

基于 EnKS 和 SWAT 模型的闽江流域径流数据同化

项勇^{1,2}, 陈芸芝^{1,2}, 唐丽芳³, 汪小钦^{1,2}

(1. 福州大学 数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108; 2. 福州大学 空间数据挖掘和信息共享教育部重点实验室, 福建 福州 350108; 3. 福建省水土保持实验站, 福建 福州 350001)

摘要: 地表水文过程中观测变量对状态变量的响应存在时间滞后性, 为提高径流数据同化的精度, 以闽江流域为研究区, 基于集合卡尔曼平滑器(EnKS)和 SWAT 模型, 构建径流数据同化方案, 并与集合卡尔曼滤波(EnKF)方法进行对比, 评价不同同化模型的精度, 分析数据同化对不同径流分量的影响。结果表明: EnKS 最优时间窗口长度在不同水文周期、流域存在差异; 考虑水文模型的时间滞后性可以有效提高模型的同化精度, 对比 EnKF 方法, EnKS 方法的纳什效率系数(NSE)在七里街、沙县、竹岐3个站点上分别提升了0.03、0.12、0.03, 均方根误差(RMSE)分别减小了7.43%、26.81%、4.25%; 数据同化方法对不同径流分量的改进程度存在空间异质性和时间异质性, 在高渗透率土壤和陡坡区域 EnKS 方法能使壤中流获得更显著的改进, 丰水期 EnKS 方法对地表径流的改进较枯水期更明显。

关键词: 径流; 数据同化; EnKS 法; SWAT 模型; 滞后性; 闽江流域

中图分类号: P338; TV121+.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2023)04-0066-10

Streamflow data assimilation of the Minjiang River Basin based on EnKS approach and SWAT model

XIANG Yong^{1,2}, CHEN Yunzhi^{1,2}, TANG Lifang³, WANG Xiaoqin^{1,2}

(1. Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing, Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

3. Fujian Soil and Water Conservation Experimental Station, Fuzhou 350001, China)

Abstract: A time lag exists in the response of observed variables to state variables in surface hydrological process. To improve the accuracy of streamflow data assimilation, a streamflow data assimilation scheme was constructed based on the ensemble Kalman smoother (EnKS) and SWAT model for the Minjiang River Basin, which was then compared with the ensemble Kalman filter (EnKF) method, so as to evaluate the accuracy of different assimilation methods and to analyze the effect of data assimilation on different streamflow components. The results indicate that the optimal time window length of EnKS differs in each hydrological period and basin, and the consideration of the time lag of the hydrological model can effectively improve the accuracy of model assimilation. Compared with the EnKF method, the NSE of the EnKS method increased by 0.03, 0.12, 0.03 at the Qilijie station, Shaxian station and Zhuqi station, respectively; whereas the RMSE of the three stations decreased by 7.43%, 26.81% and 4.25%, respectively. There is spatial and temporal heterogeneity in the improvement effect of data assimilation method on different streamflow components. The EnKS method can significantly improve the accuracy of the lateral flow in regions with high-permeability soil and steep slopes, and it has a better performance in wet season than dry season for the improvement of surface flow prediction.

Key words: streamflow; data assimilation; ensemble Kalman smoother (EnKS) method; SWAT model; time lag; the Minjiang River Basin

收稿日期: 2022-10-10; 修回日期: 2023-02-23

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项子课题(XDA23100503); 福建省水利科技项目(MSK202210、MSK202214)

作者简介: 项勇(1998—), 男, 浙江温州人, 硕士研究生, 研究方向为水文数据同化。

通讯作者: 陈芸芝(1982—), 女, 福建福州人, 博士, 副研究员, 研究方向为资源与生态环境监测。

1 研究背景

流域水文模型可以反映整个流域的综合水文信息,在水旱灾害防治、水资源管理和开发利用等方面应用广泛^[1-3]。但受模型结构、观测数据、气象输入等不确定性因素的影响,水文模型在进行水文状态模拟时存在不可避免的偏差^[4]。数据同化技术能够综合不同观测信息,以获得流域状态变量的最佳估计,从而减少水文模型径流模拟偏差^[5]。已有研究表明,同化遥感数据,如土壤湿度、蒸散发、积雪等可以有效减少模型输出的不确定性^[6-8]。然而由于径流观测数据与径流模拟数据直接相关,且地表实测径流数据具有较高可靠性,同化站点径流实测信息仍是径流预测的最优选择^[9]。

数据同化方法可分为变分数据同化和顺序数据同化。集合卡尔曼滤波(ensemble Kalman filter, EnKF)是一种顺序同化方法,可以根据实测信息顺序更新模型状态。相较于普通卡尔曼滤波,EnKF 解决了实际应用中背景误差协方差矩阵计算困难的问题,并且能够直接应用于非线性模型^[10]。同时,相较于更复杂的粒子滤波等方法,EnKF 的计算效率更高,在水文数据同化中得到了广泛的应用^[11-13]。标准 EnKF 方法在小流域尺度以及状态变量与观测变量之间实时响应的情况下取得了良好的效果^[14-15],但该方法未考虑土壤水等水文状态变量和河道出口流量之间的时间滞后问题,导致中大型流域的径流数据同化效果较差^[16]。针对时间滞后问题,学者们提出了不同解决方法,如 Weerts 等^[17]设置了固定滞后时间,通过当前观测值更新固定滞后时间前的模型状态变量;McMillan 等^[18]基于 REnKF 方法,利用当前观测值递归地更新最大滞后期前至当前观测时间的模型状态变量,结果表明该方法可以解决集水区土壤含水量和观测流量之间的响应滞后问题,但其使用同一观测数据迭代更新前模型状态,存在过度校正的风险,且计算复杂。集合卡尔曼平滑器(ensemble Kalman smoother, EnKS)是 EnKF 的重要变体,相较于 EnKF 方法,EnKS 综合考虑了时间窗口内的状态变量和观测值,使得预测结果更为平滑、准确,能够有效解决径流数据同化中的时间滞后问题。该方法在集总式水文模型中表现良好^[10,19],但目前仍较少应用于分布式和半分布式水文模型。

本文以闽江流域为研究区,基于 EnKS 方法和半分布式水文模型 SWAT(soil and water assessment

tool),构建径流数据同化方案,在确定最佳时间窗口长度的前提下,评估 EnKS 方法对半分布式水文模型的优化效果,分析数据同化对于不同径流分量的影响,为闽江流域径流数据同化提供参考。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

本文选取闽江流域为研究区,如图 1 所示。研究区流域面积为 59 922 km²,地处东经 116°23' ~ 119°35',北纬 25°23' ~ 28°16',主要支流包括建溪、富屯溪和沙溪等。闽江流域属于亚热带季风气候,雨量充沛,但分布不均,降水主要集中在夏秋季节,春冬季降水较少,多年平均降水量为 1 710 mm。

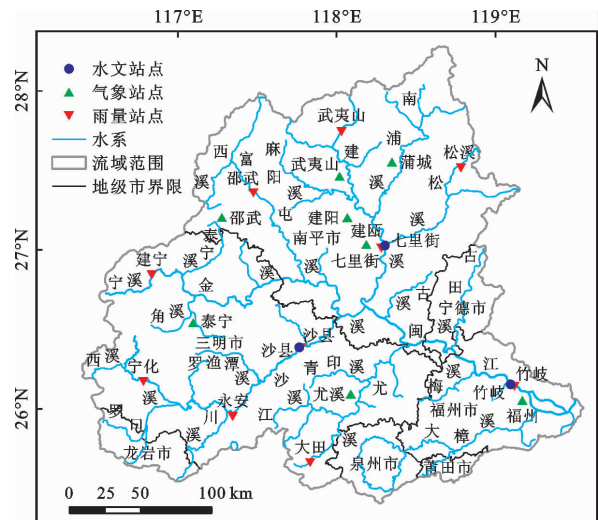


图1 闽江流域水系及水文、气象、雨量站点分布

2.2 数据来源

闽江流域 SWAT 模型构建所使用的数据如表 1 所示。气象数据为中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>)提供的泰宁、福州、浦城、建瓯等 8 个气象站点 2017—2020 年逐日气温、相对湿度、风速等数据,以及福建省水文水资源勘测局提供的宁化、大田、松溪、武夷山等 10 个雨量站点 2017—2020 年逐日降水数据。实测径流数据为福建省水文水资源勘测局提供的七里街水文站、沙县水文站、竹岐水文站 2018—2020 年逐日实测径流量数据。

2.3 SWAT 模型

SWAT 模型是应用最广泛的半分布式水文模型之一^[20],该模型根据地形将整个流域划分为多个子流域,并根据下垫面条件进一步划分水文响应单元(hydrological response unit, HRU),HRU 是 SWAT 最基本的计算单元。

表1 闽江流域 SWAT 模型构建中使用的数据

数据项	数据说明	数据来源
DEM	SRTM 30 m 分辨率	地理空间数据云
土地利用图	2020 年 WorldCover 10 m 分辨率	欧洲航天局
土壤图	HWSD 1000 m 分辨率	联合国粮农组织土壤数据库
相对湿度、最高/最低温度、风速、太阳辐射	2017—2020 年逐日数据	中国气象科学数据共享服务网
降雨	2017—2020 年逐日数据	福建省水文水资源勘测局
实测径流	2018—2020 年逐日数据	福建省水文水资源勘测局

SWAT 模拟的逐日水文循环基于每个 HRU 的水量平衡方程进行,其计算方程如下:

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_i - Q_{surf,i} - E_i - W_{seep,i} - Q_{gw,i}) \quad (1)$$

式中: SW_t 为第 t 天结束时的土壤含水量,mm; SW_0 为初始土壤含水量,mm; R_i 为第 i 天的总降水量,mm; $Q_{surf,i}$ 为第 i 天的地表径流量,mm; E_i 为第 i 天的蒸散量,mm; $W_{seep,i}$ 为第 i 天的下渗量和壤中流,mm; $Q_{gw,i}$ 为第 i 天的地下水径流量,mm。

总径流 Q_i 由第 i 天的地表径流 $Q_{surf,i}$ 、壤中流 $Q_{lat,i}$ 和地下水径流 $Q_{gw,i}$ 组成:

$$Q_i = Q_{surf,i} + Q_{lat,i} + Q_{gw,i} \quad (2)$$

各 HRU 产生的总径流在子流域尺度上汇集,继而进入河网汇总,并在河道出口断面处计算径流。

2.4 集合卡尔曼滤波

集合卡尔曼滤波基于 Monte Carlo 方法和标准卡尔曼滤波公式来估计非线性模型中的状态和参数^[10]。EnKF 主要分为预报和更新两步。

在预报步骤中,将初始化后的 k 时刻状态变量集合代入模型,得到 $k+1$ 时刻的状态变量预测值:

$$\mathbf{X}_{k+1,i}^f = M(\mathbf{X}_{k,i}, \theta, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \quad (\boldsymbol{\omega}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}_{k+1,i}^f$ 为 $k+1$ 时刻第 i 个状态变量集合的状态预测值; $M(\cdot)$ 为非线性模型算子; $\mathbf{X}_{k,i}$ 为 k 时刻第 i 个随机变量集合; θ 为模型参数; \mathbf{u}_k 为 k 时刻的输入数据向量; $\boldsymbol{\omega}_k$ 为均值为 0、方差为 \mathbf{Q}_k 的高斯白噪声; \mathbf{Q}_k 为模型误差协方差矩阵。

在基于模型状态预测值获得模型状态预报协方差矩阵后,模型状态变量的预测值基于观测信息更新,其公式如下:

$$\mathbf{P}_{k+1}^f \mathbf{H}^T = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{X}_{k+1,i}^f - \bar{\mathbf{X}}_{k+1}^f)(\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1,i}^f - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1}^f})^T \quad (4)$$

$$\mathbf{H}\mathbf{P}_{k+1}^f \mathbf{H}^T = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1,i}^f - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1}^f})(\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1,i}^f - \overline{\mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1}^f})^T \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^f \mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{P}_{k+1}^f \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_{k+1}^a = \mathbf{X}_{k+1}^f + \mathbf{K}_{k+1} [(\mathbf{Y}_{k+1} + \mathbf{v}_{k+1}) - \mathbf{H}\mathbf{X}_{k+1}^f] \quad (\mathbf{v}_{k+1} \sim N(0, \mathbf{R}_{k+1})) \quad (7)$$

式中: n 为状态变量集合数; $\mathbf{X}_{k+1,i}^f$ 为 $k+1$ 时刻第 i 个状态变量集合的状态预测值; $\bar{\mathbf{X}}_{k+1}^f$ 为 $k+1$ 时刻状态变量集合均值; \mathbf{H} 为观测算子,表示观测变量与状态变量间的关系; \mathbf{K}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻的卡尔曼增益矩阵; \mathbf{R}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻的观测误差协方差矩阵; \mathbf{v}_{k+1} 为均值为 0、方差为 \mathbf{R}_{k+1} 的高斯白噪声; \mathbf{Y}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻的观测变量值集合。

2.5 集合卡尔曼平滑器

EnKS 是 EnKF 的扩展,该方法将平滑窗口内存在的全部观测与模拟分别纳入观测变量值集合与模型状态变量集合,然后通过 EnKF 公式更新状态变量。EnKF 方法即为 EnKS 时间窗口等于 1 天的特殊情况。

在初始化随机变量集合后,SWAT 模拟运行至平滑窗口最终时刻,获取窗口内所有状态变量模拟值,因此扩展的状态变量 \mathbf{X} 包括平滑窗口内所有 L 个状态值 x ,其可表示为:

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_L]^T \quad (8)$$

相应地,扩展的观测向量集合 \mathbf{Y} 包括时空独立分布的所有 m 个观测值,即为:

$$\mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_m]^T \quad (9)$$

而后使用 EnKF 公式计算卡尔曼增益矩阵,对模型状态变量进行更新。

2.6 评价指标

为评估模型预测与实测值的接近程度,采用纳什效率系数 (Nash - Sutcliffe efficiency coefficient, NSE)、均方根误差 (root mean square error, $RMSE$) 共同评估模型模拟效果^[21]。其中, NSE 反映了模拟

值和实测值的拟合度, NSE 越趋近于 1 则模拟效果越好; $RMSE$ 反映了模拟值与实测值的偏差, $RMSE$ 越趋近于 0, 代表模拟效果越好。

3 径流数据同化实验

本文基于 EnKS 方法和 SWAT 模型进行站点观测径流同化, 同化流程如图 2 所示。在完成 SWAT 模型率定、状态变量选择、误差概化和同化窗口长度确定的基础上, 进行站点观测径流同化。假设 k 为当前时刻, 若 $k+1$ 至 $k+t$ 时间范围内存在观测变量, 则触发径流数据同化, 其中 t 为滞后时间窗口长度。基于 EnKS 方法进行同化时, 首先对 k 时刻土壤水校正比率进行扰动, 假设土壤水校正比率服从均值为 1, 方差为 0.2 的正态分布, 利用拉丁超立方采样方法, 生成数量为 n 的随机变量集合 X_k , 本文设置集合大小为 100。每组集合均向后运行 t 天, 生成扩展状态变量集合预测值 $X_{k+1 \rightarrow k+t}^f$ 。此时, 扩展状态变量 $X_{k+1 \rightarrow k+t}^f$ 中包括 $L-m$ 个校正比率和 m 个模型模拟径流量, 其中 L 为状态变量参数数量, m 为时间窗口内存在的观测径流数量, 本文中校正比率数量等于水文站点数量。通过 EnKF 公式计算, 获得状态变量分析集合 $X_{k+1 \rightarrow k+t}^a$ 。最后, 计算 $X_{k+1 \rightarrow k+t}^a$ 中土壤水校正比率的集合均值, 对 k 时刻 SWAT 模型中的土壤含水量进行更新, 并通过模型运行获得新的径流模拟值, 模型模拟进入下一时刻, 依次循环直到模拟全部完成。EnKF 方法可视为 $t=1$ 时的特殊情况。

2020 年 1 月 1 日—2020 年 12 月 31 日为验证期, 流域参数率定结果如表 2 所示。

表 2 流域参数率定结果

排序	参数代码	参数含义	最终值
1	V_ALPHA_BF	基流消退系数	0.84
2	V_CH_K2	河道有效导水率	225.78
3	V_CH_N2	河道曼宁系数	0.04
4	R_HRU_SLP	平均坡度	-0.42
5	R_GWQMN	浅层地下水基流阈	0.08
6	V_ESCO	土壤层蒸发补偿系数	0.06
7	V_EPCO	植被吸水补偿系数	0.53
8	R_CN2	SCS 径流曲线系数	-0.14
9	R_SOL_AWC	土壤有效持水量	0.35
10	R_SOL_K	饱和水力传导系数	0.27
11	R_GW_REVAP	地下水再蒸发系数	0.24
12	R_CANMX	最大冠层截留量	-0.14
13	R_SOL_BD	土壤湿密度	1.72
14	V_REVAPMN	浅层地下水再蒸发	154.87
15	V_GW_DELAY	地下水延迟系数	44.86
16	R_SURLAG	地表径流延迟系数	-0.20
17	R_SLSUBBSN	平均坡长	-0.26

注: V_表示替换参数, R_表示将参数乘以(1+%)。

结果表明, 七里街、沙县、竹岐 3 个水文站的 NSE 在率定期分别为 0.76、0.74、0.82, 验证期分别为 0.70、0.50、0.72。一般认为当 $NSE > 0.5$ 时, 模型模拟结果可被接受^[22]。因此该 SWAT 模型可用于后续闽江流域径流数据同化研究。

3.2 状态变量选择与更新

土壤水决定地表水文循环的诸多过程, 是水文模型模拟中最重要的变量之一, 在 SWAT 同化中可以将所有 HRU 的土壤含水量纳入状态向量中进行计算, 但这增加了同化的计算量, 因此本文定义了土壤水校正比率分别控制各个站点上游的土壤含水量, 共设置 3 个比率, 其控制范围如图 3 所示。HRU 尺度上各层土壤含水量更新公式如下:

$$sol_st_a(c, b) = sol_st(c, b) \cdot ratio \quad (10)$$

式中: $sol_st_a(c, b)$ 为校正后第 b 个 HRU 中第 c 层土壤的含水量, $sol_st(c, b)$ 为未校正前第 b 个 HRU 中第 c 层土壤的含水量, $ratio$ 为土壤水校正比率。

为避免 HRU 尺度上土壤含水量的过度更新, 将土壤水校正比率设置在 0.8 ~ 1.2 之间, 将土壤含水量设置在 1×10^{-6} mm 至饱和土壤含水量之间。

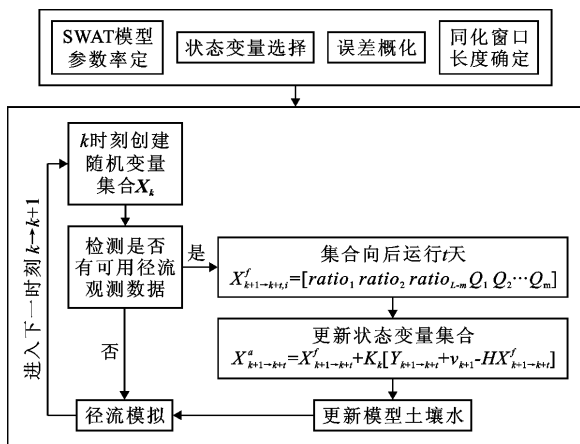


图 2 径流观测数据同化方案流程

3.1 SWAT 模型参数率定

选取闽江流域七里街、沙县、竹岐 3 个水文站实测径流量数据对 SWAT 模型进行率定和验证, 以 2018 年 1 月 1 日—2019 年 12 月 31 日为率定期,

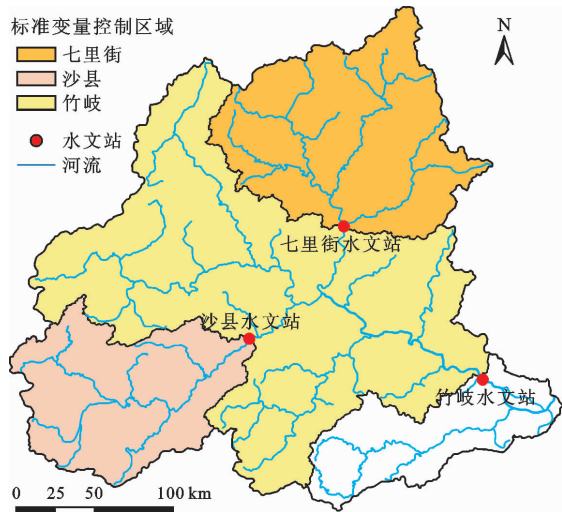


图3 研究区不同土壤水校正比率空间分布

3.3 误差概化

降水是SWAT输入数据中最重要的数据之一。本文假设降水输入误差服从对数正态分布^[23],且降雨输入误差在时间和空间上独立,即:

$$P' = P\varepsilon_p \quad (\varepsilon_p \sim \ln N(\mu, \sigma^2)) \quad (11)$$

式中: P' 为降雨经误差扰动后的降雨集合; P 为站点实测降水量; ε_p 为降雨误差扰动项,服从对数正态分布,均值为 μ ,方差为 σ^2 。参考以往研究设定 $\mu = 1, \sigma^2 = 25\%$ ^[24]。

采用比例因子法确定径流观测误差协方差矩阵^[25]:

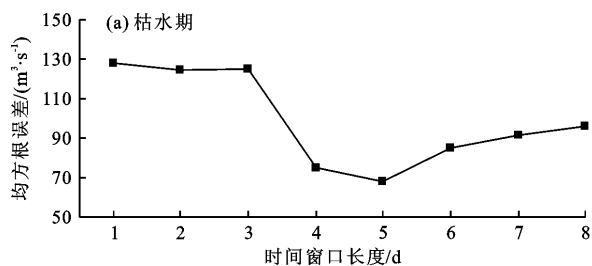
$$R_k = (\alpha Y_k)^2 \quad (12)$$

式中: R_k 为 k 时刻的观测误差协方差矩阵; Y_k 为 k 时刻的观测向量; α 为比例因子,参考以往研究,设定 $\alpha = 0.1$ ^[25]。

4 结果与分析

4.1 滞后时间窗口确定

基于EnKS方法的同化模型性能受滞后时间窗口大小影响。随着时间窗口的增大,需要考虑更多与当前状态变量无关的误差信息,若低估窗口长度,则损失部分滞后径流信息。同时最佳时间窗口长度在枯水期和丰水期会发生变化。以七里街站为例,



选取2018年1月1日—2018年4月1日为枯水期,2019年5月1日—2019年8月1日为丰水期,计算不同时期模型径流量随滞后时间窗口长度变化的模拟精度,结果见图4。

由图4可以看出,七里街站点枯水期最佳时间窗口长度为5 d,丰水期最佳时间窗口长度为1 d。丰水期最佳时间窗口长度明显短于枯水期,这是因为丰水期河道径流量大,SWAT模型中河道径流流速随水位升高而快速增加,径流的滞后性降低,最佳时间窗口长度缩短。因此针对枯水期和丰水期的径流数据同化,应分别选取较长和较短的时间窗口。

2018年1月1日—2020年12月31日包含枯水期和丰水期,为确定该时期最佳时间窗口,本文对比了该时期不同站点在不同时间窗口长度下的逐日径流模拟精度,如图5所示。

从图5中发现模型总体精度随时间窗口的增加呈现先增加后下降的趋势。当同化时间窗口较小时,随着时间窗口长度的增加,模型能够获取更多滞后径流信息,从而更好地改善结果。然而当同化时间窗口过长时,后续径流模拟误差并不与当前水文单元土壤水误差直接相关,主要由其他误差导致,而模型仍将后续误差直接归因于当前状态变量误差,使得同化模型模拟精度下降。综合丰、平、枯水文周期,最终确定七里街站点最佳时间窗口长度为2 d,沙县站点最佳时间窗口长度为5 d,竹岐站点最佳时间窗口长度为4 d。

4.2 径流量模拟

基于率定后的SWAT模型,利用EnKS方法和EnKF方法分别模拟闽江流域2018—2020年逐日径流量,并与原模型模拟结果进行对比,如图6所示,图6(d)、6(e)、6(f)中的纵坐标为以10为底数的对数坐标。由图6可见,原模型在枯水期径流量模拟中存在明显的低估现象,在丰水期则存在不同程度的低估和高估现象。而EnKS方法和EnKF方法模拟结果更为接近观测值,表明同化站点实测径流量能够有效校正模型状态误差。

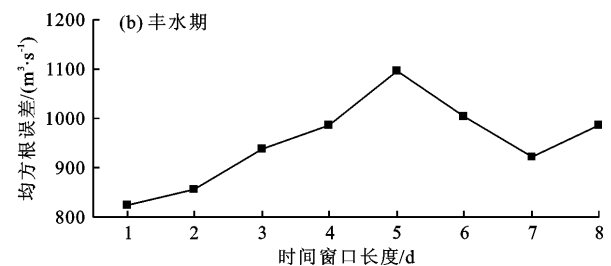


图4 不同时期和时间窗口长度下七里街站同化结果

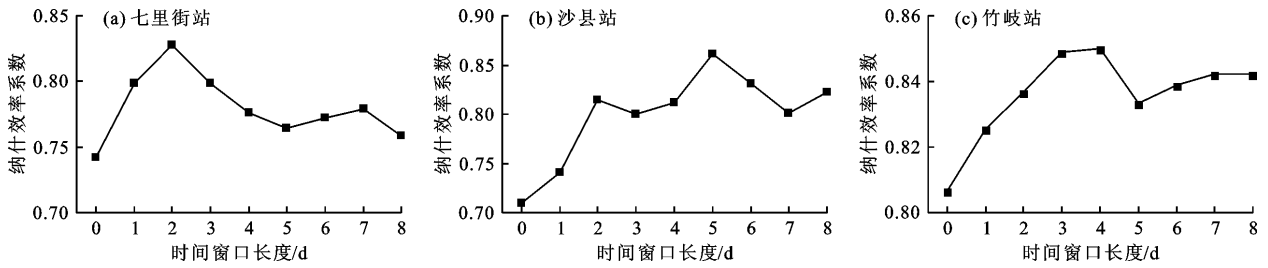


图 5 不同时间窗口长度下各水文站点同化结果

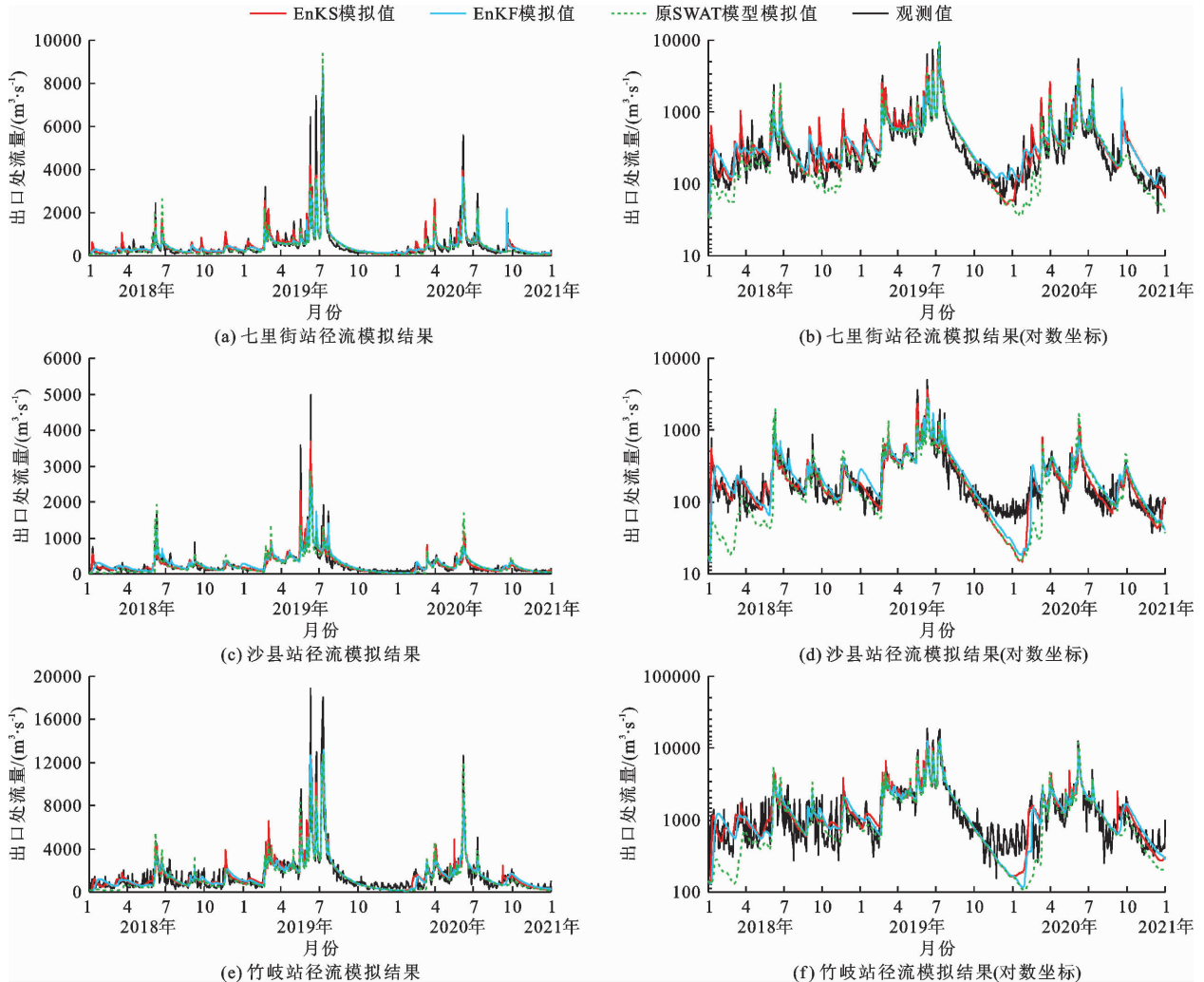


图 6 2018 - 2020 年各水文站不同同化方法及原模型径流量模拟结果

相较于 EnKS 方法,EnKF 方法存在明显的时间滞后现象。以 2018 年初为例,如图 7 所示,EnKF 方法的径流峰值出现在观测峰值之后,形成虚假峰值。这是由于 SWAT 模型中土壤水和径流之间的映射存在滞后,在枯水期土壤水校正对当天径流的影响极小,导致 EnKF 方法低估了土壤水变化的影响,对土壤水的校正不足。此外,当土壤水校正对当天径流产生影响时,EnKF 方法仅能获取当天径流变化信息,忽视了其余滞后径流信息,导致 EnKF 方法对

土壤水过度校正,出现虚假峰值。EnKS 方法综合考虑了滞后时间窗口内的模型模拟径流和观测径流,能在观测时间前对土壤含水量进行校正,模拟结果更为准确。

表 3 为不同同化方法及原模型对 2018—2020 年各水文站点径流模拟精度的评价。由表 3 中的评价参数可知,相较原模型模拟结果,EnKS 方法和 EnKF 方法均显著改善了径流模拟结果。其中 EnKF 方法模拟的七里街、沙县、竹岐 3 个站点径流

NSE 分别提升了 0.06、0.03、0.01, *RMSE* 分别降低了 10.29%、5.43%、8.15%; EnKS 方法模拟的七里街、沙县、竹岐 3 个站点径流 *NSE* 分别提升了 0.09、0.15、0.04, *RMSE* 分别降低了 16.95%、30.78%、12.05%。3 个站点 *NSE* 均达到 0.80 以上, 其中沙县站点效果最好, *NSE* 达到 0.86, 表明 EnKS 方法在

SWAT 模型中同化站点径流数据能够显著改善径流估计精度。EnKF 方法虽然同样改善了径流估计值, 但改进程度不及 EnKS 方法。EnKS 方法模拟结果的 *NSE* 在七里街、沙县、竹岐 3 个站点上比 EnKF 方法分别提升了 0.03、0.12、0.03, *RMSE* 分别降低了 7.43%、26.81%、4.25%。

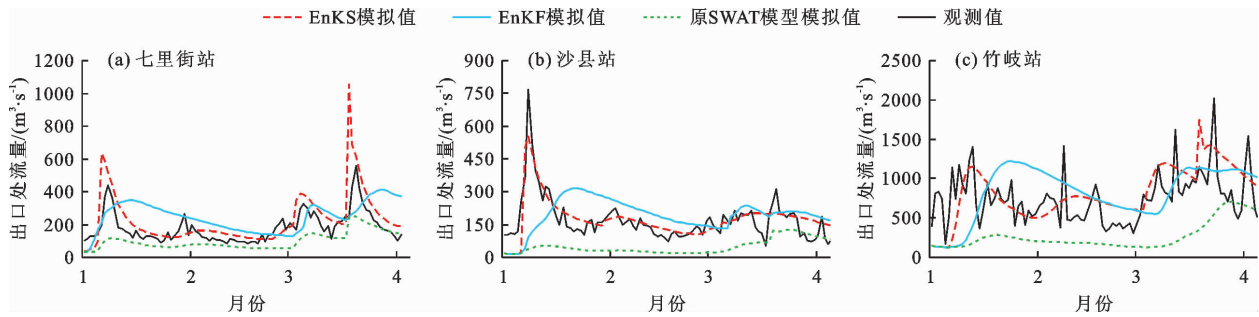


图7 2018年1—4月各水文站不同同化方法及原模型径流模拟结果

表3 2018—2020年各水文站不同方法径流模拟精度评价

水文站	原 SWAT 模型		EnKF 方法同化		EnKS 方法同化	
	<i>NSE</i>	<i>RMSE</i> / ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	<i>NSE</i>	<i>RMSE</i> / ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	<i>NSE</i>	<i>RMSE</i> / ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
七里街	0.74	368.18	0.80	330.31	0.83	305.76
沙县	0.71	176.99	0.74	167.38	0.86	122.51
竹岐	0.81	803.57	0.82	738.09	0.85	706.71

4.3 校正土壤水对不同水文变量的影响

土壤水的校正影响地表径流、壤中流等其他水文组分, 分析土壤水校正对不同水文组分的影响, 能够为水文数据同化的状态变量选择提供一定参考。选择典型 HRU 分析土壤水校正对其他水文变量的影响, 其下垫面性质如表 4 所示。

表4 所选典型 HRU 下垫面性质

HRU 编号	土地类型	土壤类型	平均坡度/(°)
1166	混合森林	筒育低活性强酸土	18.83
1167	混合森林	腐殖质低活性强酸土	36.09
1168	混合森林	腐殖质低活性强酸土	56.27
1169	混合森林	腐殖质低活性强酸土	19.33
1205	混合森林	人为堆积土	5.53
1279	混合森林	筒育低活性强酸土	4.39

图 8 为原 SWAT 模型和 EnKS 校正土壤水后模型变量基流(浅层地下水补给)、深层地下水补给、壤中流、地表径流在 2018 年 1 月 1 日—2020 年 12 月 31 日的变化情况。

由图 8 可见, 闽江流域 SWAT 模型中水文响应单元产流主要由基流、壤中流和地表径流组成, 深层地下水补给在产流中占比极少, 且受土壤水变化影响不大, 因此深层地下水补给并不是水文数据同化的理想状态变量。而在坡度平缓地区, 土壤水以下渗为主, 较少产生侧向径流, 壤中流在产流中的占比较少, 因此对于坡度平缓地区, 壤中流并不是理想的同化状态变量。

以 2018 年 1 月 1 日—2018 年 4 月 1 日为枯水期, 2019 年 5 月 1 日—2019 年 8 月 1 日为丰水期, 分别计算同化前后 HRU 不同径流分量值在枯水期和丰水期之和, 结果如表 5 所示。

表 5 中的计算结果表明, SWAT 模型中土壤水的校正主要改变了模型中的基流、壤中流和地表径流。在枯水期, 土壤水的校正主要改变了基流和壤中流; 在丰水期, 土壤水的校正主要改变了基流、壤中流和地表径流。

对比 HRU-1167、HRU-1168、HRU-1169 3 种不同坡度典型下垫面, 发现壤中流随坡度的增加而增加, SWAT 模型中壤中流的计算与坡度成正比, 因此当流域地势较为平缓时, 土壤水校正对壤中流的改进不明显。分别对比高坡度下垫面 HRU-1166、HRU-1169 和低坡度下垫面 HRU-1205、HRU-1279, 发现土壤性质差异同样影响土壤水校正对壤中流的改进程度。由于 SWAT 模型中壤中流计算与饱和水力传导系数 SOL_K 成正比, 而不同类型土壤的饱和水力传导系数存在差异, 导致土壤水校正正在高渗透率土壤区域对壤中流的改进更显著。

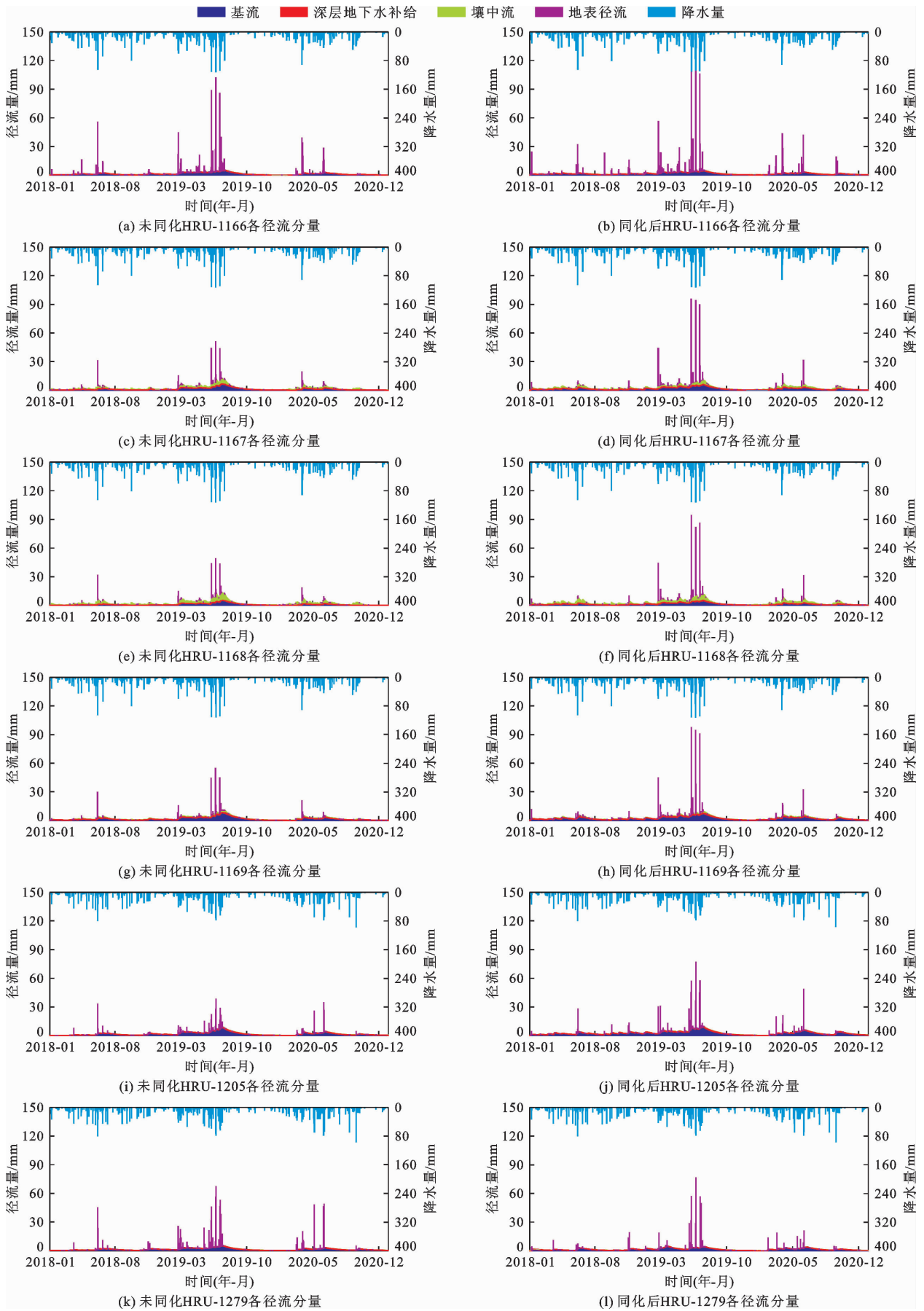


图 8 研究区校正土壤含水量对 SWAT 模型不同状态变量的影响

表5 所选典型 HRU 在枯水期和丰水期同化前后不同径流量

mm

时期	HRU 编号	降雨量	原 SWAT 模型				EnKS 方法			
			基流	深层地下水补给	壤中流	地表径流	基流	深层地下水补给	壤中流	地表径流
枯水期	1166	436.0	88.83	5.48	6.28	26.84	147.03	6.83	7.05	32.72
	1167	436.0	43.38	4.06	89.95	2.37	147.27	6.30	110.93	5.69
	1168	436.0	17.01	2.68	120.66	1.64	103.89	4.43	150.65	3.47
	1169	436.0	84.52	6.27	41.20	3.44	201.15	8.76	49.71	9.54
	1205	397.5	30.88	4.69	2.83	6.89	181.50	7.71	4.61	4.01
	1279	397.5	34.32	3.91	0.18	7.86	106.83	5.91	0.19	16.66
丰水期	1166	1148.0	339.11	11.88	11.30	482.68	332.28	12.46	11.52	513.87
	1167	1148.0	360.46	10.51	300.60	130.71	410.87	13.88	256.44	330.01
	1168	1148.0	282.21	8.03	412.21	121.60	338.31	11.16	362.89	297.94
	1169	1148.0	476.36	14.12	135.10	146.43	517.49	17.81	114.86	350.17
	1205	1088.5	466.77	14.36	12.27	184.52	582.51	20.01	12.61	323.57
	1279	1088.5	321.51	11.37	0.28	436.05	252.90	11.11	0.31	389.11

5 讨论

EnKS 方法和 EnKF 方法均可纠正 SWAT 模型土壤水误差,改善水文变量估计结果,提高 SWAT 模型对流量的预测准确度。实验结果显示基于 EnKS 方法的同化效果优于 EnKF 方法,这和 Li 等^[9]在 GR4H 水文模型以及 Meng 等^[19]在新安江模型中所进行的实验结果相一致,表明考虑水文模型的时间滞后性可以有效提升模型同化精度。

时间窗口的长度对 EnKS 方法的性能影响较大。为减少计算量,本文以比率的方式对土壤水进行校正,这需要综合不同 HRU 中土壤水至河道出口的时间,以确定最佳时间窗口长度。由于 SWAT 模型中径流流速与径流量相关,因此最佳时间窗口长度随径流量的变化而变化。此外,由于不同流域下垫面性质的差异,最佳时间窗口在不同流域也会发生变化,这为快速准确地确定最佳时间窗口长度带来了一定困难。本文综合了 2018 年 1 月 1 日—2020 年 12 月 31 日径流数据同化总体精度,确定了闽江流域不同区域的最佳同化时间窗口长度。后续可以考虑采取自适应方法,自动确定不同时期不同区域最佳时间窗口长度,以更好地校正模型土壤含水量,改善径流估计结果。

由于水文模型机制和下垫面性质的空间异质性,土壤水校正对不同径流量的改进程度在空间上存在差异。雷芳妮^[26]的研究同样表明,土壤水校正高渗透率土壤类型上对于壤中流等水文变量能取得更显著的改进。除土壤类型外,坡度差异也会导致土壤水校正对壤中流的改进程度不同。此外,

数据同化算法对不同径流量的改进程度存在时间异质性,在枯水期土壤水校正主要改变了基流和壤中流,而在丰水期主要改变了基流、壤中流和地表径流。因此,选择地表径流和壤中流等相关状态变量作为同化对象时,应考虑水文周期和区域下垫面性质,以避免与模型机制相冲突。

6 结论

(1) EnKS 最优时间窗口长度在不同水文周期和不同流域存在差异。综合丰、平、枯水文周期,确定七里街站上游最佳时间窗口长度为 2 d,沙县站上游最佳时间窗口长度为 5 d,竹岐站上游最佳时间窗口长度为 4 d。

(2) 对比不同同化方法,EnKS 方法可以有效解决水文模型的时间滞后性,减少虚假峰值现象,提高模型同化精度。该方法对径流量模拟结果的 *NSE* 在七里街、沙县、竹岐 3 个站点较 EnKF 方法分别提升了 0.03、0.12、0.03, *RMSE* 分别减小了 7.43%、26.81%、4.25%。

(3) 数据同化方法对不同径流量的改进程度存在空间异质性和时间异质性。在高渗透率土壤、陡坡区域,EnKS 方法能使壤中流获得更显著的改进。在丰水期 EnKS 方法对地表径流的改进较枯水期更为明显。

参考文献:

- [1] 刘玉环,李致家,刘志雨,等.半干旱地区洪水模拟效果差异性分析及影响因子响应评估[J].湖泊科学,2022,34(2):652-663.

- [2] 章双双,潘杨,李一平,等. 基于 EFDC 模型的尾水回用于城市景观水体优化计算[J]. 水资源保护, 2017, 33(6): 74-78+91.
- [3] LIN Feng, CHEN Xingwei, YAO Huaxia, et al. SWAT model-based quantification of the impact of land-use change on forest-regulated water flow[J]. Catena, 2022, 211: 105975.
- [4] MORADKHANI H, SOROOSHIAN S. Hydrological modeling and the water cycle[M]. Berlin: Springer, 2008.
- [5] 杨大文,徐宗学,李哲,等. 水文学研究进展与展望[J]. 地理科学进展, 2018, 37(1): 36-45.
- [6] SUN Leqiang, SEIDOU O, NISTOR I, et al. Simultaneous assimilation of in situ soil moisture and streamflow in the SWAT model using the Extended Kalman Filter[J]. Journal of Hydrology, 2016, 543(Part B): 671-685.
- [7] 王卫光,李进兴,魏建德,等. 基于蒸散发数据同化的径流过程模拟[J]. 水科学进展, 2018, 29(2): 159-168.
- [8] GAN Yanjun, ZHANG Yu, LIU Yuqiong, et al. Assimilation of blended in situ-satellite snow water equivalent into the National Water Model for improving hydrologic simulation in two US river basins[J]. Science of the Total Environment, 2022, 838(Part 4): 156567.
- [9] LI Yuan, RYU D, WESTERN A W, et al. An integrated error parameter estimation and lag-aware data assimilation scheme for real-time flood forecasting[J]. Journal of Hydrology, 2014, 519(Part D): 2722-2736.
- [10] EVENSEN G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1994, 99(5): 10143-10162.
- [11] KHAKI M, AIT-EL-FQUIH B, HOTEIT I, et al. Un-supervised ensemble Kalman filtering with an uncertain constraint for land hydrological data assimilation[J]. Journal of Hydrology, 2018, 564: 175-190.
- [12] 刘永伟,王文,刘元波,等. 基于 EnKF 法的径流数据同化对 SWAT 模型参数优化效果评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(2): 1-10.
- [13] ZHU Penghui, SHI Liangsheng, ZHU Yan, et al. Data assimilation of soil water flow via ensemble Kalman filter: infusing soil moisture data at different scales[J]. Journal of Hydrology, 2017, 555: 912-925.
- [14] 麦合木提·图达吉,胡智丹,胡宏昌,等. 无资料中小流域水文模型的参数移植与数据同化[J]. 水文, 2021, 41(5): 32-37.
- [15] CHEN He, YANG Dawei, HONG Yang, et al. Hydrological data assimilation with the Ensemble Square-Root-Filter: use of streamflow observations to update model states for real-time flash flood forecasting[J]. Advances in Water Resources, 2013, 59: 209-220.
- [16] LI Yuan, RYU D, WESTERN A W, et al. Assimilation of stream discharge for flood forecasting: the benefits of accounting for routing time lags[J]. Water Resources Research, 2013, 49(4): 1887-1900.
- [17] WEERTS A H, EL-SERAFY G Y H. Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall-runoff models[J]. Water Resources Research, 2006, 42(9): 123-154.
- [18] MCMILLAN H K, HREINSSON E Ö, CLARK M P, et al. Operational hydrological data assimilation with the recursive ensemble Kalman filter[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2013, 17(1): 21-38.
- [19] MENG Shanshan, XIE Xianhong, LIANG Shunlin. Assimilation of soil moisture and streamflow observations to improve flood forecasting with considering runoff routing lags[J]. Journal of Hydrology, 2017, 550: 568-579.
- [20] DEVIA G K, GANASRI B P, DWARAKIS G S. A review on hydrological models[J]. Aquatic Procedia, 2015, 4(2): 1001-1007.
- [21] ARNOLD J G, MORIASI D N, GASSMAN P W, et al. SWAT: model use, calibration, and validation[J]. Transactions of the ASABE, 2012, 55(4): 1491-1508.
- [22] MORIASI D N, ARNOLD J G, VANLIEW M W, et al. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations[J]. Transactions of the ASABE, 2007, 50(3): 885-900.
- [23] SAMUEL J, COULIBALY P, DUMEDAH G, et al. Assessing model state and forecasts variation in hydrologic data assimilation[J]. Journal of Hydrology, 2014, 513: 127-141.
- [24] DECHANT C M, MORADKHANI H. Examining the effectiveness and robustness of sequential data assimilation methods for quantification of uncertainty in hydrologic forecasting[J]. Water Resources Research, 2012, 48(4): W04518.
- [25] SUN Leqiang, NISTOR I, SEIDOU O. Streamflow data assimilation in SWAT model using Extended Kalman Filter[J]. Journal of Hydrology, 2015, 531(Part 3): 671-684.
- [26] 雷芳妮. 微波遥感土壤湿度误差估计与水文数据同化[D]. 武汉: 武汉大学, 2016.