

機械学習を用いた降雨の直前予測

北海道大学 大学院理学院 宇宙理学専攻

野田 明羅

(学籍番号：20213064)

2022 年 12 月 12 日

目 次

1	イントロダクション	1
1.1	極端降雨気象	1

概 要

ゲリラ豪雨や台風に伴う降雨帯、線状降水帯といった極端降雨気象の発生や降水量を正確に予測することは現代の最新の技術をもってしても難しい。これらの降雨領域の狭さや発達時間の速さが、予測の困難さの原因になっている。近年、計算機の処理速度の向上やビッグデータの登場の恩恵を受けて、機械学習技術の発展が著しい。加えて、気象学分野においても、機械学習を用いた手法が盛んに研究されている。降雨のような時空間データを学習するための機械学習モデルで最も有名なものの1つとして、Shi *et al.*[2015] によって提案された ConvLSTM が挙げられる。本論文内で降雨のレーダーエコーデータを用いて学習した ConvLSTM モデルが従来手法よりも高い精度で降雨を予測したことが示された。さらに Aifang *et al.*[2020] では降雨に加え風の情報も学習データに加えることで、予測の難しい局所的な対流が原因と考えられる降雨の分布変化を予測できる可能性を示した。しかしこれらの機械学習モデルの多くはその予測構造がブラックボックス化しており、予測結果と背景気象場との関連性を直接的に考察することが依然として難しい。入力パラメータを増やしたことでモデル内部の学習状態がどのように変化して予測が改善したのか説明ができないのである。そして Lin *et al.*[2020] らは自己注意機構 (Vaswani *et al.*[2017]) を用いて ConvLSTM を拡張した Self-Attention ConvLSTM を提案した。同論文内では、Self-Attention ConvLSTM が ConvLSTM や他の時空間予測の機械学習モデルよりも高い精度で予測できたことが示された。自己注意機構とは与えられたデータのどの部分に注目すればよいかを学習するための機構である。空間データの場合、どの領域に注目すべきかを学習する。またその注目度合を可視化できる。自己注意機構はブラックボックス化していた学習状態を明らかにできる手法として近年大きく注目を集めている。Self-Attention ConvLSTM を用いた降雨の予測の研究は未だ少ない。さらに極端降雨の特徴でもある発達領域の狭いローカライズな降雨のデータを用いた研究はまだなされていない。加えて入力のパラメータを変化させた場合に Self-Attention ConvLSTM モデル内部の学習状態がどのように変化することで精度が向上したのかを検証・考察した研究はまだない。先行研究例では、雨だけでなく他のパラメータも同時に学習させることで予測精度が改善したと報告されている。したがってローカライズな降雨において、入力パラメータの変化がモデルの学習状態や予測精度にどのような影響を与えるのか、Self-Attention ConvLSTM を用いて検証することは非常に重要である。我々の研究グループは、2017 年から P-POTEKA と呼ばれる自動気象観測装置の導入を進めてきた。豪雨やそれに伴う洪水の被害が多発しているマニラ（フィリピン）の首都圏に現在 35 個の P-POTEKA が設置されていて、降水量や気温・気圧・湿度・風速・風向を 1 分毎に観測している。これにより、発

達領域の狭く時間変化の激しい降雨現象を捉えるのに適した高いデータを得ることができるようになった。P-POTEKA のデータに対してガウス過程回帰を用いてデータを内挿することで、時間雨量に加え気温・湿度・風向・風速の時空間データを作成した。2020/04～2020/11 の期間で、300 以上の降雨イベントを含むデータセットを作成した。上記のデータを用いて、降雨と共に学習させるパラメータを変化させた異なる Self-Attention ConvLSTM モデルを用意して、一時間後（10 分間隔で 6 ステップ）までを予測した。観測地点における実測値と予測値の平均平方二乗誤差（RMSE）を未学習の降雨イベントに対して計算し予測性能を評価した。さらに学習させるパラメータの種類を変えたことで、自己注意機構の注意度合がどのように変化するか検証した。これにより背景の気象パラメータ同士の関連付けがモデル内部でどのように行われているか考察した。（結果は今後記載）

1 イン트로ダクション

1.1 極端降雨気象

日本において地上気象観測は古くから行われている。近年では自動気象データ収集システム (AMeDAS) や、C バンドレーダー・X バンドレーダーの全国配備が進んでいる。これにより気温・気圧などの気象パラメータと降水分布がほぼリアルタイムに観測されるような態勢が確立されている。しかしながらこのような最先端の気象観測網をもってしても、ゲリラ豪雨や線状降水帯、さらには台風に伴う豪雨などといった極端気象現象の予測は依然として難しい。気象庁のホームページ https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/yougo_hp/kousui.html では降雨の内、「著しい災害が発生した顕著な大雨現象」と豪雨としている。一方、集中豪雨を「同じような場所で数時間にわたり強く降り、100mm から数百 mm の雨量をもたらす雨」と説明している。これらのような極端降雨現象は、最先端の技術でも予測が大変難しいことで知られている。集中豪雨の中でも、稀にしか発生しないような大雨は極端豪雨・極端降雨気象などと呼ばれる。近年における状況を Masaki[2020] の発表をもとにまとめる。気象庁における統計データ [1] では、1 時間降水量が 50、80、200、400mm 以上の降雨の年間発生件数の、1975 年以降の変化傾向はいずれにおいても増加トレンドにあることが示されている。(図 1)

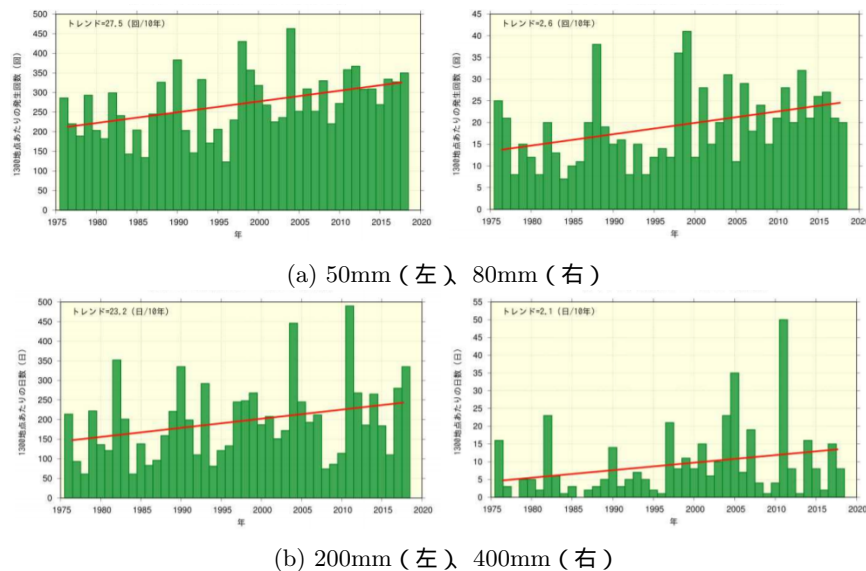


図 1: 1976-2018 年期間の全国のアメダスの 1 時間降水量 50mm、80mm (a)、200mm、400mm (b) 以上の年間発生回数の変化。棒グラフは全国のアメダスによる観測値を 1300 地点あたりに換算した値、直線は長期変化傾向を表す。

Fumikai *et al.*[2006] は、国内 51 地点の 104 年間 (1901 ~ 2004 年) の日降

水量の資料から日降水量の降水階級、100mm 以上の日数、年最大降水量、年間の上位 100 事例の発生頻度等の様々な大雨の尺度を用いて経年変化を調べた。いずれの尺度においても大雨の数は増加傾向にあることがわかる。

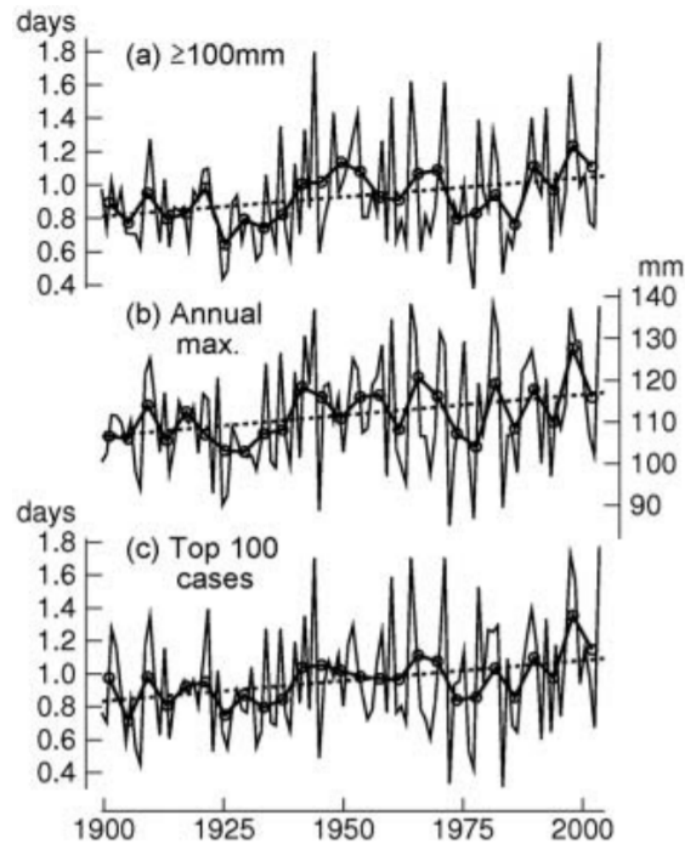


図 2: 1901-2004 年間の極端豪雨の経年変化：100mm 以上の日数、年最大降水量、累年の上位 100 事例の発生頻度の時系列を示す。横軸は年。

参考文献

- [1] Aifang Su, Han Li, Liman Cui and Yungang Chen, “ A Convection Nowcasting Method Based on Machine Learning, ” Hindawi, China, 2020.
- [2] Y. Y. J. Y.-M. L. a. B.-S. K. Chul-Min Ko, “ The Development of a Quantitative Precipitation Forecast Correction Technique Based on Machine Learning for Hydrological Applications, ” MDPI, Korea, 2020.

- [3] 気象庁, “ 気候変動監視レポート 2018 世界と日本の気候変動および温室効果ガスとオゾン層等の状況, ” 気象庁, 2018.
- [4] 気象庁, “ 気象庁業務評価レポート (令和 2(2020) 年度板), ” 気象庁, 2020.
- [5] 佐藤正樹, “ 近年における降雨状況の実態 : 極端豪雨は増えているか 水環境学会誌 第 43 巻 (A) 第 5 号 pp.142 147, ” 公益社団法人 日本水環境学会, 2020.
- [6] N. Y. K. K. Fumikai FUJIBE, “ Long-Term Changes of Heavy Precipitation and Dry Weather in Japan(1901-2004), ” Observation Department, Japan Meteorological Agency, Tokyo, Japan, 2006.