

流域内のリアルタイム観測情報を用いた 洪水予測の不確実性低減方法の比較

METHOD COMPARISON FOR REDUCTION OF THE FLOOD PREDICTION UNCERTAINTY USING REAL-TIME HYDROLOGICAL OBSERVATION DATA

一言正之¹・桜庭雅明²・坂本俊二³

Masayuki HITOKOTO, Masaaki SAKURABA and Shunji SAKAMOTO

¹正会員 工修 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

²正会員 博(工) 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)

³正会員 工修 日本工営株式会社 河川・水工部 (〒102-0083 東京都千代田区麹町4-2)

In flood prediction, reduction of the uncertainty is one of the biggest issues. There are several methods to reduce the prediction uncertainty by using real-time hydrological observation data, but the difference of the methods was poorly understood. In this study, we developed one distributed hydrological model and two statistical models. The distributed model was composed of 2D surface-subsurface flow model, 1D saturated-unsaturated infiltration model and 1D dynamic wave model. As the assimilation method, particle filter, simple error-compensating, and multi data error-compensating methods were applied. Two set of statistical models are the artificial neural network model and the multiple regression model. Applied to OYODO-river, difference of these methods was discussed.

Key Words : Real-time flood prediction, distributed model, particle filter, artificial neural network

1. はじめに

全国の一級河川で洪水予測システムが稼働しているが、住民の適切な避難判断に役立てるためには、予測に関する誤差に伴う不確実性を低減させる必要がある。洪水予測には様々な手法が開発されてきたが、モデル誤差、パラメータ誤差、降雨誤差など、様々な不確実性は避けられない。一方リアルタイムで観測水位情報が得られる場合、同化手法および予測補正による物理モデルの不確実性の低減や、統計的な予測手法¹⁾の適用が可能である。このような様々な手法の精度や適用性の違いを把握することは重要である。これまでに中小河川を対象に集中モデルと相関モデルの精度比較を行った事例²⁾がある。また、全国の洪水予測システムで近年において活用が進められている分布型モデルに対して、粒子フィルタと誤差上乘せ方式を比較した事例³⁾がある。しかしながら、分布型モデルと粒子フィルタを組み合わせた手法と、統計的手法との精度比較を行った研究事例は見られない。

本研究では、一級河川の大淀川を対象として、複数の

予測モデルの精度比較を行った。対象としたモデルは、土層の不飽和過程を考慮した分布型流出モデルと一次元不定流とを組み合わせた物理型予測モデル、および水位相関とニューラルネットワーク (Artificial Neural Network : ANN) の2種類の統計的予測モデルである。

リアルタイム観測情報を用いた物理型モデルの不確実性の低減方法として、現時刻の予測と観測の誤差分を予測値に上乘せするスライド補正、および粒子フィルタによる状態量補正を適用した。スライド補正は既存の洪水予測システムでの適用例が多く、また粒子フィルタは近年研究事例が多く³⁻⁶⁾有望な手法の一つである。さらに、複数地点の観測情報が得られた場合の予測補正の方法について検討した。以上の各手法について、6時間先までの予測精度の違いや特徴について比較検討を行った。

2. 検討対象の概要

対象流域は、大淀川水系の樋渡 (ひわたし) 地点流域とした (図-1)。流域面積は861km²、幹川流路延長は52

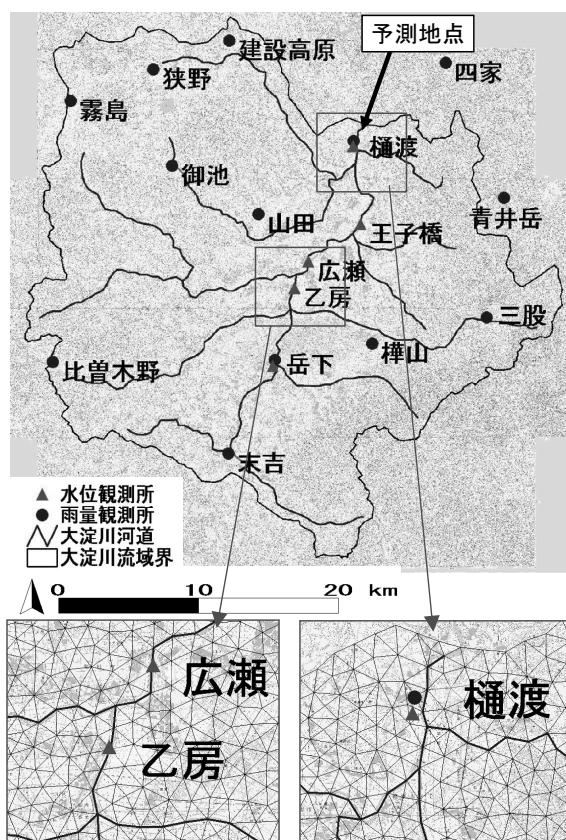


図-1 大淀川流域と観測所位置およびメッシュ部分拡大

kmであり、雨量観測所が12箇所、水位観測所が5箇所設置されている。樋渡上流には大きな洪水調整施設がなく、また水位・雨量観測所が複数設置されているため、検討に適している。検討に用いた実績水位、流量および地上雨量データは、水文・水質データベースより取得した。1990年～2013年の間で氾濫危険水位（9.2m）を超えた洪水は5事例あり、そのうち欠測データの多い1事例を除いた4事例を検討対象洪水とした。

3. 分布型モデルの構築

(1) モデル概要

本検討で用いたモデルは、一次元鉛直浸透流モデル、飽和側方流モデル、表面流モデルおよび一次元不定流モデルで構成される。モデル概念図を図-2に示す。地形形状は非構造格子でモデル化し、河道部分が格子の辺となるように格子分割を行った（図-1）。節点数は4000、要素数は7687、鉛直分割数は4であり、格子サイズは三角形の一辺が平均約500mである。標高データには基盤地図情報（<http://www.gsi.go.jp/kiban/>）の5m,10mのDEMを用いた。土地利用データには国土数値情報土地利用細分メッシュデータ（<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/index.html>）を用い、透水係数の設定区分に反映させた。

a) 鉛直浸透流モデル

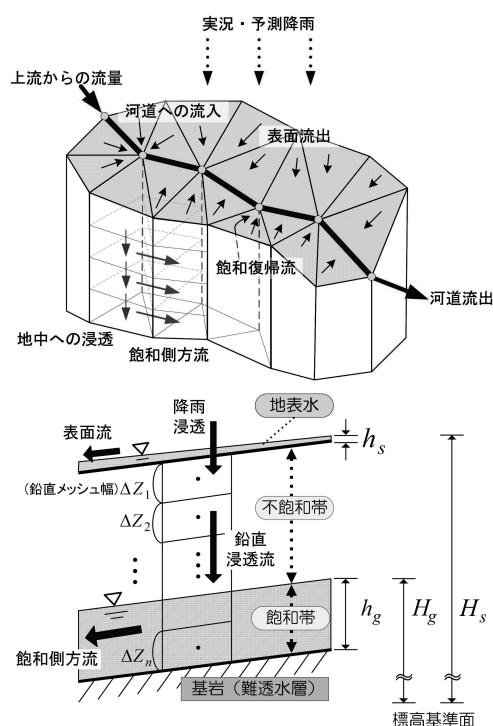


図-2 分布型モデルの概念図

鉛直浸透流は、以下のリチャーズ式により計算する。

$$(S_s S_w + C) \frac{\partial h_w}{\partial t} = - \frac{\partial}{\partial z} \left\{ k \cdot k_r \left(\frac{\partial h_w}{\partial z} - 1 \right) \right\} + q_w \quad (1)$$

ここで、 S_s は比貯留係数[m⁻¹]、 S_w は水分飽和率[-]、 C は比水分容量[m⁻¹]、 h_w は圧力水頭[m]、 t は時間[sec]、 z は下向きに正の鉛直座標、 k は飽和透水係数[m/s]、 k_r は相対透水係数[-]、 q_w は側方流や基岩流出等による単位体積あたりの流入量[m³/s/m³]である。なお C 、 k_r は van Genuchten のモデル⁷⁾を用いて表現した。

b) 飽和側方流モデル

基岩上に形成された飽和帯は、飽和側方流として平面的に流動するものと仮定した。飽和側方流モデルはダルシー則を用いて以下のようにモデル化した。

$$q_{gx} = -h_g k_x \frac{\partial H_g}{\partial x}, \quad q_{gy} = -h_g k_y \frac{\partial H_g}{\partial y} \quad (2)$$

$$q_{in} = \phi_e \frac{\partial h_g}{\partial t} + \frac{\partial q_{gx}}{\partial x} + \frac{\partial q_{gy}}{\partial y} \quad (3)$$

ここで、 q は流量フラックス[m²/s]、 h は水深[m]、 ϕ_e は有効間隙率[-]、 H は水位[m]、 q_{in} は横流入量[m/s]である。添え字の g は地下水を、 x, y は2次元直交座標系を表す。

c) 表面流モデル

表面流には以下のDiffusion Waveモデルを適用した。

$$q_{sx} = -\frac{1}{N} h_s^{5/3} \frac{\partial H_s}{\partial x}, \quad q_{sy} = -\frac{1}{N} h_s^{5/3} \frac{\partial H_s}{\partial y} \quad (4)$$

$$q_{over} = \frac{\partial h_s}{\partial t} + \frac{\partial q_{sx}}{\partial x} + \frac{\partial q_{sy}}{\partial y} \quad (5)$$

表-1 分布型モデルの主な設定パラメータ

パラメータ	設定値
土層の鉛直透水係数・上流域, 山地部* (cm/s)	3.0×10^{-2}
土層の鉛直透水係数・中流域, 山地部* (cm/s)	5.0×10^{-2}
土層の鉛直透水係数・下流域, 山地部* (cm/s)	1.0×10^{-1}
表層土層厚 (m)	4.0
飽和体積含水率 (間隙率)	0.6
残留体積含水率	0.1
等価粗度係数 ($s/m^{1/3}$)	1.0

*市街地の透水係数は, 山地の1/1000とした

表-2 分布型モデルによる対象洪水の再現精度

精度指標	1990 年	1993 年	2004 年	2005 年
NS 係数	0.91	0.71	0.95	0.95
RMSE	0.75	1.20	0.66	0.78

ここで, N は等価粗度係数 [$s/m^{1/3}$], q_{over} は地表面供給量 [m/s], 添え字の s は表面水を表わす. 式(2)~(5)にはガラーキン法による有限要素法を適用した.

d) 河道流モデル

河道流には1次元Dynamic Waveモデルを適用した.

$$Q_{in} = \frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} \quad (6)$$

$$-gA \frac{n^2 u |u|}{R^{4/3}} = \frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial u Q}{\partial x} + gA \frac{\partial h_s}{\partial x} \quad (7)$$

ここで Q は流量 [m^3/s], A は流水断面積 [m^2], n はマンニング粗度係数 [$s/m^{1/3}$], u は断面平均流速 [m/s], R は径深 [m], g は重力加速度 [m/s^2], Q_{in} は横流入量 [m^2/s]である. 式(1)および式(6), (7)には有限体積法を適用した.

(2) 再現計算の実施

検証対象4洪水について再現計算を行い, モデルパラメータをキャリブレーションした. 降雨は地上雨量の1時間データを用い, ティーセン分割によりメッシュの節点ごとに与えた. 初期条件は土壌水分率を1.0の飽和状態とし, 洪水ピーク60日前から連続的に計算した. 設定した主なパラメータを表-1に示す. 本川区間の河道断面は大淀川水系河川整備計画の附図⁸⁾に記載のあった6断面をトレースし, 各計算断面に補間して与えた. 支川については, 一律で幅100mの矩形断面とした. 計算結果を図-3に, 精度指標を表-2に示す. 1993年を除く洪水でNash-Sutcliffe係数が0.9を超えており, 十分な再現性を有している. 1993の洪水は他の3洪水よりも再現性が低く, 雨量データの精度など何らかの誤差要因があったものと考えられる.

4. 分布型モデルによる予測検討

(1) リアルタイム観測データによる精度向上手法

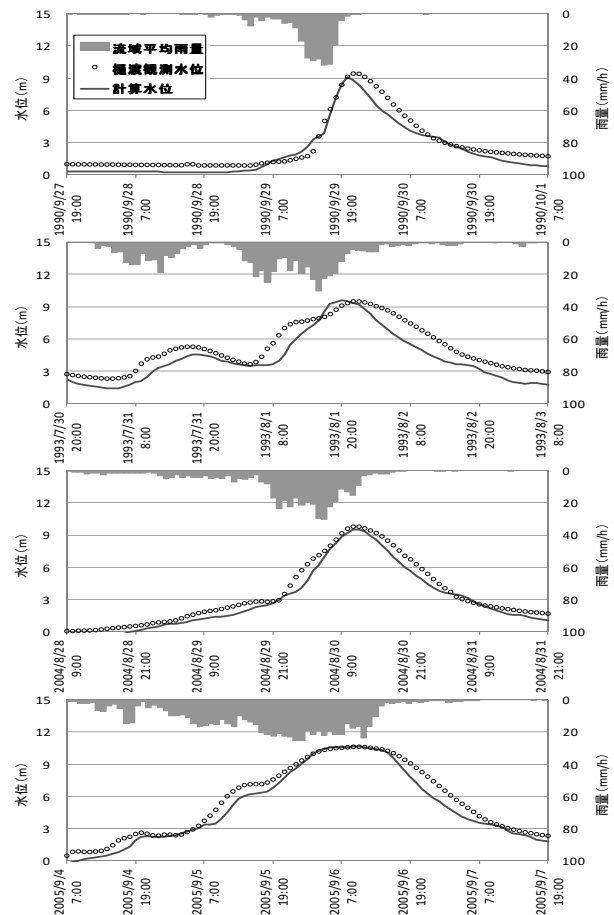


図-3 分布型モデルによる再現計算結果

リアルタイムで運用する洪水予測システムでは, 実用的な精度を得るために, 観測値をモデルに反映させて予測精度向上を図る手法 (フィードバック) が必要となる. 分布型モデルに対するフィードバックには様々な手法が提案されている^{3), 5), 6)}が, 状態量やパラメータの分布を適切に補正する手段が難しく, 研究途上である. 本検討では, 既存の洪水予測システムで適用例の多いスライド補正と, 近年研究事例の多い粒子フィルタを対象とした.

(2) 粒子フィルタの概要

粒子フィルタは非線形・非ガウス型の状態空間に対する時系列フィルタであり, 状態の確率密度分布を多数の粒子で近似するのが特徴である. フィルタリングの対象となるのは, 粒子の保持するモデルの状態量 (鉛直浸透流モデルの土壌水分率, 不定流の水位・流量など) およびモデルパラメータである^{5), 6)}. 本検討では, パラメータは十分にキャリブレーション済みとして, 状態量のみをフィルタリングする手順⁶⁾をとった. 分布型モデルを粒子化し洪水予測に適用する手順⁴⁾を以下a)~d)に示す.

a) 粒子の初期化

初期時刻 (ピークの54時間前) の土壌水分率に正規乱数を与え, 多数の粒子について初期状態を作成する. 乱数付与前の状態量には, 再現計算時の結果を利用した.

b) 各粒子の計算実施

表-3 粒子フィルタの設定条件

項目	設定内容
観測水位の推定誤差	10 %
粒子数	96
リサンプリングノイズ	分散 0.3% の正規分布

設定した各粒子の初期状態より，6時間先まで分布型モデルによる解析を実施し，予測水位を算出する．

c) 尤度の計算

1時間ごとに，現時刻の観測水位と予測水位から各粒子の尤度を求める．尤度関数は正規分布型の確率密度関数を仮定し，式(8)を用いた．

$$R\left(y_t|x_{t-1}^{(i)}\right)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y}\exp\left(-\frac{\left(H_{t,cal}^{(i)}-H_{t,obs}\right)^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (8)$$

ここで， $R\left(y_t|x_{t-1}^{(i)}\right)$ は粒子 $x_{t-1}^{(i)}$ の尤度， $H_{t,cal}^{(i)}$ は時刻 t の i 番目の粒子の予測値， $H_{t,obs}$ は観測値， σ_y は観測値の標準偏差である．

d) リサンプリング

1時間ごとに，尤度に比例する割合で粒子 $x_{t-1}^{(i)}$ の複製・削除を行い，予測の確率密度分布を表現するような粒子 $x_{t-1}^{(i)}$ へと再配置する．このプロセスで，観測値の再現性が高い状態量を持った粒子が選別されることとなる．また，リサンプリング後に各粒子の土壌水分率にランダムな攪乱（リサンプリングノイズ）を与え，同一の粒子が発生しないようにした．

(3) 粒子フィルタの適用による予測実施

前章で構築した分布型モデルに粒子フィルタを適用し，予測計算を実施した．計算条件を表-3に示す．リサンプリングノイズは表層グリッド（厚さ1.0m）の土壌水分率（Sw）に対する倍率として与え，Swが1.0を超える場合には，超えた分の水分量を表面水に供給するものとした．またノイズの上下限は-0.5～1.0 %とした．降雨は実測雨量を予測雨量に見立てた完全予測データを用いた．

(4) スライド補正の適用

スライド補正は，分布型モデルの計算結果に対して補正値を上乗せすることにより予測誤差の解消を図る手法である．本研究では，現時刻の観測水位と計算水位との差分を補正値として，1～6時間予測値に一律に加えることで誤差解消を図るものとした．

(5) 複数地点情報を用いたスライド補正

a) スライド補正の課題

スライド補正の課題として，予測時間が長くなった場合の適用性が挙げられる．予測洪水波形の位相がずれ，現時刻と数時間後の誤差の正負が逆転している場合などにはスライド補正によりかえって予測精度が悪化する．

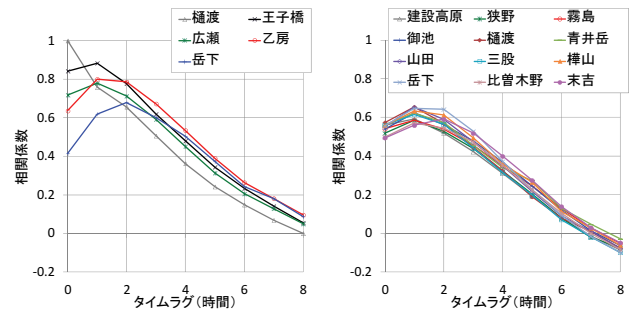


図-4 相関係数（左：水位変化-水位変化，右：水位変化-雨量）

b) 上流地点の観測・予測情報を活用した精度向上

上流地点における波形のずれは，少なからず下流に伝播するものと考えられる．本検討では，上流地点と予測地点の予測誤差（補正值）についての回帰式を作成した．

$$\delta H_{\text{樋渡}(t)} = \alpha \cdot \delta H_{\text{乙房}(t)} + \beta \cdot H_{\text{乙房}(0)} + \gamma \quad (9)$$

ここで， $\delta H_{\text{地点名}(t)}$ は時刻 (t) における予測誤差， $H_{\text{地点名}(t)}$ は時刻 (t) における水位， α, β, γ は回帰係数および定数項である．精度検証対象4洪水における予測計算結果から，式(9)より補正式を作成し，前節のスライド補正による予測結果をさらに補正した．なお，補正に用いる上流地点は乙房地点とし，樋渡までの流下時間を考慮し1～3時間予測に対して本手法を適用した．最上流の岳下地点は，樋渡流域に対して流域が小さく寄与が小さいと考えられたため，本検討では対象外とした．

5. 統計的モデルによる予測

(1) 相関分析の実施

統計モデルの構築には，1990年～2014年の上位20洪水を用いた．各洪水のピークから72時間前～48時間後までを1洪水とし，全部で121時間×20洪水=2420時間分のデータを用いた．統計モデルに用いる観測所を決定するため，樋渡地点の水位変化と相関の強い地点を選別した．目的変数は樋渡の時間水位変化，説明変数は上流水位観測所の時間水位変化および時間雨量とした．上流～予測地点までの遅れを考慮して，1時間ずつデータをずらして各観測所の相関係数を求めた（図-4）．水位変化 - 水位変化の相関は，1時間ラグでは王子橋，2時間ラグでは乙房との相関係数が最も高くなった．また水位変化 - 雨量の相関は，1時間ラグでは樋渡，2時間ラグでは岳下との相関係数が最も高くなった．これらは，各観測所～樋渡までの流下時間に対応していると考えられる．

(2) ニューラルネットワーク（ANN）モデル

a) モデルの概要

ANNによる洪水予測では，実績の水文データの学習により降雨一流出を表現する．本研究では，洪水予測において最も実績例の多い階層型のネットワークを用いた．

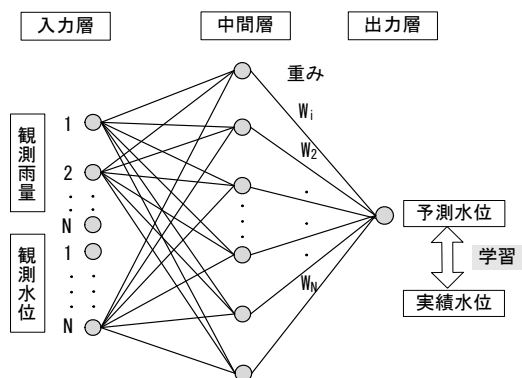


図-5 ニューラルネットワークの構成

表-4 ANNモデル・相関モデルの入出力組合せ

モデルNo	入力	出力
1	$\Delta H_{\text{樋渡}(0)}, \Delta H_{\text{樋渡}(-1)}, \Delta H_{\text{王子橋}(0)}, R_{\text{岳下}(-1)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(1)}$
2	$\Delta H_{\text{樋渡}(1)}, \Delta H_{\text{樋渡}(0)}, \Delta H_{\text{乙房}(0)}, R_{\text{岳下}(0)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(2)}$
3	$\Delta H_{\text{樋渡}(2)}, \Delta H_{\text{樋渡}(1)}, \Delta H_{\text{乙房}(0)}, R_{\text{岳下}(1)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(3)}$
4	$\Delta H_{\text{樋渡}(3)}, \Delta H_{\text{樋渡}(2)}, R_{\text{岳下}(2)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(4)}$
5	$\Delta H_{\text{樋渡}(4)}, \Delta H_{\text{樋渡}(3)}, R_{\text{岳下}(3)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(5)}$
6	$\Delta H_{\text{樋渡}(5)}, \Delta H_{\text{樋渡}(4)}, R_{\text{岳下}(4)}$	$\Delta H_{\text{樋渡}(6)}$

表-5 中間素子数、学習回数のスタディケース

中間素子数	学習回数
1~20 (20 ケース, 1 刻み)	50~500 (10 ケース, 50 刻み)

ネットワークの構成を図-5に示す。ネットワークの学習にはバックプロパゲーション法を用いた。

b) 予測計算手順

入出力層の組合せは表-4の通りとした。表-4で $R_{\text{地点名}(t)}$ は時刻(t)の時間雨量、 $\Delta H_{\text{地点名}(t)}$ は時刻(t-1)~(t)の水位変化を表す。例えば $\Delta H_{\text{樋渡}(1)}$ は、樋渡地点での現時刻~1時間後の水位変化を表す。現時刻の水位にANNの計算結果 $\Delta H_{\text{樋渡}(1)}$ を加えたものを1時間予測水位とした。2時間予測以降は、前の計算結果に順次ANNの計算結果 $\Delta H_{\text{樋渡}(t)}$ を加えることで算出した。入力層には、樋渡水位変化の2時間分と、上流の相関の高い水位変化・時刻雨量を用いた。4時間予測以降は、上流水位変化の相関が小さくなるため、入力層から除いた。降雨は実測雨量を予測雨量に見立てた完全予測データを用いた。

c) ケーススタディによるネットワーク構造の決定

流出パターンを十分に学習し、かつ過学習による精度低下を避けるため、ケーススタディによる中間素子数・学習回数⁹⁾の設定を行った。設定したケースは表-5に示す20×10=200ケースである。検証対象4洪水に対してleave-one-out交差検証を行った。具体的には、対象20洪水のうち1洪水を検証データ、残り19洪水を学習データとした計算および精度検証を1セットとし、同様の手順を検証対象4洪水について行い精度を評価した。

d) ANNIによる予測の実施

交差検証より、予測水位と実測水位とのRMSE (Root

Mean Square Error : 二乗平均平方根誤差) が4洪水平均で最も小さくなったケース (中間素子数7, 学習回数100) を最適ANNモデルとして決定し、精度評価に用いた。

(3) 相関モデル

相関モデルは、予測地点水位と上流の水位や雨量データとの相関関係を求め、その関係式により水位予測を行うものである。本研究では、線形の重回帰式を用いて、ANNと同様に表-4に示す入出力データの組合せで予測式を構築した。精度検証に際してはANNと同様に、対象4洪水に対してleave-one-out交差検証により重回帰分析を行い、検証対象4洪水に対する予測精度を求めた。

6. 各種予測手法の精度評価

本研究で実施した①分布型モデル+スライド補正、②分布型モデル+粒子フィルタ、③ANNモデル、④水位相関モデルについて、精度を比較した。4洪水平均での1時間~6時間予測のRMSEを図-6に示す。各モデルによる検証対象2005年洪水の予測計算結果を図-7に示す。また、2005年以外の対象3洪水については、図-8に②と③のみ示す。なお精度評価期間は水位が顕著に上昇し始めた時刻からピーク6時間後までとし、図-7, 8中に点線で示す。

2時間以内の予測については、ANNが最も精度が高く、次いで相関モデル、分布型+スライド補正、分布型+粒子フィルタの順となった。一方で5時間予測以降では、分布型+粒子フィルタが最も精度が高く、次いで分布型+スライド補正、相関モデル、ANNの順となった。

予測時間が短い場合には、上流の観測情報を直接利用する統計モデルの方が有利であり、分布型モデルよりも高い精度が出やすいものと考えられる。図-7, 8に見られるように、統計モデルの1-3時間予測は実績を良く追従している。一方で、粒子フィルタによる状態量補正は、流域から河道への流入・予測地点での水位上昇に反映されるまでに時間差が生じるため、水位の立ち上がり部分に追従できない場合があった。

予測時間が長くなると、降雨-流出過程をモデルに組み込んでいる分布型モデルの方が有利と考えられる。図-7, 8に見られるように、分布型モデルでは長い予測時間でも比較的高い精度を保つことができている。また、現時刻に強制的に合わせるスライド補正よりも、粒子フィルタによる状態量補正の方が、長い予測時間に対しては高精度となった。一方で、予測時間が長くなると、予測地点と上流観測情報との相関が無くなるため、統計モデルの精度は急激に低下した。

なお、分布型+スライド補正の結果に式(9)の補正を加えた結果は、元の結果よりも精度が向上した (図-6)。上流地点の観測情報を有効に活用することで、分布型モデルのさらなる精度向上の余地があると考えられる。

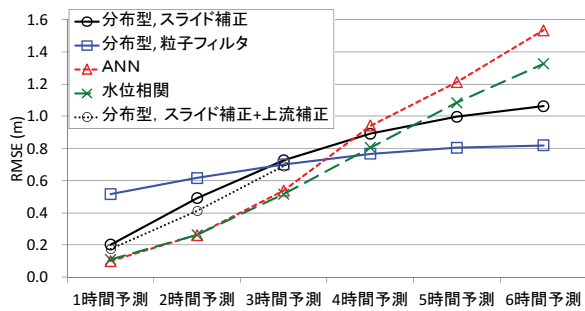


図-6 各予測モデルの予測時間ごとのRMSE (4洪水平均)

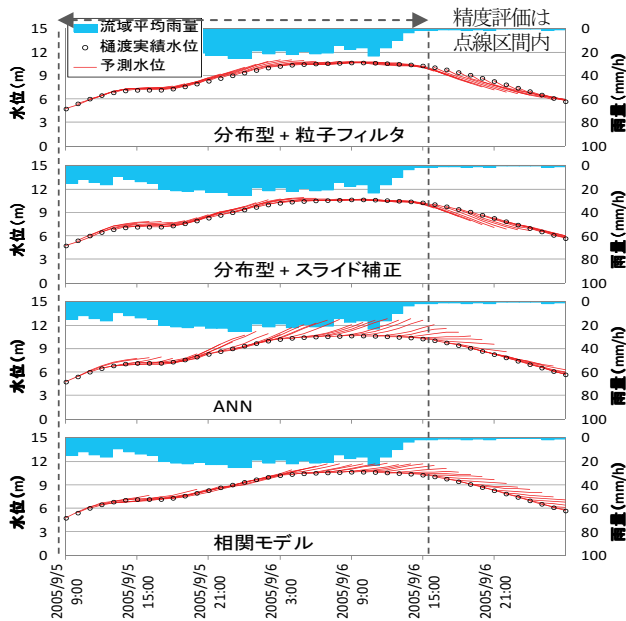


図-7 各モデルによる2005年洪水の予測計算結果

7. おわりに

本研究では、流域内のリアルタイム観測水位データを用いて、洪水予測に対する同化手法や予測補正方法、統計モデルによる予測手法について比較検討を行った。上流観測情報が有効に活用できる3時間予測までは、物理型モデルより統計モデルの方が精度が高くなった。一方で4～6時間予測は物理モデルの方が精度が高くなった。物理モデルに対する補正は、短い予測時間ではスライド補正の方が、長い予測時間では状態量補正の方が精度が高くなった。予測時間ごとの特性は、流域の規模や流出特性、上流観測情報、さらには予測降雨や予測モデルの構造によっても異なるもの考えられる。今後、洪水予測の精度向上を図る上では、目標とする予測時間や精度に応じて適切な対応策を用いることが重要であると考えられる。

参考文献

1) ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology : Artificial neural networks in hydrology. II : Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, Vol.5, No.2, pp.124-137, 2000.

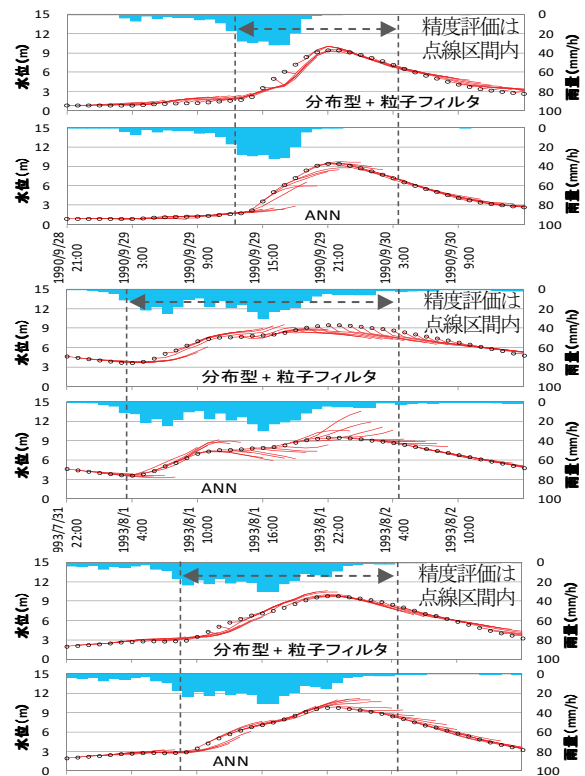


図-8 粒子フィルタ, ANNによる対象3洪水の予測計算結果

- 2) 天野卓三, 三輪準二, 水草浩一, 金木誠 : 中小河川における各種洪水予測モデルの適用性に関する研究, 河川技術論文集, 第9巻, pp.61-66, 2003.
- 3) 田中耕司・杉浦正之 : 歴史的風致地区の浸水被害軽減を支援する洪水予測システムの精度向上, 歴史都市防災論文集, vol.6, pp.111-118, 2012.
- 4) 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, 水工学論文集, 第55巻, pp.511-516, 2011.
- 5) DeChant, C. M., and H. Moradkhani : Examining the effectiveness and robustness of sequential data assimilation methods for quantification of uncertainty in hydrologic forecasting, Water Resour. Res., 48, W04518, doi:10.1029/2011WR011011, 2012.
- 6) Moradkhani, H., K.-L. Hsu, H. Gupta, and S. Sorooshian : Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter, Water Resour. Res., 41, W05012, doi:10.1029/2004WR003604, 2005.
- 7) van Genuchten M.T. : A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils, Soil Science Society of America Journal, vol.44(5), pp.892-898, 1980.
- 8) 九州地方整備局, 宮崎県, 鹿児島県 : 大淀川水系河川整備計画, 2006.
- 9) 一言正之, 荒木健, 中川和男 : 未経験の洪水に対するニューラルネットワーク洪水予測の精度向上に関する研究, 河川技術論文集, 第20巻, 2014.

(2015. 4. 3受付)