

予測更新システムの逐次重み更新手法を導入した実時間流出予測

立川康人・椎葉充晴・市川 温

要 旨

既往洪水から同定された貯留関数パラメータは洪水ごとに異なる値を示す。したがって現に起こりつつある洪水に適合するモデルパラメータは、一般には過去に同定したモデルパラメータとは一致しない。適合しないモデルパラメータを用いた場合は当然、良い予測結果は得られない。そこで、貯留関数パラメータが洪水ごとに変化することを考慮するために、複数の予測更新システムを同時に実行してそれらの重みを逐次更新する手法を導入した実時間流出予測手法を提案し、実流域に適用してその効果を検証する。

キーワード：実時間流出予測、貯留関数法、カルマンフィルタ理論、洪水災害

1. 序論

洪水流出モデルはこれまでも様々なモデルが提案されているが、中でも貯留関数法(木村(1962))は、流出現象の非線形性を考慮しており洪水の再現性が高いこと、我が国における適用例が多いこと、簡便なモデルであり計算負荷が少ないこと等の利点を有しており、現在でも有力な洪水流出モデルの一つである。ただし、実時間で流出予測に貯留関数法を用いることを考えると、その最適モデルパラメータが洪水ごとに変化するため、これまでに同定したモデルパラメータが現におこりつつある洪水に適合するとは限らないという欠点を持つ。適合しない場合は当然良い予測結果は得られない。実用的な実時間流出予測手法を構成するためには、モデルパラメータの不確定性を考慮した手法を開発する必要がある。

これに対処する方法として、モデルパラメータを時々刻々推定し修正しながら将来の流量を予測する方法が考えられる。しかし、貯留関数パラメータのうち一次流出率 f_1 、飽和雨量 R_{sa} 、遅滞時間 T_L は時々刻々修正するという取り扱いが難しい。そこで高棟ら(1994, 1996)は、時々刻々パラメータを修正するのではなく、異なる貯留関数パラメータを設定した複数の予測更新システムを用意して同時進行させ、現在の出水に適合する予測更新システムを重視するように、時々刻々、予測更新システムに対する

重みを修正することを考えた。そしてこれを実現した手法として、遅滞時間、流入係数が出水ごとに異なることを考慮した実時間流出予測法を提案した。吉村ら(1996)は同様の手法をダム湖流入量の実時間予測システムに導入してその精度を検証している。

本研究では、さらに本手法の性能を検証するために、一般に貯留関数法で用いられるモデルパラメータ(一次流出率、飽和雨量、遅滞時間)が洪水ごとに異なることを考慮する実時間流出予測システムを構成し、実流域に適用してその効果を検証する。

2. 予測更新システムの逐次重み更新手法を導入した実時間流出予測手法の構成

高棟ら(1985)は、貯留型の洪水流出モデルのもとにカルマンのフィルタリング・予測理論(例えば Bierman(1997))を応用した実時間流出予測手法を提案している。この方法は、対象とする流域からの出水を貯留関数法または別の貯留型モデルを用いた状態空間型モデルとしてとらえ、カルマンのフィルタリング・予測理論を適用して対象地点の観測流量をもとに逐次、状態量を修正しながら将来時刻の流量を予測するというものであった。

ここでは、この手法を利用した流出予測システムを基本とし、複数の流出予測システムを同時に実行してそれらの重みを逐次更新することにより、洪水

ごとに貯留関数パラメータが異なることを考慮する
実時間流出予測手法を提案する。

2.1 洪水流出予測システムの基本構成

貯留関数法を用いた状態空間モデルで洪水流出
を表現し、これにシステム誤差と観測誤差を導入す
る。ここで、システム誤差、観測誤差は白色正規性
を仮定して固定的に与える。予測計算、およびカル
マンフィルターを適用する際、非線型関数の線形化
には、統計的線形化を用いそれをUD分解フィルタ
ーと結合させる手法(高樟ら(1985))を利用した。以降、
基本予測システムと言えここで示した予測システ
ムを指すことにする。

(1) 流出モデルの状態空間表示

貯留関数法をもとに、 $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ における状態
方程式を

$$\frac{d}{dt}x(t) = f_1 r(t - T_L) - (x(t)/K)^{1/p} + w(t) \quad (1)$$

観測方程式を

$$y_k = (x_k/K)^{1/p} + v_k \quad (2)$$

とする。ここに $r(t)$: 時刻 $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ における平均
降雨強度, x_k, y_k : 時刻 t_k における貯留高および
流出高, f_1, T_L, K, p : 貯留関数パラメータ, $w(t), v_k$
はシステム誤差, 観測誤差であり, 白色正規性を仮
定して固定的に与える。これらを一般的に書くと,

$$\frac{d}{dt}x(t) = f(x(t), r_k) + Fw(t), \quad t_k \leq t \leq t_{k+1} \quad (3)$$

$$y_k = g(x_k) + Gv_k \quad (4)$$

と表現でき, r_k : 時刻 $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ での平均降雨強
度ベクトル, x_k, y_k : 時刻 t_k での状態量ベクトルお
よび出力ベクトル, f, g : 非線型のベクトル値関数,
 F, G : 係数行列, $w(t), v_k$: システム誤差ベクトル
および観測誤差ベクトルで,

$$E[w(t)] = 0, \quad E[w(t)w(\tau)^T] = Q\delta(t - \tau) \quad (5)$$

$$E[v_k] = 0, \quad E[v_k v_n^T] = R\delta_{k,n} \quad (6)$$

である。ここに, Q はシステム誤差の共分散行列,
 R は観測誤差の共分散行列, $\delta(t - \tau)$ は Dirac のデ
ルタ関数, $\delta_{k,n}$ は Kronecker のデルタ, $E[\cdot]$ は期待値
記号を表す。また, x, w, v は相互に無相関であるこ
とを仮定する。

(2) 将来時刻の流量の予測(予測更新)

現在時刻を t_k として, ΔT 時間先の時刻 $t_{k+1} =$
 $t_k + \Delta T$ での洪水流量の予測値を得るために, 降
雨 r_k を与えて現時刻 t_k での状態量 x_k の確率分布
を初期条件として, 状態方程式(3)を微小時間間隔
 $\Delta t (\leq \Delta T)$ 毎に線形化・離散化して近似的に解き,
将来時刻 t_{k+1} での x_{k+1} の確率分布を求める。なお,
観測値 y_k を用いて観測更新を行なった後の x_k の

推定値および推定誤差の共分散行列を \hat{x}_k, \hat{P}_k と表
し, $x(t), t > t_k$ については $\tilde{x}(t), \tilde{P}(t)$ と表すこと
にする。

時刻 $t (t_k \leq t < t_{k+1})$ において, $\tilde{x}(t)$ の近傍で f を
線形化して,

$$\frac{d}{dt}x(t) = Ax(t) + b + Fw(t) \quad (7)$$

とする。 A, b はそれぞれ係数行列, 係数ベクトル
である。これを離散化して,

$$x(t + \Delta t) = \Phi x(t) + \Gamma b + \Gamma F w_t \quad (8)$$

とする。 Φ, Γ は係数行列である。ここで, Δt 内で
 w_t は一定とし,

$$E[w_t] = 0, \quad E[w_t w_s^T] = Q_t = Q/\Delta t \quad (9)$$

である。(8)式より,

$$\tilde{x}(t + \Delta t) = \Phi \tilde{x}(t) + \Gamma b \quad (10)$$

$$\tilde{P}(t + \Delta t) = \Phi \tilde{P}(t) \Phi^T + \Gamma F Q_t F^T \Gamma^T \quad (11)$$

となる。微小時間間隔ごとに $t = t_{k+1}$ まで状態方
程式の線形化・離散化を繰り返し, x_{k+1} の事前(観測
更新を行なう以前)の推定値 $\tilde{x}_{k+1} = \tilde{x}(t_{k+1})$ と推定
誤差の共分散行列 $\tilde{P}_{k+1} = \tilde{P}(t_{k+1})$ を得る。

次に, ここで得た状態量の事前推定値の確率分布
を流量の確率分布に変換するために, 観測式(4)の
 g を \tilde{x}_{k+1} の近傍で線形化して,

$$y_{k+1} = Hx(t_{k+1}) + d + Gv_{k+1} \quad (12)$$

を得る。 H, d は係数行列, 係数ベクトルである。こ
の式により, y_{k+1} の予測値 \tilde{y}_{k+1} と予測誤差の共
分散行列 \tilde{Y}_{k+1} は, それぞれ,

$$\tilde{y}_{k+1} = H\tilde{x}_{k+1} + d \quad (13)$$

$$\tilde{Y}_{k+1} = H\tilde{P}_{k+1}H^T + GRG^T \quad (14)$$

として得られる。

(3) 流量観測に伴う状態量推定値の更新(観測更新)

時間が ΔT だけ進んで出力ベクトルの観測値 y_{k+1}
が得られたら, カルマンフィルターを適用して,

$$\tilde{x}_{k+1} = \tilde{x}_{k+1} + K(y_{k+1} - \tilde{y}_{k+1}) \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_{k+1} &= (I - KH)\tilde{P}_{k+1} \\ &= (I - KH)\tilde{P}_{k+1}(I - KH)^T \\ &\quad + KGRG^T K^T \end{aligned} \quad (16)$$

$$K = \tilde{P}_{k+1}H^T(H\tilde{P}_{k+1}H^T + GRG^T)^{-1} \quad (17)$$

を得る。この \tilde{x}_{k+1} と \hat{P}_{k+1} を次ぎの予測計算の初期
値とし, 再び状態方程式(3)を解いて次の時刻の予
測値を求める。なお, ここでは降雨強度は確定的に
与えられるものとしている。

2.2 貯留関数パラメータの不確定さを考慮した洪水流出予測手法の構成

(1) 手法の概要

上述した基本予測システムを複数用意して同時に実行し、各基本予測システムの重みを逐次更新して、貯留関数パラメータの不確定さを考慮する洪水流出予測手法を考える。

手順は以下の通りである。まず、各基本予測システムに異なる貯留関数パラメータを設定し、各基本予測システムの重みの初期値を与える。次に、すべての基本予測システムを同時進行させて、それぞれ流量の推定値・予測値とその推定誤差分散・予測誤差分散を求め、推定値の誤差の確率分布が正規分布に従うとして、現在観測された流量が生起する確率密度を基本予測システムごとに求める。次に、現在の観測流量が生起する確率密度をもとに各基本予測システムの重みを更新する。最後に、更新されたそれぞれの重みを、対応する流量の予測値に乗じて総和を取ることで、流量の予測値の最確値を得る。

(2) 予測アルゴリズム

ここでは貯留関数パラメータ f_1, R_{sa}, T_L, K, p のうち f_1, R_{sa}, T_L は出水ごとに変化すると考え、 K は永井ら(1982)を参考にして流域面積から決定し、 p は0.6に固定する。 f_1, R_{sa}, T_L が洪水ごとに变化することを考慮した予測のアルゴリズムを具体的に書くことによる。

- 1) f_1 が $f_{1,1}, f_{1,2}, \dots, f_{1,p}$ の離散的な p 個のケース、 R_{sa} が $R_{sa,1}, R_{sa,2}, \dots, R_{sa,q}$ の離散的な q 個のケース、 T_L が $T_{L,1}, T_{L,2}, \dots, T_{L,r}$ の離散的な r 個のケースを取ると考え、これらの組み合わせによる $p \times q \times r$ 個の基本予測システムを用意する。
- 2) $f_1 = f_{1,i}, R_{sa} = R_{sa,m}, T_L = T_{L,n}$ ($i = 1, \dots, p, m = 1, \dots, q, n = 1, \dots, r$) であるような基本予測システムの重みを P_{imn} とし、 P_{imn} の初期値を設定する。
- 3) $p \times q \times r$ 個の基本予測システムを同時進行させ、 $f_1 = f_{1,i}, R_{sa} = R_{sa,m}, T_L = T_{L,n}$ である基本予測システムの観測更新後の流量の推定値 $\hat{y}_{imn}(t_k)$ 、その推定誤差分散 $\hat{Y}_{imn}(t_k)$ 、 ΔT 時間先の流量の予測値 $\tilde{y}_{imn}(t_k + \Delta T)$ 、その予測誤差分散 $\tilde{Y}_{imn}(t_k + \Delta T)$ を、すべての基本予測システムにおいて算定する。ここで、 t_k は現在時刻を表す。
- 4) $\hat{y}_{imn}(t_k)$ と $\hat{Y}_{imn}(t_k)$ をもとに、観測流量 $y(t_k)$ が生起する確率密度を次式により求める。

$$g(y(t_k)|f_1 = f_{1,i}, R_{sa} = R_{sa,m}, T_L = T_{L,n})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{Y}_{imn}(t_k)}} \exp \left[-\frac{(\hat{y}_{imn}(t_k) - y(t_k))^2}{2\hat{Y}_{imn}(t_k)} \right]$$

- 5) 前回の観測更新後の基本予測システムに対する重み $P_{imn}(t_{k-1})$ を次式によって更新する。

$$g_{imn}(t_k) = g(y(t_k)|f_1 = f_{1,i}, R_{sa} = R_{sa,m}, T_L = T_{L,n})$$

として

$$P_{imn}(t_k) = \frac{g_{imn}(t_k)P_{imn}(t_{k-1})}{\sum_{l=1}^p \sum_{m=1}^q \sum_{n=1}^r g_{lmn}(t_k)P_{lmn}(t_{k-1})}$$

- 6) それぞれの基本予測システムにおける流量の予測値 $\tilde{y}_{imn}(t_k + \Delta T)$ から総合的な予測値

$$\begin{aligned} \tilde{y}(t_k + \Delta T) &= \sum_{l=1}^p \sum_{m=1}^q \sum_{n=1}^r P_{lmn}(t_k) \tilde{y}_{lmn}(t_k + \Delta T) \end{aligned}$$

を求める。

- 7) 時刻が進んで新たに観測情報を得たら3)に戻って繰り返す。

ここで示したアルゴリズムは貯留関数を対象としてそのモデルパラメータの不確定さを考慮した実時間予測アルゴリズムであるが、他の流出モデルを用いた場合も同様のアルゴリズムを構成することができる。場合によっては、基本予測システムごとに異なる流出モデルを採用し、基本予測システムの重みを時々刻々更新することにより、状況に応じて適切な流出モデルを重視するような予測システムを構成することも可能である。

3. 角川ダム流域への適用と本手法導入の効果

本手法を角川ダム流域(724.0 km²)に適用し、その効果を検証する。角川ダム流域は、神通川の上流域にあり、高山市がこれに含まれる。

3.1 既往洪水から求めた貯留関数パラメータの頻度分布

本手法を適用するにあたって、基本予測システムに与える重みの初期値を設定するために、モデルパラメータがどの程度分布するのかを調査した。Fig. 1, Fig. 2, Fig. 3 はそれぞれ角川ダム流域の既往20洪水をもとに調べた f_1 と T_L 、 f_1 と R_{sa} 、 T_L と R_{sa} の頻度分布図であり、水平軸には f_1 、 T_L 、 R_{sa} の値を、鉛直軸にはそれらが同定された出水の数を示している。

これらのパラメータは、 p を0.6に固定し、 K は流域面積をもとに13.0 (mm-h 単位)として、観測値と計算値との差の二乗和が最小となるように求めた値であり、 f_1 は0.1刻みの値、 T_L は0.5時間刻みの

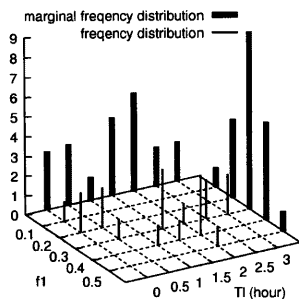


Fig. 1 Frequency distribution of f_1 and T_L for the Tsuno River Basin.

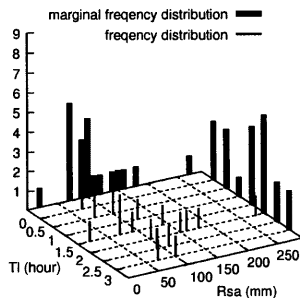


Fig. 3 Frequency distribution of T_L and R_{sa} for the Tsuno River Basin.

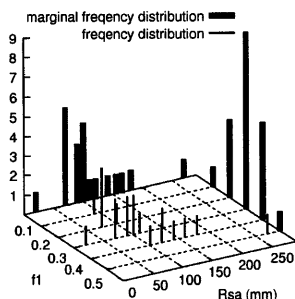


Fig. 2 Frequency distribution of f_1 and R_{sa} for the Tsuno River Basin.

値、 R_{sa} は 10 mm 刻みの値を取るものとした。これらの図中で太線で示したものは、 f_1 、 T_L および R_{sa} の周辺頻度分布である。

これらの結果から、 f_1 は 0.3 の値を取ることが多くその周りに均等に分布すること、 T_L は 1.5 時間と 2 時間の値を取る場合が多いがそれ以外の値を取ることも多く一様に分布すると考えた方がよいこと、 R_{sa} は 70 mm から 100 mm の間の値を取ることが多いがそれ以外の値を取ることも多く、非常に分布の幅が広いことなどがわかる。

3.2 予測結果と考察

本手法導入の効果を検証するために角川ダム流域の既往 20 洪水について以下の 4 つ場合の予測結果を比較検討した。

Case 1 その洪水で同定した f_1 、 R_{sa} 、 T_L を設定した単一の基本予測システムを用いた場合の予測

結果

Case 2 それとは異なる洪水で同定した f_1 、 R_{sa} 、 T_L を設定した単一の基本予測システムを用いた場合の予測結果

Case 3 f_1 、 R_{sa} 、 T_L の値の異なる複数の基本予測システムを用意し、逐次、各予測システムの重みを更新した場合の予測結果 (各基本予測システムに与える初期の重みをすべて等しく設定する場合)

Case 4 f_1 、 R_{sa} 、 T_L の値の異なる複数の基本予測システムを用意し、逐次、各予測システムの重みを更新した場合の予測結果 (各基本予測システムに与える初期の重みを、既往の洪水から求めた f_1 、 R_{sa} 、 T_L の頻度分布をもとに設定する場合)

いずれのケースもシステム誤差の分散は $10 (\text{mm}^2/\text{hr}^2)$ 、観測誤差の分散はピーク流量の約 10% 程度を目安として $10 (\text{mm}^2/\text{hr}^2)$ とした。また、本手法自体の性能を検証するために、観測降雨を予測降雨として与えた。実際には降雨も予測することになるので、その予測誤差が流出予測システムの誤差に加わることになる。以下、20 洪水に適用した結果のうち、特徴的な 3 例を示す。

(1) 1989 年 9 月 1 日～8 日の出水に対する予測結果

角川ダム流域における 1989 年 9 月 1 日～8 日の出水に対する Case 1, Case 2, Case 3, Case 4 の予測ハイドログラフを Fig. 4, Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7, Fig. 8 に示す。Fig. 4 は、この洪水で同定したパラメータ $f_1 = 0.5$ 、 $R_{sa} = 270 (\text{mm})$ 、 $T_L = 2.0 (\text{hr})$ を与えた単一の基本予測システムによる 1 時間先の予測結果と観測値を示したもので、1 回目のピーク、2

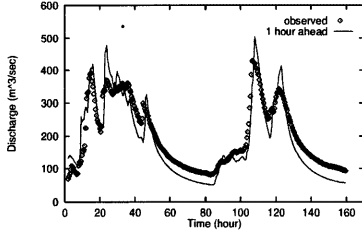


Fig. 4 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to the flood (Case 1).

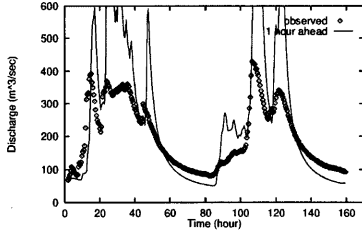


Fig. 5 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to another flood (Case 2).

回目のピークとも良く合っており、当然ながら良い予測結果が得られている。Fig. 5 は、同じ流域で起こった別の洪水で同定した f_1 , R_{sa} , T_L を与えた場合の予測結果であり予測の精度は悪い。現在起こりつつある洪水に適合するモデルパラメータと設定したモデルパラメータが異なる場合にはこのような結果となる。

Fig. 6 は、 f_1 が 0.1 ~ 0.5 まで 0.1 ごとに 5 種類、 R_{sa} が 0 (mm) ~ 200 (mm) まで 20 (mm) ごとに 11 種類、 T_L が 0.0 (hr) ~ 3.0 (hr) まで 0.5 時間ごとに 7 種類、これらの組合わせて合計 385 種類の基本予測システムを同時進行させ、基本予測システムに与える重みの初期値をすべて等しく与えた場合の予測結果である。この洪水に適合する R_{sa} の値は 270 (mm) であり、基本予測システムに設定した R_{sa} の範囲外であったため、2 回目のピークは実測値と予測値が大きく異なるという結果となった。1 回目のピークは比較的良く合っているが 2 回目のピークが観測値よりもかなり大きな値を示しているのは、2 回目のピーク前に積算降雨量が今回設定した R_{sa} の最大値 200 (mm) を超えており、降雨がすべて流出するとして計算されるためである。

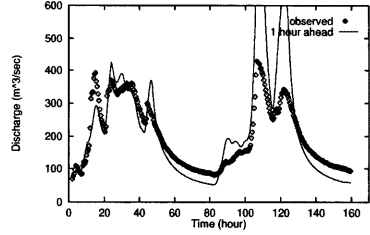


Fig. 6 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously (Case 3). In the case, the value of the best fitted model parameter R_{sa} to the flood is not included in the range of R_{sa} set to the prediction system.

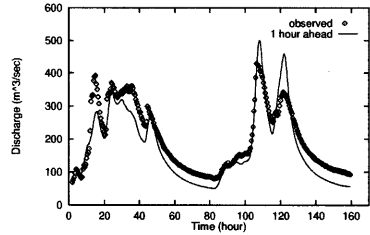


Fig. 7 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

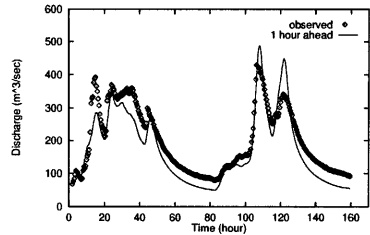


Fig. 8 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

これに対して Fig. 7 は、この洪水に適合する R_{sa} の値 270 (mm) が含まれるように、 R_{sa} の値を 10 (mm) ~ 300 (mm) まで 10 (mm) ごとに 30 種類設定して計算した場合の予測結果である。この場合、

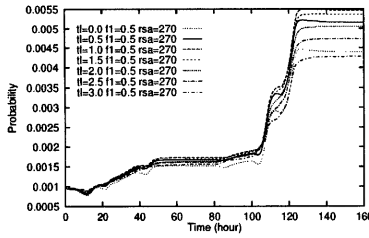


Fig. 9 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

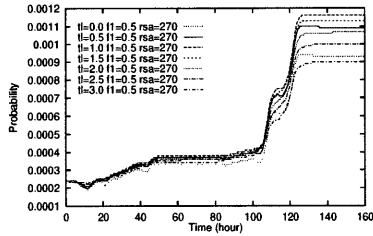


Fig. 10 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

f_1 , T_L のばらつきは、前の例とまったく同様にそれぞれ 5 種類、7 種類とし、合計 1050 種類の基本予測システムを同時に進行させて基本予測システムの重みを逐次更新して予測値を算定した。各基本予測システムに与える重みの初期値はすべて等しく設定した。

また、Fig. 8 は Fig. 7 と同じく 1050 種類の基本予測システムを同時進行させ、重みの初期値を基本予測システムごとに変化させた場合の予測結果である。重みの初期値は、既往の洪水によって同定したパラメータの頻度分布をもとに、 R_{sa} , T_L は一様に分布するとし、 f_1 が 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 の場合のそれぞれの 210 種類の基本予測システムの重みの比率が 1 対 4 対 9 対 5 対 1 となるように設定した。

Fig. 9 と Fig. 10 はそれぞれの場合の重みの時間推移を表したものであり、1050 種類の基本予測システムのうち最終的に大きな重みを示した 7 種類の基本予測システムの重みの推移を示している。どちらのケースも 2 回目のピーク生起時刻において $R_{sa} = 270$ (mm) の基本予測システムの重みが大きくなっており、Case 2 や Fig. 6 で示した場合より

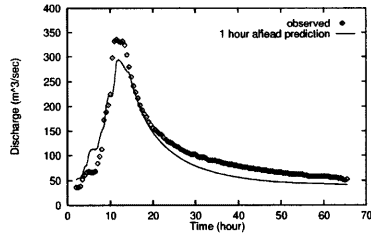


Fig. 11 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to the flood (Case 1).

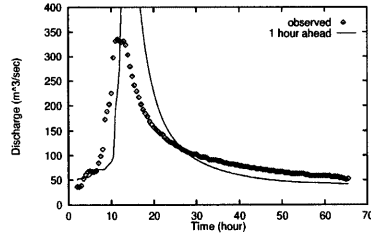


Fig. 12 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to another flood (Case 2).

も予測結果が大きく改善されている。なお、Case 3, Case 4 とも 1 回目のピーク流量の予測値は観測値よりも小さな値を示した。基本予測システムの重みの時間推移 (Fig. 9, Fig. 10) を見ると、1 回目のピークが発生する 10 時付近で Case 3, Case 4 とも今回の洪水に適合する $f_1 = 0.5$ の基本予測システムの重みが一且小さくなりその後大きくなっている。このことは、10 時付近では、より小さな f_1 を持つ予測更新システムを重視していることになり、予測システムが 1 回目のピークに対応しきれていない。これに関してはシステムに改良の余地がある。しかし、全体的には R_{sa} の取る値の範囲を広げた Case 3, Case 4 の予測結果は Case 2 よりはるかに良く、Case 1 にかかなり近い良好なものとなった。

(2) 1993 年 9 月 13 日 ~ 16 日の出水に対する予測結果

角川ダム流域における 1993 年 9 月 13 日 ~ 16 日の出水に対する Case 1, Case 2, Case 3, Case 4 の予測ハイドログラフを Fig. 11, Fig. 12, Fig. 13, Fig. 14 に示す。Fig. 11 は、この洪水で同定したパラメータ $f_1 = 0.3$, $R_{sa} = 70$ (mm), $T_L = 1.5$ (hr) をもつ単一の基本予測システムによる予測結果、Fig.

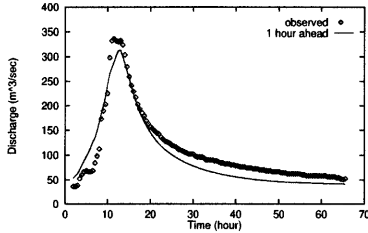


Fig. 13 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

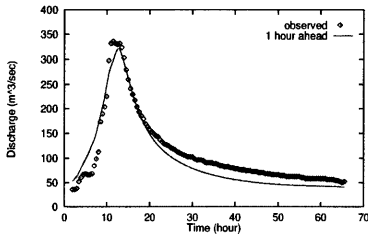


Fig. 14 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

13, Fig. 14 は、前節と同じ 1050 種類の基本予測システムを同時進行させて得た予測結果であり、それぞれ重みの初期値をすべて等しく設定した場合と基本システムごとに異なる値を設定した場合の予測結果である。

Case 2 の予測結果が良くないのは当然として、Case 3, Case 4 が Case 1 と同程度かそれを上回るほどの良好な予測結果を示している。重みの時間推移 Fig. 15, Fig. 16 の 10 時～15 時付近を見ると、Case 3, Case 4 では $R_{sa} < 70$ (mm) の値をもつ基本予測システムがある程度の重みをもつため、予測システム全体では $R_{sa} = 70$ (mm) の基本予測システムの予測値よりも多少大きな予測結果を示すことになり、その結果より観測値に近い値を示すこととなった。

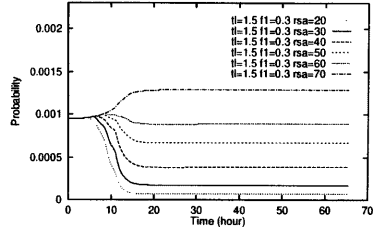


Fig. 15 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

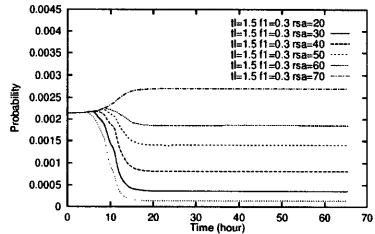


Fig. 16 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

(3) 1993 年 9 月 29 日～10 月 2 日の出水に対する予測結果

角川ダム流域における 1993 年 9 月 29 日～10 月 2 日の出水に対する Case 1, Case 2, Case 3, Case 4 の予測ハイドログラフを Fig. 17, Fig. 18, Fig. 19, Fig. 20 に示す。Fig. 17 はこの洪水で同定したモデルパラメータ $f_1 = 0.2$, $R_{sa} = 70$ (mm), $T_L = 0.0$ (hr) をもつ単一の基本予測システムを用いた場合の予測結果、Fig. 19, Fig. 20 は、前節と同じシステムで得た予測結果である。

この出水においては、Case 3, Case 4 ともピーク付近で予測値が観測値よりも大きな値を示しており、Case 1 よりも劣る結果となったが、Case 2 よりはかなり実測値に近い予測結果を得ることができた。重みの時間推移 Fig. 21 を見ると、 $f_1 = 0.1$ である基本予測システムが重視され、より小さな流出量を出力しようと予測システムが機能していることがわかる。しかし、流量がピークに達する 15 時付近では重みの変化が流量の変化に対応しきれず、ピーク流量を実測値よりも大きく予測している。Case 3 と Case

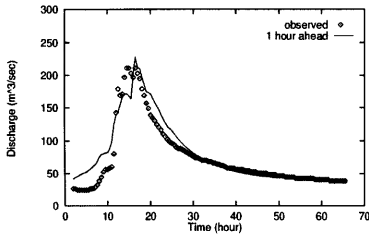


Fig. 17 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to the flood (Case 1).

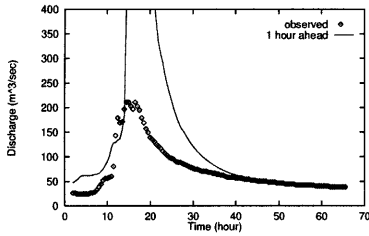


Fig. 18 One-hour-ahead discharge prediction by a filtering system with best fitted model parameters to another flood (Case 2).

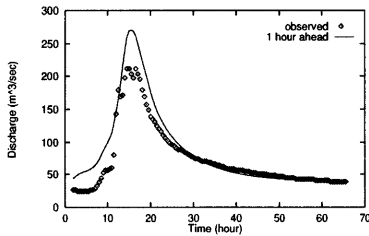


Fig. 19 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

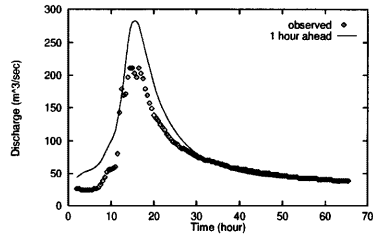


Fig. 20 One-hour-ahead discharge prediction by a number of filtering systems, which run simultaneously. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

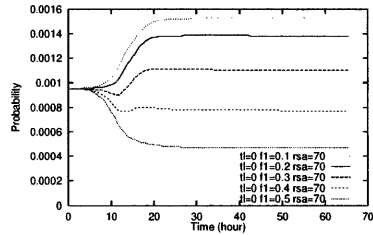


Fig. 21 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set evenly (Case 3).

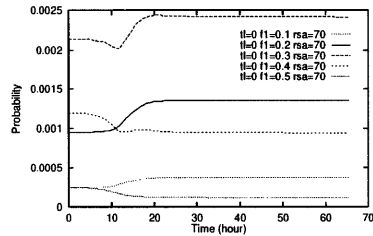


Fig. 22 Time series of the weight of filtering systems. In the case, the initial values of the weight to each filtering system are set according to the frequency distribution of the model parameters (Case 4).

4とを比較すると、Case 4では今回適合する f_1 よりも大きな f_1 を設定した基本予測システムを重視するように重みの初期値を与えているため、Case 4の方がピーク流量を大きく予測するという結果であった。このことは、予想外の洪水に対応することを考えると、基本予測システムに与える重みの初期値は均等に設定の方が良いことを示している。

(4) まとめ

以上、特徴的な3例を示した。第1例では、対象とする洪水に適合するモデルパラメータが基本予測システムに設定したモデルパラメータの範囲外にある場合は予測が大きく観測値からはずれたが、そのモ

デルパラメータを含むように基本予測システムに設定するパラメータの範囲を広げた場合は良い予測結果が得られることを示した。第2例では、予測システムが柔軟に対応し、洪水に最も適合するパラメータを用いた単一の基本予測システムによる予測結果よりも良い結果が得られる例を示した。しかし、第3例のように基本予測システムの重みの変化が流量の変化に対応しきれず、ピーク流量の予測値が実測値とはずれることがあった。ただし、この場合も適合しないモデルパラメータを用いた予測結果よりはるかに実測値に近いものであった。ここで示した以外の予測結果は、Case 3, Case 4 のいずれも Case 1 と同程度であった。

4. 結論

貯留関数法は我が国における適用例が多いこと、計算負荷が少ないこと、洪水の再現性が高いことを考えると、実時間での流出予測に用い得る有力な洪水流出モデルの一つである。ただし、その最適モデルパラメータが出水ごとに変化するため、これまでに同定したモデルパラメータが現におこりつつある洪水に適合するとは限らないという欠点を持つ。適合しない場合は当然良い予測結果は得られない。

そこで、異なる貯留関数パラメータ(一次流出率、飽和雨量、遅滞時間)を設定した複数の予測更新システムを用意して同時進行させ、現在の出水に適合する予測更新システムを重視するように、時々刻々、予測更新システムに対する重みを修正する手法を提案し、実流域に適用した。以下に、その成果をまとめて示す。

- モデルパラメータの変動する範囲を適切に設定すれば、本手法を用いて実測値に近い予測結果

を得ることができる。その予測結果は、モデルパラメータを固定的に与えた予測システムを用いて、そのモデルパラメータに適合しない洪水を予測した場合よりも常によい。

- 既往洪水をもとに貯留関数パラメータの頻度分布を求め、それをもとに基本予測システムの重みの初期値を設定する方法と重みの初期値を均等に設定する方法とは、予測結果はほとんどかわらなかった。予想外の洪水に対応することを考えると均等に設定する方法の方が良い。

参考文献

- 永井明博・角屋 睦・杉山博信・鈴木克英(1982): 貯留関数法の総合化, 京都大学防災研究所年報, 第25号 B-2, pp. 207-220.
- 木村俊晃(1962): 貯留関数法(II), 土木技術資料, vol. 4, no. 1, pp. 41-51.
- 高棹琢馬・椎葉充晴・宝 馨(1985): リアルタイム洪水予測のモデルと手法, 京都大学防災研究所, 水資源研究センター研究報告, 第5号, pp.19-31.
- 高棹琢馬・椎葉充晴・立川康人(1994): 河川水位実時間予測手法の開発と木津川上流域への適用, 土木学会論文集, No. 503/II-29, pp. 19-27.
- 高棹琢馬・椎葉充晴・立川康人(1996): 貯留関数パラメータの不確かさを考慮した実時間流出予測手法, 水工学論文集, 第40巻, pp. 317-322.
- 吉村清宏・藤田 暁・勝田栄作・高棹琢馬・椎葉充晴(1996): 電力ダム操作のための実時間出水予測手法の精度向上について, 水工学論文集, 第40巻, pp. 121-126.
- Bierman, G. J. (1977): Factorization Methods for Discrete Sequential Estimation, Academic Press.

A Real-time Flood Runoff Prediction Method Considering the Uncertainty of Parameters of the Flood Runoff Models

Yasuto TACHIKAWA, Michiharu SHIIBA and Yutaka ICHIKAWA

Synopsis

The storage function method developed by Kimura is often used for short-term runoff simulation, and some on-line prediction methods which use the storage function method incorporating forecast updating using Kalman filtering have been developed by several investigators including the authors. In this paper, the framework of our flood runoff prediction method is introduced and treatment of uncertainty of model parameters of the storage function method is newly devised. In the new method, a number of filters with different parameters are run simultaneously, and the probability distribution assigned to these filters is updated by using Kalman filtering with real-time observation data. The results of application of this treatment show that the new treatment enhances the prediction accuracy.

Keywords : Real-time runoff prediction, Storage function method, Kalman filter theory, Flood hazards