

モデル作成が容易な洪水時河川水位モデルの 提案とハイドログラフ再現性の検証

鈴木 貴志¹・諏訪 美佐子¹・池田 弘¹・松岡 英俊¹
河村 明²・天口 英雄²・下地 誠²・高崎 忠勝³

¹株式会社富士通研究所 (〒211-8588 川崎市中原区上小田中 4-1-1)
E-mail:t_suzuki@fujitsu.com

²首都大学東京大学院 都市環境科学研究科 (〒192-0397 八王子市南大沢 1-1)

³東京都土木技術支援・人材育成センター 技術支援課 (〒136-0075 江東区新砂 1-9-15)

本研究ではモデル作成が容易な河川水位モデルを提案した。洪水イベントごとのハイドロロハイト関係を用いるという時系列の考えを取らず、全ての水位データの度数分布のうち、閾値よりも上位のデータのみを採用してパラメータ設定に用いる。基本式としてパラメータ数の少ない流出関数法を採用し、流出関数に相当する水位応答関数は、時間遅れを明示的に考慮した指数関数とした。雨量計毎の係数を導入し、候補とする雨量観測所の中から、着目する水位観測データを説明する雨量観測所が選択される。

得られたパラメータによる本モデルの検証を行い、星の貯留関数モデルと同等、もしくはそれ以上の精度で、良好なハイドログラフの再現性を示すことがわかり、本提案方法の有効性を明らかにした。

Key Words: storage function model, runoff function method, artificial neural network, Iga river, water gauges, root mean square errors

1. はじめに

近年の気候変動に伴い、災害の激甚化が進んでいる。特に最近の豪雨災害の特徴として、中小河川の氾濫で大きな被害が発生している。国土交通省は「中小河川緊急治水対策プロジェクト」を取りまとめ、2020年度を目途に洪水時の水位監視として危機管理型水位計と呼ばれる低コストの水位計を約5,000河川、約5,800箇所での整備を進めている。これにより、従来監視されなかった箇所を中心として、今後は急速に整備が進められることになる。しかし適切な防災・減災のためには、水位の監視のみでなく、洪水予報や、計画的な整備計画に活用される必要がある。これらの実現には、過去の降水、水位データを基にした河川流出や水位の正確な予測が不可欠である。

流出解析の方法としては、古くから貯留関数モデルなどを用いて、過去の洪水イベントに合わせてパラメータを設定する方法が最もよく用いられている。これらの流出解析においては、流量観測によって設定されたH-Q式などの構築が必要となる。

しかしながら、中小河川の流出解析について考えると、国管理河川と比べて水文データの蓄積やデータ取得の更

新頻度についてコスト面から考えると十分に期待できるものではない。また流出モデルの作成においては、洪水イベントの抽出やパラメータ探索範囲設定など、データを見ながら調整する作業が多い。それゆえ特定の河川向けに作成したモデルは、他の河川にそのまま転用することは難しく、モデルの汎用性は極めて低い。

水文データの蓄積が少ない課題に対しては、ニューラルネットワークなどを用いて、過去の実績値(水位、雨量)を学習させ、両者の関係性のモデルを構築し洪水予測するシステムが提案されて数多く報告されている¹⁾。この方法を用いると流量換算を計算に入れる必要がないため、特に中小河川において有効との報告²⁾もされている。

しかし、ニューラルネットワークのモデル構築においても、入力データの選択や中間層の層数やノード数といったネットワーク構造の設計、ハイパーパラメータの調整といったチューニングが必要であり、精度の高いモデルに到達するまでかなりの工数を要する。またこの場合でも一つの河川・流域でモデルをチューニングするため、そのモデルがそのまま他の河川や流域で使える汎用性を持つことは期待できない。

洪水対策が喫緊の課題と位置づけられ、今後水位計が

普及する多くの中小河川で流出解析を行って広く普及させるためには、パラメータチューニングや人の判断が必要な作業を可能な限りなくした、モデル作成作業が容易な洪水時河川水位モデルが必要と考える。

そこで本研究では雨量データを入力とし、H-Q式などの流量観測データを用いることなく、かつパラメータのチューニングなどを必要としない、新たな洪水時水位予測の手法を提案する。またこの方式による水位予測精度を、集中型流出解析である星の貯留関数法⁸⁾による予測と比較検討を行い、精度検証を行ったので報告する。

2. 提案モデルと比較対象モデル

(1) 提案モデルの詳細

提案する水位モデルは、入力データ、説明変数の選択や基本式など、従来の流出解析とは異なる。これらの詳細について記載する。

a) 水位データの選択

図-1は一般的な河川水位観測所における、河川水位とその水位におけるデータ頻度の関係の概要を示す。各種基準水位（氾濫注意水位、氾濫危険水位等）は個々の水位観測所ごとに決められており、この概念図では一例として示してある。データ期間は例えば1年、もしくは数年にわたる累積データで整理するものとし、洪水イベントや出水期だけの抽出などは考えない。

河川水位データのほとんどは低水位で、降雨時には水位は上昇するがほとんどは中程度の上昇であり、データ収集年の降雨状況に応じて基準水位を超えるデータが年に数回記録されるのが一般的である。

通常の流出解析では上述したように過去のデータから洪水イベントの抽出を行い、解析に用いるハイドロ-ハイト関係を決定し、このデータを用いてパラメータのキャリブレーションを行っている。そのため図-1に示す

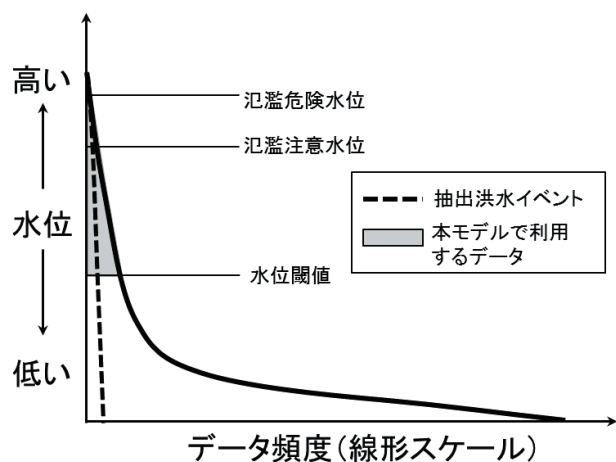


図-1 河川水位とデータ頻度の関係概要

ように、収集されている全体のデータもしくは降雨時の水位データのごく一部しか利用していない。

ここで提案する方法では、洪水イベントごとのハイドロ-ハイト関係を用いるという時系列の考えを取らず、ある閾値高さ以上に上昇した水位データを全て活用することにする。つまりこれまで洪水イベント部分しか利用していなかった高水位データも活用する。これにより、閾値以上のイベント抽出作業や、洪水イベントとして採用するかどうかの判断が不要になり、モデル作成を容易にする。

ここでは、水位-雨量の入力データセットは時系列構造を持つが、貯留関数法のように時刻順に計算する必要がない。そのため本手法は、ニューラルネットワークによる解析と考え方が近い。しかし従来の多くのニューラルネットワーク解析では流出解析と同様、洪水イベントを抽出してネットワーク構造やハイパーパラメータを調整している。特定の洪水イベントを抽出しない例としては、KIM¹⁷⁾が26年間分のデータを結合して用いているが、洪水の発生しやすい7~9月のみを抽出している。いずれも水防上重要な、高水位時での予測精度を高くするパラメータ調整を効率的に行うため、ANNの学習データを限定しているためと考えられる。

b) 説明変数

本モデルの説明変数は雨量データのみを用いる。ただし、従来の集中型流出解析のように、流域周辺にある雨量観測所をGISなどを用いて位置を把握し、ティーセン分割法で求めた流域平均雨量を用いることはしない。本手法では、入力として用いる可能性のある雨量観測所をあらかじめリストアップしておき、その観測所で直接観測された雨量データを説明変数として用いる。雨量観測時点での水位が閾値以下であっても、同定対象とする水位データに対応する時系列の雨量データを用いる。

なおニューラルネットワークモデルでは予測水位観測所の過去のデータのみならず、対象河川上流にある水位観測所の水位データも説明変数として用いる場合が多い¹⁷⁾。これは高い精度のモデルを作成するには、目的変数を説明する情報量が豊富な、相関が強いデータを説明変数に入れることが重要であるためである。しかし、本研究の主眼とするような中小河川においては、河川に沿って適切に配置された複数の水位観測所の存在やその蓄積データがそろっていることは必ずしも期待できない。そのため、上流の水位データを用いることを前提とするモデルでは汎用性に欠ける。また説明変数の水位データが欠損した場合には水位が算出できないという欠点もある。本提案モデルでは雨量データのみを用いることで、解析手法として流出解析と正しい比較も可能である。

c) 基本式

本研究の目的に合った定式化として、パラメータ数が少なく数値計算に向いている流出関数法を水位に対して利用する。流域に単位時間当たり、大きさ1の降雨が瞬間的に加わった場合に生ずるハイドログラフを単位図と呼び、その流域からの河川流量は、有効降雨強度と単位図の畳み込み積分で表されるという単位図法は1932年に Sherman によって提案された方法である⁹⁾。この単位図に相当する関数として指数関数を仮定するなど、様々な関数を仮定した手法が流出関数法¹⁰⁾であるが、水位に用いた例はあまり見受けられない。ここでは観測される水位が、流出関数に相当する関数と降雨強度の畳み込み積分で表されるとする。

図-2は本方法を模式的に示したものである。ここで、 $y(t)$ を時刻 t での河川水位、 i を雨量観測所を示す指数 ($i=1 \sim N$: N は説明変数候補となる雨量観測所数)とし、 $r_i(t)$ を雨量観測所 i における時刻 t での観測雨量とすると、基本式は以下のように記載される。

$$y(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \sum_{\tau=0}^L r_i(t-\tau) \cdot K_i(\tau) \quad (1)$$

ここで、 $K_i(t)$ は流出関数に相当する単位関数、 α_i は雨量観測地点 i の雨に対する河川水位の感度、 L は過去の雨量として考慮する期間を表す。 $y(t)$ 、 $r_i(t)$ それぞれの次元が[m]、[mm/10min.]の場合、 α_i は[m・10min./mm]で時間の次元をもつ。

通常の流出関数法では、直接流出高をもたらす流域平均の有効降雨強度を用いるため、 α_i に相当する係数は1である。しかしここでは複数の観測所で直接観測された雨量データを用いるため、雨量観測地点ごとに河川水位に与える感度として α_i を用いているところが大きな特徴である。ただし、

$$\alpha_i \geq 0 \quad (2)$$

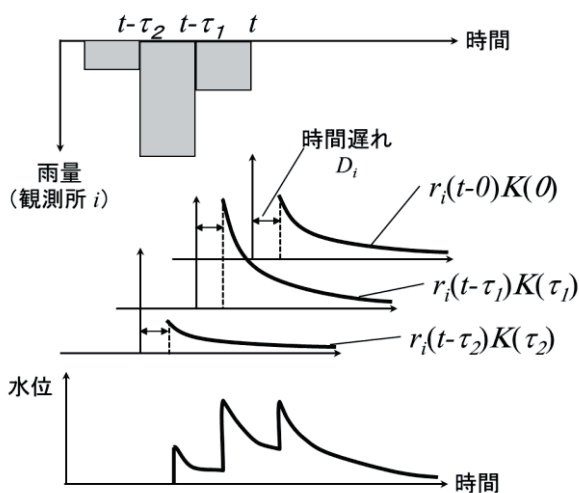


図-2 本提案による水位モデルの概要図

という制限をつけている。これは流域やその周辺に降雨があれば、水位の上昇につながることはあっても下降の原因にはならないという、物理的な知見に基づく。

本手法では、入力として用いる可能性のある雨量観測所をあらかじめリストアップしておき、その観測所のデータを説明変数として用いるが、特定の観測所で α_i が0になる場合がある。このことは、この観測所の雨量は、対象とする河川水位への寄与が小さい、もしくは他の観測所データで水位が説明できることを示している。すなわち本提案方法では、候補となる雨量観測所データを入れておけば、 $\alpha_i=0$ になった雨量観測所が説明変数から落とされることになる。

流出関数に相当する単位関数として、遅延時間を考慮した指数関数を仮定する。

$$K_i(t) = \begin{cases} e^{-\frac{t-D_i}{\lambda_i}} & (t \geq D_i) \\ 0 & (t < D_i) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 D_i は地点 i に降った雨が河川水位観測点まで到達するまでの遅延時間に相当し、地点 i の指数関数の時定数を λ_i であらわしている。このように、雨量観測所で直接観測される降雨が、水位観測所の水位として表出される到達時間を明示的に関数に導入した。キャリブレーションすべきパラメータの総数は、候補となる雨量観測所の数を N とすると、雨量観測所ごとに α_i 、 D_i 、 λ_i の3つがあるため、合計 $3N$ になる。

なお、流出関数法では単位関数として $t=0 \sim \infty$ での積分値が1になるように係数を定めるが、ここでは α_i が直接観測される雨量と水位の換算係数に相当し、観測所ごとに設定する。そのため、単位関数の係数を調整する必要はなく、式(1)の表現で十分である。

d) 最適化アルゴリズム

式(1)を決定する $3N$ のパラメータの同定は、誤差評価関数として平方根平均二乗誤差 (RMSE)を用いた Nelder-Mead 法による最適化手法によって行った。Nelder-Mead 法は局所的最適化アルゴリズムであるが、シミュレーションド アニールによる大域的探索手法や、さまざまな初期条件を用いても、決定されるパラメータはほぼ同じ値に落ち着くことがわかっており、多くの探索では計算時間の短い Nelder-Mead 法による最適化手法によって実施した。

(2) 星の貯留関数モデルの概要¹¹⁾

本提案モデルに対する比較対象として、星の貯留関数モデル⁹⁾を用いた流出解析を検討した。用いた貯留関数モデルは貯留量一流出量関係の二価性を表現した式(4)~(6)を用い、直接流出高により計算を行う。

$$s = k_1 q^{p_1} + k_2 \frac{d}{dt} q^{p_2} \quad (4)$$

$$\frac{ds}{dt} = r_e - q \quad (5)$$

$$r_e = cr \quad (6)$$

ここに、 s : 貯留高(mm), q : 直接流出高(mm/min), t : 時間(min), r_e : 有効雨量(mm), k_1, k_2, p_1, p_2 : モデルパラメータ, c : 流出率, r : 観測雨量(mm)であり, 本モデルのモデルパラメータは5つ(k_1, k_2, p_1, p_2, c)である. パラメータ同定手法としては, 大域的探索法の一つである SCE-UA 法²⁾を用いた. 各パラメータの探索範囲は k_1, k_2 に関しては1~100, p_1, p_2, c に関しては0.1~1とした. また, 計算流出ハイドログラフの再現性の評価は, 提案モデルと同様に観測および計算流量から算定される誤差評価関数である RMSE を用いた.

3. 河川水位モデルの構築

(1) 対象流域と水位・雨量観測所

本研究では, 愛知県岡崎市の矢作川水系・伊賀川を対象流域とした. 伊賀川は流域面積が 11.4 km², 河川延長 5.23km の県管理一級河川である. 本研究では, 図-3 の伊賀川水位観測所の水位を対象として比較検討を行った. この伊賀川観測所では流量観測のデータがあるため, 二つのモデルでの比較が可能である.

伊賀川流域は狭いため, 対象流域内には雨量観測所が存在しない. 星の貯留関数モデルでは, 雨量データは図-3 に示すように, 対象流域外に存在する3箇所の雨量観測所(常盤南小学校, 消防本部, 中央総合公園)のデータから, ティーセン分割法により流域平均雨量を算出して使用した. 提案する手法でも, 同じ3か所の雨量観測所を雨量データ候補として用いている.

なお提案モデルでは直接水位が算出されるため, ここ

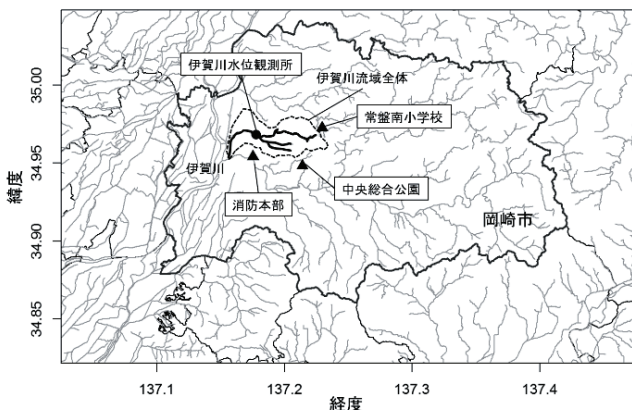


図-3 伊賀川流域図と雨量・水位観測所

では水位に基づき比較検証を行う. 星の貯留関数モデルから算出される流量は, 以下の H-Q 式を用いて水位に換算して表現してある.

$$H = \sqrt{Q/a} - b \quad (7)$$

ここで, Q : 流量 (m³/s), H : 水位 (m) である. 伊賀川水位観測所の場合, 2013~2016 年の流量観測の全データと式(7)から算出した $a=12.718$ (m/s), $b=-22.58$ (m) を用いる.

(2) 対象期間の設定

提案モデルでは特に洪水イベントの抽出はせず, パラメータのキャリブレーションに用いる期間は 2013~2015 年の3年間とし, 2016 年のデータを用いて検証を行った. 降雨, 水位データ共に 10 分間隔である.

一方, 星の貯留関数モデルの場合には, 比較対象とすべき洪水イベントはキャリブレーション期間 (2013年~2015年) で最大流量が 13m³/sec 以上の洪水とし 8 イベントを抽出した. それぞれのイベントに合わせてキャリブレーションを行っている. 一つの洪水イベントの期間としてはその洪水イベントに対応する降雨開始から降雨終了 6 時間までとした. 表-1 にそれぞれのモデルに対する諸元をまとめている.

一方, 2016 年を検証対象期間とし, 同じく最大流量が 13m³/sec 以上の 3 洪水の期間を抽出し, 2 つのモデルの比較を行った. 表-2 に検証用の各洪水イベントの諸元を示す.

(3) 水位データの閾値の設定

図-4 は伊賀川水位観測所の 2013~2015 年の水位データの発生頻度と高水位からの累積%を示したものである. 水位観測間隔は 10 分間で, 欠損データ (欠損率 0.39%) は補間していない. この水位観測所で設定されている汎

表-1 各々のモデルでキャリブレーションに用いる対象期間

	イベント	日時	最大流量 (m ³ /s)	60分最大雨量 (mm/h)	降雨継続時間 (分)
提案モデル	設定不要	2013~2015年	—	—	—
星の貯留関数モデル	C-1	2015年9月10日	27.5	32.9	170
	C-2	2013年9月7日~8日	22.8	42.9	390
	C-3	2015年9月8日~9日	22.5	18.6	2,130
	C-4	2013年10月15日~16日	15.1	14.3	1,110
	C-5	2014年5月26日~27日	15.1	14.2	830
	C-6	2014年5月21日	14.8	16.3	460
	C-7	2013年10月20日~21日	14.6	15.5	1,240
	C-8	2014年9月11日~12日	13.5	14.4	170

表-2 比較対象とする, 検証用洪水イベント

イベント	日時	最大流量 (m ³ /s)	60分最大雨量 (mm/h)	降雨継続時間 (分)
V-1	2016年9月19日	45.4	47.9	1510
V-2	2016年9月7日~8日	17.7	17.3	960
V-3	2016年3月18日~19日	13.8	17.7	870

濫注意水位は 23.9m であり、この水位以上となる累計発生頻度は 0.01% といへん小さい。提案する洪水時の河川水位モデルは高水位での水位再現性を狙ったものであるが、氾濫注意水位などに達する機会は年間を通じてみると頻度が極めて低いことがわかる。キャリブレーションに用いる入力データの閾値となる累積発生頻度として、例えば 1% から 2%, 5% に増加させてもさほどキャリブレーションに用いる河川水位の範囲は広がらない。一方、1% から 0.5% や 0.1% に減少すると、河川水位の範囲は大きく狭められてしまう。そこで本稿では、入力データの閾値となる累積発生頻度として 1% (閾値水位 23.00m) を採用することにした。また式(1)において、過去の雨量として考慮する期間 L は 3 日間 (72 時間) を設定している。

4. パラメータ同定とハイドログラフ再現結果

表-3 に本提案モデルで同定されたパラメータを示す。星の貯留関数モデルでも用いた 3 か所の雨量観測所を雨量データ候補として入力しているが、いずれも係数 α の値は正となり、結果としてこの 3 か所全ての雨量データが選択されている。

図-5 にキャリブレーション期間での 2 つのモデルでの比較代表として、星の貯留関数モデルで用いたイベント C-1 ~ C-3 に合わせて提案モデルをプロットしたハイドログラフを示す。本提案モデルとは異なり、星の貯留関数モデルでは、それぞれのイベントに合わせてキャリブレーションを行っていることに注意が必要である。最も

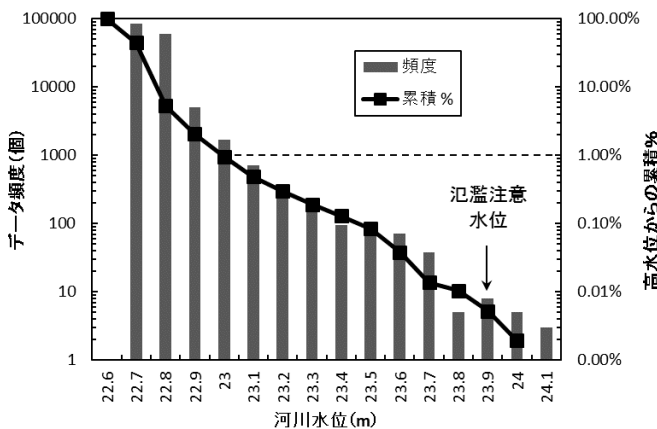


図-4 伊賀川水位観測所の水位データヒストグラムと高水位からの累積%プロット

表-3 提案モデルで算出されたパラメータ

雨量観測点	係数 α	到達時間(min.) D	時定数(min.) λ
消防本部	6.25	0	43
中央総合公園	0.35	0	365
常盤南小学校	0.64	2	727

誤差が大きい C-1 を除けばハイドログラフは精度よく再現できている。一方、提案するモデルは検証期間の水位頻度上位 1% 全てのデータを用いてパラメータを同定しているが、いずれのイベントにおいても星の貯留関数モデルと同等、もしくはそれ以上の再現性を示していることがわかる。特に C-3 のような二山洪水もうまく再現できており、これは基本式として用いている流出関数法が降雨・流出の非線形性に対応できているためと考えている。

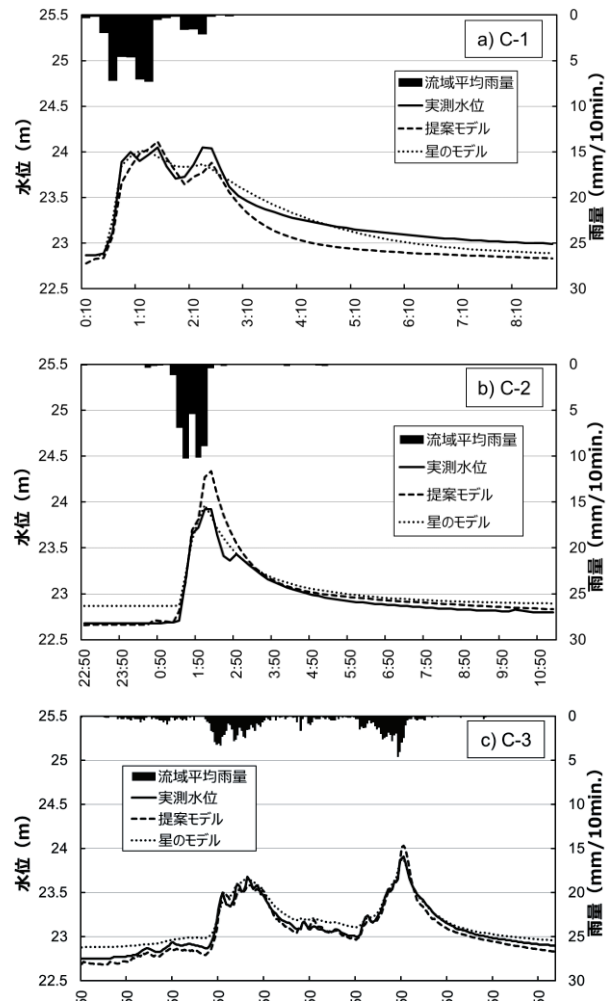


図-5 キャリブレーション期間でのイベントごとのハイドログラフ

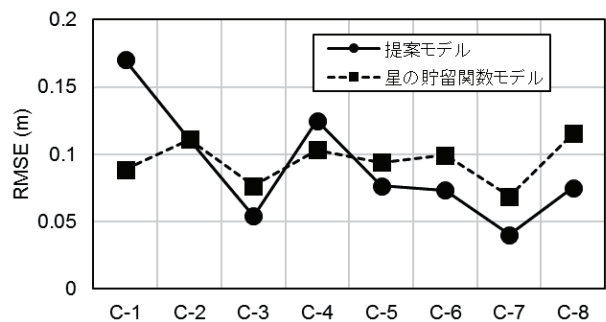


図-6 星の貯留関数モデルで採用された各イベントに合わせた RMSE の比較

図-6に、星の貯留関数モデルで用いたイベント C-1～C-8 に合わせて、イベント毎に調べたハイドログラフの RMSE 値を示す。提案モデルは、C-1 と C-4 で比較的 RSME が高いものの、それ以外のイベントでは全て同じパラメータを用いているにもかかわらず、星の貯留関数モデルと同等、もしくはそれ以下の RSME を記録している。

C-1 で RSME が高い理由として、洪水後の水位減衰時で実測との乖離が大きいことが図-5から読み取れる。これは流出関数に相当する単位関数として、指数関数を用いているために降雨後の水位変化が実態よりも急激に減衰するためと考えられる。水位減衰時をより正確にモデル化するため、関数形の修正や、減衰関数を複数の関数で組み合わせるなどが今後改良すべき点と考えている。

5. 検証結果

同定されたパラメータを用いて、2016年の洪水イベントに対し検証を行った。図-7 にイベント V-1～V-3 でのハイドログラフを示す。ここで注意すべきは、イベント

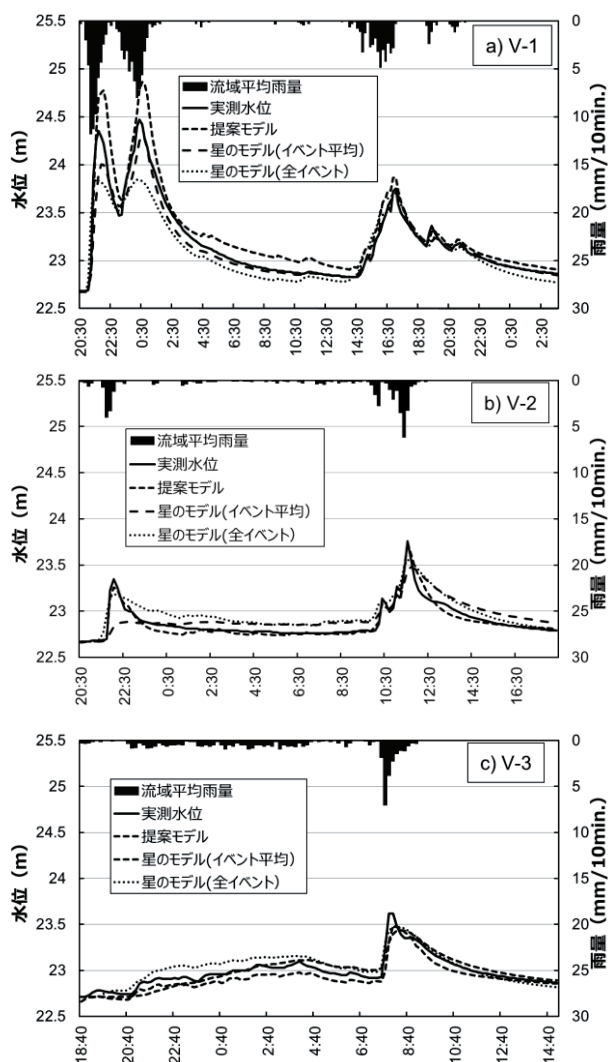


図-7 検証期間でのイベントごとのハイドログラフ

V-1はキャリブレーション・検証期間の全11イベントの中で最大の水位・流量を記録したものである。

提案モデルでは、キャリブレーションで求めた表-3のパラメータを用いて検証を行っている。一方、星の貯留関数モデルでは、キャリブレーション8イベント(C-1～C-8)の全てのデータを対象にして同定したパラメータを「全イベント」と記載する。また、各イベント(C-1～C-8)でおのおの同定されたパラメータの平均値を「イベント平均」と記載している。

検証イベント V-1 において、提案モデルは実測水位よりも過大評価しているものの、ピークの立ち上がりの様子などは良く再現していることがわかる。一方、検証イベント V-2 においてはピークの高さや波形など、実測値を非常に忠実に再現できている。

一方、星のモデルでは、同定された複数のパラメータについてどのように取り扱うかによって再現性が大きく変化している。全イベント(C-1～C-8)に合わせたパラメータを用いた場合、検証イベント V-1 では大きく過小評価しているものの、V-2 では低水位の箇所を除けばピーク波形を比較的再現している。それに対して、各イベント(C-1～C-8)でおのおの同定されたパラメータの平均値を用いた場合、検証イベント V-2 の特に最初のピークについて大きく過小評価しているのに対し、V-1 では全イベントのパラメータを用いた場合よりも実測に近い数値を出している。

図-8 に、イベント V-1～V-3 毎に調べたハイドログラフの RMSE 値を示す。いずれのイベントでも、星の貯留関数モデルと同等、もしくはそれ以下の RSME を記録している。

このように提案モデルは洪水イベントごとのハイドロ-ハイト関係を用いるという時系列の考えを取らず、キャリブレーション期間でパラメータを定め、それを検証期間で用いるため、人の判断が必要なプロセスがほとんどない。そのため、モデルの作成が非常に容易で、自動化しやすい。また本研究により、星の貯留関数モデル Z の精度を比べても全く遜色ない精度を達成できることがわかった。

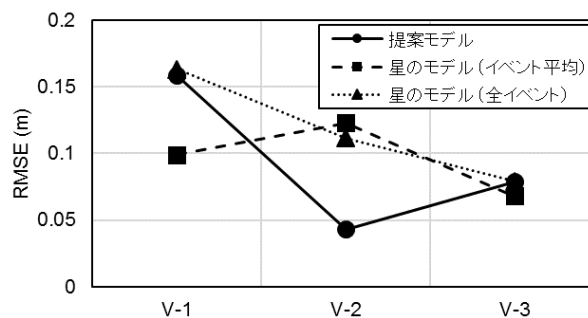


図-8 星の貯留関数モデルで採用された各イベントに合わせた2つのモデルでの RMSE の比較

6. まとめ

本報告では、モデル作成がほぼ自動化できる河川水位モデルを提案した。洪水イベントごとのハイドロ-ハイエト関係を用いるという時系列の考えを取らず、全ての水位データの度数分布のうち、閾値よりも上位のデータのみを自動で抽出し、パラメータ設定に用いる。本稿では、閾値として上位 1%を採用した。

また基本式として、パラメータ数の少ない流出関数法を採用した。ここでは単位図法における流出関数に相当する水位応答関数を仮定し、観測される水位は降雨強度の畳み込み積分で表されるとした。また水位応答関数としては、時間遅れを明示的に考慮した指数関数とした。

基本式のパラメータ a_i について、水文的な考え方から負にはならない、という制限をつけており、候補とする雨量観測所の中から、着目する水位観測データを説明する雨量観測所が選択される。

これにより提案するモデルで設定すべき内容は、パラメータ同定に用いる水位閾値と、雨量観測所の候補設定のみである。例えばデータを見ながら調整し、判断するようなどころはほぼ皆無で、モデルの作成が非常に容易である。

得られたパラメータによる検証では、星の貯留関数モデルと同等、もしくはそれ以上の精度で、良好なハイドログラフの再現性を示すことがわかり、本提案方法の有効性を明らかにした。今後は、流域サイズが異なる場合や、地形・地質が不均一な流域など、さまざまな河川に適用して有効性を確認していく。

謝辞：各種の水文データを提供していただきました、岡崎市役所様に感謝致します。

参考文献

- 1) 槻山敏昭, 外山久典, 笹原和彦, 眞間修一, 関基, 竹村仁志: ニューラルネットワークによる阿武隈川洪水予測の基礎的検討, 河川技術論文集, 第9巻, pp.173-178, 2003.
- 2) 稲吉明男, 長江幸平, 田宮睦雄, 宮田達磨, 眞間修一, 竹村仁志: ニューラルネットワークによる二級河川での洪水予測の基礎的検討, 河川技術論文集, 第9巻, pp.179-184, 2003.
- 3) 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, pp.295-300, 2013.
- 4) 一言正之, 服部洋祐, 梶正範, 小野寺勝, 桜庭雅明: 斐伊川を対象としたニューラルネットワーク洪水予測の精度向上に関する研究, 河川技術論文集, Vol.18, pp.441-446, 2012.
- 5) 一言正之, 桜庭雅明, 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, pp.I_187-I_192, 2016.
- 6) 一言正之, 桜庭雅明: 深層学習の適用による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, Vol.22, pp.1-6, 2016.
- 7) Kim, S. and Tachikawa, Y.: Real-time river-stage prediction with artificial neural network based on only upstream observation data, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.74, No.4, pp.I_1375-I_1380, 2018.
- 8) 星清, 山岡勲: 雨水流法と貯留関数法の相互関係, 水理講演会論文集, Vol.26, pp.273-278, 1982.
- 9) Sherman, L. K.: Streamflow from rainfall by the unit-graph method, Eng. News Record, Vol.108, pp.501-502, 1932.
- 10) 社団法人土木学会: 水理公式集, 昭和46年改定版.
- 11) 下地誠, 河村明, 天口英雄, 鈴木貴志, 高崎忠勝: 矢作川水系・伊賀川流域を対象とした星の貯留関数モデルによるハイドログラフ再現性に関する一考察, 第46回土木学会関東支部研究発表会講演集, CD-ROM版(II-9), 2019.
- 12) 田中丸治哉: タンクモデル定数の大域的探索, 農業土木学会論文集, No.178, pp.103-112, 1995.

(Received April, 9, 2019)

(Accepted July, 8, 2019)

PROPOSAL OF FLOOD RIVER LEVEL MODEL THAT IS EASY TO CREATE AND ITS VERIFICATION OF HYDROGRAPH REPRODUCIBILITY

Takashi SUZUKI, Misako SUWA, Hiroshi IKEDA, Hidetoshi MATSUOKA, Akira KAWAMURA, Hideo AMAGUCHI, Makoto SHIMOJI and Tadakatsu TAKASAKI

We proposed a river level model that is easy to create. From the frequency distribution of all water level data, the data above the threshold is adopted and used for parameter setting without taking the idea of using the hydro-hyet relationship for each flood event. The runoff function method is adopted as the basic equation, and the water level response function corresponding to the runoff function is an exponential function in which the time delay is explicitly considered. Coefficients for each rain gauge are introduced, and rainfall observation stations that explain the water level observation data of interest are selected.

It was found that good hydrograph reproducibility was shown with accuracy equal to or better than the Hoshi storage function model, and the effectiveness of the proposed method was clarified.