

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.279>



# 基于哈希算法优选 CMIP6 GCMs 及未来降水变化模拟

薛佩佩<sup>1</sup>, 张晨光<sup>2</sup>, 文章<sup>3\*</sup>

1. 华北水利水电大学水资源学院, 河南郑州 450046

2. 河南黄河河务局开封黄河河务局, 河南开封 475000

3. 中国地质大学(武汉)环境学院, 长江流域环境水科学湖北省重点实验室, 湖北武汉 430078

**摘要:** 气候变化导致流域极端水文事件频发, 评估 CMIP6 气候模式(global climate models, GCMs)对降水的模拟能力并预测其未来变化趋势对水文研究至关重要。基于 1976—2000 年 18 个 GCM 及卢氏流域 9 个站点逐日降水数据, 引入考虑时空相关性的改进哈希算法(improved Hashing algorithm, ISHA)优选 GCMs, 突破传统 SHA 固定网格划分局限, 结合非参数分位数映射法(quantile mapping, QM)误差订正, 预测 2025—2100 年 4 种 SSP 情景下降水变化。CNRM-CM6-1-HR、FIO-ESM-2-0、INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 表现最优; 订正后最大月降水和多年平均降水偏差率由 9.09%~16.04%、10.41%~23.12% 降至 0.27%~2.34%、0.48%~1.89%; 未来年均降水相对变化幅度随排放情景升高而增大, 在低排放情景下波动为 -7.71%~10.50%, 而在高排放情景下可达 -1.89%~18.02%。本世纪中末期或面临降水增加风险, 水资源调控与防洪减灾压力加剧。

**关键词:** CMIP6; 全球气候模式; 哈希算法; 分位数映射法; 未来降水; 水文地质。

中图分类号: P338

文章编号: 1000-2383(2026)06-2129-15

收稿日期: 2025-07-09

## Evaluation of CMIP6 GCMs Simulation Performance Using a Hashing Algorithm and Its Application to Future Precipitation Projections

Xue Peipei<sup>1</sup>, Zhang Chenguang<sup>2</sup>, Wen Zhang<sup>3\*</sup>

1. College of Water Resources, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China

2. Yellow River Kaifeng Bureau, Yellow River Henan Bureau, Kaifeng 475000, China

3. Hubei Key Laboratory of Yangtze Catchment Environmental Aquatic Science, School of Environmental Studies, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China

**Abstract:** Climate change has led to an increased frequency of extreme hydrological events at the watershed scale. Evaluating the capability of CMIP6 global climate models (GCMs) to simulate precipitation and projecting future precipitation trends are essential for understanding future hydrological characteristics. Based on daily precipitation from 18 GCMs and 9 meteorological stations in the Lushi Basin during 1976—2000, an improved Hashing algorithm (ISHA) incorporating a spatiotemporal correlation mechanism was developed to select optimal GCMs, overcoming the limitation of fixed-grid partitioning in the traditional SHA. Non-parametric quantile mapping (QM) was then applied for bias correction. Based on the selected models, precipitation changes during 2025—2100 were projected under four SSP scenarios. The CNRM-CM6-1-HR, FIO-ESM-2-0, INM-CM5-0, and NorESM2-MM showed the best overall performance. The maximum monthly and long-term mean precipitation bias decreasing from 9.09%

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(No. 42402253); 河南省自然科学基金项目(No. 242300420610)。

**作者简介:** 薛佩佩(1992—), 女, 讲师, 主要从事地表—地下水数值模拟工作。ORCID: 0009-0004-7374-9028. E-mail: xpp@cug.edu.cn

**\* 通讯作者:** 文章, 教授, 主要从事水文地质数值模拟工作。ORCID: 0000-0001-9672-3219. E-mail: wenz@cug.edu.cn

**引用格式:** 薛佩佩, 张晨光, 文章, 2026. 基于哈希算法优选 CMIP6 GCMs 及未来降水变化模拟. 地球科学, 51(6): 2129—2143.

**Citation:** Xue Peipei, Zhang Chenguang, Wen Zhang, 2026. Evaluation of CMIP6 GCMs Simulation Performance Using a Hashing Algorithm and Its Application to Future Precipitation Projections. *Earth Science*, 51(6): 2129—2143.

−16.04% and 10.41%−23.12% to 0.27%−2.34% and 0.48%−1.89%, respectively. The relative change in future annual precipitation increases with emission scenarios, ranging from −7.71% to 10.50% under low-emission conditions and expanding to −1.89% to 18.02% under high-emission scenarios. The basin may face an increasing risk of enhanced precipitation during the mid-to-late 21st century, thereby intensifying challenges in water resources management and flood control.

**Key words:** CMIP6; global climate models (GCMs); Hash algorithm; quantile mapping; future precipitation; hydrogeology.

## 0 引言

气候变化导致流域水循环过程明显改变,极端水文事件频发,加剧水资源供需失衡和水灾害风险(Yang *et al.*, 2025).世界气候研究计划(world climate research programme, WCRP)已主持开展6次耦合模型比较项目(coupled model intercomparison project, CMIP1-6).CMIP6 更能全面模拟大气、海洋与陆地表面的三维耦合行为,模拟结果更接近观测.全球气候模式(global climate models, GCMs)是模拟气候系统特征的重要工具,在研究气候系统变化机制及其未来演变趋势方面发挥着重要作用(Sharma and Goyal, 2020).然而,由于GCMs输入参数和假设条件有诸多选择,处理地球系统数据的方法和侧重点也不同,单一GCM难以广泛适用于全部区域水文循环过程的研究且可能存在系统偏差,评估GCMs在特定区域的适用性很有必要(Nguyen *et al.*, 2016).传统GCMs模拟能力评估主要依赖多准则决策分析,如层次分析法、理想解排序法等(Ascott *et al.*, 2019; Bornemann *et al.*, 2019),但皆缺乏可量化指标,难以准确识别气候变化信号的首次显现时间,进而导致气象因子时空演变特征被数据聚类效应掩盖(Bohra and Anvari-Moghaddam, 2022).本文将广泛应用于密码学的安全散列算法(secure hash algorithm, SHA)引入水文学,提出一种改进SHA算法(ISHA),在传统SHA基础上引入时空相关性机制,克服其仅能基于规则 $m \times n$ 方格的局限性,更准确表征不规则区域气候特征,并引入汉明距离(hamming distance, HD)作为归一化标准评估GCMs的模拟能力(Nayak *et al.*, 2023).

GCMs输出的长序列气象数据作为地面站观测数据的重要补充,具有时间尺度上的高分辨率,但GCMs模拟数据与观测数据之间通常存在较大误差(Chen *et al.*, 2013; Bennett *et al.*, 2014).Prasanna (2016)在对29个GCM模拟数据进行精度评估时发现,未经误差订正的模式输出与观测数据之间偏差

可达50%.未经订正的数据可能导致结论失真(Teutschbein and Seibert, 2012; Piniewski *et al.*, 2018).因此,在使用GCMs模拟数据作为模型输入前,需通过系统性误差订正以提高其可靠性.目前常用的误差订正方法分为总量订正和频率订正,非参数分位数映射(non-parametric quantile mapping, QM)是典型的频率订正方法,弥补了总量订正未考虑气象因子变异性的不足.该方法基于气象因子在长时间序列中概率分布相对稳定性假设,可同时订正频率和量级,尤其适用于极端水文事件研究,现已成为国际气象数据误差订正的主流方法(Feng *et al.*, 2016; Enayati *et al.*, 2021).

全球气候变化导致极端自然灾害发生频率上升,对人类社会和生态环境构成严重威胁(李佳瑞等, 2020; Tang *et al.*, 2024; Wu *et al.*, 2025; Yue *et al.*, 2025).中国黄河流域的径流量普遍减少,作为黄河重要支流伊洛河流域的主要产流区,卢氏流域逐渐成为洪水、干旱等极端水文事件的高发区域(郝振纯等, 2007; Zhang *et al.*, 2015).针对上述问题,本文以卢氏流域为研究区,引入ISHA算法评估CMIP6 GCMs的模拟性能并筛选出最适用于该流域的GCMs,采用QM方法对优选GCMs模拟降水进行频率订正,最后预测21世纪不同SSPs下极端降水指标的变化特征.本文不仅可以为黄河流域极端水文事件减缓与水资源优化配置提供科学依据,也可类似流域极端事件预测与预警系统提供可靠参考.

## 1 研究区概况与数据来源

### 1.1 研究区概况

卢氏流域位于黄河中游最大支流伊洛河源头,横跨陕西、河南两省,地处秦岭与蟒岭之间的河谷地带.流域总面积4 562 km<sup>2</sup>,东西长135 km,南北宽79 km,地理范围介于东经109°40′~110°10′,北纬33°45′~34°30′之间.流域内地势起伏较大,山峰重叠,两侧为基岩山地地貌,河谷平原地表受河流侵蚀,裸露变质灰岩基岩,海拔由2 638 m逐渐降低至

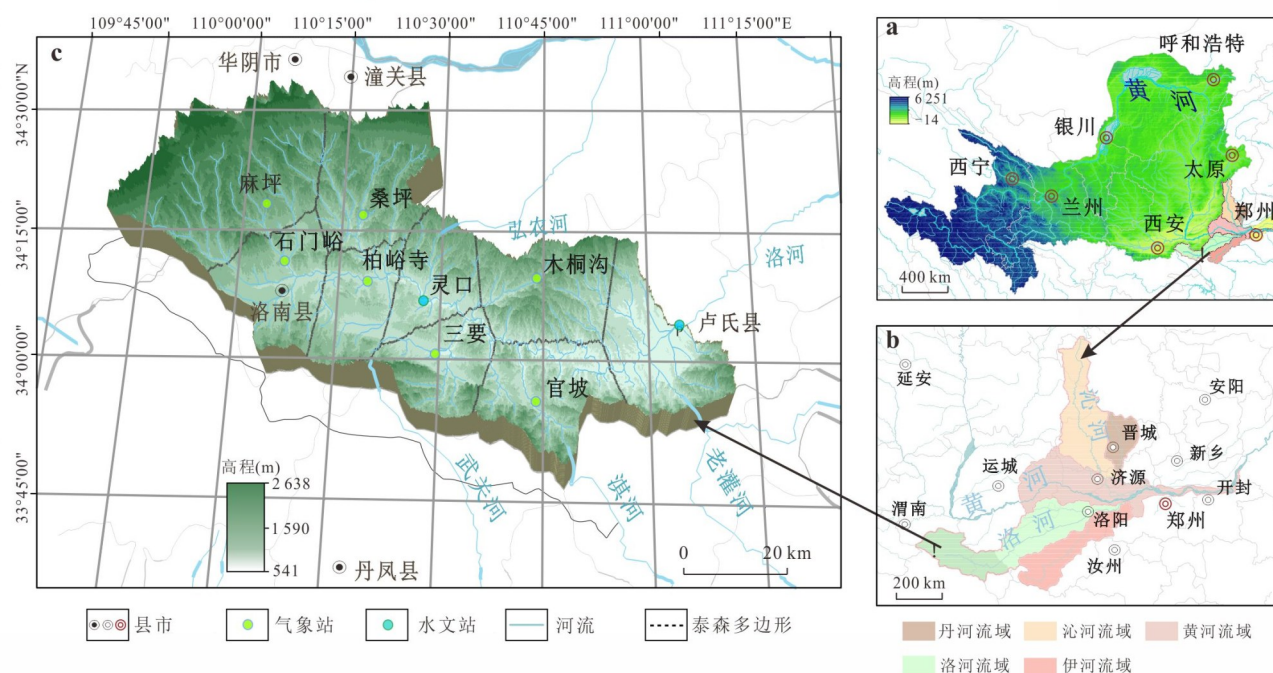


图1 黄河流域在中国地理位置(a); 三花间(黄河三门峡至花园口)在黄河流域地理位置(b); 卢氏流域三维地形地貌、河流系统及水文气象站点分布(c)

Fig.1 Location of the Yellow River Basin in China (a), location of the Sanhuajian in the Yellow River Basin (b), three-dimensional geomorphic types, distribution of river systems, as well locations of hydrological and meteorological stations in the Lushi Basin (c)

541 m(如图1所示)。

## 1.2 数据来源

采用卢氏流域7个气象站和2个水文站1976—2000年逐日观测数据(mm)(见图1c;数据取自黄河水利委员会水文局)。数据经一致性与连续性检验,无缺失记录。选取CMIP6数据库中18个GCM(表1)降水数据,涵盖历史模拟(1976—2000年)和未来预估(2026—2100年)。未来降水变化预测分为3个阶段:本世纪近期(2026—2050年)、中期(2051—2075年)和末期(2076—2100年)。鉴于各研究机构提供的数据空间分辨率不同,所有模式数据均经双线性插值至 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ 网格,以匹配历史观测。

## 2 研究方法

### 2.1 历史降水变化特征识别

由于水文气象数据多不符合正态分布,为全面深入地揭示流域历史降水的变化特征,本文采用M-K非参数检验方法识别观测降水序列的趋势与突变点。

### 2.2 CMIP6 GCMs数据集

降水变化受多种因素影响,其中GCMs不确定

性对模拟结果的影响尤为显著(Hawkins and Sutton, 2011)。考虑研究区特殊性、GCMs固有不确定性及数据完整性需求,本文选取的CMIP6 GCMs包括16个高分辨率GCM和2个低分辨率GCM,以尽可能降低模型不确定性对模拟结果的影响。此外,不同共享社会经济路径(shared socioeconomic pathway, SSPs)将显著影响21世纪降水变化趋势。为全面涵盖未来可能的降水变化情景,评估不同SSP下未来气候变化对研究区降水趋势的影响,本文选取4种典型排放情景:SSP1-2.6(低辐射强迫)、SSP2-4.5(中等辐射强迫)、SSP3-7.0(中高辐射强迫)和SSP5-8.5(高辐射强迫),对应的2100年全球辐射强度分别为 $2.6 \text{ W/m}^2$ 、 $4.5 \text{ W/m}^2$ 、 $7.0 \text{ W/m}^2$ 和 $8.5 \text{ W/m}^2$ 。

### 2.3 基于哈希算法评估CMIP6 GCMs模拟性能

ISHA算法将观测降水和GCMs模拟降水分别转换为固定长度的哈希值,通过计算HD来量化二者在时空变化趋势上的一致性。设原始输入矩阵为 $I(x, y)$ ,大小为 $M \times N$ ,ISHA算法主要包括以下步骤。

(1)尺寸归一化。将输入矩阵或图像缩放为固

表 1 CMIP6 中 18 个 GCM 相关信息  
Table 1 Description of eighteen CMIP6 GCMs in this study

| 序号    | 模式名称             | 研究机构           | 国家   | 空间分辨率<br>(经向网格数×纬向网格数) |
|-------|------------------|----------------|------|------------------------|
| No.1  | BCC-CSM2-MR      | 中国国家气候中心       | 中国   | 320×160                |
| No.2  | CAMS-CSM1-0      | 中国气象科学研究院      | 中国   | 320×160                |
| No.3  | CAS-ESM2-0       | 中国科学院大气物理研究所   | 中国   | 256×128                |
| No.4  | CESM2-WACCM      | 美国国家大气研究中心     | 美国   | 288×192                |
| No.5  | CIesm            | 清华大学           | 中国   | 288×192                |
| No.6  | CMCC-CM2-SR5     | 欧洲—地中海气候变化中心   | 意大利  | 288×192                |
| No.7  | CMCC-ESM2        | 意大利气候研究中心      | 意大利  | 288×192                |
| No.8  | CNRM-CM6-1-HR    | 法国国家气候研究中心     | 法国   | 256×128                |
| No.9  | EC-Earth3-Veg-LR | 欧盟地球系统模式联盟     | 欧洲   | 320×160                |
| No.10 | FGOALS-f3-L      | 中国科学院大气物理研究所   | 中国   | 288×180                |
| No.11 | FIO-ESM-2-0      | 中国自然资源部第一海洋研究所 | 中国   | 288×192                |
| No.12 | GFDL-ESM4        | 美国地球物理流体力学实验室  | 美国   | 288×180                |
| No.13 | INM-CM4-8        | 俄罗斯科学院计算数学研究所  | 俄罗斯  | 180×120                |
| No.14 | INM-CM5-0        | 俄罗斯科学院计算数学研究所  | 俄罗斯  | 540×360                |
| No.15 | MPI-ESM1-2-HR    | 德国气候和地球系统研究中心  | 德国   | 384×192                |
| No.16 | MRI-ESM2-0       | 日本气象研究所        | 日本   | 320×160                |
| No.17 | NorESM2-MM       | 挪威地球系统气候模式联盟   | 挪威   | 288×192                |
| No.18 | TaiESM1          | 中央研究院环境变化研究中心  | 中国台湾 | 288×192                |

注:GCMs 信息来源于 CMIP6 数据官网(<https://esgf-node.llnl.gov/projects/cmip6>).

定尺寸,记为 $f(i,j)$ .

(2)灰度化处理.将输入的彩色数据通过加权平均得到灰度值.

$$f(i,j)=0.299R(i,j)+0.587G(i,j)+0.114B(i,j), \tag{1}$$

式(1)中: $R,G,B$ 分别为红、绿、蓝分量.

(3)计算全局平均值.

$$\bar{f}=\frac{1}{M\times N}\sum_{i=1}^M\sum_{j=1}^Nf(i,j), \tag{2}$$

(4)生成哈希序列.对每个像元与平均值比较,生成二进制序列.

$$H(i,j)=\begin{cases} 1, & f(i,j)\geq\bar{f} \\ 0, & f(i,j)<\bar{f} \end{cases}. \tag{3}$$

最终得到长度为 $M\times N$ 的哈希向量:

$$H=[H(1,1),H(1,2),\dots,H(M,N)]. \tag{4}$$

(5)计算 $HD$ .设两组哈希序列分别为 $H_1$ 和 $H_2$ ,长度均为 $L$ ,则:

$$HD=\sum_{k=1}^L|H_{1k}-H_{2k}|. \tag{5}$$

$HD$ 表示两个相同长度字符串在对应位置上不同字符的个数,数值越小,二者一致性越高,反之亦然(Grabowski and Kowalski, 2021).为提取降水空

间分布的整体形态特征并消除绝对值影响,本研究量化了 25 年间各 GCM 的空间结构相似性.根据 $HD$ 结果将其划分为 4 类: $HD\leq 50$ 、 $50<HD\leq 100$ 、 $100<HD\leq 150$ 和 $150<HD\leq 200$ .不同类别以颜色区分,百分比例以玫瑰图径向长度表示.

2.4 非参数分位数映射法误差订正

非参数 QM 方法通过建立模拟降水与观测降水之间的传递函数,对模拟降水进行频率订正.为更精确捕捉极端降水特征,本文基于分段拟合法建立传递函数,使用观测降水对 GCMs 模拟降水逐格网订正.

3 结果与讨论

3.1 历史降水变化趋势分析

3.1.1 年均降水趋势分析 对卢氏流域 9 个站点观测降水进行趋势分析,由表 2 可知,流域中游灵口、三要等 7 个站点及流域面平均降水量均呈下降趋势,而流域上游麻坪站和下游卢氏站呈小幅上升趋势.图 2a~2c 展示了流域主要站点年均降水变化:流域面平均降水量以每年 2.5 mm 的速率减少,减少量约为多年均值的 0.36%;中游灵口站降水量年均下降 3.07 mm,下降幅度约 0.44%;下游卢氏站降水

量则以每年 0.8 mm 的速率增加,增长率约为 0.13%.

**3.1.2 年均降水突变点分析** 图 3a~3c 为 M-K 检验对流域中游灵口站、下游卢氏站及流域面平均降水量的突变分析,图中红色实线  $UF_k$  与绿色虚线

$UB_k$  的交点即为水文序列的突变点.结果表明,流域面平均降水量未出现明显突变点.灵口站和卢氏站均在 1995 年出现交点,即 1995 年为降水量突变点.

**3.2 CMIP6 GCMs 模拟能力评估与优选**

为消除量纲差异并确保可比性,本研究以 1995 年为基准对降水序列进行归一化处理,以更准确评估历史观测与 GCM 模拟结果的时空相关性.时间相关性以流域为分析单元,采用各站点年均降水序列(1976—2000 年)计算逐年模拟与观测之间的相关系数,旨在评估模型在不同时段的整体模拟能力;空间相关性则以站点(格网)为单元,基于各站点 1976—2000 年的 25 年连续月降水序列计算相关性,以反映模型在空间分布格局上的还原能力.由于比较过程相似,仅在图 4a~4b 中展示历史观测与 GCM 原始模拟之间的时空演变趋势(以 INM-CM5-0 模式为例),其余结果详见附表 1.由图 4 可知,GCM 模拟降水时空变化趋势与历史观测总体一致,仅在个别年份存在偏差.例如,INM-CM5-0 模式模拟值在流域中游至下游卢氏站之间区域略高于观测值(1986 年和 2000 年),1999 年则相反.由表 3 可知,GCMs 模拟值与同期观测值的时空相关系

表 2 流域各站点年均降水趋势分析

Table 2 Annual precipitation trend analysis for each station

| 站点名称  | 降水量趋势检验 |       | 数据使用年限(年) |
|-------|---------|-------|-----------|
|       | $Z_c$   | 显著性水平 |           |
| 卢氏    | 0.40    | *     | 1976—2000 |
| 灵口    | -0.21   | *     | 1976—2000 |
| 三要    | -0.72   | *     | 1976—2000 |
| 麻坪    | 0.31    | *     | 1976—2000 |
| 石门峪   | -0.82   | *     | 1976—2000 |
| 桑坪    | -0.49   | *     | 1976—2000 |
| 柏峪寺   | -0.58   | *     | 1976—2000 |
| 官坡    | -0.44   | *     | 1976—2000 |
| 木桐沟   | -0.54   | *     | 1976—2000 |
| 流域面平均 | -0.07   | *     | 1976—2000 |

注:表中“\*”表示显著(5%显著性水平对应的  $Z_c$  值为  $\pm 1.96$ ).

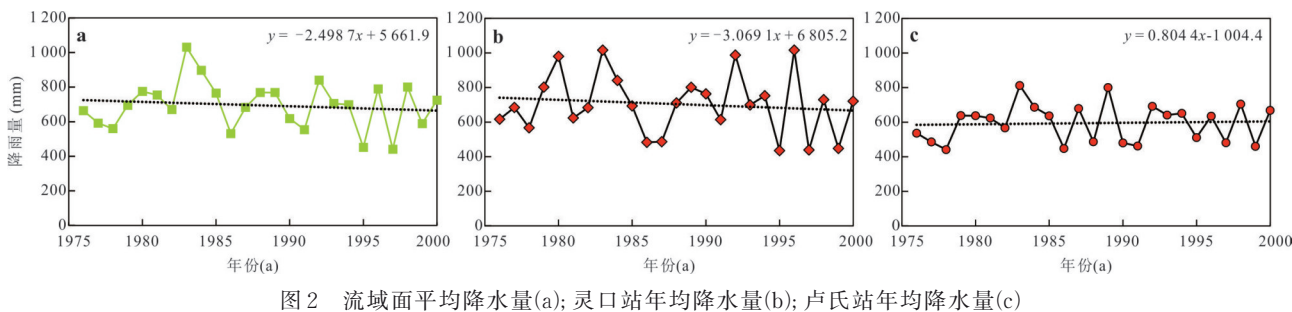


图 2 流域面平均降水量(a); 灵口站年均降水量(b); 卢氏站年均降水量(c)

Fig.2 Basin-averaged precipitation (a), annual mean precipitation at Lingkou station (b), annual mean precipitation at Lushi station (c)

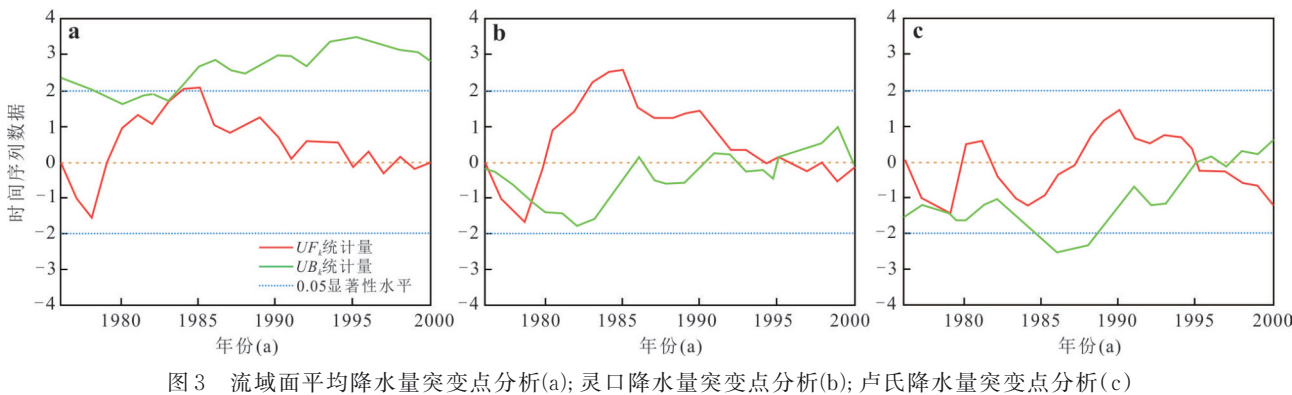


图 3 流域面平均降水量突变点分析(a); 灵口降水量突变点分析(b); 卢氏降水量突变点分析(c)

Fig.3 Abrupt change point analysis in basin-averaged precipitation (a), abrupt change point analysis at Lingkou station (b), abrupt change point analysis at Lushi station (c)

数通常介于 0.40~0.90. 时间相关性上, CNRM-CM6-1-HR、FIO-ESM-2-0、INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 模式在降水模拟方面表现最佳, 相关系数分别在 0.80~0.97、0.80~0.91、0.80~0.95、0.85~0.94 之间; CAS-ESM2-0、CIESM 和 CMCC-CM2-SR5 模式在降水模拟方面表现较好, 相关系数分别在 0.59~0.85、0.52~0.86、0.54~0.81 之间; 其余模式降水模拟能力较差, 相关系数在 0.34~0.79 之间. 空间相关性上, CNRM-CM6-1-HR、FIO-ESM-2-0、INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 模式在降水模拟方面表现最佳, 其相关系数最高分别达 0.96、0.93、0.98 和 0.97; CAS-ESM2-0、CIESM 和 EC-Earth3-Veg-LR 模式在降水模拟方面表现较好, 相关系数介于 0.80~0.86; 其余模式降水模拟能力较差, 相关系数均小于 0.80.

为直观比较 18 个 GCM 的模拟能力, 采用径向玫瑰图(图 5)展示 HD 4 个分区的百分占比, 并通过箱线图(图 6)比较 HD 的极值、中位数、均值及四分位数等统计指标. GCMs 模拟值与观测值越接近, 小取值的 HD 占比越高, 数据点集中度越高, 离散值和异常值越少, GCMs 模拟能力越优越. 综合来看, CNRM-CM6-1-HR、FIO-ESM-2-0、INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 模式在卢氏流域的降水模拟能力最佳, 可作为优选 GCMs 参与后续研究.

为验证 QM 对 GCMs 模拟数据的误差订正效果, 本文将观测降水与优选的 4 个 GCM 在订正前后的模拟结果进行对比, 关键指标见表 3. 结果表明,

GCMs 原始模拟输出与历史观测数据之间存在较大偏差, 误差订正后, 最大月降水偏差率由 9.09%~16.04% 降至 0.27%~2.34%, 多年平均降水偏差率由 10.41%~23.12% 降至 0.48%~1.89%, 季节性降水订正效果也有明显下降趋势( $p<0.05$ ). 对比 9 个站点观测月平均降水与优选 GCMs 模拟降水误差订正前后的相近程度(图 7a~7i), 可以看出误差订正前的 GCMs 模拟月平均降水明显偏离历史观测, 而订正后的模拟输出显著趋近于历史观测, 整体拟合效果明显改善, 且 4 个优选 GCM 在 9 个站点月平均降水的 NSE 也从 -0.94~0.047 上升至 0.80~0.89.

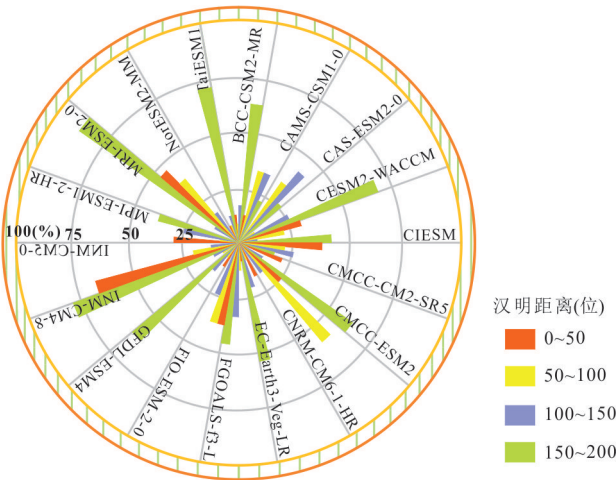


图 5 GCMs 模拟能力径向玫瑰图  
Fig.5 Rose diagram illustrating the competence of GCMs

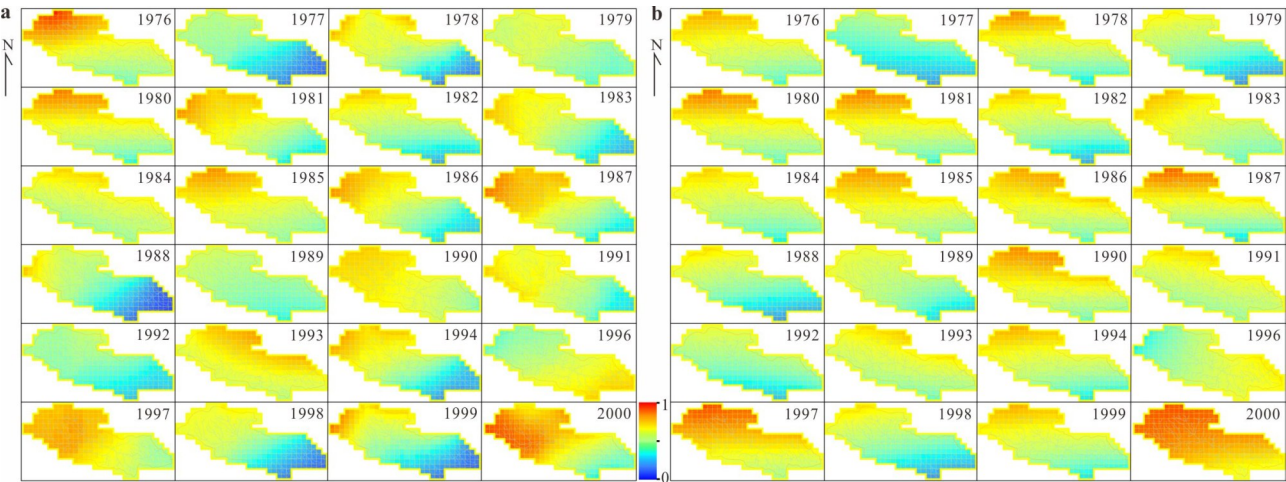


图 4 历史观测与 GCM 模拟降水时空变化趋势  
Fig.4 Spatio-temporal variations in precipitation utilizing  
a. 历史观测; b. GCM 模拟; 图中数字为年份

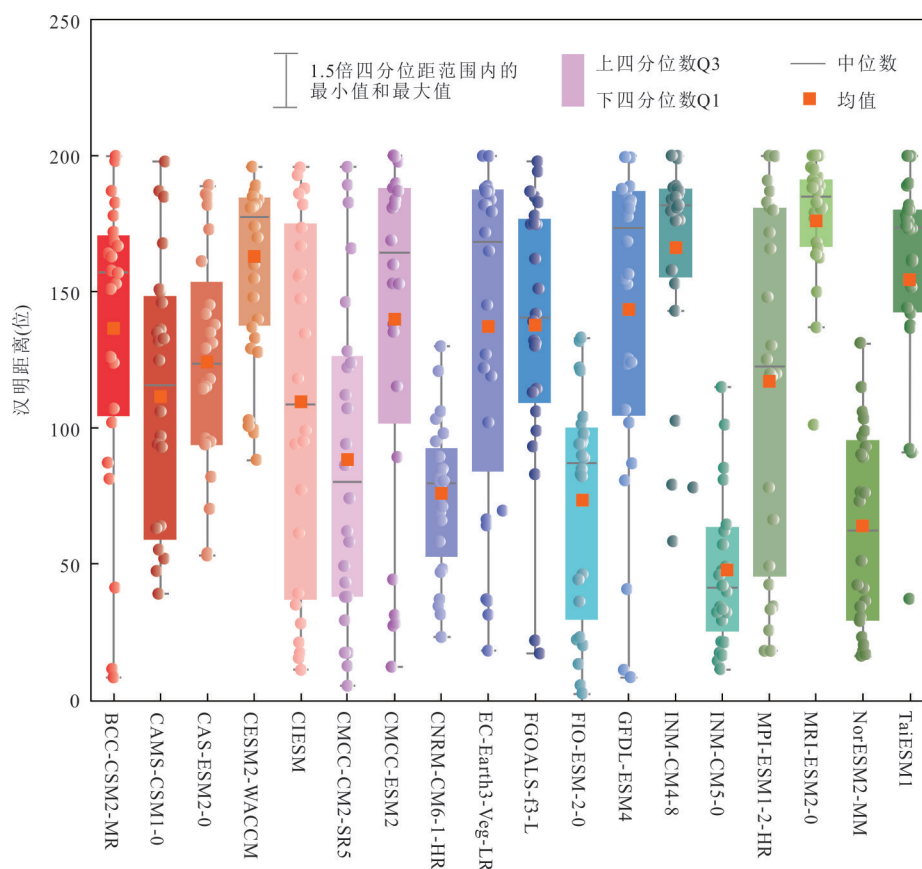


图6 GCMs模拟降水统计指标(极值、中位数、均值、上/下四分位数)箱线图

Fig.6 Boxplots of statistical indicators (extrema, median, mean, upper/lower quartile) of precipitation in GCMs

Taylor图(Taylor, 2001)广泛应用于模式模拟精度评估.该方法通过3个关键统计量来量化GCMs模拟结果与历史观测之间的匹配程度,即标准相关系数(standard correlation coefficient, SCOR)、标准差比率(standard deviation, SD)以及中心化标准均方根误差(standard root-mean-square error, SRMSE).Taylor图中,弧度轴表示SCOR,其值越接近1,表明模式与历史观测的相关性越高;纵轴表示标准差比率,即SD越接近1,说明模式模拟的标准差与观测越一致;横轴表示SRMSE,即模式点到参考点(REF)的欧氏距离,距离越小,表示模拟误差越低,模拟结果越接近观测.图中REF为观测的标准差位置,是所有模型结果对比的基准点.由图8可知,QM误差订正显著提高了GCMs模拟降水的准确性.误差订正前,SCOR值在0.65~0.92之间,订正后SCOR值无限趋近于1.0,说明模式再现了观测的时空分布形态.误差订正前,4个季节的SD值介于0.61~1.23之间,订正后缩小至0.88~

1.12,表明模式对观测降水变幅特征的再现能力显著提升.同时,误差订正前SRMSE值介于0.61~1.20之间,订正后缩小至0.87~1.11,整体更接近REF点,尤其在冬季表现最优,表明模式模拟误差减小,降水再现能力得到提升.此外,综合评估结果表明,CNRM-CM6-1-HR和FIO-ESM-2-0模式更能再现历史降水的时空变化特征.

综上所述,QM在优选GCMs模拟降水的误差订正中表现效果良好.

### 3.3 基于优选GCMs模拟21世纪卢氏流域降水变化趋势

基于ISHA算法优选的4个GCM,经QM误差订正后,分别获得了卢氏流域在2025—2100年期间4种排放情景(SSP1-2.6、SSP2-4.5、SSP3-7.0和SSP5-8.5)下的降水变化结果(见图9).以年均降水相对变化率(Q)作为对照指标,用于量化未来时期降水量相对于历史时期的百分变化幅度,其计算公式为:

表 3 优选 GCMs 模拟降水在 QM 误差订正前后对比分析

Table 3 Typical characteristics of precipitation before and after QM bias correction under observations and selected GCMs

| 阶段                |           | 变化指标(m) | 具体数值 (mm) | 与历史观测值间<br>偏差率 (%) |
|-------------------|-----------|---------|-----------|--------------------|
| 历史观测              |           | 最大月值    | 260.61    |                    |
|                   |           | 多年平均    | 630.22    |                    |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 145.60             |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 306.61             |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 152.55             |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | 25.67              |
| CNRM-CM6-1-HR 模式  | 误差<br>订正前 | 最大月值    | 302.42    | 16.04              |
|                   |           | 多年平均    | 775.91    | 23.12              |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 18.75              |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 21.14              |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 13.90              |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | 91.80              |
|                   | 误差<br>订正后 | 最大月值    | 264.64    | 1.53               |
|                   |           | 多年平均    | 642.17    | 1.89               |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 1.44               |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 1.04               |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 0.59               |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | 7.03               |
| FIO-ESM-2-0<br>模式 | 误差<br>订正前 | 最大月值    | 302.12    | 15.92              |
|                   |           | 多年平均    | 714.53    | 13.38              |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 28.50              |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 18.98              |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 33.97              |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | 100.78             |
|                   | 误差<br>订正后 | 最大月值    | 261.42    | 0.31               |
|                   |           | 多年平均    | 637.91    | 1.22               |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 1.30               |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 1.50               |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 4.20               |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | —9.38              |
| INM-CM5-0<br>模式   | 误差<br>订正前 | 最大月值    | 284.32    | 9.09               |
|                   |           | 多年平均    | 695.81    | 10.41              |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 37.43              |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 15.53              |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 32.07              |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | 70.70              |
|                   | 误差<br>订正后 | 最大月值    | 261.33    | 0.27               |
|                   |           | 多年平均    | 633.27    | 0.48               |
|                   |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 4.26               |
|                   |           |         | 夏季 (6—8)  | 0.72               |
|                   |           |         | 秋季 (9—11) | 7.15               |
|                   |           |         | 冬季 (12—2) | —10.55             |

续表 3

| 阶段            |           | 变化指标(m) | 具体数值 (mm) | 与历史观测值间<br>偏差率 (%) |
|---------------|-----------|---------|-----------|--------------------|
| NorESM2-MM 模式 | 误差<br>订正前 | 最大月值    | 297.02    | 13.97              |
|               |           | 多年平均    | 705.63    | 11.96              |
|               |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 167.37             |
|               |           |         | 夏季 (6—8)  | 347.12             |
|               |           |         | 秋季 (9—11) | 198.64             |
|               |           |         | 冬季 (12—2) | 38.55              |
|               | 误差<br>订正后 | 最大月值    | 266.72    | 2.34               |
|               |           | 多年平均    | 635.71    | 0.87               |
|               |           | 季节平均    | 春季 (3—5)  | 146.44             |
|               |           |         | 夏季 (6—8)  | 307.90             |
|               |           |         | 秋季 (9—11) | 159.32             |
|               |           |         | 冬季 (12—2) | 26.16              |

$$Q=\frac{P_t-P_0}{P_0}\times 100\%,\tag{6}$$

式(6)中: $P_t$ 为未来时期(2025—2100年)的年均降水量; $P_0$ 为历史基准期(1976—2000年)的年均降水量。

整体来看,21世纪年均降水强度与温室气体排放强度呈现高度正相关关系.不同 SSP 情景下未来降水变化趋势随时间推移有所差异,但年均降水变化幅度总体较为稳定,SSP1-2.6 情景下  $Q$  值介于  $-6.09\%\sim 10.03\%$ , SSP2-4.5 情景下  $Q$  值介于  $-7.71\%\sim 10.50\%$ , SSP3-7.0 情景下  $Q$  值介于  $-1.90\%\sim 13.69\%$ , SSP5-8.5 情景下  $Q$  值介于  $-1.89\%\sim 18.02\%$ .INM-CM5-0 模式在 SSP1-2.6 情景下  $Q$  值介于  $-1.25\%\sim 3.75\%$ , CNRM-CM6-1-HR 与 NorESM2-MM 模式在 SSP2-4.5 情景下  $Q$  值介于  $-0.25\%\sim 4.75\%$ , CNRM-CM6-1-HR 与 INM-CM5-0 模式在 SSP3-7.0 情景下  $Q$  值介于  $0.25\%\sim 6.25\%$ ;而在 SSP5-8.5 情景下, CNRM-CM6-1-HR 与 NorESM2-MM 模式的  $Q$  最大,介于  $2.75\%\sim 8.25\%$ .此外, FIO-ESM-2-0 和 INM-CM5-0 模式在 SSP3-7.0 情景下  $Q$  值普遍高于 CNRM-CM6-1-HR 模式,4 个 GCM 在 SSP5-8.5 情景下  $Q$  值普遍偏高,并且 NorESM2-MM 模式更显著.为体现不同模式间的结果离散性,对各情景下  $Q$  值进行了多模式统计分析.结果显示,不同 GCM 间的标准差介于  $1.1\%\sim 2.9\%$ , 95% 置信区间宽度为  $\pm 2.2\%$ ,表明多模式降水变化幅度差异有限,整体趋势具有较高一致性.

4 个优选 GCM 在不同 SSP 情景下的长期降水

趋势表现出一致特征(见图 10~图 13(a~d)):同一 GCM 在 SSP1-2.6 至 SSP5-8.5 情景下,21 世纪年均降水随辐射强度增强而逐步上升.相同 SSP 情景下,不同 GCM 预测的月降水量趋势总体一致: SSP1-2.6 情景下,4 个 GCM 均鲜有月降水量超过 200 mm 的情况; SSP2-4.5 情景下, INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 模式在 21 世纪中后期出现月降水量超过 250 mm,其余 2 个 GCM 低于此值; SSP3-7.0 情景下, FIO-ESM-2-0 与 INM-CM5-0 模式模拟的月降水量普遍高于其他 2 个模式;而在 SSP5-8.5 情景下,4 个 GCM 均呈现更明显的月降水量增加趋势.附表 2 展示了各站点在 21 世纪近期、中期和末期相对于历史时期年均降水的变化情况.结果表明, CNRM-CM6-1-HR 模式下, SSP2-4.5 情景年均降水整体略高于 SSP1-2.6,但在近期的桑坪和卢氏站、中期的石门峪、柏峪寺与木桐沟站、末期的关坡和卢氏站, SSP1-2.6 反而略高,呈现一定空间差异. SSP5-8.5 情景下年均降水普遍高于 SSP3-7.0,且显著高于 SSP1-2.6 与 SSP2-4.5. FIO-ESM-2-0 模式预测年均降水整体呈上升趋势,但中期柏峪寺站( SSP5-8.5)和末期卢氏站( SSP3-7.0)出现下降趋势. INM-CM5-0 模式下, SSP5-8.5 情景下预测年均降水显著高于其他情景,但近期卢氏和柏峪寺站、末期灵口站呈减少趋势. NorESM2-MM 模式变化趋势与其他模式相似,降水减少主要集中在 SSP1-2.6 情景,典型站点包括近期麻坪和柏峪寺站、中末期的灵口站.总体而言,尽管部分时期和站点降水量减少,但 21 世纪卢氏流域年均降水量在时

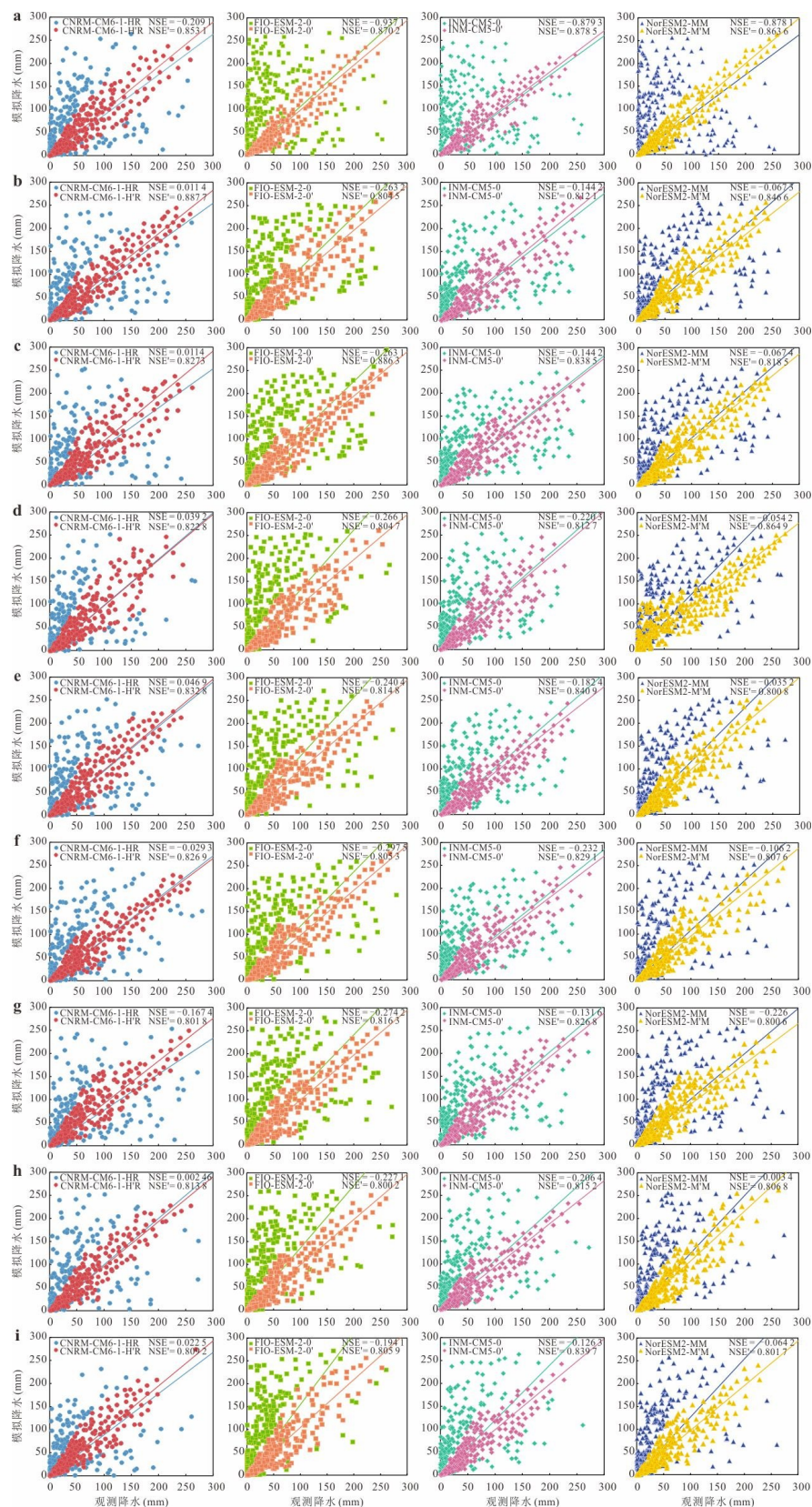


图 7 优选 GCMs 模拟降水 QM 误差订正前后月降水变化散点图

Fig. 7 Scatter plots of raw and corrected monthly precipitation for the selected GCMs  
右上角标注表示 QM 误差订正后数据集: a. 三要; b. 麻坪; c. 石门峪; d. 桑坪; e. 柏峪寺; f. 灵口; g. 官坡; h. 木桐沟; i. 卢氏

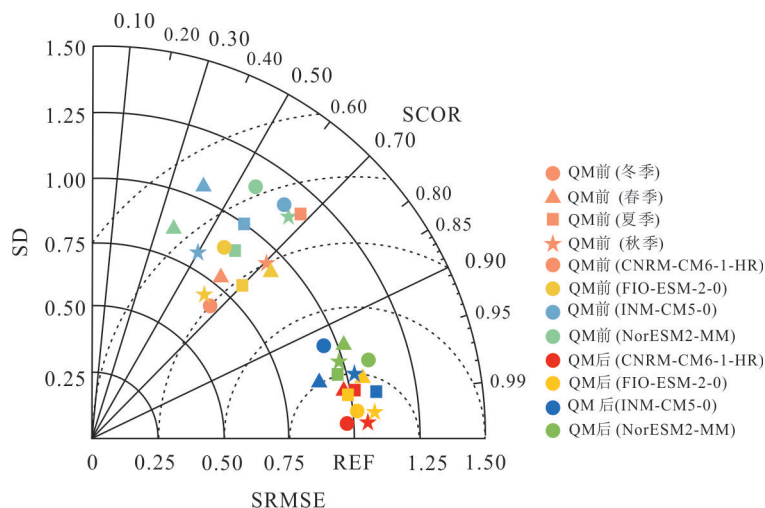


图8 优选 GCMs 模拟降水 QM 误差订正前后季节性变化泰勒图

Fig.8 Taylor diagram depict comparisons of raw and corrected seasonal precipitation between observations and selected GCMs

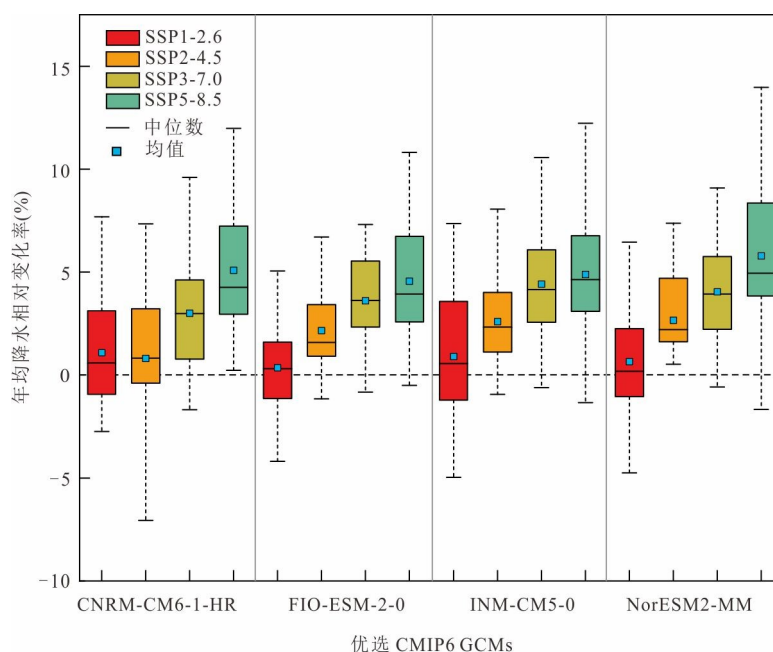


图9 优选 GCMs 在不同 SSP 情景下年均降水相对变化率(Q)箱线图

Fig.9 Relative changes in annual average precipitation of selected GCMs under SSPs

黑色实线表示中位数;蓝色方块表示均值;符号颜色表示 SSPs 下优选 GCMs 分类

间推进和排放情景增强背景下呈现逐步增加趋势,尤其在 SSP5-8.5 情景下增幅最为显著.该结果提示未来卢氏流域洪水风险可能上升.为此,建议在未来气候变化背景下进一步强化区域暴雨径流模拟与预警体系建设,完善水库与涵闸的联合调度机制以提升洪水调蓄能力.同时,应在水资源管理中引入情景规划思维,提前评估不同气候情景下的水资源供需平衡,并加强坡面植被恢复与土壤保持工

程,以降低地表径流响应强度.这些措施将有助于提升卢氏流域在未来气候变化条件下的防洪安全水平与水资源利用效率.

## 4 结论与展望

本文采用 M-K 检验分析了卢氏流域历史降水(1976—2000 年)变化趋势,利用 ISHA 算法系统评估了 18 个 CMIP6 GCM 的降水模拟能力,验证了

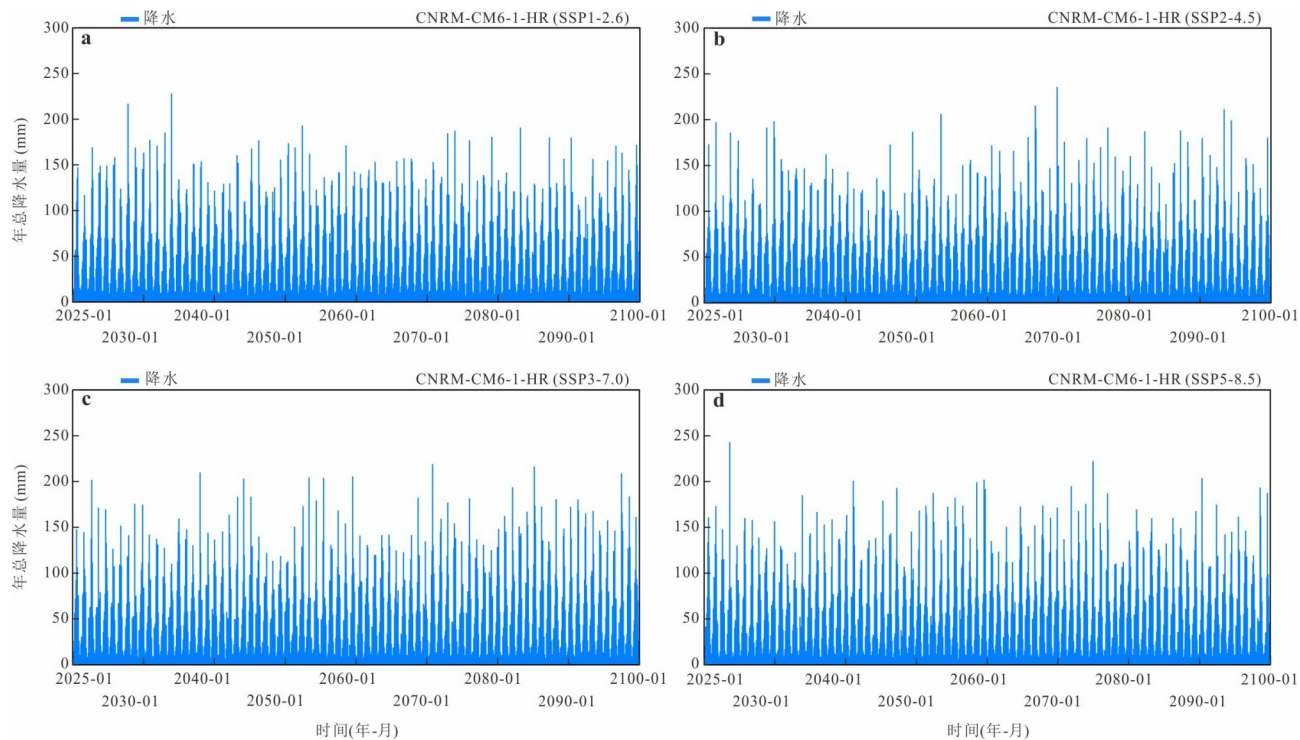


图 10 CNRM-CM6-1-HR 模式不同 SSP 情景下长期降水预测

Fig. 10 Long-term precipitation projections by the CNRM-CM6-1-HR model under SSPs

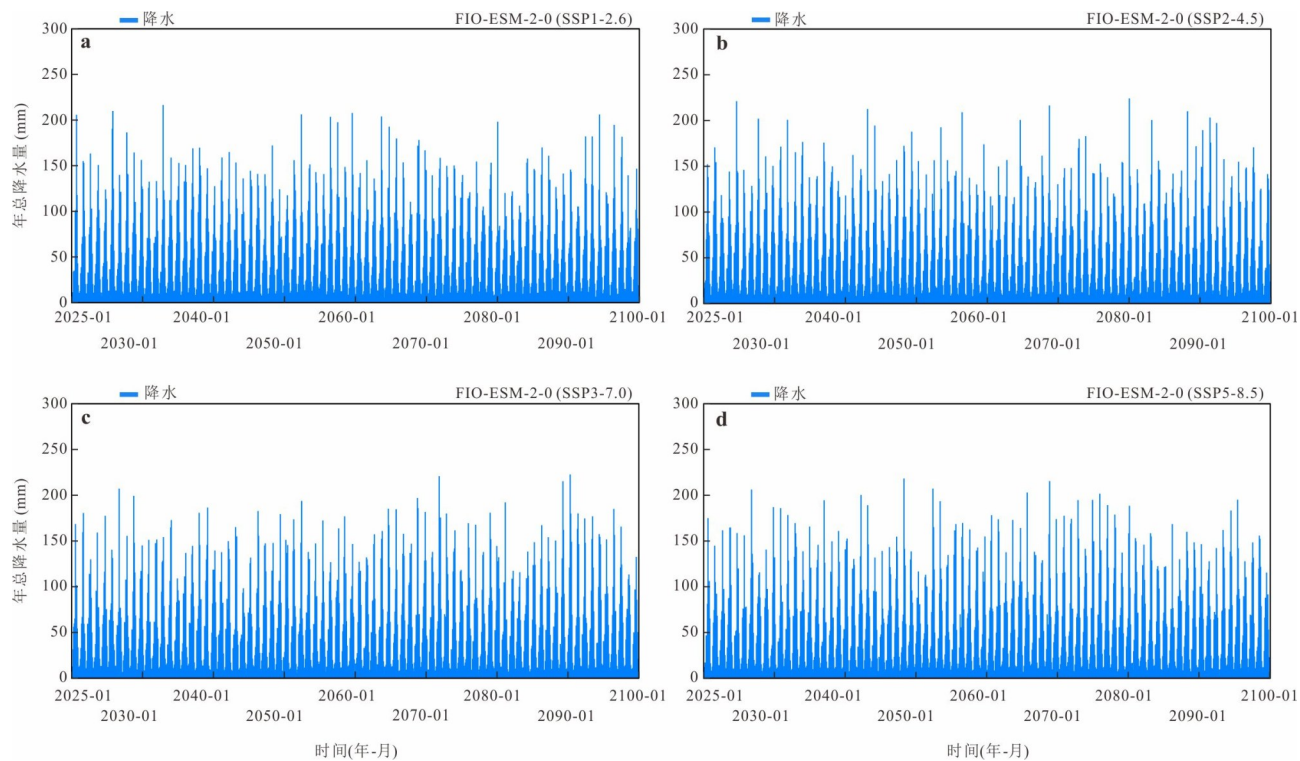


图 11 FIO-ESM-2-0 模式不同 SSP 情景下长期降水预测

Fig.11 Long-term precipitation projections by the FIO-ESM-2-0 model under SSPs

QM 误差订正的有效性,并基于优选 GCMs 分别预测了 21 世纪不同 SSPs 情景下 2025—2100 年极端降水变化.研究成果可为黄河流域极端水文事件减缓与水资源优化配置提供科学支撑,并为未来气候

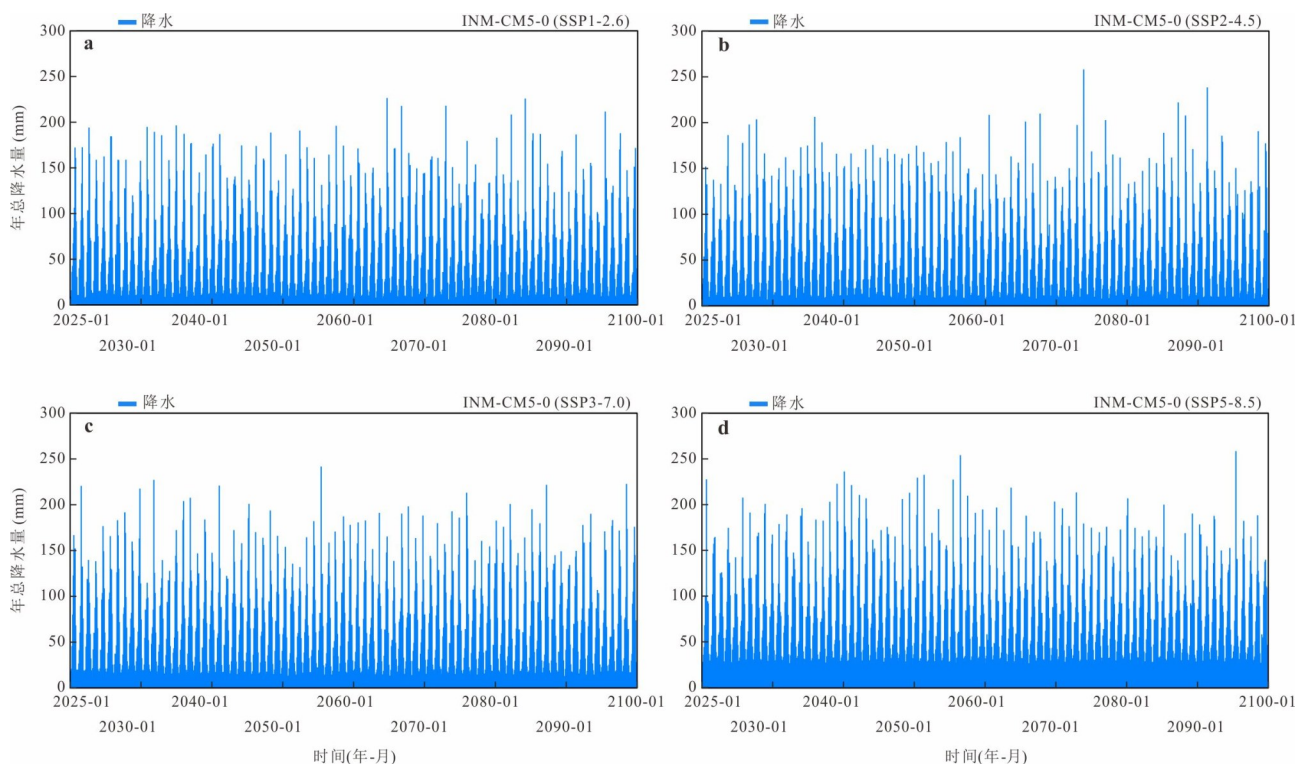


图 12 INM-CM5-0 模式不同 SSP 情景下长期降水预测

Fig.12 Long-term precipitation projections by the INM-CM5-0 model under SSPs

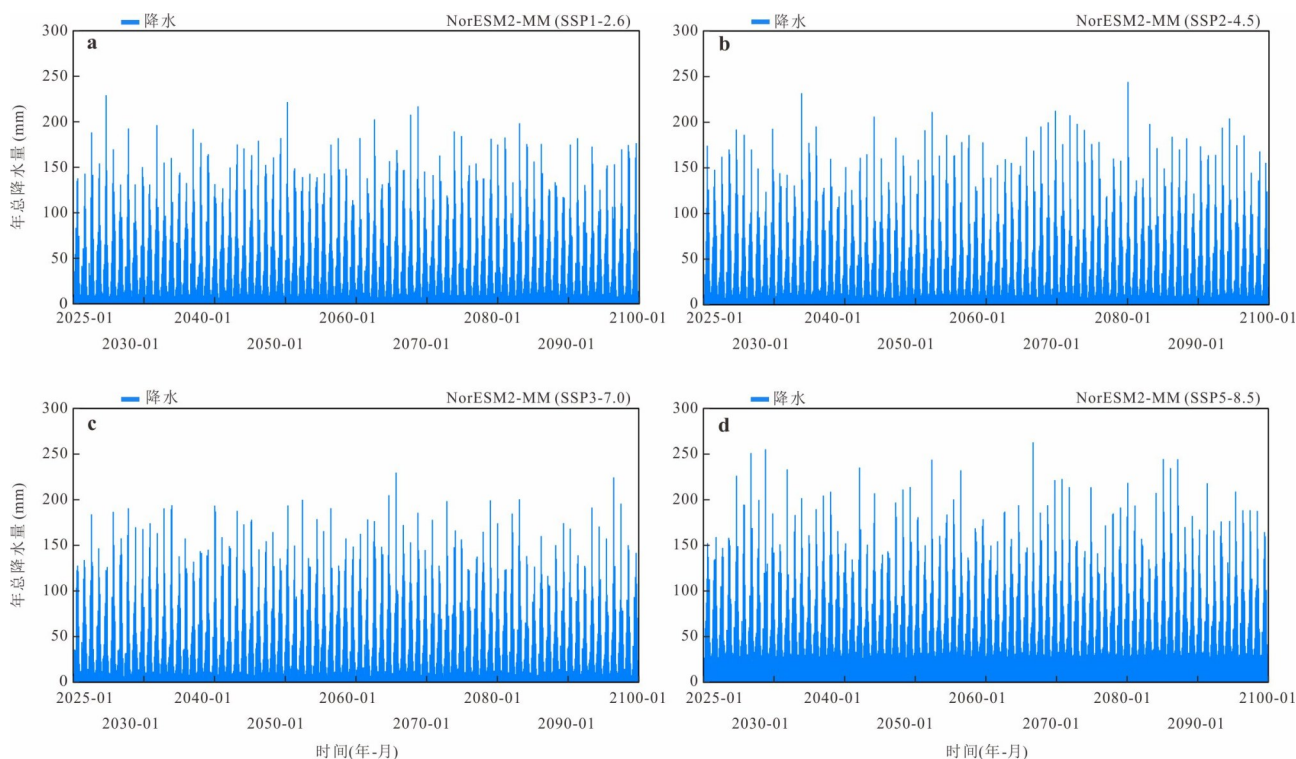


图 13 NorESM2-MM 模式不同 SSP 情景下长期降水预测

Fig.13 Long-term precipitation projections by the NorESM2-MM model under SSPs

变化背景下极端事件预测与预警系统提供可靠参考.主要结论如下.

(1)卢氏流域面平均降水量以每年 2.5 mm 的速率减少,减少量约为多年均值的 0.36%.流域中游灵

口站年均降幅约 0.44%，而下游卢氏站年均增幅约 0.13%。

(2) 综合 GCMs 模拟输出与历史观测在时空演变趋势、时空相关性等方面表现，CNRM-CM6-1-HR、FIO-ESM-2-0、INM-CM5-0 和 NorESM2-MM 模式在卢氏流域的降水模拟能力优于其他模式。

(3) 误差订正后优选 GCMs 模拟降水更贴近历史观测，最大月降水偏差率从 9.09%~16.04% 降至 0.27%~2.34%，多年平均降水偏差率从 10.41%~23.12% 降至 0.48%~1.89%，季节性降水订正效果也呈明显下降趋势。

(4) 优选 GCMs 在各 SSP 情景下模拟的 2025—2100 年年均降水相对变化幅度未来年均降水相对变化幅度随排放情景升高而增大，在低排放情景下波动为 -7.71%~10.50%，而在高排放情景下可达 -1.89%~18.02%，表明未来降水变化以小幅增加为主。尽管部分时期和站点降水量有所减少，该流域在排放情景增强和时间推进背景下，21 世纪年均降水总体呈逐步增加趋势。未来应重点强化流域防洪调度与水资源优化管理，结合生态修复与风险预警体系建设，以提升卢氏流域在气候变化条件下的防灾与调蓄能力。

同时，本文所使用的方法仍存在一定局限。QM 在观测样本充足时能稳定校正系统性偏差，但在极端降水样本稀少的情况下可能出现边缘拟合误差，对尾部事件的订正存在不确定性。ISHA 算法虽在降水时空一致性识别方面表现稳健，但结果对降水数据的时空分辨率较为敏感，在高频降水或短历时强降水过程中可能出现平滑效应。未来研究将结合分位数增量映射 (QDM)、偏差订正与空间分解 (BCSD)、广义加性模型 (GAM) 等方法及多时间尺度数据，对不同方法的适用性与鲁棒性开展系统比较，以提升极端降水订正与时空一致性分析的可靠性。

附件见文件：<https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.279>。

## References

Ascott, M. J., Mansour, M. M., Bloomfield, J. P., et al., 2019. Analysis of the Impact of Hydraulic Properties and Climate Change on Estimations of Borehole Yields. *Journal of Hydrology*, 577: 123998. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123998>

Bennett, J. C., Grose, M. R., Corney, S. P., et al., 2014. Performance of an Empirical Bias-Correction of a High-Resolution Climate Dataset. *International Journal of Climatology*, 34(7): 2189—2204. <https://doi.org/10.1002/joc.3830>

Bohra, S. S., Anvari-Moghaddam, A., 2022. A Comprehensive Review on Applications of Multicriteria Decision-Making Methods in Power and Energy Systems. *International Journal of Energy Research*, 46(4): 4088—4118. <https://doi.org/10.1002/er.7517>

Bornemann, F. J., Rowell, D. P., Evans, B., et al., 2019. Future Changes and Uncertainty in Decision-Relevant Measures of East African Climate. *Climatic Change*, 156(3): 365—384. <https://doi.org/10.1007/s10584-019-02499-2>

Chen, J., Brissette, F. P., Chaumont, D., et al., 2013. Finding Appropriate Bias Correction Methods in Downscaling Precipitation for Hydrologic Impact Studies over North America. *Water Resources Research*, 49(7): 4187—4205. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20331>

Enayati, M., Bozorg-Haddad, O., Bazrafshan, J., et al., 2021. Bias Correction Capabilities of Quantile Mapping Methods for Rainfall and Temperature Variables. *Journal of Water and Climate Change*, 12(2): 401—419. <https://doi.org/10.2166/wcc.2020.261>

Feng, X. M., Cheng, W., Fu, B. J., et al., 2016. The Role of Climatic and Anthropogenic Stresses on Long-Term Runoff Reduction from the Loess Plateau, China. *Science of the Total Environment*, 571: 688—698. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.07.038>

Grabowski, S., Kowalski, T. M., 2021. Algorithms for All-Pairs Hamming Distance Based Similarity. *Software: Practice and Experience*, 51(7): 1580—1590. <https://doi.org/10.1002/spe.2978>

Hawkins, E., Sutton, R., 2011. The Potential to Narrow Uncertainty in Projections of Regional Precipitation Change. *Climate Dynamics*, 37(1—2): 407—418. <https://doi.org/10.1007/s00382-010-0810-6>

Hao, Z. C., Li, L., Wang, J. H., et al., 2007. Impact of Climate Change on Surface Water Resources. *Earth Science*, 32(3): 425—432 (in Chinese with English abstract).

Li, J. R., Niu, Z. G., Feng, L., et al., 2020. Simulation and Prediction of Extreme Temperature Indices in Yangtze and Yellow River Basins by CMIP5 Models. *Earth Science*, 45(6): 1887—1904 (in Chinese with English abstract).

Nayak, S., Upadhyay, S., D'Souza, S., et al., 2023. Hamming Distance between the Strings Generated by Adja-

- cency Matrix of a Subgraph Complementary Graph and Their Sum. *Discrete Mathematics, Algorithms and Applications*, 15(4): 2250102. <https://doi.org/10.1142/s1793830922501026>
- Nguyen, H., Mehrotra, R., Sharma, A., 2016. Correcting for Systematic Biases in GCM Simulations in the Frequency Domain. *Journal of Hydrology*, 538: 117–126. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.04.018>
- Piniewski, M., Szcześniak, M., Huang, S. C., et al., 2018. Projections of Runoff in the Vistula and the Odra River Basins with the Help of the SWAT Model. *Hydrology Research*, 49(2): 303–317. <https://doi.org/10.2166/nh.2017.280>
- Prasanna, V., 2016. Assessment of South Asian Summer Monsoon Simulation in CMIP5-Coupled Climate Models during the Historical Period (1850–2005). *Pure and Applied Geophysics*, 173(4): 1379–1402. <https://doi.org/10.1007/s00024-015-1126-6>
- Sharma, A., Goyal, M. K., 2020. Assessment of the Changes in Precipitation and Temperature in Teesta River Basin in Indian Himalayan Region under Climate Change. *Atmospheric Research*, 231: 104670. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104670>
- Tang, X. G., Wang, L. J., Wang, H. Y., et al., 2024. Predicted Climate Change will Increase Landslide Risk in Hanjiang River Basin, China. *Journal of Earth Science*, 35(4): 1334–1354. <https://doi.org/10.1007/s12583-021-1511-2>
- Taylor, K. E., 2001. Summarizing Multiple Aspects of Model Performance in a Single Diagram. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D7): 7183–7192. <https://doi.org/10.1029/2000jd900719>
- Teutschbein, C., Seibert, J., 2012. Bias Correction of Regional Climate Model Simulations for Hydrological Climate-Change Impact Studies: Review and Evaluation of Different Methods. *Journal of Hydrology*, 456/457: 12–29. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>
- Ripple, W. J., Wolf, C., Gregg, J. W., et al., 2024. The 2024 State of the Climate Report: Perilous Times on Planet Earth. *BioScience*, 74(12): 812–824. <https://doi.org/10.1093/biosci/biae087>
- Wu, X. J., Liu, J. K., Niu, Z. G., et al., 2025. Projection of Population Exposure to Compound Extreme Climate Events in the Yangtze River Basin. *Journal of Earth Science*, 36(6): 2771–2788. <https://doi.org/10.1007/s12583-025-0261-y>
- Yang, P., Xu, F., Xia, J., et al., 2025. Agricultural Drought Vulnerability in the Middle Reaches of Yangtze River Basin under Environmental Change. *Journal of Earth Science*, 36(1): 184–196. <https://doi.org/10.1007/s12583-023-1865-8>
- Yue, S. R., Wang, L. C., Cao, Q., et al., 2025. Assessment of Future Cotton Production in the Tarim River Basin under Climate Model Projections and Water Management. *Journal of Earth Science*, 36(4): 1780–1792. <https://doi.org/10.1007/s12583-025-0213-6>
- Zhang, Y. Q., You, Q. L., Lin, H. B., et al., 2015. Analysis of Dry/Wet Conditions in the Gan River Basin, China, and Their Association with Large-Scale Atmospheric Circulation. *Global and Planetary Change*, 133: 309–317. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2015.09.005>

## 中文参考文献

- 郝振纯, 李丽, 王加虎, 等, 2007. 气候变化对地表水资源的影 响. *地球科学*, 32(3): 425–432.
- 李佳瑞, 牛自耕, 冯岚, 等, 2020. CMIP5 模式对长江和黄河流域极端气温指标的模拟与预估. *地球科学*, 45(6): 1887–1904.