

ニューラルネットワークと一次元不定流を 組合せた縦断的な河川水位予測手法

THE PREDICTION METHOD OF LONGITUDINAL RIVER STAGE USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND 1-D UNSTEADY FLOW MODEL

石尾将大¹・野島和也²・一言正之²・房前和朋³

Shota ISHIO, Kazuya NOJIMA, Masayuki HITOKOTO and Kazutomo FUSAMAE

¹正会員 工修 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

²正会員 博(工) 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

³正会員 国土交通省九州地方整備局 九州技術事務所 (〒830-8570 福岡県久留米市高野1-3-1)

To prevent and mitigate the floods damage, it is important to observe and predict the river profile. In this study, we developed the combination model of artificial neural network model (ANN) and 1-D unsteady flow model for the real-time prediction of river profile. The upstream flow rate is predicted by deep neural network, which is trained with the past flood event. The input of ANN model is radar rainfall. The river profile are predicted by 1-D unsteady flow model by using the flow rate predicted by ANN as the boundary condition. The calculated river profile is corrected by using the real-time observation of the high-density river water observation station. The developed model is applied to the Jobaru River, and we confirmed a high accuracy.

Key Words : longitudinal river stage, artificial neural network, real-time prediction, unsteady flow model

1. はじめに

水防活動において、河川水位の縦断的な把握・予測が重要である。近年では平成27年9月関東・東北豪雨災害を受け、「水防災意識社会再構築ビジョン」が策定され、洪水時の水位予測の重要性がますます高まっている。しかしながら、従来の洪水予測モデルの多くは基準地点などの「点」の予測にとどまっており、縦断的な水位予測を行うものは少ない。縦断的な河川水位の予測手法として、分布型モデル等を用いた降雨流出解析と河川の不定流解析を組合せたモデル¹⁾があるが、モデル構築のために必要な情報が多く、十分な予測精度を実現するためのチューニング等に多大な労力を要する。また、リアルタイムで観測水位が得られる場合、粒子フィルタ^{2),3)}、データ同化^{4),5)}等によってモデルを補正する手法があるが、リアルタイム予測のためには大きな計算コストを要する。一方で、その他の河川水位予測手法としてニューラルネットワーク (Artificial Neural Network : 以下 ANN) を用いたモデルがあるが、予測対象は学習に十

分な観測データが蓄積されている地点に限られおり、縦断的な河川水位は把握できない。

そこで筆者らは、縦断的な河川水位予測の精度向上を目的として、ANNと不定流計算を組み合わせた新たなモデルを構築した。具体的には、レーダ雨量を用いて上流地点の流量をANNで予測し、その予測流量を用いて下流の不定流計算を行うモデルを構築し、実河川にて精度の検証を行った。さらに、流量予測の誤差を解消するための、高密度水位計を用いた予測水位を補正する簡易で高精度な手法を提案する。

2. 対象河川および予測手法の概要

(1) 対象河川の特徴

対象河川は、筑後川水系城原川とした。城原川の流域面積は64.4km²、幹線流路延長は31.9kmである。上流域は山地に囲まれており、中下流は市街地に囲まれている。中流域の神崎町仁比山付近は扇状地が発達し天井川になっており、横流入河川が少ない。下流域はゼロ

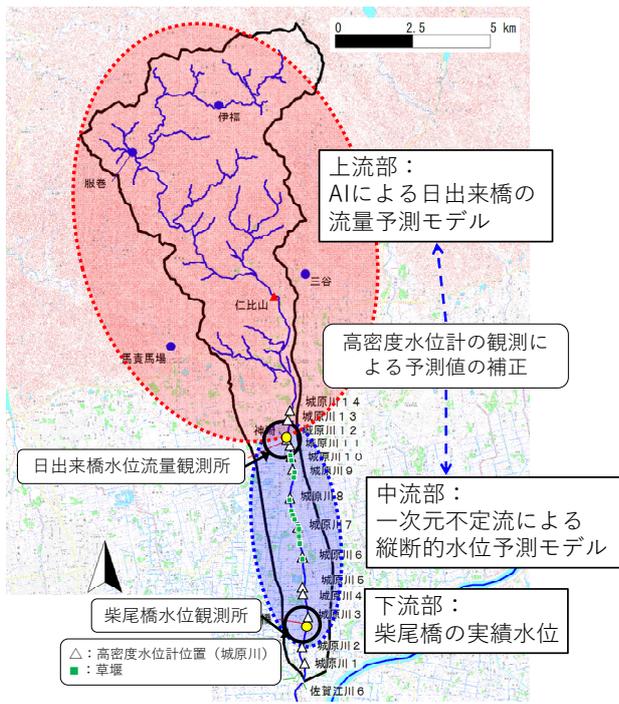


図-1 城原川流域とモデルの概要

メートル地帯のはん濫地形で、3.0kにあるお茶屋堰より下流は感潮域となっている。次元不定流モデルの構築範囲（城原川8.0k～1.8k）の平均河床勾配は1/1000で、河川幅は約50mである。

また、城原川中流域の9.0kから佐賀江川の合流地点までには高密度水位計が14基設置されている（図-1）。高密度水位計の設置間隔は基本的に1kmのピッチで、加えて重要水防箇所・野越し箇所などにも設置されている。

(2) 予測手法の概要

予測手法の手順を以下に示す。

- ① 上流域のレーダ雨量データを入力データとして、ANNモデルにより上流域の流量を予測
- ② ANNモデルの上流域観測・予測流量を境界条件として、次元不定流モデルにより、縦断的な水位を計算
- ③ ②で計算した現時刻の計算水位と高密度水位計の観測値を比較し、予測流量を修正することにより予測水位を補正

上記の手順を繰り返すことで、高密度水位計の観測情報を取り込みながら、縦断的な河川水位予測を行う。

以降の章では、ANNモデルおよび次元不定流モデルの構築手順、高密度水位計を用いた予測水位の補正手法について詳述する。

3. ニューラルネットワークモデルの構築

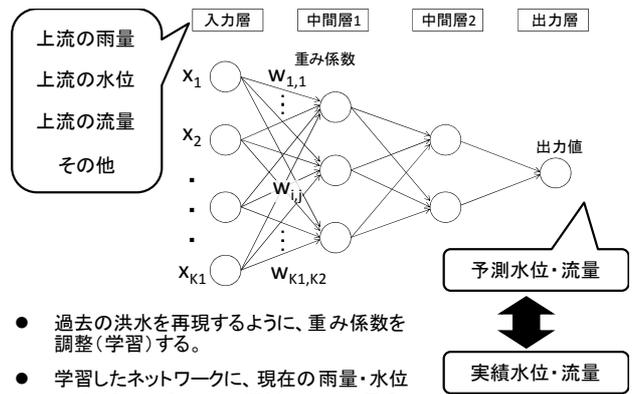


図-2 ANNの概念図

- 過去の洪水を再現するように、重み係数を調整（学習）する。
- 学習したネットワークに、現在の雨量・水位などを入力することで、河川の水位を予測。

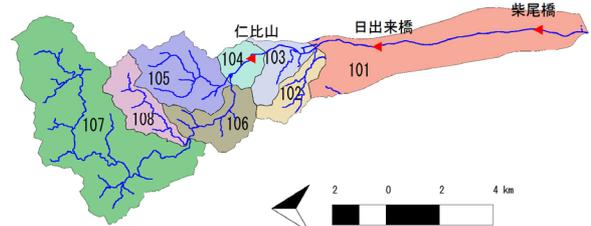


図-3 城原川流域の小流域分割図と流域番号

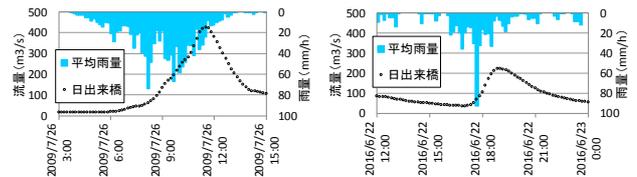


図-4 流量時刻データ（例として2洪水）

(1) モデル概要

上流域の雨量データを入力値として、日出来橋のH-Q式換算流量を予測するANNモデルを構築した。モデルは入力層、中間層2層、出力層からなる2層の階層型ネットワークとした。モデルの概念図を図-2に示す。ANNの学習には、自己符号化器による事前学習を用いた深層学習を適用した⁷⁾。レーダ雨量には、国土交通省のCバンドレーダ（同時刻合成レーダ雨量）を用いた。モデルの入力データ作成に当たっては、上流域の小流域ごとに流域平均雨量（10分間の雨量強度）を求め、それらをモデルの入力データとした。小流域は国土数値情報の流域界データを用い図-3に示す8流域とした。

(2) 学習対象洪水の選定

モデルの構築には、国交省の同時刻合成レーダ雨量が入手できる2006年以降で、日出来橋において氾濫注意水位を超えた23洪水を用いた。各洪水のピークから12時間前～8時間後までを1洪水とし、全部で20時間分の10分データ×23洪水=2783セットのデータを用意した。図-4に例として2出水のハイドログラフを示す。なお、観測ピッチが60分のデータは10分データに内挿して用いた。

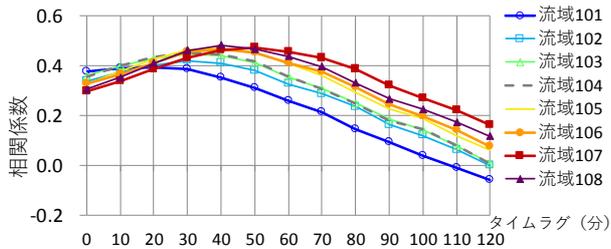


図-5 日出来橋の流量変化と、雨量強度との相関係数

(3) 相関分析の実施

ANNによる予測では、計算モデルに入力する雨量データの地点や時系列の扱い方が重要になる。ここでは、相関分析により日出来橋の流量変化と相関の強い雨量の地点・時刻を調べた。図-5に日出来橋の流量変化と、上流の小流域の10分雨量強度（レーダ雨量）との相関係数を示す。図に示すように、現時刻の流量変化に対して、20～50分前の雨量が高い相関を示した。これは、降雨から流量上昇までのタイムラグが20～50分程度であることを示していると考えられる。この結果から、相関係数0.4を基準として入力データの範囲を設定した。全時間を通して相関係数が0.4に満たない流域101は、入力データから除外した。

(4) 入出力データの設定・パラメータの最適化

ANNの入力データには、特に相関の高い10分前～70分前の10分雨量に加え、現時刻～10分前の流量、現時刻～20分前の流量変化を設定した。出力データは現時刻からの流量変化とし、10～60分の予測時間に応じて6つのモデルを構築した。

ここで、モデルの構築に当たり、いくつかのパラメータを最適化する必要がある。本研究では、代表的なパラメータである中間層の素子数、学習計算の反復回数、dropout率を最適化対象とした。これらのパラメータについて、対象23洪水についてleave-one-subject-out交差検証によるケーススタディ（計36ケース）を行った。設定したケース一覧を表-1に示す。

ケーススタディの結果について、10～60分予測の平均残差と平均NS係数をケースごとに整理したものを図-6に示す。dropout率については、0.05としたケースが最も精度が高く、設置値を増やすほど精度が低下する傾向が見られた。また中間素子数については、設定ケースの中で大きな差は見られなかったが、設定値の最も小さいケース（一番目の中間層が素子数10、2番目の中間層が素子数5）が最も高い精度となった。本検討では対象流域が小さく、流出特性も比較的単純であるため、ANNの設定も比較的単純なものの精度が高くなったと考えられる。

以上のケーススタディより、中間素子数が10-5、dropout率が0.05としたケースを最終設定値とした。

表-1 ANNのケーススタディ（太字は採用値）

設定パラメータ	設定値
学習回数	10000
中間素子数 (第2層-第3層)	10-5 / 20-10 / 40-20
dropout率	0.05 / 0.10 / 0.15 / 0.20
	0.25 / 0.30 / 0.25 / 0.40 0.45 / 0.50 / 0.55 / 0.60

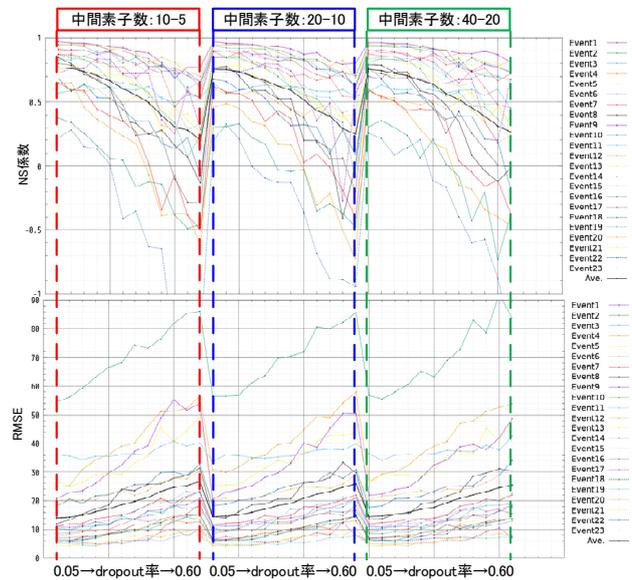


図-6 予測計算結果のNS係数（上）とRMSE（下）

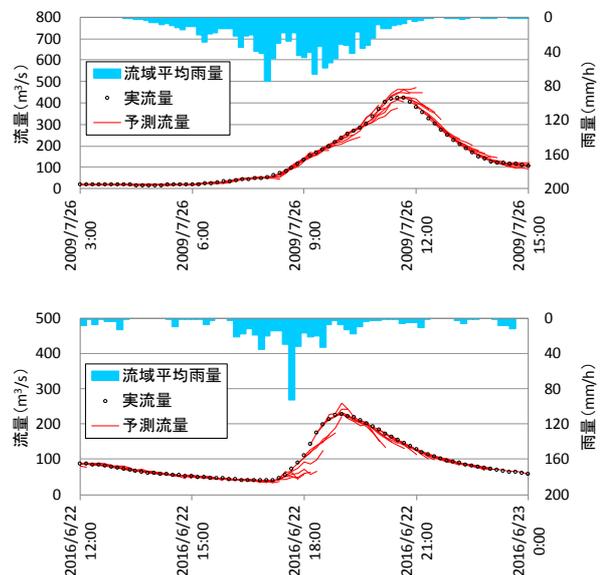


図-7 日出来橋における洪水予測計算結果（例として2洪水）

(5) 予測モデルの計算結果

予測モデルによる10分後～60分後予測の結果を図-7に示す。60分ピッチの流量データを10分ピッチに内挿している影響により、一部で予測と実績の乖離が見られるが、予測結果は過去の流量実績を十分に再現していることが確認された。

表-2 一次元不定流モデルの再現計算条件

項目		設定値
再現対象洪水		H28年6月22日～23日
上流端境界条件		日出来橋観測流量
下流端境界条件		柴尾橋観測水位
河床横断データ		H26年測量、堰は補間断面を作成して設定。草堰の天端高は高水敷高見合い。
再現対象水位		解析区間内の高密度水位計観測値（9ヶ所）
粗度	低水路	0.020（お茶屋堰下流：1.8k～2.0k） 0.028（お茶屋堰上流：2.0k～8.0k）
	高水敷、草堰	0.035
	植生域	0.050

表-3 日出来橋の6月22日19時20分の予測流量と実績との誤差

	実績	10分予測	20分予測	30分予測	40分予測	50分予測	60分予測
流量 [m³/s]	217.0	214.2	212.4	208.3	206.1	211.9	219.1
誤差[%]	-	1.2	2.0	4.0	5.0	2.3	-1.0

4. 一次元不定流モデルの構築

(1) モデルの概要

縦断的な水位予測モデルの構築を目的として1次元不定流モデルを構築した。一次元不定流計算の基礎式として、連続式(1)および運動方程式に基づく漸変開水路流れを対象とした式(2)を用いた。モデル化対象範囲は、ANNの流量予測地点である日出来橋（8.0k）～柴尾橋水位観測所（1.8k）までの6.2kmとした（図-1）。対象範囲内には高密度水位計が計9箇所設置されている。

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = q_l \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \left(\frac{\partial H}{\partial x} + \frac{Q|Q|}{K^2} \right) = 0 \quad (2)$$

ここに、 A ：河積、 Q ：流量、 q_l ：単位長さあたりの横流出・横流入量、 g ：重力加速度、 H ：水位、 K ：通水能、 n ：粗度係数である。

(2) 再現計算の実施

一次元不定流モデルの精度を確認するために再現計算を実施した。計算条件を表-2に示す。再現対象洪水は、高密度水位計データが観測されている平成28年6月の洪水とした（図-8）。粗度係数は断面形状を考慮して、水位に応じて変化させた。また、対象区間には草堰が13箇所設置されているが諸元は不明なため、現地踏査の結果から高水敷見合いの天端高に設定することとした。

再現計算結果を図-9に示す。図に示すように、各地点の水位変化が良好に再現されていることが確認された。

(3) ANNによる予測流量を用いた一次元不定流計算

ANNモデルおよび一次元不定流モデルの精度が確認

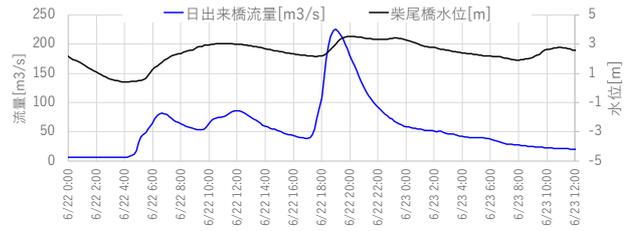


図-8 日出来橋観測流量と柴尾橋観測水位

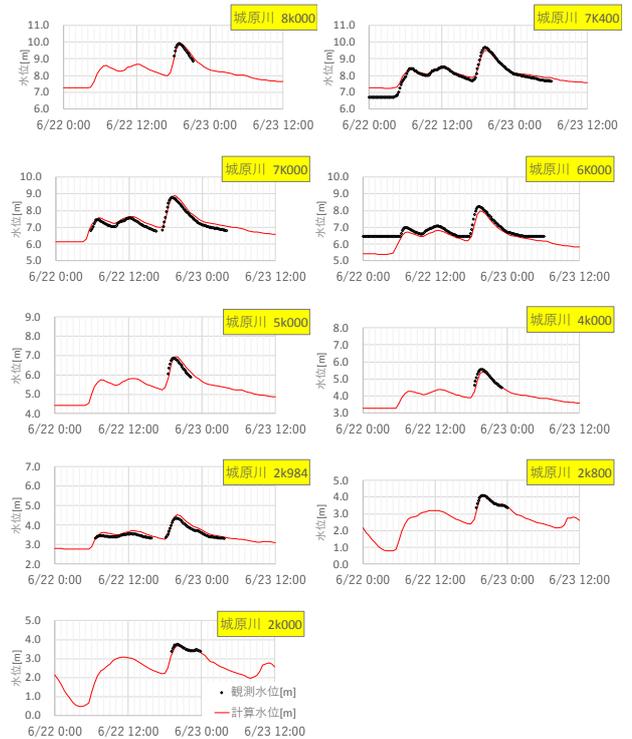


図-9 水位の時系列変化の再現計算結果

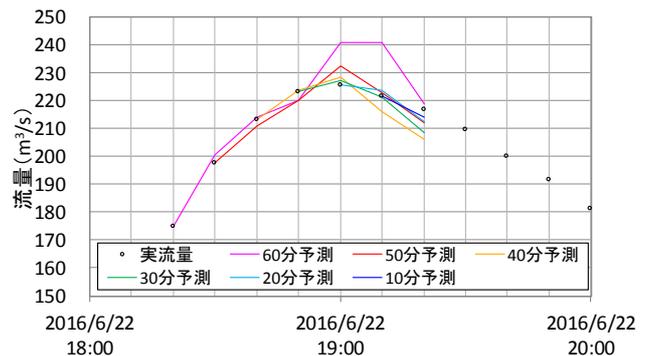


図-10 6月22日19時20分の予測流量の比較

されたため、ANNによる予測流量を用いて不定流計算を実施し、縦断水位の再現性を確認した。具体的には、平成28年6月の洪水を対象に、ピーク周辺で高密度水位計の欠測がない6月22日19時20分の予測流量（10～60分予測）（表-3、図-10）を用いて計算を行い、実績水位の再現性を検証した。予測流量は予測時間に応じて適用（60分予測の場合は18時20分から予測流量で計算）した。

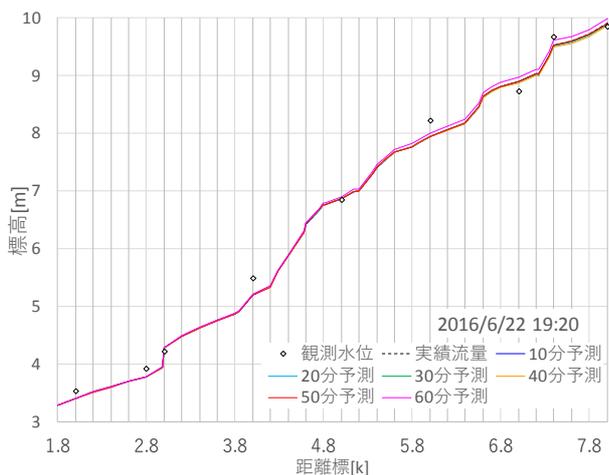


図-11 6月22日19時20分の縦断水位計算結果の比較

また、下流端境界条件は実績水位とした。

計算結果を図-11に示す。いずれのケースにおいても良好な再現結果が得られた。本計算ケースの計算時間は約2秒で、リアルタイム性も十分であると思われる。このことから、ANNモデルと一次元不定流モデルを組み合わせた水位縦断予測モデルの有用性が確認された。また、一次元不定流モデル自体の精度の影響による誤差が見受けられるが、草堰断面の諸元等の観測データを充実させることで向上させることができると考えられる。

5. 高密度水位計を使った予測流量の補正手法の検討

(1) 水位補正の概要

一次元不定流計算の上流端境界条件には実績流量およびANNによる予測流量が用いられる。ANNによる流量予測には実績流量が用いられるが、実績流量はH-Q式から換算された流量であり、H-Qループなどの誤差が含まれる。また、学習データが不足している場合や、河床変動等によってH-Qの関係に変化があった場合にも誤差が発生する可能性がある。本検討では、このように入力(境界)条件となる流量に誤差がある状況を想定し、高密度水位計の観測水位を用いて予測水位を補正する手法を検証した。

(2) 水位補正手法

計算フローを図-12に示す。計算水位の補正は、日出來橋の観測水位がはん濫注意水位に達した際に、当該時刻の高密度水位計観測水位と計算水位のRMSEが0.2m以上であったときに行うこととした。補正は、境界条件であるANNの予測流量を増減させることによって行った。具体的には、流れの伝播速度を考慮してRMSEが0.2m以上となった時刻の1時間前からの実績流量および予測流

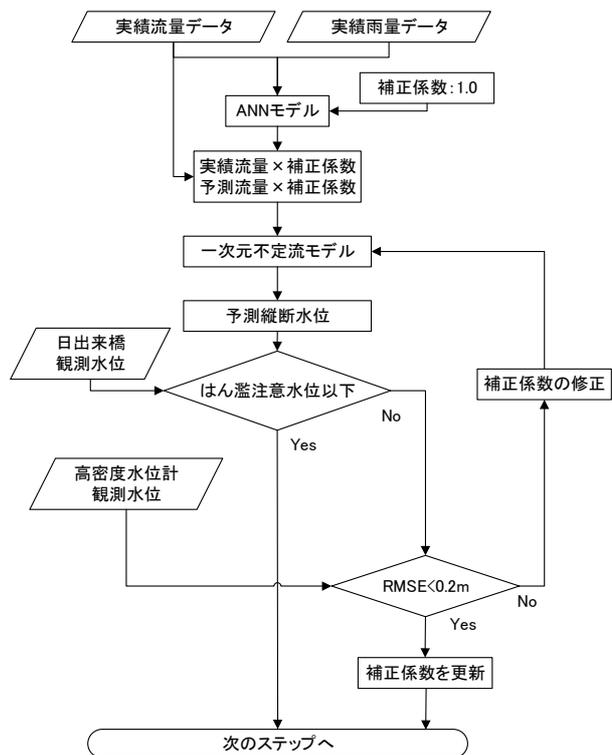


図-12 予測計算のフローチャート

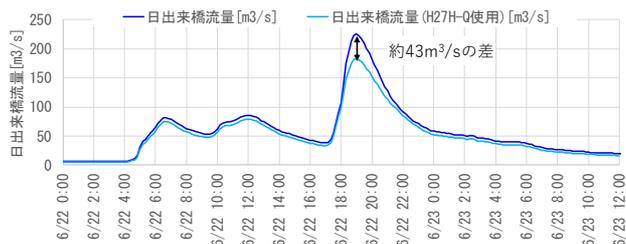


図-13 実績流量と平成27年H-Q式換算流量

量を1%~20%の割合で増減させたケースで再度計算を行い、最もRMSEが小さくなる補正割合を補正係数として採用し、当該時刻の1時間前からのANN予測流量に乗じることによって行った。また、次の予測を行う際に算出された補正係数を乗じてもRMSEが0.2m以下とならない場合、再度当該時刻の1時間前からの予測流量を変化させて補正係数を更新した。

検証対象は平成28年6月洪水とした。ANNの入力データには、生じる誤差を想定して、平成27年のH-Q式で換算した流量(図-13)を用いた。実績流量(平成28年のH-Q式で換算した流量)と平成27年のH-Q式で換算した流量では、ピーク流量に約43m³/sの差がある。事前の検証計算によって、予測水位補正を適用した場合の計算時間は約15秒で、リアルタイム性が保たれていることが確認されている。

(3) 補正計算の実施

図-13に示す平成27年H-Q式換算流量を入力データとして適用したANNにより算出された予測流量を図-14に

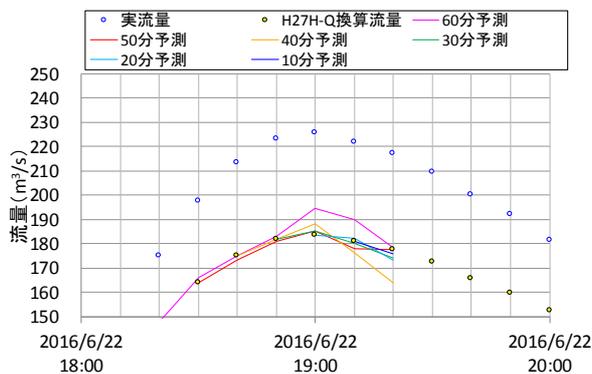


図-14 平成27年H-Q式換算流量を用いた予測流量

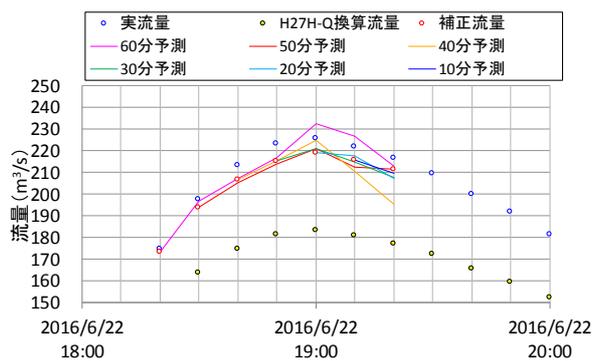


図-15 補正流量を用いた予測流量

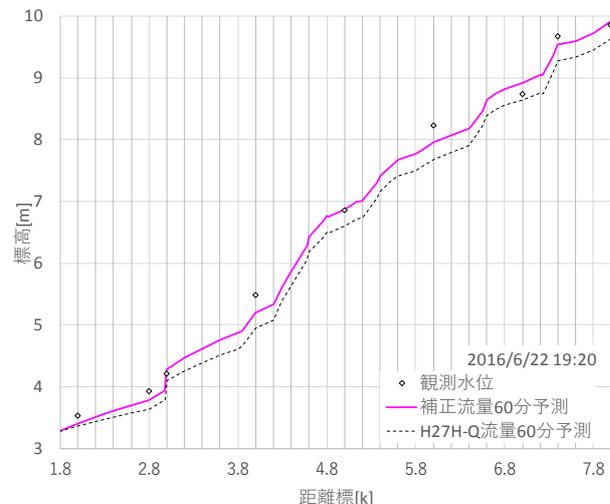


図-16 平成27年H-Q式換算流量を用いた予測水位と補正流量を用いた予測水位

示す。図に示すように、実績に対して過小評価された流量を入力しているため、予測流量も過小評価となっている。

補正計算結果を図-15、図-16に示す。図に示すように、高密度水位計の観測水位との誤差を小さくするように流量を補正しているため、補正によって予測水位の精度が改善されている。また、補正流量についても実績流量とほぼ同様の値となっており、本補正手法の有用性が確認された。このことから、実績流量および予測流量に誤差が生じた場合でも、高密度水位計の観測値を用いること

で、簡易的に予測モデルの精度向上が向上できることが確認された。

6. おわりに

本研究では、縦断的な河川水位のリアルタイム予測を目的として、ANNと次元不定流モデルを組み合わせた河川水位予測手法を開発した。精度検証の結果、構築したモデルは高い予測精度を示した。また、実績流量に誤差が生じた場合においても、高密度水位計データを用いてANNの予測流量を補正することで、精度が向上することが確認された。

このことから、ANNの予測流量に誤差が生じていた場合においても、高密度水位計データを用いた予測流量の補正を実施することで、精度の高い縦断的な水位予測が可能であることが確認された。

しかし、不定流モデルでは草堰の諸元データがなく、上下流断面の補間でモデル化していることなどの課題がある。そのため、今後は観測データを充実させ、ANNおよび不定流モデルの精度向上を図る予定である。また、不定流計算の下流端条件となる水位の予測モデルの構築や、パラメータの同化手法の開発など、縦断水位予測モデルの高度化を目指す予定である。

参考文献

- 1) 吉野文雄, 吉谷準一, 堀内輝亮: 分布型流出モデルの開発と実流域への適用, 土木技術資料, Vol. 32-10, pp.54-59, 1990.
- 2) 立川康人, 須藤純一, 椎葉充晴, 萬和明, キム スンミン: 粒子フィルタを用いた河川水位の実時間予測手法の開発, 水工学論文集, 第55巻, pp.511-516, 2011.
- 3) Moradkhani, H., Hsu, K. L., Gupta, H. and Sorooshian, S.: Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter, *Water Resource Research*, Vol. 41, No. 5, 2005.
- 4) 西口亮太, 壇鉄也: 随伴変数法による水位縦断分布のリアルタイム予測に関する研究, 河川技術論文集, 第23巻, pp.275-280, 2017.
- 5) 渡邊明英, 見上哲章, 小島崇, 松延和彦, 鈴木裕三, 富澤慎二郎: 平面2次元流解析とアジョイント法に基づいた点観測の水位情報に対する縦断面形状時間変化の同化手法の検討, 河川技術論文集, 第23巻, pp. 197-202, 2017.
- 6) 一言正之, 櫻庭雅明, 清雄一: 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集B1(水工学), Vol.72, No.4, I_187-I_192, 2016.
- 7) 一言正之, 櫻庭雅明: 多地点情報を活用した深層ニューラルネットワークによる河川水位予測の精度向上, 河川技術論文集, 第23巻, pp.287-292, 2017.

(2018. 4. 3受付)