2019年度(第55回)水工学に関する夏期研修会講義集

水工学シリーズ 19-A-3

# 粒子フィルタを用いた 実時間流出予測手法

京都大学 教授

## 立川康人

## 土木学会 水工学委員会・海岸工学委員会 2019年9月

## 粒子フィルタを用いた実時間流出予測手法

## A Real-time Runoff Prediction Method Using a Particle Filter

立川 康人 Yasuto TACHIKAWA

## 1. 概要

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手法を 述べる.次に,粒子フィルタを導入した実時間流出予測手法の効果的な適用方法を検討する.まず,利根川上流域 の薗原ダム流域 (492km<sup>2</sup>)を対象とし,システムノイズを加える状態量としてモデルパラメータ,貯留量,あるいは それら両方を逐次更新する流出予測システムを考え,それらの予測精度を比較する<sup>1)</sup>.次に岩鼻上流域 (1221km<sup>2</sup>) を対象とし,複数個所の観測情報を効果的に組み込む手法を比較検討する<sup>2)</sup>.以上の検討をもとに,流域を拡大 して八斗島上流域 (5108km<sup>2</sup>)を対象とし,システムノイズを加える状態量 (流域貯留量,河川貯留量,あるいは それら両方),観測情報の導入手法,データ同化時間間隔を変えた予測システムを構成して,予測結果を考察する <sup>3)</sup>.降雨流出モデルは,国土交通省によって八斗島上流域で構築された貯留関数法<sup>4)</sup>を用いた.また,実時間流 出予測システムは国土交通省国土技術政策総合研究所が開発した CommonMP<sup>5),6)</sup>を用いて構築した.

### 2. 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<sup>7)</sup>が単位図の逐次同定に応用したことに始ま り,その後,星<sup>8)</sup>や椎葉ら<sup>9)</sup>,宝ら<sup>10)</sup>,河村<sup>11)</sup>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(フィルタリング)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化するために,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<sup>9)</sup>.

最近は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 計算を繰り返すアンサンブルカルマンフィルタ<sup>12)</sup> や粒子フィルタ<sup>12),13)</sup> が水工学の分野でも用いられている.こ れらのフィルタでは,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.状態量の確率分布を多数の数値データで近似的に表すので,状態量 (初期値)の異なる多数の状態方程式を数 値的に解いて,それぞれの次時刻の状態量が数値として求めればよい.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<sup>1),2),3),14),15)</sup> や分布型流出モデルに導入 した流出予測<sup>16),17),18)</sup>,不定流計算モデルに適用した水位予測<sup>19),20),21),22)</sup> などに用いられている.

粒子フィルタを導入した流出予測システムは既存の予測プログラムをほどんど書き換えずに構築することがで き、柔軟なシステム構築が可能であるが、状態量の設定方法、システムノイズや観測ノイズの設定方法、粒子数、 観測情報の導入手法やそれに関する尤度の設定方法およびリサンプリング手法など、システム構成は自由度が高 く、限られた予測時間内に適切な予測結果を出すためには、どのようなシステム構築が有効であるかを分析する 必要がある.流域が大きくなると多地点の観測情報を入手することができ、それによって流域の多地点の予測精 度が向上することが期待できるが、限られた時間内に適切な予測結果を出すためには、計算時間を勘案しつつ効 果的なシステムノイズの設定方法や観測情報の導入手法を検討することが重要である.

本稿では、これらの課題に対して筆者らの研究グループが得た検討してきた結果を示す. 3. 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. 4. では利根川上流の薗原流域 (492km<sup>2</sup>) を対象として、モデ ルパラメータ、貯留量、あるいはそれら両方を逐次更新する流出予測システムを構築し、予測システムの動作と 予測精度を比較して,システムノイズを加える状態量の設定方法を考察する<sup>1)</sup>. 5. では5ケ所の流量観測データ が得られる岩鼻流域 (1221km<sup>2</sup>) を対象として,効果的な観測情報の導入手法について考察する<sup>2)</sup>. 以上の検討結 果をもとに,6. では我が国の大河川流域を念頭に置いて八斗島上流域 (5108km<sup>2</sup>) を対象とし,観測情報の導入手 法,システムノイズを加える状態量,データ同化時間間隔の異なる流出予測システムを構築して予測精度を比較 し,適切な流出予測システムの構築方法を考察する<sup>3)</sup>. 以上の降雨流出予測システムは,国土交通省国土技術政 策総合研究所が開発した水理・水文解析ソフトウェア統合型共通基盤 CommonMP<sup>5),6)</sup> を用いた.

## 3. 粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムの構築

利根川流域の八斗島上流域を対象として貯留関数モデルを用いた降雨流出モデルが国土交通省によって構築された<sup>4)</sup>.この貯留関数モデルをもとにした降雨流出モデルを CommonMP を用いて構築し、粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムを開発した<sup>1)</sup>.以下,用いた降雨流出モデル,状態空間モデル,粒子フィルタの導入方法を述べる.CommonMP を用いた予測システムの具体的な構成法は**付録**Iに示す.

#### (1) 降雨流出モデルと河川流追跡モデル

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<sub>e</sub>(t) を

$$r_e(t) = \begin{cases} f_1 r(t - T_{\rm L}) & (0 \le s_s(t) < R_{\rm sa} \mathcal{O} \succeq \mathfrak{F}) \\ r(t - T_{\rm L}) & (R_{\rm sa} \le s_s(t) \mathcal{O} \succeq \mathfrak{F}) \end{cases}$$
(1)

とモデル化する.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.降雨強度と蒸発散強度 e(t)を用いて, $s_s(t)$ は連続式

$$\frac{ds_s(t)}{dt} = r(t - T_{\rm L}) - e(t) \tag{2}$$

から得る.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.

$$\frac{ds(t)}{dt} = r_e(t) - q(t), \quad s(t) = kq(t)^p$$
(3)

ここで、s(t)は貯留高、q(t)は直接流出高、 $k \ge p$ 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

$$Q(t) = Aq(t) + Q_b(t) \tag{4}$$

とする.河川流追跡モデルも貯留関数モデルを用いた.

$$\frac{dS(t)}{dt} = I(t) - Q(t), \quad S(t) = KQ(t)^P$$
(5)

S(t)は河川区間の貯留量,Q(t)は河川区間下端からの流出量,I(t)は河川区間上端への流入量,K,Pはモデルパラメータである.

### (2) 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

$$\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{f}_t(\boldsymbol{x}_{t-1}, \boldsymbol{v}_t) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{h}_t(\boldsymbol{x}_t) + \boldsymbol{w}_t \tag{7}$$

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,  $x_t$  は時刻 t の 状態ベクトル,  $y_t$  は時刻 t の観測ベクトルである.  $f_t(\cdot)$  は状態ベクトルの時間発展を表現するシステムモデル,  $h_t(\cdot)$  は状態ベクトルから観測ベクトルを予測する観測モデルであり, これらは一般的に非線形のベクトル値関数 である.  $f_t(\cdot) \ge h_t(\cdot)$ の不確実性を表現するために, システムノイズ  $v_t$  と観測ノイズ  $w_t$  を導入する. これらは ある確率密度関数  $p(v_t)$  および  $p(w_t)$  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  $y_{1:t} = \{y_1, ..., y_t\}$  とし, 観測ベクトル  $y_{1:t}$  が与えられたとき, 状態ベクト ル  $x_t$  の確率分布を推定することをフィルタリング (データ同化) 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.

- (3) 状態ベクトルとシステムモデル,観測モデルの具体的な記述
- a) 状態ベクトル

流出モデルの状態量の時間推移は式(2)と式(3)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

$$\boldsymbol{x}_t = \begin{bmatrix} s_{s,t} & s_t \end{bmatrix}^T \tag{8}$$

とする. モデルパラメータの時間変化を考える場合は,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,状態ベクトルを以下のように考える.

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_t = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_t \\ \boldsymbol{\theta}_t \end{bmatrix}$$
(9)

モデルパラメータ f<sub>1</sub> と k が時間的に変化する状態量と考えるならば、パラメータベクトルは以下となる.

$$\boldsymbol{\theta}_t = \left[ \begin{array}{cc} f_{1,t} & k_t \end{array} \right]^T \tag{10}$$

#### b) システムモデル

式 (3) の連続式の右辺を g(s) とし、微分を差分で置き換えて

$$\frac{s_t - s_{t-1}}{\Delta t} = g(s_{t-1}, t)$$

とすれば、 $s_t = s_{t-1} + \Delta tg(s_{t-1}, t)$ となり、右辺をまとめて  $f_{s,t}(s_{t-1})$ とおけば  $s_t = f_{s,t}(s_{t-1})$ となる. 貯留量  $s_s$ ,  $s_{s,t}$ の時間発展に加えてモデルパラメータ  $f_{1,t}$ ,  $k_t$ の時間推移を含めたシステムモデルを考えると、一つの流域のシステムモデルは

$$\begin{bmatrix} s_{s,t} \\ s_t \\ f_{1,t} \\ k_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{s_s,t}(s_{s,t-1}, v_{s_s,t}) \\ f_{s,t}(s_{t-1}, v_{s,t}) \\ f_{1,t-1} + v_{f_{1,t}} \\ k_{t-1} + v_{k,t} \end{bmatrix}$$
(11)

と記述することができる.  $s_{s,t}$ ,  $s_t$ ,  $f_{1,t}$ ,  $k_t$  はいずれも確率変数と考え,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.  $v_{s,t}$ ,  $v_{s,t}$ ,  $v_{f_{1,t}}$ ,  $v_{k,t}$  はそれぞれの状態量に加えるシステムノイズである. これらのシステムモデルをまとめて  $\tilde{f}_t(\cdot)$  と表すと,一つの流域のシステムモデルは

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_t = \boldsymbol{f}_t \left( \widetilde{\boldsymbol{x}}_{t-1}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_t \right) \tag{12}$$

と書くことができる.  $\widetilde{v}_t$  は以下の様であり、システムノイズの分散共分散行列  $Q_t$  を

$$\widetilde{\boldsymbol{v}}_{t} = \begin{bmatrix} 0\\ v_{s,t}\\ v_{f_{1,t}}\\ v_{k,t} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{Q}_{t} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \sigma_{s}^{2} & 0 & 0\\ 0 & 0 & \sigma_{f_{1}}^{2} & 0\\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{k}^{2} \end{bmatrix}$$
(13)

とした. $s_s$ にはシステムノイズを加えないのは. $f_1$ の不確実性を考えることで有効降雨の不確実性を考慮できる と考えたからである. $f_1$ , kを定数と考えるならば、これらの初期値を設定して $v_{f_{1,t}} = 0$ ,  $v_{k,t} = 0$ とすればよい.

c) 観測モデル

一つの降雨流出モデルから構成される流域モデルの下流端に観測流量データ yt がある場合は, 観測モデルは

$$y_t = h(s_t) + w_t \tag{14}$$

となる. $w_t$ は観測ノイズであり, $h(\cdot)$ は式(4)より

$$h(s_t) = Aq_t + Q_b(t) = A\left(\frac{s_t}{k}\right)^{1/p} + Q_b(t)$$
(15)

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

$$y_t = \begin{bmatrix} 0 & \bullet & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_{s,t} \\ s_t \\ f_{1,t} \\ k_t \end{bmatrix} + w_t$$
(16)

となる.●は式(15)の計算を行うことを意味する.

### d) 複数のサブ流域に対する状態ベクトルとシステムモデル, 観測モデル

M 個の降雨流出モデルと N 個の河川流追跡モデルからなる流域のシステムモデルは, m 番目の降雨流出モデルの状態ベクトルを  $\widetilde{x}_t^m$ , n 番目の河川流追跡モデルの状態量を  $S_t^n$  として

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t} = \begin{bmatrix} \widetilde{\boldsymbol{x}}_{t}^{1} \\ \vdots \\ \widetilde{\boldsymbol{x}}_{t}^{M} \\ S_{t}^{1} \\ \vdots \\ S_{t}^{N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widetilde{\boldsymbol{f}}_{t}^{1}(\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t-1}^{1}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{t}^{1}) \\ \vdots \\ \widetilde{\boldsymbol{f}}_{t}^{M}(\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t-1}^{M}, \widetilde{\boldsymbol{v}}_{t}^{M}) \\ g_{t}(S_{t-1}^{1}, v_{S,t}^{1}) \\ \vdots \\ g_{t}(S_{t-1}^{N}, v_{S,t}^{N}) \end{bmatrix}$$
(17)

とする. 流域全体の状態ベクトル $\tilde{x}_t$ の成分をを具体的に記述すると以下となる.

 $\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t} = \begin{bmatrix} s_{s,t}^{1} & s_{t}^{1} & f_{1,t}^{1} & k_{t}^{1} & \cdots & s_{s,t}^{M} & s_{t}^{M} & f_{1,t}^{M} & k_{t}^{M} & S_{t}^{1} & \cdots & S_{t}^{N} \end{bmatrix}^{T}$ このシステムモデルに対して、1 番目の降雨流出モデルの下端にのみ観測流量  $y_{1,t}$  がある場合は、観測モデルを

$$y_{1,t} = \begin{bmatrix} 0 & \bullet & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \widetilde{x}_t + w_t$$
(18)

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 (18)を適宜設定し,同様に考えればよい.

## (4) 粒子フィルタの計算アルゴリズム

粒子フィルタ<sup>12),13)</sup>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

$$p(\boldsymbol{x}_t | \boldsymbol{y}_{1:t-1}) \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \delta(\boldsymbol{x}_t - \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)}), \ p(\boldsymbol{x}_t | \boldsymbol{y}_{1:t}) \simeq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \delta(\boldsymbol{x}_t - \boldsymbol{x}_{t|t}^{(i)})$$
(19)

のように近似される.ここで、 $\delta(\cdot)$ はデルタ関数、 $x_{t|t-1}^{(i)}$ 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. $x_{t|t}^{(i)}$ 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

$$\boldsymbol{x}_{t|t-1} \simeq \left\{ \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)} \right\}_{i=1}^{N}, \ \boldsymbol{x}_{t|t} \simeq \left\{ \boldsymbol{x}_{t|t}^{(i)} \right\}_{i=1}^{N}$$
(20)

は、以下に示すアルゴリズムに従って逐次的に求める.

- 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  $\boldsymbol{x}_{0|0}^{(i)} \sim p_0(\boldsymbol{x}_0)$ を生成する.  $p_0(\boldsymbol{x})$  は  $\boldsymbol{x}$  の時刻 t = 0 における  $\boldsymbol{x}_0$  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  $\boldsymbol{v}_t^{(i)} \sim p(\boldsymbol{v}_t)$ を生成する.

(ii)  $\boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)} = \boldsymbol{f}_t(\boldsymbol{x}_{t-1|t-1}^{(i)}, \boldsymbol{v}_t^{(i)})$ を計算し、予測分布  $\boldsymbol{x}_{t|t-1}$ のアンサンブル近似  $\left\{ \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)} \right\}_{i=1}^N$ 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 y<sub>t</sub> 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 $\lambda_t^{(i)} = p(\boldsymbol{y}_t | \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)})$ 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  $\left\{ \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)} \right\}_{i=1}^{N}$  から  $\boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)}$  を  $\beta_t^{(i)}$  の確率 (比率) で復元抽出し,フィ ルタ分布  $\boldsymbol{x}_{t|t}$  のアンサンブル近似  $\left\{ \boldsymbol{x}_{t|t}^{(i)} \right\}_{i=1}^{N}$  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-2 薗原ダムへの流入量の再現計算(平成10年9月洪水)

上記のアルゴリズムの 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 と仮定すると、一地点で尤度を定める場合は次式となる.

$$\lambda_t^{(i)} = p(\boldsymbol{y}_t | \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sigma_t \sqrt{2\pi}} \exp\left[\frac{-(Q_{t|t-1}^{(i)} - Q_t^{\text{obs}})^2}{2\sigma_t^2}\right]$$
(21)

ここで, $\sigma_t$ 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.次に,4)(ii) に従って粒子 i の重み  $\beta_t^{(i)}$ を計算する.このとき,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  $\lambda_t^{max}$  とし

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

として計算精度を確保する<sup>12)</sup>.復元抽出のときの各粒子のリサンプリング個数は重みに比例するように設定する. 復元抽出には様々な方法がある<sup>13)</sup>.ここではドント法に従い次式で求めた.

$$d_j^{(i)} = \frac{\beta_t^{(i)}}{m_i^{(i)} + 1} \tag{22}$$

ここで、 $m_j^{(i)}$ 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,...,*N*の順に $d_j^{(i)}$ が最大となる粒子に対して、配分数 $m_j^{(i)}$ を一つ増やす.これを粒子の個数分繰り返して復元抽出する各粒子の個数を設定する.観測情報の導入の仕方によって観測モデルと尤度の算定方法、粒子のリサンプリング方法は異なる.複数の観測データを用いる場合の観測モデルの設定と尤度の具体的な算定方法は**5**.で述べる.

## 4. 薗原ダム流域への適用 –システムノイズを加える状態量の検討–

## (1) 流出モデルとモデルパラメータの設定

薗原ダム流域は八斗島上流域北東部に位置し,流域面積は 492km<sup>2</sup> である. 図-1 に示すように薗原ダム流域は 三つの貯留関数法でモデル化されている. 下流端は薗原ダムであり,ダム流入量を観測流量として用いる. 基準 となるモデルパラメータ値は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, $k \ge p$ 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に三流域からの 流出量を合算するモデルとした. 図-2 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 いずに平成 10 年 9 月洪水を再現計算した結果である.計算値は洪水の立ち上がりが観測値よりも早く、Nash 指 標は 0.79 であった.式 (2) 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.

表-1 流域定数とモデルパラメータの値<sup>4)</sup>

流域	面積 A	$f_1$	$R_{\rm sa}$	$T_{\rm L}$	k	p
番号	$(\mathrm{km}^2)$	(-)	(mm)	(hr)	(mm-hr 単位)	(-)
1	252.1	0.4	180	1.5	13.5	0.53
2	161.6	0.4	180	1.5	13.5	0.53
3	78.8	0.4	180	1.5	13.5	0.53

表-2 粒子数の違いによる Nash 指標の比較

粒子数	1時間先予測			2 時間先予測		
(個)	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

## (2) 粒子数の設定

平成 10 年 9 月洪水を対象に,後で述べるシステムモデル 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.

## (3) システムノイズの設定の異なるシステムモデルと観測モデルの設定方法

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することができる.以下では

- システムモデルA:モデルパラメータ f<sub>1</sub>, 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-1にように薗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

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_{t}^{m,(i)} = \left[ \begin{array}{ccc} \boldsymbol{s}_{s,t}^{m,(i)} & \boldsymbol{s}_{t}^{m,(i)} & \boldsymbol{f}_{1,t}^{m,(i)} & \boldsymbol{k}_{t}^{m,(i)} \end{array} \right]^{T}$$

とし, i 番目の粒子の状態ベクトルを

$$\widetilde{\boldsymbol{x}}_t^{(i)} = \left[ \begin{array}{cc} (\widetilde{\boldsymbol{x}}_t^{1,(i)})^T & (\widetilde{\boldsymbol{x}}_t^{2,(i)})^T & (\widetilde{\boldsymbol{x}}_t^{3,(i)})^T \end{array} \right]^T$$

とする.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 (18) をもとに,

$$y_t = \left[0 \bullet 0 \ 0 \stackrel{:}{:} 0 \bullet 0 \ 0 \stackrel{:}{:} 0 \bullet 0 \ 0 \stackrel{:}{:} 0 \bullet 0 \ 0 \right] \widetilde{x}_t + w_t$$

とする.●は式(15)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.

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

$$\tag{23}$$

### (4) 異なるシステムモデルの設定とその動作

#### a) モデルパラメータを逐次修正するシステムモデル

条件設定  $f_1 \ge k$ 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.

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ h_{t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} \\ f_{1,t|t-1}^{(j)} + v_{f_{1},t} \\ h_{t|t-1}^{(j)} + v_{k,t} \end{pmatrix}$$
(24)

 $v_{f_{1,t}} \ge v_{k,t}$ は  $f_1 \ge k$ 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随できなかったため、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

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) $Q_{t t-1}^{\min} \le Q_t^{\text{obs}} \le Q_{t t-1}^{\max}$	$N\left(0, \left(0.1k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(0, \left(0.1f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$		
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) $Q_{t t-1}^{\min} \le Q_t^{\text{obs}} \le Q_{t t-1}^{\max}$	$N\left(0, \left(0.05k_{t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$	$N\left(0, \left(0.05 f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$		
$2) Q_t^{\text{obs}} < Q_{t t-1}^{\min}$	A1 と同じ	A2: A1 と同じ, A3: 平均値は -0.05f <sup>(i)</sup> <sub>1,t t-1</sub>		
$3) Q_{t t-1}^{\max} < Q_t^{\text{obs}}$	A1 と同じ	$N\left(0.2f_{1,t t-1}^{(i)}, \left(0.3f_{1,t t-1}^{(i)}\right)^2\right)$		
$Q_t^{\text{obs}}, Q_{t t-1}^{\min}, Q_{t t-1}^{\max}$ : 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-3 システムモデル A3 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.

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

表-4 システムモデル A の予測値の Nash 指標の比較

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*<sub>1</sub> 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.

結果と考察 もっとも Nash 指標の大きいシステムモデル A3 の予測ハイドログラフを図-3 に示す.また,予測 流量のアンサンブル平均に対する Nash 指標を表-4 に示す.また,システムモデル A1, A2, A3 の  $f_1 \ge k$  のア ンサンブル平均値の時間変化を図-4 に示す.図-3 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 とも  $f_1$  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<sub>1</sub> をより大きく変 化させる設定であり、図-4(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<sub>1</sub> 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随 できなかったことは改善の余地がある.



(a)A1, A2, A3 の f<sub>1</sub> の変化

(b)A1, A2, A3 の k の変化

図-4 システムモデル A のモデルパラメータ  $k \ge f_1$  のアンサンブル平均値の時間変化

## b) 貯留量を逐次修正するシステムモデル

条件設定  $f_1 \ge k$ の値は同定された値に固定し,貯留量 sに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.

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} + v_{s,t} \\ 0.4 \\ 13.5 \end{pmatrix}, \quad v_{s,t} \sim N\left(0, (b \, s_{t|t-1}^{m,(j)})^2\right)$$
(25)

 $v_{s,t}$ はsに与えるシステムノイズであり、ガウス分布に従うとする.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.

$$\hat{s}_{t|t-1}^{m,(j)} = a_t s_{t|t-1}^{m,(j)}, \ j = 1, \cdots, N$$
(26)

 $a_t$  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.

$$a_t = \left(Q_t^{\text{obs}}/Q_{t|t-1}^{\text{av}}\right)^p, \ Q_{t|t-1}^{\text{av}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q_{t|t-1}^{(j)}$$
(27)

*a*<sub>t</sub> をこのように設定すると, *M* をサブ流域数として

$$\frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{m=1}^{M} \left( \hat{s}_{t|t-1}^{m,(j)} / k \right)^{1/p} = Q_t^{\text{obs}}$$
(28)

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*<sub>t</sub> = 1.0 とする.

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-5 と表-5 に示す.シス テムモデル A3 では図-3 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-2 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-6 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



図-5 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.

表-5 システムモデル B の予測値の Nash 指標の比較



図-6 システムモデル B およびシステムモデル A3 の貯留量のアンサンブル平均値の時間変化

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 (図-6(c)) も 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 に追随できていない. 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.

c) 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

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.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.

$$\begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{(i)} \\ f_{1,t|t}^{(i)} \\ k_{t|t}^{(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} + v_{s,t} \\ 0.4 \\ k_{t|t-1}^{(j)} + v_{k,t} \end{pmatrix}, \quad v_{s,t} \sim N\left(0, (b_s s_{t|t-1}^{m,(j)})^2\right)$$
(29)

kとf<sub>1</sub>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



図-7 システムモデル C (b<sub>s</sub> = b<sub>k</sub> = 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.

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



図-8 システムモデル C (b<sub>s</sub> = b<sub>k</sub> = 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

ことで  $f_1$ の時間変化を考慮できることを考え、 $f_1$ は同定された値に固定することにした. $v_{s,t}$ と $v_{k,t}$ はsとkに 与えるシステムノイズである。 $b_s$ 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。

$$\hat{s}_{t|t-1}^{m,(i)} = a_{s,t} s_{t|t-1}^{m,(j)}, \ a_{s,t} = (Q_t^{\text{obs}} / Q_{t|t-1}^{av})^{p/2}$$
(30)

$$\hat{k}_{t|t-1}^{(i)} = a_{k,t} k_{t|t-1}^{(j)}, \ a_{k,t} = (Q_t^{\text{obs}} / Q_{t|t-1}^{av})^{-p/2}$$
(31)

このように設定すると式(28)と同様に

$$\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{m=1}^{M} \left(\hat{s}_{t|t-1}^{m,(i)}/\hat{k}_{t|t-1}^{(i)}\right)^{1/p} = Q_t^{\text{obs}}$$
(32)

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.

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-7 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-8 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 さく,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-4(b)参照) と



表-7 流域定数とモデルパラメータの値<sup>4)</sup>

流域	$f_1$	$T_{\rm L}$	k	p	直下の
番号	(-)	(hr)	(mm-hr 単位)	(-)	観測地点
1	0.6	0.5	29.519	0.428	1
2, 4	0.6	0.66	18.623	0.572	4
3	0.6	1	10.765	0.68	2
5, 9	0.6	0.66	18.623	0.572	5
6, 7, 8	0.6	0.66	18.623	0.572	3

図-9 岩鼻上流域図とモデル構成

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-6(c) 参照) よりも大きいことと整合している.

## (5) まとめ

モデルパラメータ,貯留量,それらの両者を逐次修正する予測システムを構築し,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という結果を得た.宝ら<sup>10)</sup>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.ここ でも物理量である貯留量を状態量とするシステムモデルが急激な変化に対応するシステムであることを確認した.

## 5. 岩鼻流域への適用 --観測情報の導入方法の検討--

## (1) 流出モデルとモデルパラメータの設定

図-9 に示すように岩鼻上流域は9つの貯留関数モデルで構成されており、5つの流量観測地点が存在する.ここで用いる流出モデルのパラメータ値を表-7 に示す. R<sub>sa</sub>は1998年9月洪水で同定された値を用い、Q<sub>b</sub>は同じ 洪水で同定された基底流量の初期時刻の値とした.また、河川流モデルは導入せず同時刻で流出量を合算するモデルとした.また、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、s<sub>s</sub>(t)とs(t)の初期値は0とした.

## (2) 観測情報の導入手法

観測情報の導入手法として以下の3つを考え、それらの動作と予測結果を比較する.

- 導入手法 A:最下流端の観測地点 5の観測流量のみを用いて尤度を計算する手法.
- 導入手法 B:5 地点の観測流量を用いて各地点で求めた尤度から流域全体の尤度を計算する手法.
- 導入手法 C:5 地点の観測流量を用いて各地点で尤度を計算し、観測地点の上流の貯留関数モデルの貯留量をそれぞれデータ同化する手法。各観測地点上流の貯留量は、具体的には表-7 に示すように観測地点1に対する貯留関数モデル1の貯留量、観測地点2 に対する貯留関数モデル3の貯留量、観測地点3 に対する貯留関数モデル6,7,8 の貯留量、観測地点4 に対する貯留関数モデル2,4 の貯留量、観測地点5 に対する貯留関数モデル5,9 の貯留量とする。

*i* 番目の粒子に含まれる *m* 番目のサブ流域 (*m* = 1, 2, · · · , 9) の状態ベクトルを

$$oldsymbol{x}_t^{m,(i)} = \left[ egin{array}{cc} s_{s,t}^{m,(i)} & s_t^{m,(i)} \end{array} 
ight]^T$$

とし, i 番目の粒子の状態ベクトルを

$$m{x}_t^{(i)} = \left[ egin{array}{ccc} (m{x}_t^{1,(i)})^T & (m{x}_t^{2,(i)})^T & \cdots & (m{x}_t^{9,(i)})^T \end{array} 
ight]^T$$

とする.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,観測流量は図-9 で示した5地点の流量である.観測モデルは式(16)をもとに,

$$oldsymbol{y}_t = egin{bmatrix} y_t^1 \ y_t^2 \ y_t^3 \ y_t^4 \ y_t^5 \end{bmatrix} = oldsymbol{A} oldsymbol{x}_t + oldsymbol{w}_t, \ oldsymbol{A} = egin{bmatrix} 0 & oldsymbol{0} & oldsymbol{0} & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \ 0 & oldsymbol{0} & oldsymbol{0} & oldsymbol{0} & 0 & oldsymbol{0} & \cdots & 0 & 0 \ 0 & oldsymbol{0} & oldsymbol{w}_t \end{pmatrix}$$

とする. ●は式 (15) の計算を行うことを意味する. 各観測地点 n の観測ノイズ  $w_t^n$  は正規分布に従うとして次式 で与えた.

$$w_t^n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_t^2), \ \sigma_t = 0.1 Q_{\text{obs.t}}^n$$
(33)

なお、観測情報の導入手法 A における観測情報は最下流端の y<sub>t</sub><sup>5</sup> のみであり、観測モデルを以下とする.

$$y_t^5 = \begin{bmatrix} 0 \bullet 0 \bullet \cdots & 0 \bullet \end{bmatrix} \boldsymbol{x}_t + w_t^5$$
(34)

## (3) 尤度の算定方法と粒子数

粒子数 N を 100 個とする. 観測地点 n における観測流量  $Q_{\text{obs,t}}^n$  を用い, 粒子 i の尤度  $\lambda_t^{n,(i)} = p(y_t^n | \boldsymbol{x}_{t|t-1}^{(i)})$  を 式 (21) を用いて求め, 観測地点ごとに得られる重み  $\beta_t^{n,(i)}$  を次式で求める.

$$\beta_t^{n,(i)} = \lambda_t^{n,(i)} \left/ \sum_{i=1}^N \lambda_t^{n,(i)} \right.$$

$$(35)$$

観測情報の導入手法Aは,最下流端の観測地点5の観測流量を用いてそれぞれの粒子の尤度を求める.具体的には,式 (35) でn = 5とし,各粒子の尤度と重みを求め,リサンプリングする.復元抽出の粒子の個数 $m_j^{n,(i)}$ は,式 (22)を用いる.手法Bはすべての観測地点 $n = 1 \sim 5$ において式 (21)を用いて各観測地点の尤度を算定し,それらを式 (36)を用いて重み $\beta_t^{(i)}$ を求め,リサンプリングする.

$$\beta_t^{(i)} = \prod_{n=1}^5 \lambda_t^{n,(i)} \left/ \sum_{i=1}^N \prod_{n=1}^5 \lambda_t^{n,(i)} \right.$$
(36)

手法 C は観測地点 *n* = 1 ~ 5 において式 (35) を用いて各地点の尤度を計算して,各地点ごとに直上流の貯留関数 モデルの貯留量をリサンプリングする.

リサンプリング時, 特定の粒子の尤度が高くなり, その粒子にのみ復元抽出が集中すると粒子フィルタが機能 しなくなる (アンサンブルの退化). アンサンブルの退化を防ぐため, すべての手法 A, B, C とも観測流量が予測 流量アンサンブルの上位 5%, 下位 5% の外側にある場合は, 予測した貯留量に以下の補正を加え, 観測値の周 辺に粒子を配置した.

$$\hat{s}_{t|t-1}^{m,(j)} = a_t s_{t|t-1}^{m,(j)}, \ a_t = \left(Q_{obs,t}^n / \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Q_{t|t-1}^{n,(j)}\right)^p \tag{37}$$

ただし,簡単のためすべての貯留関数モデルで p = 0.6に固定した.上記の補正を加えた上で,i番目の粒子がj番目の粒子から復元される場合,sに与えるシステムノイズを $v_{s,t}$ として,時刻tの状態ベクトルを

$$\boldsymbol{x}_{t}^{m,(i)} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t}^{m,(i)} \\ s_{t|t}^{m,(i)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{s,t|t-1}^{m,(j)} \\ s_{t|t-1}^{m,(j)} + v_{s,t} \end{pmatrix}, \quad v_{s,t} \sim N(0, (bs_{t|t-1}^{m,(j)})^{2})$$
(38)

と設定した. b は分散の大きさを定める定数である.

表--8 対象洪水

対象 洪水	洪水 期間	観測地点5の ピーク流量
1982年9月洪水	$9/12\ 0:00 \sim 9/13\ 10:00$	$3078.79 \text{ m}^3/\text{s}$
1998 年 9 月洪水	$9/16\ 0:00 \sim 9/16\ 14:00$	$4950.26 \text{ m}^3/\text{s}$
1999 年 8 月洪水	$8/14\ 0:00 \sim 8/15\ 10:00$	$4284.45 \text{ m}^3/\text{s}$
2001 年 9 月洪水	$9/9\ 7:00 \sim 9/11\ 3:00$	$4592.49 \text{ m}^3/\text{s}$
2007 年 9 月洪水	$9/5 \ 15:00 \sim 9/7 \ 14:00$	$4406.31 \text{ m}^3/\text{s}$



図-10 bを0.06~0.2として変化させたときの補正回数と、各地点の1時間先予測流量の Nash 指標

#### (4) 結果と考察

#### a) 観測情報の導入方法の違いと予測精度

表-8に示す5つの洪水に対する流出予測結果について、手法A、B、Cの1時間先予測の精度の違いを図-10(a) ~(e)に示す.凡例は(e)に示す.予測精度の指標として1時間先予測流量と観測流量から計算した Nash 指標を用いた.図中にはシステムノイズの大きさを定めるbの値の違いによる予測精度も示している.また(f)には式(37) による補正を施した正規化した回数(全計算時間に占める補正を施した時間の割合)を示した.上流に位置する観測地点1~4における1時間先予測結果の Nash 指標は、手法B、CがAよりも高い.上流の流量予測の精度を向上させるには下流端だけではなく、上流の観測流量の導入によるデータ同化が効果的である.また、下流端である観測地点5の予測精度は手法A、B、Cともすべての洪水で Nash 指標が0.9 前後の値を示すが、図-10(e)を見ると適用した5種類の洪水の中で、手法B、Cの Nash 指標の最小値は最下流端の地点5 でも手法A よりも大きい.下流端の流量のみを予測対象とする場合でも、複数観測地点がある場合は、上流を含む観測情報を用いるほうが精度の高い予測が得られることがわかる.

図-11, 図-12に, 5つの洪水の3時間先予測と6時間先予測のNash指標を示す.なお,凡例は図-10の(e) と同じである.3時間先予測,6時間先予測のNash指標は1時間先予測のNash指標に比べ,手法A,B,C間 の差は小さくなる.しかし,Nash指標の大きさは手法C,B,Aの順になる傾向にある.次にbの値が予測精度 に与える影響を考察する.bを大きくするにつれて図-10(f)の補正回数は減少し,通常の粒子フィルタに近づく. 補正回数からすると,bの値は0.1以上が望ましい.一方で,bに対するNash指標の感度は0.16以上でNash指 標の値が下がる場合がある(図-10(b)).Nash指標の値からするとbの値は0.16以下が望ましい.以上を考慮す ると,この流域では $b = 0.1 \sim 0.16$ 程度が適切と考えられる.



図-11 b を 0.06 ~ 0.2 として変化させたときの観測地点 1, 3, 5 の 3 時間先予測流量の Nash 指標 (図中のマークの説明は 図-10(e) と同じ)



図-12 bを0.06~0.2として変化させたときの観測地点1,3,5の6時間先予測流量のNash指標(図中のマークの説明は図-10(e)と同じ)

#### b) 多地点観測情報がある場合の手法 B, C の比較

全地点において,手法CはBよりも Nash 指標が高い傾向にあり,予測対象時刻を3時間,6時間とした場合 も手法Cの Nash 指標が大きい.手法Bは各地点で得られた尤度を掛け合わせた重みを用いてリサンプリングす るため,ある地点で尤度が高くても,他の地点で尤度が低ければその粒子は復元されなくなってしまう.そのた め手法Cに比べ各地点における尤度の高い粒子を抽出できないことが原因だと考えられる.この手法BとCの差 は粒子数を増やせば小さくなると考えられるが,実時間予測においては限られた粒子数で計算をせざるを得ない ことから手法Cを用いることが望ましいと考える.

## (5) まとめ

最下流端の観測情報のみでデータ同化する場合よりも、複数観測情報を用いてデータ同化する場合のほうが、上 流の予測精度が向上するだけでなく、下流端の予測精度も向上することがわかった.また、予測精度および計算量 を考慮すると、各観測地点での尤度を用いてそれぞれの流域の貯留量をデータ同化する手法が考えられる.

## 6. 八斗島上流域への適用 --大流域での効果的な適用方法の検討--

### (1) 洪水予測計算に用いる諸条件の設定

## a) 流出システムモデルとモデルパラメータの設定

図-13 に示すように、39 個の流域の貯留関数モデルと18 個の河川貯留関数モデルで八斗島上流域をモデル化し、11 個の観測地点を設定した.これらのモデルのパラメータは1998 年 9 月洪水を用いて同定した値<sup>4)</sup>を設定した.また、 $Q_{\rm b}$ は同洪水で同定された基底流量の初期時刻の値とし、S(t)の初期値はその河川貯留関数モデルより上流にあるすべての流域の貯留関数モデルの基底流量を合計した値を貯留関係式に代入した値から求め、 $s_{\rm s}(t)$ とs(t)の初期値は0とした.予測雨量は予測システムの動作を確認するために観測雨量を与えた.

## b) 観測情報の導入手法と粒子数

観測情報の導入手法を大流域で検討するため,5.で精度の高かった手法BとCを適用し,予測システムの動作 と予測結果を比較する. 粒子数は50個とした.



図-13 八斗島上流域モデル図

### c) システムノイズを加える状態量

システムノイズを与える状態量は、降雨流出モデルと河川流追跡モデルの貯留量とする.流域貯留高 *s* と河川 貯留量 *S* のどちらか一方、あるいは両方にシステムノイズを加える 3 つのケースについて予測システムの振る舞 いを分析する.

• システムモデル  $\alpha$ : 流域貯留高 *s* にシステムノイズ  $v_{s,t} \sim N(0, (bs_{t-1}^n)^2)$  を加える.

• システムモデル  $\beta$ :河川貯留量  $S_1$  にシステムノイズ  $v_{S_1,t} \sim N(0, (bS_{1,t-1|t-1}^n)^2)$  を加える.

システムモデル γ: s と S の両方に上記のシステムノイズを加える.

ここで、bはシステムノイズの分散の大きさを定める定数であり、0.05,0.1,0.15,0.2の4ケースを考えた.

#### d) データ同化時間間隔

データ同化を行う時間間隔を変えた場合の予測精度の違いを分析する.短時間でのデータ同化は計算負荷が高く,粒子数や採用するモデルが制限される.ここでは,時間間隔を10分と1時間の場合の予測精度を比較する.

## (2) 結果と考察

モデルパラメータを同定した 1998 年 9 月洪水とは異なる 2007 年 9 月洪水を予測対象とした.洪水期間は 2007 年 9 月 5 日 0 時から 9 月 8 日 11 時であり,八斗島地点のピーク流量 8126m<sup>3</sup>/s であった.11 地点の観測流量を用いてフィルタリングごとに 6 時間先までの予測計算を行った.

## a) 観測情報導入手法の違いと予測精度に関する考察

システムモデルを  $\gamma$ , データ同化時間間隔を 10 分とし, 前章で検討した観測情報導入手法 B と C の違いを分析した.予測精度の違いを図-14 に示す.この図は 11 地点の観測地点の中から上流の安中地点 (122km<sup>2</sup>),中流の高松地点 (557km<sup>2</sup>) および岩井地点 (552km<sup>2</sup>),下流の八斗島地点 (5150km<sup>2</sup>) の 4 地点について,横軸に予測リードタイム,縦軸に観測値と予測値から計算した Nash 指標を示している.図中の緑線が手法 B,青線が手法 C で計算した Nash 指標,紫線がオフライン計算での Nash 指標を表し,記号の違いはシステムノイズの分散の大きさを定める定数 b の違いを表す.なお,リードタイムが 0 の Nash 指標は,フィルタリング直後の Nash 指標である.これらの図から,前章と同様に手法 C は手法 B よりも予測精度が高いという結果が得られた.この理由として,



図-14 異なる観測情報導入手法で計算されたリードタイムごとの Nash 指標



図-15 異なるシステムモデルで計算されたリードタイムごとの Nash 指標

岩鼻流域と同様,手法 B は各地点で得られた尤度の積で粒子の重みも算定するため,相当数の粒子を設定しないと,各地点で尤度の高くなるような粒子を復元できないためと考えられる.岩鼻流域よりも手法 B と手法 C の間の予測精度に大きな差が出たのは,観測地点数の違い(岩鼻流域で 5 地点,八斗島流域で 11 地点)と粒子数の違い(岩鼻流域で 100 個,八斗島流域で 50 個)が考えられる.限られた粒子数で予測計算を行う場合は,手法 C が望ましいと考えられる.

#### b) システムノイズを与える状態量の違いと予測精度に関する考察

データ同化時間間隔を 10 分間隔,観測情報導入手法を手法 C とし、システムモデル  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  の違いを分析した.予測精度の違いを図–15 に示す.赤線がシステムモデル  $\alpha$ ,緑線が  $\beta$ ,青線が  $\gamma$  で計算した Nash 指標,紫線がオフライン計算での Nash 指標を表す.予測リードタイムが長くなるにつれて,河川貯留量のみを同化するシステムモデル  $\beta$  の精度が急速に下がり、オフライン計算での予測精度に漸近することがわかる.流域貯留量を同化するシステムモデル  $\alpha$  と $\gamma$  は、予測リードタイムが長くなると予測精度が低下するが、システムモデル  $\beta$  ほど下がらない.結果として両方を同化するシステムモデル  $\gamma$  がもっともよい結果を示した.以下,この理由を地点ごとに分析する.

上流の安中地点では、図–13 に示すように観測地点の上流には流域の貯留関数モデルしかないため、 $\alpha \ge \gamma$ は同じシステムモデルとなる.また、システムモデル $\beta$ はこの流域では河川流モデルを含まず、流域貯留高sを同化しないので、オフライン計算の結果と同じである。図–15(a)からわかるようにデータ同化した場合はオフライン計算よりも精度が高く、リードタイムが長くなるにつれて予測精度がオフライン計算のそれに近づく、中流に位置する高松地点は流域貯留量のデータ同化の効果が大きく、予測リードタイムを大きくした場合、システムモデル $\alpha \ge \gamma$ が同程度の予測精度を示す。一方で、河道貯留量のみを同化するシステムモデル $\beta$ は、リードタイムが長くなると急速に精度が低下しリードタイム2時間程度でオフライン計算と同じ精度となる。リードタイムが長くなると、河川貯留量よりも流域貯留量のデータ同化の効果が大きいことがわかる。

最下流端の八斗島地点では,流域面積が大きく上流に多数の観測地点が存在するため,上流のデータ同化の効果 が現れる.流域貯留量のみを同化するシステムモデルαは,リードタイムが2時間以下の場合はシステムモデル βよりも精度が低いが,リードタイムが大きくなっても予測精度が下がらない.一方,システムモデルβはリー ドタイムが大きくなると精度が急速に低下する.結果として6時間までのリードタイムでは,両者を同化するシ ステムモデルγがもっとも高い精度を示した.また,bの値が大きいほうが予測精度が高い結果となった.粒子の 多様性を確保することで予測システムが適切に機能したと考えられる.

なお, 岩井地点のみ上記とは異なる結果となり, オフライン計算の周辺に予測精度が分布する結果となった. こ



図-16 異なる観測情報導入時間間隔で計算されたリードタイムごとの Nash 指標

の流域は、上流に複数の流域貯留関数モデルがあってその最下流に河川貯留関数モデルがあり、最下端にのみ観測 データが存在するというモデル構成である.この場合、フィルタリング時には、観測地点の直上にある河川モデ ルの河川貯留量と観測値とが適合する粒子がリサンプリングされるが、上流に存在する流域貯留関数モデルの貯 留量にはフィルタリングの効果が及ばない.そのためリードタイムが短い場合は河川貯留量のデータ同化の効果 が現れて予測精度が確保されるが、リードタイムが長くなるとデータ同化の効果が及ばない流域貯留量のばらつ きが予測結果に表れて予測精度が低くなってしまう.リードタイムを長くするためには、上流の流域貯留量の同化 が重要である.

#### c) データ同化時間間隔の違いと予測精度についての考察

システムモデルを γ,観測情報導入手法を手法 C とし、データ同化時間間隔を 10 分と 1 時間と設定して計算し た予測精度の違いを図–16 に示す.安中,高松,八斗島地点でデータ同化を 10 分間隔で行った計算結果は,1 時 間間隔の計算結果よりも再現性が高いことがわかる.一方,岩井地点は他の地点とは異なる結果を示した.これ は、前に述べたのと同様の理由で上流の流域貯留関数モデルの貯留量にデータ同化の効果が及ばないためと考え られる.すなわち,データ同化を行う時間間隔が 10 分の場合は 1 時間の場合よりもデータ同化を頻繁に行うため, 河川貯留量 S が同化される一方で,観測情報のない上流域の流域貯留高 s には同化の効果が及ばず,それら値が 大きくばらつくためと考えらえる.上のような粒子が多数生成されると、上流の流域の貯留関数モデルの貯留高 が適合していないので,リードタイムが長くなるほど予測精度が悪い粒子が多数現れる.上流に適切な観測情報 が存在し、それをデータ同化に組み込むことができれば、より適切な予測結果が得られると考えられる.

(3) まとめ

岩鼻流域と同様に,予測精度と計算量を考慮すると,観測地点の上流のモデルの状態量を各地点毎にデータ同 化する手法が適用性が高いということがわかった.河川貯留量にのみシステムノイズを加えるシステムモデルは リードタイムが長くなると急速に予測精度が低下すること,流域貯留高にシステムノイズを加えるシステムモデ ルは前者ほど精度は低下せず,流域貯留高と河川貯留量の両方をデータ同化の対象とするシステムモデルがもっと も精度が高いことがわかった.このときのシステムノイズはある程度の幅を持ったほうがよく,この流域では対象 とする状態量の 0.2 倍を標準偏差とすることで適切な予測結果が得られた.また,データ同化を行う時間間隔は, 1 時間間隔よりも 10 分間隔としたほうが予測精度が高くなるという結果を得た.

## 7. おわりに

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手法を 述べ,利根川の3流域を対象として,効果的な適用方法を検討した結果を示した.結果をまとめる.

- モデルパラメータよりも貯留量を対象としたシステムモデルの方が予測精度が高い.
- 各地点の上流域ごとに流出モデルや河川モデルの貯留量をデータ同化するシステムモデルの予測精度が高い.
- 河川貯留量のみをデータ同化する予測システムはリードタイムが長くなるに連れて予測精度が急速に低下する.
   リードタイムが長くなると流域貯留量のデータ同化の効果が現れる.
- 結果として、サブ流域ごとに流域貯留量、河川貯留量の両方をデータ同化の対象とし、データ同化時間間隔
   を短くする方が、予測精度が向上するという結果を得た。



図-17 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

謝辞:本研究で用いた CommonMP version 1.5 および 1.6 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 粒子フィルタ導入した流出予測システムの CommonMP を用いた実装

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.

CommonMP は GUI(Graphical User Intereface) 環境または CUI(console user interface) 環境を用いて,構築し た水工シミュレーションモデルを操作することができる. GUI 環境では,要素モデルを選択してそれらを相互に接 続して水工シミュレーションモデルの構築作業を視覚的に進めることができる.また,モデルパラメータや状態量 の初期値設定,シミュレーション実行を計算機画面上で確認しながら実施することができる.一方,CommonMP は,CUI 環境で CommonMP を複数同時に起動する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.

- 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

本稿の4.の薗原ダム流域への適用では、CommonMPのCUI環境で並列計算を許す-pオプションで実行する 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-17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-18に示す。

CommonMP version 1.6 から -z オプションによる新たな並列計算が可能となった. C#で記述された外部プロ グラムを用い,プロジェクト制御ファイルと動作設定ファイルを指定することで並列計算を行うことができる. -p オプションと -z オプションとの違いは, -p オプションは計算のたびに CommonMP を呼び出すのに対して, -z オプションは洪水計算開始時に立ち上げた CommonMP のプロセスを計算終了時まで常駐させる点にある. この 違いにより, -z オプションを用いれば -p オプションよりも計算速度が短くなることが期待される. なお, -z オプ ションは分割出力した構造定義ファイルを用いる必要がある. 本稿の 5. と 6. では, -z オプションを用いたシステ ムモデルを構築した. 図–19 に CommonMP を用いた CUI 環境での粒子フィルタの適用イメージを示す. 直列計 算は, 1 つの計算プロセスに対象とする流域の流出モデルを粒子数分 (図では粒子数を 6 とした場合) 用意し,実 行する. CommonMP を呼び出す外部プログラムは, -p オプションと -z オプションとでは異なる外部プログラム を作成する必要がある.

- 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.
- () 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,..., N, ProjectFile\_i.xml, i = 1,..., 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) {</li>
  hymco -p ProjectFile\_i.xml HymcoCUI\_i.cfg
  そ) 再計算の字伝:計算に生取した場合は、計算ログファイル Operating MP/Encents (ContemParts (the collecting for を確認)
- 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-18 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



図-19 粒子フィルタで CommonMP を用いる場合のの3つの計算手法

## 参考文献

- 1) 立川康人,藤田翔子,田中裕士,萬和明,市川温: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,土木学会論文集 B1(水工学), Vol. 74, No. 2, pp.32–43, 2018.
- 2) 田中裕士, 立川康人, 萬和明, 市川温: 粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムの構築と複数観測流量情報の導入 手法の検討, 水工学論文集, Vol. 63, pp.I\_139-I\_144, 2018.
- 3) 田中裕士: 粒子フィルタを用いた実時間流出予測システムとその効果的な実装方法の開発,京都大学大学院工学研究科修 士論文, 2019.
- 4) 国土交通省: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: 2019/6/24)
- 5) 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: 2019/6/24)
- 6) 椎葉充晴, 立川康人編: CommonMP 入門, 技報堂出版, 134p., 2011.
- 7) 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.
- 8) 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.
- 9) 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.
- 10) 宝 馨, 高棹琢馬, 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.
- 11) 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.
- 12) 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.
- 13) 樋口知之: 予測にいかす統計モデリングの基本一ベイズ統計入門から応用まで, 講談社, 158p., 2011.
- 14) 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.
- 15) 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.I\_1– I\_6, 2011.
- 16) 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.
- 17) Noh, S. J., Tachikawa, Y., Shiiba, M. and Kim, S.: Ensemble Kalman filtering and particle filtering in a lagtime window for short-term streamflow forecasting with a distributed hydrologic model, *Journal of Hydrologic Engineering*, ASCE, Vol. 18, No. 12, pp. 1684–1696, 2013.
- 18) Noh, S. J., Weerts, A. H., Rakovec, O., Lee, H., and Seo, D. J.: Assimilation of streamflow observations, Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting, Q. Duan *et al.* (eds), pp. 745–780, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2019. https://doi.org/10.1007/978-3-642-39925-1\_33
- 19) 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.I\_511–I\_516 2011.
- 20) 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. I\_25–I\_30, 2012.
- 21) 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. I\_163–I\_168, 2013.
- 22) 辻倉裕喜, 田中耕司, 宮本賢治: 水位予測における粒子フィルタの適用上の課題とその対応, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol. 72, No. 4, pp.l\_181–l\_186, 2016.