

AI 技術を活用した水位予測および施設操作支援の検討 Examination of water level prediction and facility operation support using AI technology

中村 博樹*・二宮 綾美*

*内外エンジニアリング株式会社（〒601-8213 京都市南区久世中久世町 1-141）

NAKAMURA Hiroki*, NINOMIYA Ayami*

*Naigai Engineering Co., Ltd.

(1-141 Kuzenakakuzecho, Minami-ku, Kyoto, 601-8213)

Abstract

In the "Future Investment Strategy 2018" formulated by the Cabinet Secretariat Japan Economic Revitalization General Secretariat, by 2025, almost all leaders will promote smart agriculture that practices innovative agriculture that makes full use of data, and improve agricultural and rural areas. It is decided to promote measures for the sophistication of infrastructure management, and in light of the decrease in the number of staff in the land improvement district and the aging of the population, in order to further save labor and improve the efficiency of maintenance of agricultural irrigation facilities. , Utilization of new technology is expected.

In this report, the water level using AI is based on the disaster prevention information (data such as rainfall and water level) acquired and accumulated in the disaster prevention information network of the state-owned land improvement facility in order to respond to the frequent and severe disasters. Based on the results of the prediction and facility operation support studies, we report on the issues in field implementation.

Key words: Maintenance, AI, water level prediction, Agricultural irrigation facilities, new technology

要 旨

内閣官房日本経済再生総合事務局で策定された「未来投資戦略 2018」では、2025 年までにほぼ全ての担い手がデータを駆使した革新的農業を実践するスマート農業の推進を行い、農業農村の整備では、インフラ管理の高度化に向けた施策等を推進することとされており、土地改良区職員の減少や高齢化等を踏まえ、更なる農業水利施設の維持管理の省力化・効率化のため、新技術の活用が期待されている。

本報告では、頻発化・激甚化する災害に対応すべく国営造成土地改良施設防災情報ネットワークで取得・蓄積している防災情報（雨量、水位等のデータ）を基に行う、AI を活用した水位予測および施設操作支援の検討結果から、現場実装における課題について報告する。

キーワード: 維持管理, AI, 水位予測, 農業水利施設, 新技術

1. はじめに

「未来投資戦略 2018」における AI 活用によるデータ分析の目的は、将来におけるデータ駆動型の用排水制御を行うことであると考えられる。具体的には、土地改良区の職員の経験や気象情報、水管理システムで集計した水理情報等のビッグデータを用い、AI を活用して解析することで、人による認識・判断に替わり、AI による用排水量や水位予測を行い、将来におけるデータ駆動型の用排水制御を目指すものである。そのための検討手順として、短期的には、AI による水位予測等の検証を試行的に行い、中長期的には、水理現象の将来予測モデルの導入・適用、土地改良区職員の操作支援（自動制御）、自治体の災害時等の政策決定支援（情報提供）に向けた検討を行う。

AI 活用におけるフローを **Fig. 1** に示す。本報告は、AI 活用におけるフローの第 2 段階【検証】を対象

とする。

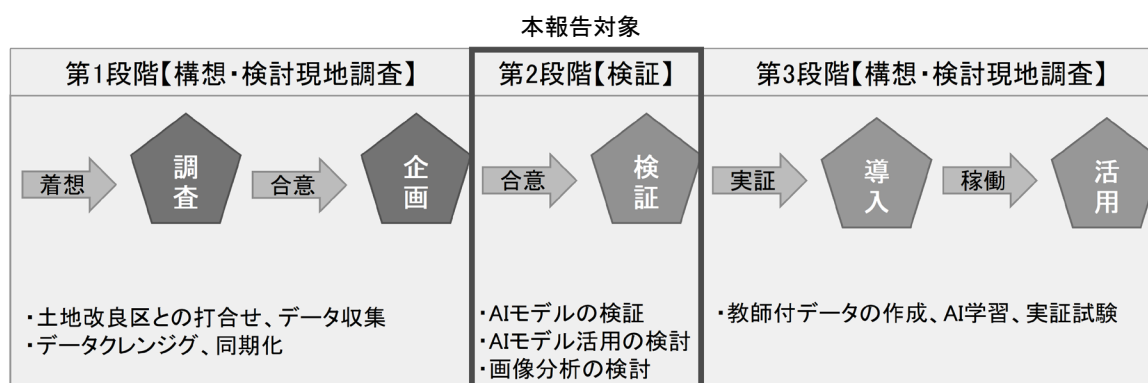


Fig. 1 AI活用におけるフロー

2. 検討目的, 手順

本検討は、近年、豪雨災害や地震が頻発する中、土地改良施設の被災や地域の被害を防止・軽減するため、国営造成土地改良施設防災情報ネットワークで取得・蓄積している防災情報（雨量、水位、地震動等のデータ）を基に、AI技術を活用して水位・水理現象等の将来予測、画像分析を試行し、データ分析を通じて施設操作を省人化・高度化するための実証調査を行うことを目的としている。

検討フローを Fig. 2 に示す。

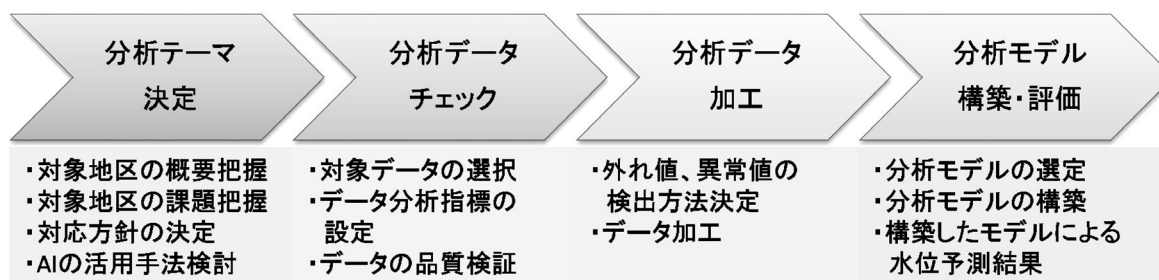


Fig. 2 検討フロー

3. 分析テーマの決定

3.1 対象地区の特徴

対象地区であるY地区では、O市を中心とした関係9市町で構成されたY地区水管理協議会により、適切な水管理が実施されており、特に、用水期間中は24時間体制で監視が行われている。監視情報について、「Y川大規模氾濫に関する減災対策協議会」などの関係機関との情報共有が不可欠である。

また、本地区では地区内の排水解析などシミュレーションはこれまで多く検討されており、防災情報ネットワークシステム等により収集できる情報量も比較的が多い状況にある。

3.2 地区の課題

聞き取り調査結果より、Y地区における水管理施設の操作について以下の課題が挙げられる。

- 1) 人による判断が必要な場面において、ゲートを閉める必要があるときに閉めることができないことや、誤操作が生じている。
- 2) 注意報・警報などに応じて操作規定が定められているが、人の対応が追いつかない場合がある。

3) ゲート設備について、異物が挟まることにより動作が止まる場合がある。

3.3 検討対象, AI 活用方法


地区の特徴, 課題を踏まえ, 施設管理者への聞き取りにより, 地区の重要地点である以下 3 地点を AI 活用検討対象とした。(Table 1)。

Table 1 Y地区における重要 3 地点

重要 3 地点	選定根拠/特徴
O 分水工	【選定根拠】洪水時に閉めなければならない水門 【特徴】ゲートを閉鎖する際に新田堀幹線と長堀幹線が溢れないように人が調整している。
F 分水工	【選定根拠】分水先に市街化区域が多い。 【特徴】用水時期ではゲートを常に40cm開けているが, 分水先に市街化区域が多いため大雨時には基準に達していない場合でも, 人が判断しゲートを閉じる場合がある。
S 堰	【選定根拠】分水先に市街化区域が多く, 大谷分水工の下流に位置する。 【特徴】水位移動制御システムがあり, データ収集が可能。

対象 3 地点について, 改めて課題の抽出を行い, 課題に対する仮説 (対応方針) を設定することで, AI の活用方法について, 検討を行った。検討結果は下表のとおりであり, 水位予測に AI 技術を活用することとした。(Table 2)

Table 2 Y地区における重要 3 地点

重要 3 地点の課題	仮説 (対応方針)	活用する AI 技術
<ul style="list-style-type: none"> 注意報・警報等に応じて操作規定が定められているが, 人の対応が追いつかない場合がある。 	3 時間後程度の水位を AI により事前に予測することで, 注意報・警報時にも早期に対応することが可能となる。	<ul style="list-style-type: none"> AI を活用し, 水位予測を行う。 →防災情報ネットワークのデータ (水位, 降雨, 流量等) を AI へ学習させる。 →直近 4 時間分のデータにて 3 時間後の水位を予測する AI を構築する。 ※本地区は, 上流 (頭首工) から末端までの流下時間が 5 時間程度 (改良区聞き取り) であり, 流域の途中に重要 3 地点があることから 4 時間分のデータで十分であると考えられる。 ※ゲート操作ルールのロジック化は, 今後, 施設管理者との試行を踏まえ, 実装していくことが重要である。 
<ul style="list-style-type: none"> ゲート操作時の人による判断が必要な場面において, 誤操作が生じている。 例)ゲートを閉めるべき時に閉められていない。 	施設操作に関する属人的な知識 (ルール) をロジック化し, 予測水位からゲート開度を自動的に調整することで誤操作を軽減でき, 且つ迅速な判断が可能となる。	
<ul style="list-style-type: none"> 水管理システムにより監視すべき施設が数多く, 操作が間に合わない場合がある。 	<div style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 5px; display: inline-block; margin-bottom: 10px;"> 経験の浅い者でも容易にゲート操作判断が可能 </div> <div style="border: 1px solid black; border-radius: 50%; padding: 5px; display: inline-block;"> 迅速な操作判断により数多い施設操作に対応可能 </div>	

4. 分析データチェック

収集した各種データより, AI による水位予測を行う際の対象データを選定する。また, データ分析指標を設定し, 対象データの品質検証を行うことで, データの異常値・外れ値を把握する。

4.1 対象データの選定

分析の対象データは①水管理システム、②防災情報ネットワークに蓄積された水位、流量、雨量等のデータとした。なお、AIモデル構築の過程で3地点への影響度の高いデータを抽出し、それらデータにより検証を行った。

4.2 データ分析指標の設定

分析指標を下記のとおり設定し、対象データの品質検証を行った。

(1) 欠損率

欠損率の高いデータは精度への影響が大きいいため、分析指標として設定する。

欠損率が0.1以下を許容範囲として、分析対象とする。

(2) 相関

相関が高い項目を複数使用することで「多重共線性」という重回帰分析やロジスティック回帰分析などの多変量解析を行ったときに、互いに関連性の高い説明変数（独立変数）が存在すると解析上の計算が不安定となり、極端に回帰式の精度が低下し、回帰計数やオッズ比などが異常値を示すなど解析結果が不安定な状態となる現象が発生し、予測精度に影響があるため、分析指標として設定する。

相関係数が0.9以下の項目を分析対象とする。

(3) 変動係数

相関で絞り込んだデータを対象に、データの変動を把握し、予測精度への影響を抑えるため、分析指標として設定する。

変動係数が0.1以下の項目は、変動がないことからモデル構築に使用する変数として不適切のため、分析対象外とする。よって、変動係数：0.1より大きく10未満の項目を分析対象とする。

また、変動係数が10以上の項目は、外れ値等の影響が多いと推察されるため、変動係数が10以上となる項目については、データ加工の前段階で詳細確認を行い、モデル構築に用いるか否か対応策を検討する。

4.3 データの品質検証

前述の分析指標を基に、対象データ（水管理システムのデータ、防災情報ネットワークのデータ）を分析した結果を以下に示す。

(1) 欠損率

水管理システムのデータについては、全155件ある項目のうち欠損率が10%以下である項目は138

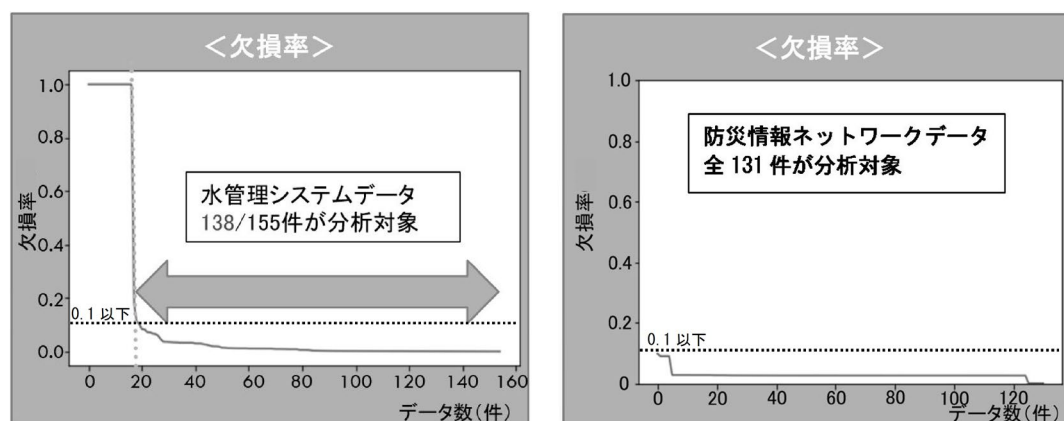


Fig. 3 水管理システムおよび防災情報ネットワークのデータにおける欠損率

件であったため、138 件を分析対象とする。

防災情報ネットワークのデータについては、全 131 件ある項目のうち欠損率が 10%以下である項目は存在しなかったため、全 131 件を分析対象とする (Fig. 3)。

(2) 相関

水管理システムのデータについては、全 155 件ある項目のうち相関係数が 0.9 以下項目である項目は 99 件であったため、99 件を分析対象とする。

防災情報ネットワークのデータについては、全 131 件ある項目のうち相関係数が 0.9 以下である項目は 100 件であったため、100 件を分析対象とする (Fig. 4)。

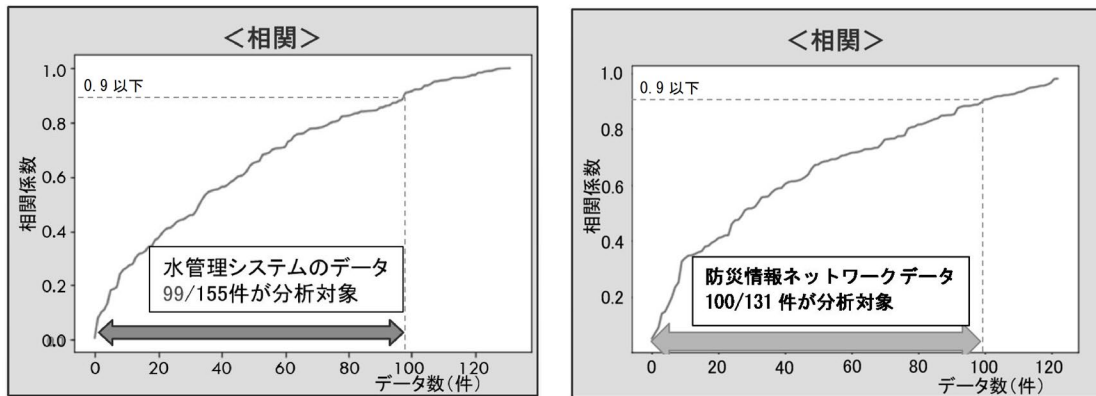


Fig. 4 水管理システムおよび防災情報ネットワークのデータにおける欠損率

(3) 変動係数

水管理システムのデータについては、変動係数が 0.1 より大きく 10 未満の項目は 79 件であったため、79 件を分析対象とする。

防災情報ネットワークのデータについては、変動係数が 0.1 より大きく 10 未満の項目は存在しなかったため、相関で絞り込んだ全 100 件を分析対象とする。

5. 分析データ加工

水位予測 AI モデル構築および精度向上にあたり、異常値、外れ値などを抽出し、AI 学習に適したデータに成形する。

5.1 外れ値、異常値の検出

外れ値とは、得られた観測値の中で真の値の推定値からの残差が異常に大きい値のことであり、外れ値のうち、測定ミス・記入ミスなど原因がわかっているものを「異常値」と呼ぶ。

外れ値、異常値について、移動平均と指数加重移動平均を使用し、乖離が大きいものを外れ値、異常値として検出した。

移動平均とは、時系列データにおいてある一定区間ごとの平均値を区間でずらしながら求める手法であり、偶然誤差による外れ値を取り除き、滑らかな傾向変動が得られる。

指数加重移動平均とは、最低値と最高値による影響を受けない工程平均の小さなずれを特定するために使用する手法である。データに重みを付け、その重みをデータ A からデータ B など移動させ積み重ねていくことで、微小な変化を検知することが可能となり精度向上を図る。

5.2 データ加工

データ加工の一例として、二つの事例を挙げる。

水位、流量の外れ値がある場合、指数加重移動平均（2Day）からの乖離が標準偏差の5倍より大きいものを外れ値と判断して、除去、線形補完を実施した。

ゲート開度について、移動平均（2 2Day）からの乖離が標準偏差の5倍より大きいものを外れ値と判断して、除去、線形補完を実施する。

6. 分析モデル構築・評価

分析モデル（水位予測 AI モデル）について、数種の AI モデルの比較検証を行い、適したモデルを採用した。採用モデルについて、実データとの比較検証を行い、モデルの課題、対応策を整理した。

6.1 分析モデルの選定

分析モデルについて以下を理由に、比較検証を行うモデルを選定した。

1) 機械学習モデル

安定した精度を出すことができ学習速度も早く、判断理由を可視化できるため説明手段の豊富な点から決定木ベースの回帰予測モデル（Xgboost）を選定した。

また、特徴量として、自己変数（検証地点の過去の水位）の影響度が極端に高いため、自己変数の有無を検証した。自己変数有の回帰予測モデルとは、例えば、A 地点の水位を予測する際に、説明変数として A 地点の過去の水位を使用するモデルのことである。自己変数無の回帰予測モデルとは、例えば、A 地点の水位を予測する際に、説明変数として A 地点の過去の水位を使用しないモデルのことである。

Fig. 5 に機械学習モデルのイメージを示す。

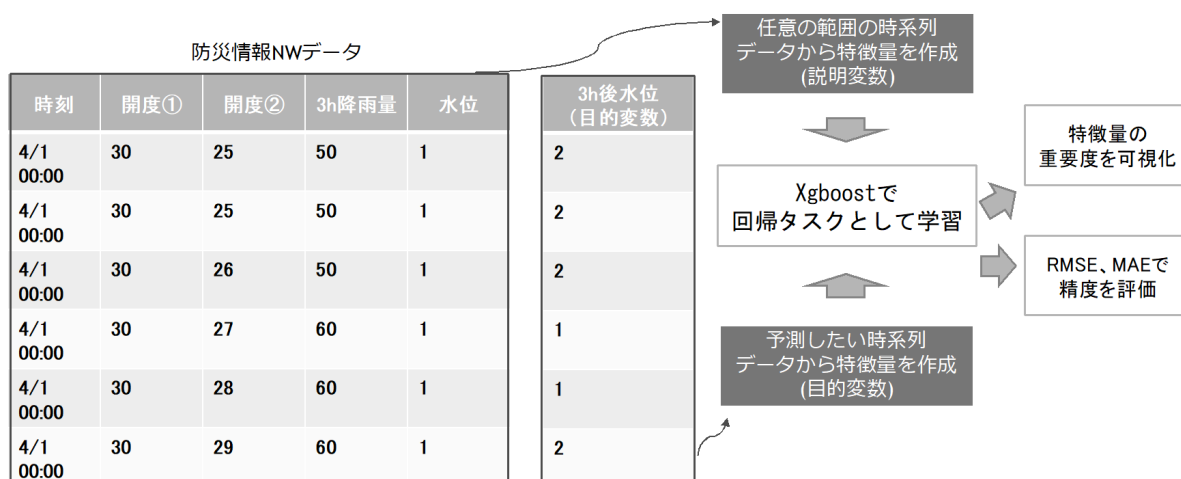


Fig. 5 機械学習モデルイメージ

2) ディープラーニングモデル

多数のパラメータ、過去の時系列の影響を考慮した予測が可能であるため、時系列予測モデル（LSTM）を選定した。

Fig. 6 にディープラーニングモデルのイメージを示す。

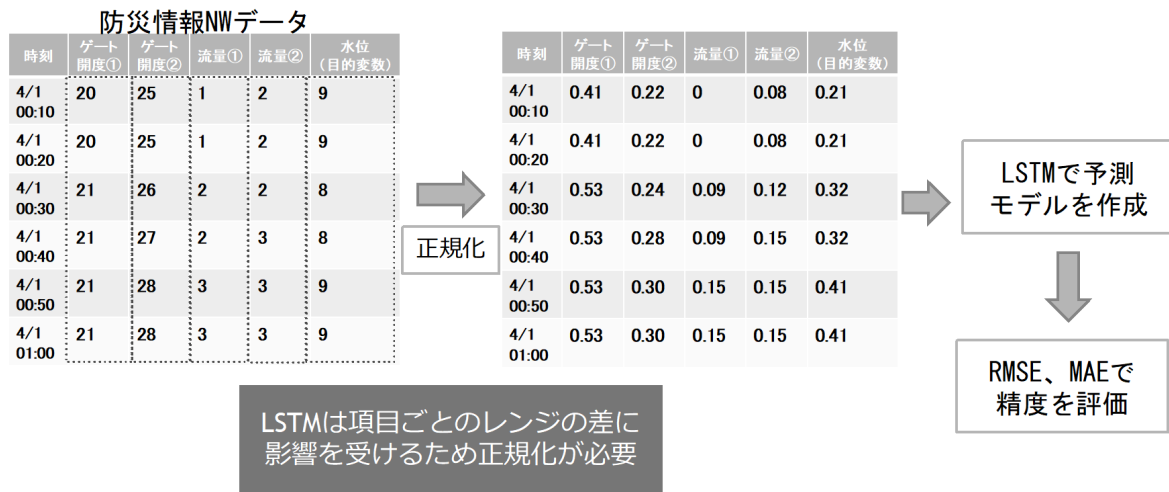


Fig. 6 ディープラーニングモデルイメージ

6.2 分析モデルの構築

Xgboost（自己変数有，無），LSTM の 3 つの分析モデル候補を比較した結果を **Table 3** に示す。

水位予測精度が最も高く，モデル構築に必要なデータ量が比較的少ない手法であった，Xgboost（自己変数有）を用いて，水位予測 AI モデルを構築した。

Table 3 モデル比較結果

モデル名	予測精度	データ量
①Xgboost(自己変数無)	○	○ 1年～
②Xgboost(自己変数有)	◎	
③LSTM	△	△ 5年～

6.3 構築したモデルによる水位予測結果

6.3.1 水位予測モデル構築のフィードバック

選定したモデルに，水位上昇の部分を中心に学習させるのではなく，水位データを一律に学習させることで，全体的に予測水位と実際の水位との乖離が少ないモデルとなった。

しかし，特徴的な課題として，「局所的な水位上昇に対応していない」，「かんがい期において下振れがみられる」が挙げられる（**Table 4**：課題）。特に，防災目的としては，水位上昇に対して精度の高い予測をする必要がある為，再現精度の分析や農業水利的な観点の再現，データ量の確認が必要である。

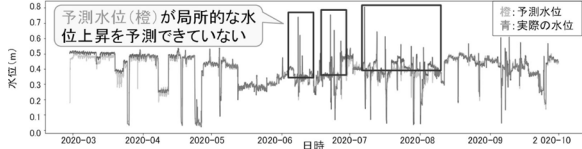
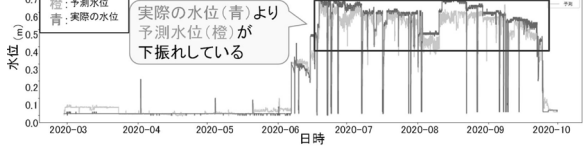
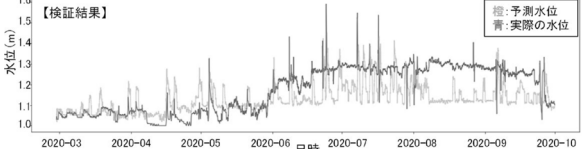
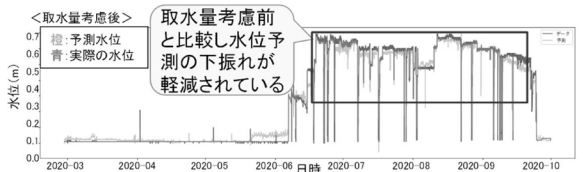
上記 2 点の課題への「対応策の検討結果」および「対応策を踏まえ，新たに構築したモデルを用いて水位予測を実施した結果」を **Table 4**：対応策，検証結果に示す。

6.3.2 フィードバックからの考察

今回検討した局所的な水位上昇の予測を行うモデルは，ほぼ現状の水位に近似した予測を行うことができたと考えるが，データ量の多寡により精度が低下することは留意しなければならない。また，想定外の雨量に関する水位予測についても学習データ自体がないことが本質的な課題として残されている。

また、現場実装に向けて、本検討で作成した水位予測モデルでの試行を引き続き実施することで、精度の向上を図ると共に施設管理者との協議を重ねることによって、防災情報ネットワークデータ等のデータの効率的な活用方法および AI モデル活用手法の具体化を行う必要がある。

Table 4 水位予測結果における課題，対応策，検証結果

<p>課題</p>	<ul style="list-style-type: none"> 局所的な水位上昇には対応していない →防災目的としては、水位上昇に対して、精度の高い予測をする必要がある 	<ul style="list-style-type: none"> かんがい期において、対伊予測に下振れがみられる 
<p>対応策</p>	<ul style="list-style-type: none"> 水位上昇箇所を重点的に学習させたモデルを構築する →全体を一律に学習したモデルと水位上昇箇所を重点的に学習したモデルについて、水位上昇時の精度を比較する 【分析観点①：再現精度の分析】 特異事象（水位上昇）が再現できているか 	<ul style="list-style-type: none"> かんがい期，非かんがい期でデータ傾向に差があるため，季節ごとの取水量を特徴量として追加し，学習する 【分析観点②：農業水利的な観点】 期別（かんがい期，非かんがい期）のゲート操作内容の違い（分水位確保，災害防止）を再現できているか 【分析観点③：データ量】 精度確保のためのデータは何か
<p>検証結果</p>	<ul style="list-style-type: none"> 学習中の損失関数の値が収束しない 学習データを水位変化のみにしたこと学習データ量が現象しているため，十分に学習が行えていない可能性が高い（1/10 以下のデータ量） 水位上昇の頻度と比較して因果関係があるとみられるデータのパターンが多いため，学習データに網羅性がない可能性が高い <p>上記 3 点の原因より下図のように全体的に予測の外れた，かつ値の上昇が頻発するモデルとなっており，水位予測モデルとして用いることは難しい（【分析観点①】対応）</p> 	<ul style="list-style-type: none"> 各検証地点で若干の精度向上が見られた →かんがい期の下振れが軽減された（【分析観点②】対応） 特徴量の重み（重要度）の変化に各地点で様々な違いがあり，今後の精度向上にあたり，検証地点毎のカスタマイズが重要と考えられる（【分析観点③】対応） 

7. 今後の課題

今後、水位予測 AI を「防災（災害時の危機管理）」、「施設の操作の省人化・高度化」を目的として活用していくための中長期的な課題としては、2 点が挙げられる。

一つ目は、水位予測についてである。防災目的としては、局所的な水位上昇に対する高精度の予測が求められるが、現在、局所的な水位上昇に関するデータが不足しており、予測精度が低い結果となっているため、今後、データ（水位、ゲート開度等）の蓄積が必要である。

また、地区により、データ量のバラツキがあり、AI に学習させるデータが少ない地区への実装をどのように進めるか検討が必要である。

二つ目は、施設操作の自動化についてである。現在の施設操作の責任は、各水管理者が担っているが、AI の予測結果に基づき、施設操作を行った場合の責任の明確化が必要である。

謝辞：本検討は，利根川水系土地改良調査管理事務所発注業務である「令和2年度国営造成土地改良施設防災情報ネットワーク事業防災情報ネットワーク検討業務（情報分析高度化）」の一部として実施した．ここに記して感謝の意を表す．

引用文献

防災情報ネットワークシステム要件定義書システム要件定義書（令和元年度改定），国営造成土地改良施設防災情報ネットワーク活用の手引き（平成29年1月）