

事前排水を考慮した低平地湖沼の水位予測に関する深層学習モデルの検討 Development of a deep learning model for water level prediction in a low-lying lake considering pre-drainage

○木村匡臣* 阿波野 景* 山下都佳爽* 松野 裕*

○Masaomi KIMURA*, Kei AWANO*, Tsukasa YAMASHITA*, Yutaka MATSUNO*

1. はじめに 低平農業地域において、農地から転用された市街地等を含む地域全体の内水排除を担う排水機場では、原則として、判断基準として定められた内水位に基づいて運転操作が実施されているが、大雨が予想される際には、予め排水施設内の水位を下げておく事前排水（予備運転）操作が推奨されている。そのため、予想される豪雨の下で、どのような排水機場の運転操作を実施すれば、その後の内水位がどのように推移するのかをリアルタイムに予測できるツールが、事前排水操作の判断支援として有用と考えられる。これまでの研究において、降雨量の予測値や水位の計測値、排水機場の運転状況等から、低平地湖沼の水位や流入量を深層学習により予測するモデルが開発されてきた^{1,2)}ものの、事前排水を含むシナリオシミュレーションには適用が困難であった。これは、学習データが、規定された排水機場の運転操作の下で観測されたものに限定されていることが主な要因である。本研究では、降雨量の予測値を基に、排水機場の事前排水シナリオを考慮して、6時間先までの水位予測をリアルタイムで行う深層学習モデルの構築を目的とした。

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とした（Fig. 1）。本地区は、信濃川、阿賀野川、小阿賀野川に囲まれた低平輪中地帯で、流域（受益地）内の排水の大半は、支線および幹線排水路を経由して調整池の役割を持つ鳥屋野潟へ流入し、親松排水機場および、大雨時には鳥屋野潟排水機場も稼働して信濃川へ排水される。両排水機場の計6台の排水ポンプには、それぞれ段階的に運転開始および停止の基準となる鳥屋野潟の内水位が定められており、本研究では、この運転開始基準水位を引き下げて水位上昇前に排水ポンプを稼働することを事前排水操作と見立ててモデル化を試みた。

3. 深層学習モデルの構築 既往の深層学習モデル¹⁾を参考に、入力層（ノード数14）、隠し層2層（30-30）、出力層（1）の計4層のDNNモデルを構築した。入力データは、時刻 $T-3$ （時）から T （時）までの4時間分の鳥屋野潟の水位、時刻 $T-3$ （時）から $T+1$ （時）までの5時間分の降雨量およびポンプの運転開始基準水位の引き下げ量（事前排水シナリオ）を与え、時刻 T （時）から $T+1$ （時）

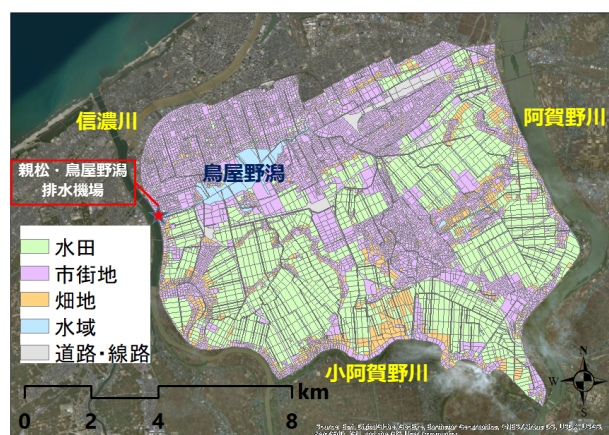


Fig. 1 研究対象地
Study area

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

キーワード：深層学習、プロセスベースモデル、事前排水、鳥屋野潟、排水管理

までの水位変化を出力するモデルとし、この結果を用いて時刻 $T+1$ (時) の水位を求める作業を繰り返すことにより、6 時間先までの水位を予測するアルゴリズムを作成した。

学習データには、9 年間の観測データのほか、対象地における降雨流出・内水氾濫を再現可能な排水解析シミュレーション^{3,4)} (プロセスベースモデル) を用いて、さまざまな強度の降雨波形、排水機場の運転開始基準水位の引き下げシナリオのもとでの計算結果 (模擬観測データ) を作成して利用し、観測データの不足を補う手法について検討した。

4. 結果および考察 72 時間降水量 200 mm, 300 mm の仮定の降雨イベントにおいて、各時刻の 3 時間後からすべてのポンプの運転開始基準水位を 0.4 m 引き下げた場合のシミュレーション結果の例を **Fig. 3** に示す。青線は学習に用いたプロセスベースモデル、赤線は本研究により構築した深層学習モデルによる、各時刻から 6 時間先までの計算結果を示している。本結果より、プロセスベースモデルにより学習データの不足を補う手法や、排水ポンプの運転開始基準水位の引き下げ量をパラメータ化して深層学習モデルを構築することの有効性が示された。構築した深層学習モデルは、想定される事前排水操作のシナリオ (何時間後から基準水位をいくら引き下げるか) に応じた、6 時間先までの水位変化の予測値を瞬時に計算可能であることから、排水施設のリアルタイム操作支援への応用が今後期待される。しかしながら、排水解析シミュレーションモデルによる計算結果に比べて過小評価が目立つケースも確認されたことから、学習用データ、模擬降雨波形の作成方法等についてさらなる検討・改良が必要である。

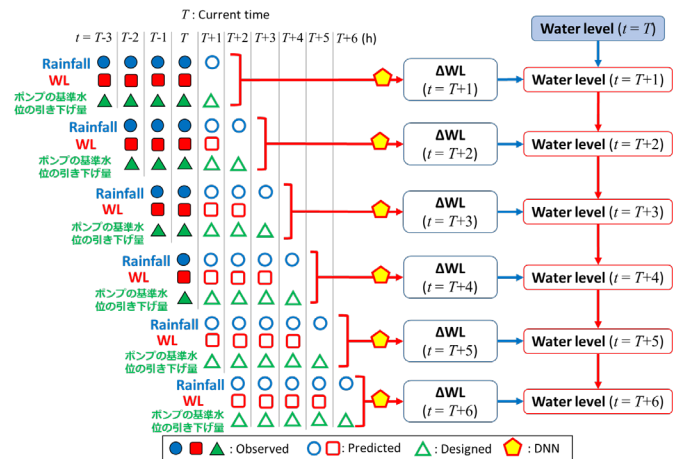


Fig. 2 6 時間先までの水位予測深層学習モデルの概要
Outline of the DNN model for predicting water levels up to 6 hours ahead

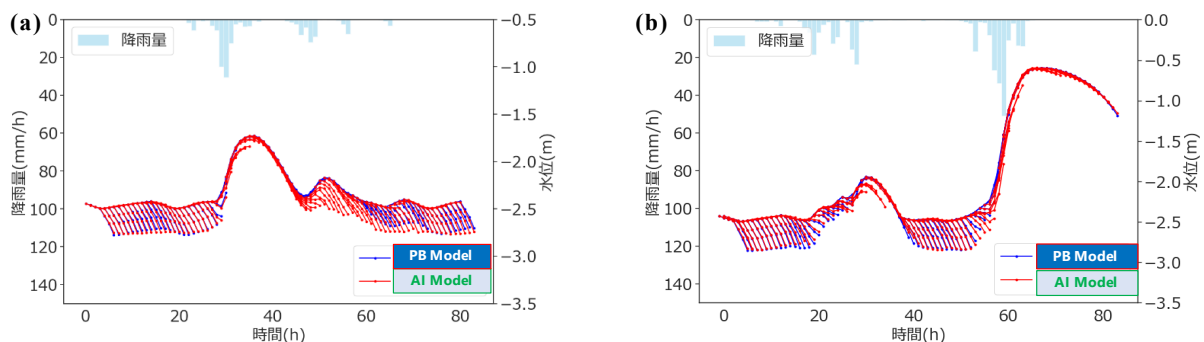


Fig. 3 深層学習モデルと学習に用いたプロセスベースモデルの 6 時間先までの水位予測結果の比較
(a) 72 時間降水量 200 mm のイベント例 (b) 72 時間降水量 300 mm のイベント例

Comparison of water level prediction results up to 6 hours ahead

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) Kimura et al. (2023), Paddy and Water Environment, 21(4), 509-521. 3) 宮津ら (2012), 農業農村工学会論文集, 80(6), 479-488. 4) 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 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。ここに記して謝意を表する。