

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2023.02.018

基于多源遥感土壤湿度与模型数据同化的流域径流模拟

何涯舟¹, 张珂^{1,2,3,4}, 晁丽君^{1,3}, 程玉佳^{1,3}

(1. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 2. 河海大学长江保护与绿色发展研究院, 江苏 南京 210098;
3. 中国气象局-河海大学水文气象研究联合实验室, 江苏 南京 210098;
4. 水利部水利大数据重点实验室, 江苏 南京 210098)

摘要:为提升径流模拟精度,以秦淮河流域为例,采用集合平均法将 SMAP、SMOS、AMSR2 卫星遥感土壤湿度融合并利用地形湿度指数进行空间降尺度处理,采用卡尔曼滤波算法和栅格新安江模型进行遥感融合土壤湿度同化。对 2016—2018 年秦淮河流域 3 个流量站记录的 11 场洪水进行模型数据同化的结果表明:日尺度率定期洪峰、径流深相对误差合格率均为 71.43%,验证期洪峰、径流深相对误差合格率分别为 66.67% 和 100%;经同化后,8 场洪水径流深误差减小,平均误差降低 29.01%;8 场洪水确定性系数增大,范围在 0.01~0.09 之间,模拟精度最高可提升 11.84%;同化多源遥感土壤湿度能有效改善土壤湿度估计的准确性,进而提升径流模拟精度。

关键词:径流模拟;多源遥感土壤湿度;栅格新安江模型;数据同化;卡尔曼滤波算法;秦淮河流域
中图分类号:P933 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2023)02-0145-07

Watershed runoff simulation based on multi-source remotely sensed soil moisture and data assimilation // HE Yazhou¹, ZHANG Ke^{1,2,3,4}, CHAO Lijun^{1,3}, CHENG Yujia^{1,3} (1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Yangtze Institute for Conservation and Development, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. CMA-HHU Joint Laboratory for Hydro-Meteorological Studies, Hohai University, Nanjing 210098, China; 4. Key Laboratory of Water Big Data Technology of Ministry of Water Resources, Nanjing 210098, China)

Abstract: To improve the accuracy of runoff simulation, taking the Qinhuai River Basin as an example, data of remotely sensed soil moisture from the SMAP, SMOS and AMSR2 satellites is downscaled with the ensemble averaging method and merged with Kalman filter algorithm based on Grid-Xin'anjiang model. The results of data assimilation on 11 flood events recorded by 3 flow stations in the Qinhuaihe Watershed from 2016 to 2018 showed that, the qualified ratios of the relative errors of flood peak and runoff depth in the daily simulations are 71.43% in calibration period, while the two qualified ratios are 66.67% and 100% in validation period, respectively. After data assimilation, the runoff depth relative errors for the eight flood events are reduced by 29.01% in average. The deterministic coefficients of the eight flood events, ranging between 0.01 and 0.09, are improved with a maximum improvement of 11.84%. Data assimilation on remotely sensed soil moisture can effectively improve the accuracy of soil moisture and runoff simulations.

Key words: runoff simulation; multi-source remotely sensed soil moisture; Grid-Xin'anjiang model (Grid-XAJ); data assimilation; Kalman filter algorithm; Qinhuaihe Watershed

土壤湿度作为水循环和气候系统的重要变量,对水文过程、生态过程、地表能量平衡等有重要影响,且其准确获取也受到多种影响因素的制约^[1-2];同时土壤湿度作为水文模型最重要的状态变量,对于流域洪水预报预警、防洪调度等至关重要^[3-4]。能否获取高精度的土壤湿度数据会直接影响洪水模

拟与预报的精度^[5]。在采用水文模型进行洪水模拟与预报时,土壤湿度状态往往采用模型模拟或站点监测等方式确定^[6-7]。由于模型参数设置、模型输入误差、下垫面条件设置等因素,会导致模型模拟的土壤湿度产生误差,且该误差会在模型运行过程中累积,从而导致径流模拟结果误差较大^[8-9]。将

基金项目:国家自然科学基金(51879067, 52009028);中央高校基本科研业务费专项(B220203051, B220204014)

作者简介:何涯舟(1996—),男,硕士研究生,主要从事水文模拟研究。E-mail:286928550@qq.com

通信作者:晁丽君(1987—),女,副教授,博士,主要从事水文水资源研究。E-mail:lijunchao@hhu.edu.cn

具有观测时段长、观测范围大等特点的卫星遥感土壤湿度数据用于水文模型,可对模型模拟土壤湿度进行修正^[10-11]。

为将卫星遥感土壤湿度用于水文模型中,国内外学者进行了一系列的探索^[12-13]。近年来,数据同化技术被认为是将卫星遥感数据用于水文模型或洪水预报的一种有效手段^[14-15],是提高水文预报精度的有效技术^[16]和探索解决缺资料和无资料地区水文预报的方法之一^[17],因此成为水文学领域研究的热点之一^[18]。Crow 等^[19]基于集合卡尔曼滤波(ensemble Kalman filter, EnKF)算法在水文模型中引入了卫星遥感土壤湿度数据,模型的预报精度有所提高。Lu 等^[20]将 AMSR-E 遥感土壤湿度数据同化于 SiB2 模型中,结果表明同化对模型模拟精度提升发挥了重要作用。Han 等^[21]通过试验研究证明了卫星遥感土壤湿度同化有助于改进 SWAT 模型在水文模拟方面的潜力。以上研究仅对表层土壤湿度进行了同化,对于栅格新安江模型(Grid-XAJ 模型)而言,包气带分为上层、下层和深层,本文以秦淮河流域为例,基于卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法将遥感融合土壤湿度进行同化,并建立上层与下层、深层之间的关系,对 Grid-XAJ 模型整个包气带蓄水量进行估计与同化,以提高 Grid-XAJ 模型模拟径流的精度。

1 研究区概况与研究数据

1.1 研究区概况

秦淮河为长江流域的支流,全长 110 km,秦淮河流域位于北纬 31°35'~32°7'、东经 118°43'~119°18'之间,为典型的南方湿润区中小河流域(图 1)。本文以秦淮河流域为研究区,流域呈锅形,流域面积 2 631 km²。秦淮河流域所在区域属亚热带季风气候,气候温和,四季分明,雨量充沛,日

照充足,无霜期超过 270 d。年平均气温为 15~16℃,最高气温可达 43℃,最低气温可至 -14℃。年平均降水量和蒸发量约分别为 1 038 mm 和 1 021 mm。全年有 3 个明显的多雨期,即 4—5 月春雨、6—7 月梅雨和 8—9 月台风秋雨,季风特征明显,且易受台风袭击,因此洪涝灾害频发。

1.2 研究数据

秦淮河流域内设有 32 个雨量站、6 个水文站、6 个流量站(图 1)。由于时间序列的限制,本文采用 20 个雨量站实测资料,时间覆盖范围为 2009 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日。以 2009 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 31 日为日尺度 Grid-XAJ 模型的率定期,2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日为验证期;以 2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日 20 个雨量站实测场次洪水的降水作为时段尺度 Grid-XAJ 模型的输入数据。

蒸发数据来自流域内东山站逐日蒸发实测数据,作为水文模型蒸散发资料的输入数据,时间覆盖范围为 2009 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日。秦淮河流域内墒情站点较少,数据质量和时间序列均较好的实测站点数据仅有桥头站的逐日土壤湿度数据,时间覆盖范围为 2016 年 3 月至 2017 年 11 月。

因时段和逐日流量数据较缺乏,仅采用 2009 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日武定门闸站实测逐日流量数据作为 Grid-XAJ 模型日径流过程模拟的验证数据;场次洪水模拟结果的验证选用 2016—2018 年汛期的赤山闸、前埠村(秦淮)、前埠村(句容)3 个站实测时段流量。Grid-XAJ 模型日尺度模拟选用武定门闸站 2009 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 30 日数据作为率定数据,2016 年 1 月 1 日至 2018 年 12 月 30 日数据作为验证数据。Grid-XAJ 模型场次洪水模拟选用 2016—2018 年的 11 场洪水,分别为前埠村(秦淮)站记录的 Qq20160701、Qq20170609、Qq20180704 和 Qq20180814,前埠村(句容)站记录的 Qj20160701、Qj20170609、Qj20180704 和 Qj20180814,赤山闸站记录的 Cs20160519、Cs20160531 和 Cs20170609。

卫星遥感土壤湿度数据覆盖的时间范围为 2016—2018 年,基于集合平均方法将 SMAP(soil moisture active and passive)、SMOS(soil moisture and ocean salinity)、AMSR2(advanced microwave scanning radiometer 2)3 种遥感土壤湿度产品融合,遥感融合土壤湿度的空间分辨率为 25 km,时间分辨率为 1 d。基于地形湿度指数将遥感融合土壤湿度降尺度到 1 km,即同化所用的遥感融合土壤湿度空间分辨率为 1 km。遥感融合土壤湿度是对土壤体积分含水量

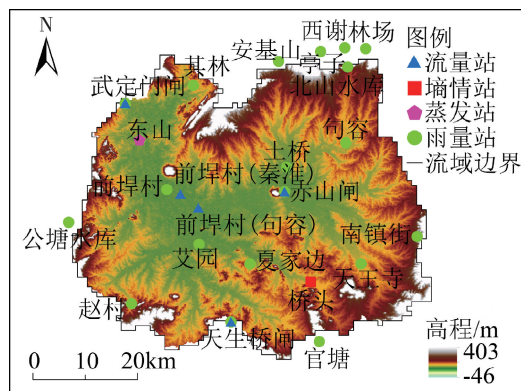


图 1 秦淮河流域范围及各类站点分布

Fig.1 Scope of Qinhuai River Basin and distribution of various stations

的表征,代表单位体积土壤含有的水分占土壤体积的比例,而 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量(上层、下层、深层)是对单位面积上一定土层厚度内含有的水层厚度的表征,因此在进行同化之前需进行遥感融合土壤湿度(体积含水量)的转换,通过包气带厚度将遥感融合土壤湿度进行转换,将其转换后称为遥感融合土壤蓄水量。

2 研究方法

在遥感融合土壤湿度和 Grid-XAJ 模型模拟 3 层土壤蓄水量的基础上,先将遥感融合土壤湿度转换为遥感融合土壤蓄水量,并建立上层与下层、深层之间的关系,推求下层、深层遥感融合土壤蓄水量;然后基于 KF 算法将遥感融合土壤蓄水量进行同化,对 Grid-XAJ 模型整个包气带蓄水量进行估计与同化,进而分析 Grid-XAJ 模型的径流模拟结果。Grid-XAJ 模型数据同化流程如图 2 所示。

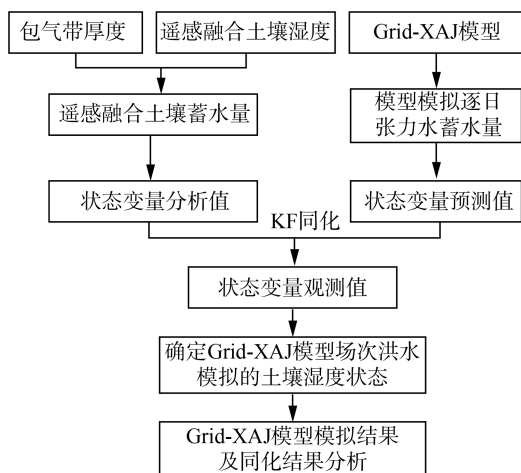


图 2 Grid-XAJ 模型数据同化流程

Fig. 2 Grid-XAJ model data assimilation process

2.1 Grid-XAJ 模型及遥感融合土壤湿度转化

Grid-XAJ 模型将研究流域包含的每一个栅格单元均作为一个计算单元,并假设在单一栅格单元内的降水量、植被覆盖度及土壤类型等条件是空间均匀分布的,即模型只在不同栅格单元间考虑各要素的空间变异性。模型计算流程为:①计算各单一栅格单元植被冠层截留量、蒸散发量、河道降水量;②计算各栅格单元产流量,并采用自由水蓄水库概化方法进行分水源处理,将产流量划分为地表径流、壤中流和地下径流^[22];③依据栅格间的汇流演算次序进行汇流处理,将各种水源依次演算至流域出口。模型产流采用蓄满产流计算方式,汇流计算采用线性水库和马斯京根方法;考虑到土壤湿度在垂向上的分布,模型蒸散发部分采用 3 层蒸发模型进行计算。

根据 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量对遥感融合土壤湿度进行转化。已有研究表明,采用 KF 算法同化遥感反演的近地表土壤湿度时是准确和可行的^[23],因此本文采用 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量对遥感融合土壤湿度进行转化。遥感融合土壤湿度的转化公式为

$$W''_{UR} = (\theta_{rs} - \theta_{wp})L_u \quad (1)$$

其中

$$L_u = \frac{W'_{UM}}{\theta_{fc} - \theta_{wp}}$$

式中: W''_{UR} 为遥感融合土壤蓄水量, mm; W'_{UM} 为 Grid-XAJ 模型模拟上层土壤蓄水容量, mm; θ_{rs} 为遥感融合土壤湿度; θ_{fc} 为不同土壤类型田间持水量常数; θ_{wp} 为不同土壤类型凋萎含水量常数; L_u 为包气带的上层土壤厚度, mm。

2.2 遥感融合土壤蓄水量校正方法

卫星遥感土壤湿度数据由于其探测方式及空间分辨率的原因,其观测值与地面站点实测值及水文、陆面模型模拟值都存在一定的系统性偏差^[15]。水文模型或者陆面模型计算过程中满足水量平衡的基本原理,因此水文模型或者陆面模型模拟的土壤湿度,在均值及其随时间的变化上与真实情况较吻合。为满足流域水量平衡要求,在将遥感融合土壤蓄水量同化到 Grid-XAJ 模型之前,需先对遥感融合土壤蓄水量进行系统偏差校正^[24]。通常情况下采用模型模拟土壤蓄水量(上层)作为校正基准对遥感融合土壤蓄水量进行校正。校正方法有一阶(均值)校正、二阶(均值和方差)校正、累积频率等方法,本文采用一阶(均值)校正法。

一阶(均值)校正法的原理是假定遥感融合土壤蓄水量与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量(上层)在一段时间内是相同的,其值在同一时间段内均值一定的情况下产生一定范围的波动,计算公式为

$$W_{UR} = \overline{W}_{MD} + (W''_{UR} - \overline{W''}_{UR}) \quad (2)$$

式中: W_{UR} 为一阶(均值)校正后的遥感融合土壤蓄水量(遥感融合土壤蓄水量校正值), mm; $\overline{W}_{MD}$ 为 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量在一段时间内的均值, mm; $\overline{W''}_{UR}$ 为遥感融合土壤蓄水量在同时间段内的均值, mm。

2.3 遥感融合土壤蓄水量推算方法

由于卫星遥感观测无法反映土壤下层和深层的真实土壤湿度情况,因此采用 Grid-XAJ 模型模拟的下层和深层土壤蓄水量对遥感融合土壤蓄水量进行推演,下层和深层遥感融合土壤蓄水量推算公式分别为

$$W_{LR} = \frac{W_{UR}(W_{UM} + W_{LM})}{W_{UM}} - W_{UR} \quad (3)$$

$$W_{DR} = \frac{W_{UR}(W_{UM} + W_{LM} + W_{DM})}{W_{UM}} - W_{UR} - W_{LR} \quad (4)$$

式中： W_{LR} 、 W_{DR} 分别为下层和深层遥感融合土壤蓄水量，mm； W_{UM} 、 W_{LM} 、 W_{DM} 分别为 Grid-XAJ 模型模拟的上层、下层和深层土壤蓄水量，mm。

在设置 Grid-XAJ 模型下垫面条件时，水域及不透水层所在区域，Grid-XAJ 模型在对应栅格内将其上层、下层和深层土壤蓄水量均设置为 0，即对应栅格内遥感融合土壤蓄水量为 0，对应于 W_{UR} 、 W_{LR} 、 W_{DR} 均为 0；当 Grid-XAJ 模型模拟上层土壤蓄水量为 0，即 $W_{UM} = 0$ ，但 Grid-XAJ 模型模拟下层土壤蓄水量大于 0 时，表明此时该栅格点 Grid-XAJ 模型模拟上层土壤蓄水量受蒸发等因素影响被消耗，并非因此栅格点为不透水层或水域，该栅格点下层和深层土壤蓄水量无法通过上层土壤蓄水量进行推算，故对此种栅格点采用 Grid-XAJ 模型模拟的原始数据作为下层和深层遥感融合土壤蓄水量。

2.4 KF 算法

KF 算法是一种顺序数据同化算法^[25]。经典 KF 算法分别采用一个状态方程和一个观测方程对线性系统中的状态动态演变过程进行描述，其中状态方程用于描述当前时刻状态与前一时刻状态间的关系。

本文基于 KF 算法，同化遥感融合土壤湿度到 Grid-XAJ 模型中的方法为：将前一时刻模型模拟土壤蓄水量作为状态变量，遥感融合土壤蓄水量作为观测变量，通过公式计算状态变量预报误差协方差矩阵、观测误差协方差矩阵、卡尔曼增益矩阵，结合当前时刻模型状态变量值、观测向量值，计算当前时刻模型状态最优分析值及当前时刻最优误差协方差矩阵，再将其代入下一时刻进行计算，循环得到随时间变化的各栅格点土壤蓄水量 KF 算法同化值。由于卫星遥感土壤湿度受绕地球周期的影响存在缺失，在 KF 算法连续同化过程中会出现缺少当前时刻遥感土壤湿度数据而中断的现象，为此本文仅对站点记录的洪水中具有连续时段遥感融合土壤湿度数据的 11 场洪水进行同化。

2.5 径流模拟结果评价指标

采用径流深相对误差、洪峰相对误差、确定性系数 (R^2_{DC}) 对 2009—2018 年日尺度 Grid-XAJ 模型的模拟结果进行评估。

3 结果与分析

3.1 Grid-XAJ 模型日尺度模拟结果

由表 1 可知，在模型率定期洪峰相对误差与径流深相对误差均值分别为 15.67% 和 19.20%，合格

率均为 71.43%；模型验证期洪峰相对误差与径流深相对误差均值分别为 15.59% 和 9.68%，合格率分别为 66.67% 和 100%。秦淮河干支流有武定门闸、秦淮新河闸、赤山闸、天生桥闸、公塘水库等水利设施，研究中缺少各闸站、水库实际蓄水与放水资料，由于受到人为因素的影响，日尺度的率定期和验证期的确定性系数不高。

表 1 Grid-XAJ 模型日尺度模拟结果分析

Table 1 Analysis on results of Grid-XAJ model daily scale simulation

时期	年份	洪峰相对误差/%	径流深相对误差/%	R^2_{DC}
率定期	2009	21.59	15.26	0.54
	2010	-5.36	18.10	0.47
	2011	-14.63	4.09	0.59
	2012	-16.50	-22.74	0.34
	2013	0.42	18.38	0.51
	2014	-19.57	-6.01	0.57
	2015	31.59	49.80	0.36
	平均值	15.67	19.20	0.48
验证期	2016	35.90	14.07	0.70
	2017	-7.18	14.22	0.31
	2018	3.69	-0.76	0.23
	平均值	15.59	9.68	0.41

3.2 土壤蓄水量与径流评估

以赤山闸断面以上 2016 年 5 月 19 日上层土壤蓄水量为例，不同遥感融合土壤蓄水量与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量对比见图 3。由图 3 可知，将遥感融合土壤蓄水量通过一阶(均值)校正后，校正值与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量的相关系数由 0.2919 提高到 0.3518，相关性有所提高，遥感融合土壤蓄水量同化值与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量相关系数为 0.4981，说明同化过程在一定程度上可以提高遥感融合土壤蓄水量与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量的相关性(图 3(c))。图 3(d)中部分数据出现了明显的正相关，可能是由于采用基于 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量均值的一阶(均值)校正法对遥感融合土壤蓄水量进行校正之后，遥感融合数据与模型模拟数据在一段时间内的均值相同，且模型状态变量设置需满足最大蓄水容量的限制范围，因此两者呈明显正相关关系，表明该位置土壤蓄水量达到最大蓄水容量或 0。总之，经过 KF 算法同化和校正后，遥感融合土壤蓄水量与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量的相关性得到了大幅度提高。

图 4 为赤山闸站记录的 3 场洪水过程中土壤蓄水量的 Grid-XAJ 模型模拟值与同化且校正值。Cs20160519 洪水(图 4(a)(b))3 层土壤蓄水量在同化前后土壤蓄水量均有所降低，这是由于降雨优先补给土壤缺水，使洪水总量降低，导致洪水过程线

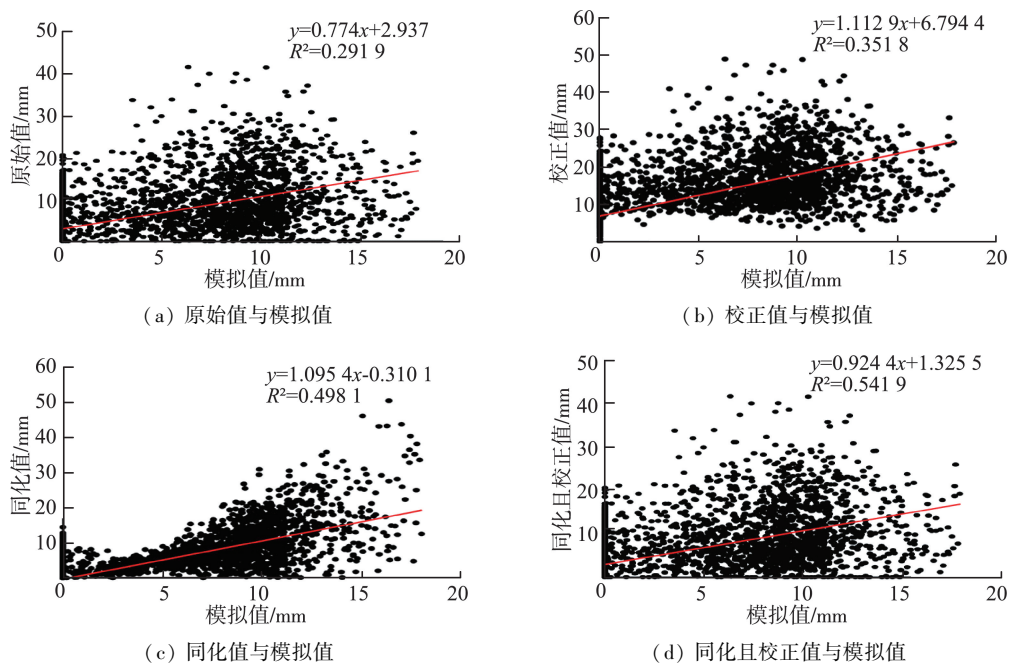


图3 不同遥感融合土壤蓄水量与 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量对比

Fig.3 Comparison between data assimilation of different remotely sensed soil water storage and simulation results with Grid-XAJ model

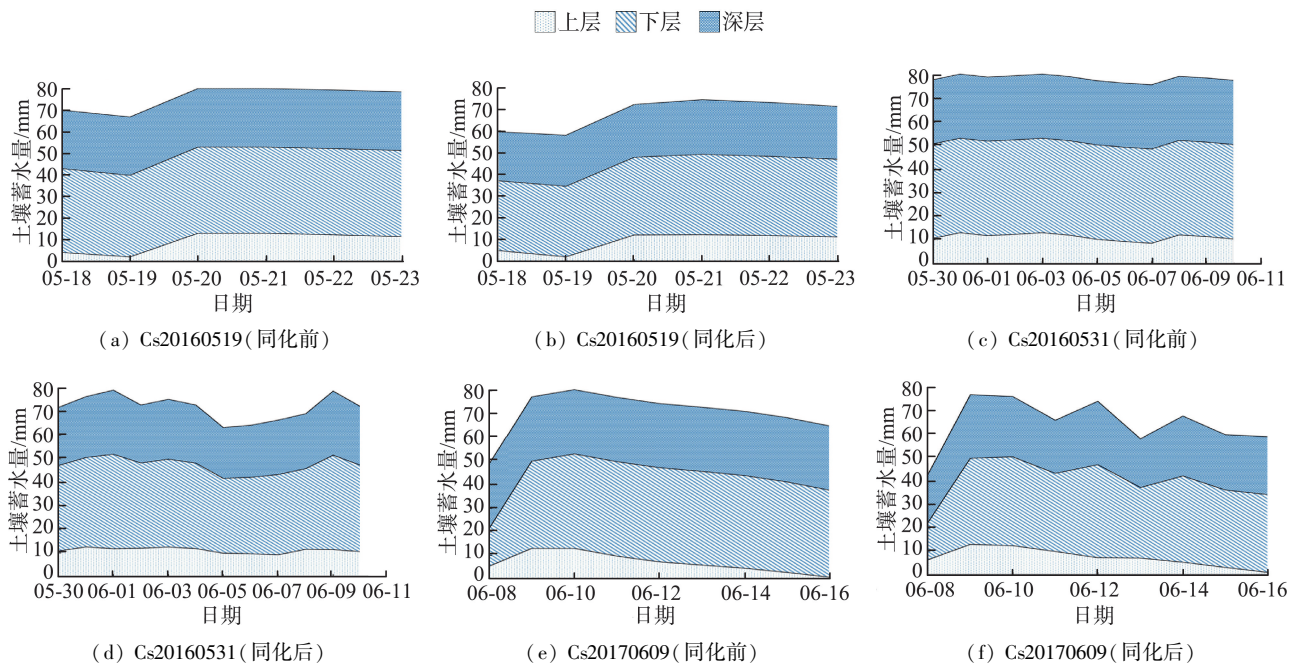


图4 Grid-XAJ 模型同化前后模拟土壤蓄水量

Fig.4 Simulated soil water storages before and after data assimilation with Grid-XAJ model

整体下移(图5(c)),虽然洪峰误差增大,但洪水总量误差相对减小,其确定性系数也从0.76上升到0.85(表2)。Cs20160531洪水在同化前后,3层土壤蓄水量的变化与Cs20160519洪水相似,下层和深层土壤蓄水量均有所降低(图4(c)(d)),而且同化后对洪峰和洪量的影响较大(图5(d));Cs20160531洪水(图4(d))降水历时短、强度大,整场洪水涨水快、退水慢,说明表层土壤在短时间内达到了饱和,

遥感融合土壤蓄水量的同化对本场洪水的模拟并未起到积极作用。对于Cs20170609洪水而言,由图5(e)可知同化后模拟的洪峰较同化前偏小,说明洪水前期土壤包气带处于未蓄满状态,且降雨在补充包气带缺水后产流;同化后3层土壤蓄水量均有所降低且下层和深层土壤蓄水量随着时间推移有所波动(图4(e)(f)),多余水量用于补充包气带缺水直到蓄满;同化后洪峰误差减小,确定性系数由0.87

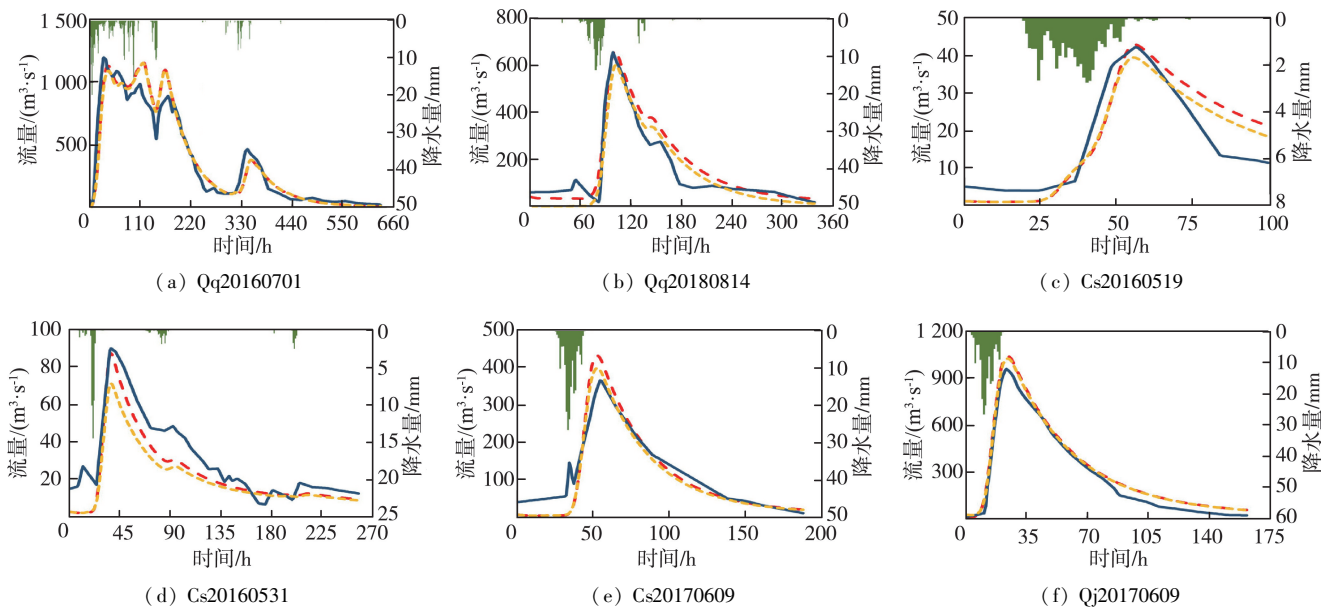


图5 Grid-XAJ 模型同化前后模拟流量过程

Fig.5 Simulated runoff process before and after data assimilation with Grid-XAJ model

表2 Grid-XAJ 模型同化前后模拟结果评价

Table 2 Results evaluation of Grid-XAJ model before and after data assimilation

洪水编号	洪峰相对误差 /%		径流深相对误差 /%		R_{DC}^2	
	同化前	同化后	同化前	同化后	同化前	同化后
Qq20160701	-2.85	-3.68	3.18	2.00	0.93	0.93
Qq20170609	15.96	16.73	23.98	25.09	0.87	0.86
Qq20180704	1.62	-3.69	18.93	12.85	0.85	0.88
Qq20180814	1.05	-8.22	12.85	-7.79	0.88	0.89
Cs20160519	1.59	-6.64	8.49	1.07	0.76	0.85
Cs20160531	-2.89	-20.65	-30.04	-49.58	0.80	0.63
Cs20170609	18.16	8.99	-5.35	-12.77	0.87	0.89
Qj20160701	12.93	11.49	8.89	7.79	0.88	0.89
Qj20170609	8.37	6.39	13.11	12.02	0.97	0.98
Qj20180704	9.12	4.46	27.33	25.05	0.79	0.82
Qj20180814	-2.14	-8.79	34.57	30.30	0.84	0.85
绝对平均值	6.97	9.07	16.97	16.94	0.858 2	0.860 9

增大到 0.89,因此前期土壤包气带处于未蓄满状态时同化得到的遥感融合土壤蓄水量能提高径流模拟精度(表 2)。

通过对前埤村(秦淮)站 4 场洪水的模拟效果分析可知,Qq20180704 和 Qq20180814(图 5(b))洪水同化后流量过程线与实测过程线拟合更贴切,确定性系数有所增加(表 2);同化后洪峰误差均有增大,除 Qq20170609 外其他 3 场洪水径流深误差均有所减小(表 2)。Qq20160701(图 5(a))洪水发生前期由于受到降雨影响,由日尺度的径流模拟可知模型模拟包气带状态处于蓄满状态,即 2016 年 6 月 30 日上层、下层和深层均蓄满,因此场次洪水模拟过程中 7 月 1 日流域上的降水量会直接产流。Qq20170609 和 Qq20180704 两场洪水的模拟受遥感融合土壤蓄水量的影响较小,其对整体模拟效果影

响不显著(表 2)。Qq20180814(图 5(b))洪水在起涨阶段、洪峰阶段和退水阶段同化均起到一定的作用,尤其在退水阶段同化后的流量过程线更加贴合实测流量过程线。

由表 2 可知,前埤村(句容)站同化后 4 场洪水的确定性系数均有所提高,说明同化后 4 场洪水的流量过程线更接近实测流量过程线,但遥感融合土壤蓄水量对 Qj20160701 和 Qj20170609(图 5(f))洪水模拟的影响较小;对于 Qj20180704 和 Qj20180814 洪水而言,遥感融合土壤蓄水量主要通过影响洪峰与洪量来影响其确定性系数。

由表 2 可知,11 场洪水中有 4 场洪水洪峰误差得到了有效降低,最高降低 51.10%,其他 7 场洪水洪峰误差虽未能有效降低,但也未显著增大;有 8 场洪水径流深误差得到了降低,平均误差降低 29.01%,

最高降低 87.4% ; 有 8 场确定性系数得到了提高, 提高范围在 0.01 ~ 0.09 之间, 相较于原模拟效果最高可提高 11.84%。将遥感融合土壤湿度与分布式水文模型相同化, 在一定程度上可提高径流的模拟精度。若产流前土壤包气带已处于蓄满状态, 尽管采用一阶(均值)校正法对遥感融合土壤蓄水量进行校正, 但其值仍小于或等于田间持水量, 即此时降水优先补给土壤缺水。因此, 同化后模拟结果大多表现为洪峰降低、洪量减小(图 5)。

4 结 论

a. 遥感融合土壤蓄水量校正后更接近 Grid-XAJ 模型模拟土壤蓄水量并且存在部分显著相关性, 一阶(均值)校正法提高了土壤蓄水量的估计精度, 实现了下层和深层遥感融合土壤蓄水量的计算, 同化前后下层和深层土壤蓄水量推算结果合理可靠。

b. 遥感融合土壤蓄水量的同化对秦淮河流域内 3 个出口断面(前埠村(秦淮)、赤山闸、前埠村(句容))多场洪水的径流模拟精度有所提高, 特别是模型模拟前期土壤包气带处于未蓄满状态时, 遥感融合土壤蓄水量能显著提升径流模拟精度。

c. 遥感土壤湿度为水文模型提供了连续的、覆盖范围较广的状态变量, 能够用于洪水预报或径流模拟。KF 算法不仅将多源遥感土壤湿度引入水文模型, 并且能够持续更新水文模型的状态变量, 可有效改善土壤湿度估计精度, 在一定程度上提高了洪水预报或径流模拟精度。

参考文献:

[1] 邓雅文, 凌子燕, 孙娜, 等. 基于广义回归神经网络的京津冀地区土壤湿度遥感逐日估算研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(4): 749-761. (DENG Yawen, LING Ziyen, SUN Na, et al. Daily estimation of soil moisture over Beijing-Tianjin-Hebei region based on general regression neural network model[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(4): 749-761. (in Chinese))

[2] 闫利爽. 基于 SMOS 数据的松辽平原西部地表土壤水分时空变化研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2015.

[3] 宋玉, 李致家, 杨涛. 分布式水文模型在淮河洪泽湖以上流域洪水预报中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2006, 34(2): 127-131. (SONG Yu, LI Zhijia, YANG Tao. Application of distributed hydrological model to flood forecasting for upper reaches of the Huaihe River above Hongze Lake[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2006, 34(2): 127-131. (in Chinese))

[4] 章四龙. 洪水预报系统关键技术研究[D]. 南京: 河海大学, 2005.

[5] 陈炯烽. 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, 2010.

[6] ZHANG Ke, CHAO Lijun, WANG Qingqing, et al. Using multi-satellite microwave remote sensing observations for retrieval of daily surface soil moisture across China[J]. Water Science and Engineering, 2019, 12(2): 85-97.

[7] ZHANG Ke, WANG Qingqing, CHAO Lijun, et al. Ground observation-based analysis of soil moisture spatiotemporal variability across a humid to semi-humid transitional zone in China[J]. Journal of Hydrology, 2019, 574: 903-914.

[8] CHAO Lijun, ZHANG Ke, LI Zhijia, et al. Applicability assessment of the CASCade Two Dimensional SEDiment (CASC2D-SED) distributed hydrological model for flood forecasting across four typical medium and small watersheds in China[J]. Journal of Flood Risk Management, 2019, 12(Sup1): e12518.

[9] CHAO Lijun, ZHANG Ke, YANG Zongliang, et al. Improving flood simulation capability of the WRF-Hydro-RAPID model using a multi-source precipitation merging method[J]. Journal of Hydrology, 2021, 592: 125814.

[10] JADIDOLESLAM N, MANTILLA R, KRAJEWSKI W F. Data assimilation of satellite-based soil moisture into a distributed hydrological model for streamflow predictions[J]. Hydrology, 2021, 8(1): 1-18.

[11] CHEN Fan, CROW W T, STARKS P J, et al. Improving hydrologic predictions of a catchment model via assimilation of surface soil moisture[J]. Advances in Water Resources, 2011, 34(4): 526-536.

[12] LAIOLO P, GABELLANI S, CAMPO L, et al. Impact of different satellite soil moisture products on the predictions of a continuous distributed hydrological model[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48: 131-145.

[13] XIAO Zhiqiang, JIANG Lingmei, ZHU Zhongli, et al. Spatially and temporally complete satellite soil moisture data based on a data assimilation method[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 1-16.

[14] LIU Yuqiong, GUPTA H V. Uncertainty in hydrologic modeling: toward an integrated data assimilation framework[J]. Water Resources Research, 2007, 43(7): W07401.

[15] REICHLER R H. Data assimilation methods in the earth sciences[J]. Advances in Water Resources, 2008, 31(11): 1411-1418.

[16] 张建云. 中国水文预报技术发展的回顾与思考[J]. 水科学进展, 2010, 21(4): 435-443. (ZHANG Jianyun. Review and reflection on China's hydrological forecasting techniques[J]. Advances in Water Science, 2010, 21(4): 435-443. (in Chinese))

- Nan, XU Guoxin, et al. An extraction method for continuous water body through cloud interference removal using GF-1 remote sensing and DEM[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2021,49(4):295-302. (in Chinese))
- [31] 范亚洲,张珂,刘林鑫,等. 水库水体的最大类间方差迭代遥感提取方法[J]. 水资源保护,2021,37(3):50-55. (FAN Yazhou, ZHANG Ke, LIU Linxin, et al. Optimal extraction of reservoir water body from remote sensing images based on iterative inter-class variance maximization method. [J]. Water Resources Protection, 2021,37(3): 50-55. (in Chinese))
- [32] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, SMC-3(6):610-621.
- [33] ZHANG Fangfang, ZHANG Bing, LI Junsheng, et al. Comparative analysis of automatic water identification method based on multispectral remote sensing [J]. Procedia Environmental Sciences,2011,11:1482-1487.
- [34] 王兴玲,李占斌. 基于网格搜索的支持向量机核函数参数的确定[J]. 中国海洋大学学报,2005,35(5):859-862. (WANG Xingling, LI Zhanbin. Identifying the parameters of the kernel function in support vector machines based on the grid-search method[J]. Periodical of Ocean University of China,2005,35(5):859-862. (in Chinese))
- [35] 顾炼,许诗起,竺乐庆. 基于 FlowS-Unet 的遥感图像建筑物变化检测. [J]. 自动化学报,2020,46(6):1291-1300. (GU Lian, XU Shiqi, ZHU Leqing. Detection of building changes in remote sensing images via FlowS-Unet [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1291-1300. (in Chinese))
- [36] 新华社. 决战“悬湖”:直击超历史洪水下巢湖保卫战 [EB/OL]. (2020-07-29) [2022-01-12]. http://www.gov.cn/xinwen/2020-07/29/content_5530835.htm.
- [37] 裴欢,孙天娇,王晓妍. 基于 Landsat 8 OLI 影像纹理特征的面向对象土地利用/覆盖分类[J]. 农业工程学报,2018,34(2):248-255. (PEI Huan, SUN Tianjiao, WANG Xiaoyan. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat 8 OLI image [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(2): 248-255. (in Chinese))
- [38] 李王娟,孔钰如,杨小冬,等. 基于特征优选随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. 农业工程学报,2020,36(4):244-250. (WANG Lijuan, KONG Yuru, YANG Xiaodong, et al. Classification of land use in farming areas based on feature optimization random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2020,36(4):244-250. (in Chinese))

(收稿日期:2022-01-13 编辑:施业)

(上接第 151 页)

- [17] 谈戈,夏军,李新. 无资料地区水文预报研究的方法与出路[J]. 冰川冻土,2004,26(2):192-196. (TAN Ge, XIA Jun, LI Xin. Hydrological prediction in ungauged basins[J]. Journal of Glaciology and Geocryology,2004, 26(2):192-196. (in Chinese))
- [18] 王浩,严登华,贾仰文,等. 现代水文水资源学科体系及研究前沿和热点问题[J]. 水科学进展,2010,21(4):479-489. (WANG Hao, YAN Denghua, JIA Yangwen, et al. Subject system of modern hydrology and water resources and research frontiers and hot issues [J]. Advances in Water Science,2010,21(4):479-489. (in Chinese))
- [19] CROW W T, WOOD E F. The assimilation of remotely sensed soil brightness temperature imagery into a land surface model using ensemble Kalman filtering: a case study based on ESTAR measurements during SGP97[J]. Advances in Water Resources,2003,26(2):137-149.
- [20] LU Hui, KOIKE T, YANG Kun, et al. Improving land surface soil moisture and energy flux simulations over the Tibetan Plateau by the assimilation of the microwave remote sensing data and the GCM output into a land surface model[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2012,17:43-54.
- [21] HAN E, MERWADE V, HEATHMAN G C. Implementation of surface soil moisture data assimilation with watershed scale distributed hydrological model[J]. Journal of Hydrology,2012,416-417:98-117.
- [22] 张珂,张企诺,陈新宇,等. 栅格新安江-地表地下双人工调蓄分布式水文模型[J]. 水资源保护,2021,37(5):94-101. (ZHANG Ke, ZHANG QINUO, CHEN XINYU, et al. Gridded Xin'anjiang-dual anthropogenic aboveground and underground regulation distributed hydrological model [J]. Water Resources Protection,2021,37(5):94-101. (in Chinese))
- [23] SHI Chunxiang, XIE Zhenghui, QIAN Hui, et al. China land soil moisture EnKF data assimilation based on satellite remote sensing data [J]. Science China Earth Sciences,2011,54(9):1430-1440.
- [24] DEE D P, DA SILVA A M. Data assimilation in the presence of forecast bias [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,1998,124(545):269-295.
- [25] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. Journal of Basic Engineering, 1960,82(1):35-45.

(收稿日期:2022-01-17 编辑:熊水斌)