

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2015.03.007

河道洪水实时概率预报模型与应用

徐兴亚¹, 方红卫¹, 张岳峰¹, 赖瑞勋^{1,2}, 黄磊¹, 刘晓波³

(1. 清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室, 北京 100084; 2. 黄河水利科学研究院, 河南 郑州 450003;
3. 中国水利水电科学研究院水环境研究所, 北京 100038)

摘要: 通过数据同化方法合理地将实时水文观测数据融入到洪水预报模型中, 可提高洪水预报模型的实时性和精确度。选取沿程断面流量、水位和糙率系数作为代表水流状态的基本粒子, 以监测断面实测水位数据作为观测信息, 建立了基于粒子滤波数据同化算法的河道洪水实时概率预报模型。模型应用于黄河中下游河道洪水预报计算的结果表明, 采用粒子滤波方法同化观测水位后, 不仅可以直接校正水位, 同时也可以有效地校正流量和糙率, 为未来时刻模型预报计算提供更准确的水流初始条件和糙率取值区间, 进而有效地提高模型预报结果的精度, 给出合理的概率预报区间。不同预报期的预报结果表明, 随着预报期的增长, 同化效果减弱, 模型预报结果的精度会有所降低, 水位概率预报结果受粒子间糙率不同的影响不确定性增加, 而流量概率预报结果受给定模型边界条件的影响不确定性降低。所提出模型可以有效同化真实水位观测数据, 适合应用于实际的洪水预报工作中。

关键词: 洪水预报; 概率预报; 粒子滤波; 数据同化; 实时校正

中图分类号: TV122 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-6791(2015)03-0356-09

水文观测技术和数据通信技术的快速发展, 使得可以实时获取河道监测断面的水文观测信息。利用实时的水文观测数据对洪水预报模型进行同步校正, 将模型的状态变量和参数调整到与当前真实的洪水过程特性相符, 可有效地提高模型预报结果的实时性和精确度。将观测数据信息合理地融入到数值模型中的方法, 称为数据同化技术。数据同化技术起初来源于数值天气预报模型, 后逐渐应用于大气、海洋和水文等其他领域。已有多位研究者采用卡尔曼滤波系列方法将数据同化技术引入到河道洪水预报模型的实时校正研究中, 葛守西等^[1]和 Wu 等^[2]提出了基于标准卡尔曼滤波的实时校正方法, 赖锡军^[3]、赖瑞勋等^[4]、Neal 等^[5]和 Lai 等^[6]采用集合卡尔曼滤波方法克服了标准卡尔曼滤波估计水动力模型误差的困难。但卡尔曼滤波系列算法是基于高斯分布假设的, 只能考虑到模型状态变量与误差的二阶特性, 存在信息丢失。相比于卡尔曼滤波系列算法, 基于贝叶斯滤波思想发展起来的粒子滤波算法则不受高斯分布假设的限制, 可应用于任何非线性和非高斯的预报模型^[7-8]。当前, 粒子滤波方法已成为水文模型数据同化算法研究的热点之一。Moradkhani 等^[9]引入粒子滤波方法对水文模型中状态变量和参数的不确定性进行评估, Noh 等^[10]提出了基于粒子滤波的状态变量和参数同步更新方案, 毕海芸等^[11]开展了残差重采样粒子滤波方法在水文模型中的应用研究。

本文将粒子滤波算法引入到河道洪水预报模型中, 建立起基于粒子滤波数据同化算法的实时河道洪水概率预报模型, 并将其应用于实际河道的水流预报计算中, 对粒子滤波算法的效果进行评估及其实用性进行验证。

1 粒子滤波基本原理

1.1 贝叶斯滤波原理

贝叶斯滤波原理的实质是用所有的已知信息来构造状态变量的后验概率分布。首先利用系统状态转移模型预测状态变量的先验概率分布, 再结合最近的观测值对先验概率分布进行修正, 从而得到状态变量的后验概率分布。

收稿日期: 2014-09-10; 网络出版时间: 2015-04-16

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1309.P.20150416.1707.011.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51209230; 11372161)

作者简介: 徐兴亚(1989—), 男, 江苏大丰人, 博士研究生, 主要从事实时洪水预报研究。

E-mail: xu-xy11@mails.tsinghua.edu.cn

通信作者: 方红卫, E-mail: fanghw@mail.tsinghua.edu.cn

对于一个非线性系统可用状态方程表示如下:

$$x_t = f(x_{t-1}, \theta) + v_t \quad (1)$$

$$z_t = g(x_t, \theta') + w_t \quad (2)$$

式(1)为状态转移方程, 实现由 $t-1$ 时刻的状态变量 x_{t-1} 预测 t 时刻的状态变量 x_t ; θ 为模型方程参数; v_t 为 t 时刻的模型误差。式(2)为观测方程, 建立了 t 时刻观测值 z_t 与状态变量 x_t 的关系; θ' 为观测方程参数; w_t 为 t 时刻的观测误差。

根据条件概率理论, 式(1)可表达为先验概率 $p(x_t | z_{t-1})$, 表示根据状态转移方程由上一时刻的状态变量值得到当前状态变量值的概率; 式(2)可表达为似然概率 $p(z_t | x_t)$, 表示在观测方程的约束下, 在模型状态变量中出现观测值的概率。

由贝叶斯条件概率公式:

$$p(b | a) = \frac{p(a | b)}{p(a)} p(b) \quad (3)$$

可推出后验概率分布 $p(x_t | z_t)$ 的表达式:

$$p(x_t | z_t) = \frac{p(z_t | x_t)}{p(z_t | z_{t-1})} p(x_t | z_{t-1}) \quad (4)$$

其中, $p(z_t | z_{t-1})$ 为归一化常数。

式(4)为贝叶斯滤波推求后验概率分布公式, 实现了根据观测信息对先验概率分布进行校正。所得后验概率分布下的状态变量作为下一时刻的输入, 结合不断更新的观测值, 即可迭代推求出不同时刻状态变量的后验分布。

贝叶斯滤波给出了非线性系统推求状态变量后验概率分布的理论方法。但在许多实际问题中, 状态变量的随机分布无法通过确切的数学解析表达式来表达。通常需要通过数值模拟的方法来近似求解。

1.2 粒子滤波方法

粒子滤波是基于蒙特卡罗仿真模拟来求解贝叶斯滤波问题的算法。粒子滤波的基本思想是利用一组带有相关权值的随机样本“粒子”, 用“频率”表示“概率”, 通过这些样本的估算来表示后验概率密度。当样本数趋于无穷时, 粒子滤波结果将趋于真实的贝叶斯滤波后验概率分布。

假设从后验概率分布中, 独立抽取 N 个样本, 则 t 时刻后验概率密度函数可以通过下式近似得到:

$$p(x_t | z_t) \approx \sum_{i=1}^N w_t^i \delta(x_t - x_t^i) \quad (5)$$

式中 $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数, 即单位脉冲函数; N 为粒子集合数; w_t^i 为第 i 个粒子的权重。

通过粒子滤波表达的后验概率分布可以是任意的概率密度函数形式, 与卡尔曼系列滤波只能处理高斯分布的特点相比更加具有一般性。

粒子滤波同化系统的运行过程可以划分为 2 个阶段: 模型预报阶段和滤波校正阶段。

(1) 模型预报阶段 将代表 $t-1$ 时刻后验概率分布的粒子集合作为输入值, 每个粒子代表一种可能的情况, 根据模型预报方程依次对每个粒子进行预报计算, 得出的粒子集合作为 t 时刻的先验预报分布。

(2) 滤波校正阶段 滤波校正阶段又可以分为 3 步: 似然计算、重采样和粒子多样性保证。

似然计算。根据 t 时刻的观测信息, 更新各个粒子的权重。以观测值为标准, 先验预报值越接近观测值的粒子权重越大, 先验预报值越远离观测值的粒子权重越小。

粒子权重的定量计算, 可通过如下似然函数得到:

$$w_t^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x_t^i - z_t)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中 x_t^i 为 t 时刻第 i 个粒子的先验计算值; z_t 为 t 时刻的观测值; σ 为观测方差。

为使更新后所有粒子的权重和仍为 1, 需要对计算出的初始权重进行归一化, 得到更新后的标准权重 W_t^i 。

$$W_t^i = w_t^i / \sum_{j=1}^N w_t^j \quad (7)$$

重采样。在更新粒子权重的过程中,会出现少数粒子因与观测值非常接近,获得较大的权重,而其他大部分粒子只有很小权重的现象。这种现象称为“粒子退化”。粒子退化会导致大部分计算资源用在大量权重很小的粒子上面,而这些粒子对最后结果的贡献可以忽略。对粒子集合进行重采样则可以有效解决粒子退化的问题。对粒子集合进行重采样后,可以有效剔除权重较少的粒子,复制增加权重较大的粒子。本文采用常用的多项式重采样算法^[12]。

粒子多样性保证。重采样在一定程度上缓解了粒子退化,但由于在重采样过程中,对权重大的粒子进行多次复制,而权重小的粒子剔除,粒子集合中会出现较多相同的粒子,从而导致粒子多样性的损失。对此,可以对重采样后的粒子进行适当扰动,来保证粒子的多样性,提升粒子滤波算法的内在随机特性。

$$x_t = [x_t]_{re} + \xi_n \quad \xi_n \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (8)$$

式中 $[x_t]_{re}$ 为 t 时刻重采样后的粒子值; ξ_n 为扰动项; σ_n 为扰动方差。

2 粒子滤波实时洪水预报模型构建

2.1 模型建立

本文采用圣维南方程组作为实时河道洪水预报模型中非恒定水流的计算方程。

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = q_1 \quad (9)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \frac{\partial Z}{\partial x} + g \frac{Q|Q|}{C^2 AR} = 0 \quad (10)$$

式中 Q 为流量; Z 为水位; A 为断面面积; g 为重力加速度; R 为水力半径; q_1 为旁侧流量; C 为谢才系数, $C = n^{-1} R^{1/6}$, n 为曼宁糙率系数。

式(9)和式(10)组成的偏微分方程组可通过差分求解,给定初始条件和上下游边界条件,即可预报出未来时刻的水流过程。对于一个特定的水流状态过程,可用流量 Q 、水位 Z 和糙率系数 n 表示。所以本文选择将沿程断面流量、水位和糙率系数作为滤波基本粒子考虑,每一个滤波粒子代表一种可能的水流状态。 t 时刻序号为 i 的粒子 $\vec{x}_i(i)$ 可表示为

$$\vec{x}_i(i) = (\vec{Q}_i(i), \vec{Z}_i(i), \vec{n}_i(i)) \quad (11)$$

$$\vec{Q}_i(i) = (Q_i^1(i), Q_i^2(i), \dots, Q_i^j(i), \dots, Q_i^M(i)) \quad (12)$$

$$\vec{Z}_i(i) = (Z_i^1(i), Z_i^2(i), \dots, Z_i^j(i), \dots, Z_i^M(i)) \quad (13)$$

$$\vec{n}_i(i) = (n_i^1(i), n_i^2(i), \dots, n_i^j(i), \dots, n_i^M(i)) \quad (14)$$

式中 Q_i^j 、 Z_i^j 和 n_i^j 分别为 t 时刻 j 断面处的流量、水位和糙率系数; M 为沿程断面数。

由于水位易于观测,且实测水位的精度要远高于实测流量的精度,故本研究选取水文观测断面的实时水位数据作为观测信息进行数据同化。此外,考虑到糙率的取值对预报水流状态结果的影响要高于初始水位流量取值对预报水流状态结果的影响,同时水位流量的扰动会对模型的质量守恒造成一定破坏^[13]。所以,在粒子多样性保证的计算中,主要考虑糙率的随机扰动。

2.2 模型计算流程

粒子滤波实时洪水概率预报模型的计算流程步骤如下:

(1) 根据已知经验,假定初始时刻流量 Q 、水位 Z 和糙率系数 n 服从某种先验分布,如 $Q \sim N(Q_0, \sigma_1^2)$, $Z \sim N(Z_0, \sigma_2^2)$, $n \sim N(n_0, \sigma_3^2)$, 随机抽样出 N 个水流状态粒子,构成滤波粒子集合 $\vec{x}_0 = (\vec{Q}_0, \vec{Z}_0, \vec{n}_0)$, 各粒子权重为 $W_0^i = 1/N$ 。

(2) 判断 t 时刻是否有观测水位,若没有则进入步骤(6);若有则进入步骤(3),对模型水流状态粒子进行滤波校正。

(3) 根据实时观测水位和各粒子在观测断面的水位预报结果,通过似然函数计算更新不同水流状态粒

子的权重, $w_i^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left(-\frac{(x_i^i - z_i)^2}{2\sigma_2^2}\right)$, 同时对权重进行归一化处理, $W_i^i = w_i^i / \sum_{j=1}^N w_i^j$ 。

(4) 采用多项式重采样算法, 复制权重较大的水流状态粒子, 剔除权重较小的粒子 $\vec{x}_i = [\vec{x}_i]_{re}$, 各粒子权重还原为 $W_i^i = 1/N$ 。

(5) 对重采样后各粒子中的糙率系数进行适当扰动, 来保证水流状态粒子的多样性, $\vec{n}_i = [\vec{n}_i]_{re} + \zeta_n, \zeta_n \sim N(0, \sigma_3^2)$, 得到滤波校正后的粒子集合。

(6) 根据水流预报方程 $\vec{x}_{i+1} = f(\vec{x}_i)$, 依次对每个粒子 $\vec{x}_i(i) = (\vec{Q}_i(i), \vec{Z}_i(i), \vec{n}_i(i))$ 进行预报计算, 集合预报未来不同预报期的水流状态, 当时间到达 $t+1$ 时刻, 转入步骤(2)。

3 模型应用

3.1 计算洪水过程选取及模型设置

本文选取黄河下游小浪底至夹河滩河段进行计算分析, 计算洪水选取 2009 年黄河调水调沙试验过程, 计算时长 600 h。观测水位资料选取位于河段中部的花园口水文站断面的实测水位过程, 原始水位观测数据时间间隔为 1~12 h。为了更好地对粒子滤波算法在河道洪水预报模型中的应用效果进行分析, 本文将原始水位观测数据进行插值, 得到等时间间隔为 1 h 的连续水位观测数据。

考虑到黄河含沙量较高, 且在调水调沙过程中水流与床面泥沙作用强烈, 在水位预报计算中需考虑床面冲淤导致河底高程变化对水位的影响。故本文在计算中还添加了相应的泥沙冲淤计算模块。

$$\frac{\partial(AS)}{\partial t} + \frac{\partial(QS)}{\partial x} + \alpha\omega B(S - S_*) = 0 \tag{15}$$

$$\partial y_0 = \frac{\partial t}{\rho'} \alpha \omega (S - S_*) \tag{16}$$

$$S_* = k \left(\frac{U^3}{gR\omega} \right)^m \tag{17}$$

式中 S 为断面平均含沙量; α 为恢复饱和系数, 淤积时取 0.25, 冲刷时取 1; ω 为泥沙沉速; B 为河宽; S_* 为断面平均挟沙力; k 、 m 为挟沙力公式的经验系数, k 取 0.15, m 取 0.6; ρ' 为冲淤泥沙平均干容重; y_0 为河道冲淤厚度。

在河道洪水预报模型中, 全河段划分为 91 个计算断面, 计算时间步长取 10 min, 预报期为 1~20 h, 全河段糙率的初值经试错法率定为 0.025。考虑到模型的计算收敛性, 在第 60 小时后才开始进行滤波校正。

在算法的参数设置中, 根据当前现行的《河流流量测验规范》(GB50179—93) 及《水位观测标准》(GB/T 50138—2010) 中对测量误差的规定, 确定流量和水位扰动方差分别为 $\sigma_1 = 0.05Q_0$, $\sigma_2 = 0.03$ m, 糙率扰动方差在综合考虑计算河道条件及粒子滤波算法有效性后确定 $\sigma_3 = 0.0015$ 。对于粒子数量的选取, 理论上粒子数量越多, 表示的水流可能状态也越多, 越逼近真实的水流状态概率分布。但是粒子数量的增多, 会带来相应的计算量增大, 计算耗时增加。对于粒子滤波算法在实际问题中的应用, 需要提前测试, 选取一个适宜的粒子数量。针对本文算例, 进行了粒子数量敏感性的数值实验, 测试比较粒子数量分别取 40、60、80、100、200、300、400 和 500 时滤波校正后的水位均方根误差, 结果如图 1 所示, 粒子数量越多, 滤波校正效果也越好, 但综合考虑计算成本和滤波效果, 本文算例中粒子数量选取为 100。

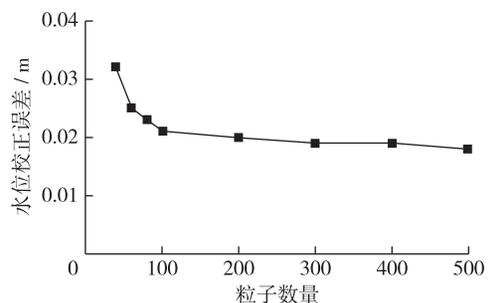


图 1 粒子数量与滤波校正效果的关系

Fig. 1 Effect of particle number on particle filter correction

由于观测断面的水位主要受下游河道糙率的影响,而上游河道糙率的影响很小^[14]。在本算例中,将全河段糙率以花园口水文测站断面为界,划分为小浪底—花园口和花园口—夹河滩两部分。随机扰动糙率时,只针对花园口—夹河滩河段断面的糙率进行扰动。

3.2 算法性能分析

采用插值后的等时间间隔为1 h的连续水位数据作为观测资料,进行同化及预报计算实验,深入分析粒子滤波算法在河道洪水预报模型中的应用效果。

3.2.1 同化校正效果分析

图2反映了在花园口观测断面处,洪水预报模型在滤波前后的水位和流量计算结果。在不采用粒子滤波对观测水位数据进行同化计算的情况下,所得的模型计算水位和流量过程与实测水位和流量过程大致符合,但存在明显的误差。采用粒子滤波同化实时观测水位数据后,有观测值时刻的模型计算水位和流量可以被滤波有效地校正到实测数据附近,为模型预报未来时刻的水流状态提供更为准确的水位和流量初始条件。

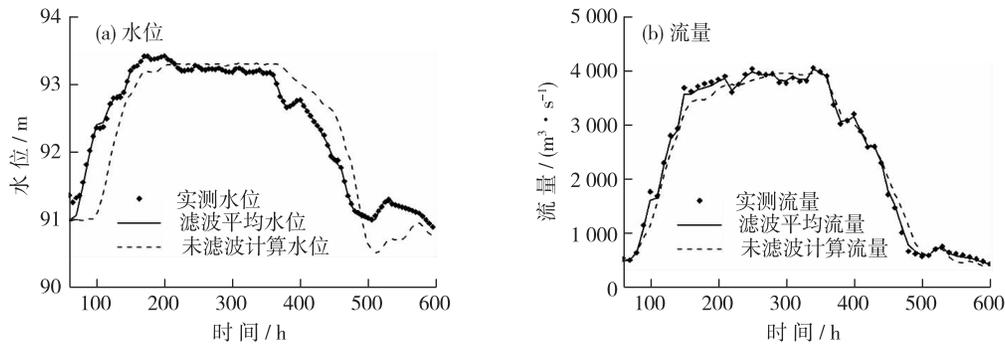


图2 花园口观测断面水位和流量滤波过程

Fig. 2 Stage and discharge hydrograph at Huayuankou hydrological station

图3为在 $T=200$ h时刻,水流状态粒子的水位和流量分布在滤波校正前后的对比情况。粒子滤波方法可以有效地将水位和流量的先验预报分布调整为考虑实测水位数据信息的后验分布。在滤波校正中,偏离观测水位的粒子向观测水位靠拢,校正后水位分布的平均期望值与观测水位值距离变小,尽管没有直接利用实测流量数据进行同化校正,但由于水流状态粒子中流量与水位的耦合关系,流量分布也会随着水位分布的校正

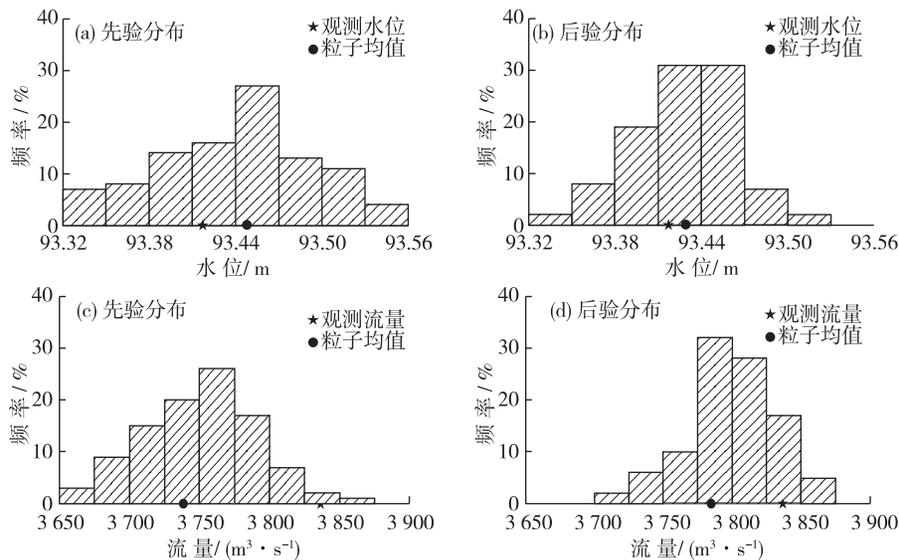


图3 $T=200$ h时刻水位和流量分布校正前后对比

Fig. 3 Comparison of stage and discharge distribution before and after particle filter correction at $T=200$ h

而得到相应的校正, 校正后流量分布的平均期望值与观测流量值也更加接近。

图 4 反映了花园口一夹河滩河段糙率系数粒子的动态更新过程。糙率系数对于水位预报结果至关重要, 并且糙率系数会随着水流条件而不断变化, 糙率系数与水流条件呈复杂的非线性关系。粒子滤波方法结合实测水位, 可不断更新出符合观测时刻水流状态的糙率系数, 为预报未来时刻的水流变化过程提供更加合理的糙率取值。

图 5 为 $T=200\text{ h}$ 时刻, 糙率系数分布校正前后对比情况。粒子滤波方法可以有效地根据观测水位信息将糙率先验分布修正为更合理的后验分布。对于 $T=200\text{ h}$ 时刻, 先验预报水位期望值高于观测水位值, 主要由于先验糙率系数偏大导致, 所以校正后, 糙率系数分布整体往左移动, 糙率系数的平均期望值减小。

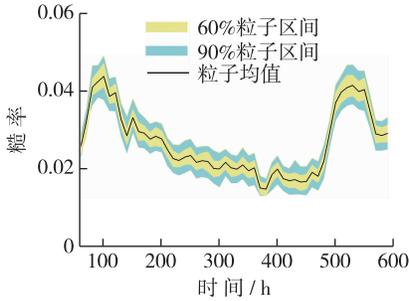


图 4 糙率系数粒子动态更新过程
Fig. 4 Dynamic updating process of roughness coefficient particle

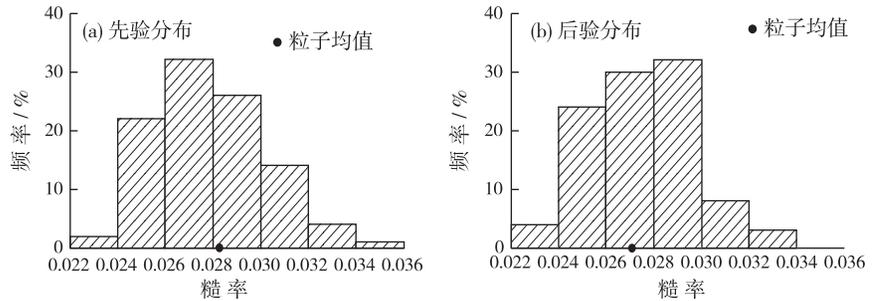


图 5 $T=200\text{ h}$ 时刻糙率系数分布校正前后对比
Fig. 5 Comparison of roughness coefficient distribution before and after particle filter correction at $T=200\text{ h}$

3. 2. 2 同化后预报结果分析

通过粒子滤波数据同化方法对模型进行实时校正, 从而提高河道洪水预报模型的预报精度, 给出合理的概率预报结果是本研究的最终目的。本文给出了花园口断面 151~200 h 洪峰峰值过程的预报情况。由于粒子滤波中每个粒子代表一种可能的水流预报情况, 所以各粒子预报结果的集合即可近似为所预报水流状态的概率分布。图 6 为 1 h、5 h、10 h 和 20 h 预报期的水位和流量概率预报结果, 以 60% 和 90% 的预报置信区间及相应的预报期望值表示。表 1 给出了模型预报的精度计算结果, 精度指标分别选取预报期望值与观测值的均方根误差和观测值落入预报置信区间内的频率。

表 1 模型预报精度计算结果

Table 1 Calculation result of prediction accuracy

预报期/ h	均方根误差/ m	水位预报		均方根误差/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	流量预报	
		预报区间落入频率/%			预报区间落入频率/%	
		60% 区间	90% 区间		60% 区间	90% 区间
1	0.023	90	100	26.4	66	92
5	0.051	80	100	42.3	38	54
10	0.078	72	100	44.1	22	44
20	0.097	64	100	44.7	14	22

由图 6 和表 1 可以看出, 经过粒子滤波同化实时观测水位后, 模型中水位、流量和糙率系数均被校正到合理的取值区间, 因此模型预报精度明显提高。预报期为 1 h 时, 水位和流量预报的均方根误差分别为 0.023 m 和 $26.4\text{ m}^3/\text{s}$, 水位实测值落在 60% 预报置信区间内的频率为 90%, 在 90% 预报置信区间内的频率为 100%, 流量实测值落在 60% 预报置信区间内的频率为 66%, 90% 预报置信区间内的频率为 92%。

根据不同预报期的预报结果来看, 模型短期预报结果要优于长期预报结果。随着预报期的增加, 水位和流量的预报误差逐渐增大: 均方根误差逐渐增大, 实测值落入预报置信区间的频率逐渐降低。表明粒子滤波同化对模型预报精度带来的正面提升作用, 对短期预报影响较大, 而随着预报时长的增加, 这种正面作用逐渐减弱。同时, 反过来也说明, 对于未来特定时刻的水情预报, 随着时间的演进, 通过不断获取观测数据对模型进行粒子滤波同化, 可以有效改善前期对于该特定时刻所作的水情预报结果, 不断提高该特定时刻水情的预报精度。

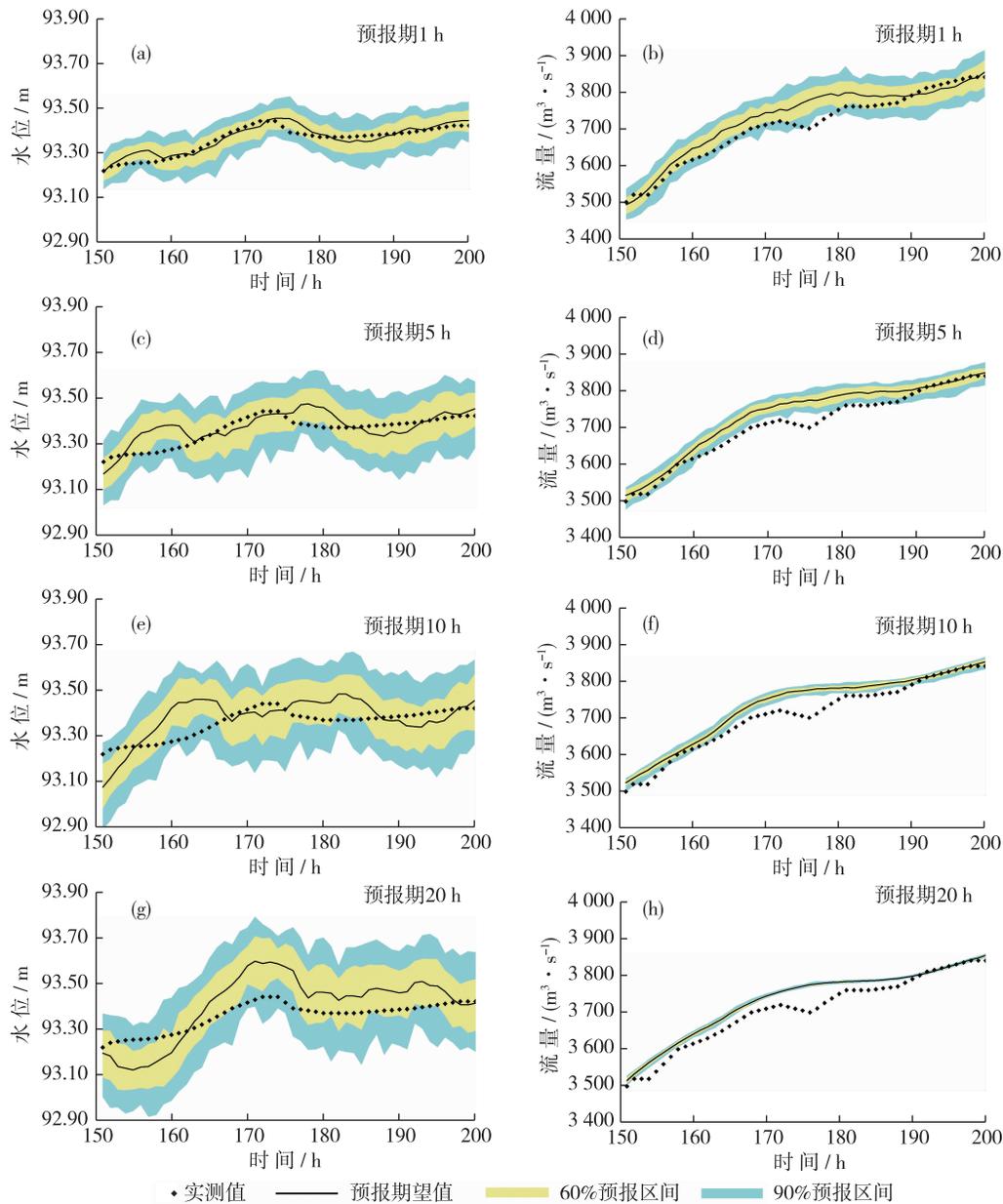


图6 花园口断面 151~200 h 水位和流量概率预报

Fig. 6 Probabilistic forecasting of stage and discharge hydrograph from 151 to 200 h at Huayuankou

此外,值得注意的是,在图6中,水位概率预报结果的不确定性区间宽度随着预报期的增加而增大,而流量概率预报结果的不确定性区间宽度却随着预报期的增加而减小。出现这种差异现象的原因是,河道洪水模型的预报计算结果,除了和初始的水流状态及糙率参数相关之外,还受未来时刻的上下游边界条件的影响。在本文所建立的模型计算中,不同粒子进行集合预报时,计算条件的差异主要在于初始的水流状态和糙率参数的不同,而上下游给定的边界条件相同。模型短期预报计算出的水位和流量,主要受邻近时刻的初始水位和流量条件的影响,所以不同粒子得出的短期水位和流量预报结果受初始水位和流量条件的不同而存在一定的不确定性。但初始条件对模型预报结果的影响会随着模型不断地往后积分而逐渐减弱,糙率参数和上下游边界条件对预报结果的影响则不断增强。模型预报的水位结果主要受糙率参数影响,不同粒子的糙率参数不同,所以粒子间水位预报结果的差异会随着预报期的增加而逐渐扩大。而模型预报的流量结果则主要受上游来流量和下游出流量的边界条件影响,本模型中不同粒子计算时的边界条件都相同,所以粒子间流量预报结果的差异会随着预报期的增加而逐渐缩小。

3.3 实例验证

为了检验粒子滤波同化算法的实用性, 本文还原真实的洪水预报环境, 采用时间间隔在 1 ~ 12 h 的原始水位观测数据进行同化预报计算。计算结果表明, 粒子滤波算法可以有效地同化不等时间间隔的真实水位观测数据, 适用于实际的洪水预报工作中。预报期为 1 h、5 h、10 h 和 20 h 的水位预报均方根误差分别为 0.035 m、0.059 m、0.087 m 和 0.162 m, 流量预报均方根误差分别为 33.9 m³/s、46.1 m³/s、49.2 m³/s 和 49.9 m³/s。对比分析实验的预报结果, 采用原始观测数据的预报精度要略低, 这是由于同化频率不同导致, 同化频率越高, 模型得到的校正也越多, 预报精度也越高。图 7 为预报期为 1 h 的水位和流量概率预报图, 可以更明显地看出, 同化观测数据后模型校正所表现出的“锯齿”效应。

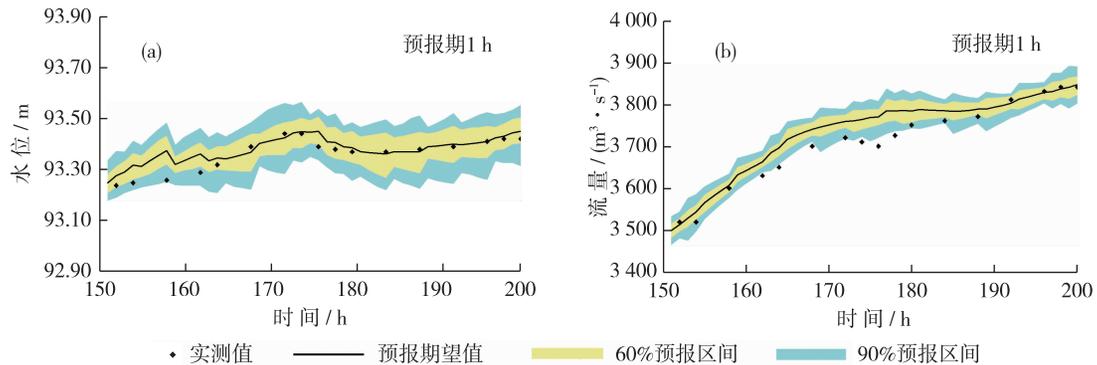


图 7 同化原始水位观测数据后花园口断面水位和流量概率预报 (1 h 预报期)

Fig. 7 Probabilistic forecasting of stage and discharge hydrograph from 151 to 200 h at Huayuankou after assimilating original observed stage data (lead time of 1 h)

4 结 论

本文构建了基于粒子滤波数据同化算法的河道洪水实时概率预报模型。模型算法性能评估表明, 粒子滤波方法同化观测水位后, 不仅可以直接校正水位, 同时也可以有效地校正流量和糙率, 为未来时刻模型预报计算提供更准确的水流初始条件和糙率取值区间, 进而有效地提高模型预报水位和流量的精度, 给出合理的概率预报区间。此外, 随着预报期的增长, 同化措施所带来的校正模型作用减弱, 模型预报结果的精度会有所降低, 水位概率预报结果受粒子间糙率不同的影响不确定性增加, 而流量概率预报结果受给定的模型边界条件的影响不确定性降低。本模型适合应用于实际的洪水预报环境中, 可结合水情自动化监测系统, 不断根据现场实时观测值进行同步滚动校正预报, 为一线防洪调度和风险决策提供科学支撑。

参考文献:

- [1] 葛守西, 程海云, 李玉荣. 水动力学模型卡尔曼滤波实时校正技术[J]. 水利学报, 2005(6):687-693. (GE Shouxi, CHENG Haiyun, LI Yurong. Real time updating of hydrodynamic model by using Kalmanfilter[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2005 (6):687-693. (in Chinese))
- [2] WU X L, XIANG X H, WANG C H, et al. A coupled hydraulic and Kalman filter model for real time correction of flood forecast in the Three Gorges Interzone of Yangtze River, China [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2013, 18(11): 1416-1425.
- [3] 赖锡军. 水动力学模型与集合卡尔曼滤波耦合的实时校正多变量分析方法[J]. 水科学进展, 2009, 20(2):241-248. (LAI Xijun. Real-updating multivariate analysis for unsteady flows with ensemble Kalmanfilter[J]. Advances in Water Science, 2009, 20 (2): 241-248. (in Chinese))
- [4] 赖瑞勋, 方红卫, 徐兴亚, 等. 水沙实时预测数学模型研究[J]. 水利学报, 2014, 45(8):930-937. (LAI Ruixun, FANG Hongwei, XU Xingya, et al. Dynamic numerical model for the prediction of water and sediment transport[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2014, 45(8): 930-937. (in Chinese))
- [5] NEAL J, ATKINSON P M, HUTTON C W. Flood inundation model updating using an ensemble Kalman filter and spatially distribu-

- ted measurements [J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 336: 401-415.
- [6] LAI R, FANG H, HE G, et al. Dual state-parameter optimal estimation of one-dimensional open channel model using ensemble Kalman filter[J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2013, 25(4): 564-571.
- [7] TACHIKAWA Y, SUDO J, SHIIBA M, et al. Development of a real-time river stage forecasting method using a particle filter[J]. *Journal of Japan Society of Civil Engineers*, 2011, 67(4): 511-516.
- [8] MATGEN P, MONTANARI M, HOSTACHE R, et al. Towards the sequential assimilation of SAR-derived water stages into hydraulic models using the Particle Filter: Proof of concept [J]. *Hydrology and Earth System Science*, 2010, 14:1773-1785.
- [9] MORADKHANI H, HSU K, GUPTA H V, et al. Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter [J]. *Water Resources Research*, 2005, 41: W05012.
- [10] NOH S J, TACHIKAWA Y, SHIIBA M, et al. Dual state-parameter updating scheme on a conceptual hydrologic model using sequential Monte Carlo filters[J]. *Annual Journal of Hydraulic Engineering*, 2011, 55: 1-6.
- [11] 毕海芸, 马建文, 秦思娴, 等. 基于残差重采样粒子滤波的土壤水分估算和水力参数同步优化[J]. *中国科学: 地球科学*, 2014, 44: 1002-1016. (BI Haiyun, MA Jianwen, QIN Sixian, et al. Simultaneous estimation of soil moisture and hydraulic parameters using residual resampling particle filter [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2014, 44: 1002-1016. (in Chinese))
- [12] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. *IEEE Proceeding-F*, 1993, 140(2): 107-111.
- [13] YANG K, WATANBE T, KOIKE T, et al. Auto-calibration system developed to assimilate AMSR-E data into a land surface model for estimating soil moisture and the surface energy budget [J]. *Journal of Meteorology Society Japan*, 2007, 85A: 229-242.
- [14] HSU M H, FU J C, LIU W C. Dynamic routing model with real-time roughness updating for flood forecasting [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2006, 132(6): 605-619.

A real-time probabilistic channel flood forecasting model and application based on particle filters *

XU Xingya¹, FANG Hongwei¹, ZHANG Yuefeng¹, LAI Ruixun^{1,2}, HUANG Lei¹, LIU Xiaobo³

(1. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Yellow River Institute of Hydraulic Research, Zhengzhou 450003, China;

3. Department of Water Environment, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

Abstract: We can improve the accuracy of real-time flood forecasting models using data assimilation, which integrates hydrological observation data with the flood forecasting model. We have developed a real-time, probabilistic channel flood forecasting model based on a particle filter. It takes the discharge, stage, and roughness coefficient of cross sections along the river as the basic particles of the flow state, and stage observations at hydrological stations as the required observations. We applied the model to a real flood event, downstream from the Yellow River. Our results show that particle filter algorithm effectively corrected the flow state particles. Additionally, we produced more accurate intervals for the flow's initial condition and roughness coefficient, which can be used in future flood forecasting calculations. These will improve the accuracy of the model's predictions, because the probabilistic intervals are more appropriate. Moreover, the forecasts for different lead times indicate that, as the lead time increases, the positive effect of the data assimilation weakens, reducing the accuracy of the forecasts. The uncertainties of the stage prediction increase over time, because different particles have different roughness coefficients. Additionally, the uncertainties of the discharge predictions decrease over time, because of the given deterministic model boundary conditions. The model can successfully assimilate the original historical stage observation data, which shows that it is practical and can be applied to real flood forecasting tasks.

Key words: flood forecasting; probabilistic forecast; particle filter; data assimilation; real-time correction

* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51209230; No. 11372161).