

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2024.02.006

不同降水驱动的 SWAT 模型参数不确定性研究

肖 渝^{1,2,3}, 孙若辰^{1,2,3}, 王 倩⁴, 段青云^{1,2,3}

(1. 河海大学水灾害防御全国重点实验室, 江苏 南京 210098;

2. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210098; 3. 中国气象局水文气象重点开放实验室, 江苏 南京 210098;

4. 河海大学水科学研究院, 江苏 南京 211106)

摘要: 以抚河流域与黑河流域为研究区, 应用 4 种降水产品 (CMORPH CMA、CMFD、CMADS、MSWEP) 驱动 SWAT 模型模拟日流量, 评估 4 种降水产品在湿润区与干旱区的适用性; 使用自适应降维评估法选出流域的敏感参数, 并进行一致性检验。结果表明: 抚河流域 4 种降水产品的纳什效率系数 (NSE) 均在 0.70 以上, 其中 CMORPH CMA 和 CMADS 的 NSE 均能达到 0.82; 黑河流域 CMORPH CMA 和 CMADS 的 NSE 大于等于 0.76, 而 CMFD 和 MSWEP 的 NSE 分别为 0.72 和 0.74。抚河流域 4 种降水产品具有相同的敏感参数; 黑河流域 CMORPH CMA 和 CMADS 有相同的 6 个敏感参数, 而 CMFD 和 MSWEP 则分别有 5 个和 8 个敏感参数。4 种降水产品在湿润流域和干旱流域都能得到较好的应用效果, 但是 CMORPH CMA 和 CMADS 的模拟效果要优于 CMFD 和 MSWEP。不同的降水输入也会对模型参数敏感性分析的结果产生影响, 当降水表现越接近时, 所筛选的敏感性参数也越相似。

关键词: 降水输入; 自适应降维评估法; 参数敏感性分析; SWAT 模型; 抚河流域; 黑河流域

中图分类号: P333.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2024)02-0043-10

Study on parameter uncertainty in SWAT model driven by different precipitation

XIAO Yu^{1,2,3}, SUN Ruochen^{1,2,3}, WANG Qian⁴, DUAN Qingyun^{1,2,3}

(1. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

3. China Meteorological Administration Hydro-Meteorology Key Laboratory, Hohai University, Nanjing 210098, China;

4. Institute of Water Science and Technology, Hohai University, Nanjing 211106, China)

Abstract: By taking the Fuhe Basin and Heihe Basin as studying areas, this study employs the SWAT model driven by four distinct precipitation products (CMORPH CMA, CMFD, CMADS, MSWEP) to simulate the daily flow and evaluate the hydrological performance of these products in both humid and arid regions. Meanwhile, the sensitive parameters of watershed were selected by the adaptive method for factor fixing and subsequently the consistency check was performed to ensure their reliability. The results indicate that all four precipitation products achieved NSE values above 0.7, with CMORPH CMA and CMADS outperforming the rest by achieving 0.82 in the Fuhe Basin, while in the Heihe Basin, they scored 0.76, compared to CMFD and MSWEP which scored 0.72 and 0.74, respectively. Moreover, in the Fuhe Basin, all four precipitation products share the same sensitive parameters, but in the Heihe Basin, CMORPH CMA and CMADS have six shared sensitive parameters, while CMFD and MSWEP have five and eight sensitive parameters, respectively. These findings suggest that all four precipitation products can be successfully applied in both humid and arid basins, but the simulation performance of CMORPH CMA and CMADS is superior to that of CMFD and MSWEP. Additionally, the similarity of precipitation performance will enhance the similarity of selected sensitivity parameters during the model analysis.

Key words: precipitation input; adaptive method for factor fixing; parameter sensitivity analysis; SWAT model; Fuhe Basin; Heihe Basin

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2021YFC3201102); 国家自然科学基金项目 (42101046, 51979004); 水利部重大科技项目 (SKS-2022001); 河海大学引进高层次人才科研启动基金项目 (522020012)

作者简介: 肖渝 (1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事水文模型参数不确定性分析研究。E-mail: hhuxiaoy@qq.com

通信作者: 孙若辰 (1991—), 男, 副研究员, 博士, 主要从事陆面水文模型参数不确定性研究。E-mail: sunrc@hhu.edu.cn

引用本文: 肖渝, 孙若辰, 王倩, 等. 不同降水驱动的 SWAT 模型参数不确定性研究 [J]. 河海大学学报 (自然科学版), 2024, 52(2): 43-52.

XIAO Yu, SUN Ruochen, WANG Qian, et al. Study on parameter uncertainty in SWAT model driven by different precipitation [J].

Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2024, 52(2): 43-52.

水文模型的模拟精度主要受模型结构、气象输入以及模型参数的影响^[1-4]。降水作为水文模型输入中最重要因子,在某些流域对模拟结果的影响甚至超过了模型结构本身。当模型结构确定后,采用高精度的降水数据驱动模型并对模型参数进行不确定性分析,可以有效提高模拟的准确度。

敏感性分析能有效减少参数带来的不确定性,它运用数学原理研究模型输出如何受模型参数的影响,筛选出对模型输出影响较大的参数^[5-6]。敏感性分析可分为定性敏感性分析和定量敏感性分析。定性敏感性分析可以通过较少的模型运行次数计算出参数的敏感性排序,如 Morris^[7]和 MARS^[8]方法;定量敏感性分析则能定量计算模型参数占模型输出总方差的比例,但通常需要很多的模型运行次数,如 Sobol^[9]和 FAST^[10]方法。目前,敏感性分析已被广泛用于筛选水文模型敏感参数^[11-13],但对如何固定参数没有统一标准。例如:当 Tang 等^[14]使用 Sobol’法定量筛选 HL-RDHM 模型敏感参数时,认为敏感参数对模型输出贡献率必须大于 0.01;而 Gou 等^[15]使用多种定性敏感性分析方法筛选 VIC 模型参数时,将所有参数敏感度归一化,并筛选敏感度大于 0.5 的参数作为敏感参数;孙苗苗等^[16]使用敏感性分析方法 LH-OAT 筛选 VIC 模型参数时,认为排序前七的参数是较为敏感的参数。鉴于此,Wang 等^[17]提出了基于不确定性的自适应降维评估法,该方法首先使用拓扑排序法计算参数的敏感性指标和不确定性,从而对参数进行排序和分组;然后通过自适应抽样的误差不确定性估算,识别出最大的可固定参数组;最后,通过收敛性检验,验证固定参数组的可靠程度,从而为敏感参数的识别提供了客观标准。然而,该方法目前还没有被应用于复杂水文模型。

降水是水文模型的重要输入之一,对模拟结果的准确性直接产生影响^[18-20]。不同来源的降水具有各自的优势和不足,例如:地面站点降水能提供可靠的观测数据,但在观测站点较少的地区存在数据缺失的问题;地面雷达估计降水容易受到地形影响而产生信号堵塞或失真;卫星能够不受地理条件约束地进行连续观测,但受传感器性能、反演算法等影响,其反演降水往往存在较大误差。因此,很多研究通过结合不同来源降水的优势,开发出时空分辨率高、一致性强的融合降水产品^[21]。近年来,许多降水产品被用于水文模拟^[22-23],但在应用这些降水产品时,很少有研究关注不同降水产品驱动水文模型得到敏感参数的一致性,而不合理的参数筛选结果可能导致模拟结果出现很大误差^[17]。

SWAT(soil and water assessment tool)模型^[24]是应用广泛的多过程水文模型,经过多年的发展,其功能越来越完善,模拟精度越来越高,适用于不同的研究需求和应用场景。因此,本文以抚河流域(湿润流域)与黑河流域(干旱流域)为研究区,构建 SWAT 模型,利用 4 种降水产品(CMORPH CMA、CMFD、CMADS、MSWEP)驱动模型模拟日流量,评估 4 种降水产品在湿润区与干旱区的应用效果。此外,本文将自适应降维评估法用于 SWAT 水文模型,以客观筛选出不同降水输入对应的敏感参数,并进行一致性检验。

1 研究数据和方法

1.1 研究区概况

选择抚河流域和黑河流域作为研究区(图 1)。抚河位于江西省东部,流域面积约为 17 186 km²,属于亚

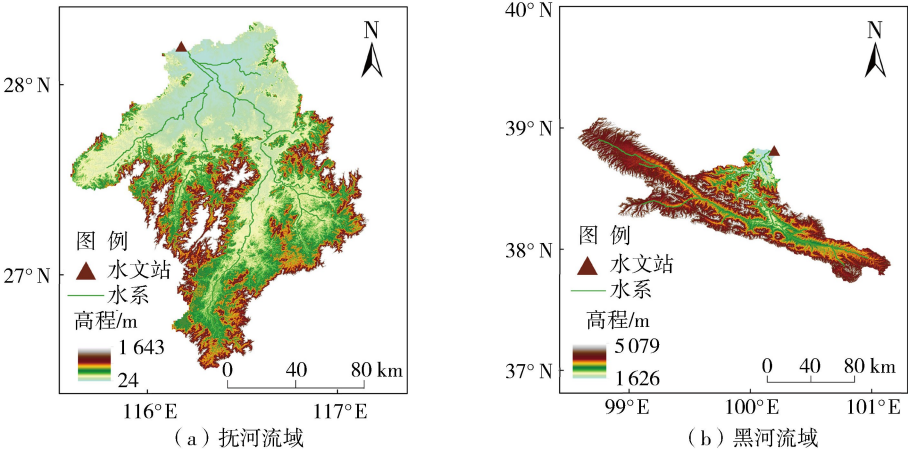


图 1 研究流域示意图

Fig.1 Maps of study basins

热带湿润季风气候,年降水量约为 1 680 mm,年平均温度为 17.5℃,雨季为 3—6 月。黑河流域是我国第二大内陆河,选择其上游部分作为研究区,该地区年平均气温约为 2℃,年降水量为 350 mm,属于大陆干旱性气候。

1.2 研究数据

本文构建 SWAT 模型对抚河流域李家渡站与黑河流域莺落霞站的日流量进行模拟,设置预热期为 2010 年,率定期为 2011—2013 年,验证期为 2014—2015 年。构建 SWAT 模型的 DEM、土壤数据、土地利用数据见表 1,降水数据见表 2。2 个研究区在 2010—2015 年间下垫面均未出现重大变化。

表 1 驱动数据来源及说明

Table 1 Sources and descriptions of driven data

数据类型	数据来源	特征说明
DEM	地理空间数据云	ASTER GDEM 数据分辨率 30 m×30 m
土壤	世界土壤数据库 (HWSD)	HWSD 数据空间分辨率 1 km×1 km
土地利用	中国科学院资源环境科学与数据中心	2013 年中国土地利用现状遥感监测数据 1 km×1 km

表 2 降水数据信息

Table 2 Information of precipitation data

降水数据	时间分辨率/h	空间分辨率/(°)	数据来源
CMORPH CMA	1	0.1×0.1	https://data.cma.cn
CMFD	3	0.1×0.1	https://data.tpdc.ac.cn/
CMADS	24	0.125×0.125	http://www.cmads.org/
MSWEP	3	0.1×0.1	http://www.gloh2o.org/

CMORPH CMA 是 Shen 等^[25]根据中国区域 3 万自动气象站观测和 CMORPH 资料研发的一套中国区域质量较高的地面和卫星降水融合产品;CMFD 则以现有的 Princeton 再分析资料、GLDAS 资料、GEWEX-SRB 辐射资料和 TRMM 降水资料为背景场,融合中国气象局常规气象观测数据制作而成^[26];CMADS 是 Meng 等^[27]以 CLDAS 驱动场要素为原始数据,利用数据循环嵌套、重采样和双线性插值等多种技术手段建立的;MSWEP 是一种全球降水产品,融合了站点、卫星和再分析数据,以在每个位置获得最高质量的降水估计^[28]。4 种降水产品中,CMORPH CMA 根据大量自动气象站观测的逐时降水量构建,已被验证具有较高的可靠性^[25],因此,本文选择 CMORPH CMA 降水数据为参照,检验其他降水产品。

1.3 SWAT 模型

SWAT 模型为基于 GIS 技术的流域水文模型,可以对流域内的水文过程、土壤水分平衡、作物生长、土地利用和管理措施、水文污染等多种因素进行定量分析。它考虑了人类活动对流域水文循环的影响,如土地利用变化、灌溉、农业生产等。

基于 SWAT 模型操作指南和前人研究的成果^[29],挑选 26 个参数进行敏感性分析(表 3)。

1.4 自适应降维评估法

为研究严格的参数固定方法、降低基于敏感性分析降维的误差评估计算负荷,Wang 等^[17]开发了一种基于不确定性的自适应降维评估法。该方法主要包含 3 个步骤:拓扑排序、误差指标计算和收敛性检验。

a. 拓扑排序。首先需要设置 bootstrap 重采样的次数 m 以及置信度 β ,然后进行 m 次重采样;再使用敏感性分析方法对每次重采样结果进行分析,得到 m 组参数排序以及每个参数的敏感度分布;再根据 β 和每个参数的敏感度分布计算参数排序的上下界 $R_{ci}=[\{R_{1,1},R_{1,2},\cdots,R_{1,d}\},\{R_{u,1},R_{u,2},\cdots,R_{u,d}\}]$,其中 u 为置信区间的上边界,1 为置信区间的下边界, d 为参数个数;最后,根据拓扑法和 R_{ci} 确定参数的排序和分组。

b. 误差指标计算。根据拓扑排序的结果,计算每个参数组所对应的敏感度低于它的其余参数组重复出现的次数;对满足要求的参数组进行误差量化计算,直至误差 e_i 超过误差阈值 ε 。

c. 收敛性检验。根据 e_i 以及 ε 进一步划分参数组,通过增加敏感性分析样本数量进一步确定可固定参数。

本文选择的敏感性分析方法为 Delta Test^[30]方法,根据 Wang 等^[17]的建议,设置 m 为 100, β 为 0.05, ε 为 10%,初始样本集的大小 N_{start} 为 390,步长为 26。

表3 SWAT模型可调参数取值范围及说明

Table 3 Ranges and descriptions of tunable parameters of SWAT model

编号	参数	文件类别	描述	单位	取值范围
P1	r_CN2	MGT	SCS 径流曲线值		0.5 ~ 1.5
P2	GW_DELAY	GW	地下径流延迟时间	d	0.0 ~ 500.0
P3	ALPHA_BF	GW	基流 α 因子	d ⁻¹	0.0 ~ 1.0
P4	GWQMN	GW	地下水汇入主河道时浅层含水层的水位阈值	mm	0.0 ~ 5000.0
P5	GW_REVAP	GW			0.02 ~ 0.2
P6	REVAPMN	GW	浅层地下水蒸发深度阈值	mm	0.0 ~ 500.0
P7	RCHRG_DP	GW	深层含水层渗透补给比例		0.0 ~ 1.0
P8	r_SOL_AWC	SOL	土壤表层可利用水量	mm	0.5 ~ 1.5
P9	r_SOL_K	SOL	土壤饱和导水率	mm/h	0.5 ~ 1.5
P10	r_SOL_ALB	SOL	湿润土壤反照率		0.01 ~ 0.25
P11	CH_N2	RTE	主河道曼宁系数		-0.01 ~ 0.3
P12	CH_K2	RTE	河道有效渗透系数	mm/h	-0.01 ~ 500
P13	ALPHA_BNK	RTE	基流退水常数		0.05 ~ 1.0
P14	TLAPS	SUB	温度直减率	℃/km	-10.0 ~ 10.0
P15	r_SLSUBBSN	HRU	平均坡长	m	0.5 ~ 1.5
P16	r_HRU_SLP	HRU	平均坡度	m/m	0.5 ~ 1.5
P17	r_OV_N	HRU	坡面流曼宁系数		0.5 ~ 1.5
P18	CANMX	HRU	最大冠层蓄水量	mm	0.0 ~ 100.0
P19	ESCO	HRU	土壤蒸发补偿系数		0.01 ~ 1.0
P20	EPCO	HRU	植物吸收补偿系数		0.01 ~ 1.0
P21	SFTMP	BSN	降雪日的平均空气温度	℃	-5.0 ~ 5.0
P22	SMTMP	BSN	融雪基温	℃	-5.0 ~ 5.0
P23	SMFMX	BSN	6月21日的融雪因子	mm/(℃·d)	0.0 ~ 20.0
P24	SMFMN	BSN	12月21日的融雪因子	mm/(℃·d)	0.0 ~ 20.0
P25	TIMP	BSN	积雪温度滞后系数		0.01 ~ 1.0
P26	SURLAG	BSN	地表径流延滞系数		0.05 ~ 24.0

注:r_表示原参数的乘子系数。

1.5 SCE-UA 优化算法

SCE-UA 优化算法^[31-32]将单纯形算法和遗传算法相结合,并采用竞争进化和复形洗牌的方法,实现对参数空间的高效探索,能够解决较复杂水文模型参数的全局优化问题。算法开始时,引入随机分布的样本点“群”到参数空间中,然后将群体分成几个复合形,每个复合形包含 $2n+1$ 个点(其中 n 为需要优化的参数个数),独立地根据下降单纯形算法进行优化。定期对整个群体重新混合,在产生新的复合形的同时,将旧复合形的信息传递给新的复合形。进化和混合循环进行直到达到收敛准则。

1.6 评价指标

采用的评价指标包括纳什效率系数(NSE)、系统偏差(Bias)、偏差订正后的均方根误差(aRMSE)以及相关系数(r)。NSE 与 r 的理想值为 1,Bias 与 aRMSE 的理想值为 0。

用于自适应降维评估法中误差计算的指标如下:

$$e = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m e_i$$

(1)

式中: e_i 为误差评价值,本文设为 $1-r$; e 为 m 组 e_i 的均值。

2 结果与分析

2.1 4种降水产品的统计检验

由图2可知,抚河流域CMORPH CMA、CMFD和CMADS的降水主要分布在东部,而MSWEP的降水主要集中在中部和东部。在降水量级方面,CMORPH CMA的日均降水量集中在4.4~5.8 mm/d,CMFD集中在4.8~6.0 mm/d,CMADS集中在4.2~5.8 mm/d,MSWEP集中在4.4~6.0 mm/d。由图3可知,黑河流域4种数据的降水主要分布在中部和东南部;在降水量级方面,CMORPH CMA的日均降水量集中在0.6~1.4 mm/d,CMFD集中在0.5~1.3 mm/d,CMADS集中在0.4~1.4 mm/d,MSWEP集中在0.7~1.4 mm/d。

以 CMORPH CMA 数据集为基准,分别使用 Bias、aRMSE 和 r 检验 CMFD、CMADS 和 MSWEP 数据集的精度,结果见图 4~9。抚河流域的 CMFD、CMADS 和 MSWEP 整体高估了日均降水量,其中 CMADS 的系统偏差最小且最稳定,基本维持在 0.2 mm/d 以内。CMFD 在东南部的高估情况最严重,而 MSWEP 在西南部的高估情况最严重,它们的系统偏差均超过 1.2 mm/d。使用 aRMSE 作为指标时,CMADS 的 aRMSE 由北向

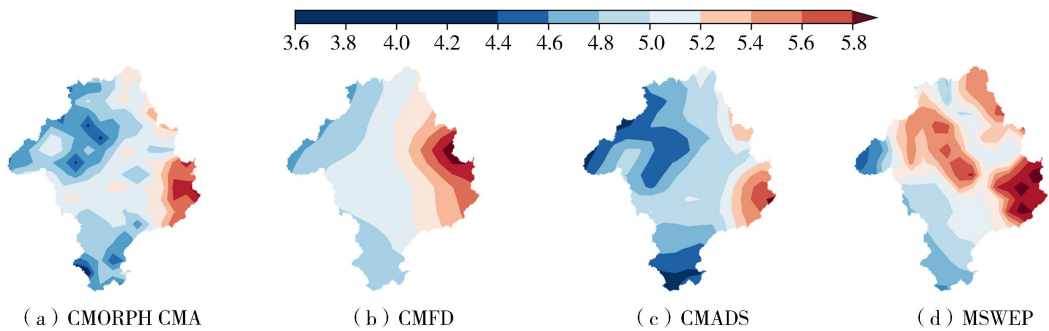


图 2 抚河流域的日均降水分布(单位:mm/d)
Fig.2 Distribution of daily average precipitation in Fuhe Basin(unit:mm/d)

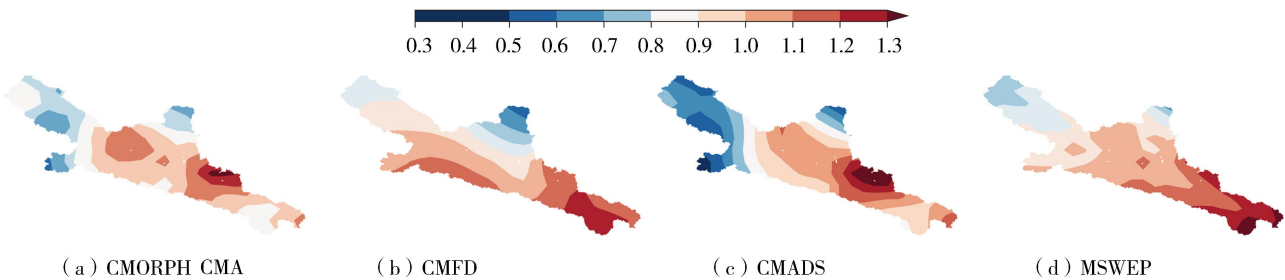


图 3 黑河流域的日均降水分布(单位:mm/d)
Fig.3 Distribution of daily average precipitation in Heihe Basin(unit:mm/d)

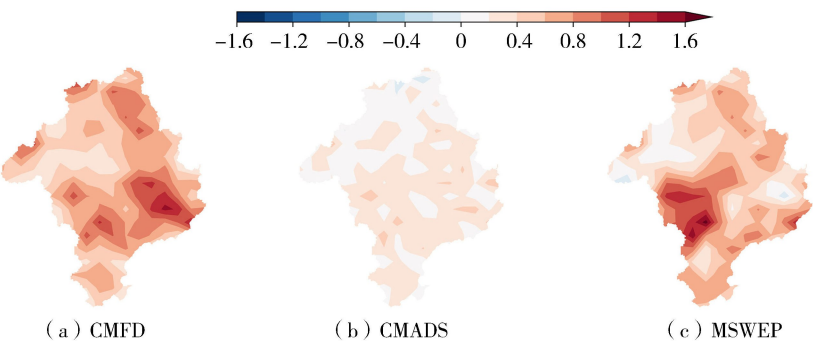


图 4 抚河流域降水产品的 Bias 分布(单位:mm/d)
Fig.4 Distribution of Bias of precipitation products in Fuhe Basin (unit:mm/d)

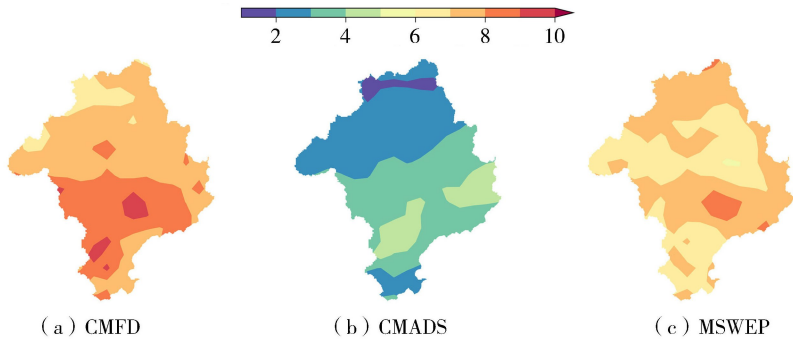


图 5 抚河流域降水产品的 aRMSE 分布(单位:mm/d)
Fig.5 Distribution of aRMSE of precipitation products in Fuhe Basin(unit:mm/d)

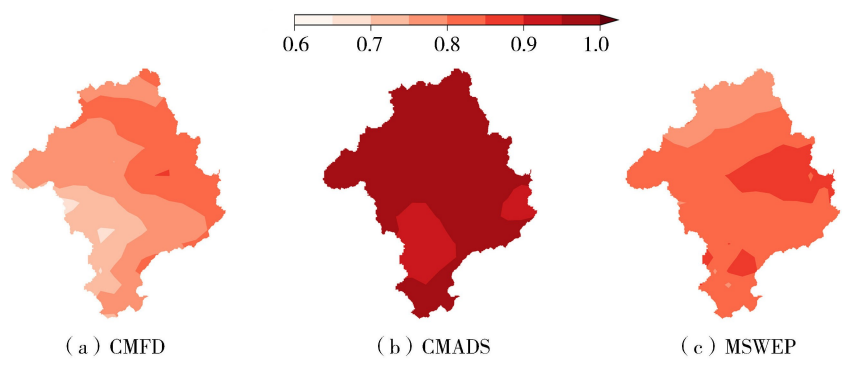


图 6 抚河流域降水产品的 r 分布
Fig. 6 Distribution of r of precipitation products in Fuhu Basin

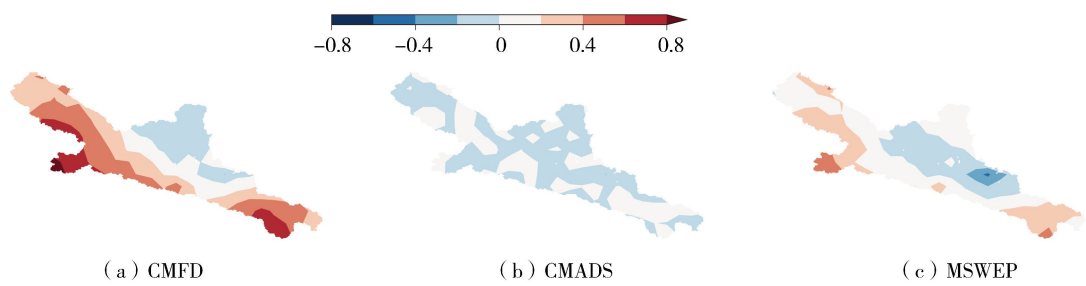


图 7 黑河流域降水产品的 Bias 分布(单位:mm/d)
Fig. 7 Distribution of Bias of precipitation products in Heihe Basin(unit:mm/d)

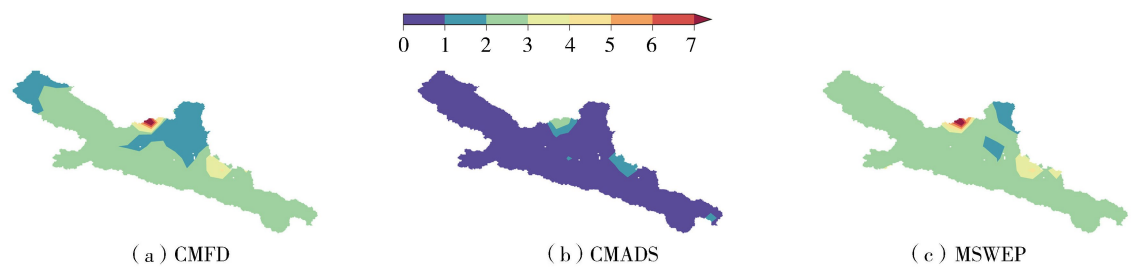


图 8 黑河流域降水产品的 aRMSE 分布(单位:mm/d)
Fig. 8 Distribution of aRMSE of precipitation products in Heihe Basin(unit:mm/d)

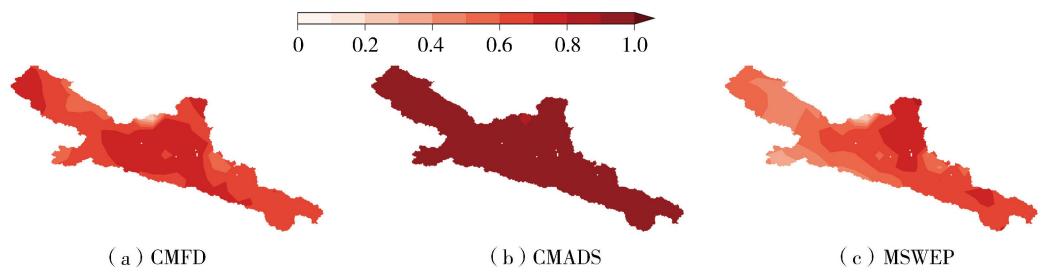


图 9 黑河流域降水产品的 r 分布
Fig. 9 Distribution of r of precipitation products in Heihe Basin

南逐渐增大,分布在 1 ~ 5 mm/d 之间。CMFD 和 MSWEP 的 aRMSE 分布接近,但 CMFD 的 aRMSE 整体上略大,分布在 5 ~ 10 mm/d 之间。相关系数方面,CMADS 表现最佳,整体相关系数都在 0.9 以上,而 CMFD 和 MSWEP 的相关系数较差,但基本达到了 0.65。

黑河流域 CMADS 的偏差最小,在 0.2 mm/d 以内。CMFD 在流域中部和东北部的表现较好,偏差在 0.2 mm/d 以内,但在西南部的表现较差,偏差达到 0.8 mm/d。MSWEP 在流域中部表现较好,偏差在 0.2 mm/d 以内,但在西南和东南部分区域存在一定的高估,偏差达到 0.6 mm/d。使用 aRMSE 作为指标时,CMADS 的表现最佳,大多数分布在 0 ~ 1 mm/d 之间。CMFD 和 MSWEP 的表现相当,aRMSE 分布在 1 ~

4 mm/d 之间,但在流域正北方的部分地区,aRMSE 超过了 7 mm/d。在相关系数方面,CMADS 的相关系数表现稳定,基本上达到了 0.9。CMFD 的相关系数在流域中部表现较好,基本上分布在 0.7~0.8 之间,而 MSWEP 的相关系数较差,分布趋势从西南到东北逐渐增大。

2.2 4 种降水产品的水文适用性

为验证 4 种降水产品在湿润地区(抚河流域)和干旱地区(黑河流域)的应用效果,将这 4 种降水产品作为输入数据,驱动 SWAT 模型进行日流量模拟。同时,采用了 SCE-UA 算法对相同的参数进行优化,获得收敛的 NSE 值。抚河流域率定期的 CMORPH CMA 和 CMADS 的 NSE 均能达到 0.82,而 CMFD 和 MSWEP 的 NSE 分别为 0.70 和 0.75。验证期中,CMADS 的模拟效果最好,其 NSE 为 0.81,而 CMORPH CMA、CMFD 和 MSWEP 的 NSE 值分别为 0.69、0.60 和 0.67。黑河流域率定期 CMORPH CMA、CMFD、CMADS 和 MSWEP 的 NSE 分别为 0.77、0.72、0.76、0.74,其中 CMORPH CMA 和 CMADS 的效果较好,NSE 大于等于 0.76。验证期中,CMORPH CMA 和 CMADS 的模拟效果也相对较好,其 NSE 分别为 0.72 和 0.68,而 CMFD 和 MSWEP 的模拟效果稍差,其 NSE 分别为 0.59 和 0.53。由此可见,在湿润流域和干旱流域中,CMORPH CMA 和 CMADS 的模拟效果均优于 CMFD 和 MSWEP,能够取得更高的目标函数值。

由图 10 可知,4 种降水产品模拟的流量与实测流量大致相同,能够较好地反映流域的径流趋势。CMADS 和 CMORPH CMA 数据的统计指标相似,进行水文模拟的效果也更好,而 CMFD 和 MSWEP 的模拟效果稍差。

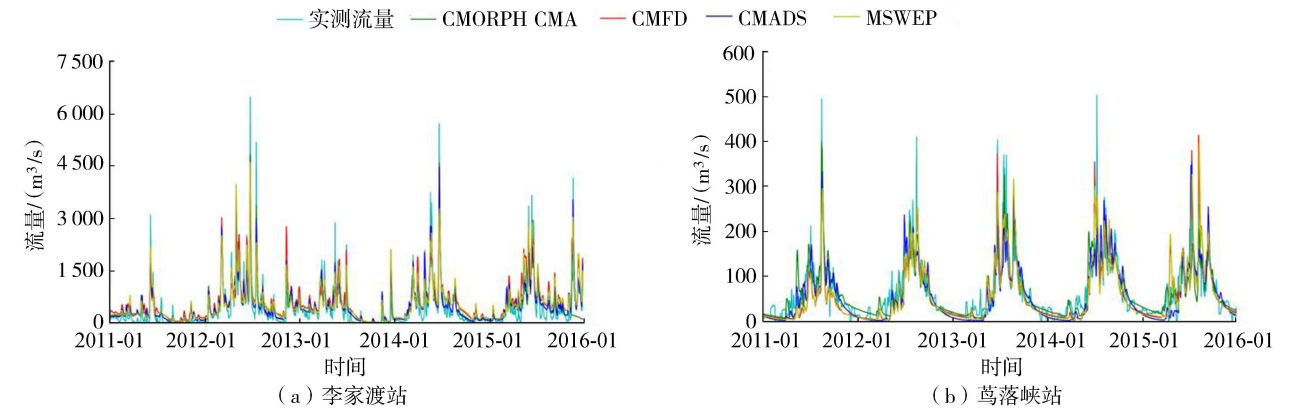


图 10 4 种降水产品的径流模拟结果

Fig. 10 Simulated runoff results of four precipitation products

2.3 基于自适应降维评估法的参数分组结果

表 4 和表 5 为自适应降维评估法收敛性检验后的参数最终分组。①抚河流域。当敏感性分析参数样本扩大到 910 时,4 种降水的后 2 个参数组排序均达到稳定,固定最后一个参数组时(将其固定为模型默认值,下同),4 种降水的误差分别为 8.51%、6.89%、9.35%、6.09%,误差 e_i 均小于误差阈值 10%;固定最后 2 个参数组时,前 3 种降水的误差分别为 33.3%、34.7%、33.8%,均大于误差阈值 10%,因此 CMORPH CMA、CMFD、CMADS 选择前 2 个参数组作为敏感参数,MSWEP 选择第一个参数组作为敏感参数。②黑河流域。当敏感性分析参数样本扩大到 1 170 时,4 种降水的后 2 个参数组排序均达到稳定,固定最后一个参数组时,

表 4 抚河流域 4 种各降水产品基于自适应降维评估法的参数排序

Table 4 Parameter sorting of four precipitation products in Fuhe Basin based on the adaptive method for factor fixing			
降水产品	第 1 级	第 2 级	第 3 级
CMORPH CMA	P13	P1, P12	P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26
CMFD	P1, P13	P12	P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26
CMADS	P13	P1, P12	P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26
MSWEP	P1, P12, P13	P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26	

注:级数越小,参数越敏感。下同。

表5 黑河流域4种降水产品基于自适应降维评估法的参数排序

Table 5 Parameter sorting of four precipitation products in Heihe Basin based on the adaptive method for factor fixing

降水产品	第1级	第2级	第3级	第4级
CMORPH CMA	P1	P4,P7,P9,P13,P16	P2,P3,P5,P6,P8,P10,P11,P12,P14,P15,P17,P18,P19,P20,P21,P22,P23,P24,P25,P26	
CMFD	P1	P9,P13,P7,P16	P2,P3,P4,P5,P6,P8,P10,P11,P12,P14,P15,P17,P18,P19,P20,P21,P22,P23,P24,P25,P26	
CMADS	P1	P4,P7,P9,P13,P16	P2,P3,P5,P6,P8,P10,P11,P12,P14,P15,P17,P18,P19,P20,P21,P22,P23,P24,P25,P26	
MSWEP	P1	P7	P4,P9,P11,P12,P13,P16	P2,P5,P10,P15,P17,P18,P22,P25,P3,P6,P8,P14,P19,P20,P21,P23,P24,P26

4种降水的误差分别为7.96%、8.42%、7.69%、7.30%，均小于误差阈值10%；固定最后2个参数组时，4种降水的误差分别为53.6%、67.9%、58.6%、16.2%，均大于误差阈值10%，因此CMORPH CMA、CMFD、CMADS选择前2个参数组作为敏感参数，MSWEP选择前3个参数组作为敏感参数。

根据表4以及上述分析，抚河流域4种降水产品筛选出的敏感参数一致，但排序存在差异。其中，CMORPH CMA与CMADS对参数的排序与分级完全相同，将参数分为3个组，最敏感的参数组包含一个参数ALPHA_BNK，较为敏感的参数组则包含2个参数。CMFD将参数分为3个组，但最敏感的参数组包含2个参数CN2和ALPHA_BNK，较为敏感的参数组包含1个参数CH_K2。而MSWEP将参数分为2个组，敏感的参数组包含3个参数CN2、CH_K2和ALPHA_BNK。根据表5以及上述分析，黑河流域4种降水产品筛选出的最敏感参数一致，但对其他参数的分级存在差异。其中，CMORPH CMA与CMADS对参数的排序与分级完全相同，将参数分为3个组，最敏感的参数组包含一个参数CN2，较为敏感的参数组则包含5个参数。CMFD将参数分为3个组，较为敏感的参数组包含4个参数，与CMORPH CMA与CMADS相比少了GWQMN。MSWEP将参数分为4个组，第2个组包含一个参数，第3个组包含6个参数。

降水是水文模型最重要的输入之一，不同降水作为模型输入时所筛选的敏感参数数量可能不同。由表4和表5可知，4种降水在抚河流域的敏感参数数量相同，而在黑河流域的数量不同。在黑河流域，CMFD对应5个敏感参数，这5个参数大多与地表径流过程相关；CMORPH CMA与CMADS则多出一个敏感参数GWQMN，该参数反映浅层地下水对降水的响应程度，GWQMN越大，地下水补给的响应越强，径流量越大；MSWEP则又多出2个敏感参数CH_N2和CH_K2，它们分别表示主河道曼宁系数与河道有效渗透系数，影响着河道的汇流速度与河床中径流的损失量。降水输入的不确定性和误差可能会导致敏感参数的取值不确定性增加，从而影响模型的精度和可靠性。具体来说，降水输入的误差会导致模型无法准确地模拟出地下水补给、汇流等水文过程，从而可能引起补偿效应，即模型需要调整一些参数的取值以修正模拟结果，进而导致了敏感参数的变化。CMORPH CMA与CMADS的降水表现相似，故敏感参数的筛选结果也相同；CMFD、MSWEP与CMORPH CMA的降水表现存在差异，因此筛选出的敏感参数也不同。

3 结 论

- a. 统计指标方面,CMORPH CMA与CMADS在抚河流域与黑河流域最相似,而CMFD降水在抚河流域偏高,在黑河流域东北偏低、西南偏高;MSWEP降水在抚河西南部偏高较严重,在黑河流域西南和南部偏高,中部偏低。
- b. 水文适用性方面,4种降水产品均有较好的径流模拟效果。抚河流域CMORPH CMA与CMADS的NSE值达到0.82,CMFD与MSWEP的NSE值分别为0.70和0.75。黑河流域CMORPH CMA与CMADS的NSE值能达到0.76及以上,CMFD与MSWEP的NSE值分别为0.72和0.74。因此,4种降水产品都适用于湿润流域和干旱流域,但CMORPH CMA与CMADS数据质量更高,模拟效果更优。
- c. 在敏感参数方面,不同降水作为模型输入时所筛选的敏感参数可能不同。抚河流域4种降水所筛选的敏感参数相同,但其中部分敏感参数对于4种降水所表现出的敏感度不同。黑河流域4种降水所筛选的敏感参数存在数量上的差异,存在差异的参数有反映浅层地下水对降水响应程度的参数GWQMN、影响着河道汇流速度的参数CH_N2与影响着河床中径流损失量的参数CH_K2。此外,当降水数据表现相近时,其作

为模型输入时所筛选的敏感参数也相似。因此,在进行模型参数不确定性分析时,需要考虑降水质量的影响。

参考文献:

[1] 谷洪钦,刘开磊,刘玉环,等. 综合多源不确定性的洪水概率预报试验[J]. 河海大学学报(自然科学版),2021,49(2):99-104. (GU Hongqin, LIU Kailei, LIU Yuhuan, et al. Experiments on flood probability forecasting accounting for multi-source uncertainty[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2021,49(2):99-104. (in Chinese))

[2] 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 Qينو, 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))

[3] 张珂,周佳奇,张企诺,等. 栅格岩溶分布式水文模型[J]. 水资源保护,2022,38(1):43-51. (ZHANG Ke, ZHOU Jiaqi, ZHANG Qينو, et al. Grid-based karst distributed hydrological model[J]. Water Resources Protection,2022,38(1):43-51. (in Chinese))

[4] 余宇峰,胡健伟,严琳,等. 水文模型的服务化封装方法研究与应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(4):34-41. (YU Yufeng, HU Jianwei, YAN Lin, et al. Research and application of service encapsulation method of hydrological model[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(4):34-41. (in Chinese))

[5] RAZAVI S, JAKEMAN A, SALTELLI A, et al. The future of sensitivity analysis: an essential discipline for systems modeling and policy support[J]. Environmental Modelling & Software,2021,137:104954.

[6] 关雪桦,陈志和,叶智恒. 中山市水资源系统动态模拟与敏感性分析[J]. 水资源保护,2022,38(2):103-111. (GUAN Xuehua, CHEN Zhihe, YE Zhiheng. Dynamic simulation and sensitivity analysis of water resources system in Zhongshan City[J]. Water Resources Protection,2022,38(2):103-111. (in Chinese))

[7] MORRIS M. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments[J]. Technometrics,1991,33(2):161-174.

[8] JEROME H F. Multivariate adaptive regression splines[J]. Annals of Statistics,1991,19(1):1-67.

[9] SOBOL I M. Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates[J]. Mathematics and Computers in Simulation,2001,55(1/2/3):271-280.

[10] TISSOT J Y, PRIEUR C. Bias correction for the estimation of sensitivity indices based on random balance designs[J]. Reliability Engineering and System Safety,2012,107:205-213.

[11] 曾家俊,麦叶鹏,李志威,等. 广州天河智慧城 SWMM 参数敏感性分析[J]. 水资源保护,2020,36(3):15-21. (ZENG Jiajun, MAI Yepeng, LI Zhiwei, et al. Sensitivity analysis of SWMM parameters in Guangzhou Tianhe Wisdom City[J]. Water Resources Protection,2020,36(3):15-21. (in Chinese))

[12] 刘柏君,权锦,杨超慧,等. 基于 SWAT 模型的青海省主要流域径流模拟[J]. 水资源保护,2016,32(6):39-44. (LIU Bojun, QUAN Jin, YANG Chaohui, et al. Simulation of runoff of major basins in Qinghai Province based on SWAT model[J]. Water Resources Protection,2016,32(6):39-44. (in Chinese))

[13] 杨丽萍,邹进,潘锋. 基于 SWAT 模型的盘龙江流域径流模拟[J]. 水资源保护,2015,31(5):19-23. (YANG Liping, ZOU Jin, PAN Feng. Runoff simulation of Panlong River Basin based on SWAT model[J]. Water Resources Protection,2015,31(5):19-23. (in Chinese))

[14] TANG Y, REED P, WAGENER T, et al. Advancing the identification and evaluation of distributed rainfall-runoff models using global sensitivity analysis[J]. Water Resources Research,2007,43(6):W06415.

[15] GOU J J, MIAO C Y, DUAN Q Y, et al. Sensitivity analysis-based automatic parameter calibration of the VIC model for stream flow simulations over China[J]. Water Resources Research,2020,56(1):e2019WR025968.

[16] 孙苗苗,石朋,瞿思敏,等. VIC 模型系统微分响应参数率定方法在大坡岭流域的应用[J]. 中国农村水利水电,2021(12):122-128. (SUN Miaomiao, SHI Peng, QU Simin, et al. Application of the system response parameter calibration method for VIC model in Dapoling Catchment[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2021(12):122-128. (in Chinese))

[17] WANG Q, GUILLAUME J H A, YANG T, et al. Assessing the predictive impact of factor fixing with an adaptive uncertainty-based approach[J]. Environmental Modelling & Software,2022,148:105290.

[18] 马秋梅,熊立华,张验科,等. 分析 TRMM 卫星降水在径流模拟中的输入不确定性[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2020,56(2):298-306. (MA Qiumei, XIONG Lihua, ZHANG Yanke, et al. Multi-source uncertainties in streamflow modeling driven by TRMM satellite precipitation[J]. Journal of Beijing Normal University(Natural Science),2020,56(2):298-306. (in Chinese))

[19] YONG B,REN L L,HONG Y,et al. Hydrologic evaluation of multisatellite precipitation analysis standard precipitation products in basins beyond its inclined latitude band: a case study in Laohahe Basin,China[J]. Water Resources Research,2010,46(7): W07542.

[20] YONG B,HONG Y,REN L L,et al. Assessment of evolving TRMM-based multisatellite real-time precipitation estimation methods and their impacts on hydrologic prediction in a high latitude basin[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres,2012,117(D9): D09108.

[21] 宇婧婧,沈艳,潘阳,等. 中国区域逐日融合降水数据集与国际降水产品的对比评估[J]. 气象学报,2015,73(2): 394-410. (YU Jingjing,SHEN Yan,PAN Yang,et al. Comparative assessment between the daily merged precipitation dataset over China and the world's popular counterparts[J]. Acta Meteorologica Sinica,2015,73(2):394-410. (in Chinese))

[22] 贾玉雪,张奇,曾冰茹,等. 湘江流域多源降水与气温产品组合的径流极值模拟精度评价[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(2):8-16. (JIA Yuxue,ZHANG Qi,ZENG Bingru,et al. Accuracy evaluation of runoff extremum simulation for the product combination of multi-source precipitation and temperature in the Xiangjiang River Basin[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(2):8-16. (in Chinese))

[23] 陈汉清,鹿德凯,周泽慧,等. GPM 降水产品评估研究综述[J]. 水资源保护,2019,35(1):27-34. (CHEN Hanqing,LU Dekai,ZHOU Zehui,et al. An overview of assessments on global precipitation measurement(GPM) precipitation products[J]. Water Resources Protection,2019,35(1):27-34. (in Chinese))

[24] 张婷,高雅,李建柱,等. 流域非点源氮磷污染负荷分布模拟[J]. 河海大学学报(自然科学版),2021,49(1):42-49. (ZHANG Ting,GAO Ya,LI Jianzhu,et al. Distribution simulation of non-point source nitrogen and phosphorus pollution load in watershed[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2021,49(1):42-49. (in Chinese))

[25] SHEN Y,ZHAO P,PAN Y,et al. A high spatiotemporal gauge-satellite merged precipitation analysis over China[J]. Journal of Geophysical Research-Atmospheres,2014,119(6):3063-3075.

[26] HE J,YANG K,TANG W,et al. The first high-resolution meteorological forcing dataset for land process studies over China[J]. Scientific Data,2020,7(1):25.

[27] MENG X Y,WANG H,CHEN J. Profound impacts of the China meteorological assimilation dataset for SWAT model (CMADS) [J]. Water,2019,11(4):832.

[28] BECK H E,WOOD E F,PAN M,et al. MSWEP V2 Global 3-hourly 0.1° precipitation: methodology and quantitative assessment [J]. Bulletin of the American Meteorological Society,2019,100(3):473-500.

[29] 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. (LIU Yongwei,WANG Wen,LIU Yuanbo,et al. Evaluation of the optimization effect of streamflow data assimilation on SWAT model parameters based on the EnKF approach[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2022,50(2):1-10. (in Chinese))

[30] PI H,PETERSON C. Finding the embedding dimension and variable dependencies in time series[J]. Neural Computation,1994,6(3):509-520.

[31] DUAN Q Y,SOROOSHIAN S,GUPTA V. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models[J]. Water Resources Research,1992,28(4):1015-1031.

[32] DUAN Q Y,GUPTA V,SOROOSHIAN S. A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization [J]. Journal of Optimization Theory and Applications,1993,76(3):501-521.

(收稿日期:2023-03-13 编辑:刘晓艳)