

## LSTM を用いた降水量予測精度向上の試み

鳥取県 非会員 小林圭員 愛媛大学大学院 学生会員 ○竹内勝哉  
愛媛大学大学院 正会員 藤森祥文 愛媛大学大学院 正会員 森脇亮

### 1. はじめに

近年、平成 30 年 7 月豪雨をはじめとした豪雨の激甚化及び頻発化している。豪雨により河川氾濫や土砂災害などの災害被害が拡大している。豪雨が発生する前に避難やダム操作を適切に行うことができれば災害被害を抑制できる。つまり、豪雨が発生する数時間前に高精度な降水量予測を行うことで避難などの対策を行うことができ、災害被害の抑制に繋がる。降水量予測の方法として深層学習は近年精度向上が著しく、注目を集めている。藤森ら<sup>2)</sup>は深層学習を用いて、愛媛県内のアメダス気象データを使用して松山の数時間後の降水量予測を行った。結果として、気象庁が提供する数値予報と同等の予測結果を可能としたが、降水量増加時を上手く予測できないなど実用化を考えるとさらなる精度向上が必要となる。そこで本研究では、気象が本来持つ時系列性を深層学習のモデルに組み込むことができる LSTM を用いて、1 時間先の松山の降水量の予測精度向上を図ることを目的とした。

### 2. 研究方法

本研究では深層学習のモデルの一種である LSTM(Long Short - Term Memory)を用いた。LSTM とは教師あり学習アルゴリズムの内、多層ニューラルネットを用いたモデルである。LSTM は時系列データの特徴を扱うことに長けており、データの長期にわたる記憶を保持できることが特徴である。LSTM は中間層内にメモリユニットを持っており、これにより時系列データを記憶、または忘却しながら学習が行われる。モデルの構造を図 1 に示す。

使用したデータは愛媛県内の 6 地点の 2007 年から 2016 年の 6 月から 8 月の AMeDAS 気象データである。使用した観測地点を図 2、入力に使用した気象要素を表 1 に示す。また、予測を行ったテスト期間は 2017 年と 2018

年の表 2 に示す期間で、降水規模と降水パターンの異なる 5 つの期間で行った。なお、これらの使用データと期間は既往研究である藤森らのモデルと精度比較を行うため同様にした。

### 3. 結果と考察

予測結果の一例として Case3 を図 3 に示す。この図を見ると、既往研究と本研究の共通した予測の特徴として 6 月 20 日の 10 時以降のように 5 mm 程度の比較的降雨が少ない時間帯ではどちらのモデルでも正確に予測ができた。しかし、5 時の降雨が増加する時間帯では既往研究は 20 mm、LSTM は 17 mm 程度観測値に対して降水量誤差があり、どちらのモデルにおいて

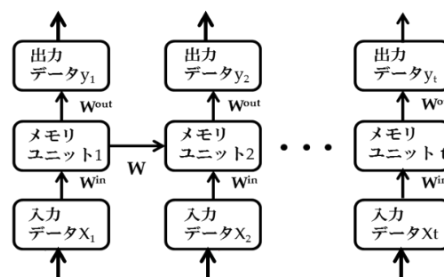


図 1 LSTM の構造



図 2 AMeDAS 観測地点

表 1 使用した AMeDAS データ

入力	
観測地点	全 32 項目
松山	気温 風向・風速 日射量 海面気圧 相対湿度
松山南吉田	気温 風向・風速 降水量
大洲	気温 風向・風速 降水量
今治	気温 風向・風速 降水量
西条	気温 風向・風速 降水量
久万	気温 風向・風速 降水量

表 2 予測を行った 5 つの Case

Case No.	期間	説明
Case1	2017年6月27日 19:00 ~ 6月28日 08:00	小規模な降水
Case2	2017年6月24日 18:00 ~ 6月25日 10:00	中規模な降水
Case3	2018年6月19日 22:00 ~ 6月20日 16:00	突発的な降水量増加がある
Case4	2017年8月7日 02:00 ~ 8月7日 14:00	台風の上陸による降水
Case5	2018年7月5日 05:00 ~ 7月7日 18:00	平成30年7月豪雨

も降雨増加時は上手く予測ができなかった。次に、LSTMの予測に見られた特徴として20日の5時前後の降雨の増加から減少といった降雨波形を時間の遅れはあるものの上で予測できた。

既往研究と本研究でのモデルの精度評価を行うために2つの指標を用いて評価を行った。1つめの指標は二乗平均平方根誤差(RMSE)であり、式(1)で求められる。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - y_{pred,i})^2} \quad (1)$$

ここで、 $n$  はデータ数、 $y_{obs,i}$ は観測値、 $y_{pred,i}$ は予測値を表す。5つのCaseについて既往研究と比較した結果を図4に示す。LSTMを用いたことでCase2を除く4つのCaseでRMSEが同等あるいは小さくなり精度向上した。

2つめの指標は増減捕捉率である。増減捕捉率とは前の時刻の降雨に対して、増加または減少の二つに分類した場合にどれくらいの時間割合で増減を予測できたかの一致率を表す指標であり、式(2)で定義した。

$$\text{増減捕捉率} = \frac{\text{観測と増減が一致した時間数}}{\text{各Caseの総予測時間数}} \times 100 \quad (2)$$

例えば観測で「増加・増加・減少」、予測で「増加・減少・減少」の場合予測時間数3に対して一致した時間数2であるため増減捕捉率は66.7%(=2/3)となる。5つのCaseについて既往研究と増減捕捉率を比較した結果を図5に示す。LSTMを用いたことでCase3, 4および5の3つのCaseにおいて増減変化の予測精度が良くなったといえる。RMSEと増減捕捉率という異なる二つの指標での評価からLSTMの方が予測の精度が高いことが分かる。

#### 4. おわりに

本研究ではLSTMを用いたモデルを構築し、降水量予測を行った結果、多くのCaseで藤森らの既往モデルと比較して精度が向上した。また、Case3の結果から深層学習の予測の特徴として降水量が少ない時間帯の予測は上手くできるが、降水量が増加すると過小評価する傾向にあることが見て取れた。LSTMの予測の特徴としては急な降水量の増減を上手く予測できるが、そのピークの時刻には1時間のずれが生じることが分かった。LSTMを予測に用いることで降水量やその変動を従来よりも精度高く予測できるようになったが、LSTMの降水量予測モデルを災害対策として用いるには十分な精度とはいえない。今後は風速や日射量のような他の気象要素を予測に導入するなどし、更なる精度向上を目指す必要がある。

#### 参考文献

- 1) 気象庁：平成30年7月豪雨(前線及び台風第7号による大雨等), <https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/data/bosai/report/2018/20180713/20180713.html> (閲覧日：2023年2月21日)
- 2) 藤森祥文, 今村実, 全邦釘, 西村文武, 森脇亮：AMeDAS観測データを用いた深層学習による降水量予測の試み, 土木学会論文集B1(水工学) Vol.75, No.2, I\_1189-I\_1194, 2019.

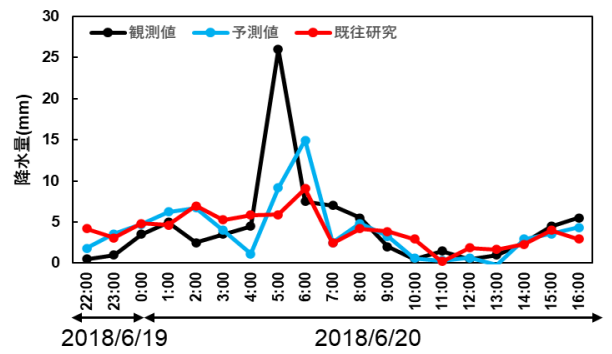


図3 Case3の予測結果

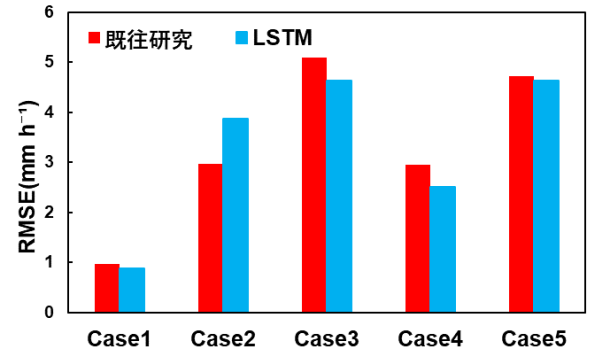


図4 RMSEによる精度比較

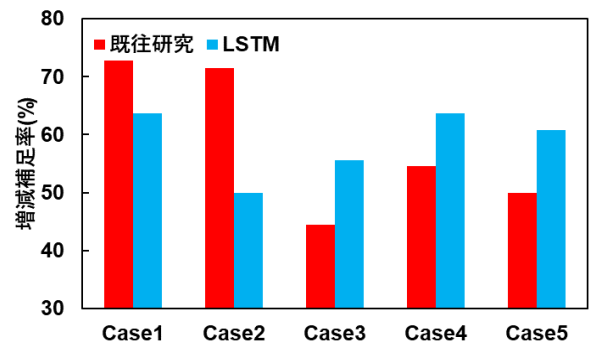


図5 増減捕捉率による精度比較