

基于卫星遥感数据率定分布式水文模型参数

曾 凌, 陈金凤, 李 雨, 刘秀林

长江水利委员会水文局, 湖北 武汉

收稿日期: 2022年9月30日; 录用日期: 2022年11月21日; 发布日期: 2022年12月31日

摘 要

近年来卫星遥感数据产品得到长足发展, 可为水文建模领域提供有力的数据支撑。在渭河流域收集长序列卫星遥感土壤湿度和蒸发数据的基础上, 分别采用联合和分步方法率定分布式水文模型DDRM参数, 并与常规仅基于流量的参数率定方法的模拟效果进行对比。结果表明: 参数率定过程引入卫星遥感数据可显著提高DDRM模型对蒸发和土壤湿度的模拟效果, 但相应的径流模拟效果略有下降。此外, 分步率定方法相较于常规率定方法能有效降低径流模拟的不确定性。

关键词

水文模型, 卫星遥感, 土壤湿度, 渭河流域, 参数率定

Parameter Calibration of a Distributed Hydrological Model Based on Satellite Remote Sensing Data

Ling Zeng, Jinfeng Chen, Yu Li, Xiulin Liu

Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan Hubei

Received: Sep. 30th, 2022; accepted: Nov. 21st, 2022; published: Dec. 31st, 2022

Abstract

Recently rapid development of satellite remote sensing data product can provide a solid basis for hydrological modeling. In this study, based on the long-term satellite remote sensing evaporation and soil moisture data, the joint-calibration and stepwise-calibration schemes were used to calibrate the DDRM model in the Weihe basin, and the simulation performance was compared with the common calibration scheme

作者简介: 曾凌, 男, 博士, 工程师, 主要从事流域水文模型研究, Email: zengling128@hotmail.com

using streamflow data only. The results show that incorporating the satellite remote sensing data into the calibration procedure can significantly improve DDRM's simulation performance on evaporation and soil moisture, with a slightly decreased performance on streamflow simulation. Moreover, the step-wise-calibration schemes can effectively reduce the simulation uncertainty of streamflow, when compared to the common calibration scheme.

Keywords

Hydrological Model, Satellite Remote Sensing, Soil Moisture, Weihe Basin, Parameter Calibration

Copyright © 2022 by author(s) and Wuhan University.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

流域水文模型是流域内降雨-径流关系的数学定量表达,是水文预报、水资源利用与管理等领域的重要研究手段。水文模型参数率定,对于模型预报结果的可靠性至关重要。传统仅基于径流过程的参数率定方法,尽管能识别出满足径流模拟预报需求的参数,但这些参数并不能帮助水文模型准确地反映水文过程中各个中间变量的实时状态。

随着近年来卫星遥感技术的不断突破与提升,越来越多覆盖面广、时空分辨率高的水文变量观测资料得以问世。特别是卫星遥感得到的陆面蒸发和土壤表层湿度资料,可为水文建模领域的发展提供有力的数据支撑。蒸发和土壤湿度作为水文过程中的关键中间变量,与水文模型产流计算密切相关,其模拟精度直接影响模型的径流模拟能力。目前大部分研究以卫星遥感数据成果与模型模拟值的对比研究为主[1] [2] [3] [4] [5],将卫星遥感数据引入到模型参数率定的研究较少。本文以分布式水文模型 DDRM 为基础,将卫星遥感蒸发和土壤湿度数据引入到模型参数率定过程中,并对比不同参数率定方法的模拟效果。

2. 研究方法

2.1. 分布式水文模型 DDRM

熊立华等[6] [7]提出的基于栅格单元产流计算和基于栅格流向进行逐栅格分级汇流演算的分布式水文模型

Table 1. Physical significance and value range associated with parameters of the DDRM model

表 1. DDRM 模型各参数物理意义及取值范围

参数	范围	单位	描述	备注
S_0	5~50	mm	全流域栅格土壤最小蓄水能力	
SM	5~500	mm	全流域栅格土壤蓄水能力变化幅度	
SN	0~1	-	经验参数,反映土壤蓄水能力与对应地形指数之间的非线性关系	
TS	2~200	h	时间常数,反映地下水出流特性	产流过程 相关参数
TP	2~200	h	时间常数,反映浅层地表水坡面流坡面流形成特性	
α	0~1	-	经验参数,反映地下水出流特性	
β	0~1	-	经验参数,反映坡度对地下水出流的影响	
$c_i (i = 0,1)$	0~1	-	栅格间河道汇流马斯京根参数	汇流过程 相关参数
$hc_i (i = 0,1)$	0~1	-	河网汇流马斯京根参数	汇流过程 相关参数

(DEM-based Distributed Rainfall-runoff Model, DDRM), 已在我国多个流域成功应用[8] [9] [10] [11]。该模型通过地理信息平台提取数字流域信息, 包括栅格单元坡度、流向、河道水系和流域边界等, 在基于 DEM 划分的水文响应单元(子流域、栅格)中对蒸散发、壤中流、地表径流等水文物理过程进行模拟, 基于马斯京根汇流演算方法对流域内各栅格进行分级汇流演算, 从而得到流域出口断面处的流量过程以及全流域水文要素(土壤湿度、蒸发等)的时空分布。表 1 中列出了 DDRM 模型的参数及其物理意义。关于 DDRM 模型的详细介绍, 可参考文献[6] [7]。

2.2. 卫星遥感土壤湿度数据预处理

卫星遥感土壤湿度数据反演误差受土壤类型、地表粗糙度以及植被覆盖等参数影响, 与水文模型模拟结果数值范围不同。该问题会对遥感土壤湿度数据在水文建模领域的实际应用带来困难。为实现遥感土壤湿度与水文模型模拟值的对比分析, 首先需对其进行系统性偏差校正, 将其数值范围校正到模型模拟土壤湿度数值范围。目前常用的方法包括: 均值 - 方差法[12] [13]、最小值 - 最大值法[14]和累积分布函数匹配法(CDFM 法) [15] [16] 等。其中 CDFM 法可使遥感反演的土壤湿度与水文模型模拟的土壤湿度具有相似的取值范围和累计概率分布, 减少两者之间的系统性偏差。

由于缺乏实测土壤湿度数据, 本研究以 DDRM 模型模拟研究区域历史时期的土壤湿度序列作为参照, 采用 CDFM 法对土壤湿度数据进行校正, 校正后的土壤湿度产品记作 θ^{CDFM} 。需要说明的是, 此处以模型模拟值为参照, 并非认为模型模拟值为真实值, 而是为了消除卫星遥感资料与模型模拟值之间的偏差, 以便于下一步对二者进行时间一致性比较分析。经过偏差校正步骤后, 卫星遥感反演土壤湿度序列随时间的动态变化不会发生改变, 因此其仍可作为基准来率定水文模型参数。

对于任一栅格 i , DDRM 模型模拟的土壤湿度计算公式如下:

$$\theta_{i,t}^{DDRM} = \frac{S_{i,t}}{SMC_i} \quad (1)$$

式中: $S_{i,t}$ 为 t 时刻栅格 i 的土壤蓄水量值(mm), SMC_i 为栅格 i 的土壤最大蓄水容量值(mm)。

由于土壤湿度产品只能反映表层土壤湿度情况(<5 cm), 而 DDRM 模型模拟土壤含水量计算涉及到整个包气带, 为使二者统一, 采用土壤湿度指数(Soil Wetness Index, SWI) [17]将卫星遥感土壤湿度信息延展到整个土壤剖面。 SWI 已被广泛证明能准确描述包气带的土壤湿度变化趋势[17] [18], 其计算公式如下:

$$SWI_{i,t_m} = SWI_{i,t_{m-1}} + K_m [SSM_{i,t_m} - SWI_{i,t_{m-1}}] \quad (2)$$

式中: SSM_{i,t_m} 为 t_m 时刻 i 栅格处卫星反演得到的表层土壤湿度, K_m 为取值 0~1 之间的递归项, 计算式为:

$$K_m = \frac{K_{m-1}}{K_{m-1} + e^{-\frac{t_m - t_{m-1}}{T_0}}} \quad (3)$$

式中: T_0 是以天为单位的土壤和气候特征常数。研究表明[17]当 $T_0 = 20d$ 时, SWI 能准确描述 0~100 cm 土层的土壤湿度变化。由经 CDFM 校正后的土壤湿度 θ^{CDFM} 推求得到相应的 SWI 时间序列, 记作 θ^{SWI} 。

2.3. 基于多变量的模型参数率定方法

2.3.1. 联合率定方法

采用 Kling-Gupta 效率系数(KGE) [19]来评价模型对流量、土壤湿度和蒸发量过程的模拟效果, 分别记作 KGE_Q 、 KGE_{SWI} 和 KGE_{ET} 。KGE 指标计算式如下:

$$KGE_V = 1 - \sqrt{\left(r(V_{act}, V_{sim}) - 1\right)^2 + \left(\frac{\mu(V_{act})}{\mu(V_{sim})} - 1\right)^2 + \left(\frac{\sigma(V_{act})}{\sigma(V_{sim})} - 1\right)^2} \quad (4)$$

式中, V 为水文变量, 可指代流量 Q 、土壤湿度指数 SWI 和蒸发量 ET , 其下标 act 和 sim 分别指实测值和模型模拟值。 KGE 的取值范围为 $(-\infty, 1]$ 。其取值越接近 1, 说明其各水文变量的综合模拟效果越好。选用 KGE 指标的原因是其能够综合考虑水文过程整体(包括高值和低值)的模拟效果, 而 Nash 效率系数更侧重于高值的模拟效果[19]。

考虑到 ECV 土壤湿度指数和 GLEAM 蒸发数据的引入, 设计了 4 种参数率定方案, 每种方案分别对应不同的目标函数, 如表 2 所示。其中 C0 为仅采用流量数据率定参数的参照组, C1 和 C2 方案在方案 C0 的基础上分别引入了蒸发和土壤湿度指数数据, C3 方案则同时引入了蒸发和土壤湿度指数数据。参数优选采用 SCEM 算法[20]。

Table 2. Joint calibration schemes using satellite remote sensing data

表 2. 引入卫星遥感数据的联合率定方案

参数率定方案	描述	目标函数
C0	仅采用流量数据	$obj = KGE_Q$
C1	同时采用流量和卫星遥感蒸发数据	$obj = (KGE_Q + KGE_{ET})/2.0$
C2	同时采用流量和卫星遥感土壤湿度指数数据	$obj = (KGE_Q + KGE_{SWI})/2.0$
C3	同时采用流量、卫星遥感蒸发和土壤湿度指数数据	$obj = (KGE_Q + KGE_{ET} + KGE_{SWI})/3.0$

2.3.2. 分步率定方法

参数分步率定方法将水文模型参数划分为产流相关参数和汇流相关参数, 并采用卫星遥感数据和实测流量数据, 依次对产流相关参数和汇流相关参数进行率定。主要有以下步骤:

- 1) 以卫星遥感数据作为参照, 采用 SCEM 算法优选产流相关参数并确定其后验分布;
- 2) 以实测流量作为参照, 以上一步获得的产流相关参数的后验分布作为其在该次率定过程的先验分布, 优选所有参数并确定其后验分布。DDRM 模型的产流、汇流相关参数分类如表 1 所示。

考虑到引入了 2 种卫星遥感反演数据(蒸发和土壤湿度指数), 共设计 3 种分步参数率定方案, 分别定义为 C4、C5 和 C6。在第 1 次参数率定过程中, C4 方案仅考虑采用卫星遥感蒸发数据, C5 方案仅考虑土壤湿度指数数据, C6 方案则同时考虑上述 2 种卫星遥感数据, 如表 3 中所示。

Table 3. Stepwise calibration schemes using satellite remote sensing data

表 3. 引入卫星遥感数据的分步率定方案

参数率定方案	描述	目标函数(第 1 次率定)	目标函数(第 2 次率定)
C4	第 1 次率定仅采用卫星遥感蒸发数据	$obj_1 = KGE_{ET}$	$obj_2 = KGE_Q$
C5	第 1 次率定仅采用卫星遥感土壤湿度指数数据	$obj_1 = KGE_{SWI}$	$obj_2 = KGE_Q$
C6	第 1 次率定同时采用卫星遥感蒸发和土壤湿度指数数据	$obj_1 = (KGE_{ET} + KGE_{SWI})/2.0$	$obj_2 = KGE_Q$

在这 3 种率定方案中, 目标函数 obj_1 和 obj_2 的取值范围均为 $(-\infty, 1]$ 。其取值越接近 1, 说明各水文变量的综合模拟效果越好。

3. 实例研究

3.1. 研究区域与数据

渭河是黄河的最大支流, 发源于甘肃省定西市渭源县鸟鼠山, 主要流经甘肃天水、陕西宝鸡、咸阳、西安、

渭南等地,于渭南市潼关县汇入黄河。流域位于东经 104°00'~110°20',北纬 33°50'~37°18'。渭河干流长 818 km,流域总面积 134,766 km²。流域地势西高东低,西部最高处海拔 3495 m,自西向东地势逐渐变缓(见图 1)。流域属于大陆性季风气候,冬季寒冷干旱,夏季炎热多雨,年平均气温 7.8℃~13.5℃;年平均降水量 500~800 mm,主要集中于 6~10 月,约占全年总量的 65%。年平均流量约 240 m³/s,年平均径流量约 75.7 亿 m³。华县水文站是渭河流域下游的重要控制站,其控制集水面积为 105,250 km²。

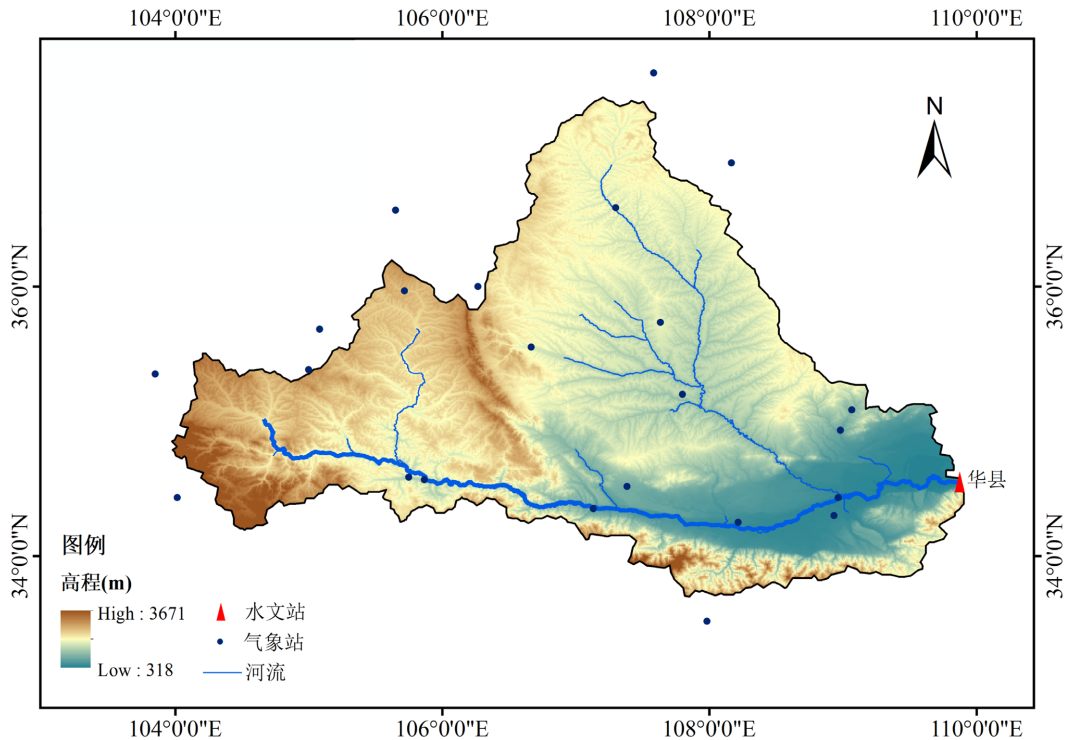


Figure 1. Location of Weihe basin and the stations with hydrological and meteorological measurements
图 1. 渭河流域及水文气象观测站点

考虑到近期应用较广的卫星遥感产品如 SMOS、ASCAT 和 SMAP 的数据覆盖时期较短,不能满足长历史时期水文模型参数率定的需求。因此,本文采用具有长时间序列的 GLEAM 数据集(蒸发)和 ECV 数据集(土壤湿度)。

1) GLEAM 模型(Global Land Evaporation Amsterdam Model) [21] [22]采用基于物理过程的 Priestley-Taylor 公式作为核心算法,以多个卫星遥感数据源(包括降水、净辐射、气温和植被光学深度等)作为输入,反演得到自 1980 年以来的全球范围内的陆面蒸发等数据产品。该数据集以 NetCDF 格式封装,时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 0.25°,可通过其官方网站(<https://www.gleam.eu/>)免费获取。自 2011 年发布以来,GLEAM 蒸发数据集已在全球多个地区得到验证和实际应用。研究结果[23] [24] [25]表明,GLEAM 数据集中蒸发量与站点实测值具有较高的相关性,能够满足水文、气象等相关领域研究的精度要求。

2) ECV 土壤湿度数据集是目前国际上唯一的全球尺度长序列土壤湿度遥感反演数据集。该数据集已在全球多个地区进行了验证和应用研究[26] [27]。研究表明 ECV 土壤湿度数据集与全球多个地区的站点实测数据具备较好的一致性,且能较为准确地反映地表的干湿状况及其季节动态变化。ECV 土壤湿度数据集可在欧洲空间局气候变化协会的官方网站(<https://www.esa-soilmoisture-cci.org/>)免费获取。该数据集提供自 1978 年以来的全球范围内的土壤湿度信息,采用 NetCDF 格式封装,其时间分辨率为 1 d,空间分辨率为 0.25°。

本文收集了渭河流域华县水文站 1980~2010 年的逐日流量资料、22 个水文气象站点同时期的日降水量和日均气温资料以及 GLEAM 蒸发数据集和 ECV 土壤湿度数据集，并由 ECV 土壤湿度数据进行预处理获得相应的土壤湿度指数序列。

3.2. 水文模型构建

本文基于空间分辨率为 1 km 的 DEM 数据提取渭河数字流域特征信息和河网水系，作为 DDRM 的边界条件。作为基于栅格的分布式水文模型，DDRM 能够充分考虑水文气象信息的空间异质性。考虑到水文气象信息的空间分布对流域产汇流的影响，本文基于站点实测降水量以及 B-C 方法[28]推求的潜在蒸发量对渭河流域内各栅格进行插值，得到流域空间离散化的降水量及潜在蒸发量数据，作为 DDRM 模型的输入。

为对比分析模型在不同水文气象条件下对蒸发和土壤湿度的模拟效果，本文以 5 年为跨度，根据年均降水量和径流量选取了 4 个历史子时期(见表 4)，在各子时期分别应用上文提及的参数率定方法。

Table 4. Creation of sub-periods

表 4. 子时期划分

子时期	时间跨度	年均降水量(mm)	年均径流深(mm)	子时期特征
SP1	1981~1985	595.3	93.4	偏湿润
SP2	1988~1992	564.4	64.4	偏湿润
SP3	1994~1998	467.8	28.6	偏干旱
SP4	2005~2009	489.7	43.9	偏干旱

为了使水文模型充分预热，将各率定子时期的前 12 个月作为模型预热期。在评价模型径流模拟效果时，不考虑预热期内的模拟值。本文采用 SCEM 算法作为参数优选算法。为考虑模型参数的不确定性，在 SCEM 算法结束后，从后验分布中抽取 5000 组参数组合，其中目标函数值最高的参数组合被视为最优参数组合。

3.3. 模型模拟效果分析

表 5 中给出了 DDRM 模型在不同率定方案下(C0~C6)对各水文变量(蒸发、土壤湿度和径流)模拟效果。由表可知，在 7 种不同的率定方案下，DDRM 模型对于不同水文过程变量的模拟效果存在显著差异。其中，未引入卫星遥感蒸发和土壤湿度的常规率定方案对径流过程的模拟效果最好。然而该方案下，蒸发和土壤湿度过程模拟效果很不理想，SP1 时期对应的 KGE_{ET} 和 KGE_{SWI} 指标值分别为 0.432 和 0.402。而在考虑卫星遥感蒸发和径流的率定方案 C1 和 C4 中，DDRM 模型对蒸发过程的模拟效果相较于 C0 方案显著提高，SP1 时期 KGE_{ET} 指标值分别提升至 0.730 和 0.735。在考虑土壤湿度和径流的率定方案 C2 和 C5 中，DDRM 模型对土壤湿度过程的模拟效果亦优于 C0 方案，其中 SP1 时期对应的 KGE_{SWI} 指标值分别由 0.402 提升为 0.605 和 0.611。此外，基于分步率定方案 C4 在对蒸发过程的模拟效果方面与联合率定方案 C1 较为接近。对于土壤湿度过程的模拟效果，C5 方案亦与 C2 方案相似。径流模拟效果方面，常规率定方案略优于引入了卫星遥感蒸发和/或土壤湿度的率定方案(C1~C6)。尽管如此，C1~C6 方案仍实现了较好的径流模拟效果。此外在不同率定期，C1~C6 率定方案相较于 C0 在蒸发、土壤湿度模拟效果方面均显著提升，表明引入卫星遥感数据后能使得水文模型对流域水文过程的刻画更加贴近实际。

需要说明的是，在模型结构与参数自由度维持不变的情况下，通过将卫星遥感数据引入到模型率定过程中，理论上不能提升模型径流模拟效果。本文引入卫星遥感蒸发和土壤湿度数据的 C1~C6 方案相较于常规的 C0 方案径流模拟效果略有下降，其原因可能为：1) 卫星遥感数据反演得到的蒸发和土壤湿度与实际值可能存在系统性偏差；2) 水文模型自身结构可能存在缺陷。因此在各水文变量观测值接近真值的情况下，在率定过程中引入除径流外的其他水文过程中间变量，有利于识别出模型可能存在的缺陷。

Table 5. Simulation performance of multiple hydrological variables using the DDRM model under different calibration schemes
表 5. DDRM 模型在不同率定方案下对各水文变量的模拟效果

序号	率定期	评价指标	参数率定方案						
			C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6
1	SP1	KGE_{ET}	0.432	0.730	0.645	0.710	0.735	0.592	0.708
		KGE_{SWI}	0.402	0.474	0.605	0.581	0.461	0.611	0.574
		KGE_Q	0.833	0.817	0.813	0.808	0.811	0.805	0.802
2	SP2	KGE_{ET}	0.528	0.781	0.712	0.745	0.789	0.698	0.752
		KGE_{SWI}	0.392	0.453	0.615	0.604	0.458	0.635	0.610
		KGE_Q	0.729	0.704	0.703	0.701	0.703	0.699	0.702
3	SP3	KGE_{ET}	0.478	0.718	0.682	0.705	0.725	0.609	0.707
		KGE_{SWI}	0.414	0.512	0.674	0.624	0.478	0.682	0.651
		KGE_Q	0.628	0.601	0.605	0.598	0.599	0.601	0.596
4	SP4	KGE_{ET}	0.465	0.725	0.615	0.652	0.721	0.587	0.719
		KGE_{SWI}	0.388	0.446	0.653	0.631	0.425	0.651	0.646
		KGE_Q	0.719	0.705	0.703	0.701	0.698	0.697	0.697

图 2 和图 3 中分别给出了在 SP1 时期不同率定方案下 DDRM 模型模拟的蒸发与土壤湿度过程模拟效果 (KGE_{ET} 和 KGE_{SWI} 指标值) 的空间分布情况。需要说明的是, DDRM 模拟运算时所采用的栅格空间分辨率为 1 km, 而 GLEAM 蒸发数据和 ECV 土壤湿度数据的空间分辨率约为 25 km。为了便于对比分析, 须先将 DDRM 模拟的蒸发和土壤湿度重采样到空间分辨率为 25 km 的栅格中。

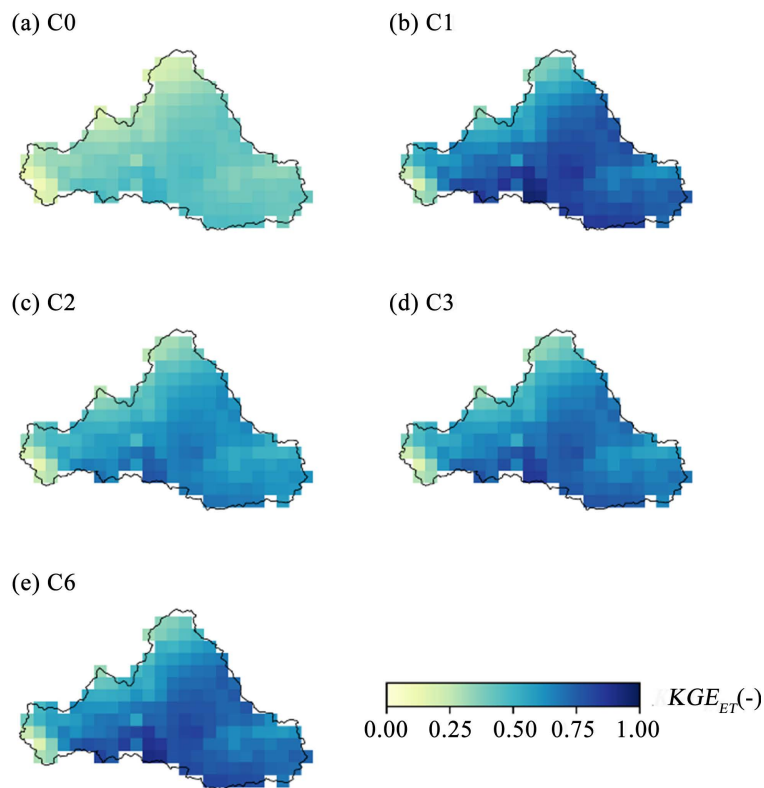


Figure 2. Spatial distribution of simulation performance of evaporation (KGE_{ET} value) under different calibration schemes during SP1

图 2. 不同率定方案下 SP1 时期蒸发模拟效果 (KGE_{ET} 值) 空间分布

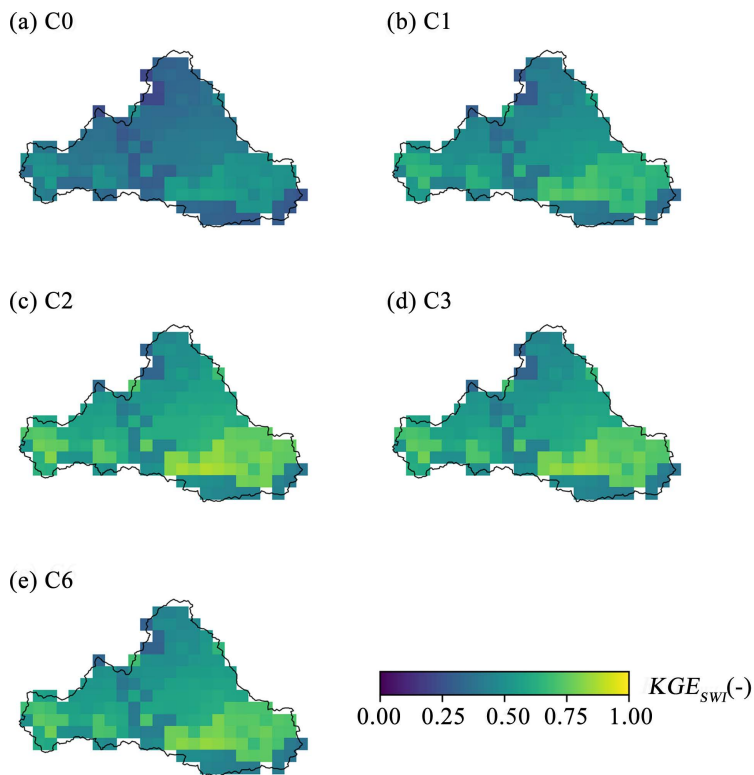


Figure 3. Spatial distribution of simulation performance of soil moisture (KGE_{SWI} value) under different calibration schemes during SP1

图 3. 不同率定方案下 SP1 时期土壤湿度模拟效果(KGE_{SWI} 值)空间分布

从图中可看出，在常规率定方案 C0 下，DDRM 模型对蒸发和土壤湿度的模拟效果较差， KGE_{ET} 指标值集中在 0.4 附近。而在引入蒸发的方案 C1 下，DDRM 模型对蒸发的模拟效果有了显著提高， KGE_{ET} 指标值主要集中在 0.7 附近，部分栅格的 KGE_{ET} 指标值达到了 0.8 以上。在引入土壤湿度数据的方案 C2 下，DDRM 模型的蒸发模拟效果相较于 C0 也有一定程度的提升。这是因为蒸发是土壤水量动态变化中的重要一环，准确的蒸发量模拟有助于模型更精准地模拟和反映其他水文过程。同理，对比 C0 和 C1 两个方案下的 KGE_{SWI} 指标值的空间分布，可发现相较于方案 C0，DDRM 在方案 C1 下对土壤湿度过程的模拟效果更优。由于 C4 与 C1，C5 和 C2 的模拟结果较为相似，因此方案 C4 和 C5 下 KGE_{ET} 和 KGE_{SWI} 指标值的空间分布情况不单独展示。此外，在同时引入蒸发和土壤湿度过程的方案 C3 和 C6 下， KGE_{ET} 和 KGE_{SWI} 指标值相较于方案 C0 均有显著提高。在 SP2、SP3 和 SP4 时期，DDRM 模型在 C1~C6 方案下相较于 C0 方案对蒸发和土壤湿度过程模拟效果的提升表现与 SP1 时期相似，因此不赘述。

图 4 给出了 DDRM 模型在率定方案 C0、C3 和 C6 下模拟径流过程与实测径流过程的对比(SP1 时期：1982~1983)。由于篇幅限制，本文只展示 SP1 时期的径流过程对比情况。图中黑色实线为实测日径流序列，绿色条形图为日降水量序列，红色区间为模型在方案 C0 下的 95% 参数不确定性区间，灰色区间为模型在方案 C3 或 C6 下的 95% 参数不确定性区间。由图可知，DDRM 在方案 C3 和 C6 下的径流模拟效果略逊于方案 C0，但方案 C6 得到的径流模拟不确定性区间相较于方案 C0 更窄。综合分析 SP2、SP3 和 SP4 时期径流模拟效果可得出相同结论。方案 C6 下径流模拟不确定性降低的原因可能为其由 2 个参数率定过程组成，在一定程度上可削弱“异参同效”效应。

4. 结论

本文将卫星遥感土壤湿度和蒸发数据引入到水文模型参数率定过程中，通过参数联合率定方法和参数分步

率定方法对 DDRM 模型参数进行率定, 并对比分析了不同方式下模型对多种水文变量(蒸发、土壤湿度和径流)的模拟效果。结果表明: 基于卫星遥感蒸发和土壤湿度的参数联合率定方法和参数分步率定方法可显著提高 DDRM 模型对蒸发和土壤湿度的模拟效果, 但相应的径流模拟效果略有下降。此外, 参数分步率定方法相较于常规参数率定方法能有效降低径流模拟的不确定性。

随着高时空分辨率的卫星遥感数据产品不断涌现, 如何充分利用其更好地服务于水文建模和水文预报领域, 亟需更加深入的研究。

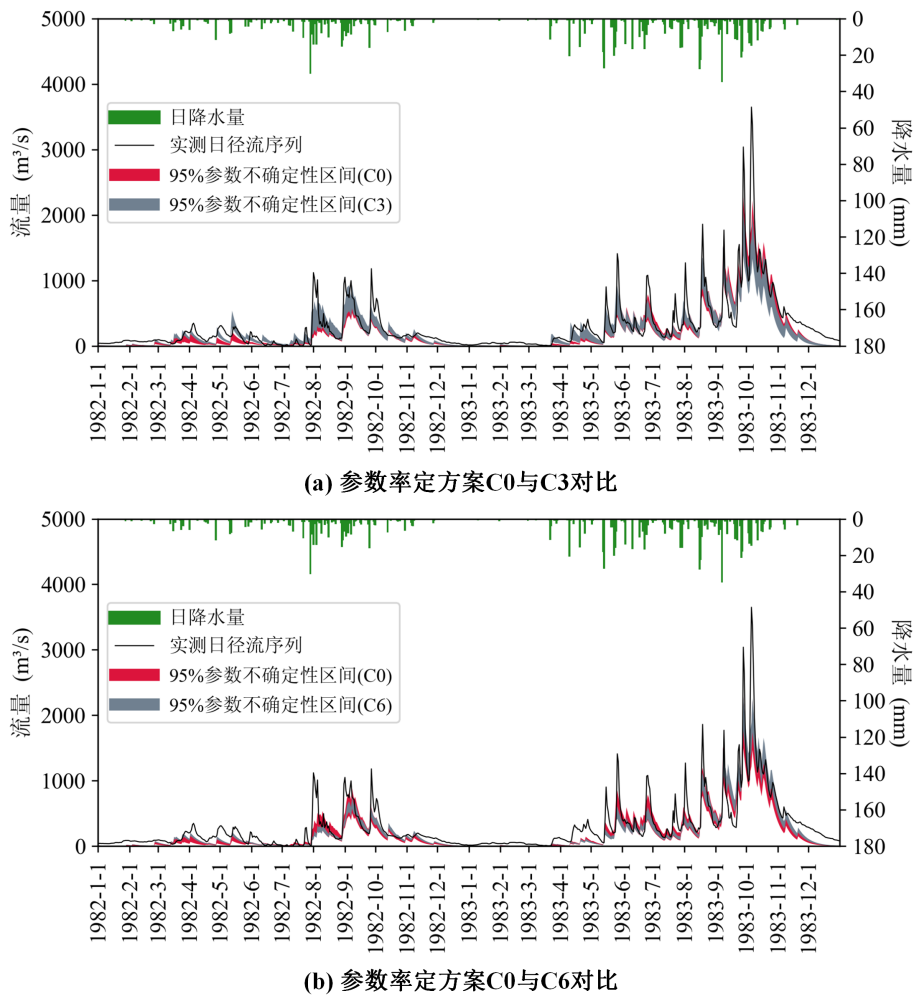


Figure 4. Comparison of the observed and simulated streamflow hydrograph under different calibration schemes (1982~1983)

图 4. 不同率定方案下实测与模型模拟径流过程对比(1982~1983 年)

基金项目

本研究得到国家自然科学基金联合基金项目(U2040218)资助。

参考文献

- [1] 黄图南, 郑有飞, 段长春, 等. 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, 2017(3): 25-33.
HUANG Tunan, ZHENG Youfei, DUAN Changchun, et al. Comparative analysis of soil moisture retrieval by satellites in China. Remote Sensing Information, 2017(3): 25-33. (in Chinese)

- [2] 马思源, 朱克云, 李明星, 马柱国. 中国区域多源土壤湿度数据的比较研究[J]. 气候与环境研究, 2016, 21(2): 121-133.
MA Siyuan, ZHU Keyun, LI Mingxing and MA Zhuguo. A comparative study of multi-source soil moisture data for China's regions. Climatic and Environmental Research, 2016, 21(2): 121-133. (in Chinese)
- [3] 李明星, 马柱国, 杜继稳. 区域土壤湿度模拟检验和趋势分析——以陕西省为例[J]. 中国科学: 地球科学, 2010(3): 363-379.
LI Mingxing, MA Zhuguo and DU Jiwen. Regional soil moisture simulation for Shaanxi Province using SWAT model validation and trend analysis. Science China: Earth Sciences, 2010(3): 363-379. (in Chinese)
- [4] 庄媛, 师春香, 沈润平, 等. 中国区域多种微波遥感土壤湿度产品质量评估[J]. 气象科学, 2015(3): 289-296.
ZHUANG Yuan, SHI Chunxiang, SHEN Rungping, et al. Quality evaluation of multi-microwave remote sensing soil moisture products over China. Journal of the Meteorological Sciences, 2015, 35(3): 289-296. (in Chinese)
- [5] 曾凌, 熊立华, 杨涵. 西江流域卫星遥感与水文模型模拟的两种土壤湿度对比研究[J]. 水资源研究, 2018, 7(4): 339-350.
ZENG Ling, XIONG Lihua and YANG Han. Comparison of soil moisture sensed remotely and simulated by hydrological model in the Xijiang Basin. Journal of Water Resources Research, 2018, 7(4), 339-350. (in Chinese)
- [6] 熊立华, 郭生练. 分布式流域水文模型[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004.
XIONG Lihua, GUO Shenglian. Distributed hydrological model. Beijing: China Water and Power Press, 2004. (in Chinese)
- [7] 熊立华, 郭生练, 田向荣. 基于 DEM 的分布式流域水文模型及应用[J]. 水科学进展, 2004, 15(4): 517-520.
XIONG Lihua, GUO Shenglian and TIAN Xiangrong. DEM-based distributed hydrological model and its application. Advances in Water Science, 2004, 15(4): 517-520. (in Chinese)
- [8] 龙海峰, 熊立华, 万民. 基于 DEM 的分布式水文模型在清江流域的应用[J]. 长江流域资源与环境, 2012, 21(1): 71-78.
LONG Haifeng, XIONG Lihua and WAN Min. Application of DEM-based distributed hydrological model in Qingjiang River Basin. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2012, 21(1): 71-78. (in Chinese)
- [9] 万民, 熊立华, 董磊华. 飞来峡流域基于栅格 DEM 的分布式水文模拟[J]. 武汉大学学报(工学版), 2010, 43(5): 549-553.
WAN Min, XIONG Lihua and DONG Leihua. Grid DEM-based distributed hydrological modeling for Feilaixia watershed. Engineering Journal of Wuhan University, 2010, 43(5): 549-553. (in Chinese)
- [10] 曾凌, 熊立华. 东江流域分布式降水径流模拟研究[J]. 人民珠江, 2018, 39(11): 1-7, 21.
ZENG Ling, XIONG Lihua. Distributed rainfall-runoff simulation in Dongjiang basin. Pearl River, 2018, 39(11): 1-7, 21. (in Chinese)
- [11] CHEN, S., XIONG, L., ZENG, L., et al. Distributed rainfall-runoff simulation for a large-scale karst catchment by incorporating landform and topography into the DDRM model parameters. Journal of Hydrology, 2022, 610: 127853.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127853>
- [12] DRAPER, C. S., WALKER, J. P., STEINLE, P. J., et al. An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(4): 703-710. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.11.011>
- [13] JACKSON, T. J., COSH, M. H., BINDLISH, R., et al. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(12): 4256-4272.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2051035>
- [14] ALBERGEL, C., CALVET, J. C., DE ROSNAY, P., et al. Cross-evaluation of modelled and remotely sensed surface soil moisture with in situ data in southwestern France. Hydrology and Earth System Sciences, 2010, 14(11): 2177.
<https://doi.org/10.5194/hess-14-2177-2010>
- [15] REICHLER, R. H., KOSTER, R. D. Bias reduction in short records of satellite soil moisture. Geophysical Research Letters, 2004, 31(19): L19501.1-L19501.4. <https://doi.org/10.1029/2004GL020938>
- [16] BROCCA, L., MORAMARCO, T., MELONE, F., et al. Assimilation of surface-and root-zone ASCAT soil moisture products into rainfall-runoff modeling. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 50(7): 2542-2555.
<https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2177468>
- [17] WAGNER, W., LEMOINE, G. and ROTT, H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data. Remote Sensing of Environment, 1999, 70(2): 191-207. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00036-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00036-X)
- [18] 蒋冲, 王飞, 穆兴民, 等. 土壤湿度指数在黄土高原的适宜性评价[J]. 灌溉排水学报, 2012, 31(3): 31-36.
JIANG Chong, WANG Fei, MU Xingmin, et al. Evaluation of the soil water index and surface soil moisture on the Loess Plateau. Journal of Irrigation and Drainage, 2012, 31(3): 31-36. (in Chinese)
- [19] GUPTA, H. V., KLING, H., YILMAZ, K. K., et al. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. Journal of Hydrology, 2009, 377: 80-91.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- [20] VRUGT, J. A., GUPTA, H. V., BOUTEN, W., et al. A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. Water Resources Research, 2003, 39(8): 1201.
<https://doi.org/10.1029/2002WR001642>

-
- [21] MIRALLES, D. G., HOLMES, T. R. H., DE JEU, R. A. M., et al. Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(2): 453-469. <https://doi.org/10.5194/hess-15-453-2011>
- [22] MARTENS, B., MIRALLES, D. G., LIEVENS, H., et al. GLEAM v3: Satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. *Geoscientific Model Development*, 2017, 10(5): 1903-1925. <https://doi.org/10.5194/gmd-10-1903-2017>
- [23] GUILLOD, B. P., ORLOWSKY, B., MIRALLES, D. G., et al. Reconciling spatial and temporal soil moisture effects on afternoon rainfall. *Nature Communications*, 2015, 6: 6443. <https://doi.org/10.1038/ncomms7443>
- [24] LÓPEZ LÓPEZ, P., SUTANUDJAJA, E. H., SCHELLEKENS, J., et al. Calibration of a large-scale hydrological model using satellite-based soil moisture and evapotranspiration products. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(6): 3125-3144. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3125-2017>
- [25] ROY, T., GUPTA, H. V., SERRAT-CAPDEVILA, A., et al. Using satellite-based evapotranspiration estimates to improve the structure of a simple conceptual rainfall-runoff model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(2): 879-896. <https://doi.org/10.5194/hess-21-879-2017>
- [26] DORIGO, W., WAGNER, W., ALBERGEL, C., et al. ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding: State-of-the-art and future directions. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 203: 185-215. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.001>
- [27] ALBERGEL, C., DORIGO, W., BALSAMO, G., et al. Monitoring multi-decadal satellite earth observation of soil moisture products through land surface reanalysis. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 138: 77-89. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.009>
- [28] BLANEY, H. F., CRIDDLE, W. D. Determining consumptive use and irrigation water requirements. Washington DC: US Department of Agriculture, 1962.