

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

DEVELOPMENT OF A REAL-TIME RIVER STAGE FORECASTING METHOD USING A PARTICLE FILTER

立川 康人¹・須藤 純一²・椎葉 充晴³・萬 和明⁴・キム スンミン⁵
Y. TACHIKAWA, J. SUDO, M. SHIIBA, K. YOROZU and S. KIM

¹ 正会員 博(工) 京都大学 准教授 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

² 正会員 修(工) (株) 大林組 四国支店 波介川潮止堰 JV 工事事務所 (〒 781-1151 高知県土佐市中島井ノ向 458-3)

³ 正会員 工博 京都大学 教授 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

⁴ 正会員 博(工) 京都大学 助教 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

⁵ 正会員 博(工) 京都大学 講師 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

A real-time river stage forecasting method is developed, which is aimed to apply to river sections where a rating curve does not exist. The method uses a particle filter combined with the dynamic wave model. A number of the dynamic wave models (particles) which have different parameter values and boundary conditions run in parallel; a set of well behaved particles are selected in real time according to the observed river stage; and several hours-ahead river stages are predicted with their prediction error at each observation time step. The method is applied to the Katsura River for the flood of the typhoon No. 23 in 2004. The predicted river stage shows a good agreement with the observed one. The predicted maximum river stages along the study river section also well explain the flood marks.

Key Words: river stage, real-time forecasting, particle filter, data assimilation

1. はじめに

実時間流出予測の分野では、時々刻々得られる観測情報を用いてモデル状態量やモデルパラメータの値を逐次推定しつつ数時間先の河川流量を予測する手法が集中型流出モデルを中心に開発されてきた¹⁾。最近では任意地点での流量予測を実現するために、分布型流出モデルの実時間での稼働や²⁾、分布型流出モデルへのフィルタリングシステムの導入³⁾が試みられている。一方で、洪水予報や水防警報をはじめ、洪水情報としては水位の予測情報を提供することが重要となるが、その実時間予測に対する取り組みは十分ではない。

水位予測が難しい要因として、水位予測モデルの粗度係数や河川の縦横断形状を表すパラメータの値が水位の予測値に極めて鋭敏に反応し^{4,5)}、さらにこれらの値が洪水期間中に大きく変化することが挙げられる。そのため流量の予測精度の向上だけでは水位の予測精度の向上につながらない。水位の予測値に鋭敏に反応するモデルパラメータの値や境界条件を逐次推定しながら予測精度を向上させることを考えなければ、水位予測に関して十分な効果は得られない。

これを実現するために、非線形・非ガウス型の状態空間モデルのフィルタリング手法として有効である粒子フィルタ^{6,7,8)}を用いた水位の実時間予測手法を新たに提案する。この手法では、水位流量曲線が存在しない河道区間を念頭に置き、水位の時間発展式の非線形

性を考慮して、時々刻々の水位観測情報を用いながら数時間先の河川水位を予測する。

2. 実時間水位予測手法の構成

(1) 実時間水位予測手法の枠組み

河川水位は流量だけでなく水位の上昇に伴う粗度や断面形状の変化、上下流の影響など、場所ごとの様々な状況に大きく影響される。従って河川水位を予測するためには河川流量とともに対象地点の粗度係数や断面パラメータの変化を時々刻々推定する必要がある。これを実現するために、水位予測モデルと水位観測モデルからなる状態空間モデルを構成し、流量とともにモデルパラメータ値を時々刻々推定することが考えられる。しかし一般に水位予測モデルは流量に対する感度が低く^{4,5)}、数百 km² 以下の流域の流量は降雨と斜面流出過程が支配的であることを考えると、流量に関しては別の流出予測システムから情報提供を受け、ここで提案するフィルタリング手法によって流量とモデルパラメータ値を逐次推定することが効果的である。

そこで、流域全体を対象として流量を予測するシステムと、それによって予測される流量を境界条件として対象河道区間の水位を予測するシステムの 2 段階構えを考える。流量の予測精度を向上させるためのフィルタリングシステム (たとえば佐山ら³⁾) とここで提案す

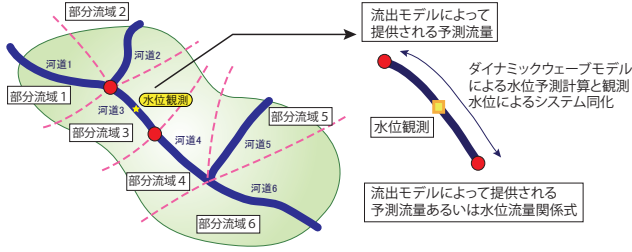


図-1 実時間流出予測システムの全体構成

る水位予測のフィルタリングシステムとは独立して考えることができる。水位予測は必要となる河道区間のみ適用すればよいので、計算負荷は限られ効率的である。そこで図-1を例として、以下の枠組みを考える。

- 1) 図-1で河道区間3が水位予測を要する区間とする。河道区間3の上下端での数時間先まで河川流量を流出モデルを用いて予測する。
- 2) 河道区間3には少なくとも1か所に水位観測点があるとする。水位観測機器の設置費用は小さいので、存在しない場合は設置することを考える。
- 3) 河道区間3に水位予測モデルを適用する。この区間の上下端に1)で得た流量、あるいは水位流量の関係式を境界条件として与える。次に河道区間内の観測水位を用いて、その区間の河道パラメータと境界条件として与える流量を逐次、推定しながら、対象区間内の水位を予測する。水位予測モデルの非線形性を考慮するためにフィルタリング手法には後述する粒子フィルタを用いる。
- 4) 全体の予測システムの中で時間を更新しながら、この手順を繰り返す。

(2) 水位予測モデル

水位予測モデルにはダイナミックウェーブモデル

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial s} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial s} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \left(\frac{\partial h}{\partial s} - i_0 + I_f \right) = 0 \quad (2)$$

を用いる。 t は時間座標、 s は流下方向にとった空間座標、 A は通水断面積、 Q は流量、 g は重力加速度、 h は水深、 i_0 は河床勾配、 I_f は摩擦損失勾配である。マンニングの抵抗則を用いて $I_f = n^2(Q/A)^2 R^{-4/3}$ とする。 R は径深である。また、対象河道区間における側方流入量は河川流量に比べて十分に小さいと考えゼロとする。

河道横断面形状はできるだけ一般的な形状を表現するために広幅べき乗関数 ($b = ah^p$, 図-2) を採用した。 $a > 0$, $p > 0$ は定数である。これを用いれば通水断面積は、

$$A = \int_0^h 2b \, dh = \int_0^h 2ah^p \, dh = \frac{2a}{p+1} h^{p+1}$$

となる。 b が水深 h に比べて十分に大きい場合は、 $a^2 p^2 h^{2(p-1)} \gg 1$ が成り立つので、潤辺は、

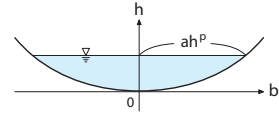


図-2 河道横断面形状の表現 (b は横断面方向の距離座標)

$$S = 2 \int_0^h \sqrt{1 + a^2 p^2 h^{2(p-1)}} \, dh \approx 2 \int_0^h a p h^{p-1} \, dh = 2ah^p$$

となる。以上から、径深は $R = A/S = h/(p+1)$ となる。これらを解いて Q, A, h を得る。モデルパラメータは粗度係数 n と断面形状を決める a, p である。

3. 粒子フィルタによる水位予測

粒子フィルタ^{6,7,8)}は、非線形・非ガウス型のあらゆる状態空間型モデルに適用できるフィルタリング手法である。流量予測の分野では工藤ら⁹⁾がタンクモデルに適用してその効果を確認している。状態量の確率分布を多数のサンプル(粒子)の実現値で近似的に表現することが粒子フィルタの骨子であり、この点でアンサンブルカルマンフィルタと類似性がある。ただし、粒子フィルタは、状態量の事後分布を求める際にカルマンゲインを求めるのではなく、観測値によって定まるそれぞれの粒子の尤度(適合度)を用いる。計算機システムへの実装が極めて容易であり、各粒子の時間発展から尤度の計算までを粒子ごとに独立して計算できるため、並列計算機を利用して効率的に予測計算を実現することができる。

(1) 粒子フィルタのアルゴリズム

非線形・非ガウス型の状態空間型モデル

$$x_t = f(x_{t-1}, \theta_t, u_t) \quad (3)$$

$$y_t = h(x_t, \eta_t, v_t) \quad (4)$$

を考える。 x_t は時刻 t の k 次元の状態ベクトル、 y_t は時刻 t の l 次元の観測ベクトル、 θ_t, η_t はパラメータベクトル、 u_t, v_t はそれぞれガウス分布とは限らない確率密度関数に従うシステムノイズと観測ノイズであり、白色ノイズとする。 f, h は状態ベクトルに関する非線形関数であり、(3)式は状態ベクトルの時間発展を表わす状態方程式、(4)式は観測方程式である。

一期先の状態 x_t の予測値の確率分布(事前分布)は

$$p(x_t|y_{1:t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|y_{1:t-1})dx_{t-1} \quad (5)$$

と表わされる。また、時刻 t までの観測ベクトル $y_{1:t}$ が得られた後、フィルタリングされた状態 x_t の確率分布(事後分布)は、ベイズの定理により

$$p(x_t|y_{1:t}) = \frac{p(y_t|x_t)p(x_t|y_{1:t-1})}{p(y_t|y_{1:t-1})} \quad (6)$$

である。粒子フィルタではこれらの条件付き確率分布

を、その分布の実現値である独立の多数の粒子を用いて近似する。具体的には (5) 式の事前分布を

$$p(x_t|y_{1:t-1}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_{t|t-1}^{(i)}) \quad (7)$$

と近似する。\$N\$ は粒子数、\$\delta(\cdot)\$ はディラックのデルタ関数、\$x_{t|t-1}^{(i)}\$ は時刻 \$t\$ の \$i\$ 番目の粒子の事前推定値である。これを (6) 式に代入して、観測値 \$y_t\$ を加えた後の事後分布が以下となるように粒子 \$x_{t|t}^{(i)}\$ を求める。

$$p(x_t|y_{1:t}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_t - x_{t|t}^{(i)}) \quad (8)$$

(7) 式、(8) 式を表現する粒子 \$x_{t|t-1}^{(i)}\$, \$x_{t|t}^{(i)}\$ は (3) 式、(4) 式に従って以下の手順で求める。

- 1) 初期化: 現在時刻を \$t-1\$ とする。\$i\$ 番目の粒子 (\$i = 1, \dots, N\$) についてフィルタリング後の状態量 \$x_{t-1|t-1}^{(i)}\$ が得られているとする (図-3 の第 1 列の粒子群)。
- 2) 予測: 状態方程式 (3) 式を用いて \$i\$ 番目の粒子 (\$i = 1, \dots, N\$) の予測値 \$x_{t|t-1}^{(i)}\$ を求める (図-3 の第 2 列の粒子群)。これにより事前分布が (7) 式より定まる。
- 3) フィルタリング: (6) 式の \$p(y_t|x_t)\$ は状態 \$x_t\$ のときに観測値 \$y_t\$ を得る確率 (尤度) であり、観測式 (4) 式から定まる \$R(y_t|x_{t|t-1}^{(i)})\$ によって得られるとする。図-3 の第 3 列の粒子群の大きさは尤度の大小を表し、観測値に対する適合度が高い粒子ほど尤度が大きいことを表す。(6) 式の分母の \$p(y_t|y_{1:t-1})\$ は

$$\begin{aligned} p(y_t|y_{1:t-1}) &= \int R(y_t|x_t) p(x_t|y_{1:t-1}) dx_t \\ &\approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R(y_t|x_{t|t-1}^{(i)}) \end{aligned} \quad (9)$$

であり、(7) 式、(9) 式を (6) 式に代入すると、事後分布として

$$p(x_t|y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta(x_t - x_{t|t-1}^{(i)}) \quad (10)$$

が得られる。ここで \$w_t^{(i)}\$ は正規化した尤度である。

$$w_t^{(i)} = R(y_t|x_{t|t-1}^{(i)}) / \sum_{i=1}^N R(y_t|x_{t|t-1}^{(i)})$$

- 4) リサンプリング: 正規化した尤度 (重み) \$w_t^{(i)}\$ に比例する割合で \$x_{t|t-1}^{(i)}\$ を復元抽出し、抽出した粒子を \$x_{t|t}^{(i)}\$ とする (図-3 の第 4 列の粒子群)。抽出した粒子の合計は \$N\$ 個とする。それぞれの粒子の重みはすべて \$1/N\$ となり、最終的に事後分布 (8) 式が得られる。また、リサンプリング後の各粒子の状態量あるいはパラメータにランダムな攪乱を与え、特定の粒子のみが選択されない工夫をする。
- 5) 時間を更新して 1) に戻る。

これにより \$x_t\$ の最適推定値 \$\hat{x}_t\$ と推定誤差分散 \$\hat{\sigma}_t\$ は

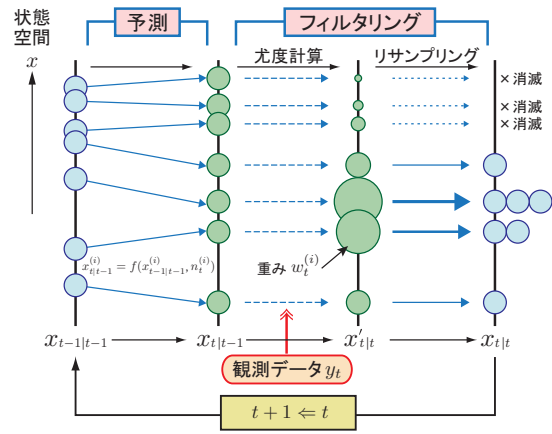


図-3 粒子フィルタの概念図⁷⁾

$$\hat{x}_t = E[x_t] \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{t|t}^{(i)} = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} x_{t|t-1}^{(i)} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{t|t}^{(i)} - \hat{x}_t)^2 = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} (x_{t|t-1}^{(i)} - \hat{x}_t)^2 \quad (12)$$

として求められる。予測幅を表わす 95%信頼幅なども \$x_{t|t}^{(i)}, i = 1, \dots, N\$ から直接得ることができる。

(2) 水位予測への粒子フィルタの適用

前節で示したアルゴリズムに従って、ダイナミックウェーブモデルを状態方程式として粒子フィルタを適用する。以下では設定条件を具体的に示す。

a) 粒子化の対象と初期設定

粒子フィルタでは、状態量やパラメータ、初期・境界条件に異なる値を設定した状態方程式を多数構成し、それらを同時に進行させて時々刻々の観測情報を予測システムに組み込む。ここでは、予測水位に大きな影響を与える粗度係数 \$n\$ を粒子化の対象とする。また、河道区間の上端でダイナミックウェーブモデルに与える流量 (流出モデルによる予測値) が誤差を含むとし、それに乗ずる係数 \$r_q\$ を考えて粒子化の対象とする。\$n, r_q\$ の初期分布は正規分布に従って独立に発生させ、\$n \sim N(0.035, 0.005^2)\$, \$r_q \sim N(1.0, 0.15^2)\$ とした。\$n\$ の単位は \$\text{m}^{-1/3}\text{s}\$, \$r_q\$ は無次元である。また、\$n\$ については \$0.015 < n < 0.063\$, \$r_q\$ については \$0.4 < r_q < 1.6\$ となるように値を制限した。

b) 粒子数

粒子数 (ダイナミックウェーブモデルの個数) が予測結果に及ぼす効果を分析するため、粒子数が 50, 100, 300, 500, 1000, 3000 個の場合の最適推定値と予測誤差分散を比較した。100 個以下では予測シミュレーションごとに結果が大きくばらつき、良い推定結果は得られなかった。少なくとも 300 個は必要と考えられる。1000 個以上での予測結果に大きな違いが見られなかったため、次章での適用例では粒子数を 1000 個とした。

c) 予測計算

河道区間上端に分布型流出モデル²⁾によって予測される流量、下端には水位と流量の関係式を与えて、(1)

式と (2) 式を陽形式差分法¹⁰⁾によって解く。4. で実施する差分計算では差分時間間隔、空間間隔を 30s, 512m として 1,000 個のダイナミックウェーブモデルを同時に解く。これが状態方程式 (3) を解くことに相当する。粒子フィルタを適用する場合、時刻 t の状態量 x_t を時刻 $t-1$ の状態量 x_{t-1} で陽に記述する必要はない。シミュレーションモデルによって x_{t-1} から x_t が定まればよい。(3) 式の θ_t は粗度係数 n と断面形状を表わす a, p である。システムノイズはここでは考えない。

d) 尤度関数の設定

水位観測値は 1 時間ごとに得られるので、1 時間ごとにフィルタリングを実施する。観測式 (4) から定まる尤度関数を正規分布の確率密度関数とし、

$$R(y_t|x_{t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} \exp\left(-\frac{(h_{t,cal}^{(i)} - h_{t,obs})^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (13)$$

とする。 $R(y_t|x_{t-1}^{(i)})$ は粒子 $x_{t-1}^{(i)}$ の尤度、 $h_{t,cal}^{(i)}$ は時刻 t の i 番目の粒子の水深の予測値、 $h_{t,obs}$ は観測値である。 σ_y は観測水深の標準偏差であり、観測水位の 10% 程度の観測誤差があるとして $\sigma_y = 0.1h_{t,obs}$ とした。

e) リサンプリング手法

リサンプリングの目的は、重み $w_t^{(i)}$ を持つ粒子 $x_{t-1}^{(i)}$ によって表現される分布関数を、重みが等しい粒子によって表現できるように粒子を選び直す (復元抽出すること) にある。選び直された粒子が $x_{t-1}^{(i)}$ であり、ランダムサンプリングや層化抽出⁶⁾、ドント方式などがある。

ドント方式によるリサンプリング手順を説明する。粒子の重み $w_t^{(i)}$ が計算された後、以下により $d_j^{(i)}$ を求める。

$$d_j^{(i)} = w_t^{(i)} / (m_j^{(i)} + 1)$$

$m_j^{(i)}$ は、最初 0 個として、粒子 i に 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 i に対して配分数 $m_j^{(i)}$ を一つ増やす。これを粒子の総数 N 回分繰返せば復元抽出が完了する。 $d_j^{(i)}$ の値が等しくなる場合は番号の若い粒子を抽出することにした。これらの 3 つのリサンプリング手法が予測結果に与える違いを見たところ、最適推定値に違はなく、粒子の分布はリサンプリング手法よりも尤度関数の設定が大きく影響するという結果であった。そこで計算負荷が小さいドント方式を採用した。

f) 粒子の多様性の確保

特定の粒子の重みが大きくなって粒子のパターンが固定化してしまうと、状況の変化に適応できなくなり予測の精度が低下する。これに対処するために、リサンプリング後に各粒子のパラメータや状態量に攪乱を与える。攪乱の与え方には様々な手法が考えられるが、ここでは正規乱数を発生させて、 n と r_q に対して

$$n_t = n_{t-1} + \xi_n, \quad r_{q,t} = r_{q,t-1} + \xi_q \quad (14)$$

とする。 $\xi_n \sim N(0, \sigma_n^2)$, $\xi_q \sim N(0, \sigma_r^2)$ とし、 $\sigma_n = 0.0005$, $\sigma_r = 0.03$ とした。計算を安定させるために $n_t < 0.015$

となった場合は、再度発生させる。同様に $0.4 < r_q < 1.6$ となるように範囲を制限する。

上記の方法は粒子フィルタを適用する場合に一般的に用いられる手法であるが、水理計算を実施する上ではこの方法だけでは不十分な場合がある。粒子の多様なパターンを確保するためには、 σ_n や σ_r の値をある程度の大きさに設定する必要があるが、特に粗度係数に攪乱を加える場合、前の時刻で設定された粗度係数の値と極端に異なる値が設定されると計算が不安定になることがある。これを防ぐためには分散の値を小さく設定すればよいが、その値が小さすぎると、急激な増水がある場合にその変化に追従できなくなる可能性がある。そこで分散の値を押さえつつ粒子の多様性を確保するために、重みの値をゼロとしない特別な粒子を複数用意し、すべての計算期間を通してそれらの値を保持することを考える。

具体的には、予測計算の初期時刻に正規乱数によってパラメータ値を設定する一般の粒子とは別に、取り得るパラメータ値の範囲をカバーするように数種類の特別な粒子を設定する。たとえば粗度係数であれば、0.020 から 0.065 まで $0.005\text{m}^{-1/3}\text{s}$ の間隔で 10 個の粒子を設定することなどを考える。これらの特別な粒子も、一般の粒子とともに予測計算を行い尤度に応じて重みを求めてリサンプリングする。ただし、重みの大小に関わらず一つの粒子はリサンプリング後も攪乱を加えずに、初期に設定したパラメータの値を保持するようにする。これによって、パラメータの値を攪乱するために大きな分散を与えることなく、粒子の多様性を保持することができる。

g) 計算機環境

予測から尤度の計算までは、それぞれの粒子に対する計算は独立しているため計算を並列化できる。粒子数が大きい場合は並列化計算によって効率的なフィルタリングが可能である。ここでは 8 core PC 上の Linux 環境 (CentOS 5.3) で OpenMP を使い、g++ version 4.4 でコンパイルした計算機プログラムを用いた。

4. 実流域への適用

(1) 対象流域と対象洪水

淀川水系に属する桂川流域 (1,100km², 図-4) を対象として分布型流出モデル⁴⁾による流出計算を行い対象河道区間の流量を計算する。ダイナミックウェーブモデルを適用する河道区間は、天竜寺地点から納所地点下流までの約 16km の区間である。この区間には 4ヶ所 (天竜寺、桂、羽束師、納所) に水位観測所がある。

対象洪水は最近の 10 年間でもっとも大きい 2004 年 10 月の台風 23 号による洪水とした。この洪水は羽束師水位観測所周辺から上流数 km に渡って洪水痕跡が計画高水位を上回る洪水であった。

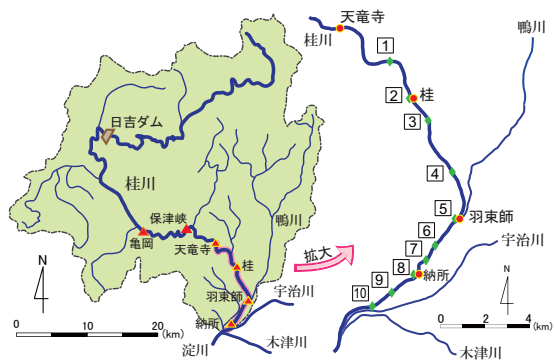
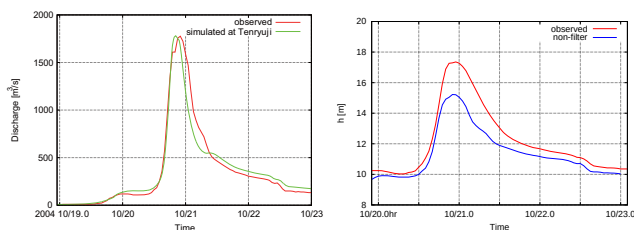


図-4 桂川流域と水位比較地点



(a) 流量 (天竜寺地点)

(b) 水位 (羽束師地点)

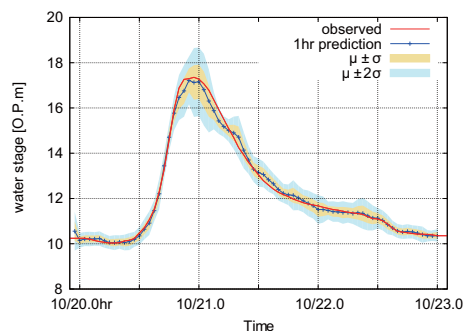
図-5 観測値と計算値

(2) 予測結果と考察

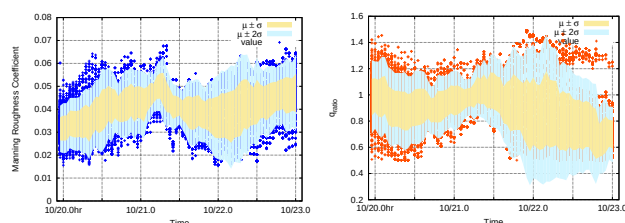
図-5(a) に対象河道区間上端の天竜寺地点での流量の観測値と流出モデルによる計算値を示す。流量の計算値の再現性はよい。この計算流量をダイナミックウェーブモデルの上端での境界条件とする。図-5(b) はこのときの羽束師地点 (図-4 の評価地点 5) での観測水位とフィルタリングをしないオフライン計算での水位である。オフライン計算では、粗度係数 n はこの区間で従来から用いられている $0.035\text{m}^{-1/3}\text{s}$ とし、流量の再現性は高いので上端流入量に対する係数は $r_q = 1.0$ としたが、ピーク時の予測水位は 2m 近く小さかった。

これに対して図-6(a) は前章で示した計算条件のもとに、羽束師地点の観測水位を用いてフィルタリングした場合の 1 時間先の予測水位である。この場合は 3.(2)f) で述べた特別な粒子は設定せず、一般の粒子のみでフィルタを構成した。図-6(b)(c) に各粒子 (モデル) に設定した n と r_q の時間変化を示す。プロットした点がそれらの値であり、その上に 1σ と 2σ の範囲を示している。 n に関して水位上昇時により大きな値を持つ粒子が選択されている。羽束師地点周辺ではこの洪水のピーク時、水位が計画高水位を超え高水敷の上まで水位が上がった箇所があり、洪水が高水敷を流れるにつれて粗度が時々刻々増加することを表現したと考えられる。また、 r_q は図-5(a) の観測流量と計算流量の違いを修正するように $r_q = 1.0$ の周りに変化している。適合するパラメータを持つ粒子が逐次、復元抽出されており、水位の予測値はオフライン計算値を大きく改善している。

図-7 は同様のフィルタリング・予測計算を桂地点 (図-4 の評価地点 2) の観測水位を用いて行った結果である。羽束師地点と同じ方法を採用した場合は、十分な予測結



(a) 羽束師地点の 1 時間先の予測水位



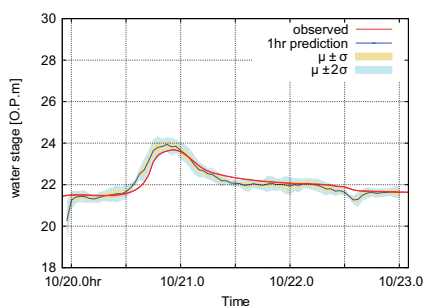
(b) 粗度係数 n

(c) 流入量係数 r_q

図-6 予測水位とパラメータの時間変化 (羽束師地点での観測水位を用いてフィルタリングした場合)

果が得られなかった。これは桂観測地点の直下流に堰があり、洪水時に複雑な流れが生じたためと考えられる。そこで河道横断面形を設定するパラメータ a, p も粒子化の対象とし、さらに 3.(2)f) で示した特別な粒子を用意してより多様な粒子を設定した。特別な粒子は n, r_q, a, p の値の種類をそれぞれ 5, 1, 4, 4 種とし、これらの組み合わせで合計 80 個を設定した。これらに加えて一般の粒子を 1,000 個設定し合計の粒子数を 1,080 個とした。この結果、図-7(a) に示すように観測値と適合する予測結果を得ることができた。図-7(b)(c)(d)(e) は、初期に設定した 80 個の特別な粒子が復元抽出された経過である。図-7(b) の粗度係数の場合、0.02 から 0.06 まで 5 種、それぞれの粗度係数を持つ粒子について $1 \times 4 \times 4 = 16$ 個、合計 80 個の特別な粒子は常に存在する。これら以外に復元抽出された同じ値を持つ粒子で (14) 式により攪乱された粒子が、特別な粒子の周りに分布している。こうした粒子の多様性は、一般の粒子のパラメータ値に攪乱を与えるだけでは実現できない。

次に観測のない地点での水位の予測結果を評価するために、洪水痕跡水位と 1 時間先の予測計算での最大水位とを比較した。図-8 にその結果を示す。横軸の番号は図-4 の四角囲みで示す評価地点の番号である。(a) は羽束師地点 (評価地点 5) の観測水位でフィルタリングした場合、(b) は桂地点 (評価地点 2) の観測水位でフィルタリングした場合である。どちらも評価地点の周辺数 km の予測結果は妥当だが、それ以外の区間の予測は十分ではない。これは観測地点の水位に適合するように選択されたモデルが他地点での水位を適切に予測できるとは限らないためである。これに対処するためにパラメータ値の違いだけでなく、それが空間的に分布するパターンまで考えて異なる粒子を設定することが



(a) 桂地点での 1 時間先の予測水位

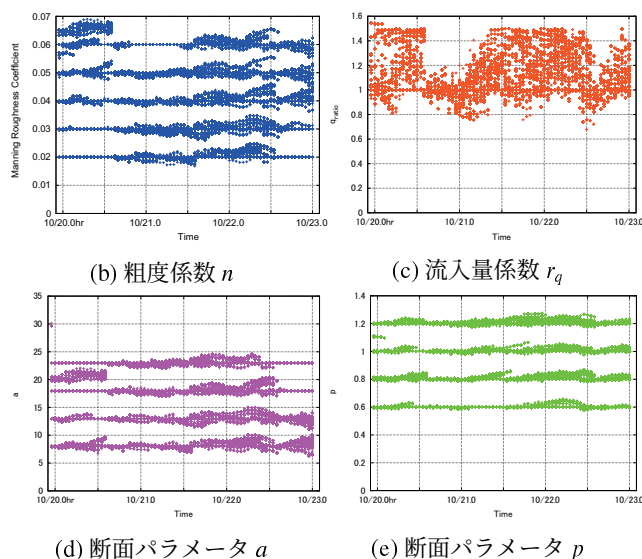


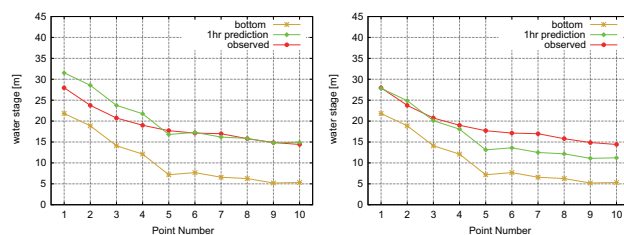
図-7 予測水位とパラメータの時間変化 (桂地点での観測水位を用いてフィルタリングした場合)

考えられる。しかしパラメータの空間分布まで考えてその時間変化を得るためには膨大な数の粒子を設定する必要がある、実時間予測には向かない可能性がある。

そこで別の手法を考える。パラメータ値の空間分布を考慮しなくても観測地点周辺の水位は適切に予測できるので、観測地点ごとに独立にフィルタリング・予測計算を行い、任意地点から観測地点までの距離に応じた重み付き平均値を求めてその地点の予測水位を得ることを考えた。図-9 は羽束師地点と桂地点の予測水位を用いて評価地点の最大水位を予測した結果であり、全区間で 1 時間先予測最大水位と痕跡水位がよく対応している。計算負荷は観測所の個数倍増えるだけである。

5. おわりに

粒子フィルタは非線形・非ガウス型の状態空間モデルのフィルタリング手法として、ほとんど制約なく利用できる手法である。また、並列計算機の利用により効率的な計算が可能である。本研究ではダイナミックウェーブモデルを用いた実時間水位予測手法を提案し、実用的にも利用できると考えられる結果を得た。実時間で稼働させている分布型流出モデル²⁾に本手法を組み込み、実時間で適用性を検証する準備を進めている。



(a) 羽束師地点 (評価地点 5) (b) 桂地点 (評価地点 2) の水位を用いた場合

図-8 1 時間先の予測計算での最大水位と痕跡水位の比較

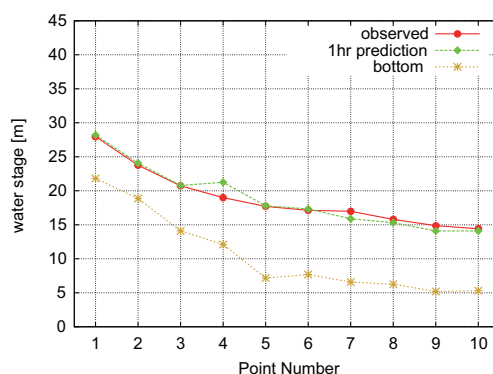


図-9 重み付き平均によって求めた予測最大水位と痕跡水位

謝辞：本研究は河川整備基金の補助を受けて行われた。2004 年台風 23 号洪水に関するデータは国土交通省近畿地方整備局淀川河川事務所より提供していただいた。

参考文献

- (財) 北海道河川防災研究センター・研究所：「実時間洪水予測システム理論」解説書，2004。
- 立川康人，佐山敬洋，寶 馨，松浦秀起，山崎友也，山路昭彦，道広有理：広域分布型物理水文モデルを用いた実時間流出予測システムの開発と淀川流域への適用，自然災害科学，26-2，pp. 189-201，2007。
- 佐山敬洋，立川康人，寶 馨：バイアス補正カルマンフィルタによる広域分布型流出予測システムのデータ同化，土木学会論文集，土木学会論文集 B，64(4)，pp. 226-239，2008。
- 立川康人，須藤純一，市川 温，椎葉充晴：中小河川を対象とする河川水位予測手法の構成法について，河川技術論文集，14，pp. 35-40，2008。
- 山田 正，豊田康嗣：洪水におけるハイドログラフの特性とその形成過程に関する研究，水工学論文集，35，pp. 143-148，1991。
- 北川源四郎：時系列解析入門，岩波書店，2005。
- 樋口知之：粒子フィルタ，電子情報通信学会誌，Vol.88，No.12，pp. 989-994，2005。
- 加藤丈和：パーティクルフィルタとその実装法，情報処理学会研究報告，2007-CVIM-157，pp. 161-168，2007。
- 工藤亮治，近森秀高，永井明博：粒子フィルタを用いた河川流域における実時間洪水予測，農業農村工学会論文集，No.259，pp. 17-25，2009。
- 土木学会水理委員会編：水理公式集 例題プログラム集 平成 13 年版，例題 2-2，土木学会，2002。

(2010.9.30 受付)