

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2018.0038

张苹苹, 童菊秀, 廖卫红, 等. 基于EnKF的新安江模型参数和变量同步估计方法[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(2): 51-58. ZHANG P P, TONG J X, LIAO W H, et al. EnKF-based synchronous estimation of parameters and variables of Xinanjiang model[J]. South to North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(2): 51-58. (in Chinese)

基于EnKF的新安江模型参数和变量同步估计方法

张苹苹¹, 童菊秀¹, 廖卫红², 谢先红³, 雷晓辉², 张云辉², 刘欣蔚⁴

(1. 中国地质大学(北京) 水资源与环境学院, 北京 100083; 2. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038; 3. 遥感科学国家重点实验室 北京师范大学地理与遥感科学学院, 北京 100875; 4. 天津大学 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300072)

摘要: 数据同化方法可提高数值预报的时效性和准确性, 且该方法已在水文领域得到应用, 并得到快速发展。为了提高新安江模型径流模拟预报精度, 采用集合卡尔曼滤波方法同化径流数据, 对参数和状态变量进行同步校正估计。通过对三水源新安江模型进行理想条件下的数值实验, 在同时考虑模型自身、模型参数以及观测数据的不确定性的情况下, 分析了参数均值和方差改变、集合大小、同化参数的敏感性以及相关性分析对同化过程的影响。结果表明: 集合卡尔曼滤波算法具有可行性, 且参数均值越接近真值、方差适当增加, 集合大小适中, 同化参数敏感性较低以及参数与变量间相互独立时, 能在一定程度上增加径流同化精度。该研究可为同类型参数同化估计提供一定参考依据。

关键词: 新安江模型; 径流; 集合卡尔曼滤波; 同化; 同步校正

中图分类号: TV 124 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672 1683(2018) 02-0051-08

EnKF based synchronous estimation of parameters and variables of Xinanjiang model

ZHANG Pingping¹, TONG Juxiu¹, LIAO Weihong², XIE Xianhong³, LEI Xiaohui², ZHANG Yunhui², LIU Xinwei⁴

(1. School of Water Resources and Environment, China University of Geosciences, Beijing 100083, China;

2. The China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China;

3. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

4. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The data assimilation method can improve the timeliness and accuracy of numerical forecasting, and has been applied and developing rapidly in the field of hydrology. In order to improve the accuracy of runoff forecast of Xinanjiang model, we adopted the ensemble Kalman filter method for synchronous correction of the model parameters and state variables. We designed a numerical experiment of the three component Xinanjiang model under ideal conditions, and analyzed the effects of the mean and variance of parameters, the ensemble size, and the sensitivity and correlation of parameters on the data assimilation with consideration to the uncertainty of the model itself, model parameters, and the observation data. Results showed that the ensemble Kalman filter algorithm is feasible. Moreover, the accuracy of data assimilation can be improved when the mean value of the parameter is closer to the true value, the variance is increased appropriately, the ensemble size is proper, the sensitivity of parameters is lower, and the correlation between parameters and variables is small. This study can provide a reference for similar research of data assimilation.

Key words: Xinanjiang model; runoff; ensemble Kalman filter; data assimilation; synchronous correction

收稿日期: 2017-06-07 修回日期: 2017-07-19 网络出版时间: 2018-01-11

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20180106.0904.010.html>

基金项目: “十三五”国家重点研发计划项目(2016YFC0402204); 国家自然科学基金项目(51209187); 中央高校基本科研业务费资助项目(2652015116)

Funds: National Key Research and Development Program of China during the Thirteenth Five year Plan Period (2016YFC0402204); National Natural Science Foundation of China (51209187); The Fundamental Research Funds for the Central Universities(2652015116)

作者简介: 张苹苹(1992-), 女, 山东菏泽人, 主要从事水文模型与预报方面研究。E-mail: 1196819278@qq.com

通讯作者: 廖卫红(1986-), 女, 湖北人, 高级工程师, 主要从事水文模型预报方面的研究。E-mail: behellen@163.com

水文模型是描述自然界水文系统非常重要的工具,但模型本身具有不确定性,这些不确定性主要来源于模型结构、模型输入数据和模型参数^[1]。数据同化方法经过近几十年的发展,在模型多源不确定性方面已取得较多成果。其中卡尔曼滤波(KF)^[2]作为统计估值理论的代表性序列方法,已在模型参数实时校正中得到良好的应用^[3-4]。KF作为线性最小方差估计方法,主要用于具有或近似满足高斯分布误差的线性系统。现实中各物理模型大多是非线性系统,为此,扩展性卡尔曼滤波(EKF)^[5]在KF的基础上发展而来。随着模型越来越复杂,EKF在高度非线性模型中的适用性越来越低,因此Evensen^[6]提出了集合卡尔曼滤波(EnKF)方法。EnKF在计算误差协方差时不必像KF和EKF需要进行切线性模式和伴随模式,因此节省了巨大的计算量。同时,EnKF易程序化且实现灵活,使用时限制性假设条件相对较少^[7],因此在地球科学很多领域的应用越来越受关注^[8-9]。EnKF自提出以来便得到了快速发展,已在集总式水文模型中得到广泛应用。H Moradkhani^[10]等人利用EnKF对概念性降水径流水文模型进行参数和变量的同化研究,同化过程可检测时变参数并最小化短期偏差,同时发现通过调整超参数数值可使扰动幅度对集合大小在精确度上有影响;Haishen L等^[11]使用集合卡尔曼滤波方法对新安江降水径流模型进行变量和敏感性参数同步估计计算,通过与仅同化参数或仅同化变量的结果进行对比,发现同时同化参数和变量时径流模拟结果更好。S. Pathiraja等^[12]基于数据同化方法研究了动态流域的水文模型,以集总式概念模型(PMD)为例,提出了对多个时变参数的估计方法。

不少优化算法将水文模型模拟中出现的各种不确定性都归结为参数的不确定性,而忽略了模型结构以及输入数据的不确定性^[13]。而本文同时考虑模型自身、参数以及观测数据的不确定性,并将参数和状态变量进行同步校正估计^[14-15],在计算时不需使用全部历史资料,每次同化更新时只与上一时刻资料有关,实时更新滚动,有效提高同化运算效率及精度。

1 新安江模型

1.1 产汇流计算方法

本文采用的是三水源新安江模型^[6],实验流域是位于贵州省三岔河流域,属于湿润地区,产流方式为湿润与半湿润地区使用的蓄满产流方法。流域汇流计算时,不同水源使用不同的汇流方法,地表水使用无因次

单位线法^[7],土壤水及地下水使用线性水库法^[18]。

1.2 新安江模型参数物理意义及上下限

新安江模型共包含18个参数^[19],其物理意义、上下限和默认取值如表1所示,其中,参数默认取值参考宋万祯等^[20]在平湖流域水文模拟中采用多目标粒子群优化算法(MOPSO)得到的优化值,因平湖流域与三岔河流域具有相似下垫面,可进行参数值的移用。

表1 参数的物理意义、上下限及取值
Tab. 1 The physical meaning, upper and lower limits, and value of the parameters

序号	参数	意义	下限	上限	取值
1	<i>C</i>	深层蒸散发系数	0	0.3	0.3
2	<i>IMP</i>	不透水面积比例	0	0.70	0.05
3	<i>WUM</i>	上层张力水容量	5	100	20
4	<i>WLM</i>	中层张力水容量	50	300	75
5	<i>WDM</i>	深层张力水容量	5	100	80
6	<i>B</i>	土壤蓄水容量曲线指数	0.15	0.35	0.30
7	<i>SM</i>	流域平均自由水蓄水容量	5	100	20
8	<i>EX</i>	自由水蓄水容量曲线指数	0.5	2.0	1.0
9	<i>KG</i>	自由水中地下水流出系数	0.05	0.65	0.30
10	<i>KSS</i>	自由水中壤中流出系数	0.30	0.80	0.41
11	<i>KKSS</i>	壤中流退水系数	0.05	0.95	0.60
12	<i>KKGF</i>	快速地下水退水系数	0	1.0	0.9
13	<i>KKGS</i>	慢速地下水退水系数	0	1.0	0.8
14	<i>KD</i>	地下水分水系数	0	1.0	0.5
15	<i>K</i>	蒸发皿系数	0	1.00	0.65
16	<i>UH(1)</i>	无因次单位线1	0	1.0	1.0
17	<i>UH(2)</i>	无因次单位线2	0	1.0	0.7
18	<i>UH(3)</i>	无因次单位线3	0	1.0	0.5

2 EnKF方法

EnKF的基本思想是利用Monte Carlo抽样方法^[21]设计预测状态的一个集合,该集合的平均可作为最佳估计、样本协方差可作为预测误差协方差的近似,通过不断向前滤波,每个样本分别更新分析变量,更新后的分析变量样本平均即可作为该变量的最佳估计^[6]。EnKF原理与传统KF相同,均以序列的方式交替进行预报和更新。由于现实生活中随着环境的动态变化,参数是不断更新变化的,本文将参数也加入到状态变量中同步更新,更符合真实状态,为同化精度的提高奠定基础。以下是EnKF方法包括的预报和更新两个过程^[22-23]。

(1) 预报过程。

对于集合的第*i*个成员,模型的预报过程如下:

$$\mathbf{x}_{t+1}^i = f(\mathbf{x}_t^i, \boldsymbol{\theta}_t^i, \mathbf{u}_{t+1}^i) + \boldsymbol{\omega}_{t+1}^i, \boldsymbol{\omega}_{t+1}^i \sim N(0, \mathbf{Q}_{t+1}),$$

$$i = 1, \dots, n \quad (1)$$

$$\mathbf{u}_{t+1}^i = \mathbf{u}_{t+1} + \boldsymbol{\zeta}_{t+1}^i, \boldsymbol{\zeta}_{t+1}^i \sim N(0, \mathbf{U}_{t+1}) \quad (2)$$

式中: \mathbf{x}_{t+1}^i 表示集合第 i 个成员在 $t+1$ 时刻模型预报的状态向量; \mathbf{x}_t^i 表示集合第 i 个成员在 t 时刻同化更新的状态向量; $f(\cdot)$ 表示模型算子; $\boldsymbol{\theta}_t^i$ 表示同化更新的模型参数向量; $\boldsymbol{\omega}_t^i$ 表示模型误差项; \mathbf{u}_t^i 表示外部强迫场。为了较好地表示模型和外部强迫场的误差扰动, 给定其符合零均值和已知协方差 (\mathbf{Q}_{t+1} 和 \mathbf{U}_{t+1}) 的高斯分布。

同时估计变量和参数, 需要改变方程(1)中的状态向量, 使其包含模型的参数, 即:

$$\mathbf{X}_{t+1}^i = (\mathbf{x}_{t+1}^i, \boldsymbol{\theta}_{t+1}^i)^T \quad (3)$$

(2) 更新过程。

滤波更新的方程表示如下:

$$\mathbf{X}_{t+1}^i = \mathbf{X}_{t+1}^i + \mathbf{K}_{t+1}(\mathbf{y}_{t+1}^i - \mathbf{H}(\mathbf{X}_{t+1}^i)) \quad (4)$$

其中, \mathbf{y}_{t+1}^i 为观测数据; \mathbf{H} 为观测算子, 其可以将模型预报的扩展状态向量映射至观测空间中; \mathbf{K}_{t+1} 为卡尔曼增益, 其具体表达形式为:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \mathbf{P}_{t+1}^{-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{t+1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{t+1})^{-1} \quad (5)$$

式中: \mathbf{R}_{t+1} 为观测数据误差协方差, 因观测数据为已知的, 可直接由数学公式计算得到, 其主要用于量化观测数据的不确定性; \mathbf{P}_{t+1} 为预报误差协方差矩阵, 其具体表达形式为:

$$\mathbf{P}_{t+1} \approx \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left[(\mathbf{X}_{t+1}^i - \bar{\mathbf{X}}_{t+1})(\mathbf{X}_{t+1}^i - \bar{\mathbf{X}}_{t+1})^T \right]^{-1} \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{X}_{t+1}^i \quad (7)$$

3 实验方案

本文采用贵州省中部的三岔河流域作为实验流域, 该流域面积为 5 340 km², 利用此实验流域 2008–2010 年 3 年实测日降水和日蒸发数据, 设计了一个假想的实验来分析数据同化的效果。本文依据出口点流量的观测值, 不断同步更新新安江模型两个参数 SM (流域平均自由水蓄水容量, mm) 和 B (土壤蓄水容量曲线指数) (参数选取方法参考文献 [11]), 以及两个随时间变化的状态变量 S (流域平均自由水蓄水量, mm) 和 Q (流域出口点模拟流量, m³/s)。本文研究重点是参数均值和方差、集合大小、参数和变量间相关性等因素对同化过程的影响, 此次选取 2 个参数即 SM 和 B , 进行同化分析, 参数具体设置见下文。

给定一个参照模拟, 设定参数最优值是已知的, 即 $SM = 20 \text{ mm}$, $B = 0.3$, 状态变量 S 初始值为 $S = 20 \text{ mm}$, 将模型输出的径流时间序列作为观测值, 经过叠加噪声后的观测值将被用于之后的同化更新系统中, 探讨 EnKF 是否能够反演得到上述给定的已知参数值, 该假想实验的显著优点在于真实参数是已知的, 有利于评价同化效果的好坏。其中设定的参数值以及参照模拟得到的径流时间序列均为真值。

含两个参数 (SM 和 B) 的状态变量表示形式为 $\mathbf{X} = (S, Q, SM, B)^T$, 观测算子为 $\mathbf{H} = (0, 1, 0, 0)^T$ 。假定变量和参数的分布形式都满足高斯分布, 设为 $SM \sim N(30, 8^2)$, $B \sim N(0.25, 0.2^2)$, $S \sim N(15, 5^2)$, (参数分布设定借鉴文献 [14])。其均值可看作是变量和参数的先验估计, 先验估计代入水文模型中, 不利用观测值进行更新模拟值, 得到径流非同化值, 文中称为直接模拟值。另外, 本次同化实验同时考虑到模型本身与观测数据的不确定性, 模型误差与观测误差均服从高斯分布, 取高斯白噪声即均值为零, 本次标准差采用缩放因子^[14]的形式, 分别设为 $N(0, 0.1^2)$, $N(0, 0.1^2)$ 。数据同化的初始集合数目大小设为 100。

4 数据同化结果分析

本文中, 对数据同化效果的评价主要在以下两个方面: 一是根据更新同化后反演的参数值是否趋近于已知的参数值; 二是直接模拟值和同化估计值分别与径流真值的相对误差。

从图 1 可看出参数 SM 和 B 均经过一定时间步长达到稳定并趋于参数真值, 验证了 EnKF 的同化的效果。从图 2 中直接模拟值和同化估计值分别与径流量真值的相对误差比较, 可以看出同化估计值与真实径流值的相对误差几乎都在 0 附近波动, 只是在个别步长相对误差值会稍有增大, 但几乎全部相对误差值均小于直接模拟与真实径流值的相对误差, 且平均误差值可减小 3.1%。观察到在 100、400 及 800 步长附近相对误差经同化后仍然较大, 时段对应的均为非汛期, 即汛期的同化精度值比非汛期同化精度值要高。因为汛期来水较大, 波动范围大, 同化更新效果明显。

为了更全面地分析影响同化的不同因素, 本文将从四个方面: 参数均值和方差的改变、集合的大小、同化参数的敏感性以及参数和变量间的相关性, 来对同化的效果进行评价分析。

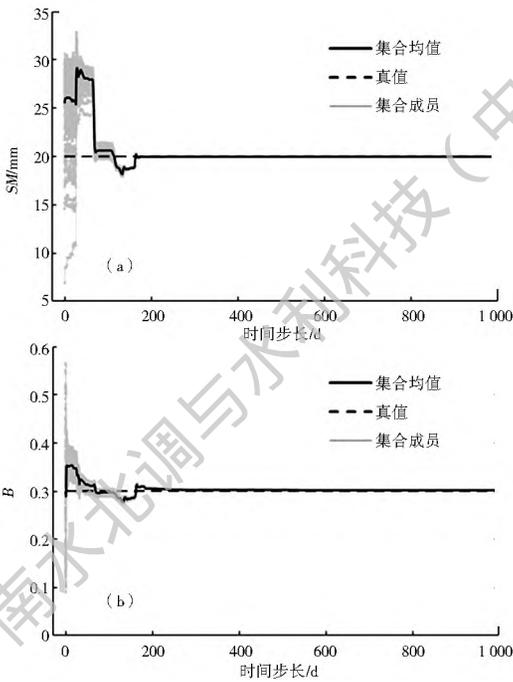


图 1 数据同化过程中参数估计结果

Fig. 1 Parameter estimation results in the process of data assimilation

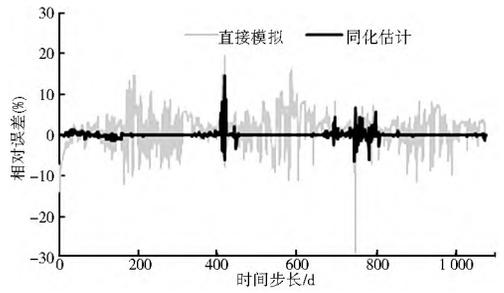


图 2 直接模拟值和同化估计值分别与真实径流值的相对误差比较

Fig. 2 The relative error of direct simulation and assimilation estimated values compared with the real value

4.1 参数均值和方差改变对同化结果影响

4.1.1 参数均值改变对同化结果影响

为分析参数均值改变对同化结果的影响, 本文选取参数 SM 进行研究, 使其分布的方差保持不变, 均值逐渐减小, 让均值更接近初始真值(20 mm), 依次为 28 mm, 25 mm, 22 mm。同化对比结果如表 2 所示。

表 2 不同均值同化结果对比

Tab. 2 Assimilation results with different mean values

参数 SM 均值改变	直接模拟、同化估计与真值的相对误差差值(%)	参数 SM 最终稳定值/mm	参数 SM 达稳定时间步长/d	参数 B 最终稳定值	参数 B 达稳定时间步长/d
$SM \sim N(30, 8^2)$	3.1	19.97	232	0.30	271
$SM \sim N(28, 8^2)$	3.4	19.98	189	0.30	248
$SM \sim N(25, 8^2)$	3.0	19.97	188	0.30	212
$SM \sim N(22, 8^2)$	3.8	19.97	177	0.30	186

由表 2 可知均值为 22 即参数 SM 满足 $SM \sim N(22, 8^2)$ 时, 同化效果最好。为更直观地表现同化效果, 将该分布与初始分布 $SM \sim N(30, 8^2)$ 做图对比分析, 两参数的同化过程如图 3(a)、图 3(b) 所示, 直接模拟值和同化估计值与真实径流量值的相对误差比较如图 4(a)、图 4(b) 所示。

由图 3(a)、图 3(b) 比较来看, 均值为 30 mm 时, SM 在时间步长 232、 B 在时间步长 271 时达到稳定并趋于参数真值; 均值为 22 mm 时, SM 在时间步长 177、 B 在时间步长 186 时达到稳定并趋于参数真值, 可知均值越接近真值时, 参数达到收敛时间越短。由图 4(a)、图 4(b) 中直接模拟值和同化估计值与真实径流值的相对误差比较来看, 均值为 22 mm 时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 3.8%, 比均值为 30 mm 时同化估计相对误差提高 0.7%。因此当参数均值越接近参数真值时, 参数同化效果越好。因为当均值与参数真值越接近时, 得到的参数值都在真值附近范围内, 同化时能较快的找到最优估计值, 同化效率更高。但实际中真值往往是不知道的, 因此需要借助经验或者公式推导模拟得到, 这也是以后需要研究的方向。

4.1.2 参数方差改变对同化结果影响

类似地, 保持参数 SM 的均值不变, 改变其方差大小, 依次为 $3^2, 5^2, 8^2, 15^2$, 同化对比结果如表 3 所示。

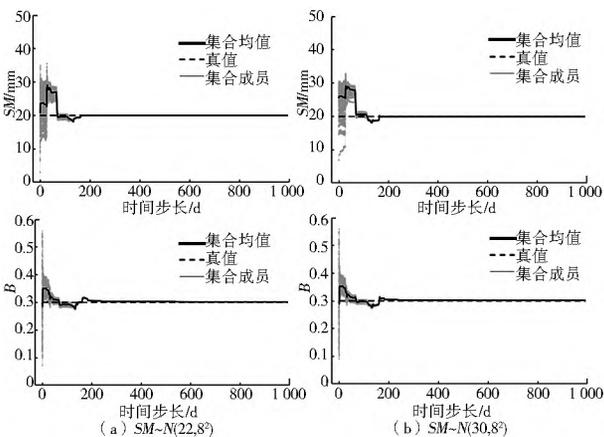


图 3 均值改变下数据同化过程中参数估计结果

Fig. 3 Parameter estimation results in the process of data assimilation with different mean values

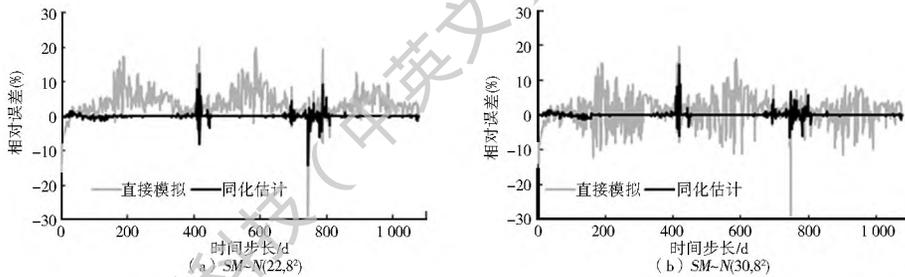


图 4 均值改变下直接模拟值和同化估计值与真实径流值相对误差比较

Fig. 4 The relative error of direct simulation and assimilation estimated values compared with the real value under different mean values

表 3 不同方差下同化结果对比

Tab. 3 Assimilation results under different variances

参数 SM 均值改变	直接模拟、同化估计与真值的相对误差差值(%)	参数 SM 最终稳定值/mm	参数 SM 达稳定时间步长/d	参数 B 最终稳定值	参数 B 达稳定时间步长/d
$SM \sim N(22, 3^2)$	2.0	19.97	206	0.30	242
$SM \sim N(22, 5^2)$	3.0	19.97	187	0.30	240
$SM \sim N(22, 8^2)$	3.8	19.97	177	0.30	186
$SM \sim N(22, 15^2)$	4.8	19.97	180	0.30	203

由表 3 可知,随方差增大,两参数 SM 、 B 达到真值的收敛时间有先减小后增加的趋势。从直接模拟值和同化估计值与真实径流值相对误差比较来看,发现方差增大到 15^2 ,同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差减小 4.8%,而方差为 3^2 、 8^2 时,两者的相对误差分别减小 2.0%和 3.8%。由此可知,同化参数的方差越大,其同化效果越好。这是因为较大的方差意味着增大抽取范围,较易覆盖真值,提高同化效率。

但方差越大,同化参数收敛的时间也会增加。

同样,对于初始状态变量的概率分布也做了相同的研究,发现也有类似的规律,均值与真值差值越小以及方差相对较大时同化结果也更好,同化径流精度更高。限于篇幅,本文不再赘述。

4.2 集合样本大小对同化的影响

上文给定同化集合样本大小为 100,为了探讨集合样本大小对同化的影响,另分别取集合数目为 50 以及 150 进行对比分析,如图 5 所示。

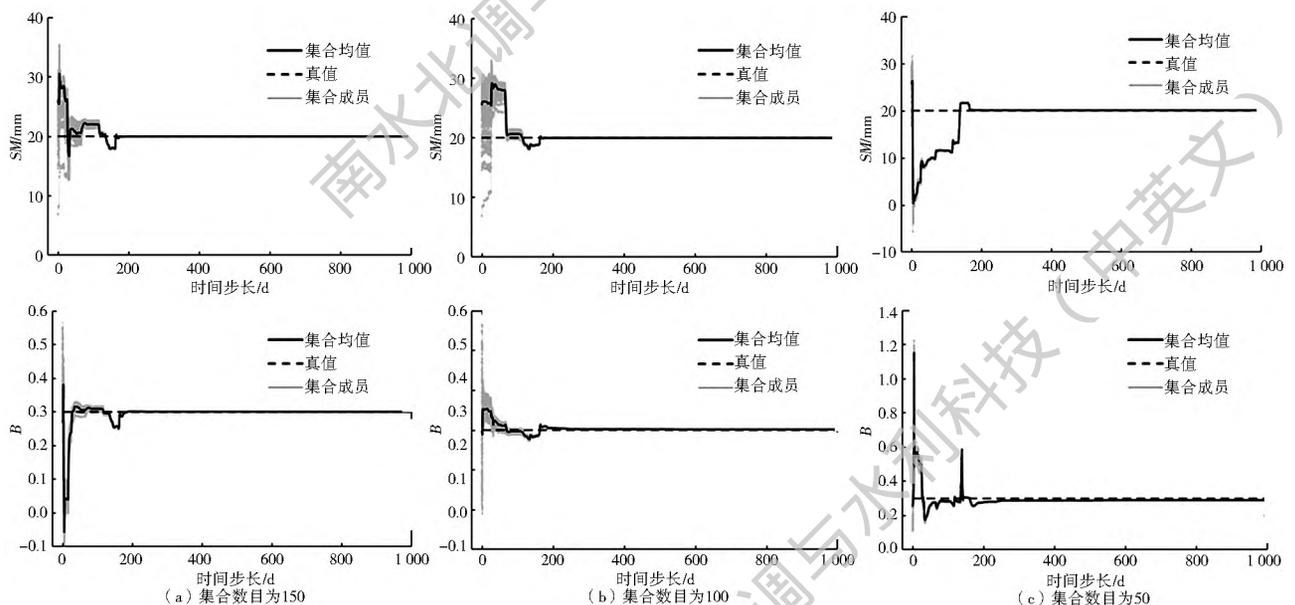


图 5 不同集合数数据同化过程中参数估计结果

Fig. 5 Parameter estimation results in the process of data assimilation with different ensemble sizes

由图 5 可知,集合样本数为 150、100 时,两参数 SM 和 B 分别在 200 步长、180 步长时趋于稳定,等于参数最优值,而集合数为 50 时,两参数虽经历较大波

动但也在约 180 步长时达到收敛,但参数 B 最终并没有达到参数真值,且有部分时间步长里同化估计值与真实径流值的相对误差远大于直接模拟值与真实径

流值的相对误差, 同化效果很差。在集合数为 100 时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 3.1%, 集合数为 150 时相对误差平均减小 4.2%, 可以说几乎能达到集合数为 150 的同化精度。综上, 增加集合数能更好地描述变量及参数的分布, 更好地计算误差信息, 从而增加同化的精度。但是增加集合数无疑会增加计算时间, 需要在同化精度与计算效率之间取平衡, 因此在本实验方案中, 建议集合数仍为 100。

4.3 参数敏感性对同化的影响

为研究参数敏感性对同化效果的影响, 通过 LH-OAT 敏感性分析方法^[24] 筛选出了两个较不敏感参数 IMP (不透水面积比例) 和 KG (自由水中地下水出流系数), 与上文中选取的两个较敏感参数 SM 和 B 做同化对比分析。设置一个参照模拟, 参数的最优值是已知的, $IMP = 0.05$, $KG = 0.3$ 。两

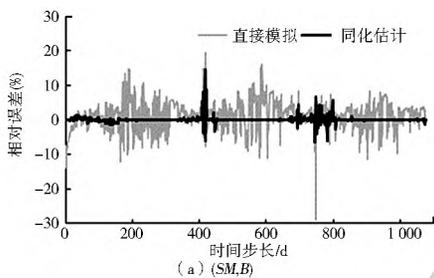


图 7 参数不同敏感性下直接模拟值和同化估计值与真实径流值的相对误差比较

Fig. 7 The relative error of direct simulation and assimilation estimated values compared with the real value under different parameter sensitivities

由图 6 可知, 同化的参数敏感性越强, 其到达收敛的时间越长, 如较敏感参数 SM 和 B 达到收敛时的步长为 180 步, 而较不敏感参数 IMP 在 10 步时就已达到参数真值。因为参数敏感性对模型中如产汇流变量影响较大, 波动就会较大, 同化就会受到相应影响。图 7(a) 参数敏感性较强时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 3.1%; 而图 7(b) 参数敏感性较弱时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 18.4%, 再一次说明了参数敏感性越弱, 同化效果越好。

4.4 参数与变量相关性对同化的影响

理论上, 运用集合卡尔曼滤波方法同化的变量和参数之间应相互独立^[25], 但是对于具体的水文模型来说, 很难保证两者完全独立, 在内部两者可能存在着连带且复杂的相关关系。如在本文的变量和参数同步同化研究中, 参数 SM 与状态变量 S 有一定的相关性, 为了讨论参数与变量的相关性对同化的

影响, 将其中的参数 SM 变为参数 K (蒸发皿系数), 由 LH-OAT 敏感性分析方法^[24] 得知, 参数 SM 与 K 的敏感度相近, 且均为极敏感度参数, 因此, 在研究变量和参数的独立性前可排除敏感性的干扰。参数 K 主要由研究区的气象数据决定, 与状态变量 S 相互独立。设置参数值 $K = 0.65$, 高斯分布 $K \sim N(0.6, 0.2^2)$, 其他设置均与起始相同。观察同化更新后的反演参数值以及与直接模拟径流量进行对比分析, 探讨状态变量间相关性对同化的影响。

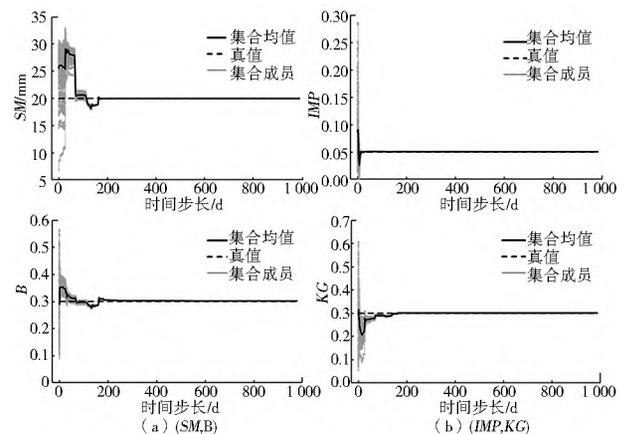
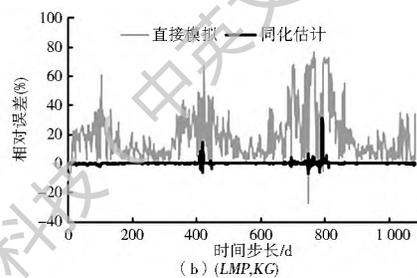


图 6 不同参数敏感性下的参数同化过程

Fig. 6 The process of parameter assimilation under different parameter sensitivities



由图 8 可知, 同化的参数与变量间有一定相关性时, 其到达收敛的时间越长, 参数 SM 和 B 达到收敛时的步长为 180 步, 而参数 K 和 B 分别在 70 步和 170 步时就已达到参数真值。图 9(a) 同化的参数与变量间有相关性时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 3.1%, 图 9(b) 同化的参数与变量间相互独立时, 同化估计值与真实径流值的相对误差比直接模拟值与真实径流值的相对误差平均减小 8.4%。因此, 同化的参数和变量间相互独立时, 同

影响, 将其中的参数 SM 变为参数 K (蒸发皿系数), 由 LH-OAT 敏感性分析方法^[24] 得知, 参数 SM 与 K 的敏感度相近, 且均为极敏感度参数, 因此, 在研究变量和参数的独立性前可排除敏感性的干扰。参数 K 主要由研究区的气象数据决定, 与状态变量 S 相互独立。设置参数值 $K = 0.65$, 高斯分布 $K \sim N(0.6, 0.2^2)$, 其他设置均与起始相同。观察同化更新后的反演参数值以及与直接模拟径流量进行对比分析, 探讨状态变量间相关性对同化的影响。

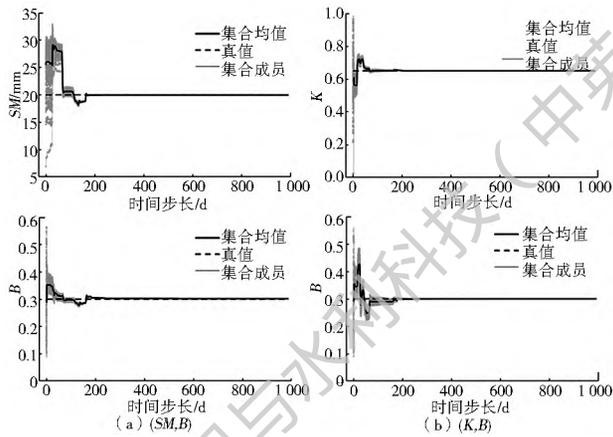


图8 数据同化中的参数同化过程

Fig. 8 The process of parameter assimilation in data assimilation

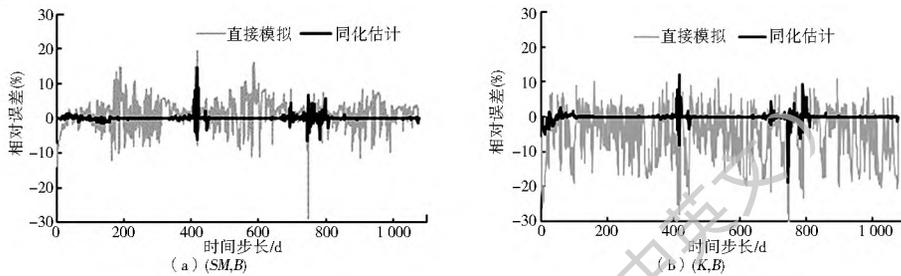


图9 直接模拟值和同化估计值与真实径流值的相对误差比较

Fig. 9 The relative error of direct simulation and assimilation estimated values compared with the real value

(1) EnKF 方法将参数和变量进行同步同化估计,引入观测径流值实时更新校正,提高了径流预报的精度,且汛期的同化效果普遍比非汛期同化效果好。

(2) 当同化的参数初始高斯分布设置的均值越接近参数真值时,同化效果越好;而适当增加方差,同化精度也能有所提高。

(3) 集合样本大小对不同流域有不同选择,太大或者太小都不利于同化,合适的集合样本数更有利于同化精度的提高,应综合计算效率和精度进行抉择。

(4) 同化的参数敏感性较弱时以及参数和变量间的相互独立时,同化效果更好。

本次的研究规律将会对同类研究提供一定参考。但仍还有些影响同化效果的因素需要进一步讨论,比如:增加同化参数的数量,进行多参数研究;本文只同化一种数据(径流量),今后还可从多源数据进行分析,如引入土壤水分及蒸散发等,对同化效果进行更深一步的研究。

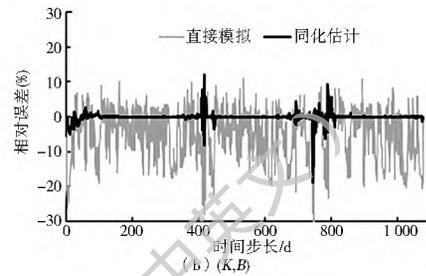
参考文献(References):

[1] REFSGAARD J C, STORM B, ABBOTT M B, et al. Construction, calibration and validation of hydrological models// Distributed Hydrological Modelling [M]. Springer Netherlands, 1990: 41-54. DIO: 10. 1007/ 978-94-009-0257-2_3.

化效果更好。从图9中还能进一步发现,同化参数 SM 和 B 时满足上文所说的汛期的同化效果比非汛期好,但在同化参数 K 和 B 时,反而非汛期同化效果更好。究其原因,应是非汛期的产流模拟中,流域蒸发所占的比重更高,因而蒸发皿系数 K 的影响相对更大,因此非汛期数据同化时效果更加显著。

5 结论

本文利用 EnKF 方法,对三水源新安江模型进行理想条件下的数值实验,将参数和状态变量同步校正估计,不仅证实了该同化方法的可行性,还分析了同化效果的影响因素,初步得到以下主要结论。



[2] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82D(1): 35-45. DOI: 10. 1109/ 9780470544334. ch9.

[3] 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,2005,36(6):687-693.(GE S X, CHENG H Y, LI Y R. Real time updating of hydrodynamic model by using Kalman filter [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2005, 36(6): 687-693. (in Chinese))

[4] CHAWAH P, SOURICE A, PLANTIER G, et al. Real-time and adaptive Kalman filter for joint nanometric displacement estimation, parameters tracking and drift correction of EFFPI sensor systems [C]// Sensors. IEEE, 2011: 882-885. DOI: 10. 1109/ ICSENS. 2011. 6127371.

[5] 刘成思.集合卡尔曼滤波资料同化方案的设计和研究[D].中国气象科学研究院,2005.(LIU C S. The design and research of ensemble Kalman filter data assimilation [D]. Chinese Academy of Meteorological Sciences, 2005. (in Chinese))

[6] EVENSEN G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research Atmospheres, 1994, 99(C5): 10143-10162. DOI: 10. 1029/ 94JC00572.

[7] EVENSEN G. The ensemble Kalman filter: theoretical formulation and practical implementation [J]. Ocean Dynamics, 2003, 53(4): 343-367. DOI: 10. 1007/ s10236-003-0036-9.

[8] 许小永,刘黎平,郑国光.集合卡尔曼滤波同化多普勒雷达资料的数值试验[J].大气科学,2006,30(4):712-728.(XU X Y, LIU L P, ZHENG G G. Numerical experiment of assimilation of doppler radar data with an ensemble Kalman filter [J]. Chi

- nese Journal of Atmospheric Science, 2006. (in Chinese)
- [9] 陈鹤, 杨大文, 刘钰, 等. 集合卡尔曼滤波数据同化方法改进土壤水分模拟效果[J]. 农业工程学报, 2016, 32(2): 99-104. (CHEN H, YANG D W, LIU Y, et al. Data assimilation technique based on ensemble Kalman filter for improving soil water content estimation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(2): 99-104. (in Chinese))
- [10] MORADKHANI H, GUPTA H, SOROOSHIAN S V, et al. Combined parameter and state estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2005, 28(2): 135-147.
- [11] LYU H, HOU T, HORTON R, et al. The streamflow estimation using the Xinanjiang rainfall runoff model and dual state parameter estimation method[J]. Journal of Hydrology, 2013, 480(4): 102-114. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.12.011.
- [12] PATHIRAJA S, MARSHALL L, SHARMA A, et al. Hydrologic modeling in dynamic catchments: A data assimilation approach[J]. Water Resources Research, 2016, 52(5): 3350-3372. DOI: 10.1002/2015WR017192.
- [13] MORADKHANI H, SOROOSHIAN S, GUPTA H V, et al. Dual state parameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2005, 28(2): 135-147. DOI: 10.1016/j.advwatres.2004.09.002.
- [14] XIE X, ZHANG D. Data assimilation for distributed hydrological catchment modeling via ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2010, 33(6): 678-690. DOI: 10.1016/j.advwatres.2010.03.012.
- [15] XIE X, ZHANG D. A partitioned update scheme for state parameter estimation of distributed hydrologic models based on the ensemble Kalman filter[J]. Water Resources Research, 2013, 49(11): 7350-7365. DOI: 10.1002/2012WR012853.
- [16] 王佩兰. 三水源新安江流域模型的应用经验[J]. 水文, 1982(5): 26-33. (WANG P L. Application experience of three component Xinanjiang river basin model[J]. Hydrology, 1982(5): 26-33. (in Chinese))
- [17] 夏毓煌. 无因次单位线综合方法初探[J]. 水文, 1999(4): 26-29. (XIA Y H. A tentative exploration of dimensionless unit hydrograph integration method[J]. Hydrology, 1999(4): 26-29. (in Chinese))
- [18] 赵人俊. 流域水文模拟: 新安江模型与陕北模型[M]. 水利电力出版社, 1984. (ZHAO R J. Watershed hydrological simulation: Xinanjiang model and Shaanbei model[M]. Water Resources and Electric Power Press, 1984. (in Chinese))
- [19] 赵人俊, 王佩兰. 新安江模型参数的分析[J]. 水文, 1988(6): 4-11. (ZHAO R J, WANG P L. Analysis of parameters of Xinanjiang model[J]. Hydrology, 1988(6): 4-11. (in Chinese))
- [20] 宋万祯, 雷晓辉, 许波刘, 等. 岩溶地区水文模拟研究[J]. 中国农村水利水电, 2015(7): 54-57. (SONG W Z, LEI X H, XU B L, et al. Research on hydrological simulation in Karst areas[J]. China Rural Water and Hydropower, 2015(7): 54-57. (in Chinese))
- [21] HAMMERSLEY J M, HANDSCOMB D C. Monte Carlo methods[J]. Methuen & Co Ltd, 1964.
- [22] BURGERS G, LEEUWEN P J V, Evensen G. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter[J]. Monthly Weather Review, 1998, 126(6): 1719-1724. DOI: 10.1175/1520-0493(1998)126<1719:ASITEK>2.0.CO;2. Source: OAI.
- [23] REICHEL R H, MCLAUGHLIN D B, ENTEKHABI D. Hydrologic data assimilation with the ensemble Kalman filter[J]. Monthly Weather Review, 2002, 130(1): 103-114. DOI: 10.1175/1520-0493(2002)130<0103:HDAWTE>2.0.CO;2.
- [24] 徐会军, 陈洋波, 李昼阳, 等. 基于LH-OAT分布式水文模型参数敏感性分析[J]. 人民长江, 2012, 43(7): 19-23. (XU H J, CHEN Y B, LI Z Y, et al. Analysis on parameter sensitivity of distributed hydrological model based on LH-OAT method[J]. Yangtze River, 2012, 43(7): 19-23. (in Chinese))
- [25] 崔锦泰. 卡尔曼滤波及其实时应用(第4版)(应用数学译丛)[M]. 清华大学出版社, 2013. (CUI J T. Kalman filter and its real-time application (4th edition) (Applied Mathematics)[M]. Tsinghua University Press, 2013. (in Chinese))