

# 基于 DHSVM 的遥感土壤水分数据同化 对水文过程关键要素的影响 ——以湘江流域为例\*

闵馨童, 朱轲, 朱仟, 魏庆

东南大学土木工程学院, 江苏 南京 211189

**摘要:** 本研究基于集合卡尔曼滤波(EnKF)的多源遥感土壤水分数据同化, 对分布式水文模型 DHSVM 模拟过程中关键要素的影响。以湘江流域为例, 选择 SMAP 和 ASCAT 遥感土壤水分数据, 利用 EnKF 算法对 DHSVM 进行土壤水分模块的遥感数据同化。通过对比分析无同化方案、ASCAT 同化方案和 SMAP 同化方案得到的径流和土壤水分结果, 评估多源遥感土壤水分数据同化对水文关键变量模拟的影响。结果显示, 湘江流域内, ASCAT 同化无论是从径流模拟还是土壤水分模拟方面都要优于 SMAP 同化。径流模拟方面, ASCAT 同化方案的 NSE(NSE=0.677)相比无同化方案(NSE=0.662)有所提升, BIAS 值减小了 1.7 个百分点。土壤水分模拟方面, 相比无同化方案, ASCAT 同化 NSE 提升了 10%, BIAS 减小了 4.7 个百分点, RMSE 减小了 12.5%。相对而言, SMAP 同化方案整体模拟效果的改进并不显著。研究结果突出了遥感土壤水分数据同化的有效性, 对水文变量模拟的改进具有重要意义。

**关键词:** DHSVM; EnKF; 多源遥感数据; 土壤水分; 数据同化

中图分类号: S152.7<sup>†1</sup> 文献标志码: A 文章编号: 2097-0137(2024)02-0035-11

## Impact of DHSVM-based multi-source remote sensing soil moisture data assimilation on key elements of hydrological processes —A case study of the Xiangjiang River Basin

MIN Xintong, ZHU Ke, ZHU Qian, WEI Qing

School of Civil Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China

**Abstract:** This study aims to investigate the effects of EnKF-based multi-source remote sensing soil moisture data assimilation on key elements of hydrological processes in the context of the Xiangjiang River Basin. SMAP and ASCAT remote sensing soil moisture data were selected for assimilation into the Distributed Hydrology Soil Vegetation Model (DHSVM) using the Ensemble Kalman Filter (EnKF) algorithm. By comparing and analyzing the simulated runoff and soil moisture results of three simulation scenarios: the non-assimilated model, ASCAT-DHSVM, and SMAP-DHSVM, the impact of multi-source remote sensing soil moisture data assimilation on hydrological variable simulation was evaluated. The results indicate that within the Xiangjiang River Basin, the ASCAT assimilation scheme outper-

\* 收稿日期: 2023-10-31

录用日期: 2023-11-23

网络首发日期: 2023-12-18

基金项目: 国家自然科学基金(52009020)

作者简介: 闵馨童(1998年生), 女; 研究方向: 水文模型数据同化; E-mail: 220211360@seu.edu.cn

通信作者: 朱仟(1989年生), 女; 研究方向: 水文气象遥感; E-mail: zhuqian@seu.edu.cn

forms the SMAP assimilation scheme in both streamflow simulation and soil moisture simulation. In terms of streamflow simulation, the ASCAT assimilation scheme exhibits an overall improvement in Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) (NSE=0.677) compared to the non-assimilation scheme (NSE=0.662), along with a decrease of 1.7 percentage points in BIAS. In terms of soil moisture simulation, compared to the non-assimilation scheme, the ASCAT assimilation scheme shows an overall improvement of 10% in NSE value, a decrease of 4.7 percentage points in BIAS, and a decrease of 12.5% in RMSE. In contrast, the improvement in the overall simulation performance of the SMAP assimilation scheme is statistically insignificant. The results underscore the efficacy of assimilating remote sensing soil moisture data, particularly through the ASCAT assimilation scheme, in enhancing hydrological variable simulation. These findings hold significant implications for water resource management in the Xiangjiang River Basin.

**Key words:** DHSVM; Ensemble Kalman Filter; multi-source remote sensing data; soil moisture; data assimilation

水文模型能够较好模拟土地利用变化和土壤类型变化对流域水文环境的影响(董伟, 2015; 陈腊娇等, 2011)。在水资源管理中, 利用水文模型进行流域水文模拟已经成为重要手段之一(Sato, 1996; 凌峰, 2008; 栾承梅, 2005)。然而水文模型的准确性需要依赖大量可靠的观测数据和水文过程参数(陈炯烽, 2010), 由于部分水文过程参数及观测数据的缺失, 以及模型开发过程中状态变量误差累积等不确定性因素, 水文模型模拟值与实际水文过程观测值之间仍存在一定偏差(Wagner et al., 2011; 王浩等, 2015; Mcmillan et al., 2018)。土壤水分作为水文过程中重要的变量, 直接影响到流域内蒸散发、下渗和径流等水文过程的形成与发展(Michaud et al., 1994; Bathurst et al., 1991; Fisher et al., 2017; Carter et al., 2019), 对水文模拟精度的影响较为显著(El Hajj et al., 2018)。因此获得高精度的土壤水分数据尤其重要。随着遥感技术的不断发展和进步, 遥感数据在水文研究中的应用变得逐渐广泛(吕沛恒, 2022; 王卫光等, 2018)。然而, 由于遥感数据来源多样, 其观测误差、样本不确定性和反演算法等因素会影响遥感产品不确定性(Vinukollu et al., 2011; Nijssen et al., 2004; Lo Conti et al., 2014)。因此利用数据同化方法, 将不同来源、不同时间、不同空间分辨率的遥感和地面观测信息同化到水文模型模拟预报过程中, 被认为是提高模型模拟预报精度和可靠性的有效途径(刘永伟等, 2022; 姜浩楠等, 2018)。

状态变量土壤水分是导致水文模拟不确定性

的因素之一。近年来, 利用遥感土壤水分数据同化的水文模拟技术逐渐成为热点(D'Urso et al., 2006)。如将遥感土壤水分与水文模型耦合等(Cashion et al., 2005)。目前较为常用的一些遥感土壤水分产品有: SMAP(soil moisture active passive)和ASCAT(advanced scatter meter)等。大量研究表明SMAP和ASCAT等遥感产品与实测数据有良好的一致性, 在大部分地区适用性较高, 表现出较好的准确性和可靠性(黄图南等, 2017; 陈勇强等, 2020; Chen et al., 2017; Burgin et al., 2017; Colliander et al., 2017)。集合卡尔曼滤波算法(EnKF, Ensemble Kalman Filter)是Evensen(1994)根据Epstein的随机动态预报理论提出的通过总体积分法来计算状态, 从而预报误差协方差的一种数据同化算法。目前已有大量利用EnKF进行的数据同化研究(刘永伟等, 2022; 王文等, 2012; 宁娟, 2017; Baguis et al., 2017)。而针对SMAP和ASCAT遥感土壤水分产品的研究大多集中在特定流域的适用性研究(陈伟等, 2023; 杨娜等, 2022; 朱琳, 2023)、多源数据融合(王雨诗等, 2022)和多种算法的同化研究(Baguis et al., 2017)。尽管目前已经出现了利用EnKF将SMAP或ASCAT遥感土壤水分进行数据同化的研究, 但大多集中在径流模拟, 对于水文模拟过程其他状态变量的影响及不确定性尚无明确结论, 且国内基于分布式水文模型DHSVM耦合同化的研究较少。由于湘江流域的经济地位及地理位置十分重要, 流域内洪水灾害的发生都会给生产生活带来严重影响, 故针对湘江流域进行的水文监测和模拟研究十分

必要。因此在湘江流域内利用EnKF将多源遥感土壤水分数据与DHSVM模型进行耦合同化能够明确不同来源土壤水分对于流域径流模拟的影响, 具有较大的研究意义和应用前景。

因此, 本研究选取SMAP和ASCAT两种遥感土壤水分数据, 耦合分布式水文模型DHSVM和集合卡尔曼滤波EnKF方法, 评估径流模拟和土壤水分模拟结果, 以探究多源遥感数据同化对径流模拟及模型状态土壤水分模拟效果的影响。

## 1 研究区域与数据

### 1.1 湘江流域

湘江流域位于中国南部(24.5°~28.5°N, 110°~114°E), 是全国商品粮基地和工业原料供应地, 经济地位十分重要(张剑明等, 2009)(图1)。该流域的主要气候类型是太平洋季风气候, 年平均降水量为1400~1700 mm(Zhu et al., 2019; Zhu et al., 2020)。近年来, 由于其季风性气候的特点, 加上全球气候变化和人类高强度活动的影响, 湘江流域洪涝灾害频繁而严重且有增加的趋势(Zhu et al., 2019; Tian et al., 2018)。由于湘江流域支流众多, 影响范围广泛, 流域内的洪水灾害的发生都会给生产生活带来严重影响。因此, 明确土壤水分同化在水文模型模拟过程中关键变量的作用

影响对湘江水资源管理和洪水灾害预测具有重要意义。

### 1.2 研究数据

选取SMAP和ASCAT遥感土壤水分数据作为同化变量, 选取CLDAS(China land data assimilation system)数据作为同化和模拟的土壤水分数据的参考数据。所选研究时段为2017年4月1日至2020年6月30日。

SMAP中选取L2 Radiometer Half-Orbit 36 km EASE-Grid Soil Moisture V006产品数据, 该产品来源于美国国家航空航天局, 可提供分辨率为36 km的逐日表层(0~5 cm)土壤水分数据(<https://earthdata.nasa.gov/>)。ASCAT中选用来源于欧洲气象卫星组织的soil moisture at 25 km swath grid in NRT-metop产品数据(<https://www.eumetsat.int/>)。该数据初始空间分辨率为25 km, 时间分辨率为逐日, 监测深度同样为0~5 cm。

产品数据集CLDASV2.0为覆盖亚洲区域(0°~65°N, 60°~160°E)的等经纬度网格融合分析产品, 能够提供的空间分辨率为0.0625°的逐日土壤水分数据。该数据集利用多种地面、卫星等观测资料, 采用多重网格变分同化等技术研制而成, 在中国区域质量优于国际同类产品, 且时空分辨率更高(Zhu et al., 2019; Zhu et al., 2020, 2021)。由于未能获取

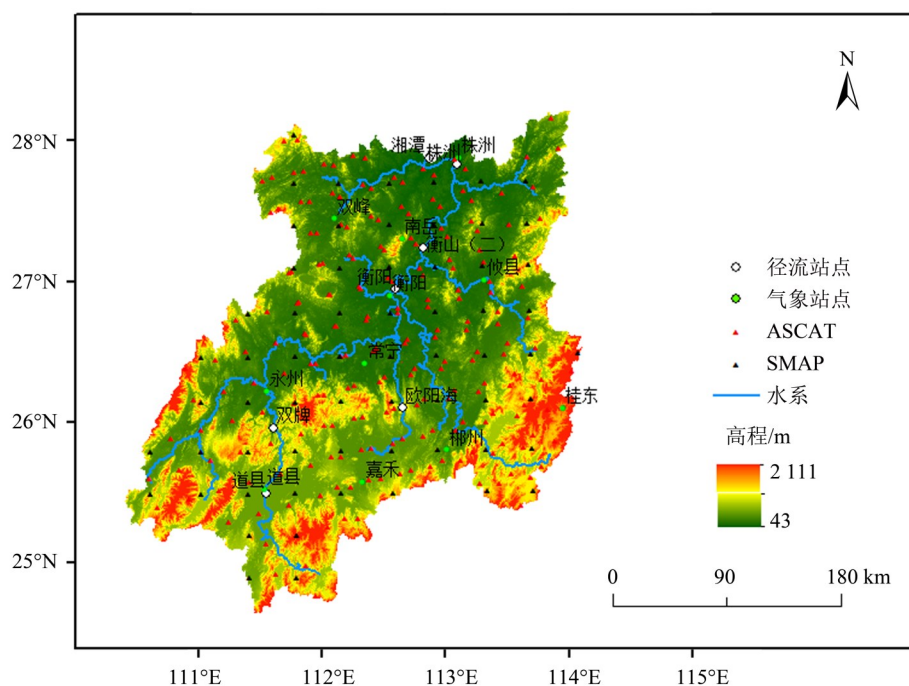


图1 湘江流域DEM数据、站点信息、ASCAT和SMAP遥感产品格点空间分布图

Fig. 1 DEM, station information and spatial distribution map of ASCAT and SMAP remote sensing products in the Xiang River Basin

到湘江流域的实测土壤水分数据, 本研究选用 CLDAS 日尺度监测深度为 0~5 cm 的土壤水分数据作为参考数据, 以此来评估数据同化前后土壤水分数据的变化。

## 2 研究模型与方法

### 2.1 DHSVM 模型与建模与预处理

选取分布式水文模型 DHSVM (the distributed hydrological soil vegetation model) 进行流域水文模拟。该模型最早由 Wigmosta et al. (1994) 提出, 是基于物理过程, 以 DEM 节点为基本计算单元的分布式水文模型。DHSVM 模型在 DEM 的基础上将流域分成若干个网格计算单元, 每个网格需被赋予不同植被和土壤类型及其特性, 并输入所需气温、降水、风速、长短波辐射等气象要素, 对流域内每个网格的能量平衡方程及水量平衡方程进行联立求解。本次选择的时间分辨率为逐日, 网格空间分辨率为 900 m。DEM 数据来源于 ASTER GDEM (advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer global digital elevation model) (<https://www.gscloud.cn/>), 将其插值处理为 900 m×900 m。土壤数据来源于 HWSO (harmonized world soil database), (<http://www.ncdc.ac.cn/portal/>), 根据国际制对土壤数据进行重分类 (图 2a)。植被数据来源于 MCD12Q1 (modis/terra+aqua

land cover type) (<https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd12q1v006/>), 将其进行重分类 (图 2b)。所需气温、降水、风速、长短波辐射等气象数据来自于衡阳在内等 27 个气象站点数据, 数据来源于中国气象局 (<https://www.cma.gov.cn/>)。利用 Sobol 的全局敏感性分析方法 (泮苏莉, 2017) 对模型进行率定。由于 DHSVM 参数众多, 湘江流域内土壤类型和植被类型众多, 只针对 3 种面积最大的土壤类型, 即壤土 (loam)、黏壤土 (sandy loam) 和黏土 (clay), 2 种植被类型, 农田 (croplands) 和混合林 (mixed forests) 的敏感性参数进行率定 (表 1)。由于 SMAP 和 ASCAT 遥感土壤水分数据监测深度都为 0~5 cm, 故将 DHSVM 模型土壤表层设置为 0~5 cm。本研究只针对表层土壤水分进行同化模拟。

由于 SMAP 和 ASCAT 遥感土壤水分数据分辨率不同, 利用双线性插值将其统一处理为 900 m 分辨率数据。双线性算法高效简单, 适用于连续且相对平缓的数据, 能够有效保证图像的精度 (李宏伟等, 2020)。且湘江流域范围较大, 数据为逐日, 数据处理量较大, 考虑到数据预处理的时间成本, 故本研究选择双线性插值方法。

### 2.2 基于 EnKF 算法的多源遥感数据同化方案

DHSVM 建模及参数率定后, 利用集合卡尔曼滤波 EnKF 方法与分布式水文模型 DHSVM 进行耦合。数据同化模块主要包括模型算子 DHSVM 模

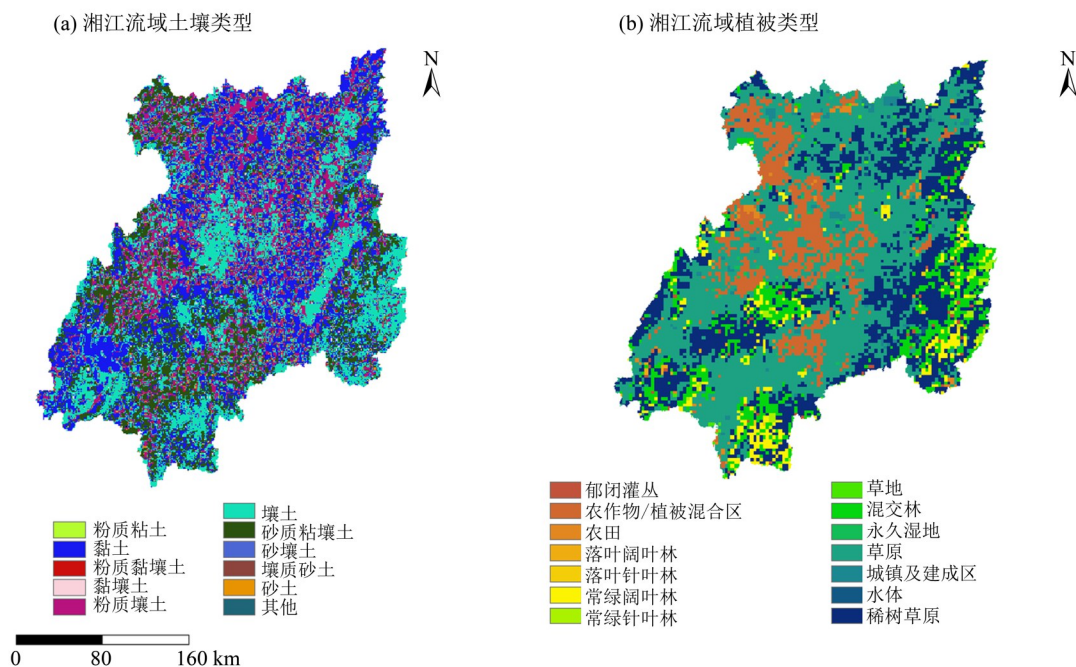


图 2 湘江流域土壤类型和植被类型图

Fig. 2 The soils and vegetations along the Xiangjiang River Basin

表1 DHSVM敏感性参数及范围  
Table 1 Sensitivity parameters and ranges of DHSVM

参数类型	参数	符号	范围
常量参数	降雨截留 LAI 加倍因子/m	Rj	0.000 01~0.001
	降水递减率/(m·m <sup>-1</sup> )	Lr	-0.008~0.008
土壤参数	土壤水侧向传导率/(m·s <sup>-1</sup> )	K	0.000 01~0.09
	孔隙率/(m <sup>3</sup> ·m <sup>-3</sup> )	P	0.30~0.60
	田间持水量/(m <sup>3</sup> ·m <sup>-3</sup> )	$\theta_{fc}$	0.18~0.40
	土壤凋萎系数/(m <sup>3</sup> ·m <sup>-3</sup> )	$\theta_{wp}$	0.04~0.25
植被参数	下冠层月叶面积指数/(m <sup>2</sup> ·m <sup>-2</sup> )	ULAI	0.3~5.5
	下冠层最小阻抗/(s·m <sup>-1</sup> )	UR <sub>min</sub>	50~300
	每层根区深度/m	D	0.015~0.8

型, 观测算子建立模型状态变量及参数和观测数据之间关系的矩阵, 以及同化算法 EnKF。同化主要包括3个步骤: ① 将具有统计特征的伪随机噪声加入土壤水分含量的初始值, 产生土壤水分初始集合, 模型利用土壤水分初始集合、输入数据(气象数据和地理空间数据)和模型运行参数产生土壤水分状态变量。② 模型调用 EnKF 算法, 将产生的土壤水分状态变量与遥感数据进行耦合, 返回新的土壤水分数据, 与此同时计算更新后的卡尔曼增益与误差矩阵。③ 模型利用返回的状态变量数据进行径流模拟, 同时更新模型误差矩阵(图3)。其中, 观测数据即选择湘潭站点的实测径流量, 模型状态变量根据其对于径流过程模拟的重要性和敏感性, 选择土壤含水量  $S$  和土壤水侧向传导率  $K$ 、孔隙率  $P$ 、田间持水量  $\theta_{fc}$  和土壤凋萎系数  $\theta_{wp}$  等。模型状态变量矩阵  $X$  中包括  $n_{st}$  个模型状态变量和参数, 遥感观测矩阵  $Y$  中包括  $n_{ob}$  个观测变量, 二者的状态转移矩阵  $H^*$  可以写成:

$$H^* = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix},$$

式中状态转移矩阵  $H^*$  由  $n_{ob} \times n_{st}$  的 0 矩阵和  $n_{ob} \times n_{ob}$  的单位矩阵构成。

其中, 模型结构的不确定性对模型模拟预报的影响主要通过扰动模型状态变量来刻画, 即对模型状态变量的预报集合加上一定的高斯误差扰动。选取湘江流域内 SMAP 和 ASCAT 遥感土壤水分数据, 分别对模型状态和土壤水分进行同化, 并对同化前后模拟得到的土壤水分状态变量及径流进行比较分析。对于同化前后模拟所得的状态变量, 选取 CLDAS 在湘江流域提供的土壤水分日

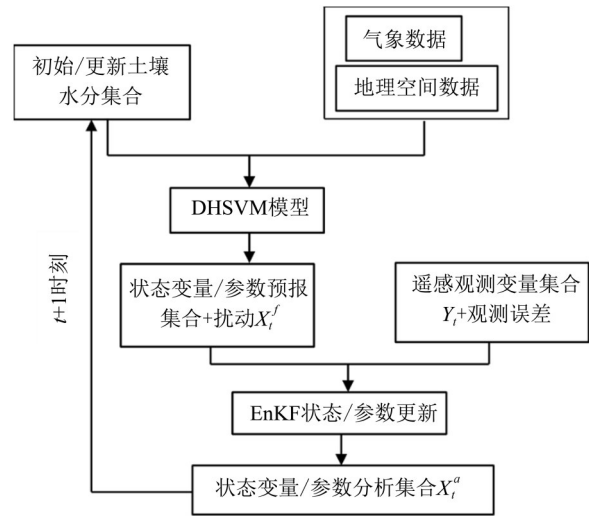


图3 基于 EnKF 法与 DHSVM 模型耦合同化方案流程图  
Fig. 3 Flowchart of the assimilation scheme coupling EnKF with DHSVM model

值作为参考值。对于同化前后所得模拟径流, 选取湘江流域湘潭站实测径流进行比较。均采用  $R$ 、BIAS、RMSE 和 NSE 指标进行评估, 分析其在流域上的表现及变化。

### 2.3 评估指标

对于径流及土壤水分的评估采用了相关系数 ( $R$ ), 相对偏差 (BIAS), 均方根误差 (RMSE) 和纳什效率系数 (NSE) 评估指标, 评估指标计算公式为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}},$$

$$BIAS = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)}{\sum_{i=1}^n O_i} \times 100\%,$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}{n}},$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (O_t^i - S_t^i)^2}{\sum_{t=1}^T (O_t^i - \bar{O}_i)^2}$$

其中  $O_t^i$  和  $S_t^i$  分别表示观测数据集和模拟数据集,  $\bar{O}_i$  和  $\bar{S}_i$  分别为观测数据集和模拟数据集的均值,  $t$  为时间,  $T$  表示模拟时长,  $n$  表示样本数量。

### 3 结果和讨论

#### 3.1 模拟径流评估

本研究选择的模型模拟长度为 2017 年 4 月 1 日至 2020 年 6 月 30 日。其中 2017 年 10 月 1 日至 2019 年 10 月 1 日作为模型率定期, 2019 年 10 月 1 日至 2020 年 6 月 30 日为模型验证期, 利用 EnKF 算法将 ASCAT 和 SMAP 遥感土壤水分数据和 DHSVM 状态土壤水分进行耦合同化, 以湘江流域湘潭站作为流域控制站点, 该站点实测数据为参考数据集, 从而得到不同模拟期间内 ASCAT、SMAP 同化方案和无同化方案径流模拟结果的 NSE、 $R$ 、BIAS 和 RMSE 指标(表 2)。

表 2 湘潭站的模拟径流 NSE、 $R$ 、BIAS 和 RMSE 指标

Table 2 Evaluation metrics for simulated runoff under the scenarios of non-assimilation, ASCAT assimilation, and SMAP assimilation in Xiangtan station

模拟时期	同化方案	NSE	$R$	BIAS/%	RMSE <sup>1)</sup>
整体模拟时期	无同化	0.662	0.816	-1.160	1 551.322
	ASCAT	0.677	0.823	0.617	1 523.012
	SMAP	0.652	0.841	-5.076	1 670.256
率定期	无同化	0.637	0.821	-2.059	1 510.321
	ASCAT	0.673	0.821	-2.052	1 509.406
	SMAP	0.673	0.853	-6.338	1 704.577
验证期	无同化	0.595	0.801	1.700	1 235.260
	ASCAT	0.595	0.799	1.692	1 235.342
	SMAP	0.595	0.824	-2.770	1 216.895

1) RMSE 单位为  $\text{m}^3/\text{d}$ 。

在整体模拟期间, ASCAT 同化方案在各个指标的表现都优于无同化方案。从 NSE 系数来看, ASCAT 同化 ( $NSE=0.677$ ) 相比无同化方案 ( $NSE=0.662$ ) 整体提升了 2.27%, 从  $R$ 、BIAS 和 RMSE 指标来看, 误差都得到了减小,  $R$  值提升了 0.8%, BIAS 值减小了 1.7 个百分点, RMSE 减小了 1.9%。而 SMAP 同化方案径流结果 ( $NSE=0.653$ ) 误差更大, 表现较差。在  $R$  值方面, SMAP 同化相比其他两个方案却有更好的表现, SMAP 同化的 BIAS 和 RMSE 值较大, 误差较高。

在率定期内, 两种同化方案 NSE 值都高于无同化 NSE 值, 这表明在模型参数调整的阶段, 基于 EnKF 的同化方案能够一定程度提高模型径流结果。从  $R$  可得, ASCAT 和 SMAP 同化的  $R$  值都达到了 0.8 以上, 表明两种方案模拟都表现出比较好的线性相关性, 与观测数据的拟合程度相对较好, 而 SMAP 同化在  $R$  值的表现要优于 ASCAT 同化和无同化方案。从 BIAS 可得, ASCAT 同化方案在 BIAS 值的表现较为良好, 模拟结果与观测结果之间的平均差异较小。从 RMSE 可得, ASCAT 同化方案的模拟结果与观测结果的差异略小于 SMAP 同化方案和无同化方案。在验证期内, 3 种方案的 NSE 值都没有太大差别。从  $R$ 、BIAS 和 RMSE 指标来看, 3 种方案的表现与在率定期内表现基本相同。但在 RMSE 和  $R$  的两个指标上来看, SMAP 表现都优于其余两个方案, 体现了更小的误差和更高的相关性。

综上所述, ASCAT 同化方案在综合考虑整体性能和验证期性能时, 表现较好。而在验证期, 3 种方案的 NSE 值相差不大。这可能表明 DHSVM 模型本身已经较好地模拟了水文过程, EnKF 同化方法对模拟结果的改进并不明显。对于表层的土壤水分数据同化, 仅通过状态更新, 对径流的改进意义较小, 鲁棒性较差, 这一点在相关的研究中也有所体现 (Liu et al., 2017; Li et al., 2023)。例如, Mao et al. (2019) 分析了通过同化遥感土壤水分来改善限制河流流量的因素, 发现同化遥感地表土壤水分可以改善地下缓慢通量, 但对地表快速径流的改善很小。Han et al. (2012) 发现, 在存在输入变量误差和水文模型本身机制的限制下, 同化地表遥感土壤水分对河流径流预测没有产生显著的改善。从不同的评估指标来看, ASCAT 同化方案在拟合程度、线性关系、偏差和整体误差方面表现较好, 是较为可靠的方案。无同化方案在拟合程度和线性关系方面表现较好, 但存在一定的偏差。SMAP 同化方案在拟合程度和线性关系方面表现较差, 且偏差和整体误差较大。这可能是由于 ASCAT 传感器在土壤水分估算方面具有较好的性能, 因此可以更准确地与 DHSVM 模型耦合, 从而提高整体模拟效果。

由湘潭站无同化、ASCAT 同化、SMAP 同化方案模拟的径流和实测径流数据逐日时间序列图 (图 4) 可知, 几种方案都在整个流域上都能掌握径流整体趋势, 和实测径流具有较高的一致性。对

ASCAT同化而言, 在2018年5月至2019年2月期间, 模拟径流对比实测径流呈现了一定程度的高估, 对低流的模拟精度较差。而在2019年4月之后, ASCAT同化模拟径流与实测径流表现出了较高的一致性, 表现良好, 且对流量峰值模拟较好(图4b)。对SMAP同化而言, 在2017年4月至2019年4月之间, 模拟径流与实测径流体现出了较高的一致性。在2019年1月至2019年8月之间出现了较大程度的低估, 对流量峰值的模拟较差(图4c)。由于SMAP遥感土壤水分数据在19年6月到7月数据出现缺失, DHSVM模型将无法获得SMAP数据的信息, 依赖于DHSVM模型自身的模拟能力来填补这段时间的数据。因此在一定程度上会影响同化结果的准确性。从两种同化方案的对比来看, 模拟径流总体趋势较为一致, 对低流的模拟结果基本相似, 而对流量峰值的模拟上, 两种同化方案结果具有较大的差异(图4d)。

### 3.2 模拟土壤水分评估

以CLDAS遥感土壤水分为参考数据, 得到无同化、ASCAT和SMAP同化方案的模拟土壤水分的NSE、 $R$ 、BIAS和RMSE系数表(表3)。

在整体时期内, 除了 $R$ 值, ASCAT同化方案在其他3个指标的表现都优于无同化和SMAP同化。相比无同化方案, ASCAT同化NSE值整体提升了10%, BIAS值减小了4.7个百分点, RMSE减小了12.5%。而SMAP同化结果在4个指标内表现均较差。

在率定期内, ASCAT同化的NSE值在3种方案中结果最好, 表明在模型参数调整的阶段, 基于EnKF将ASCAT遥感土壤水分数据同化的方案

能够一定程度提高土壤水分模拟的精度, 进一步提高径流模拟的精度。3种方案的土壤水分 $R$ 值都达到了0.7以上, 说明模拟结果与观测值之间的线性相关性都较强。从BIAS的比较可得, 3种模型土壤水分模拟结果相对参考数据都表现出了一定程度的低估, 但ASCAT同化模拟结果的偏差相对较小, 表现较良好。根据RMSE的比较, 可以得出ASCAT同化方案模拟结果的误差相对较小, 而SMAP模型模拟结果的误差相对较大。可以看出ASCAT同化模拟结果在BIAS和RMSE等指标上相对较好, 与观测值之间的一致性较高。无同化方案和SMAP同化方案模拟结果在某些指标上表现较差, 偏差和误差较大。在验证期内, 3种方案的表现和率定期内的表现基本相同, 但在NSE和 $R$ 值上, SMAP同化方案的表现相比ASCAT同化的表现更好。整体上来看, 3种方案在土壤水分模拟与径流模拟的表现上基本相同, 说明改变土壤水分模拟一定程度会改变径流模拟, 但并不严格呈现正相关。由于水文模型, 尤其具有物理机制的分布式模型的变量与参数众多(王春娟等, 2023; 曾家俊等, 2020), 导致数据同化过程中不可避免地存在高维度现象, 同化效果的不确定性会大大增加(曾家俊等, 2020)。同时表层的土壤水分数据同化对DHSVM在整个湘江流域上的径流模拟影响相对较小。

从湘江流域内无同化、ASCAT和SMAP同化方案模拟的土壤水分数据逐日序列图(图5)可得, 2017年7月至2019年6月之间, 3种方案模拟所得的土壤水分数据较为一致, 但对参考数据都呈现了一定程度的低估, 尤其对于土壤水分峰值模拟

表3 无同化、ASCAT同化和SMAP同化模拟土壤水分的NSE、 $R$ 、BIAS和RMSE指标  
Table 3 Evaluation metrics (NSE,  $R$ , BIAS, and RMSE) for simulated soil moisture under the scenarios of non-assimilation, ASCAT assimilation, and SMAP assimilation.

模拟时期	同化方案	NSE	$R$	BIAS/%	RMSE/( $m^3 \cdot m^{-3}$ )
整体模拟时期	无同化	-0.582	0.781	-16.146	0.063
	ASCAT	-0.529	0.702	-11.381	0.056
	SMAP	-1.016	0.734	-18.521	0.071
率定期	无同化	-0.506	0.758	-15.416	0.061
	ASCAT	-0.307	0.758	-9.918	0.057
	SMAP	-0.844	0.742	-17.526	0.068
验证期	无同化	-0.535	0.880	-18.236	0.069
	ASCAT	-0.957	0.680	-17.191	0.081
	SMAP	-0.790	0.880	-19.995	0.074

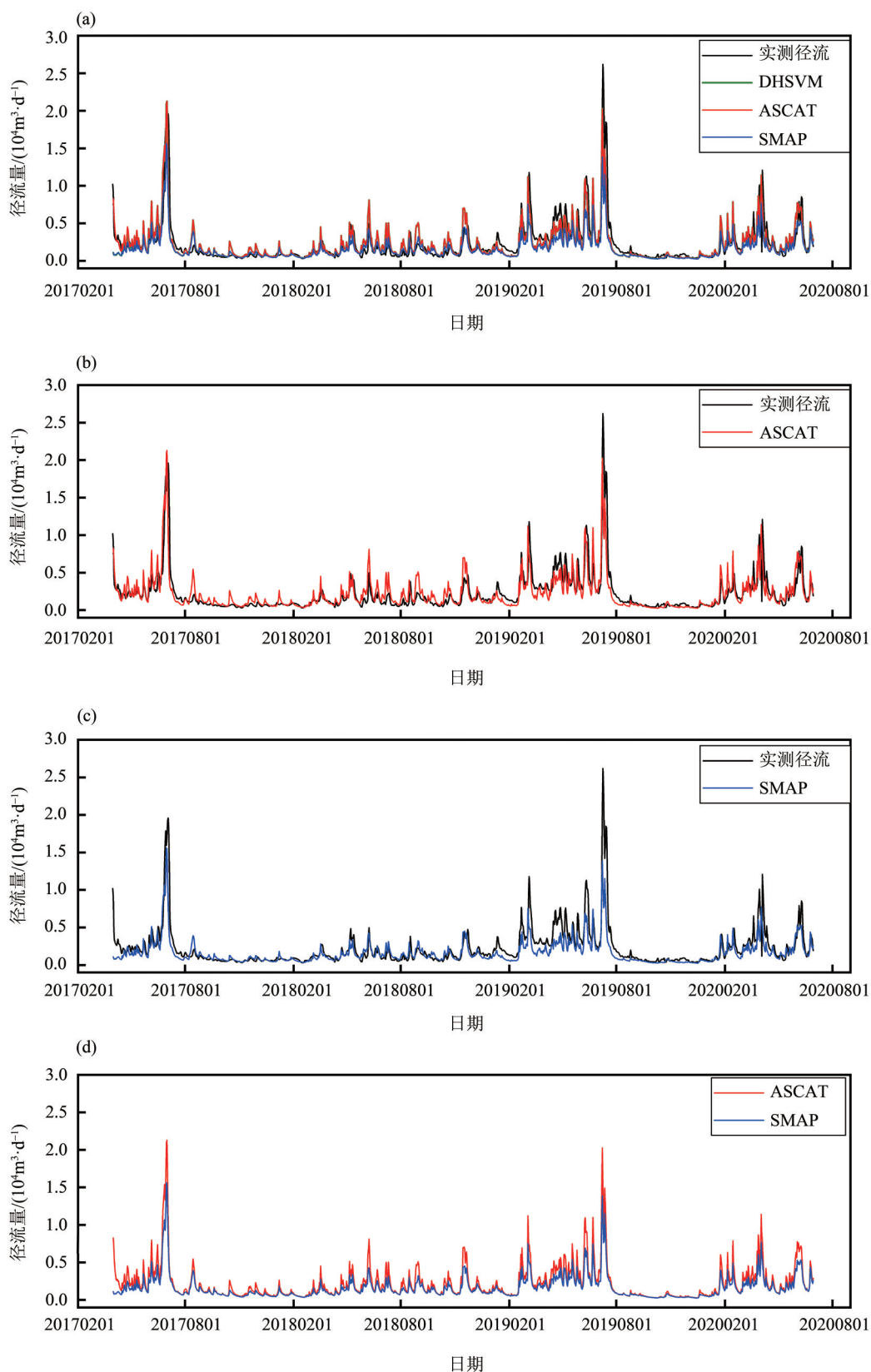


图 4 湘潭站模拟径流和实测径流逐日时间序列图

Fig. 4 Daily time series of observed runoff and simulated runoff for the scenarios of non-assimilation, ASCAT assimilation, and SMAP assimilation in Xiangtan station

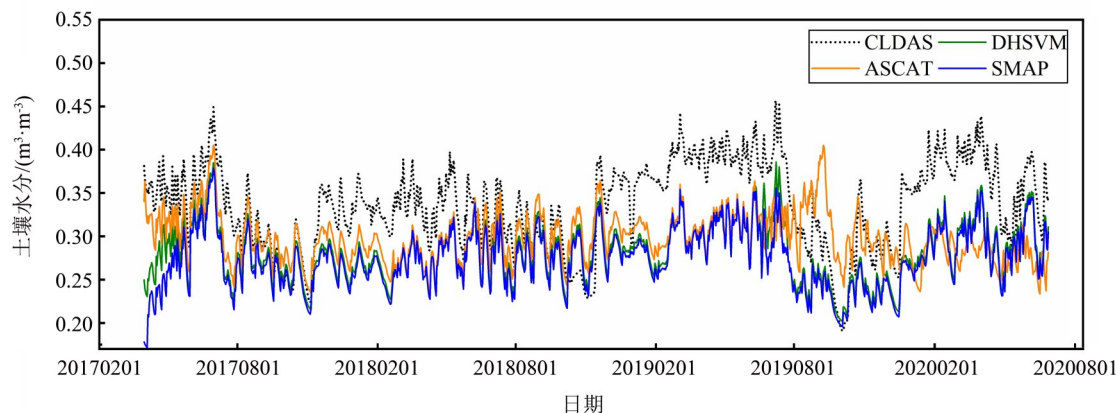


图5 无同化、ASCAT同化、SMAP同化和CLDAS土壤水分数据逐日时间序列图

Fig. 5 Daily time series of CLDAS soil moisture and simulated soil moisture for the scenarios of non-assimilation, ASCAT assimilation, and SMAP assimilation

能力较差。遥感土壤水分与模型模拟土壤水分数据的空间不匹配可能会影响同化性能。基于网格的SMAP的空间分辨率为36 km, 而ASCAT为25 km, 均远远大于空间分辨率900 m的模型模拟的土壤水分数据。遥感土壤水分的粗空间分辨率可能会削弱其对水文建模变化的敏感性, 从而影响其同化性能(Liu et al., 2017; Li et al., 2023)。同时湘江流域多山地丘陵, 且灌木林地等农业用地面积较大(刘卯丑, 2023), 复杂的地形与地貌可能会降低卫星土壤水分检索的数据质量, 对同化遥感数据的效果产生不良影响(Brocca et al., 2012)。在2019年7月之后, SMAP同化方案模拟所得土壤水分数据呈现较大的低估, 和参考土壤水分数据吻合度较差, 且在整个流域中数据波动较大, 稳定性较差。在2019年8月至2020年1月间, ASCAT同化方案模拟所得土壤水分数据呈现一定程度高估, 但总体数据较为稳定。对比两种同化方案, ASCAT同化土壤水分数据结果对比SMAP同化呈现高估, 对土壤水分峰值模拟较好; 这与同化方案在径流上的表现基本相似。ASCAT是一种主动卫星遥感传感器, 数据本身具有较高的空间和时间分辨率, 能够提供较准确的土壤水分信息。同时由于湘江流域地形复杂, 灌木林地等面积较大, 主动卫星遥感传感器更能够穿透密集的植被, 提供较为准确的土壤水分数据。相比被动卫星传感产品SMAP, ASCAT在湘江流域更具有优势, 性能较为优越, 而这一点也在相关研究中有所体现(Mousa et al., 2020)。

## 4 结论

本研究以湘江流域为例, 基于EnKF的方法,

将ASCAT和SMAP遥感土壤水分数据与DHSVM模型状态土壤水分数据同化, 得到无同化、ASCAT同化和SMAP同化3种方案的模拟径流及模拟土壤水分。在径流模拟方面, ASCAT同化方案相比无同化方案, NSE系数有所提升,  $R$ 值提升了0.8%, BIAS值减小了1.7个百分点, RMSE减小了1.9%。模拟效果得到显著提高, 体现了更好的适用性。而SMAP同化方案模拟结果相比无同化方案在 $R$ 值上增加了3%, 但其余指标结果并未得到改进。在湘江流域内, ASCAT同化方案表现出了一定程度的高估, 对低流的模拟精度较差; 而SMAP同化方案则在部分时间表现出了较大程度的低估, 对径流峰值的模拟较差。这一结果也在 $R$ 、BIAS和RMSE的值上有所体现。

在土壤水分模拟方面, 两种同化方案模拟所得的土壤水分数据都对参考数据都呈现了一定程度的低估。但ASCAT同化方案模拟所得土壤水分数据较为稳定, 总体偏差较小。相比无同化方案, ASCAT同化NSE值整体提升了10%, BIAS值减小了4.7个百分点, RMSE减小了12.5%。而SMAP同化方案模拟所得数据和参考土壤水分数据吻合度较差, 稳定性较差。综上所述, 在湘江流域内, 无论是径流模拟还是土壤水分模拟, ASCAT同化方案的模拟效果均优于SMAP同化的模拟效果。尽管SMAP同化方案在整体模拟期间并没有显著改进模拟效果, 但它仍旧提供了对模拟结果的改进, 对湘江地区DHSVM模型多源遥感土壤水分同化研究具有一定的参考价值。未来考虑将引入多源遥感数据同时进行多源同化, 以提高整个同化系统的鲁棒性和模拟结果的准确性。

## 参考文献:

- 陈炯烽, 2010. 基于分布式水文模型的流域尺度土壤湿度遥感数据同化研究[D]. 南京: 南京大学.
- 陈腊娇, 朱阿兴, 秦承志, 等, 2011. 流域生态水文模型研究进展[J]. 地理科学进展, 30(5): 535-544.
- 陈伟, 郭宇星, 张齐飞, 等, 2023. 多源遥感产品在黄土丘陵沟壑区土壤水分反演中的适用性评估[J]. 应用基础与工程科学学报, 31(5): 1155-1169.
- 陈勇强, 杨娜, 胡新, 等, 2020. SMOS与SMAP过境时段表层土壤水分的稳定性研究[J]. 遥感技术与应用, 35(1): 58-64.
- 董伟, 2015. 基于SWAT模型的绕阳河流域径流模拟研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学.
- 黄图南, 郑有飞, 段长春, 等, 2017. 几种卫星反演土壤湿度在中国地区的对比分析[J]. 遥感信息, 32(3): 25-33.
- 姜浩楠, 蔡远利, 2018. 带有噪声递推估计的自适应集合卡尔曼滤波[J]. 控制与决策, 33(9): 1567-1574.
- 李宏伟, 祝海江, 2020. 基于双线性插值的超声成像测井数据重采样处理方法研究[J]. 世界核地质科学, 37(4): 291-295.
- 凌峰, 2008. 基于空间信息技术的流域分布式水文模型研究[D]. 武汉: 华中科技大学.
- 刘卯丑, 2023. 湘江流域近30年景观格局演变及生态廊道模拟重建与优化[D]. 长沙: 中南林业科技大学.
- 刘永伟, 王文, 刘元波, 等, 2022. 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), 50(2): 1-10.
- 栾承梅, 2005. 流域水文模型参数优化问题研究[D]. 南京: 河海大学.
- 吕沛恒, 2022. 新型遥感土壤湿度产品的精度验证及其在地表蒸散发计算中的应用[D]. 长春: 吉林大学.
- 宁娟, 2017. 干旱区潜水蒸发规律及土壤水分数据同化研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学.
- 泮苏莉, 2017. 浙江省潜在蒸散发变化及水文过程研究[D]. 杭州: 浙江大学.
- 王春娟, 刘全明, 尹承深, 等, 2023. 基于集合卡尔曼滤波同化方法和HYDRUS-1D模型的土壤水分模拟[J]. 干旱地区农业研究, 41(2): 141-149.
- 王浩, 李扬, 任立良, 等, 2015. 水文模型不确定性及集合模拟总体框架[J]. 水利水电技术, 46(6): 21-26.
- 王卫光, 李进兴, 魏建德, 等, 2018. 基于蒸散发数据同化的径流过程模拟[J]. 水科学进展, 29(2): 158-168.
- 王文, 刘永伟, 寇小华, 等, 2012. 基于集合卡尔曼滤波和HYDRUS-1D模型的土壤剖面含水量同化试验[J]. 水利学报, 43(11): 1302-1311.
- 王雨诗, 闵馨童, 王成, 等, 2022. 基于EnKF的湘江流域多源遥感土壤水分数据分析[J]. 中国水土保持科学, 20(2): 40-48.
- 杨娜, 汤燕杰, 张宁馨, 等, 2022. 基于SMOS、SMAP数据的青藏高原季风及植被生长季土壤水分长消特征研究[J]. 遥感技术与应用, 37(6): 1373-1384.
- 张剑明, 黎祖贤, 2009. 近50年湘江流域干湿气候变化若干特点[J]. 灾害学, 24(4): 95-101.
- 曾家俊, 麦叶鹏, 李志威, 等, 2020. 广州天河智慧城SWMM参数敏感性分析[J]. 水资源保护, 36(3): 15-21.
- 朱琳, 2023. 全球多源遥感土壤湿度产品的数据质量分析与融合[D]. 青岛: 青岛大学.
- BAGUIS P, ROULIN E, 2017. Soil moisture data assimilation in a hydrological model: A case study in Belgium using large-scale satellite data[J]. Remote Sens, 9(8): 820.
- BATHURST J C, WICKS J M, 1991. Framework for erosion and sediment yield modeling [M/OL] // BOWLES D S, O'CONNELL P E, eds. Recent advances in the modeling of hydrologic systems: 269-288. <https://doi.org/10.1007/978-94-011-3480-4>.
- BROCCA L, MORAMARCO T, MELONE F, et al, 2012. Assimilation of surface- and root-zone ascat soil moisture products into rainfall-runoff modeling [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensi, 50(7): 2542-2555.
- BURGIN M S, COLLIANDER A, NJOKU E G, et al, 2017. A comparative study of the SMAP passive soil moisture product with existing satellite-based soil moisture products [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensi, 55(5): 2959-2971.
- CARTER C, LIANG S, 2019. Evaluation of ten machine learning methods for estimating terrestrial evapotranspiration from remote sensing [J]. Int J Appl Earth Obs Geoinformation, 78: 86-92.
- CASHION J, LAKSHMI V, BOSCH D, et al, 2005. Microwave remote sensing of soil moisture: Evaluation of the TRMM microwave imager (TMI) satellite for the Little River Watershed Tifton, Georgia [J]. J Hydrol, 307(1/2/3/4): 242-253.
- CHEN F, CROW W T, COLLIANDER A, et al, 2017. Application of triple collocation in ground-based validation of soil moisture active/passive (SMAP) level 2 data products [J]. IEEE J Sel Top Appl Earth Obs Remote Sens, 10(2): 489-502.
- COLLIANDER A, FISHER J B, HALVERSON G, et al, 2017. Spatial downscaling of SMAP soil moisture using MODIS land surface temperature and NDVI during SMAPVEX15 [J]. IEEE Geosci Remote Sens Lett, 14(11): 2107-2111.

- D'URSO G, MINACAPILLI M, 2006. A semi-empirical approach for surface soil water content estimation from radar data without a-priori information on surface roughness[J]. *J Hydrol*, 321(1/2/3/4): 297-310.
- EL HAJJ M, BAGHDADI N, ZRIBI M, et al, 2018. Evaluation of SMOS, SMAP, ASCAT and Sentinel-1 soil moisture products at sites in southwestern France[J]. *Remote Sens*, 10(4): 569.
- EVENSEN G, 1994. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics[J]. *J Geophys Res*, 99(C5): 10143-10162.
- FISHER J B, MELTON F, MIDDLETON E, et al, 2017. The future of evapotranspiration: Global requirements for ecosystem functioning, carbon and climate feedbacks, agricultural management, and water resources[J]. *Water Resour Res*, 53(4): 2618-2626.
- HAN E, MERWADE V, HEATHMAN G C, 2012. Implementation of surface soil moisture data assimilation with watershed scale distributed hydrological model[J]. *J Hydrol*, 416/417: 98-117.
- LI Y, CONG Z, YANG D. 2023. Remotely sensed soil moisture assimilation in the distributed hydrological model based on the error subspace transform Kalman filter[J]. *Remote Sens*, 15(7): 1852.
- LIU Y M, WANG W, HU Y M, et al, 2017. Investigating the impact of surface soil moisture assimilation on state and parameter estimation in SWAT model based on the ensemble Kalman filter in upper Huai River basin[J]. *J Hydrol Hydromech*, 65(2): 123-133.
- LO CONTI F, HSU K L, NOTO L V, et al, 2014. Evaluation and comparison of satellite precipitation estimates with reference to a local area in the Mediterranean Sea[J]. *Atmos Res*, 138: 189-204.
- MAO Y, CROW W T, NIJSSEN B, 2019. A framework for diagnosing factors degrading the streamflow performance of a soil moisture data assimilation system[J]. *J Hydro-meteorol*, 20(1): 79-97.
- McMILLAN H K, WESTERBERG I K, KRUEGER T, 2018. Hydrological data uncertainty and its implications[J]. *Wiley Interdiscip Rev Water*, 5(6): e1319.
- MICHAUD J, SOROOSHIAN S, 1994. Comparison of simple versus complex distributed runoff models on a mid-sized semiarid watershed[J]. *Water Resour Res*, 30(3): 593-605.
- MOUSA B G, SHU H J E, SCIENCE S, 2020. Spatial evaluation and assimilation of SMAP, SMOS, and ASCAT satellite soil moisture products over Africa using statistical techniques[J]. *Earth Space Sci*, 7(1): e2019EA000841.
- NIJSSEN B, LETTENMAIER D P, 2004. Effect of precipitation sampling error on simulated hydrological fluxes and states: Anticipating the Global Precipitation Measurement satellites[J]. *J Geophys Res*, 109(D2).
- SATO K T, 1996. Kinematic wave modeling in water resources[J]. *Eos Transactions*, 77(51): 520.
- TIAN Y, XU Y P, WANG G, 2018. Agricultural drought prediction using climate indices based on Support Vector Regression in Xiangjiang River Basin[J]. *Sci Total Environ*, 622/623: 710-720.
- VINUKOLLU R K, WOOD E F, FERGUSON C R, et al, 2011. Global estimates of evapotranspiration for climate studies using multi-sensor remote sensing data: Evaluation of three process-based approaches[J]. *Remote Sens Environ*, 115(3): 801-823.
- WAGENER T, MONTANARI A, 2011. Convergence of approaches toward reducing uncertainty in predictions in ungauged basins[J]. *Water Resour Res*, 47: W06301.
- WIGMOSTA M S, VAIL L W, LETTENMAIER D P, 1994. A distributed hydrology-vegetation model for complex terrain[J]. *Water Resour Res*, 30(6): 1665-1679.
- ZHU Q, LUO Y L, XU Y P, et al, 2019. Remote sensing satellite soil moisture for agricultural drought monitoring: Assessment of SMAP-derived soil water deficit index in Xiang River Basin, China[J]. *Remote Sens*, 11(3): 362.
- ZHU Q, LUO Y L, ZHOU D Y, et al, 2020. Drought prediction using in situ and remote sensing products with SVM over the Xiang River Basin, China[J]. *Natural Hazards*, 105(2): 2161-2185.
- ZHU Q, WANG Y, LUO Y, 2021. Improvement of multi-layer soil moisture prediction using SVM\_EnKF coupled with remote sensing soil moisture datasets over an agriculture dominant Basin in China[J]. *Hydrol Process*, 35(4): e14154.

(责任编辑 秦社彩)