

降雨分布画像を用いた水位予測手法の 実河川への適用性について

大野 剛*¹・飯村 浩太郎*¹・高山 百合子*¹・織田 幸伸*¹

Keywords : water level prediction, rainfall distribution images, basin, deep learning, safety management

水位予測, 降雨分布画像, 流域, 深層学習, 安全管理

1. はじめに

地球温暖化の影響による局所豪雨の増加や台風の強大化により、水害が激甚化している。例えば 2011 年以降、前線や台風が要因となった土砂崩壊や河川氾濫に伴う豪雨災害のうち死者が発生した災害は 10 件以上発生している。豪雨に伴う災害を未然に防ぐために砂防ダムや堤防などの対策工事が進められているが、工事中に豪雨に伴う水害から安全を確保することも極めて重要である。特に河川工事では、河川の出水から作業従事者の安全を確保し、建設重機などの建設資機材を退避、養生させることが必要であり、数時間～数十時間前に出水の可能性を把握し早期に対策を講じることが求められる。著者らは河川の工事地点における水位を事前に予測し、予測水位が施工者により設定される「危険水位」に達した場合に関係者へメールや WEB によりアラートが配信される「出水警報システム T-iAlert[®]River」を開発した²⁾³⁾。このシステムは複数の実河川工事に適用しており、工事中の安全管理に寄与することを確認している。

河川工事に適用する水位予測に対して要求される事項の一つに、半日～1 日程度先までの水位の変動や出水の有無を把握することがある。著者らは、上記課題を解決する手法として、気象庁の「ナウキャスト」で示されるような降水強度の空間分布を示す画像（以下、降雨分布画像とする）と予測地点の水位観測値を用いた深層学習により、24 時間先の水位を予測する手法（以下、本手法とする）を提案した⁴⁾⁵⁾。降雨分布画像

を用いた理由は、河川の観測所水位や雨量に比べて地域を問わず入手が容易（web 配信画像の活用や購入が可能）であり、天気予報の画像を用いることで長時間先の水位を予測できるためである。なお本研究では、本手法の適用性を確認するために降雨の実況値である解析雨量（1km 格子）から作成した降雨分布画像を用いている。本手法の特徴は①降雨分布画像の重心を用いることで入力データ量を減らしていること、②複数時間の連続した降雨分布画像を入力値として、降雨の時間変化を考慮した水位予測が可能であることである。

本稿では、本手法で全国 30 地点（一級河川の水位観測所）の水位を予測し、出水時における予測精度（出水をあらかじめ予測できた割合）を調べた。また本手法の予測精度と流域面積、洪水到達時間との関係についてまとめている。

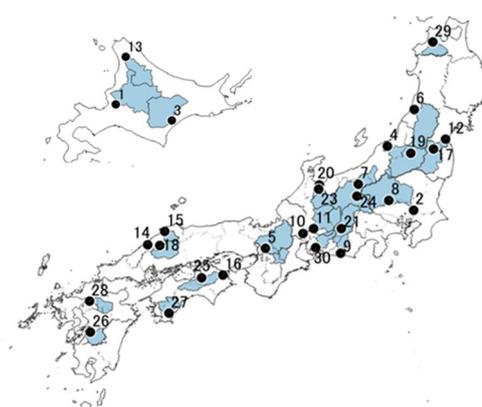


図-1 水位予測地点（全国 30 カ所）
Fig.1 Water level prediction point (30 places)

* 1 技術センター 社会基盤技術研究部 水理研究室

2. 水位予測手順

2.1 水位予測地点の選定と流域の作成

まず、水位予測地点を選定する。今回は、全国の1級河川水系から30の水位観測所を予測地点として選定した(図-1, 表-1)。30地点は水文水質データベース⁸⁾から選定した。予測地点を選定する際には、流域面積と予測結果を比較できるように、予測地点から上流の流域面積(以下、上流面積とする)が異なる地点を全国9地方区分から選定した(北海道3, 東北5, 北陸6, 関東3, 近畿1, 中部5, 四国3, 中国2, 九州2)。また予測地点の水位変動は潮位の影響を受けない地点としている。表-1は選定した予測地点を上流面積が大きい順に並べており、予測地点名, 本川名, 危険水位と出水イベント数(後述)を示している。上流面積は、全国の流域データが収められている「流域界・非集水域データ」(国土交通省)⁹⁾から、予測地点より上流にある小流域の面積を集計して求めた。図-2は、各予測地点の上流面積と土地利用の内訳, 予測地点より上流の河川延長(本川, 支川, 派川の総延長)を示している。土地利用の内訳は国土数値情報の土地利用データ⁹⁾から上流面積内のデータを集計した。各予測地点とも森林・荒地・ゴルフ場が59~94%(平均79%)を占めており、建物・道路・鉄道の人工物が占める割合は1~14%(平均5%)と少なかった。河川延長は国土数値情報の河川(ライン)⁹⁾データから上流面積内の河川(本川, 支川, 派川)を抽出して求めた。河川延長の最大値は芽吹橋と八斗島で6,502km, 最小値は清水端の605kmであり、概ね上流面積に応じた順番となっている。流域は「流域界・非集水域データ」(国土交通省)⁸⁾から予測地点の上流にある本川, 支川, 派川の流域を選定し一つの流域とした。

表-1 水位予測地点の危険水位・出水イベント

Tab.1 Dangerous water level, flood event at prediction point

No	予測地点名(河川)	No	予測地点名(河川)	No	予測地点名(河川)
1	月形(石狩川)	11	今渡(木曾川)	21	天竜峡(天竜川)
2	芽吹橋(利根川)	12	江尻(阿武隈川)	22	清水端(富士川)
3	茂岩(十勝川)	13	新問寒別橋(天塩川)	23	大沢野大橋(神通川)
4	満願寺(阿賀野川)	14	長良(江の川)	24	生田(信濃川)
5	高浜(淀川)	15	稲下(最上川)	25	池田(吉野川)
6	砂越(最上川)	16	第十(吉野川)	26	横石(球磨川)
7	立ヶ花(信濃川)	17	黒岩(阿武隈川)	27	具同第二(渡川)
8	八斗島(利根川)	18	都賀(江の川)	28	片ノ瀬(筑後川)
9	中ノ町(天竜川)	19	山科(阿賀野川)	29	五所川原(岩木川)
10	起(木曾川)	20	神通大橋(神通川)	30	木戸(矢作川)

2.2 水位データの整理と危険水位の設定

河川の水位上昇は、一般に降雨によるものと、融雪によるものがある。本研究では、降雨による水位を予測することとして、予測対象期間を6~翌年2月とした。水位データは水文・水質データベース⁸⁾から水位を取得、整理した。また本研究では出水の有無を判定するために、予測地点ごとに「危険水位」を設定した。「危険水位」の設定方法は、予測地点ごとに2007~2021年の水位変動を目視で確認し、年に数回程度、出水有と判定できる水位を危険水位とした。本稿では、危険水位を超える出水を「出水イベント」としている。

2.3 降雨分布画像の重心, 降雨量の算出

まず降雨量によりRGBで色付けされた降雨分布画像から2.1で作成した上流域を抽出し、降雨量が多いほど大きな値になるように0~255で数値化(輝度変換)した(図-3(a)(b))。次に数値化した画像を学習データおよびテストデータに用いた。なお、本手法を構築するにあたり、画像内の全情報を用いた予測を試みたが、1画像当たりの情報量が多く(例えば200×200ピクセルの画像ではデータ数が40000)、重み係数を収束させることができなかつた。また計算に多大な時間を要し、

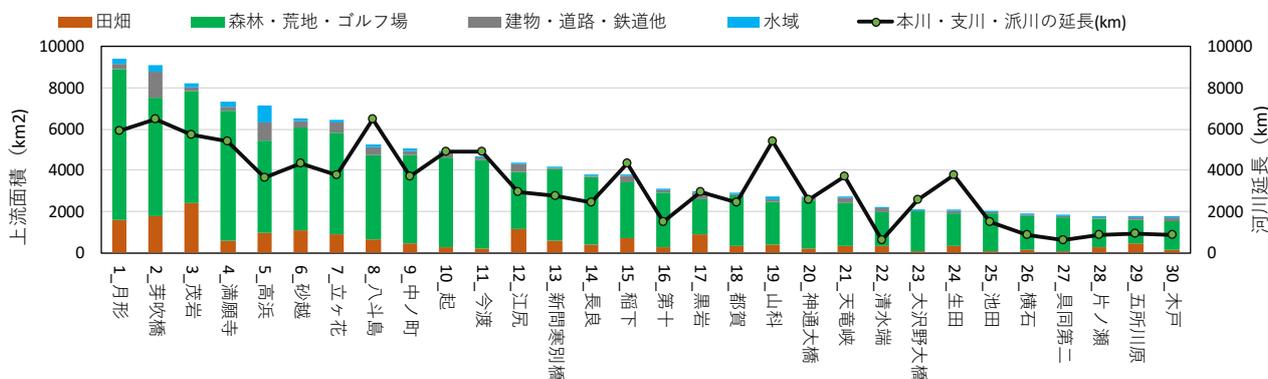


図-2 水位予測地点上流の流域面積と河川延長
Fig.2 Basin area and river extension of the water level

実河川工事に適用することが難しい状況であることを確認した。そこで本研究では、降雨分布画像の特徴を少ないデータで表現するために、流域の降雨分布画像から重心に関する情報（以下、重心情報）を代表値として用いることとした。重心情報とは①画像の重心座標 (X, Y), ②重心座標までの距離 (L), ③降雨量の平均値 (R) であり、①重心座標は、数値化した画像の左下を原点として、原点からの距離と数値から算出した (図-3 (c))。②重心までの距離は重心座標 X,Y の平方二乗和とした。③降雨量は数値の合計値とした。今回は上記①～③の重心情報を 30 河川について 2007～2021 年を対象に 1 時間ごとに作成した。

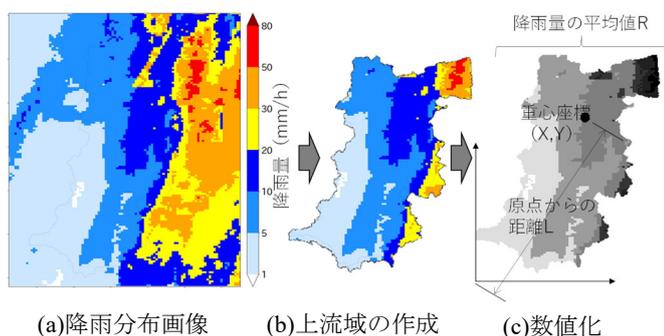


図-3 画像重心の算出手順
Fig.3 Calculation procedure of the center of gravity

2.4 深層学習の条件設定と学習データの作成

深層学習の計算は、python の機械学習ライブラリ scikit-learn を用いた。中間層数を 3 層、中間層のノード数を入力層のノード数の 2 倍として計算を行った。活性化関数は Relu 関数、重み係数の更新（最適化手法）は adam 法、学習の反復回数の最大値を 1000 回、学習の収束値を 1.0×10^{-6} とした。使用するデータは、水位を予測する時刻を t としたとき、時刻 t の水位、 $t-24 \sim t+24$ の重心情報、 $t+1 \sim t+24$ の水位を組み合わせたデータセットを準備し、水位を予測する年のデータをテストデータ、テストデータを除いたものを学習データとして分類した。ここで $t+1 \sim t+24$ 時間の重心情報は天気予報で得られる降雨分布画像を想定している。

2.5 水位の予測

予測地点ごとに、2007～2021 年の水位を深層学習により予測した。予測は 1 年ずつ行い、予測する年を除いた学習データを学習し、予測する年の水位および重心情報を入力値として $t+1 \sim t+24$ の水位を 1 時間ごとに予測した。図-4 は 2011 年 7 月における月形（石狩川）の水位予測結果の例である。月形は年間平均が E.L.+4～5m、水防団待機水位が E.L.+10.40m、避難判断水位

が E.L.+15.30m であり、E.L.+8m を超える出水は 2007～2021 年で 18 回（平均 1.2 回/年）発生している。黒線が実測水位、青線が 24 時間分の予測水位である。

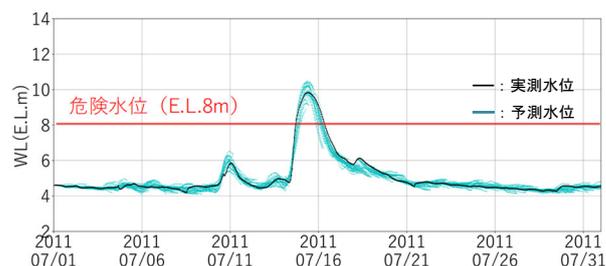


図-4 水位予測結果の一例（石狩川月形観測所）
Fig.4 Example of prediction of water level(Ishikari River)

3. 水位予測結果

予測結果の一例として、15 予測地点の予測結果を図-5 に示す。いずれの結果も実測水位（黒線）に対して予測水位（青線）が同様の水位変動を示していることがわかる。また図-6 は月形（石狩川）、新間寒別橋（天塩川）、黒岩（阿武隈川）、木戸（矢作川）の 4 地点における出水イベント時における水位予測結果を拡大した例である。危険水位を超えた時刻、水位ともに実測水位と予測結果に差異があるが、実測水位が上昇する時には予測水位が上昇しており、予測結果は水位変動をとらえていることがわかる。

本結果から、本手法は、予測地点の水位と予測地点の上流域の降雨分布画像を用いることで、河川ごとのパラメータ設定などせずに水位を予測できること、および 24 時間先までの水位の上昇・下降の傾向と変化量を把握できる可能性が有ることが示された。

ここで、1 章で述べたように、河川工事では出水の有無を半日程度前に知ることが安全管理の上で重要となる。そこで安全管理への適用を踏まえた集計を行った。集計は、出水時刻を t' とした場合、 t' から 6, 12, 18, 24 時間前に危険水位を超えることを予測できた割合（以下、正答割合とする）をカウントした。なお実際の河川工事では、例えば t' の 24 時間前における出水予測結果について、3 時間程度の差異が発生しても退避、養生行動に大きな影響を与えない。そこで今回の集計では出水時刻 t' から $\pm 3h$ の時刻差を許容して正答割合をカウントした。図-7 は中ノ町（天竜川）における 24 時間前の予測結果について「正答」「見逃し」をカウントした例である。図-7 の青丸は実測水位が危険水位を

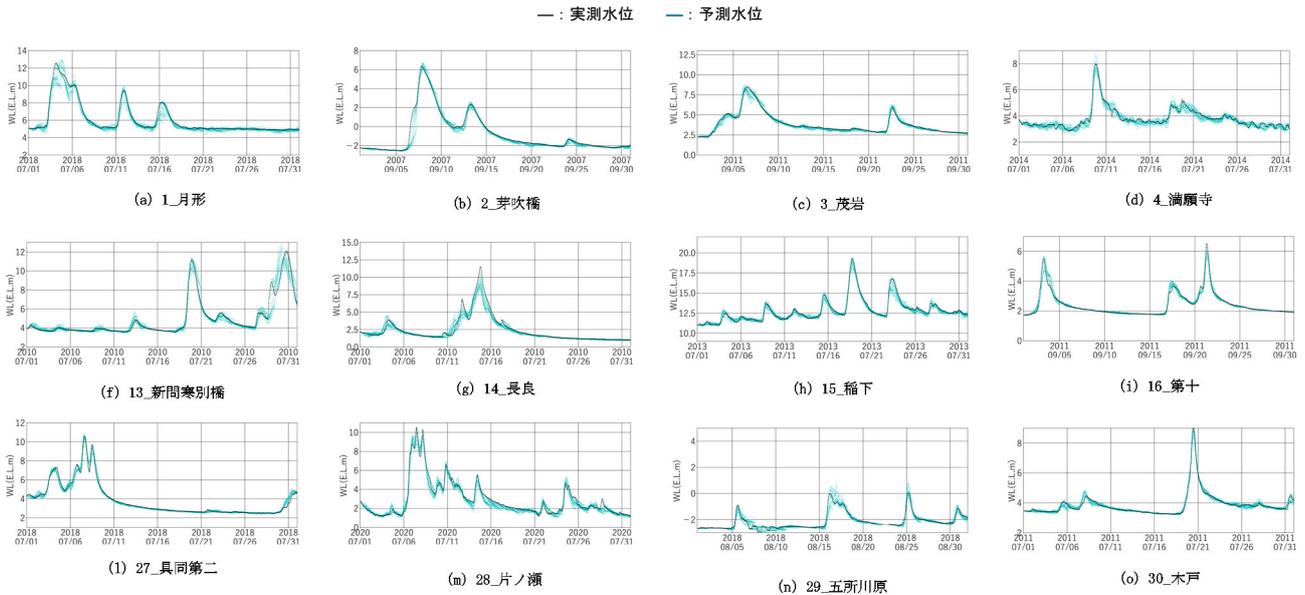


図-5 水位予測結果
Fig.5 Prediction water level

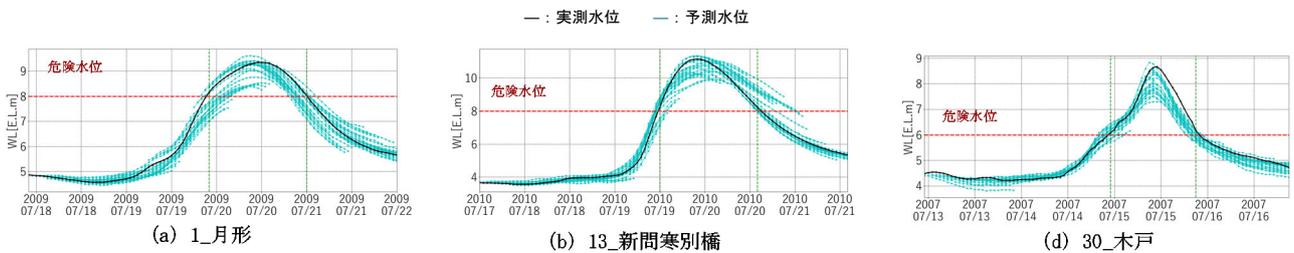


図-6 出水時における水位予測結果
Fig.6 Prediction water level at food events

超えた時刻 t' から 24 時間前の予測結果であり、 $\pm 3h$ を考慮するため 27~21 時間前に予測した結果を示している。今回の集計では、7点の予測結果のうち、一点以上予測結果が危険水位を超えた場合は「正答」(図-7(a))、全ての予測結果が危険水位を超えなかった場合は「見逃し」(図-7(b))として、正答割合を算出した。

予測地点ごとに求めた正答割合と、流域面積および本川・支川・派川の延長を比較した結果を図-8 に示す。正答割合は 6 時間前の予測が平均で 71%であった。12 時間、18 時間、24 時間前の予測では正答割合はいずれも平均 65%であった。

以上より、本手法は予測地点に依らず水位の上昇や下降の変動を予測できること、12~24 時間前に出水を予測できる正答割合は平均で 65%程度であることを確認した。

予測地点の水位は、降雨が発生した後、降雨の地表面への流出や地盤内への浸透を経て河川に流れ込み、予測地点に到達して水位が上昇する。そのため、上流面積の大きさや予測時に採用する降雨分布画像の時間

(3 章では ± 24 時間)が本手法の予測結果に影響を及ぼすと考えた。以下では、正答率と流域面積、降雨分布画像の採用時間との関係について考察した。

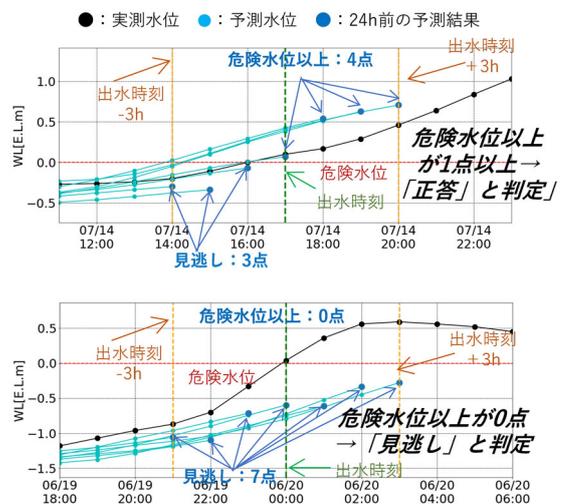


図-7 正答割合の算出方法
Fig.7 Calculation method of correct answer ratio

4. 予測結果と流域特性の関係について

4.1 上流面積との関係

上流面積に注目すると、概ね 4,000km² を超える面積では、各河川における 6,12,18,24 時間前に予測した水位の正答割合の差異（正答割合の最大値と最小値の差異）が 7.7~38.9%（図-8 の①）であり、4,000km² 以下では 3.3~20% となり、流域面積が狭くなると正答割合のばらつきが低くなる傾向が見られた。

上流面積が 4,000km² を超える予測地点のうち、八斗島は全ての正答割合が低くなっているが、河川延長を確認すると、上流面積が最大の月形に比べて八斗島の河川延長が長いことが分かる。上流面積が 4,000km² 以上の予測地点で河川密度（河川延長÷上流面積）を求めて比較したところ、八斗島は 1.2 で最大であり、八斗島以外は 0.5~1.0 であった。河川密度は不浸透性地盤が多い場合に大きくなる傾向があるため¹⁰⁾、八斗島は他の予測地点より降雨が地表面から流出しやすく、降雨後は短時間で水位が上昇しやすい特殊な状況であったため、正答割合が低下した可能性が考えられる。

流域面積が 4,000km² 以下では正答割合のばらつきが小さい傾向が見られた。なお神通大橋は全予測地点で正答割合が小さい傾向低くなっていた。神通大橋の 25 出水イベントを調べたところ、危険水位 4m を 10cm 程度上回ったイベント数が 25 イベント中 5 イベントあり、上流面積が近い山科は 3 イベント(10%)、天竜峡は 1 イ

ベント（4%）であった。つまり神通大橋は危険水位を少し超える規模の出水を当てないと正答割合が向上しない予測地点であった。本研究の正答割合は、予測水位が危険水位を大きく超過してもわずかに超過しても正答となるため、予測水位と実測水位の差異の精度とは異なる。そのため、水位の差異に関する精度を比較した場合は、神通大橋の精度が予測地点と同等になる可能性がある。

4.2 降雨分布画像の採用時間との関係

降雨が発生してから河川水位が上昇するまでの「洪水到達時間」は上流面積や土地利用の影響を受け、予測地点ごとに異なる。24 時間より前の降雨の影響を受ける予測地点では、24 時間よりも前の降雨分布画像を使うことで予測精度が変化すると考えられる。そこで、降雨分布画像の採用時間を -36~+24h で予測し、±24h の正答割合（3 章の結果）と比較した（図-9(a)）。その結果、-36~+24h の正答割合が高くなる予測地点が 14 地点あった（図-9 の矢印）。図-10 は、±24h と -36~+24h の正答割合を比べたときに、±24h の正答割合が高かった月形（石狩川）と -36h~24h の正答割合が高かった立ヶ花（信濃川）の 2 地点について、降水量の累積値（累積雨量）と水位の観測値を比較した結果である。累積雨量と水位を比較した理由は、どの程度前までの降水が水位の上昇に影響を及ぼしているかを把握しやすくなるためである。図-10 では月形上流にある上川 AMeDAS 観測所、立ヶ花上流にある野辺山 AMeDAS 観

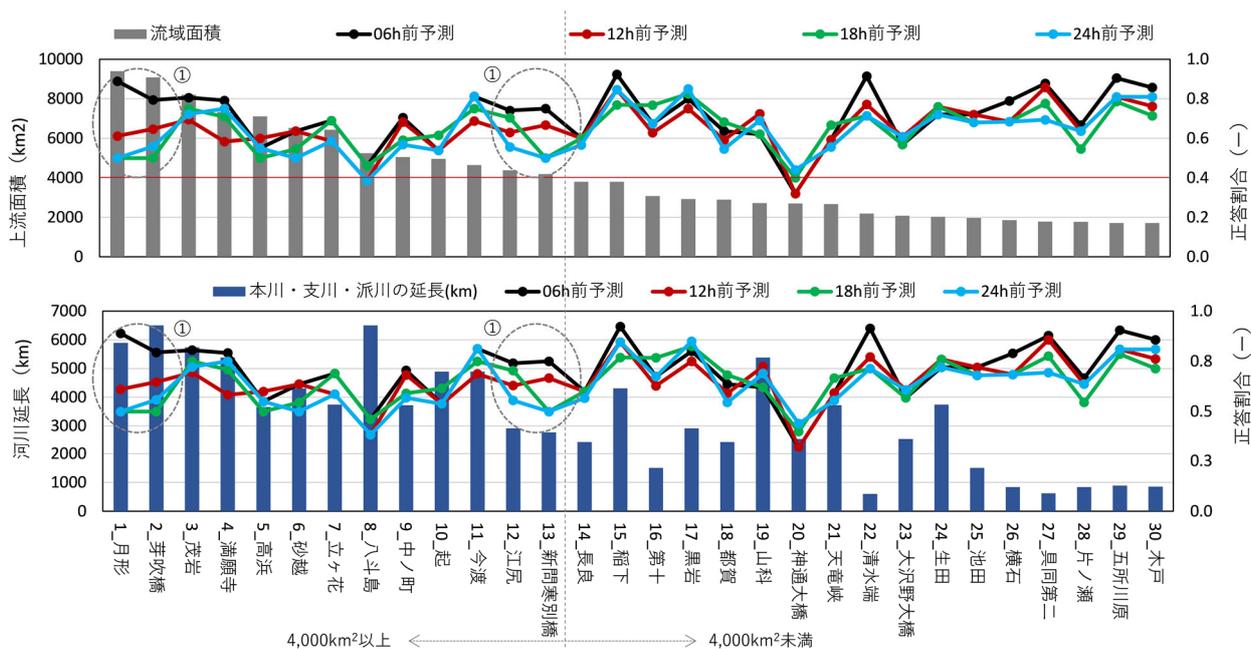


図-8 正答割合と流域面積・河川延長
Fig.8 Correct answer ratio, basin area and river extend

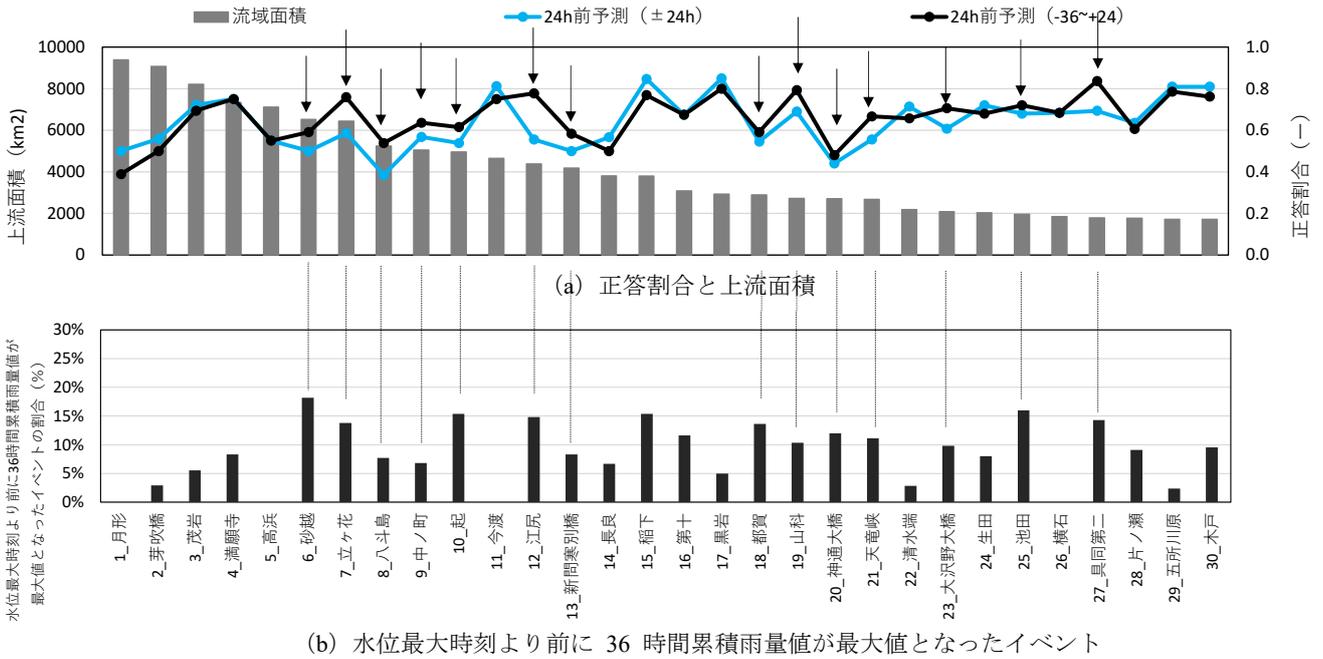
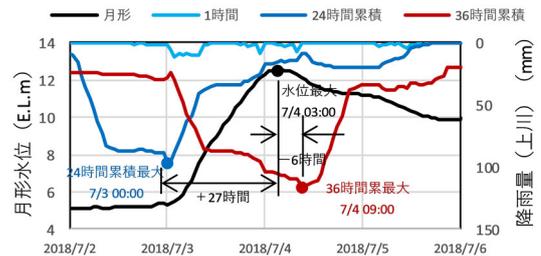


図-9 降雨分布画像を変えたときの正答割合と 36h 累積雨量が最大となる時刻が水位が最大となる時刻より前のイベント数

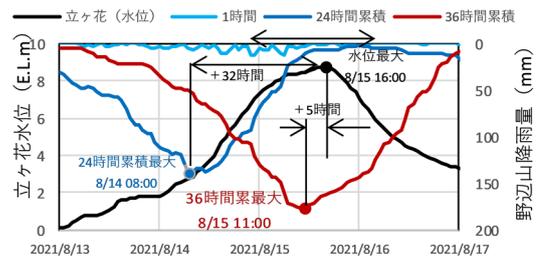
Fig.9 Correct ratio in changing rain distribution image and number of flood events when water level becomes maximum before accumulation precipitation for 36 hours becomes maximum

測所の 24 時間および 36 時間の累積雨量を求めて水位と比較している。その結果、月形の水位が最大となった時刻は、24 時間累積雨量が最大となった時刻の 27 時間後、36 時間累積雨量のピーク時刻の 6 時間前であった (図-10(a))。これは 36 時間前の降雨が水位上昇に影響していないことを示している。逆に立ヶ花では 24 時間累積雨量が最大となった 32 時間後、36 時間累積雨量の 5 時間後に水位が最大となった (図-10(b))。累積雨量値は 36 時間の方が 24 時間より大きいため、立ヶ花では 25~36 時間前の降雨の影響を受けて水位が上昇したことを示している。以上より立ヶ花は -36h~+24h の降雨分布画像を用いた方が ±24h の画像を用いた場合に比べ正答割合が高くなったと推察される。

この考えに基づき、水位が最大となる時刻より前に 36 時間累積雨量値が最大値となり、24 時間累積雨量の最大値よりも大きいイベントの数を調べて、全イベントに対する割合を示した (図-9(b))。その結果、-36h~+24h の正答割合が大きくなった地点では、いずれも水位がピークを迎える前に 36 時間累積雨量が大きいイベントを含む割合が多くなっていった。以上より、本手法を用いる場合、予測地点の水位変動と累積雨量など降雨から予測地点における洪水到達時間を確認し、降雨分布画像の採用時間を設定することで、予測精度が高まる可能性が有ることが分かった。



(a) 月形の水位と上川の雨量



(b) 立ヶ花の水位と野辺山の雨量

図-10 水位と累積雨量の関係

Fig.10 Relationship water level and accumulation precipitation

5. おわりに

降雨分布画像と予測地点の水位観測値を用いて非感潮域にある 30 地点を対象に、24 時間先までの水位を予測し、流域特性との関係を検討した。出水時刻に対して ±3h の範囲で 6 時間、12 時間、18 時間および 24 時間前に予測した予測値が危険水位を超えていた割合を算出

し、上流面積（予測地点より上流の面積）および予測時に用いる降雨分布画像の時間について考察し、以下の知見を得た。

- ・本手法は流域の大きさに関わらず水位の上昇・下降の変動を予測できる。12～24 時間前に出水を予測できた割合は平均で 65%程度であった。
- ・上流面積が 4,000 km² 以上では 6～24 時間先における出水予測の正答割合にばらつきが生じる傾向がある。また河川密度が大きい河川では正答割合が低下する可能性が考えられる。
- ・上流面積が 4,000 km² 未満では予測時間によらず出水予測の正答割合に大きな差異は生じない。
- ・降雨分布画像の採用時間を洪水到達時間を考慮して決定することで、正答割合を改善できる可能性がある。

参考文献

- 1) 気候変動による水害研究会：激甚化する水害，日経 BP 社，2018.
- 2) 大野剛，永野雄一，本田隆英，高山百合子，伊藤一教：河川工事の安全管理に用いる「出水警報システム」の長期適用と予測精度の向上に関する検討，河川技術論文集，第 24 巻，pp. 425-430，2018。
- 3) 大野剛，永野雄一，本田隆英，高山百合子，伊藤一教：出水警報システム「T-iAlert River」の河川工事への長期適用と予測精度の向上に関する要因の把握，大成建設技術センター報 第 51 号，43，2018.
- 4) 大野剛，伊藤一教：降雨分布画像を用いた深層学習による出水予測手法の構築と実河川への適用性検討，河川技術論文集，第 27 巻，pp117-122，2021 年 6 月
- 5) 関基，木村晃，古山一志，和田高宏，金子祐，穴水秀樹，眞間修一：河川特性を反映したニューラルネットワーク洪水予測の精度向上，河川技術論文集，第 19 巻，2013 年 6 月.
- 6) 山田恒輝，小林洋介，中津川誠，岸上順一：リカレントニューラルネットワークを用いた 2016 年の常呂川洪水事例の水位予測，土木学会論文集 B I（水工学）Vol. 74，No. 5，I_1369-I_1374，2018.
- 7) 一言正之，桜庭雅明：深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法，土木学会論文集 B I（水工学）Vol. 73，No. 1，I_22-I_33，2017.
- 8) 水門水質データベース：国土交通省，<http://www1.river.go.jp/>.
- 9) 国土数値情報 ダウンロードサービス：国土交通省国土政策局国土情報課，<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>.
- 10) 国土交通省九州地方整備局：<http://www1.river.go.jp/>.