

## 機械学習による低平地湖沼の水位予測モデルの検討

### Development of prediction model of water levels in low-lying lake applying machine learning

○木村匡臣\* 石川貴大\*\* 奥村直人\*\*\* 飯田俊彰\*\*\*\*

○Masaomi KIMURA\*, Takahiro ISHIKAWA\*\*, Naoto OKUMURA\*\*\*, Toshiaki IIDA\*\*\*\*

1. はじめに 低平農業地域における排水路、排水機場等の農業排水施設は、農地から転用された宅地等を含む地域全体の排水を担う役割を有している。しかし近年の豪雨発生頻度の増大、改修更新が必要な施設の増加等により施設容量が不足する例が目立つようになってきており、ハード的な対策のみに依存しない持続的な排水対策を講じる必要がある。本研究では、排水施設の管理者が排水機場の予備運転等のソフト的対策の判断に活用できる支援ツールの構築を目指し、低平地湖沼への流出量を機械学習により予測し、その結果を水位の短時間予報に応用する手法について検討した。

2. 研究対象地の概要 本研究の対象地は、新潟県新潟市の亀田郷地区である（Fig. 1）。信濃川、阿賀野川、小阿賀野川に囲まれた輪中地帯で、海拔ゼロメートル地帯が約 2/3 を占めている。大半の農地および市街地からの排水は、支線および幹線排水路を經由して調整池の役割を持つ鳥屋野潟へ流入し、亀田郷土地改良区管理の親松排水機場や、大雨時には国土交通省管理の鳥屋野潟排水機場も稼働して信濃川へ排水される。

3. 機械学習モデルの構築方法 機械学習モデルには、2010年以降の降水量、鳥屋野潟から信濃川への排水量、鳥屋野潟水位の1時間毎のデータを基に作成した4層ニューラルネットワークモデル<sup>1)</sup>を利用した。本モデルは、4時間前からの降水量（mm/h）および1時間前からの鳥屋野潟からの排水量データ（m<sup>3</sup>/h）を入力値とし、その時刻の鳥屋野潟への流出高（mm/h）を出力値とするものである。中間層の活性化関数にはシグモイド関数を用い、学習における探索アルゴリズムにはAdamを採用している。

学習データには、通常は過去の降雨イベントにおける観測データが用いられるが、未経験・未観測の規模の降雨イベントにも対応させるためには、模擬的に発生させた仮想の降雨イベント時のデータもこれに含めることが有効と考えられる。そこで本研究では、模擬発生させた降雨波形を排水解析シミュレーションモデルに入力し、その出力値（鳥屋野潟水位および排水量）を機械学習モデルの学習データとすることを試行した。このような方法は、学習データの準備のために一連の降雨波形に対する排水解析シミュレーションを実施する必要があるものの、一度学習させた後は

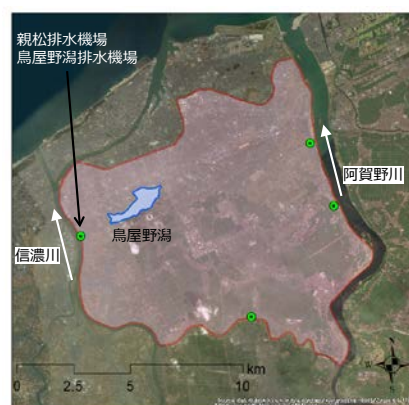


Fig. 1 研究対象地（○は主要な排水機場を示す）  
Study area

\*近畿大学農学部 Faculty of Agriculture, Kindai University, \*\*ダイキン工業株式会社 DAIKIN INDUSTRIES, Ltd., \*\*\*パシフィックコンサルタンツ株式会社 PACIFIC CONSULTANTS CO.,LTD., \*\*\*\*東京大学大学院農学生命科学研究科 Graduate School of Agricultural and Life Sciences, The University of Tokyo キーワード：深層学習，排水解析，鳥屋野潟，亀田郷，排水管理

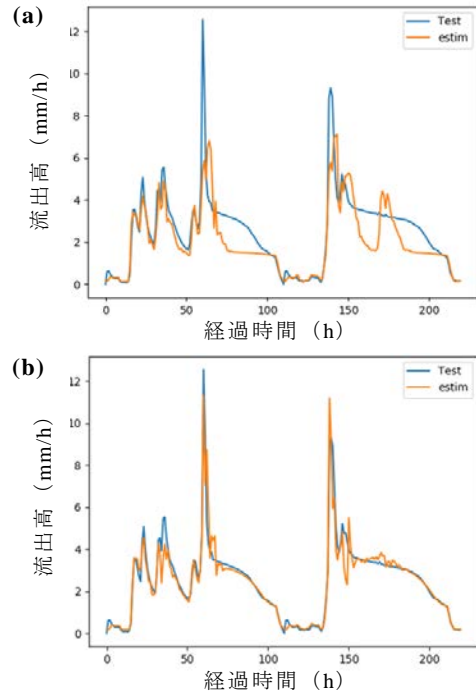
出力値を得るための計算時間の大幅な短縮が見込まれる。降雨波形は、72時間降水量が100mmと500mmのものをそれぞれ1,000ケースずつ模擬発生させ、排水解析シミュレーションモデルには、地形適合セルを用いた内水氾濫解析モデル<sup>2,3)</sup>を採用した。

さらに、得られた流出高を鳥屋野潟の水位変化量に換算し、これを6時間先まで積算することで、6時間先までの水位予測を想定したシミュレーションも実施した。

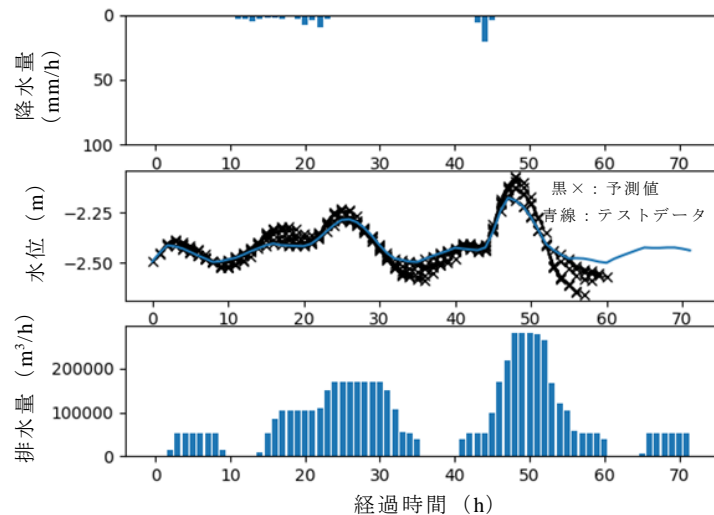
**4. 結果および考察** 学習データに72時間降水量が100mm、500mmの降雨イベントを用いた機械学習モデルにより、72時間降水量500mmの降雨イベント時のテストデータを再現した結果をFig. 2(a)(b)に示す。両者の比較より、大規模な降雨イベントを模擬発生させて学習データに用いる本手法の有効性が示された。実イベントにおける実測値との比較からも、実測データのみを学習データに用いた場合に比べて、排水解析シミュレーションの結果も学習データに含めた方が出水のピークを精度よく再現できることがわかったが、全体のRMSEは低くなった。これは、排水解析シミュレーションの精度、実測値との誤差に依存するものと考えられ、さらなる検討が必要である。

72時間降水量が100mmであるテストデータに対して、機械学習モデルからの出力値を換算して6時間先までの水位予測を実施した結果をFig. 3に示す。水位変化の傾向をおおむね再現できているものの、水位の上昇時には過大評価、下降時には過小評価する傾向が見られた。

今後の改良を重ねることにより、さまざまな排水ポンプ稼働シナリオの検討に活用されることが期待される。



**Fig. 2** テストデータと機械学習モデルによる出力値との比較  
(a): 学習データに100mm/72hイベント  
(b): 学習データに500mm/72hイベント  
Comparison results between test data and simulated output



**Fig. 3** 6時間先までの水位予測結果  
Simulated results of water levels up to 6hours ahead

**参考文献** 1) 石川ら (2019), 土木学会論文集 B1 (水工学), 75(2), I\_235-I\_240. 2) 宮津ら (2012), 農業農村工学会論文集, 80(6), 479-488. 3) 木村ら (2019), 土木学会論文集 B1 (水工学), 75(2), I\_1309-I\_1314.

**謝辞** 本研究は農研機構生研支援センター「イノベーション創出強化研究推進事業」(超過降雨に対応した農業地域の洪水被害を軽減する減災支援技術の開発)の一部として実施された。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。降雨波形の模擬発生に際しては、農研機構農村工学研究部門皆川裕樹氏の協力を得た。ここに記して謝意を表す。