深層学習を用いた全球気候値画像による降水量の季節予報の可能性

1. はじめに

人口や資産が集中する都市や市街地では, 突発的 な大雨は社会経済に極めて大きな影響を及ぼし, そ の強度は大きくなっている¹⁾. 大雨による災害を最 小限に抑えるには, 降水量の事前予測が必要不可欠 である.

例えば、気象庁によって 1959 年に運用が開始され た数値予報は年々飛躍的に向上している.近年、コ ンピューター性能の向上により、機械学習分野が発 展し、それを用いた降水量予測が研究されている²⁾.

本研究の目的は,機械学習を多層化した深層学習 を利用して,全球月平均表面温度の画像データを学 習させることによって,降水量の季節予報の可能性 を評価することである.本稿での季節予報は,1ヶ 月予報,2ヶ月予報,3ヶ月予報とした.

2. 使用データ及び研究手法

本研究で使用したデータは,55年長期再解析デー タ(JRA55)である³⁾.解析期間は1958年1月~2017 年6月の714ヶ月間,解析データは全球月平均表面 温度画像データ,及び月平均日降水量である.予測 する降水量については,JRA55の月平均日降水量に, それぞれの月の日数を乗じ,月降水量値として用い た.図-1は、タイ国チャオプラヤー川流域と予測対 象領域(図中の黒色の矩形領域)である.

本研究では、ニューラルネットワークの一つであ る深層学習を利用し、さらに当該分野で最も成功し ている画像解析を応用する.

学習期間を1958年1月~2010年12月の636ヶ月, 試験期間を2011年1月~2017年6月の78ヶ月とした.ただし,1958年2月,1958年7月,2001年12 月の3ヶ月分の全球月平均表面温度画像はデータが 欠損していると考えられる.従って,学習期間によ り得られるデータ数は,633個であることがわかる. 図-2は学習期間における降水量のヒストグラムである.青色は観測データ,橙色は拡張したデータ部分 を示す.大雨の頻度は少雨の頻度と比較してデータ 数が少ないため,全球表面温度画像データの学習デ ータを増やすことによる予測精度への影響を検討した.本研究では,データ数を拡張する方法として, 元画像を左右反転させた画像,及びグレースケール 化した画像の2手法を採用した.

3. 降水量の季節予測結果

表-1 は入力データと予測月についての計算条件を

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



図-1 対象領域



図-2 学習期間の降水量ヒストグラム 素-1 計算条件

	入力データ	予測月		
Case1	全球表面温度画像	1ヶ月		
Case2	全球表面温度画像	2ヶ月		
Case3	全球表面温度画像	3ヶ月		
Case4	全球表面温度画像	2ヶ月		
	反転した全球表面温度画像			
Case5	全球表面温度画像	26日		
	グレースケール化した画像	27月		

示したものである.入力データは,全球月平均表面 温度画像,反転した全球月平均表面温度画像,グレ ースケール化した全球月平均表面温度画像の3種類, 予測するリードタイムは1ヶ月,2ヶ月,3ヶ月であ る.

図-3 は学習期間における観測降水量と計算降水量の比較である。そして表-2 はそれぞれの計算条件において算出した計算降水量の決定係数 R²及び Nash-Sutcliffe(NS)係数(以下,NS係数)の結果である。

その結果, Casel, 2, 3, 5 の 4 つの計算条件では, 非常に高い精度の学習がなされた.従って,全球月 平均表面温度画像と降水量の間には,密接な関係が あると考えられる. 図-3 を見ると, Case4 の計算降 水量は 400 mm 以上の値をとっていない.また,計 算降水量が 50 及び 200~300 mm 付近に密集してい る.画像内の座標が反転することで,元画像と異な



表-2 学習期間における決定係数 R² 及び NS 係数 _____の結果

	Case1	Case2	Case3	Case4	Case5
R ²	0.924	0.966	0.975	0.007	0.989
NS係数	0.742	0.789	0.958	-1.339	0.997

る回帰式が算出される.そのため,精度が低い学習 となった.

図-4 は試験期間における観測降水量と計算降水量の時系列変化である.また,図-5 は試験期間における観測降水量と計算降水量の比較である.そして表-3 はそれぞれの計算条件において算出した計算降水量の決定係数 R²及び NS 係数の結果である.

図-4 において,観測降水量及び計算降水量には周期的な変動がみられた.この変動は,対象領域であるタイ国バンコク周辺における降水量の季節変動であると考えられる.

予測月が異なる Case 1, 2, 3 を比較し, 予測月の 相違による予測精度評価を行った. リードタイムが 短くなるにつれて,決定係数 R²は大きくなる結果と なった. また, NS係数の値は, 2ヶ月予測では0.318, 3ヶ月予測では0.320となっており,ほぼ変化がない. 1ヶ月予測においては, NS係数の値が0.468となっ ており, 2, 3ヶ月予測の値と比べ高くなった. これ らのことより,リードタイムが短くなるにつれて, 降水量の予測精度が向上すると考えられる.

入力データが異なる Case2, 4,5 を比較し、学習 データを拡張することによる予測精度評価を行った. Case4 では、学習期間において高い精度の学習がな されていない.そのため、この予測結果には信頼性 が無いといえる.NS 係数の値は Case2 と比較して Case5 の方が高い値となっており、より明確に季節 変動がとらえられた.従って、データ拡張による予 測精度の向上は可能であると考えられる.

4. まとめ

本研究では、機械学習を多層化した深層学習を利 用して、全球月平均表面温度画像から降水量の季節 予報を行った.それに伴い、データの拡張が予測精



の結果

	Case1	Case2	Case3	Case4	Case5
R ²	0.553	0.434	0.368	0.528	0.310
NS係数	0.468	0.318	0.320	0.306	0.445

度向上に影響を及ぼすか検討した.拡張データは左 右反転,及びグレースケール化した画像である.

その結果,学習期間において高い精度の学習がな されたため,全球月平均表面温度画像を用いた降水 量の予測は可能であるといえる.また,リードタイ ムが短くなるにつれて,降水量の予測精度が向上す る傾向にあることが確認された.

データ拡張による精度評価では、反転させた画像 を加えると予測精度が低下し、グレースケール化し た画像を加えると予測精度が向上した.従って、適 切な処理を行った画像データによるデータ拡張は、 予測精度向上に有効な手段であると考えられる.

参考文献

- 1) Asian Disaster Reduction Center, http://www.adrc.asia/documents/disaster_info/2011/12 /EOC Report 20 Dec-eng.pdf, (2018.12.7.閲覧).
- 鈴木紹晟,キムスンミン,立川康人,市川温,萬 和明:豪雨の発生予測に対する畳み込みニューラ ルネットワークの応用,土木学会論文集 B1(水工 学), Vol.74,No.5,I 295-I 300,2018.
- 3) DIAS データ統合・解析システム, http://www.diasjp.net/, (2018.12.7閲覧).