

## 危機管理型水位計の活用を見据えた深層学習による河川水位予測手法の開発

長岡工業高等専門学校 学生会員 ○武樋 力, 正会員 込山晃市, 正会員 山本隆広

### 1. 背景

近年、地球温暖化の影響による集中豪雨の頻度増加や台風の巨大化等により洪水被害が多発していることが指摘されており、洪水予測情報の重要性が増している。特に、洪水予測情報としての河川水位は、防災面上における水防や避難活動などの判断基準としての役割を果たすため、河川水位を高精度に予測する必要がある。洪水予測は降雨流出過程を考慮した物理的なモデルにより行われることが多いが、河道情報があまり整備されていない中小河川では、河川水位を精度良く予測することは困難である。一方で、物理過程などの複雑な計算過程をブラックボックス化し、入出力要素の関係のみに依存する深層学習による洪水予測も行われており、物理的なモデルよりも高い精度を示した報告もある。さらに、流域内の多地点の河川水位を単一のモデルで予測する手法や一度に複数の時系列情報を予測する手法が提案されているが、中小河川流域に適用した事例は少ない。ところで、新潟県は現在、284 地点（閉局も含む）の水位観測所に常時の水位観測を行う従来型水位計を設置し、その観測値を電子データとして 1996 年から蓄積している。さらに、最近では河川水位が一定の基準まで増水したときのみ水位観測を行う危機管理型水位計の設置も進み、現時点において、新潟県の 185 地点に設置され、2019 年よりデータを蓄積している。危機管理型水位計は従来型水位計と比較してコストや設置の面で有利であり、従来型水位計ではカバーしきれなかった河川エリアの水位を観測しているため、洪水時には、より高密度な観測が可能となった。

### 2. 目的

本研究では、洪水到達時間が短いために、防災活動において十分なリードタイムを確保しつつ、高精度な洪水予測情報が求められる中小河川流域を対象に単一のモデルで流域内の多地点かつ複数時系列の河川水位を同時に予測する深層学習モデルを開発することを目的とした。なお、水位及び流出予測において予測降水を用いることが一般的であるが、本研究では予測降水は用いず、現時刻までの水位と降水を入力として将来水位を予測した。

加えて、従来型水位計のデータを活用した通年河川水位予測（通年予測）手法及び危機管理型水位計のデータ蓄積を見据え、洪水時に着目し洪水時のみのデータを活用した河川水位予測（洪水予測）手法についても検討した。

### 3. 解析手法

#### 3.1 対象流域と使用データ

対象流域は新潟県の能代川、加茂川、五十嵐川、刈谷田川、破間川、渋海川、三面川、鯖石川及び保倉川流域の計 9 流域であり、使用データは各流域内に設置される新潟県及び国土交通省が管理する水位観測所で従来型水位計により観測された水位データの 10 分間値と各流域内及びその近辺に設置される気象庁の AMeDAS の降水データの 10 分間値を用いた。

#### 3.2 予測対象地点の選定

予測対象地点に関しては各流域で洪水発表の基準となる河川水位が設定されている水位観測所及び流域最下流地点に設置されている水位観測所とした。

#### 3.3 入出力時系列長の設定

本研究では流域内の全地点の水位観測所及び AMeDAS 観測所の現時刻までの水位と降水の時系列データを入力とし、予測対象地点における複数時系列の将来水位を出力する。入力要素の時系列長は Kirpich 方程式により計算された降水が流域端から河道へ流入するまでの時間と河川の最上流から最下流までの流下時間の和（洪水到達時間）を参考に決定した。また、出力要素である将来水位の時系列長は現時刻から 3 時間先までとした。

#### 3.4 モデルの構築

モデルに関しては ANN 構造と LSTM 構造の組み合わせにより 8 つのモデルを構築した。モデルの学習はミニバッチ最急勾配法を用い、そのサイズは通年予測の場合、4096 とし、洪水予測の場合は 100 とした。また、損失関数には平均二乗誤差を、学習係数には Adam を用いた。さらに、過学習を抑制するため Early Stopping 法を用い学習条件ごとに異なる Epoch 数で学習を行った。中間層の活性化関数及びデータの前処理は ANN の場合、ReLU 関数及び標準化を、LSTM の場合、tanh 関数及び正規化を

キーワード 深層学習, 河川水位, 洪水予測, 危機管理型水位計, 中小河川流域

連絡先 〒940-8532 新潟県長岡市西片貝町 888 番地 長岡工業高等専門学校環境都市工学科 TEL 0258-34-9265

用い、出力層には恒等関数を用いた。

### 3.5 学習及び検証期間の設定

検証期間は通年予測の場合、基準水位が設定されている水位観測所を基準に取得したデータの中で最大規模の水位に達した期間を含む年とし、それ以外を学習期間とした。一方で、危機管理型水位計は洪水時に限定した観測であるとともに、新潟県では危機管理型水位計による水位観測が開始されて間もないため、洪水予測の場合、従来型水位計が観測した常時の水位データから洪水イベントのデータを抽出することで、危機管理型水位計の観測水位を擬似的に再現したデータを学習期間とし、通年予測時に含まれる取得したデータの中で最大規模の水位に達したイベントを検証期間とした。ここで、本研究の洪水イベントとは予測対象地点のいずれかの観測所の水位が水防団待機水位に達してからそれ以下に低下するまでの期間とその前後に洪水到達時間を加えた期間である。

## 4. 結果と考察

紙面の都合上、本稿では刈谷田川流域の結果について記載する。まず、各モデルによる通年予測時の全予測対象地点のNSEを比較した結果、全てのモデルでNSEは0.8以上であったため、通年予測時の予測精度は良好であり、モデルによる差が少ないことが確認された。一方で、検証期間に含まれる洪水イベントで予測結果の精度評価を行った場合、モデルによる差が見られた。そこで、図-1に検証期間に含まれる洪水イベントで最も良好な予測精度を示したモデルの各予測対象地点のNSEの予測時間の推移を示した。モデルについては入力を観測所ごとに個別にし、中間層のLSTM構造を2層とした場合に良好な再現性を得られた。これは、入力を観測所毎にしたことで各観測所の水位や降水の時間変化を学習に、より反映できたことが要因だと考えられる。一方で、NSEの予測時間の推移を見ると下流側（大沼新田、大堰）と比較し、上流側（本明、栃尾）は早い時間で予測精度が極端に減少する傾向が見られた。図-2に刈谷田川流域の上流側の栃尾地点における洪水イベント時の hidrograph を示す。図-2を見ると栃尾地点はピーク水位部で過大評価と生起遅れが見られた。これは、上流側は下流側に比べ参照できるデータが限られ、十分な特徴量が得られないことや下流側の生起情報が悪影響を与えている可能性が示唆された。続いて、図-3に通年予測時の洪水イベントで最も良好な予測結果を示したモデルを洪水予測に適用した際の各予測対象地点におけるNSEの予測時間の推移を示す。

図-1と比較すると下流側の予測精度に違いは見られなかったが、上流側は予測精度が著しく向上していた。図-4に洪水予測時の栃尾地点の hidrograph を示す。図-2と比較すると栃尾地点ではピーク水位部の過大評価や時間遅れを伴っていた部分が改善された。一方で、学習用データとして抽出できた洪水イベント数は検証期間の洪水イベントを除くと7イベントのみであったため、危機管理型水位計の観測が進み、洪水時における高密度な水位データが蓄積されれば、より高精度な洪水予測が可能になると期待される。

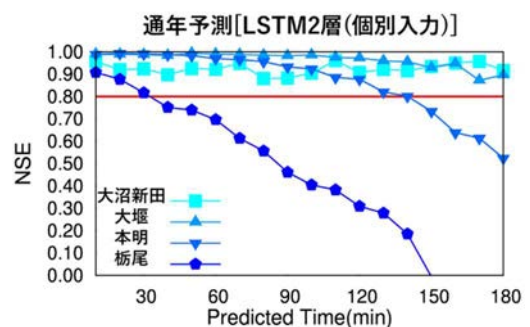


図-1 NSEの時間的推移（通年予測）

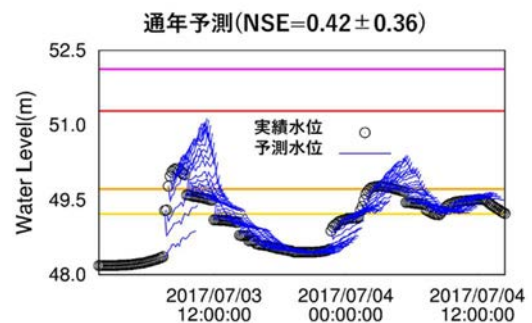


図-2 栃尾地点の hidrograph（通年予測）

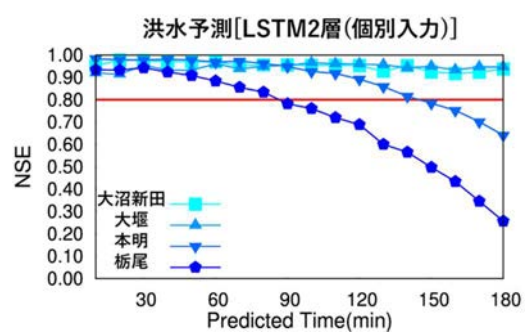


図-3 NSEの時間的推移（洪水予測）

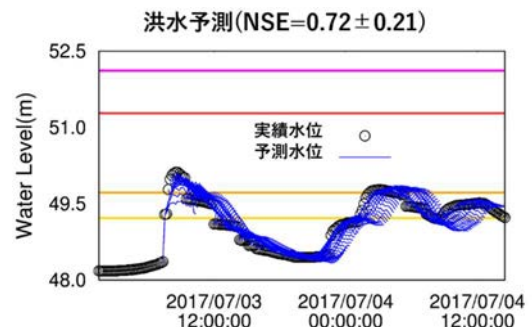


図-4 栃尾地点の hidrograph（通年予測）