

# 模擬降雨イベントを用いた機械学習による低平地湖沼への流入量予測 Prediction of inflow to low-lying lake by machine learning using simulated rainfall events

○阿波野景\* 木村匡臣\* 楠堂紡\* 山本純之\* 松野裕\*

Kei AWANO\*, Masaomi KIMURA\*, Tsumugu KUSUDO, Atsushi YAMAMOTO, and  
Yutaka MATSUNO\*

## 1. はじめに

近年、機械学習による降雨流出予測に関する研究が盛んに行われているが、未経験の規模の豪雨に対する予測の難しさが課題として挙げられている。これに対し、例えば新潟県の鳥屋野潟での流入量予測を対象とした木村ら<sup>1)</sup>の研究では、学習データに模擬生成データを追加することで予測精度が上がることを示唆されたが、その効果について詳細には明らかにされていない。そこで本研究では、模擬降雨イベントを学習データに追加することによる予測精度の改良効果を明らかにすることを目的とした。

## 2. 研究対象地の概要

本研究の対象地域である鳥屋野潟は、流域面積 99.8 km<sup>2</sup>、湖水面積 1.58 km<sup>2</sup>、平均水位 -2.5 m の低平地に存在する湖沼である（図 1）。集水域である亀田郷地区の内水氾濫を防ぐため、鳥屋野潟から信濃川へ常時排水を行っているのが特徴である。

## 3. 機械学習モデルの構築方法

本研究では、鳥屋野潟流域での 4 時間前までの降雨量と 1 時間前までの鳥屋野潟から信濃川への排水量を入力することで、その時刻の鳥屋野潟への流入高を出力する機械学習モデルを作成した。プログラミングには Python を使用し、深層学習フレームワークとして PyTorch を使用した。モデルは 4 層ニューラルネットワーク構造とし、中間層に用いる活性化関数は ReLU 関数とした。また、学習における探索アルゴリズムは Adam を採用した。入力値のうち、降雨量は鳥屋野潟流域内の 8 カ所で観測されたものを、排水量は親松排水機場と鳥屋野潟排水機場の合計量を使用した。流入量は鳥屋野潟で観測された水位変化と排水量から求めた。本研究では、2010 年から 2018 年に鳥屋野潟で観測されたデータのうち、①総降雨量 13mm 以上、かつ、②前後 8 時間以上の無降雨期間が存在するという 2 つの条件を満たすデータを降雨イベントとして抽出し、高強度降雨が多い 2011 年をテストデータ、それ以外を学習データとした。

## 4. 模擬降雨イベントの概要

学習データとして使用した降雨イベントは、総降雨量 100 mm 未満が 254 件、100 mm 以上が 7 件であり、総降雨量の多いイベントが少なかった。そこで、総降雨量 100 mm 以上の降雨イベント時のデータを模擬生成し、それを学習データに追加することで、高強度降雨に対する予測精度がどの程度向上するかを検証した。



図 1 研究対象地<sup>2)</sup>  
Study area

\*近畿大学農学部 Faculty of Agriculture, Kindai University,

キーワード：深層学習，排水解析，鳥屋野潟，亀田郷，排水管理

模擬降雨波形は、皆川ら<sup>3)</sup>による手法で作成したものを使用し、それを亀田郷地区における内水氾濫シミュレーションモデル<sup>4)</sup>に入力して得られる出力値（水位と排水量）を学習データに追加した。

## 5. 結果および考察

観測値のみで学習したモデルによる流入高の予測精度を評価したところ、2011年の全降雨イベントに対する RMSE は 0.35 mm/h であった。そのうち、総降雨量 100 mm 未満、100 mm 以上の降雨イベントに対する RMSE は、それぞれ 0.21 mm/h、0.81 mm/h であった。また、本研究で利用したデータ中で最大の総降雨量 201.3 mm の降雨イベントに対しては、RMSE 1.26 mm/h であった。

次に、模擬降雨イベントを学習データに追加したところ、総降雨量 201.3 mm の降雨イベントでは、RMSE 0.35 mm/h にまで精度が向上した（図 2）。同様に、総降雨量 100 mm 以上の降雨イベントの平均 RMSE は 0.81 mm/h から 0.34 mm/h に低下した。また、総降雨量 100mm 未満の降雨イベントに対しての予測精度も、平均 RMSE が 0.21 mm/h から 0.17 mm/h に改善した。

模擬降雨イベントを学習に加えることによる精度の改善効果は、図 3 に示すように、追加する模擬降雨イベントの数や総降雨量により異なっていた。図 3(a) は追加する降雨イベント数を変更した場合の予測精度の違いを示したもののだが、イベント数が 20 の時が最も精度が高かった。また、図 3(b) は追加する降雨イベント

の総降雨量を変更した場合の予測精度の違いを示したもののだが、総降雨量が 200 mm の時が最も精度が高かった。このことから、予測対象の降雨イベントにより追加する模擬降雨イベントの条件を変更することで高い予測精度を得られると考えられる。

**謝辞** 本研究は、農林水産省委託プロジェクト研究「AI 等の活用による利水と治水に対応した農業水利施設の遠隔監視・自動制御システムの開発」JP009837 および JST SICORP JPMJSC20E1 の支援を受けて実施した。研究遂行に当たり、亀田郷土地改良区に多大なるご配慮を頂いた。

**参考文献** 1)木村ら (2020), 土木学会論文集 B1 (水工学), 76(2), I\_439-I\_444. 2) 石川ら (2019), 土木学会論文集 B1 (水工学), 75(2), I\_235-I\_240. 3) 皆川ら (2016), 農業農村工学会論文集, 84(3), I\_271-I\_279. 4)木村ら (2019), 土木学会論文集 B1 (水工学), 75(2), I\_1309-I\_1314.

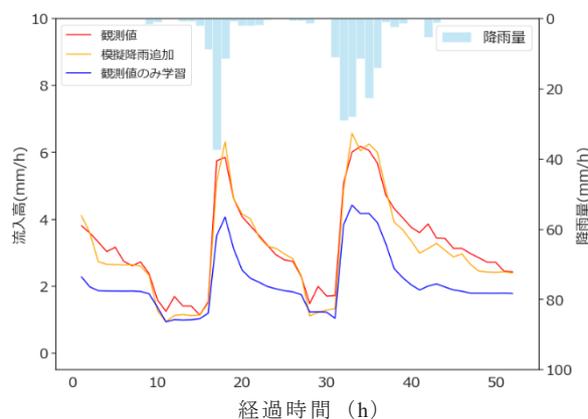


図 2 モデルによる予測結果と観測値の比較  
Validation results of the model

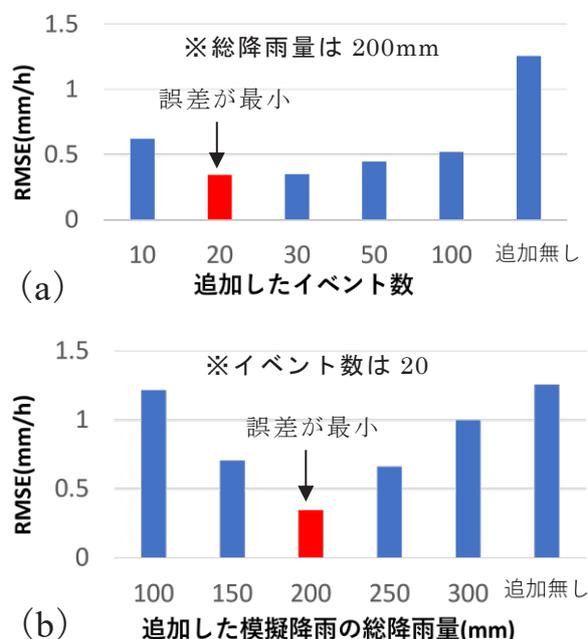


図 3 模擬降雨イベントの数と総降雨量を変更した結果  
(a) 追加した模擬降雨イベントの数を変更  
(b) 追加した模擬降雨イベントの総降雨量を変更  
Results of various amount and magnitude of simulated rainfall events.