

第II部門

降水ナウキャストのための気象レーダー画像の機械学習

京都大学工学部 学生会員 ○高見健斗
 京都大学大学院工学研究科 正会員 萬 和明
 京都大学大学院工学研究科 正会員 市川 温

京都大学大学院工学研究科 正会員 Kim Sunmin
 京都大学大学院地球環境学堂 正会員 田中智大
 京都大学大学院工学研究科 正会員 立川康人

1 研究の目的と背景 高精度の降水ナウキャストは、洪水予測やダムの上水操作などにおいて必要不可欠である。現在、様々なレーダー外挿モデルが開発されているが、地形性の雨など再現が難しい現象も確認されている¹⁾。様々な手法が精度改善のために提案されている一方、近年ではデータの蓄積と計算機の能力向上によって、機械学習による手法が提案されている。2015年に提案された Convolutional LSTM モデルは、気象レーダー画像を時系列データとして用いることで降水ナウキャストに適用できることを示した²⁾。しかし、最適な学習設定についてはまだ研究の余地がある。そこで本研究では、Convolutional LSTM モデルについて、異なる学習設定が30分後の降水予測に与える影響について調べ、最適な学習設定について考察した。また追加実験として、異なる時間間隔を持つデータを用いた実験と、ハイパーパラメータの変更による予測への影響について考察した。

2 データと対象地域 気象レーダー情報として、C&X バンド合成レーダーデータを用いた³⁾。2018年の7月から9月の間で、降水の確認された7イベントを選定し、5分間隔で地表面で得られるデータを用いた。元のデータの解像度は250 mであるが、計算負荷を減らすために1 kmにアップスケールしたデータを利用した。対象地域は淀川流域を含む関西地域である。(経度: 134.5° E-136.0° E, 緯度: 34.0° N-35.4998° N)

3 実験の手法 学習設定が予測に及ぼす影響を調べるため、4つの観点から異なる2つずつの実験を行った。まず、学習に用いる時系列データの長さである。入力に用いる時系列データのフレーム数は任意に決めることができるため、6フレームと12フレームを用いて実験を行った(以後、6f, 12fと表記)。次に、予測方法の違いである。ConvLSTMを用いた予測では一般に、次の時刻、つまり5分後の画像を出力させる。出力された画像を元の入力画像に結合し、予測

を繰り返すことで30分後のレーダー画像が得られる。一方、一度の予測において、30分後の予測画像を生成するようにネットワークを学習させることも可能である。これらの手法は以後、5r, 30と表記する。3つ目にConvLSTM層の深さである。本研究では1層のものと2層のものを用いて実験を行なった(以後、1L, 2Lと表記)。最後に、出力層における活性化関数の違いである。ConvLSTMによって生成される画像は多チャンネルであるが、単一チャンネルのレーダー画像に変換するため、出力層に3D畳み込み層を用いた。この層における活性化関数をsigmoidまたはReLUとし、両者による予測画像への影響を観察した。本実験において、ハイパーパラメータは以下のように設定した。(バッチサイズ: 8、エポック数: 20、学習率: 0.001、フィルター数: 30、フィルターサイズ: 3×3) 実験の設計を模式的に示した図を以下に示す。

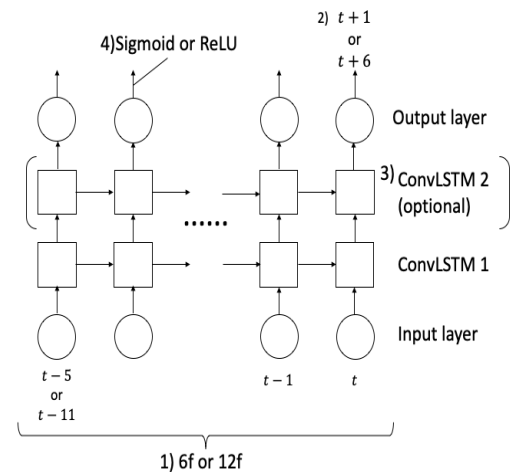


図1 実験の設計

4 結果と考察

4.1 予測画像の比較 それぞれの実験において出力された画像を以下に示す。

左側上段の図はそれぞれ過去時刻（30分前）と現在時刻におけるレーダー画像であり、左側下段の図は将

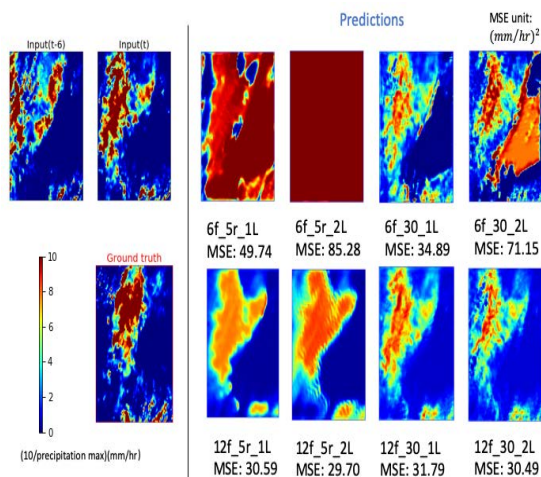


図2 sigmoid による結果

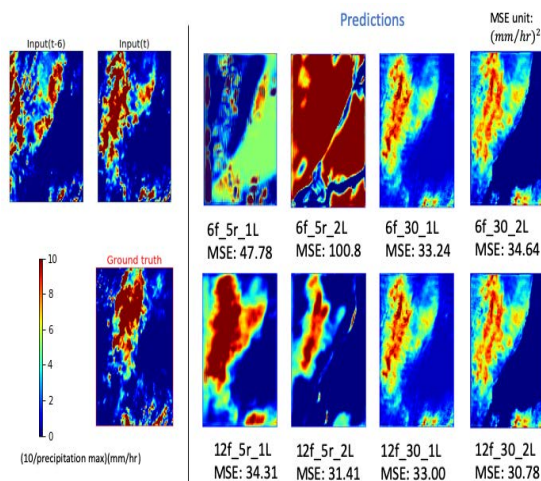


図3 ReLU による結果

来時刻（30分後）における画像である。右側の図はモデルによって生成された予測画像群である。

6fによる予測では、画像が大きな値で埋められているケースが見られた。これは入力情報が少ないために学習が正しく進まなかったことが原因の一つであると考えられる。また、5rによる予測では、レーダー画像の形が大きくぼやけてしまっている。ConvLSTMはぼやけた画像を生成する傾向があり、繰り返し予測を行うことでその影響が大きくなってしまった可能性が考えられる。ほとんどの画像において、降水のないグリッドであっても小さな値の降水を示しているが、2LとReLUを組み合わせたモデルにおいてはこの問題は解決されている。これは、モデルの層を深くしたことにより、細部まで現象を再現できていることと、負の入力値に対して0を返すというReLUの特徴に起因す

るものであると考えられる。以上の考察より、本研究において最も優れたモデルは12f_30_2L_ReLUであると結論づけた。

4.2 精度向上のための追加実験 これまでの実験により、時間経過による降水セルの動きがうまく表現できていないことがわかった。そこで、入力データの時間間隔を5分から30分に変更することで動きの学習を手助けすることができないかと考えた。しかし、目立った改善は見受けられなかった。

次に12f_30_2L_ReLUのモデルを用いて、バッチサイズと学習率の予測に与える影響についての実験を行った。バッチサイズを4にしたものと、学習率を0.0001にしたもので予測を行なったところ、画像に差異が見られたが、考察にはより多くの実験が必要であると結論づけた。

5 結論 本研究ではConvLSTMを用いた気象レーダー外挿モデルについて、様々な学習設定が予測に与える影響について考察した。特徴的な結果として、6fや5rによる予測は降水ナウキャストに対して不向きであることが分かった。しかし、降水ナウキャストに最適な学習設定についてはさらなる研究が必要であると考えられる。また、精度向上のためには、より多くのデータセットを用いた学習や、三次元レーダー情報や他の気象変数などを用いた学習などが必要であると考えられる。今回再現が難しかった降水セルの動きについては、他のレーダー外挿モデルの出力を教師データとして用いることで、より詳しい考察ができると考えられる。さらに、学習済みの機械学習モデルを、現在の降水イベントに適応させるためのチューニングの手法についてもさらなる研究が必要である。

参考文献

- 1) 椎葉充晴, 高埴琢馬, 中北英一: 移流モデルによる短時間降雨予測手法の検討, 第28回水理講演会論文集, pp.423-428, 1984.
- 2) Xingjian Shi, Zhouong Chen, Hao Wang, Dit-Yan Yeung, Wai-kin Wong, Wang-chun Woo: "Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting", *Advances in Neural Information Processing System* 28, 2015.
- 3) 国土交通省 DIAS: データ統合・解析システム, http://search.diasjp.net/ja/dataset/MLIT_XRAIN(参照 2020-01-31).