

深層学習を用いた全球月日射量による月降水量の季節予報モデルの検討

富山県立大学大学院 学生会員 ○善光寺慎悟
 富山県立大学 正会員 手計太一
 富山県立大学 非会員 榊原一紀

1. はじめに

近年、気候変動の影響により極値現象の発生数が増加しており、これに伴いより多くの洪水氾濫や干ばつといった水災害が引き起こされる¹⁾。これらの水災害被害を抑制するには降水量を予測する必要がある。

水文・気象分野では物理方程式を用いた手法が一般的であった。しかし、近年、一言ら(2016)の機械学習を用いた水位予測を筆頭に機械学習を用いた研究が行われている²⁾。本稿の目的は、深層学習を利用した降水量の季節予報モデルを作成するうえで、全球月平均表面温度以外のデータセットの検討を行うことである³⁾。本稿では、全球月平均日射量を入力データとして降水量の予測モデルを作成し、全球月平均日射量の有用性を検討した。

2. 対象領域

本研究の対象領域はタイ国バンコク周辺である。図-1に予測対象領域(図中黒枠矩形)を示す。図-2に1958~2017年(59年間)におけるタイ国バンコクの月降水量の時系列変化を示す。この領域の月降水量は11~4月は乾期、5~10月は雨期と2時期に明瞭に分かれている。

3. 使用データ及び予測手法

使用したデータは55年長期再解析データ(JRA55)である⁴⁾。解析期間は1958年1月~2017年8月(716ヶ月)であり、学習期間を1958年1月~2007年12月(600ヶ月)、試験期間を2008年1月~2017年8月(126ヶ月)とした。学習期間のデータは降水強度順に並び替えを行った後、学習用データと検証用データに2:3の割合で分割した。また、用いたデータは全球月平均日射量(SRF)[W/m²]と月降水量[mm/day]である。月降水量[mm/day]は各月の日数を乗することで[mm/month]として使用した。

予測手法は深層学習のアルゴリズムの1つである畳み込みニューラルネットワーク(CNN)である。CNN

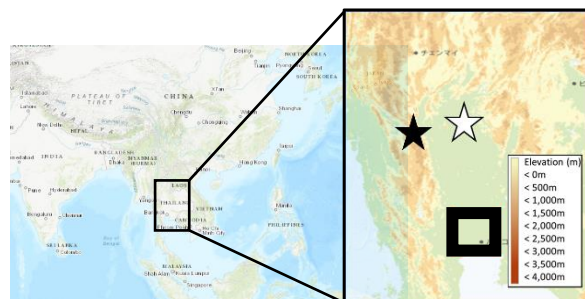


図-1 予測対象領域

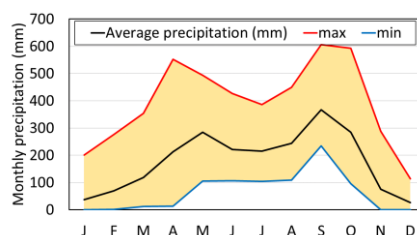


図-2 1958-2017年のタイ国バンコクの月降水量の時系列変化

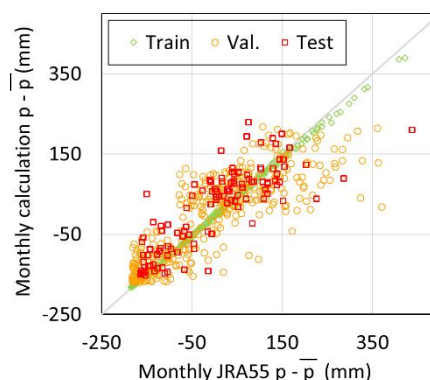


図-3 JRA55による月降水量とCNNによる予測月降水量の散布図

は畳み込み層とプーリング層を用いることで3次元のデータ処理を得意としたアルゴリズムである。

4. 予測結果・考察

図-3はJRA55による月降水量とCNNによる予測月降水量の散布図である。図-4は試験期間におけるJRA55による月降水量とCNNによる予測月降水量の時系列変化である、図-5は検証データにおける100mm降水量幅ごとのMAEとデータ量である。表-1に学習期間と試験期間におけるJRA55による月降水量とCNNによる予測月降水量により算出された決定係数(R^2), Mean Absolute Error(MAE), Root Mean Squared Error(RMSE)を示す。本稿では、バンコクにおける2ヶ月後の月降水量を予測した。

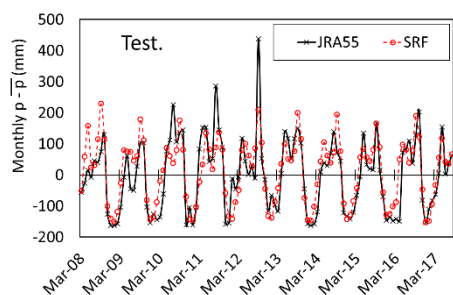


図-4 試験期間における JRA55 による月降水量と CNN による予測月降水量の時系列変化

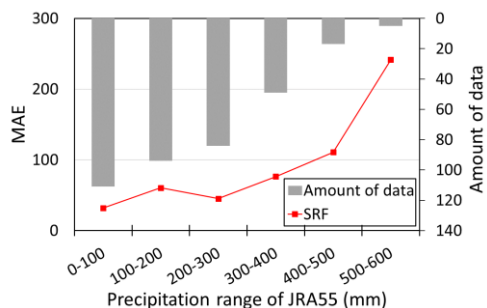


図-5 検証データにおける 100mm 降水量幅ごとの MAE とデータ量

	Train	Val	Test
R^2	1.00	0.68	0.68
MAE	4.13	64.71	49.77
RMSE	6.94	83.29	66.85
RMSE/MAE	1.68	1.29	1.34

表-1 学習期間と試験期間における JRA55 による月降水量と CNN による予測月降水量により算出された R^2 , MAE, RMSE の結果

図-3 を見ると、学習データと検証データの精度に大きな差があることが確認された。このことからこのモデルは過学習が起きており、モデルパラメータのチューニングを行うことで予測精度改善の余地がある。検証データでの予測精度は R^2 が 0.68, MAE が 64.71 [mm] という結果であった。また、JRA55 の降水量値が高くなるにつれて過小評価となる傾向にあった。

検証データと試験データの結果を見ると、検証データと分布の形状が似ていることからモデルの汎用性が確保されていることが確認できる。しかし、学習期間と同様に既往最大値とみられる月降水量は過小評価となっており、これを再現するのは困難であることがわかった。

図-5 を見ると、特定の降水量幅のデータ量に比例するようにその予測精度は低下している。既往最大値のような極値現象を予測できない原因として、データ量の不足が挙げられる。

図-6 に全球月平均日射量(左), 全球月平均表面温度(右)を示す。この 2 つのデータを見ると表面温度と日射量のデータは類似していることが確認できる。表面

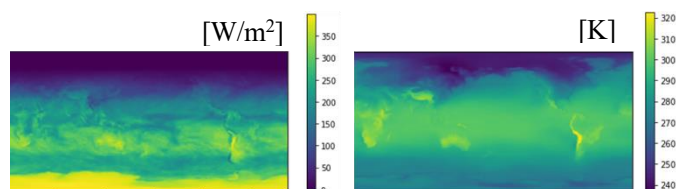


図-6 全球月平均日射量(左), 全球月平均表面温度(右)の例

温度は日射量と海面・陸面の比熱の差の影響を受けることで形成されるためである。降水量の季節予報を行う際には海面水温が強く影響することから、入力データを表面温度とした場合と同様に日射量でも予測が可能であったと考えられる。

5. まとめ

深層学習を利用した全球月平均日射量からの 2 ヶ月後の月降水量予測は決定係数 R^2 が 0.68 という精度で可能であった。この予測モデルの特徴としては、降水量が高くなるにつれて予測降水量は過小評価となる傾向にあることが挙げられる。これは高い強度の降水現象の発生回数が少ないことが原因である。

今後は、高い強度の降水現象を予測可能とするためのデータ拡張手法の検討及び引き続き他の気象要素を入力データとし、その予測モデルの検討を行うことで、最適なデータセットの作成を行う予定である。

謝辞：本研究は JSPS 科研費 15H05222 と JST/JICA SATREPS の助成を受けたものである。利用したデータセットは、文部科学省の委託事業により開発・運用されているデータ統合解析システム(DIAS)の下で、収集・提供されたものである。ここに感謝の意を示す。

参考文献

- 1) Intergovernmental Panel on Climate Change : Climate Change 2014 Impacts, Adaptation, and Vulnerability Part A: Global and Sectoral Aspects, Working Group II Contribution to the Intergovernmental Panel on Climate Change, Field, BC., Barros, RV., Dokken, JD., Mach, JK., Mastrandrea, DM., Cambridge University Press, pp.6, 2014.
- 2) 一言正之, 櫻庭雅明, 清雄一: 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.72, No.4, I_187-I_192, 2016.
- 3) 善光寺慎悟, 手計太一, 榊原一紀, 松浦拓哉: 深層学習を用いた全球表面温度画像による降水量の季節予報モデルの開発, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.75, No.2, I_1207-I_1212, 2019.
- 4) JRA55 : https://jra.kishou.go.jp/JRA-55/index_ja.html, (2019 年 5 月 7 日閲覧).