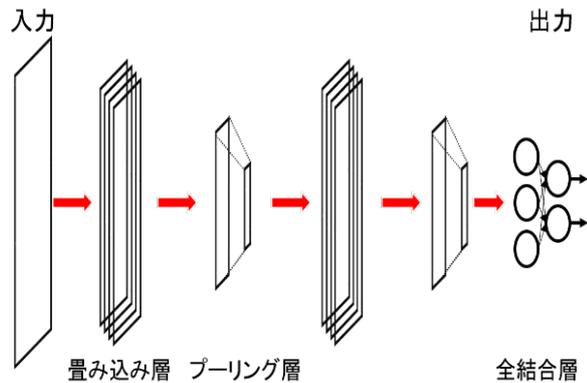


図1 深層学習モデルのネットワーク構造

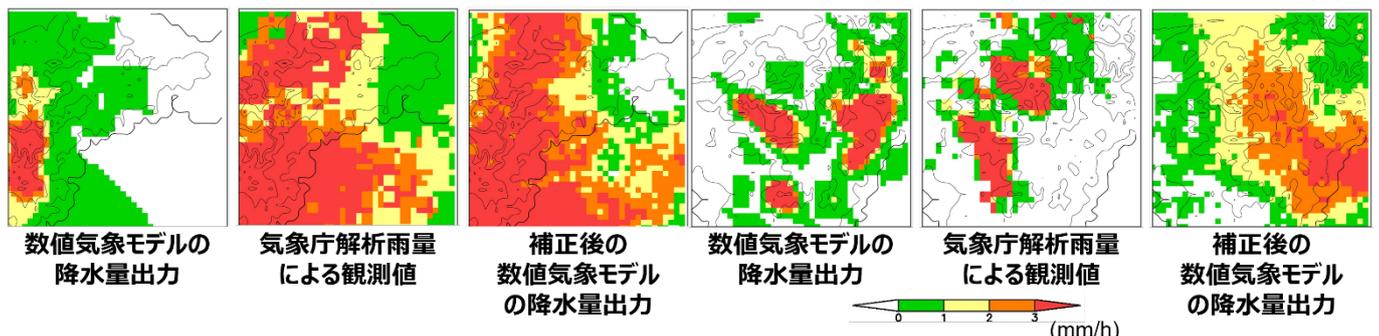


図2 気象庁解析雨量との比較
(2001年8月21日1時)

図3 気象庁解析雨量との比較
(2001年8月6日14時)

5. 結論

本研究では、深層学習を用いて数値気象モデル出力を補正し、降水量を予測する手法を構築した。

気象庁解析雨量との比較により、空間スケールの大きな降水の事例では深層学習導入の有効性が示唆された。しかしながら局地的な降水の事例では降水域の位置ずれを補正しきれておらず、さらなる改良が必要と考えられる。

参考文献

- 1) K. Souma, et al.: A comparison between the effects of artificial land cover and anthropogenic heat on a localized heavy rain event in 2008 in Zoshigaya, Tokyo, Japan, Journal of Geophysical Research, 118, pp.11,600-11,610, doi:10.1002/jgrd.50850, 2013.
- 2) K. Tsuboki and A. Sakakibara: Large-scale parallel computing of Cloud Resolving Storm Simulator, High Performance Computing. Zima H. P. et al. (eds), Springer, Germany, pp.243-259, 2002.
- 3) K. Tanaka: Development of the new land surface scheme SiBUC commonly applicable to basin water management and numerical weather prediction model, doctoral dissertation, Kyoto Univ., 2004.
- 4) 高山拓哉, 相馬一義, 末次忠司: 雲解像気象モデルを用いた都市発展が京阪神地方の気温に与える影響評価, 水文・水資源学会 2016 年研究発表会要旨集, pp.110-111, 2016.
- 5) LeCun, et. al.: Gradient-based learning applied to document recognition, Proceedings of the IEEE, Vol.86(11), pp.2278-2324, 1998.
- 6) 岡谷貴之: 機械学習プロフェッショナルシリーズ 深層学習, 株式会社 講談社サイエンティフィック, p165., 2015.