

粒子フィルタを用いた実時間流出予測システム の開発と異なる状態量を持つ流出予測 システムの精度比較

立川 康人¹・藤田 翔子²・田中 裕士³・萬 和明⁴・市川 温⁵

¹正会員 京都大学教授 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)
E-mail: tachikawa@hywr.kuciv.kyoto-u.ac.jp

²非会員 京都大学修士課程 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)
E-mail: fujita.shoko.22c@kyoto-u.jp

³学生会員 京都大学修士課程 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)
E-mail: tanaka.yuji.63e@st.kyoto-u.ac.jp

⁴正会員 京都大学講師 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)
E-mail: yorozu@hywr.kuciv.kyoto-u.ac.jp

⁵正会員 京都大学准教授 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)
E-mail: ichikawa@hywr.kuciv.kyoto-u.ac.jp

粒子フィルタを用いて、時々刻々、貯留量やモデルパラメータを推定しつつ河川流量を実時間で予測する並列型実時間流出予測システムを開発した。利根川上流域の菌原ダム流域 (492km²) を対象として貯留関数法による降雨流出モデルを CommonMP を用いて作成し、それを計算エンジンとしてモデルパラメータを逐次更新する流出予測システム、貯留量を逐次更新する流出予測システム、それら両方を逐次更新する流出予測システムを構築した。それらの予測精度を分析して以下の結果を得た。貯留量をフィルタリングする流出予測システムが安定した予測精度を示した。この流出予測システムは大きさの異なる別の洪水にも適用可能であった。システムノイズの分散は予測精度に影響し、貯留量の 0.1 倍程度を標準偏差として与えることが適切と考えられる。

Key Words : real-time rainfall-runoff prediction, particle filter, data assimilation, CommonMP

1. はじめに

実時間流出予測へのカルマンフィルタの適用は、わが国では日野¹⁾が単位図の逐次同定に応用したことに始まり、その後、星²⁾や椎葉ら³⁾、宝ら⁴⁾、河村⁵⁾などがカルマンフィルタを用いた流出予測システムを開発し、それらは実務でも応用されてきた。カルマンフィルタを用いた流出予測手法は、状態量を確率変数と捉え、その確率分布を観測値が得られる毎に推定して予測計算を繰り返す。この場合、状態量の時間発展を表現する状態方程式および状態量と観測値とを関係付ける観測方程式を線形式で表現する必要がある。そのため、非線形式を逐次、線形式で近似する拡張カルマンフィルタや統計的線形化フィルタが用いられてきた³⁾。

最近、状態量の確率分布を多数の計算値によるデータの集合 (アンサンブル) で表現してフィルタリングと予測を繰り返すアンサンブルカルマンフィルタ⁶⁾や粒子フィルタ^{6),7)}が水工学の分野でも用いられるようになってきた。これらのフィルタでは、電子計算機の演算能力の向上を背景に状態量の異なる多数の状態方程式を解いて状態量の確率分布をアンサンブルで近似し、観測値によるデータ同化と予測計算を実現する。状態量

の分布を多数の数値データで近似的に表すため、非線形の状態方程式を数値的に解いて、次の時刻の状態量が数値として求まればよい。そのため、これまで開発された水理計算や降雨流出計算プログラムをほとんど変更せずに実装することが可能であり、計算機アルゴリズムは並列計算機と親和性が高い。粒子フィルタは集中型流出モデルに導入した流出予測^{8),9)}や分布型流出モデルに導入した流出予測^{10),11)}、不定流計算モデルに適用した水位予測^{12),13),14)}などに用いられている。

国土交通省国土技術政策総合研究所が開発している水理・水文解析ソフトウェア統合型共通基盤 CommonMP^{15),16)}は、水工シミュレーションモデルの構築を容易にし、個別に開発された要素モデルの相互利用を可能とするモデリングプラットフォームである。要素モデルを組み合わせることで高度な水工シミュレーションモデルを短時間で構築し、構築したシミュレーションモデルの共有が容易となるように設計されていて、今後の活用が期待される。ただし、データ同化を組み合わせた実時間流出予測や並列計算を意図した CommonMP の利用は適用例がなく、CommonMP を用いた並列型実時間予測計算アルゴリズムを開発して技術的な課題を明らかにする必要がある。また、同じ流出モデルを

用いても異なる状態量を定義すれば異なる予測システムモデルを構築することになるが、異なるシステムモデルの動作とその予測結果への影響を、粒子フィルタを用いて相互に比較した検討はなされていない。

そこで本論文では、CommonMP で構築した貯留関数法による降雨流出モデルを並列計算する手法を開発し、それを用いて粒子フィルタを導入した実時間降雨流出予測システムを構築する。次に、異なる状態量を持つ流出予測システムを構築し、それらのシステムモデルの動作と予測精度を比較する。実際の流出予測では降水予測が必要となるが、ここでは観測降雨を予測降雨として与え、予測システムモデルの不確実性に焦点を当てて異なる状態量を持つ実時間流出予測システムの動作を分析し、異なる大きさの洪水に対する適用性やシステムノイズの予測結果への影響を分析する。

本論文の構成は以下の通りである。2. では粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムについて述べる。CommonMP を用いた並列型流出予測システムの具体的な構築方法は付録に示す。3. では利根川上流の菌原流域 (492km²) を対象とする流出予測システムの基本的な構成と計算条件を示す。4. ではモデルパラメータを逐次更新する流出予測システム、貯留量を逐次更新する流出予測システム、それら両方を逐次更新する流出予測システムを構築し、動作と予測精度を比較して実流域への適用における粒子フィルタの設定方法を考察する。また、大きさの異なる洪水や観測降雨に誤差がある場合の適用性を検討する。5. で結論を述べる。

2. 粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムの開発

CommonMP を用いて構築した降雨流出モデルを同時に多数実行することで、粒子フィルタを用いた並列型実時間流出予測システムを実現する。具体的な予測システムの構成法は付録 I に示す。

(1) 状態空間モデルとフィルタリング・予測計算

貯留量や水深などシミュレーションモデルの状態を表現する変数を状態量という。状態量の時間発展を記述するシミュレーションモデルと状態量と関連する観測情報を用いて、システムモデルと観測モデル

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{f}_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_t \quad (2)$$

を構成する。これらを合わせて状態空間モデルという。下付き添え字の t は離散的な時刻を表し、 $\mathbf{x}_t$ は時刻 t の状態ベクトル、 $\mathbf{y}_t$ は時刻 t の観測ベクトルである。 $\mathbf{f}_t(\cdot)$ は状態ベクトルの時間発展を表現するシステムモデル、 $\mathbf{h}_t(\cdot)$ は状態ベクトルから観測ベクトルを予測する関数

であり、これらは一般的に非線形関数である。 $\mathbf{f}_t(\cdot)$ と $\mathbf{h}_t(\cdot)$ の不確実性を表現するために、システムノイズ $\mathbf{v}_t$ と観測ノイズ $\mathbf{w}_t$ を導入する。これらはある確率密度関数 $p(\mathbf{v}_t)$ および $p(\mathbf{w}_t)$ に従う確率変数とする。

時刻 t までの観測ベクトルの集合を $\mathbf{y}_{1:t} = \{\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_t\}$ とし、観測ベクトル $\mathbf{y}_{1:t}$ が与えられたとき、状態ベクトル $\mathbf{x}_t$ の確率分布を推定することをフィルタリングという。フィルタリングによって推定された状態ベクトルを初期値として所定の時刻までシステムモデルを用いて予測計算を実施し、観測値が得られる毎にフィルタリングと予測計算を繰り返す。

(2) 粒子フィルタの計算アルゴリズム

粒子フィルタ^{6),7)}は、状態ベクトルの予測分布とフィルタ分布 (フィルタリング後の確率分布) を、独立な実現値である多数のアンサンブルメンバ (粒子) を用いて表現する。時刻 t の予測分布とフィルタ分布は

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t-1}) \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}) \quad (3)$$

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t}) \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t|t}^{(i)}) \quad (4)$$

のように近似される。ここで、 $\delta(\cdot)$ はデルタ関数、 $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}$ は時刻 t の予測分布を表現する i 番目の粒子の状態量である。下付き添え字の $t|t-1$ は時刻 $t-1$ までの観測値を用いて推定した時刻 t の推定値を表す。 $\mathbf{x}_{t|t}^{(i)}$ は時刻 t のフィルタ分布を表現する i 番目の粒子の状態量、 N は粒子数である。状態量の予測分布とフィルタ分布を表すアンサンブル

$$\mathbf{x}_{t|t-1} \simeq \left\{ \mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)} \right\}_{i=1}^N, \quad \mathbf{x}_{t|t} \simeq \left\{ \mathbf{x}_{t|t}^{(i)} \right\}_{i=1}^N$$

は図-1 に示すアルゴリズムに従って逐次的に求める。

図-1 の 4)(i) で求める時刻 t の粒子 i の尤度 $\lambda_t^{(i)}$ は、観測ノイズが平均値 0 のガウス分布に従うと仮定して求めた。一地点で尤度を定める場合は次式となる。

$$\lambda_t^{(i)} = p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sigma_t \sqrt{2\pi}} \exp \left[\frac{-(Q_{t|t-1}^{(i)} - Q_t^{\text{obs}})^2}{2\sigma_t^2} \right]$$

ここで、 σ_t は時刻 t での観測ノイズの標準偏差、 $Q_{t|t-1}^{(i)}$ は時刻 t の粒子 i の予測流量、 Q_t^{obs} は時刻 t の観測流量である。粒子 i の正規化した重み $\beta_t^{(i)}$ は次式で得る。

$$\beta_t^{(i)} = \lambda_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \lambda_t^{(i)} \quad (5)$$

実際の計算では、尤度が非常に小さくなる場合の数値計算上の問題を避けるために、 $\lambda_t^{(i)}$ の最大値を λ_t^{max} とし

$$\beta_t^{(i)} = \psi_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \psi_t^{(i)}, \quad \psi_t^{(i)} = \exp \left[\ln \lambda_t^{(i)} - \ln \lambda_t^{\text{max}} \right]$$

として計算精度を確保する⁶⁾。

- 1) 粒子数の設定: N を粒子数とする.
- 2) 状態ベクトルの初期分布の設定: 粒子 $i, i = 1, \dots, N$ について初期状態ベクトルのアンサンブル $\mathbf{x}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\mathbf{x}_0)$ を生成する. $p_0(\mathbf{x})$ は $\mathbf{x}$ の時刻 $t = 0$ における $\mathbf{x}_0$ の分布, つまり初期分布を表す.
- 3) 状態ベクトルの予測分布の算定: 予測対象時刻を $t = 1$ とし, 各粒子 i について (i),(ii) を実行する.
 - (i) システムノイズ $\mathbf{v}_t^{(i)} \sim p(\mathbf{v}_t)$ を生成する.
 - (ii) $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)} = \mathbf{f}_t(\mathbf{x}_{t-1|t-1}^{(i)}, \mathbf{v}_t^{(i)})$ を計算し, 予測分布 $\mathbf{x}_{t|t-1}$ のアンサンブル近似 $\{\mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ を得る.
- 4) 状態ベクトルのフィルタ分布の算定: 時間が経過して予測対象時刻となり観測ベクトル $\mathbf{y}_t$ が得られたとする. 各粒子 i について (i)~(iii) を実行する.
 - (i) 尤度算定: 尤度 $\lambda_t^{(i)} = p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)})$ を計算する.
 - (ii) 重み算定: 重み $\beta_t^{(i)} = \lambda_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \lambda_t^{(i)}$ を求める.
 - (iii) リサンプリング: 予測アンサンブル $\{\mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ から $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(i)}$ を $\beta_t^{(i)}$ の確率 (比率) で復元抽出し, フィルタ分布 $\mathbf{x}_{t|t}$ のアンサンブル近似 $\{\mathbf{x}_{t|t}^{(i)}\}_{i=1}^N$ を得る. 復元抽出とは重複を許して粒子を選択することを意味する.
- 5) 時間更新: $t = t + 1$ として 3) に戻る.

 図-1 粒子フィルタの計算アルゴリズム⁶⁾

復元抽出で用いる各粒子のリサンプリング個数はドント法に従い次式で求めた.

$$d_j^{(i)} = \frac{\beta_t^{(i)}}{m_j^{(i)} + 1} \quad (6)$$

$m_j^{(i)}$ は, 最初 0 個とし粒子 i につき j 回目までに抽出された個数の総和である. $j = 1, 2, \dots, N$ の順に $d_j^{(i)}$ が最大となる粒子に対して, 配分率 $m_j^{(i)}$ を一つ増やす. これを粒子の個数分繰り返せば復元抽出が完了する.

(3) 予測計算に用いる降雨流出モデル

降雨流出モデルは貯留関数法を用い, CommonMP を利用して構築する. 連続的な予測計算を実現するために, 表層土壌の乾湿状態の連続的な変化を考慮する有効降雨モデルを考え, 有効降雨強度 $r_e(t)$ を

$$r_e(t) = \begin{cases} f_1 r(t - T_L) & (0 \leq s_s(t) < R_{sa} \text{ のとき}) \\ r(t - T_L) & (R_{sa} \leq s_s(t) \text{ のとき}) \end{cases} \quad (7)$$

とモデル化した. ここで, $r(t)$ は時刻 t の流域平均降雨強度, f_1 は有効降雨を定めるモデルパラメータ, T_L は遅滞時間, R_{sa} は飽和雨量である. $s_s(t)$ は有効降雨強度を定める表層土壌貯留高と考える. 流出に寄与しない降雨強度と蒸発散強度 $e(t)$ を用いて, $s_s(t)$ は連続式

$$\frac{ds_s(t)}{dt} = (1 - f_1)r(t - T_L) - e(t) \quad (8)$$

から定まると考える. 流域からの直接流出高は以下の連続式と貯留関係式でモデル化する.

$$\frac{ds(t)}{dt} = r_e(t) - q(t) \quad (9)$$

$$s(t) = kq(t)^p \quad (10)$$

ここで, $s(t)$ は貯留高, $q(t)$ は直接流出高, k と p はモデルパラメータである. 総流出量 $Q(t)$ は, 直接流出高 $q(t)$ に流域面積 A を乗じた総直接流出量に基底流量 $Q_b(t)$ を加えて, 次のように表す.

$$Q(t) = Aq(t) + Q_b(t) \quad (11)$$

(4) 状態ベクトルとシステムモデルの具体的な記述

a) 状態ベクトル

流出モデルの時間発展は式 (8) と式 (9) で記述されるので, 一つの流域の時刻 t の状態ベクトルは

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} s_{s,t} & s_t \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

とする. 状態ベクトルを拡張してパラメータベクトルを状態ベクトルに加える場合は, 次のように考える.

$$\tilde{\mathbf{x}}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_t \\ \boldsymbol{\theta}_t \end{bmatrix} \quad (13)$$

モデルパラメータ f_1 と k の時間変化を考えるならば

$$\boldsymbol{\theta}_t = \begin{bmatrix} f_{1,t} & k_t \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

とする.

b) システムモデル

一つの流域のシステムモデルは以下のように考える.

$$\tilde{\mathbf{x}}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_t \\ \boldsymbol{\theta}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_{x,t}) \\ \boldsymbol{\theta}_{t-1} + \mathbf{v}_{\theta,t} \end{bmatrix} \quad (15)$$

ここで, $\mathbf{v}_{x,t}$ は貯留量に関するシステムノイズ, $\mathbf{v}_{\theta,t}$ はモデルパラメータに関するシステムノイズである. 降雨流出モデルの式 (8) と式 (9) が $\mathbf{f}_t(\cdot)$ に対応する. 貯留量 $\mathbf{x}_t$ の時間発展に加えてモデルパラメータ $\boldsymbol{\theta}_t$ の時間推移を含めたシステムモデルを $\tilde{\mathbf{f}}_t(\cdot)$ とすると

$$\tilde{\mathbf{x}}_t = \tilde{\mathbf{f}}_t(\tilde{\mathbf{x}}_{t-1}, \tilde{\mathbf{v}}_t) \quad (16)$$

となる. ここで, $\tilde{\mathbf{v}}_t = [\mathbf{v}_{x,t}^T, \mathbf{v}_{\theta,t}^T]^T$ である. 具体的に記述すると, ここでは

$$\begin{pmatrix} s_{s,t} \\ s_t \\ f_{1,t} \\ k_t \end{pmatrix} = \tilde{\mathbf{f}}_t \left(\begin{pmatrix} s_{s,t-1} \\ s_{t-1} \\ f_{1,t-1} \\ k_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ v_{s,t} \\ v_{f_{1,t}} \\ v_{k,t} \end{pmatrix} \right) \quad (17)$$

と考える. s_s, s, f_1, k はいずれも確率変数と考え, 粒子ごとに異なる値を持つアンサンブルでこれらの確率分布を表現する. $v_{s,t}, v_{f_{1,t}}, v_{k,t}$ はそれぞれ s, f_1, k に与えるシステムノイズである.

システムノイズの分散共分散行列 Q_t は

$$Q_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_s^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{f_1}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_k^2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

とし, s_s にはシステムノイズを加えないことにした. これは f_1 の不確実性を考えることで s_s の不確実性を考慮できるからである. f_1 , k を定数と考えるならば, 定数値を設定して $v_{f_1,t} = 0$, $v_{k,t} = 0$ とすればよい.

M 個のサブ流域からなる流域のシステムモデルは, m 番目のサブ流域の状態ベクトルを $\tilde{x}_t^m$ として,

$$\tilde{x}_t = \begin{bmatrix} \tilde{x}_t^1 \\ \vdots \\ \tilde{x}_t^M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{f}_t^1(\tilde{x}_{t-1}^1, \tilde{v}_t^1) \\ \vdots \\ \tilde{f}_t^M(\tilde{x}_{t-1}^M, \tilde{v}_t^M) \end{bmatrix} \quad (19)$$

とする. 分散共分散行列は式 (18) と同様に考える.

c) 観測モデル

一つの流域に観測流量 y_t があれば, 観測モデルは

$$y_t = h(s_t) + w_t \quad (20)$$

となる. w_t は観測ノイズであり, $h(\cdot)$ は式 (11) より

$$h(s_t) = A \left(\frac{s_t}{k} \right)^{1/p} + Q_b \quad (21)$$

とする. $\tilde{x}_t$ について観測モデルを具体的に記述すると

$$y_t = \begin{bmatrix} 0 & \bullet & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{s,t} \\ s_t \\ f_{1,t} \\ k_t \end{bmatrix} + w_t \quad (22)$$

となる. $\bullet$ は式 (21) の計算を行うことを意味する.

M 個のサブ流域からなるシステムモデル (式 (19)) に対して, サブ流域 1 の観測流量 $y_{1,t}$ のみが存在する場合は, 状態ベクトル $\tilde{x}_t$ と観測モデルを

$$\tilde{x}_t = \begin{bmatrix} s_{s,t}^1 & s_t^1 & f_{1,t}^1 & k_t^1 & \cdots & s_{s,t}^M & s_t^M & f_{1,t}^M & k_t^M \end{bmatrix}^T$$

$$y_{1,t} = \begin{bmatrix} 0 & \bullet & 0 & 0 & \vdots & 0 \end{bmatrix} \tilde{x}_t + w_t \quad (23)$$

とする. 対象流域の観測地点が複数ある場合やサブ流域からの流出量を合わせた流量が観測される場合など, 状況に応じて式 (23) を適宜設定し, 同様に考えればよい.

3. 対象流域と予測システムの設定条件

(1) 流出モデルとモデルパラメータの設定

菌原ダム流域は八斗島上流域北東部に位置し, 流域面積は 492km² である. 八斗島上流域を対象とした利根川上流域の流出モデルが国土交通省によって構築されており¹⁷⁾, 有効降雨モデルを分離した貯留関数法が採用されパラメータ同定がなされている. この貯留関数モデルをもとにした降雨流出モデルを CommonMP

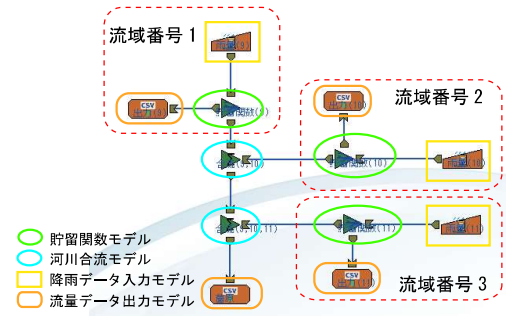


図-2 CommonMP を用いた菌原ダム流域のモデル構成

表-1 流域定数とモデルパラメータの値¹⁷⁾

流域 番号	面積 A (km ²)	f_1 (-)	R_{sa} (mm)	T_L (hr)	k (mm-hr 単位)	p (-)
1	252.1	0.4	180	1.5	13.487	0.53
2	161.6	0.4	180	1.5	13.487	0.53
3	78.8	0.4	180	1.5	13.487	0.53

を用いて構築し, 菌原ダム流域を対象に粒子フィルタを用いた並列型実時間流出予測システムを開発した.

図-2 に示すように菌原ダム流域は三つの貯留関数法でモデル化されている. 下流端は菌原ダムであり, ダム流入量を観測流量として用いる. ここで用いる流出モデルは, 表層土壌貯留高の連続的な変化を式 (8) で表して有効降雨強度を算定するため, いわゆる飽和雨量を用いる国土交通省が採用した貯留関数法¹⁷⁾とは同じではない. ただし, 直接流出高を得るモデル構造は同じであり, 流出モデルのパラメータと貯留量は時々刻々フィルタリングするため, 基準となるパラメータ値として国土交通省が同定した値 (表-1) を用いた. 表中の f_1 は既往洪水の総降雨量と総直接流出高の関係, k と p は既往最大洪水 (昭和 57 年 7 月) に適合する値, T_L は規模の大きな洪水で同定された値の平均値として定められている. R_{sa} は洪水毎に同定され, 表-1 の R_{sa} は平成 10 年 9 月洪水に適合する値である. これらのパラメータ値は三つのサブ流域で同じ値である.

流域面積が小さく河川流での時間遅れが小さいため, ここでは河川流モデルは導入せず同時刻で三流域からの流出量を合算するモデルとした. 図-3 は予測計算に用いる流域平均時間雨量であり, 予測システムの動作を確認するために観測雨量を予測雨量として与えた. 図-4 はここで用いる降雨流出モデルに表-1 の値を設定して, 粒子フィルタを用いずに計算した結果である. Nash 指標は 0.79 であった. 式 (8) で与える蒸発散強度 $e(t)$ は 7mm/day とし, $s_s(t)$ と $s(t)$ の初期値は 0 とした.

(2) システムモデルと観測モデルの設定方法

式 (17) のシステム方程式に示すように, 状態ベクトルの定義の仕方によって様々なシステムモデルを構成

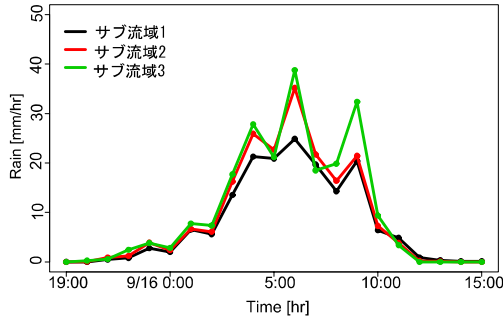


図-3 対象流域の流域平均時間雨量 (平成 10 年 9 月洪水)

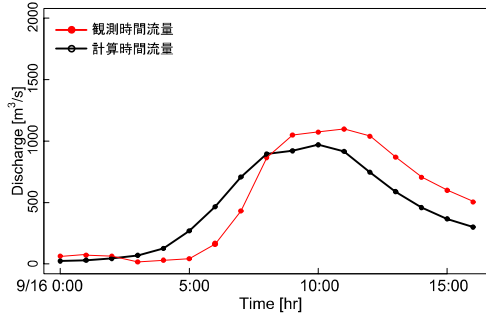


図-4 菌原ダムへの流入量の再現計算 (平成 10 年 9 月洪水)

することができる。4. では三種類のシステムモデル

- **システムモデル A**: モデルパラメータ f_1, k を時々刻々変化する状態量と考え、これらにシステムノイズを加えるシステムモデル
- **システムモデル B**: モデルパラメータを固定し貯留量 s にシステムノイズを加えるシステムモデル
- **システムモデル C**: モデルパラメータ k を時々刻々変化する状態量と考え、 k と貯留量 s にシステムノイズを加えるシステムモデル

を構築し、それらの動作と予測結果を比較する。図-2 のように菌原ダム流域の流出モデルは三つの流域の貯留関数法から構成される。 i 番目の粒子に含まれる m 番目のサブ流域 ($m = 1, 2, 3$) の状態ベクトルを

$$\tilde{\mathbf{x}}_t^{m,(i)} = \begin{bmatrix} s_{s,t}^{m,(i)} & s_t^{m,(i)} & f_{1,t}^{m,(i)} & k_t^{m,(i)} \end{bmatrix}^T$$

とし、 i 番目の粒子の状態ベクトルを

$$\tilde{\mathbf{x}}_t^{(i)} = \begin{bmatrix} (\tilde{\mathbf{x}}_t^{1,(i)})^T & (\tilde{\mathbf{x}}_t^{2,(i)})^T & (\tilde{\mathbf{x}}_t^{3,(i)})^T \end{bmatrix}^T$$

とする。各サブ流域の貯留量は流域ごとに異なるが、モデルパラメータは各流域で同じ値とし、粒子ごとに異なる値を取るとした。システムノイズの設定方法は後述する。予測流量はサブ流域からの流出量を時間遅れなしで合算した流量とし、観測流量は流域下端のダム流入量である。そのため観測モデルは式 (23) をもとに、

$$y_t = \begin{bmatrix} 0 & \bullet & 0 & 0 & \vdots & 0 & \bullet & 0 & 0 & \vdots & 0 & \bullet & 0 & 0 \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_t + w_t$$

表-2 粒子数の違いによる Nash 指標の比較

粒子数 (個)	1 時間先予測			2 時間先予測		
	test1	test2	test3	test1	test2	test3
10	0.92	0.92	0.91	0.76	0.75	0.74
100	0.93	0.93	0.93	0.76	0.76	0.76
300	0.93	0.93	0.93	0.76	0.77	0.76

とする。●は式 (21) の計算を行うことを意味する。観測ノイズは正規分布に従うとして次式で与えた。

$$w_t \sim N(0, \sigma_t^2), \sigma_t = 0.1 Q_t^{\text{obs}} \quad (24)$$

(3) 粒子数の設定

平成 10 年 9 月洪水を対象に、システムモデル C を用いて粒子数が予測結果に与える影響を分析した。粒子数を 10 個、100 個、300 個として 3 時間先までの予測計算を 1 時間ごとに 15 回分、それぞれ 3 回計算した予測結果の Nash 指標を表-2 に示す。粒子数 10 個ではテストごとに予測結果にばらつきが生ずるが、100 個と 300 個では違いが見られない。そこで以下の予測シミュレーションでは粒子数を 100 個とした。このときの毎時 3 時間先までの予測計算に要する計算時間の平均値は、粒子数 10 個、100 個、300 個について Windows 環境の計算機 (40 コア) を用いて、それぞれ 6 秒、25 秒、64 秒であった。この流出モデルでは粒子数を 300 個としても計算時間について実用上問題ないと考えられる。

4. 異なるシステムモデルの設定とその動作

(1) モデルパラメータを逐次修正するシステムモデル

a) 条件設定

f_1 と k の時間変化を考え、モデルパラメータ f_1, k にシステムノイズを与えるシステムモデル A を考える。リサンプリング時に i 番目の粒子が j 番目の粒子から復元される場合、 m 番目のサブ流域 ($m = 1, 2, 3$) の時刻 t の状態ベクトルを次のように設定した。

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} \\ f_{1,t|t-1}^{(j)} + v_{f_1,t} \\ k_{t|t-1}^{(j)} + v_{k,t} \end{pmatrix} \quad (25)$$

$v_{f_1,t}$ と $v_{k,t}$ は f_1 と k に与えるシステムノイズであり、ガウス分布に従うとして発生させた。システムノイズの平均値を常に 0 とすると流量の急激な変動に追従できなかったため、一時間先の予測流量アンサンブルと観測流量を比較して表-3 のようにシステムノイズの確率分布を定めた。表-3 の 1) は観測流量の周りに予測流量アンサンブルが分布している場合であり、この場合はシステムノイズの平均値を 0 とする。2) はす

表-3 モデルパラメータを逐次修正するシステムモデル A のシステムノイズの設定方法

システムモデル A1	$v_{k,t}$	$v_{f_1,t}$
1) $Q_{t t-1}^{\min} \leq Q_t^{\text{obs}} \leq Q_{t t-1}^{\max}$	$N\left(0, \left(0.1k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(0, \left(0.1f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$
2) $Q_t^{\text{obs}} < Q_{t t-1}^{\min}$	$N\left(0.1k_{t t-1}^{(i)}, \left(0.1k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(-0.1f_{1,t t-1}^{(i)}, \left(0.1f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$
3) $Q_{t t-1}^{\max} < Q_t^{\text{obs}}$	$N\left(-0.1k_{t t-1}^{(i)}, \left(0.1k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(0.1f_{1,t t-1}^{(i)}, \left(0.1f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$
システムモデル A2 と A3	$u_{k,t}$	$u_{f_1,t}$
1) $Q_{t t-1}^{\min} \leq Q_t^{\text{obs}} \leq Q_{t t-1}^{\max}$	$N\left(0, \left(0.05k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(0, \left(0.05f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$
2) $Q_t^{\text{obs}} < Q_{t t-1}^{\min}$	A1 と同じ	A2: A1 と同じ, A3: 平均値は $-0.05f_{1,t t-1}^{(i)}$
3) $Q_{t t-1}^{\max} < Q_t^{\text{obs}}$	A1 と同じ	$N\left(0.2f_{1,t t-1}^{(i)}, \left(0.3f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$

Q_t^{obs} , $Q_{t|t-1}^{\min}$, $Q_{t|t-1}^{\max}$: それぞれ時刻 t の観測流量, 予測流量アンサンブルの最小値および最大値.

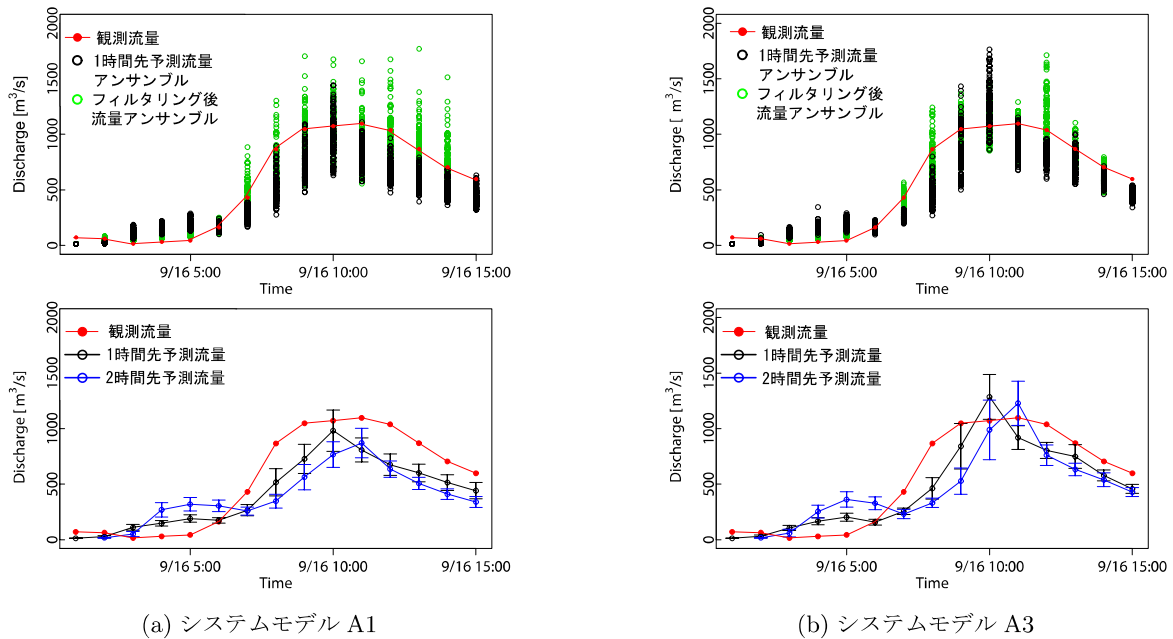


図-5 システムモデル A の予測結果の比較. 上図: 各粒子のリサンプリング後流量と 1 時間先流量のアンサンブル分布. 下図: 1 時間先および 2 時間先予測流量のアンサンブル平均値とアンサンブル分布から得られる標準偏差.

すべての予測流量アンサンブルが観測流量よりも大きい場合であり, 流量が小さくなるように k を大きく f_1 を小さく設定する. 3) はその逆の場合である. もしパラメータ値が負となれば再度, 乱数発生させて設定し直すアルゴリズムとした. モデルパラメータ値を 0.1 倍した値を標準偏差とするシステムモデル A1 を標準とし, 予測結果が改善するように試行錯誤的にそれらの値を変えたシステムモデル A2 と A3 を考えた. f_1 と k の初期分布は, それぞれ 0.3~0.5, 10~30(mm-hr 単位)の範囲で一様乱数を発生させて与えた.

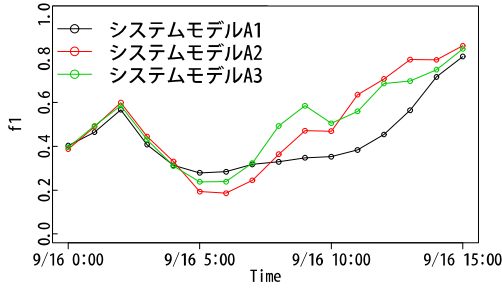
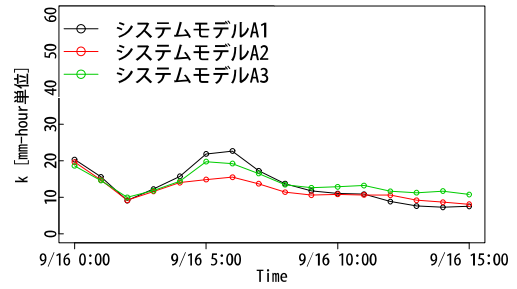
b) 結果と考察

システムモデル A1, A3 の予測ハイドログラフと予測流量のアンサンブル平均に対する Nash 指標を図-5 と表-4 に示す. 図-5(b) を見るとシステムモデル A1

表-4 システムモデル A の予測値の Nash 指標の比較

システムモデル	1 時間先予測	2 時間先予測
A1	0.76	0.48
A2	0.77	0.47
A3	0.83	0.60

は 5 時付近の過大予測を抑えようとするフィルタリングの効果が 7 時以降の流量増加時にも影響し, アンサンブル平均予測流量が観測値を下回って洪水の立ち上がりを予測できていない. そこで, 予測アンサンブルすべてが観測値を下回る場合に f_1 を A1 よりも大きく設定するシステムモデル A2, さらに予測アンサンブルが観測値を上回る場合に f_1 が過小とならないようなシステムモデル A3 を考えた. A2 は A1 と大きな違いが見られなかったが, A3 では改善が見られた.

(a) システムモデル A1, A2, A3 の f_1 の変化(b) システムモデル A1, A2, A3 の k の変化図-6 システムモデル A のモデルパラメータ k と f_1 のアンサンブル平均値の時間変化

システムモデル A1, A2, A3 の f_1 と k のアンサンブル平均値の時間変化を図-6 に示す。図-5 と合わせて見ると、1時から2時の1時間先予測流量が観測流量よりも小さいため、流量を増加させるためにシステムモデル A1, A2, A3 とともに f_1 を同定値 0.4 を上回るように変化させ、その後5時までは予測流量が観測流量を上回るため f_1 を減少、その後、再度増加させている。 k は f_1 と逆の動きを示し、観測流量に適合するようシステムモデルが動作していることを確認できる。

A2 は予測アンサンブル分布の範囲内に観測値がない場合に予測値が観測値に近づくように f_1 をより大きく変化させる設定であり、図-6(a) にその効果が現れているが、一方で k の変動が小さく、結果として予測を改善するに至らなかった。A3 は A2 の結果をもとにさらに f_1 の設定を調整した結果である。A1 および A2 の予測結果を改善することができたが、7時から9時の洪水の立ち上がりを予測するには至らず、流出現象の急激な変化に追従できなかったことは改善の余地がある。

(2) 貯留量を逐次修正するシステムモデル

a) 条件設定

f_1 と k の値は同定された値に固定し、貯留量 s へのみシステムノイズを与えるシステムモデル B を考える。リサンプリング時に i 番目の粒子が j 番目の粒子から復元される場合、 m 番目のサブ流域 ($m = 1, 2, 3$) の時刻 t の状態ベクトルを次のように設定した。

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} + v_{s,t} \\ 0.4 \\ 13.487 \end{pmatrix} \quad (26)$$

$v_{s,t}$ は s に与えるシステムノイズであり、ガウス分布

$$v_{s,t} \sim N\left(0, (b s_{t|t-1}^{m,(j)})^2\right) \quad (27)$$

に従うとする。 b は分散の大きさを定める定数であり、 $b = 0.1$ とするシステムモデルを B1 とする。

予測流量アンサンブル分布の範囲外に観測流量がある場合、リサンプリング時に観測流量に適合しない特定の粒子が多数複製され、適切な状態推定が困難となる。このアンサンブルの退化は、有限の粒子数では状態量の分布を十分に近似できないことに原因がある。これに対処するために、観測流量が予測流量アンサンブルの上位 5% および下位 5% の外側にある場合、予測した貯留量に以下の補正を加えて観測値の周辺に粒子を配置するシステムモデル B2 を考えた。

$$\hat{s}_{t|t-1}^{m,(j)} = a_t s_{t|t-1}^{m,(j)}, \quad j = 1, \dots, N \quad (28)$$

a_t は時刻 t の状態量の補正項、 N は粒子数であり、 $Q_{t|t-1}^{(j)}$ を粒子 j の予測流量として以下とする。

$$a_t = \left(Q_t^{\text{obs}} / Q_{t|t-1}^{\text{av}}\right)^p, \quad Q_{t|t-1}^{\text{av}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q_{t|t-1}^{(j)} \quad (29)$$

a_t をこのように設定すると、 M をサブ流域数として

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \left(\hat{s}_{t|t-1}^{m,(j)} / k\right)^{1/p} = Q_t^{\text{obs}} \quad (30)$$

となり、リサンプリング後の貯留量分布が観測流量に対応する貯留量の周辺に分布することが期待できる。予測流量のアンサンブル分布の 90% 内に観測流量がある場合は補正を加えず、B1 と同様 $a_t = 1.0$ とする。

b) 結果と考察

予測ハイドログラフと予測流量のアンサンブル平均に対する Nash 指標を図-7 と表-5 に示す。システムモデル A3 では図-5(b) に示すように 7時から9時の洪水立ち上がり時に予測値が過小であったが、逆にシステムモデル B1 では立ち上がり時の予測値が観測値よりも大きく、洪水ピーク流量前に観測値を過大に予測する元の降雨流出モデルの特性 (図-4 参照) を補正できていない。一方で、予測貯留量に補正を施した B2 は、洪水の立ち上がりを捉えることに成功している。

システムモデル B1, B2 の貯留量のアンサンブル平均値の時間変化を図-8 に示す。B2 は、1時から2時の1時間先予測流量が観測流量よりも小さい時間帯に流量

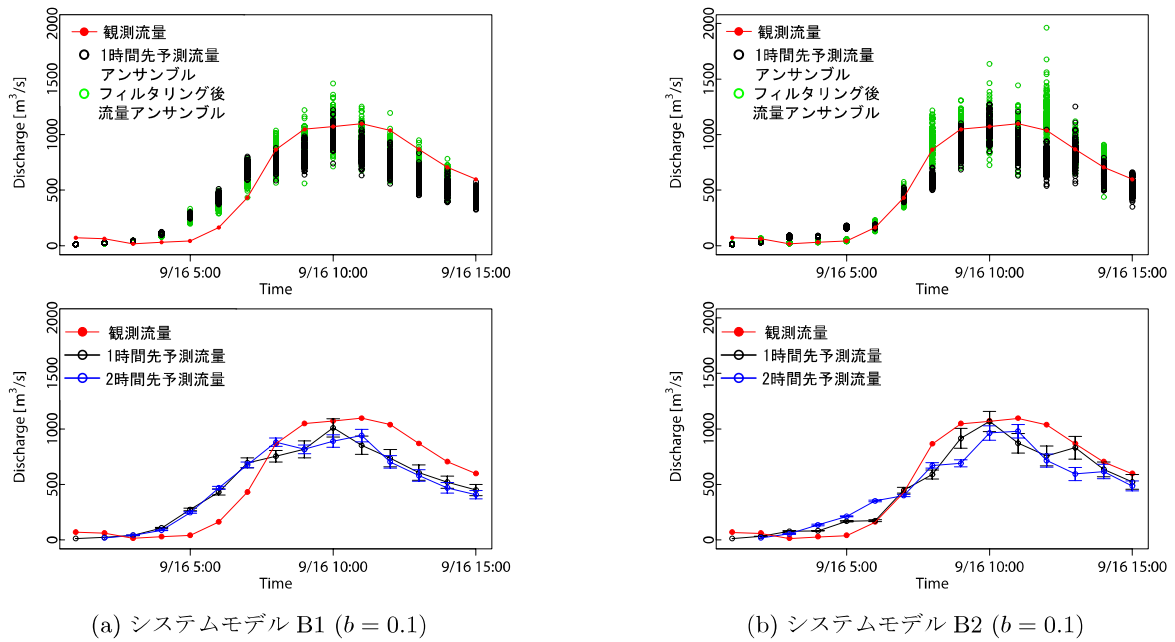


図-7 システムモデル B の予測結果の比較. 上図: 各粒子のリサンプリング後流量と 1 時間先流量のアンサンブル分布. 下図: 1 時間先および 2 時間先予測流量のアンサンブル平均値とアンサンブル分布から得られる標準偏差.

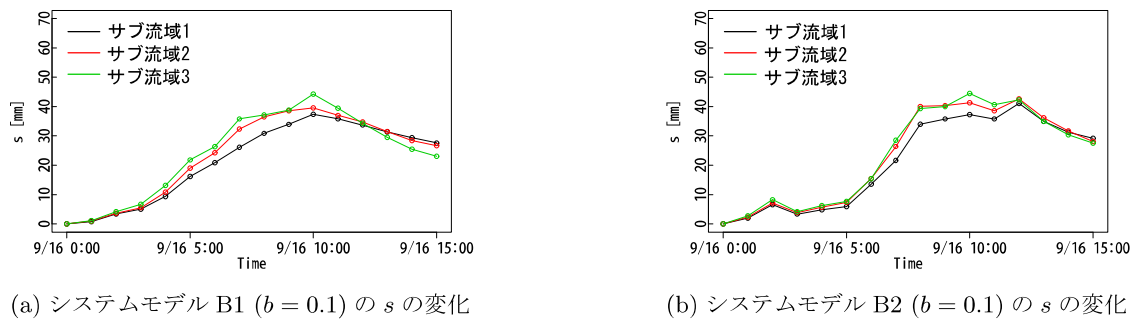


図-8 システムモデル B の貯留量のアンサンブル平均値の時間変化

表-5 システムモデル B の予測値の Nash 指標の比較

システムモデル	1 時間先予測	2 時間先予測
B1 ($b = 0.1$)	0.80	0.76
B2 ($b = 0.1$)	0.90	0.81

が増加するように s を増加させ、その後 5 時までは予測流量が観測流量を上回るため s を減少、その後の洪水立ち上がり時は s を急速に増加させており、予測流量が観測流量に適合するように動作している。一方で、B1 の貯留量変化は B2 にある流量立ち上がり時の急激な変化を表現できず、立ち上がり時の流量を予測できていない。システムモデル A でもっとも予測精度が高かった A3 の貯留量の時間変化を図-9 に示す。B1 とよく似た時間変化となっており、パラメータの変化だけでは流量の急激な立ち上がりには追随することは難しく、貯留量にシステムノイズを与える方が高い予測精度が得られる可能性があることがわかる。 b の値が予測結果に与える影響は後述する。

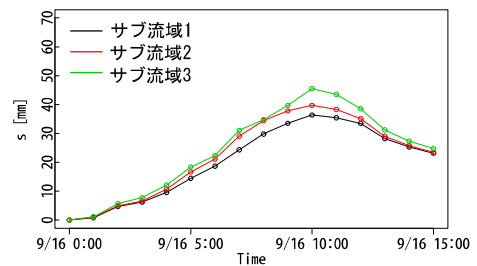


図-9 システムモデル A3 の s の変化

(3) モデルパラメータと貯留量を逐次修正するシステムモデル

a) 条件設定

以上の分析をもとに、モデルパラメータ k と貯留量 s の両方にシステムノイズを加えるシステムモデル C を考える。 k と f_1 を同時に時間変化させると逆相関の関係を持ってそれらが変化すること、 s にシステムノイズを加えることで f_1 の時間変化を考慮できることを考

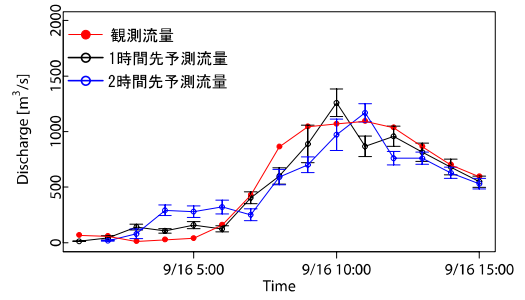
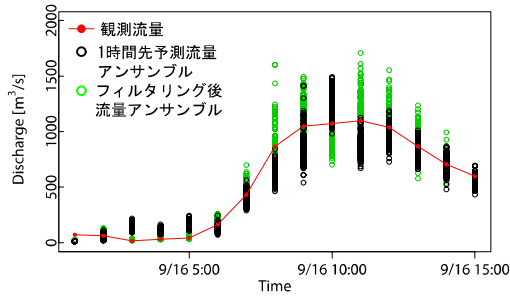


図-10 システムモデル C ($b_s = b_k = 0.1$) の予測結果の比較. 左図: 各粒子のリサンプリング後流量と 1 時間先流量のアンサンブル分布. 右図: 1 時間先および 2 時間先予測流量のアンサンブル平均値とアンサンブル分布から得られる標準偏差.

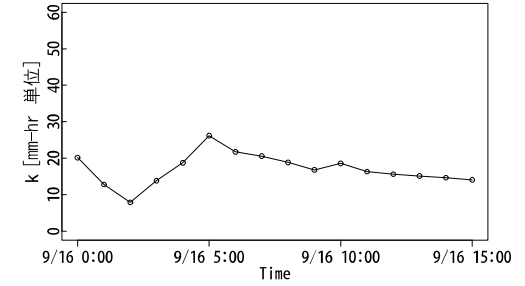
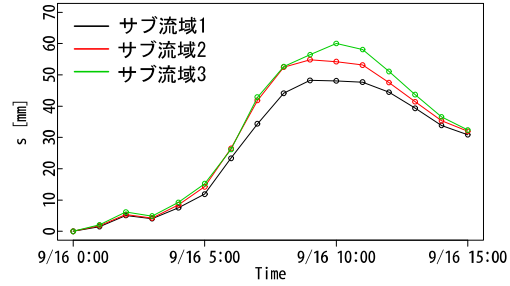


図-11 システムモデル C ($b_s = b_k = 0.1$) の貯留量 s (左) およびモデルパラメータ k (右) のアンサンブル平均値の時間変化

え, f_1 は同定された値に固定することにした. リサンプリング時に i 番目の粒子が j 番目の粒子から復元される場合, m 番目のサブ流域 ($m = 1, 2, 3$) の時刻 t の状態ベクトルを次のように設定した.

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} + v_{s,t} \\ 0.4 \\ k_{t|t-1}^{(j)} + v_{k,t} \end{pmatrix} \quad (31)$$

$v_{s,t}$ と $v_{k,t}$ は s と k に与えるシステムノイズであり, それぞれガウス分布

$$v_{s,t} \sim N\left(0, (b_s s_{t|t-1}^{m,(j)})^2\right) \quad (32)$$

$$v_{k,t} \sim N\left(0, (b_k k_{t|t-1}^{(j)})^2\right) \quad (33)$$

に従うとする. b_s と b_k はそれぞれ分散の大きさを定める定数である. また, 粒子の退化を避けるため, システムモデル B と同様に観測流量が予測流量アンサンブル分布の上位 5% および下位 5% の外側にある場合, 予測した貯留量とパラメータに以下の補正を加えた.

$$\hat{s}_{t|t-1}^{m,(i)} = a_{s,t} s_{t|t-1}^{m,(j)}, \quad a_{s,t} = (Q_t^{\text{obs}} / Q_{t|t-1}^{\text{av}})^{p/2} \quad (34)$$

$$\hat{k}_{t|t-1}^{(i)} = a_{k,t} k_{t|t-1}^{(j)}, \quad a_{k,t} = (Q_t^{\text{obs}} / Q_{t|t-1}^{\text{av}})^{-p/2} \quad (35)$$

このように設定すると式 (30) と同様に

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M \left(\hat{s}_{t|t-1}^{m,(i)} / \hat{k}_{t|t-1}^{(i)} \right)^{1/p} = Q_t^{\text{obs}} \quad (36)$$

となるため, リサンプリング後の貯留量アンサンブルが観測流量に対応する貯留量の周辺に分布することが

表-6 システムモデル C の予測値の Nash 指標の比較

システムモデル	1 時間先予測	2 時間先予測
C ($b_s = b_k = 0.05$)	0.92	0.77
C ($b_s = b_k = 0.1$)	0.91	0.80
C ($b_s = b_k = 0.2$)	0.92	0.80

期待できる. k の初期分布は 10~30(mm-hr 単位) の範囲で一様乱数を発生させて与えた.

b) 予測結果と考察

予測ハイドログラフと予測流量のアンサンブル平均に対する Nash 指標を図-10 と表-6 に示す. 一時間先予測はシステムモデル B2 と同様に観測流量とよく対応しており, 予測精度も B2 と同程度である. b の値による Nash 指標の違いは小さい. 図-11 に示すように, システムモデル C ($b_s = b_k = 0.1$) の s の時間変化は, B2 ($b = 0.1$) と同様のパターンとなっているが, ピーク流量付近の 8 時から 12 時の間の貯留量は C の方が B2 よりも大きい. この間の k の値は 20(mm-hr 単位) 前後であり, $k = 13.5$ (mm-hr 単位) の一定値を取る B2 よりも大きく, より大きな k の値をとることで両システムモデルの 1 時間先流量は同様の値となっている. システムモデル C は B よりも大きな貯留量変化を示し, それと関連して変化するパラメータ k で調整する形となり, システムモデル B の精度を上回る結果にはならなかった. なお, k の時間変化はシステムモデル C と A3 (図-6(b) 参照) とで同様の変化パターンを示した. C の方が値が大きく, C の貯留量が A3 の貯留量 (図-9 参照) よりも大きいことと整合している.

表-7 システムモデル B2($b = 0.1$) を他の洪水に適用した場合の Nash 指標による精度評価

洪水 (最大流量)	降雨倍率	1 時間先予測	2 時間先予測
1982 年 9 月洪水 (871.4m ³ /s)	0.8	0.84	0.77
	1.0	0.85	0.82
	1.2	0.86	0.85
1998 年 9 月洪水 (1097.0m ³ /s)	0.8	0.86	0.71
	1.0	0.90	0.81
	1.2	0.91	0.83
1999 年 8 月洪水 (221.5m ³ /s)	0.8	0.94	0.88
	1.0	0.95	0.89
	1.2	0.94	0.83
2001 年 9 月洪水 (778.7m ³ /s)	0.8	0.92	0.83
	1.0	0.94	0.88
	1.2	0.96	0.93
2007 年 9 月洪水 (755.8m ³ /s)	0.8	0.95	0.90
	1.0	0.96	0.94
	1.2	0.97	0.95

(4) 異なる洪水に対する予測結果

安定した予測結果を示したシステムモデル B2 ($b = 0.1$) を他の洪水に用いて適用性を検討した。計算結果を表-7 に示す。それぞれの洪水について観測降雨強度を 0.8 倍あるいは 1.2 倍し、予測降雨が誤差を持つことを想定した予測計算も実施した。大きさの異なる洪水に対して、またそれらの降雨強度を変えた場合に対しても、フィルタリングが適切に動作することを確認した。

(5) システムノイズの大きさと予測結果の関連

システムモデル B2 を用いてシステムノイズの大きさが予測精度に及ぼす影響を分析した。システムノイズの分散の大きさを決める b の値と Nash 指標の関係を図-12 に示す。 b の値を大きくしてシステムノイズを大きくすると、Nash 指標が低下する傾向にあることがわかる。システムノイズの分散を大きくすると粒子が幅広く分布するため現象の変化に柔軟に対応できる一方で、観測値と大きく異なる予測値を持つ粒子も現れるため、アンサンブル平均による予測値の精度が低下したと考えられる。

図-13 は b の値と全シミュレーション期間の中で式 (28) による補正を施した回数の割合の関係を示したものである。 b の値が大きくなるにつれて粒子の分布が広がるため補正回数はほぼ単調に減少する。 b の値が小さいほど Nash 指標は高くなるが、リサンプリング前の貯留量の補正によって得られた効果が含まれ、進行しつつある洪水現象に流出モデルが対応できない場合は、逆に予測精度が下がる可能性も考えられる。補正回数があまり多くなくかつ適切な予測精度が得られる b の値が望ましい。この流域のこのシステムモデルでは $b = 0.1$ 程度が適切と考えられる。

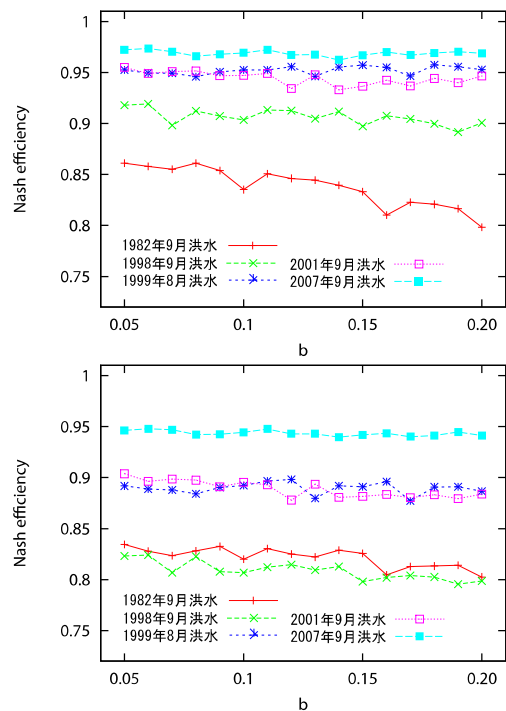


図-12 システムモデル B2 のシステムノイズの大きさと Nash 指標の関係 (上: 1 時間先予測, 下: 2 時間先予測)

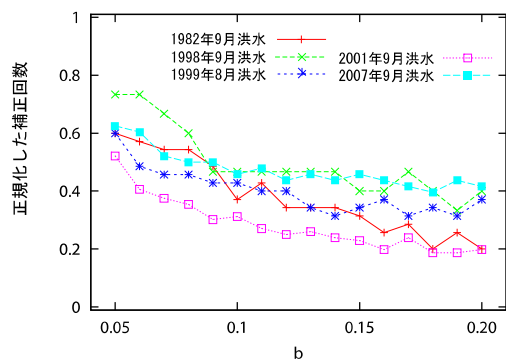


図-13 システムモデル B2 のシステムノイズの大きさと補正回数の関係

5. おわりに

本論では、CommonMP と粒子フィルタを組み合わせた実時間流出予測システムを開発し、菌原流域を対象として異なる流出予測システムを構築して、それらの動作と予測精度を分析した。得られた結果をまとめる。

- モデルパラメータを逐次修正する予測システム、モデルパラメータを固定し貯留量を逐次修正する予測システム、両者を逐次修正する予測システムを粒子フィルタと CommonMP を用いて構築した。
- 上記の三種類の予測システムの中で貯留量を時々刻々修正する予測システムが安定してよい予測結果を示すことがわかった。

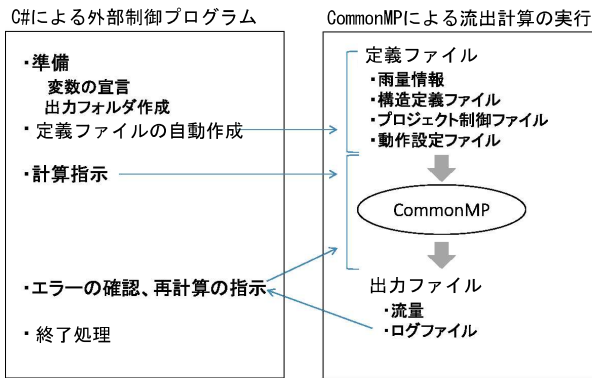


図-14 外部制御プログラムからの CommonMP 実行プログラムの呼び出し

- 異なる大きさの洪水に対してもフィルタリングが適切に機能することを確認した。
- システムノイズの分散は予測精度に影響する。ここで構築した貯留量を逐次修正する予測システムでは、貯留量の 0.1 倍程度の値を標準偏差とすることが適切と考えられる。

宝ら⁴⁾は、フィルタリング・予測理論を洪水流出予測に適用する場合の適用法として、流出モデルで扱う物理量を状態量として時々刻々推定・更新する“状態推定法”とモデルパラメータを状態量と読み替えてそれを時々刻々推定・更新する“パラメータ推定法”に分類してそれらの特徴を整理した。その中で、非定常のシステムノイズを考慮した状態推定法を望ましい手法としている。システムモデルの設定方法は様々な方法が考えられるが、本論でも物理量である貯留量を状態量として非定常のシステムノイズを加えるシステムモデルが安定した予測精度を示した。

謝辞：本研究で用いた CommonMP version 1.5 は国土交通省国土技術政策総合研究所によって開発された。CommonMP の並列実行について、CommonMP 技術部会のメンバーから助言を得た。

付録 I CommonMP を用いた並列計算

粒子フィルタを効率的に適用するためには、個々の粒子の流出計算を並列に同時実行できると都合がよい。以下では CommonMP を用いて並列計算を実施できるように本研究で開発した手法を述べる。

(1) 計算手順

CommonMP は、CUI 環境で CommonMP を複数同時に起動するをオプションを備えている。計算条件は CommonMP で定められた以下の三つの定義ファイルで設定する。

- 1) **準備：**計算に必要な変数を宣言する。CUI 環境 CommonMP 実行プログラム `hymco.exe` のあるディレクトリ `CommonMP/Execute/bin` を作業ディレクトリとして設定する。
- 2) **出力用フォルダの作成：**同時並列計算する CommonMP のプロジェクト（粒子）の個数分、計算結果書き出し用の出力用フォルダを作成する。
- 3) **入力データの作成：**粒子の個数分、入力データを作成する。ここでは雨量データを並列計算する粒子の個数分複製する。
- 4) **定義ファイルの生成：**構造定義ファイル、プロジェクト制御ファイル、動作設定ファイルを粒子の個数分、作成する。
- 5) **CommonMP プログラムの呼び出し：**動作設定ファイルとプロジェクト制御ファイルを指定して CommonMP を `-p` オプションを用いて呼び出す。粒子数を N 個とし、動作設定ファイルとプロジェクト制御ファイルを `HymcoCUI.i.cfg, i = 1, \dots, N,`
`ProjectFile.i.xml, i = 1, \dots, N` として、外部プログラム呼び出し関数を用いて CommonMP の実行を以下のように呼び出す。

```
for (i=0; i++; i<N) {
    hymco -p ProjectFile.i.xml HymcoCUI.i.cfg
}
```
- 6) **再計算の実行：**計算に失敗した場合は、計算ログファイル `CommonMP/Execute/SystemData/db/callotinfo` を確認し、失敗した粒子を特定して再計算を指示する。
- 7) **終了処理：**計算ログファイルが蓄積すると CommonMP の計算が遅くなるので、計算ごとにログファイルを消去する。

図-15 外部制御プログラムから複数の CommonMP 実行を実施する計算機アルゴリズム

- 構造定義ファイル：各要素モデルの接続関係、すべての要素モデルのモデルパラメータと状態量の初期値、入出力ファイル名を記録するファイル
- プロジェクト制御ファイル：計算開始時刻と計算時間、計算に用いる構造定義ファイル名を記録するファイル
- 動作設定ファイル：計算経過を記録するログファイル名や各種ファイルの位置を設定するファイル

この CUI 環境での CommonMP を外部から呼び出して並列計算を実現する外部制御プログラムをプログラミング言語 C#を用いて開発した。外部制御プログラムの計算フローを図-14 に示す。外部制御プログラムでは、CommonMP による計算プログラムの実行を指示する前に、上記の定義ファイルを自動的に生成し、その後で CommonMP を呼び出して計算を実行する。このとき、異なる CommonMP で実行するプロジェクトが同時に同じファイルにアクセスしないように、上記の三つの定義ファイルやその中で指定するファイル名は、プロジェクトごとの名称を自動的に設定するようにした。外部制御プログラムの具体的な計算機アルゴリズムを図-15 に示す。

(2) 注意点

CommonMP Ver1.5 では Ver1.0 以降の互換性を確保するために、計算の実行状況を記録するデータベース機能を有している。この仕組みは複数の CommonMP 計算プロセスからの同時アクセスに対応してないため、完全な同時並列計算は今のバージョンではできない。同時アクセスが発生した場合、その CommonMP プロジェクトの計算実行がエラーになってしまう。この問題に対応するために図-15 のステップ 5) で CommonMP の各プロジェクトの起動指示の間に 70ms の待ち時間を入れた。さらに、ステップ 6) で計算ログファイルを確認し、再計算の手続きを導入することで、すべてのプロジェクトの計算を確実に実施できるようになった。

参考文献

- 1) 日野幹雄: 水文流出系予測へのカルマン・フィルター理論の適用, 土木学会論文報告集, Vol. 221, pp. 39-47, 1974.
- 2) 星 清: 「実時間洪水予測システム理論」解説書, (財) 北海道河川防災研究センター・研究所, 396p, 2004.
- 3) 椎葉充晴, 立川康人, 市川 温: 水文学・水工計画学, 15 章, 16 章, 京都大学学術出版会, pp. 485-607, 2013.
- 4) 宝 馨, 高埴琢馬, 椎葉充晴: 洪水流出の確率予測における実際的手法, 第 28 回水理講演会論文集, 土木学会, pp. 415-422, 1984.
- 5) 河村 明: 水理公式集例題プログラム集 平成 13 年版, 例題 1-11, 1-12, 土木学会, 2002.
- 6) 樋口知之, 上野玄太, 中野慎也, 中村和幸, 吉田亮: データ同化入門, 朝倉書店, 256p., 2011.
- 7) 樋口知之: 予測にいかす統計モデリングの基本-ベイズ統計入門から応用まで, 講談社, 158p., 2011.
- 8) 工藤亮治, 近森秀高, 永井明博: 粒子フィルタを用いた実時間洪水予測システムの構築と河川任意地点における予測精度の検証, 水文・水資源学会誌, Vol.24, No.3, pp.137-148, 2011.
- 9) Noh, S. J., Tachikawa, Y., Shiiba, M. and Kim, S.: Dual state-parameter updating scheme on a conceptual hydrologic model using sequential Monte Carlo filters, *Journal of JSCE*, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), Vol. 67, No. 4, pp.L1-L6, 2011.
- 10) Noh, S. J., Tachikawa, Y., Shiiba, M. and Kim, S.: Applying sequential Monte Carlo methods into a distributed hydrologic model: lagged particle filtering approach with regularization, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, Vol. 15, pp. 3237-3251, 2011.
- 11) Noh, S. J., Tachikawa, Y., Shiiba, M. and Kim, S.: Ensemble Kalman filtering and particle filtering in a lag-time window for short-term streamflow forecasting with a distributed hydrologic model, *Journal of Hydrologic Engineering*, ASCE, Vol. 18, No. 12, pp. 1684-1696, 2013.
- 12) 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, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol. 67, No. 4, pp.L511-L516 2011.
- 13) Kim, Y., Tachikawa, Y., Kim, S., Shiiba, M., Yorozu, K. and Noh, S. J.: Short term prediction of water level and discharge using a 2D dynamic wave model with particle filters, *Journal of JSCE*, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), Vol. 68, No. 4, pp. L25-L30, 2012.
- 14) Kim, Y., Tachikawa, Y., Kim, S., Shiiba, M. and Noh, S. J.: Estimating the 2011 largest flood discharge at the Kumano River using a 2D dynamic wave model and particle filters, *Journal of JSCE*, Ser. B1 (Hydraulic Engineering), Vol. 69, No. 4, pp. L163-L168, 2013.
- 15) 国土交通省国土技術政策総合研究所: CommonMP, <http://framework.nilim.go.jp/> (参照日: 2018/4/15)
- 16) 椎葉充晴, 立川康人編: CommonMP 入門, 技報堂出版, 134p., 2011.
- 17) 国土交通省関東地方整備局: 利根川の基本高水の検証について, 平成 23 年 9 月. http://www.ktr.mlit.go.jp/river/shihon/river_shihon00000173.html (参照日: 2018/4/15)

(2018. 1. 15 受付)

DEVELOPMENT OF A REAL-TIME RUNOFF PREDICTION SYSTEMS USING PARTICLE FILTER AND ACCURACY COMPARISON OF PREDICTION SYSTEMS WITH DIFFERENT STATE VARIABLES

Yasuto TACHIKAWA, Shoko FUJITA, Yuji TANAKA,
Kazuaki YOROZU and Yutaka ICHIKAWA

Real-time rainfall-runoff prediction systems using a particle filter are developed. The systems update state variables (storage variables and model parameters) using observed variables and predict future river discharge on a real-time basis under a parallel computing environment. The systems are applied to the Sonohara River basin (492km²) in the upper part of the Tone River basin and three different prediction systems, a model parameter update system, a storage variable update system, and a parameter and storage variable update system are compared in terms of prediction accuracy. Results obtained are as follows: a storage variable update system provides stable prediction results; it is applicable for floods with different magnitudes; the variance of the system noise influences prediction results and the standard deviation as 10 percent of the storage variable gave appropriate prediction results.