

DOI: 10.14042/j.cnki.32.1309.2024.04.004

# 气候变化对 HBV 水文模型参数敏感性和不确定性的影响

马秋梅<sup>1</sup>, 桂绪<sup>1</sup>, 熊立华<sup>2</sup>, 宋文婕<sup>3,4</sup>, 李继清<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学水利与水电工程学院, 北京 102206; 2. 武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室, 湖北 武汉 430072;  
3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101; 4. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049)

**摘要:** 阐明气候变化对流域水文模型参数的影响是分析参数可移植性、预估未来水量平衡组分的基础科学问题。基于 CMIP6 框架下 3 种数据来源 (CNRM、IPSL 和 MRI) 的气象信息, 驱动 HBV 水文模型模拟赣江流域 2015—2100 年的月径流变化, 量化并评估气候变化下控制径流模拟过程典型参数的敏感性和不确定性。研究结果表明: ① 未来降水增多或减少比持平情况下模型参数敏感性整体更高, 其中土壤模块 (计算土壤蒸发和含水量) 参数敏感性最高; ② 区分年内丰枯期与全年平均结果相比, 响应模块 (划分各径流组分) 参数敏感性更高、未来增幅更大, 且未来降水增多或减少均会使枯水期土壤模块和响应模块参数的敏感性增高, 表明降水量及其年内分配会影响模型参数敏感性; ③ 随机扰动响应模块参数导致的径流不确定性最大 (贡献超 50%), 特别是未来降水增多情景下 (超 70%), 因此, 若未来气候变化使径流组分 (快速、慢速流比例) 大幅变化, 需重点关注该模块参数。

**关键词:** 水量平衡; 水文模型; 气候变化; CMIP6; 水循环过程模拟

**中图分类号:** P33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-6791(2024)04-0556-13

近百年来全球气候系统经历着显著的变化, 不同程度地改变了水文循环过程, 所引起的水文效应问题受到国内外学者的广泛关注, 了解未来气候变化带来的影响是决策者制定适应性措施的基础<sup>[1-3]</sup>。水文模型作为分析区域径流、水量平衡组分及洪水风险的有力工具, 已被广泛应用于研究气候变化对流域水文过程的影响。如 Schnorbus 等<sup>[4]</sup>和肖恒等<sup>[5]</sup>分别利用 VIC 模型研究加拿大不列颠哥伦比亚流域和中国北江、郁江等流域径流对气候变化的响应; Dessu 等<sup>[6]</sup>和 Zhang 等<sup>[7]</sup>利用 SWAT 模型分别探究气候变化对尼罗河和辉发河流域径流的影响。已有研究在率定模型时, 通常假定水文模型参数在不同的气候条件下保持稳定<sup>[8-9]</sup>, 更多着眼于降水、气温和蒸发等气象输入变量对径流的影响, 而缺乏气候变化对水文模型参数影响的关注。

在全球气候变化更为广泛、快速和强烈的背景下, 众多流域或区域的水文参数正从“非时变”向“时变”转化, 揭示流域产汇流特征属性的水文模型参数在不同气候条件下敏感性存在差异, 而模型参数敏感性和不确定性分析对于降低参数维度、提升模型精度至关重要。不考虑水文模型参数对气候变化的响应已成为阻碍水文模型预估未来水文情势的重要因素<sup>[10-12]</sup>。Vaze 等<sup>[13]</sup>认为在气候变化背景下, 只有未来年均降水变幅不超过 15% 时, 率定的参数才能用于未来研究; Bastola 等<sup>[14]</sup>认为当未来时期径流变幅小于率定期的 10% 时, 参数引起的径流不确定才可以忽略。另有研究表明, 反映流域水文物理性质的水文模型参数在不同气候条件下敏感性存在差异<sup>[15]</sup>, 例如, 与无降雪的热带集水区相比, 在降水以降雪为主的寒带集水区, 积雪参数的敏感性更高。近年有部分学者基于国际耦合模式比较计划 (CMIP)、SAFRAN 等数据探究 VIC、SWAT 等水文模型参数对气候变化的响应<sup>[16-17]</sup>。HBV 水文模型因其结构简单、参数物理意义明确, 被广泛应用于全球多个流域或区域的科研与工程建设中, 但已有研究对其参数的敏感性和不确定性分析几乎均是在实测数据驱动

收稿日期: 2024-01-12; 网络出版日期: 2024-07-31

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/32.1309.P.20240730.1618.007>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (U2240201); 中央高校基本科研业务费专项经费资助项目 (2023MS075)

作者简介: 马秋梅 (1988—), 女, 河北衡水人, 副教授, 博士, 主要从事流域水文模拟、遥感水文应用、水电站水库调度等方面研究。E-mail: qiumeima@ncepu.edu.cn

通信作者: 熊立华, E-mail: xionglh@whu.edu.cn

下进行的<sup>[18-19]</sup>。

本文基于 CMIP6 框架下 3 种数据源 (CNRM、IPSL、MRI) 的气象数据, 驱动 HBV 水文模型模拟赣江流域历史 (2015—2020 年) 和未来 (2021—2100 年) 时期的月径流变化, 分别采用改进的 Morris 筛选法和基于 Monte-Carlo 的不确定性分析法量化径流模拟过程典型参数的敏感性和不确定性, 分析比较未来不同时段、丰枯期典型参数敏感性的变化规律及可能成因, 揭示水文模型参数敏感性和不确定性对气候变化的响应。

## 1 研究区域和数据

赣江流域位于长江中下游南岸 (24°31'N—28°45'N、113°34'E—116°38'E), 是鄱阳湖流域最大的子流域, 集水区面积为 81 158 km<sup>2</sup>, 占江西省总面积的 50%。赣江流域属亚热带季风气候, 气候温和, 多年平均气温约为 18 ℃, 雨量充沛, 多年平均降水量约为 1 600 mm, 其中 4—9 月为丰水期, 降水集中, 占全年降水总量的 60% 以上。流域内海拔范围为 12~2 029 m, 地貌较为复杂, 以山地丘陵为主, 沿赣江流向自南向北呈阶梯状分布。气候在空间上受地形落差影响, 气温南高北低、日照东多西少、中游降水最少; 时间上, 流域受季风气候的影响, 降水季节分配不均, 呈现“春夏多、秋冬少”的形势<sup>[20]</sup>。赣江发源于赣、闽交界处的武夷山脉, 全长为 766 km (图 1)。

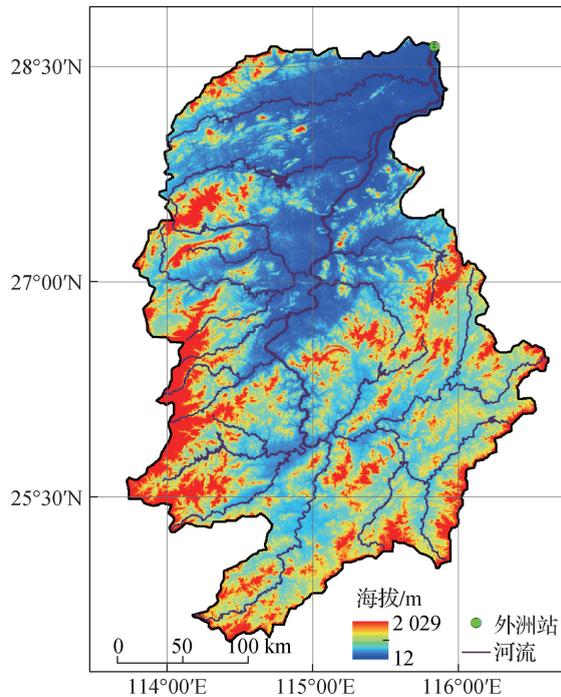


图 1 赣江流域地形及水系

Fig. 1 Topography and water system map of Ganjiang River basin

本文使用的模式数据为第六次国际耦合模式比较计划 (CMIP6) 预估的 2015—2100 年降水、气温和蒸散发数据集, CNRM、IPSL 和 MRI 3 套数据集分别由法国国家气象研究中心、法国国家科学研究中心和日本气象厅气象研究所开发。3 套数据集的时空分辨率和用途见表 1, 每套数据集中包含 3 个 SSP 排放情景 (SSP126、SSP245 和 SSP460), 描述未来不同发展路径下气候变化结果。用流域出水口外洲站 2015—2020 年的日径流资料, 以及同时期流域内地面实测的降水、气温和蒸发数据, 验证 HBV 模型在赣江流域的适用性。同时, 选用 R 语言自带的 *qmap* 函数包, 以流域内实测降水为基准, 对 3 套数据集的降水进行偏差校正。通常认为模拟降水的频率分布与观测降水一致, 构建实测降水数据和上述 3 套数据集 (每套数据有 3 个 SSP 情

景)降水的累积分布函数(CDF),根据实测降水的CDF去校正气候模式降水值的CDF,即把每个气候模式降水值映射到观测值CDF曲线的对应分位数上,并采用站点降水总量对频率订正后的气候模式降水数据进行验证<sup>[21]</sup>。

表1 赣江流域基本水文气象资料

Table 1 Basic hydrometeorological data of Ganjiang River basin

数据类型	数据来源	站点	资料年份	时间分辨率	空间分辨率	用途
降水	站点实测数据	流域内水文、气象站	2013—2020年	1 d	—	验证模型的适用性;校正各模式预测降水
	CNRM				$1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$	构建研究区各数据源驱动下的HBV水文模型,探究气候变化下模型参数敏感性与不确定性
	IPSL	CMIP6	2015—2100年	1 d	$2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$	
MRI				$2.0^{\circ} \times 2.0^{\circ}$		
气温	CNRM				$1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$	模型参数敏感性与不确定性
	IPSL	CMIP6	2015—2100年	1 d	$2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$	
	MRI				$2.0^{\circ} \times 2.0^{\circ}$	
蒸散发	IPSL	CMIP6	2015—2100年	1个月	$2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$	
径流量	站点实测数据	外洲站	2013—2020年	1 d	—	率定、验证模型参数

## 2 模型与方法

以2015—2020年的实测降水、气温、蒸散发和径流数据为模型输入,以流域出水口外洲站实测径流序列为率定目标,使用GAP广义指派算法优化模型参数,验证构建的赣江流域水文模型在历史时期的适用性。分别以历史时期CNRM、IPSL、MRI的气候数据为模型输入,率定各SSP情景下的模型参数,模拟预估2015—2100年的月径流序列。采用改进的Morris分类筛选法,量化评估未来不同气候情景下8个典型参数的敏感性,运用基于Monte-Carlo的不确定性分析法量化评估各参数在其先验区间内随机扰动给径流模拟带来的不确定性。

### 2.1 水量平衡模型构建

HBV水文模型是基于数字高程模型(DEM)划分子流域的概念水文模型<sup>[22]</sup>,模型基于降水、气温和潜在蒸散量估算各单位径流量,根据流域水系拓扑结构确定各子流域自产流到汇流至流域出水口的时间,进一步根据汇流时间叠加总流域产流量,形成流域出水口的径流过程。经验证,模型在不同的气候条件和流域尺度上具有很强的适用性,且输入数据的简化对于模型模拟精度造成的影响可以忽略。本文使用由苏黎世大学地理系开发的HBV-light-GUI简化版模型,版本号为4.0.0.23。模型由融雪模块、土壤模块、响应模块和河网汇流模块4部分组成,各模块的参数及其含义如表2所示。

表2 HBV水文模型各模块参数及其含义

Table 2 Parameters of each module of the HBV hydrological model and the meaning of the parameters

模块名称	参数/单位	含义	模块名称	参数/单位	含义
融雪模块	$T_T/^{\circ}\text{C}$	阈值温度	响应模块	$K_0/\text{d}$	地表径流消退系数
	$L_p/\text{mm}$	潜在蒸散发阈值		$K_1/\text{d}$	壤中流退水系数
土壤模块	$F_c/\text{mm}$	土壤田间持水量		$K_2/\text{d}$	基流退水系数
	$\beta$	降水对径流的贡献率	$P_{\text{ERC}}/(\text{mm}/\text{d})$	渗透速率	

## 2.2 改进 Morris 敏感性分析方法

Morris 分类筛选法是目前应用较广的一种基于筛选分析的全局分析方法<sup>[23]</sup>,其原理是在其他参数保持不变的基础上,“筛选”一个参数在其先验区间内随机扰动,分析该参数扰动对目标函数值的影响。改进的 Morris 分类筛选法则将参数以固定步长增减,将多次扰动计算所得平均值作为参数的敏感度指数( $S$ )。采用 Lenhart 等<sup>[24]</sup>和 Knighton 等<sup>[25]</sup>划分的敏感性评估等级,如表 3 所示。

$$S_i = \left| \frac{(Y_{i+1} - Y_i)/Y_0}{(P_{i+1} - P_i)/(n-1)} \right| \quad (1)$$

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} S_i \quad (2)$$

式中: $S_i$ 为第*i*次运行时的参数敏感度指数; $Y_i$ 和 $Y_{i+1}$ 分别为模型第*i*次和*i+1*次运行输出值; $Y_0$ 为参数率定后计算结果初始值; $P_i$ 和 $P_{i+1}$ 为第*i*次和*i+1*次模型运算参数值相对于率定值的比率; $n$ 为模型运行次数。

## 2.3 Monte-Carlo 随机模拟法量化参数不确定性

基于 Monte-Carlo 法量化参数不确定性是一种用于评估模型参数扰动引起输出结果不确定性的方法,可以量化流域水文模型中参数间复杂的非线性和交互作用给径流模拟带来的不确定性,能提供全面的模型参数不确定性贡献评估。本文分析 HBV 水文模型中的 8 个典型参数,在其先验区间内用 Monte-Carlo 采样法随机取 1 000 组参数进行模拟,并以 97.5% 置信区间筛选流量,计算各参数扰动导致的径流不确定性:

$$U_i = \frac{\sum_{t=1}^n (x_{u(t,i)} - x_{d(t,i)})}{\sum_{t=1}^n (y_{u,t} - y_{d,t})} \quad (3)$$

$$B_i = \frac{U_i}{\sum_{i=1}^8 U_i} \quad (4)$$

式中: $U_i$ 为单一参数扰动引起的径流不确定性; $x_{u(t,i)}$ 和 $x_{d(t,i)}$ 分别为第*i*个参数扰动时*t*时刻输出流量 97.5% 置信区间的上、下界,  $\text{m}^3/\text{s}$ ;  $y_{u,t}$ 和 $y_{d,t}$ 分别为所有参数扰动时*t*时刻输出流量 97.5% 置信区间的上、下界,  $\text{m}^3/\text{s}$ ;  $B_i$ 为扰动单个参数引起的径流相对不确定性。

## 2.4 模拟效果的统计评价方法

采用纳什效率系数( $E_{NS}$ )、Kling-Gupta 系数( $E_{KG}$ )和相对偏差( $D_R$ )3 个统计指标对径流的模拟精度进行评价。 $E_{NS}$ 和 $E_{KG}$ 是标准化的统计量,用来度量径流的模拟效果; $D_R$ 用来衡量模拟径流与实测径流的流量误差。 $E_{NS}$ 和 $E_{KG}$ 越接近 1、 $D_R$ 越接近 0,模型的模拟效果越好。

# 3 结果与讨论

## 3.1 模型适用性验证及不同 SSP 情景下径流预估

降水作为湿润地区径流的主要来源,对流域径流量起着决定性作用。降水量变化是气候变化的直接反映,图 2 描述了不同数据源(CNRM、IPSL、MRI)未来时期多年月平均降水量的变化,可以看出不同数据源的降水量差异显著,MRI(SSP245、SSP460)和 CNRM 未来的降水将增多,其中 6 月降水量增幅超过 50%;MRI-SSP126 未来降水量与历史时期几乎持平;IPSL 数据源的降水未来则较历史时期减少超过 10%。3 种数

表 3 敏感度级别划分

Table 3 Classification of sensitivity levels

$S$	敏感性级别
$0 \leq S < 0.05$	不敏感
$0.05 \leq S < 0.20$	低敏感
$0.20 \leq S < 1.00$	中敏感
$S \geq 1.00$	高敏感

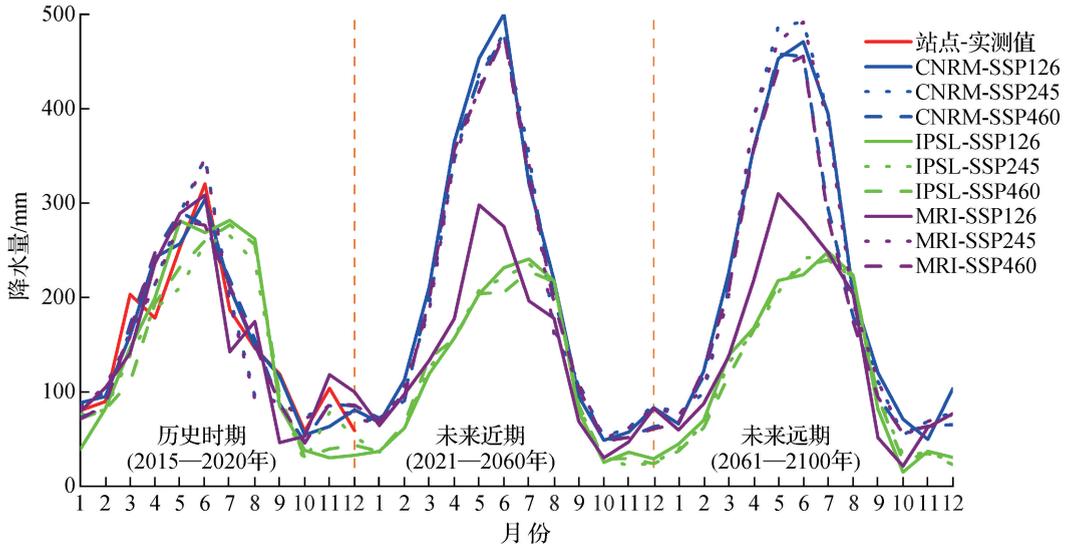


图2 历史时期实测及不同来源校正后的多年月平均降水比较

Fig. 2 Comparison of measured and corrected multi-year average monthly rainfall from different sources during the historical period

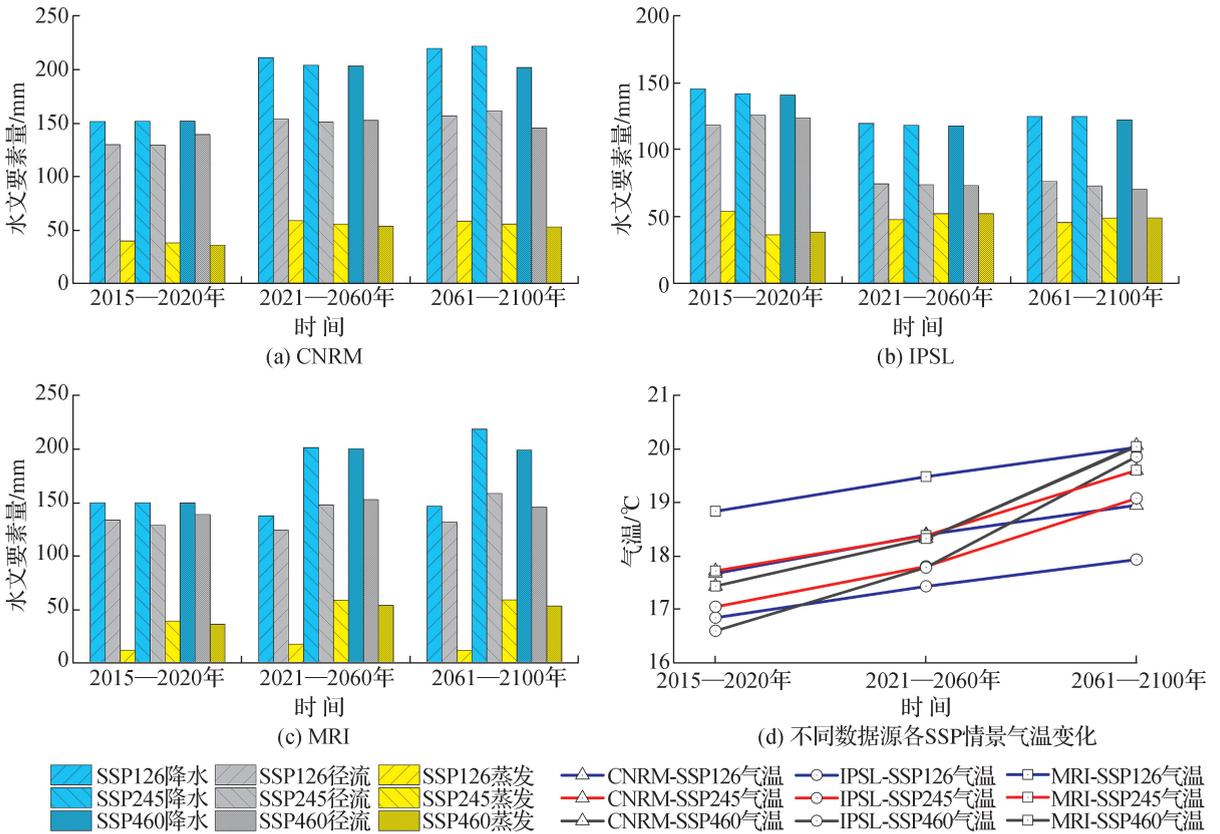


图3 各数据源3种SSP情景下不同时期多年月平均水量平衡组分和多年平均气温变化

Fig. 3 Changes in multi-year monthly average water balance components and multi-year average temperature over different periods under three SSP scenarios for each data source

据源不同 SSP 情景下多年月平均水量平衡组分变化如图 3 所示,未来时期 MRI(SSP245、SSP460)和 CNRM 多年月平均径流增加 5 ~ 30 mm(增幅为 5% ~ 20%),IPSL 多年月平均径流减少 45 ~ 55 mm(降幅约为 30%),MRI-SSP126 几乎保持不变,这与降水量的变化一致;未来时期,各数据源的气温普遍增加 0.2 ~ 3.2 °C,SSP245 和 SSP460 情景下的蒸发量增大,而 SSP126 情景下蒸发量则表现为 CNRM 数据源蒸发增加 5 ~ 15 mm、IPSL 减小 5 ~ 10 mm、MRI 在一定范围内波动。各时期(历史、未来近期、未来远期)水量平衡组分满足水量平衡关系。

选定 2015—2018 年为率定期,2019—2020 年为验证期,验证模型在赣江流域的适用性。历史时期模拟与实测的径流序列如图 4(a)所示,二者高度重合, $E_{NS}$ 为 0.82, $E_{KG}$ 为 0.85, $D_R$ 为 1.2%,表明构建的模型在赣江流域具有较强适用性。将 3 种数据源不同 SSP 情景下的气象数据输入模型,径流模拟结果如图 4(b)—图 4(d)所示,IPSL 数据源模拟得到的径流小于实测值,而 CNRM 和 MRI 高于实测径流,这与历史时期 CNRM 和 MRI 降水较实测值多而 IPSL 降水较实测值低一致。3 种情景下降水—径流趋势与实测趋势一致,历史时期(2015—2020 年)实测降水—径流的相关性系数为 0.82,3 套数据集 SSP126、SSP245 和 SSP460 情境下的降水—径流相关性系数为 0.80 ~ 0.95,普遍高于历史时期的 0.82,模拟径流与实测径流差异应是由历史时期降水差异导致的。

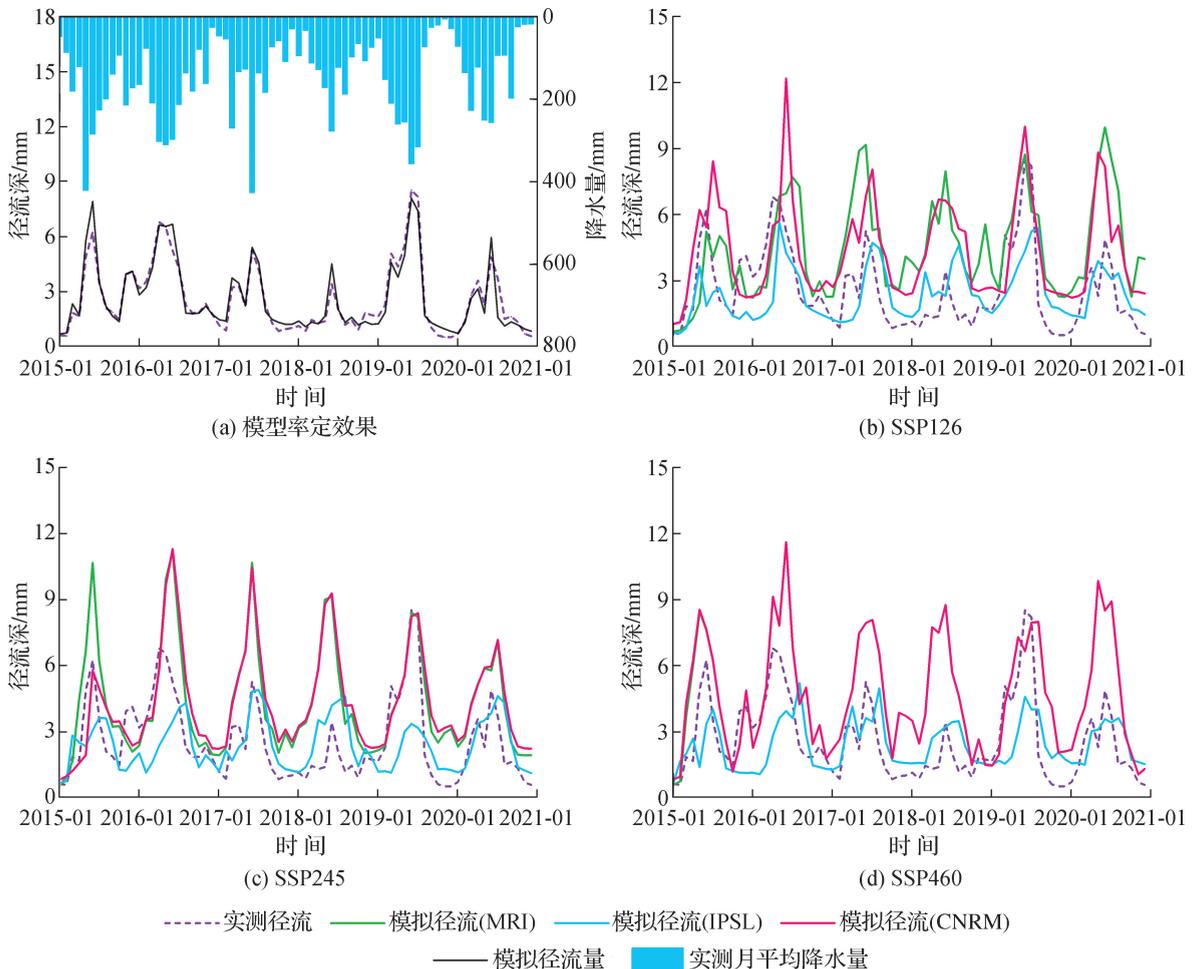


图4 模型率定效果和历史时期3种SSP种情景下模拟月平均径流深比较

Fig.4 Model calibration results and comparison of simulated monthly average runoff depths for three SSP scenarios during the historical period

### 3.2 敏感性指数随参数值的动态变化分析

气候变化中降水与蒸发的改变对天然流域各水量平衡组分含量及占比起着决定性作用,在3.1节中提到,3套数据集内各SSP情景间降水、蒸发和气温变幅较小,不能涵盖未来降水可能的变化趋势(增多、减少和与历史持平)。未来不同数据集各SSP126情景间的降水、蒸发差异最显著,能代表未来不同的气候趋势(重点表现在降水上)。因此,参照Li等<sup>[26]</sup>和韩铭洋等<sup>[27]</sup>利用Morris方法探究水文模型参数敏感性时选取的先验区间和扰动步长,在此以10%为步长、在±50%范围内扰动,分析CNRM-SSP126、IPSL-SSP126和MRI-SSP126情景下8个典型参数的敏感性随参数值的动态变化,结果如图5和图6所示。为更好地反映参数敏感性对气候变化的响应、提高参数敏感性评估精度,还对各年划分了丰水期(4—9月)和枯水期(10月至次年3月)。

不区分丰枯期时,参数 $F_c$ 、 $K_0$ 、 $\beta$ 、 $K_2$ 在其先验区间内的敏感性随参数值增加显著降低。未来不同数据集SSP126情景下 $F_c$ 、 $K_0$ 、 $\beta$ 、 $L_p$ 等参数的敏感性表现为IPSL > CNRM > MRI,表明未来降水增多(CNRM-SSP126)或减少(IPSL-SSP126)都将增大参数的敏感性且降水减少带来增幅可能更大; $K_2$ 和 $T_1$ 在不同情景和丰枯期的敏感性均较低且差异都不大,主要是由于 $K_2$ 控制的深层地下水层对径流贡献量小且稳定,此外赣江流域属亚热带季风气候区,年均气温高达18℃,融雪对径流影响可以忽略。未来降水变化一致时,参数 $F_c$ 、 $K_0$ 、 $K_1$ 、 $L_p$ 、 $K_2$ 、 $P_{\text{ERC}}$ 在先验区间内的敏感性均较各自情景下历史时期低,参数 $\beta$ 的敏感性未来将上升,这表明参数敏感性除受降水外可能还受气温等因素影响。

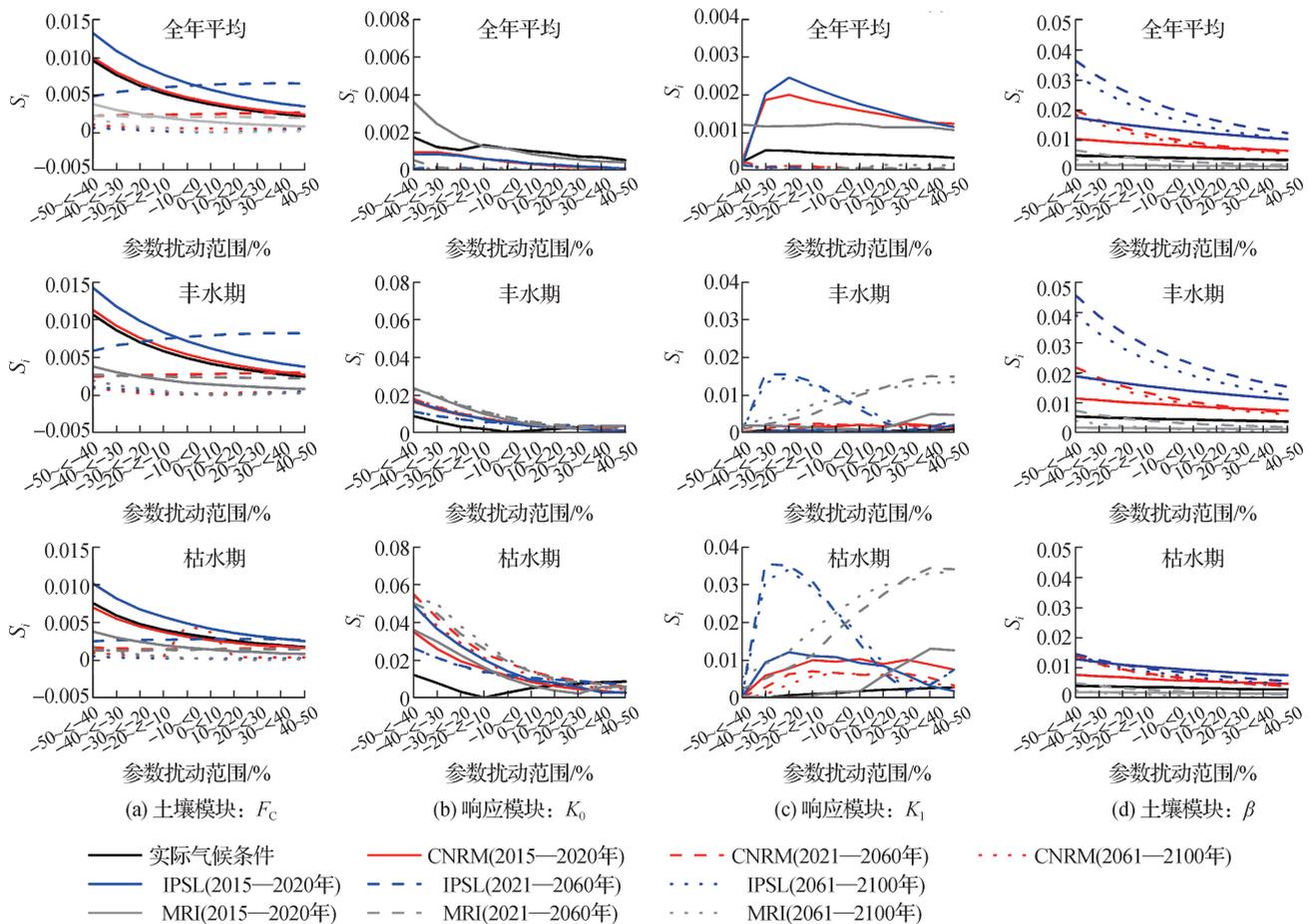


图5 典型参数( $F_c$ 、 $K_0$ 、 $K_1$ 和 $\beta$ )的 $S_i$ 随参数值的动态变化

Fig. 5 Dynamics of sensitivity indices ( $S_i$ ) of typical parameters ( $F_c$ ,  $K_0$ ,  $K_1$  and  $\beta$ ) with parameter values

区分丰枯水期来看,  $K_1$  和  $P_{ERC}$  均较不区分时敏感性更高、规律更复杂, 其余的6个参数在其先验区间内的敏感性变化趋势与不区分丰枯期保持一致, 其中土壤模块参数在丰水期敏感性高于枯水期, 响应模块(除  $K_2$  外)则相反。参数  $F_c$  和  $\beta$  都是反映土壤蓄水能力的参数, 丰水期土壤含水量较高, 二者变化对于径流的影响大于枯水期, 相应的敏感性也就更高, 此外, 丰水期降水的增加还使土壤中毛管水水位上升,  $L_p$  的敏感性也相应增加; 枯水期补充上层水库的降水减少, 控制上层水库对径流贡献度的主要参数变为  $K_0$ 、 $K_1$  和  $P_{ERC}$ , 因而其在枯水期具有更高的敏感性。这表明丰枯期主要敏感参数不同, 未来若气候变化使年内降水分配更不均匀、流域调蓄能力改变会增加部分参数的敏感性( $L_p$ 、 $F_c$ 、 $\beta$  与土地利用类型有关<sup>[28]</sup>)。

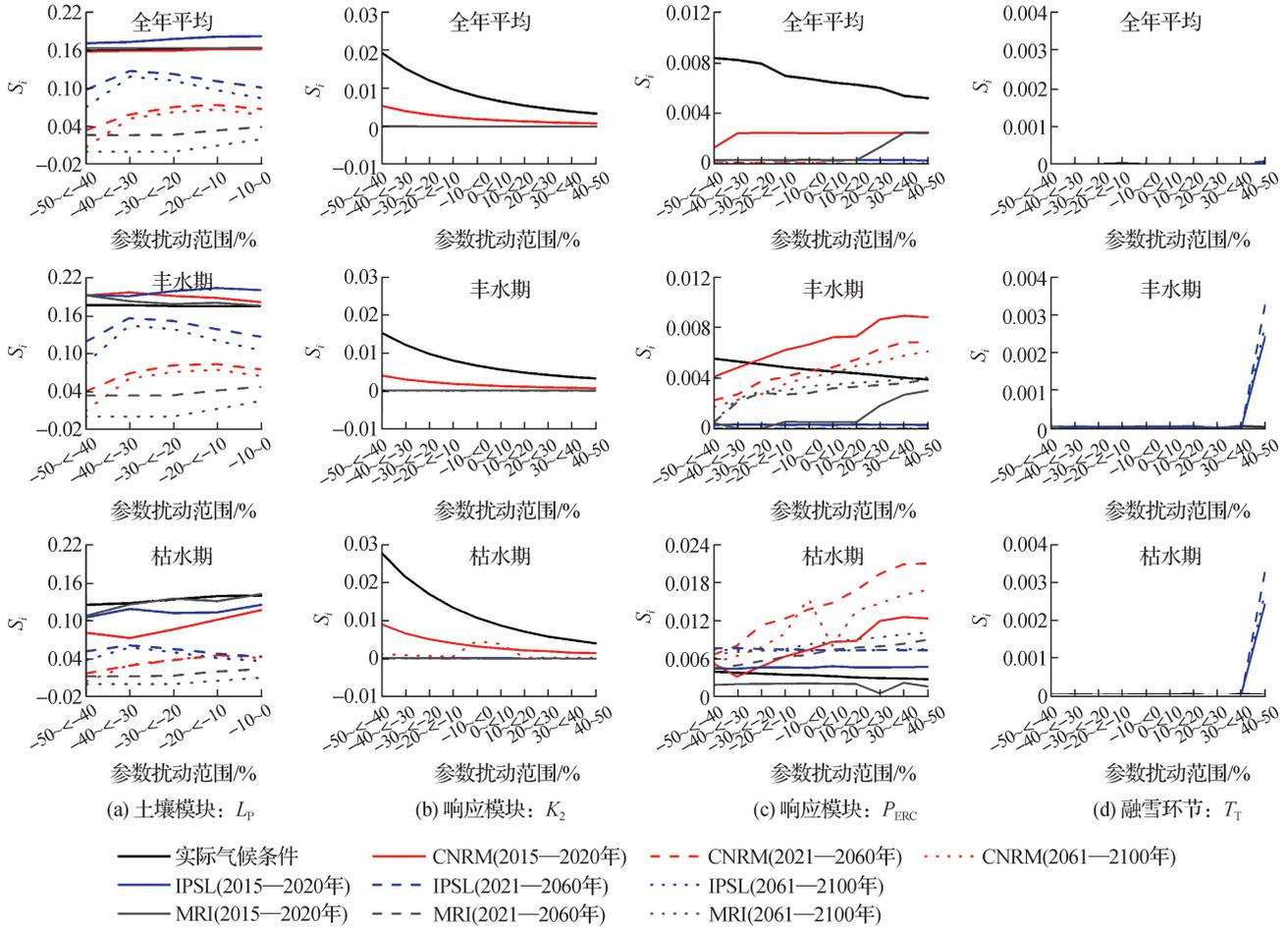


图6 典型参数( $L_p$ 、 $K_2$ 、 $P_{ERC}$ 和 $T_T$ )的敏感性指数 $S_i$ 随参数值的动态变化

Fig. 6 Dynamics of sensitivity indices ( $S_i$ ) of typical parameters ( $L_p$ ,  $K_2$ ,  $P_{ERC}$  and  $T_T$ ) with parameter values

### 3.3 参数敏感性在历史和未来时期动态变化分析

在不同数据集(CNRM、IPSL和MRI)对应的3个SSP情景下, 根据式(3)和式(4)计算得到各参数的敏感度指数, 并绘制图7和图8。

研究期内不区分丰枯期时土壤模块参数敏感性最高, 呈现  $S_{L_p} > 0.1 > S_{\beta} > 0.05 > S_{F_c}$  关系, 其中  $L_p$  和 IPSL 数据源的  $\beta$  参数在未来时期敏感性指数普遍大于 0.2, 属中敏感性参数; 3 个参数中  $\beta$  在未来时期敏感性将增加, 而  $F_c$  和  $L_p$  则相反。这是由于径流变化的主导因素是气候要素中的降水和气温, 而位于季风气候区的赣江流域年内降水量、气温变化较大, 气温、降水显著影响着由  $L_p$  控制的蒸散发环节,  $\beta$  则是解释降水—径流转化的参数,  $F_c$  作为土壤最大含水量间接影响着流域的蒸散发及产流过程, 因此土壤模块参数在

径流产生过程中敏感性较其他模块参数更高。分别对比图7和图8中全年平均的参数敏感性,可以看出未来IPSL数据源对应参数 $\beta$ 和 $L_p$ 的敏感性( $S > 0.2$ )远大于CNRM和MRI数据源的参数敏感性, MRI(SSP245、SSP460)和CNRM数据源的上述2个参数敏感性相近且远高于MRI-SSP126情景下的敏感性,表明未来降水减少或增多相较于与历史时期持平时参数 $\beta$ 和 $L_p$ 的敏感性更高,且降水减少对二者敏感性带来的影响更大。

未来降水增加或减少会显著增加枯水期土壤模块和响应模块参数的敏感性,且 $K_0$ 参数在丰水期和枯水期的敏感性增幅显著。未来降水量与历史时期持平时,响应模块参数的敏感性为丰水期 > 枯水期 > 全年平均(不区分年内丰枯期),土壤模块参数( $L_p$ 除外)敏感性为枯水期 > 丰水期 > 全年平均;未来降水增加或减少情况下,响应模块参数的敏感性变为枯水期 > 丰水期 > 全年平均,土壤模块参数( $L_p$ 除外)敏感性变为丰水期 > 全年平均 > 枯水期,各SSP情景参数 $L_p$ 敏感性从丰水期到枯水期平均降低0.1~0.2。

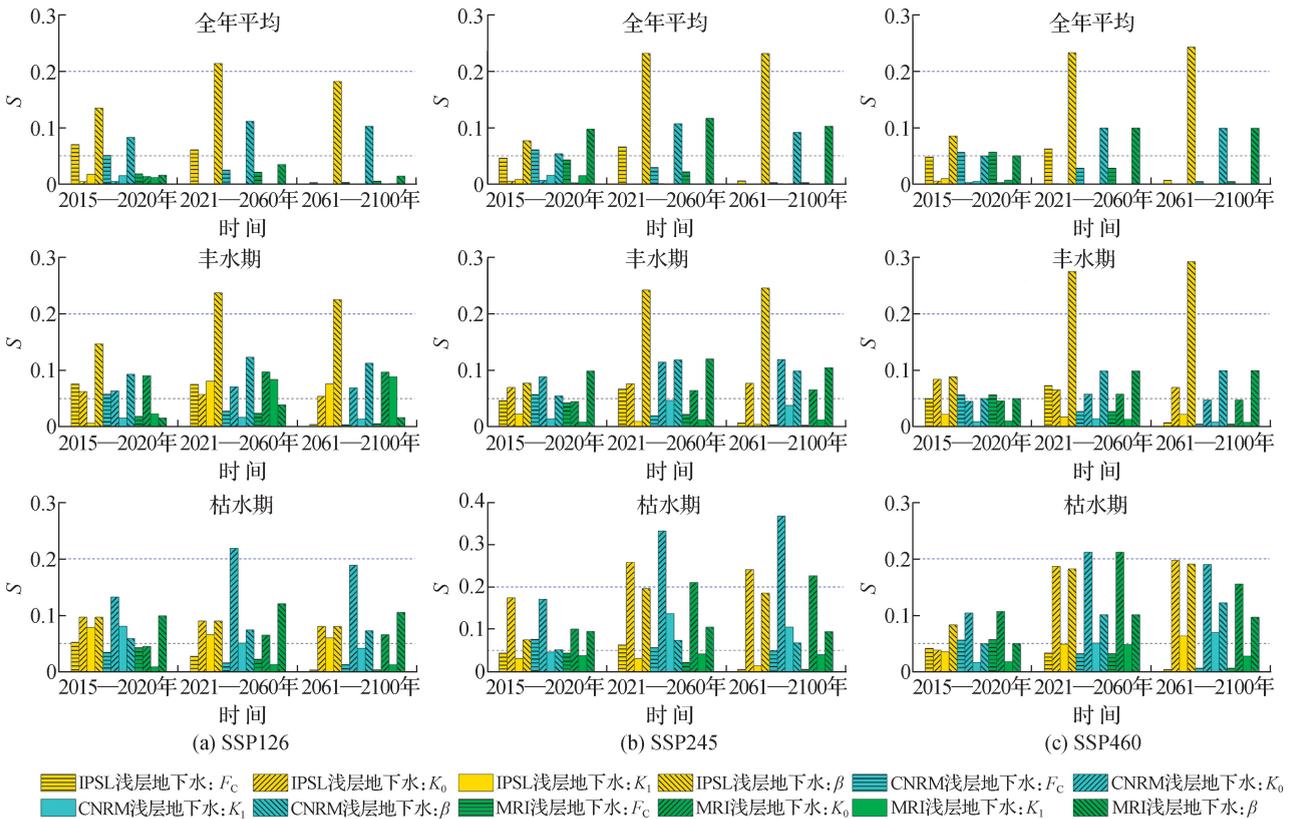


图7 CNRM、IPSL和MRI 3种数据源典型参数( $F_c$ 、 $K_0$ 、 $K_1$ 和 $\beta$ )敏感性指数的动态变化

Fig.7 Sensitivity dynamics of typical parameters ( $F_c$ ,  $K_0$ ,  $K_1$  and  $\beta$ ) for the three data sources CNRM, IPSL and MRI

### 3.4 参数对径流模拟的不确定性分析

为探究气候变化背景下水文模型参数不确定性对未来径流模拟的影响,利用 Monte-Carlo 采样器在参数先验区间用随机采样的方法分别扰动单个参数和所有(8个)参数,模拟得到扰动单个参数和所有参数的径流序列,以式(3)和式(4)估算各参数扰动对未来径流模拟不确定性的贡献。如图9所示,3套数据集各SSP情景下,控制总径流中快速流和慢速流比例的响应模块对未来径流模拟的不确定性贡献最大(超过50%)。未来降水增多时,响应模块对径流模拟的不确定性平均贡献超过70%,其中 $P_{ERC}$ 和 $K_0$ 的影响最显著,二者总贡献超过50%;未来降水增多较降水减小情景,响应模块参数的不确定性贡献率平均高出约15%。若未来气候变化致使各径流组分比例显著改变,尤其是在未来降水增多的情景下,利用水文模型预估水量平衡组分、探讨参数非平稳性和可移植性时需重点关注该模块参数。

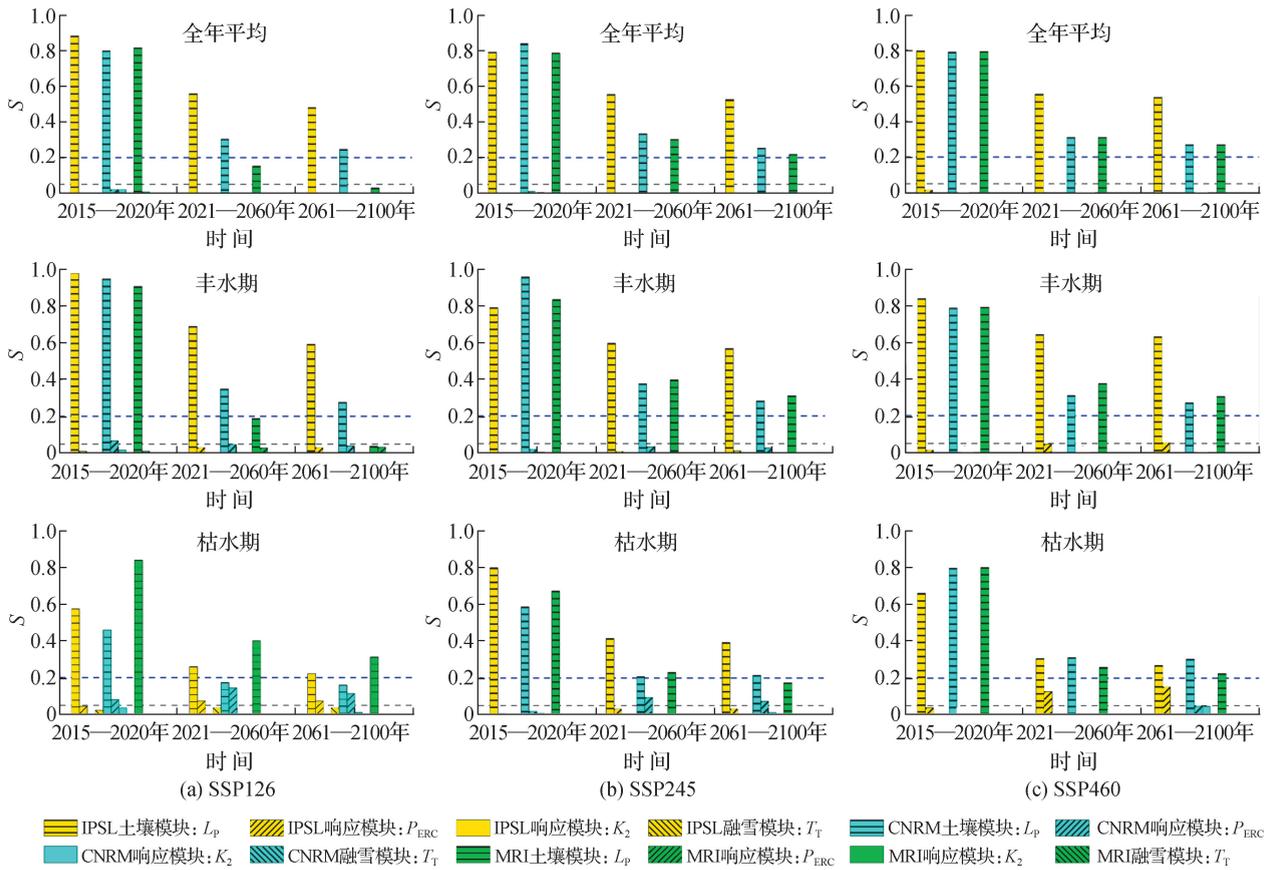


图8 CNRM、IPSL 和 MRI 3 种数据源典型参数( $L_p$ 、 $K_2$ 、 $P_{ERC}$  和  $T_T$ )敏感性指数的动态变化

Fig. 8 Sensitivity dynamics of typical parameters ( $L_p$ ,  $K_2$ ,  $P_{ERC}$  and  $T_T$ ) for the three data sources CNRM, IPSL and MRI

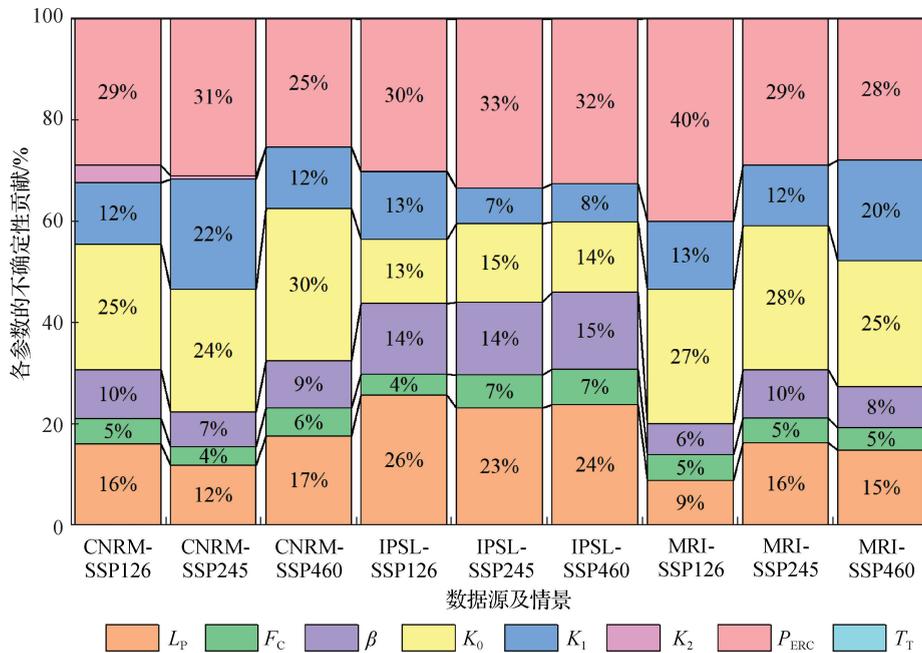


图9 各情景下不同参数对径流模拟的不确定性贡献率

Fig. 9 Contribution of different parameters to runoff simulation uncertainty across various scenarios

## 4 结 论

以赣江流域为研究区, 基于 CMIP6 的气象数据驱动 HBV 水文模型, 模拟 2015—2100 年的月径流序列, 量化并评估了径流模拟过程典型参数的敏感性和不确定性, 进而探讨参数敏感性的变化规律及原因。主要结论如下:

(1) 气候变化背景下参数敏感性受多个因素影响, 未来不区分年内丰枯期时(全年平均), 土壤模块参数(潜在蒸散发上限、降水对径流的贡献率和土壤田间持水量)敏感性最高, 其中降水对径流的贡献率敏感性未来将增加, 土壤田间持水量和潜在蒸散发上限敏感性将减小。此外, 未来降水减少或增多相较于与历史时期持平时, 降水对径流的贡献率和潜在蒸散发上限的敏感性更高, 且降水减少时带来的影响更大。

(2) 区分年内丰枯期与全年年均结果相比, 响应模块参数的敏感性更高、未来时期增幅更大; 未来降水增加或减少均会使枯水期土壤模块和响应模块参数的敏感性显著增高, 表明丰枯期的主要敏感参数不同, 若未来气候变化致使年内降水分配更不均匀将增加部分参数的敏感性。

(3) 响应模块控制着总径流中快慢速流的比例, 随机扰动该模块参数对未来径流模拟的不确定性贡献最大(超过 50%), 且未来降水增多的情景下贡献更高(超过 70%)。因此, 若未来气候变化使径流组分(快速、慢速流比例)大幅变化, 特别是未来降水增多时, 用水文模型模拟未来径流、评估水量平衡组分应重点关注该模块参数。

### 参考文献:

- [1] STEPHENS C M, JOHNSON F M, MARSHALL L A. Implications of future climate change for event-based hydrologic models[J]. *Advances in Water Resources*, 2018, 119: 95-110.
- [2] KONAPALA G, MISHRA A K, WADA Y, et al. Climate change will affect global water availability through compounding changes in seasonal precipitation and evaporation[J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 3044.
- [3] YANG P, ZHANG S Q, XIA J, et al. Analysis of drought and flood alternation and its driving factors in the Yangtze River basin under climate change[J]. *Atmospheric Research*, 2022, 270: 106087.
- [4] SCHNORBUS M A, CANNON A J. Statistical emulation of streamflow projections from a distributed hydrological model: application to CMIP3 and CMIP5 climate projections for British Columbia, Canada[J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(11): 8907-8926.
- [5] 肖恒, 陆桂华, 吴志勇, 等. 珠江流域未来 30 年洪水对气候变化的响应[J]. *水利学报*, 2013, 44(12): 1409-1419. (XIAO H, LU G H, WU Z Y, et al. Flood response to climate change in the Pearl River basin for the next three decades[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2013, 44(12): 1409-1419. (in Chinese))
- [6] DESSU S B, MELESSE A M. Impact and uncertainties of climate change on the hydrology of the Mara River basin, Kenya/Tanzania[J]. *Hydrological Processes*, 2013, 27(20): 2973-2986.
- [7] ZHANG A J, ZHANG C, FU G B, et al. Assessments of impacts of climate change and human activities on runoff with SWAT for the Huifa River basin, Northeast China[J]. *Water Resources Management*, 2012, 26(8): 2199-2217.
- [8] 朱仟. 气候变化下降水输入和水文模型参数对水文模拟的影响[D]. 杭州: 浙江大学, 2017. (ZHU Q. Influence of water input and hydrological model parameters on hydrological simulation due to climate change[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese))
- [9] POULIN A N, BRISSETTE F, LECONTE R, et al. Uncertainty of hydrological modelling in climate change impact studies in a Canadian, snow-dominated river basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2011, 409(3/4): 626-636.
- [10] MELSEN L A, GUSE B. Hydrological drought simulations: how climate and model structure control parameter sensitivity[J]. *Water Resources Research*, 2019, 55(12): 10527-10547.
- [11] XIONG M S, LIU P, CHENG L, et al. Identifying time-varying hydrological model parameters to improve simulation efficiency

- by the ensemble Kalman filter: a joint assimilation of streamflow and actual evapotranspiration[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 568: 758-768.
- [12] OLSSON J, ARHEIMER B, BORRIS M, et al. Hydrological climate change impact assessment at small and large scales: key messages from recent progress in Sweden[J]. *Climate*, 2016, 4(3): 39.
- [13] VAZE J, POST D A, CHIEW F H S, et al. Climate non-stationarity: validity of calibrated rainfall—runoff models for use in climate change studies[J]. *Journal of Hydrology*, 2010, 394(3/4): 447-457.
- [14] BASTOLA S, MURPHY C, SWEENEY J. Evaluation of the transferability of hydrological model parameters for simulations under changed climatic conditions[J]. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2011, 8(3): 5891-5915.
- [15] van WERKHOVEN K, WAGENER T, REED P, et al. Sensitivity-guided reduction of parametric dimensionality for multi-objective calibration of watershed models[J]. *Advances in Water Resources*, 2009, 32(8): 1154-1169.
- [16] NAJIMI F, AMINNEJAD B, NOURANI V. Assessment of climate change's impact on flow quantity of the mountainous watershed of the jajrood river in Iran using hydroclimatic models[J]. *Sustainability*, 2023, 15(22): 15875.
- [17] SELLAMI H, BENABDALLAH S, la JEUNESSE I, et al. Climate models and hydrological parameter uncertainties in climate change impacts on monthly runoff and daily flow duration curve of a Mediterranean Catchment[J]. *Hydrological Sciences Journal*, 2016, 61(8): 1415-1429.
- [18] MEDINA Y, MUÑOZ E. Analysis of the relative importance of model parameters in watersheds with different hydrological regimes [J]. *Water*, 2020, 12(9): 2376.
- [19] SHARIFINEJAD A, HASSANZADEH E. Evaluating climate change effects on a snow-dominant watershed: a multi-model hydrological investigation[J]. *Water*, 2023, 15(18): 3281.
- [20] 刘璇, 郭家力, 张静文, 等. 气候变化影响下的赣江流域水资源变化趋势与幅度分析[J]. *水利水电技术*, 2018, 49(6): 39-46. (LIU X, GUO J L, ZHANG J W, et al. Analysis on variation trend and amplitude of water resources in Ganjiang River basin under impact of climate change[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2018, 49(6): 39-46. (in Chinese))
- [21] 雷华锦, 马佳培, 李弘毅, 等. 基于分位数映射法的黑河上游气候模式降水误差订正[J]. *高原气象*, 2020, 39(2): 234-238. (LEI H J, MA J P, LI H Y, et al. Bias correction of climate model precipitation in the Upper Heihe River basin based on quantile mapping method[J]. *Plateau Meteorology*, 2020, 39(2): 234-238. (in Chinese))
- [22] HUANG S C, EISNER S, MAGNUSSON J O, et al. Improvements of the spatially distributed hydrological modelling using the HBV model at 1 km resolution for Norway[J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 577: 123585.
- [23] 谭明豪, 姚娟娟, 张智, 等. 基于 Morris 的 SWMM 水质参数灵敏度分析与应用[J]. *水资源与水工程学报*, 2015, 26(6): 117-122. (TAN M H, YAO J J, ZHANG Z, et al. Analysis and application of sensitivity of water quality parameter based on SWMM of Morris[J]. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2015, 26(6): 117-122. (in Chinese))
- [24] LENHART T, ECKHARDT K, FOHRER N, et al. Comparison of two different approaches of sensitivity analysis[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2002, 27(9/10): 645-654.
- [25] KNIGHTON J, LENNON E, BASTIDAS L, et al. Stormwater detention system parameter sensitivity and uncertainty analysis using SWMM[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2016, 21(8): 5016014.
- [26] LI D L, JU Q, JIANG P, et al. Sensitivity analysis of hydrological model parameters based on improved Morris method with the double-Latin hypercube sampling[J]. *Hydrology Research*, 2023, 54(2): 220-232.
- [27] 韩铭洋, 胡金辉, 桑梓杰, 等. 基于 Morris 与正交试验的 SWMM 模型参数敏感性分析[J]. *水利水电快报*, 2024, 45(2): 11-18. (HAN M Y, HU J H, SANG Z J, et al. Sensitivity analysis of SWMM model parameters based on Morris and orthogonal test[J]. *Express Water Resources & Hydropower Information*, 2024, 45(2): 11-18. (in Chinese))
- [28] 欧阳帅. 祁连山排露沟水文动态 HBV 模型模拟参数检验及敏感性分析[D]. 北京: 北京林业大学, 2014. (OUYANG S. Parameter test and sensitivity analysis of hydrological dynamic HBV model in Pailugou, Qilian Mountain[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2014. (in Chinese))

## Impact of climate change on the sensitivity and uncertainty of HBV hydrologic model parameters\*

MA Qiumei<sup>1</sup>, GUI Xu<sup>1</sup>, XIONG Lihua<sup>2</sup>, SONG Wenjie<sup>3,4</sup>, LI Jiqing<sup>1</sup>

- (1. *School of Water Resources and Hydropower Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China*;  
2. *State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China*;  
3. *Institute of Geographical Sciences and Resources, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*; 4. *College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

**Abstract:** Elucidating the impact of climate change on watershed hydrological model parameters is a fundamental scientific issue for analyzing parameter transferability and estimating future water balance components. Based on meteorological data from three global climate models (CNRM, IPSL and MRI) under the CMIP6 framework, the HBV hydrological model was used to simulate monthly runoff changes in the Ganjiang River basin from 2015 to 2100. The sensitivity and uncertainty of typical parameters controlling runoff simulation processes under climate change were quantified and evaluated. The major findings of this research are as follows: ① In scenarios where future precipitation either increases or decreases, the sensitivity of model parameters is generally higher relative to the stable precipitation scenario, with the soil module parameters (which calculate soil evapotranspiration and water content) being most sensitive. ② The amount and intra-annual distribution of precipitation could influence parameters' sensitivity. ③ If future climate change would significantly alter the proportions of runoff components (fast and slow flow), particularly under future scenarios of increased precipitation, more attention should be paid to the response module parameters.

**Key words:** water balance; hydrological modeling; climate change; CMIP6; water cycle process simulation

---

\* The study is financially supported by the National Natural Science Foundation of China (No. U2240201) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities, China (No. 2023MS075).