

1 はじめに

集中豪雨による災害を未然に防ぐために、5 分後から 6 時間後といった近い将来の高精度な降水量の予測が求められている。

降水量は気象レーダーにより観測され、格子状に値が入ったレーダーマップとして得られる。既存手法として、機械学習の手法により降水量予測を行う Convolutional LSTM Sequence to Sequence モデル (ConvLSTM-seq2seq) が提案されている [1]。ConvLSTM-seq2seq では、降水量予測の問題を、過去の連続的なレーダーマップを入力し、引き続く将来の連続的なレーダーマップを出力する、時空間データの予測問題と捉え、ConvLSTM という拡張した LSTM を深層学習の Sequence to Sequence (seq2seq) 学習フレームワークにおいて用いることで解いている。

しかし、将来の降水量は風向きや地形といった複数の要因 (モダリティ) に依存するが、既存手法では過去の降水量のみが予測に用いられている。そこで本研究では、ConvLSTM-seq2seq にマルチモーダル学習を取り入れ、過去に観測された複数のモダリティから将来の降水量の予測を行う、時空間データのマルチモーダル学習手法を提案する。

2 時空間データのマルチモーダル学習手法の提案

2.1 提案手法 1: 多チャンネル画像入力による手法

マルチモーダル学習を実現する最も簡単な方法として、2 次元画像として扱われる各モダリティを結合し、多チャンネルから成る画像として ConvLSTM に入力する手法を提案する。

2.2 提案手法 2: 正準相関分析を取り入れた手法

Andrew らにより、深層学習におけるマルチモーダル学習手法として正準相関分析 (Canonical Correlation Analysis; CCA) を取り入れた Deep CCA (DCCA) が提案されている [2]。本研究では ConvLSTM-seq2seq に DCCA を取り入れマルチモーダル学習を行う手法を提案する。図 1 に示す提案手法では、seq2seq モデルにおいて、入力するモダリティごとに異なるエンコーダを用い、エンコーダの最後のタイムステップ

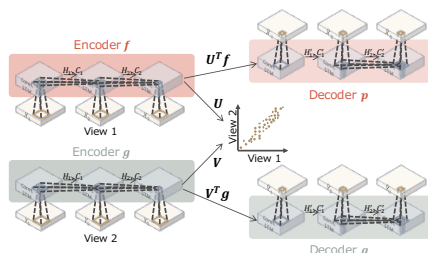


図 1: 提案手法 2

における ConvLSTM の状態を表現として捉え、各モダリティについて得られた表現に CCA を適用する。

3 降水量予測タスクによる評価実験

評価実験では愛知県を中心とした観測領域について 5 分間隔で観測された、レーダーマップと衛星画像の 2 つのモダリティを用いて、降水量予測を行った。実験設定として、45, 40, ..., 0 分前の観測値 10 フレームを入力し、5, 10, ..., 50 分後の予測値 10 フレームを出力する問題とした。図 2 に予測フレームごとの正解

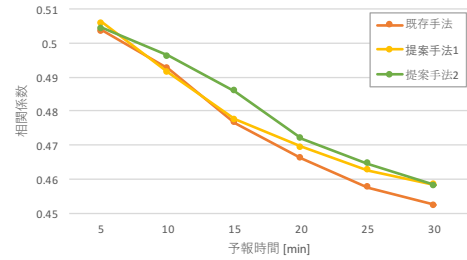


図 2: 実験結果: 予測系列の前半 6 フレームの相関

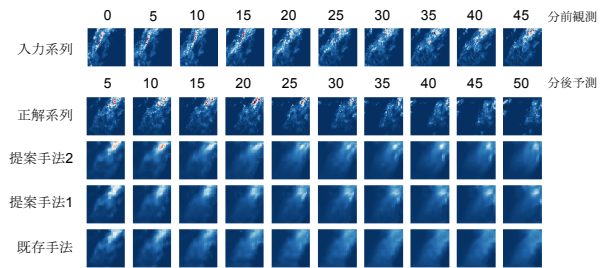


図 3: 実験結果: 予測系列の例

値と予測値との相関係数を示す。また、図 2 に予測結果の一例を示す。実験結果より、5 分後から 30 分後の短時間の降水量予測について、提案手法 2 が既存手法を上回る精度で予測できることを確認した。一方で、提案手法 1 では既存手法を大きく上回る予測精度は得られなかった。

4 まとめと今後の課題

本研究は、降水量予測を行うために seq2seq モデルにおけるマルチモーダル学習の手法を提案した。評価実験により、提案手法が短時間の予報について既存手法を上回る結果を得ることを確認した。今後の課題は、複数のモダリティが同時刻に観測されない、同期が取れていない場合においてマルチモーダル学習を実現することである。

参考文献

- [1] Xingjian, S. H. I., et al. "Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting." Advances in Neural Information Processing Systems. 2015.
- [2] Andrew, Galen, et al. "Deep canonical correlation analysis." Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning. 2013.