

基于非一致性偏差校正方法的黄淮海和江淮平原 CMIP6 模式降水偏差校正与评估

林 娟^{1,2}, 李 新^{1,2}, 张鹏程³, 陈馨蕾¹, 周义斌¹, 张 珂^{1,2,4,5,6}

(1. 河海大学水文水资源学院; 2. 中国气象局水文气象重点开放实验室; 3. 长江水利委员会长江中游水文水资源勘测局;
4. 河海大学水灾害防御全国重点实验室; 5. 河海大学长江保护与绿色发展研究院; 6. 水利部水利大数据重点实验室)

摘要: 基于黄淮海和江淮平原日尺度格点化降水数据集, 采用基于分位数增量映射法和秩重抽样法的非一致性偏差校正方法对黄淮海和江淮平原 23 个 CMIP6 模式的降水模拟结果进行偏差校正, 从气候态平均降水和极端降水两方面评估了偏差校正前后 CMIP6 模式的模拟性能。结果表明: CMIP6 多模式集合高估了平原区多年平均降水量, 呈现夏季低估, 其他季节高估的现象; CMIP6 多模式集合高估了极端降水发生的频率和最长连续湿润期, 但低估了极端降水强度和最长连续干旱期; 非一致性偏差校正方法显著提升了 CMIP6 模式及多模式集合对黄淮海和江淮平原降水的模拟能力, 偏差校正后 CMIP6 多模式集合对气候态平均降水的模拟偏差在±10% 以内, 对 8 个极端降水指数 TS 评分的平均值提升了约 10%。

关键词: CMIP6 模式; 降水模拟评估; 非一致性偏差校正; 分位数增量映射法; 秩重抽样法; 黄淮海平原; 江淮平原

Bias correction and evaluation of CMIP6 model precipitation in Huang-Huai-Hai and Jiang-Huai plains based on non-stationary bias correction method//Lin Juan^{1,2}, Li Xin^{1,2}, Zhang Pengcheng³, Chen Xinlei¹, Zhou Yibin¹, Zhang Ke^{1,2,4,5,6} (1. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University; 2. China Meteorological Administration Hydro-Meteorology Key Laboratory; 3. Middle Changjiang River Bureau of Hydrology and Water Resources Survey, Changjiang Water Resources Commission; 4. The National Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University; 5. Yangtze Institute for Conservation and Development, Hohai University; 6. Key Laboratory of Water Big Data Technology of Ministry of Water Resources)

Abstract: This study applies a non-stationary bias correction method, integrating techniques of quantile delta mapping and rank resampling for distributions and dependencies, to evaluate and enhance precipitation simulations from 23 CMIP6 models over the Huang-Huai-Hai and Jiang-Huai plains using daily gridded precipitation datasets, examining model performance in reproducing both climatological mean precipitation patterns and extreme precipitation characteristics before and after bias correction. The results show that, prior to correction, the CMIP6 multi-model ensemble demonstrates systematic overestimation of mean annual precipitation across both plains, characterized by underestimation in summer and overestimation in other seasons, while regarding extreme precipitation events, the uncorrected ensemble exhibits overestimation of precipitation frequency and maximum consecutive wet periods alongside underestimation of precipitation intensity and maximum consecutive dry periods. The implementation of non-stationary bias correction method yields substantial improvements in CMIP6 precipitation simulation capabilities, with post-correction results demonstrating climatological mean precipitation biases constrained within ±10% and average TS scores for eight extreme precipitation indicators enhanced by approximately 10%.

Key words: CMIP6 models; precipitation simulation assessment; non-stationary bias correction; quantile delta mapping; rank resampling for distributions and dependencies; Huang-Huai-Hai Plain; Jiang-Huai Plain

20 世纪以来, 强人类活动排放大量温室气体导致大气成分及其辐射效应发生改变, 全球地表温度持续升高, 深刻影响了全球水文循环过程^[1-2]。联合国政府间气候变化专门委员会 (IPCC) 第六次评估

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFC3006500); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (B240203007); 中国气象局水文气象重点开放实验室开放课题项目 (23SWQXM045)

作者简介: 林娟 (2000—), 女, 硕士研究生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: linjuan@hhu.edu.cn

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

报告(AR6)指出,2011—2020 年全球地表平均温度相对于 1850—1900 年升高约 1.09℃,全球水文循环明显增强^[3-4]。降水作为水文循环的关键环节,全球变暖显著影响其强度、频率、持续时间和分布形式,进而改变水资源的时空分布格局^[5-7]。因此,开展全球变暖背景下降水模拟能力评估对深入理解气候变化对水文循环的影响机理及预测未来降水变化趋势具有重要意义。

全球气候模式(global climate model,GCM)是当今研究气候变化机理的重要方法,也是预估气候系统未来发展变化的重要工具。研究全球气候变化对区域水文循环要素的影响时,一般将国际耦合模式比较计划(coupled model intercomparison project,CMIP)中 GCM 集合提供的降水数据作为水文模型的输入。自 IPCC 第 3 次评估报告发布以来,GCM 得到迅速发展,目前,CMIP 已发展到第六阶段(CMIP6),其参与模式数量最多、数据规模最庞大、试验设计也最完善。相对于上一代的 CMIP5,CMIP6 模式分辨率及模拟能力提升显著^[8],在全球气候变化下的降水模拟评估研究中得到广泛应用^[9]。国内外学者对 CMIP6 模式在某一特定区域降水的模拟能力评估主要集中在气候态平均降水和极端降水两个方面,并关注降水的季节性特征和空间异质性。然而,受气候系统的复杂性和气候模式的不确定性等多种因素影响,CMIP6 模式对特定区域或流域降水的模拟能力存在一定的不确定性^[10-11],需要对 CMIP6 模式降水数据进行偏差校正以提高模拟精度^[12]。

分位数映射法(quantile mapping,QM)^[13]是目前最常用的偏差校正方法之一,尽管该方法在减小模拟偏差方面表现良好,但可能会改变气候变量的未来变化趋势。Cannon 等^[14]提出了分位数增量映射法(quantile delta mapping,QDM),该方法在校正偏差的同时,能够较好地保留气候变量的相对变化趋势。然而,QM 和 QDM 法作为单变量偏差校正方法,忽略了气候变量之间的物理相关性^[15],也未考虑气象场的空间相关性。为解决该问题,Vrac^[16]提出一种秩重抽样法(rank resampling for distributions and dependencies,R2D2),可有效重构气候模式输出气象场的变量间相关性和空间相关性。François 等^[17]系统对比分析了 CDF-t(cumulative distribution function-transform)、R2D2、dOTC(dynamical optimal transport correction)、MBCn(multivariate bias correction with n -dimensional probability density function transform)和 MRec(matrix recorrelation)等 5 种偏差校正方法,发现 R2D2 法对降水变量表现

出较好的校正能力,在保持变量间相关性、空间相关性等方面优于其他方法。Dembélé 等^[18]采用 R2D2 法对 43 个 RCM(regional climate models)-GCM 组合数据进行偏差校正,证实该方法在校正区域气候模式误差方面表现良好。

黄淮海和江淮平原跨越京津冀鲁豫苏皖七大城市,是我国重要的农业区和工业区,政治经济地位至关重要。受季风气候、地形因素、海陆位置等的影响,黄淮海和江淮平原易受台风、强降雨等极端天气影响,暴雨洪涝灾害频发。近几十年来,受全球变暖影响,黄淮海和江淮平原地区极端降水的频率和强度显著增加^[19-20]。然而,基于非一致性多维偏差校正方法对黄淮海和江淮平原气候模式偏差校正与评估的研究仍然比较匮乏,且相关研究采用模式的数量也较少。因此,本文基于黄淮海和江淮平原 1961—2022 年长系列格点化数据集和 23 个 CMIP6 模式,采用非一致性偏差校正方法对降水数据进行偏差校正,从气候态平均降水和极端降水两个方面,评估偏差校正前后 CMIP6 模式在研究区的降水模拟性能,以期评估气候变化对黄淮海和江淮平原水资源时空演变影响提供参考。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

黄淮海平原属于半干旱半湿润地区,地势低平,地形总体上北高南低、西高中低,水系主要由黄河、淮河、海河等河流组成。该地区土地肥沃,气候适宜,属于温带季风气候,年平均气温为 14.5℃,年降水量 500~1 000 mm^[21]。一般来说,夏季降水较多,容易出现暴雨天气,而冬季则相对较干燥,降水量较少。

江淮平原由淮河、长江及附属水系冲积形成,气候类型属于北亚热带温和湿润季风气候区,其北部与黄淮海平原相邻。该地区湖泊众多、水系交织,江淮水系河流汇入平原内侧的湖泊群,发育形成三角洲^[22]。江淮平原年平均温度为 13~16℃^[23],年降水量 1 100~1 500 mm,但区域内部降水空间分布不均匀,东南部较多,西北部较少;由于海拔较低,地势低洼,平原蓄水能力有限,汛期及台风天气易出现洪涝灾害。研究区概况如图 1 所示。

1.2 数据来源

本文降水观测资料采用中国 CN05.1 格点化逐日观测数据集,时间范围为 1961—2022 年。该数据集基于中国 2 400 多个站点观测资料,采用距平逼近法对气候场和距平场分别插值后叠加得到栅格数据,空间分辨率为 0.25°×0.25°^[24],数据精度高且

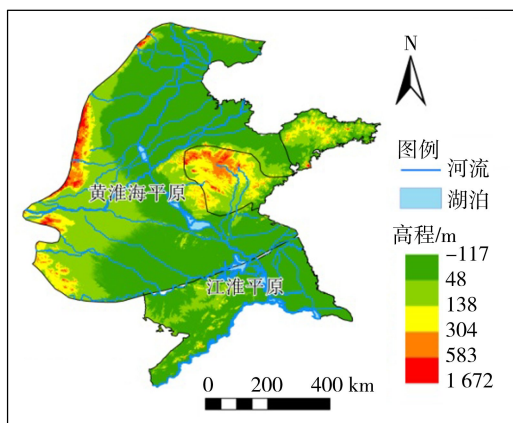


图1 研究区概况

Fig. 1 Overview of study area

被广泛应用于气候模式评估研究^[25-26]。选取 23 个 CMIP6 模式逐日降水模拟数据 (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6/h>) 进行偏差校正, 综合评估偏差校正前后各模式对黄淮海和江淮平原降水的模拟能力。

为了保证模式数据与观测数据空间分辨率的一致性, 基于 CDO (climate data operator) 工具箱中的一阶守恒插值算法^[27], 将气候模式降水数据统一插值到与观测资料相同空间分辨率 ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$) 的格点上。综合考虑观测数据与气候模式数据所覆盖的历史时段, 本文选取 1961—2022 年作为基准期。需要说明的是, CMIP6 模式的历史模拟数据至 2014 年底, 2015 年后的近未来时期, 不同 SSP 情景间的辐射强迫差异极小, 加之气候系统的巨大惯性, 模拟结果尚未产生显著分化^[28]。为了获得覆盖整个基准期完整连续的时间序列, 采用中间排放路径 SSP2-4.5 模拟结果将 CMIP6 模式的历史模拟数据扩展到 2022 年, 该扩展符合 CMIP6 历史模拟评估的常规做法^[29]。本文定义气候态平均值为各降水指标在 1961—2022 年的平均值。

2 研究方法

2.1 多模式集合平均

相较于单模式模拟结果的不确定性, 多模式集合的模拟结果可以有效提高模拟精度。本文基于 23 个 CMIP6 模式, 采用多模式集合平均法^[30]生成研究区 1961—2022 年 CMIP6 多模式集合日降水模拟序列, 并综合评估 CMIP6 多模式集合对黄淮海和江淮平原降水的模拟能力。CMIP6 多模式集合为 23 个 CMIP6 模式模拟结果的等权重算术平均。

2.2 偏差校正方法

由于 GCM 空间分辨率较低, 对特定区域的降水模拟结果往往存在偏差, 需要采用偏差校正方法减

小不确定性^[12]。本文采用由 QDM 法和 R2D2 法构成的 QDM-R2D2 非一致性偏差校正方法 (以下简称“QDM-R2D2 方法”) 进行偏差校正。

QDM 法通过构建历史时期观测值与模拟值的分位数对应关系, 将模拟数据在未来时期相对于历史时期的相对变化叠加到校正后的观测值上, 从而实现对未来模拟结果的校正^[31]。QDM 法允许模拟值在未来时段的累积分布函数发生变化, 能够有效避免 QM 法可能引起的气候变化信号扭曲, 特别适用于降水等具有偏态分布的气候变量。由于篇幅限制, 本文仅在历史基准期内进行气候模式偏差校正, 此时, QDM 法中用于保留趋势的增量因子恒等于 1。

R2D2 法是基于 Schaake Shuffle 秩重排序方法的多维气候模式偏差校正方法^[16], 旨在校正模式输出变量的变量间相关性和空间相关性结构偏差。R2D2 法后处理过程的主要原理为: 允许气候模式驱动气象变量在时间上的演变过程, 在保留气象变量的变量间相关性和空间相关性的同时, 在相关性模块中引入随机变化, 以此反映相关性矩阵随时间的变化。

采用 QDM-R2D2 方法对 CMIP6 各模式降水序列进行偏差校正的步骤为: ①采用 QDM 法对各气候模式降水数据进行一维偏差校正, 以调整其边缘分布, 使其在统计特征上尽可能与观测数据一致, 从而减少系统性偏差; ②采用 R2D2 法对校正后的气象序列进行统计后处理, 重建降水场的空间相关性。

2.3 性能评估

2.3.1 泰勒图

泰勒图最早由 Taylor^[32]提出, 通过两个场之间标准差、中心均方根误差和相关系数比较其相似程度, 泰勒图被 IPCC 广泛应用于各种模式模拟能力评估和复杂模式之间的相互比较。本文用泰勒图评估 1961—2022 年黄淮海和江淮平原 23 个 CMIP6 模式降水数据偏差校正前后的模拟效果。

2.3.2 极端降水指数

气候变化检测和指数专家组 (ETCCDI) 定义了 11 个反映极端降水特征的核心指标^[33], 用于衡量区域极端降水的发生频率、强度与持续时间。本文使用其中 8 个极端降水指数来评估 GCM 对黄淮海和江淮平原 1961—2022 年极端降水指数的模拟能力。参考刘俏华等^[34]的方法, 可以将 8 个极端降水指数分为以下 4 类: ①频率指数。指日降水量超过一个固定阈值的发生频率, 包括低强度降水天数 (R10mm) 和中等强度降水天数 (R20mm)。②强度指数。通常用于描述极端降水事件的强度, 代表指定时段内 (通常为年、季节或月) 降水量指标的最大

值,包括最大1d降水量(Rx1day)、最大5d降水量(Rx5day)、平均日降水强度(SDII)。^③持续时间指数。用于描述极端降水事件的持续时间长度,包括最大连续干旱天数(CDD)和最大连续湿润天数(CWD)。^④一般指数。包括年总降水量(PRCPTOT),主要指一年内所有雨日降水量之和。按ETCCDI常用定义,日降水量大于等于1mm定义为雨日。

2.3.3 TS评分法

采用TS评分法定量评估CMIP6各模式及多模式集合对黄淮海和江淮平原极端降水的模拟能力。TS评分法结合泰勒图中相关系数、观测结果和模式模拟结果的标准差来评估模式的模拟能力^[32],计算公式为:

$$S = \frac{4(1 + R)^2}{(\sigma_m/\sigma_o + \sigma_o/\sigma_m)^2(1 + R_{\max})^2} \quad (1)$$

式中: S 为TS评分; σ_m 为模拟结果的标准差; σ_o 为观测结果的标准差; R 为模拟结果与观测结果之间的相关系数; $R_{\max}$ 为 R 的最大值。TS评分越接近1,表示模拟结果越接近观测结果,模式模拟能力越强。

3 结果与分析

3.1 气候态平均降水模拟能力评估

图2为1961—2022年偏差校正前后各CMIP6模式对黄淮海和江淮平原多年平均降水量的模拟结果偏差。由图2(a)可知,偏差校正前各CMIP6模式模拟结果偏差较大,MRI-ESM2-0和FGOALS-g3两个模式表现为显著低估,大部分地区模拟结果偏差为-30%以上;TaiESM1、CMCC-CM2-SR5、CMCC-ESM2等模式表现为整体高估,大多数区域模拟结果偏差为30%~50%,在黄淮海平原西北部为70%以上;BCC-CSM2-MR、GFDL-ESM4等模式能较好地反映黄淮海和江淮平原观测降水量的空间分布情况,总体偏差相对较小,在±20%以内。由图2(b)可知,经过偏差校正后,各CMIP6模式对黄淮海和江淮平原多年平均降水量的模拟能力得到明显提升,模拟结果偏差整体降低,23个CMIP6模式的模拟结果偏差均控制在±10%以内。从总体来看,该偏差校正方法能够有效提升CMIP6模式对降水的模拟精度。

为了进一步研究QDM-R2D2方法对黄淮海和江淮平原各CMIP6模式多年平均降水量模拟的校正效果,图3给出了偏差校正前后各CMIP6模式模拟的多年平均降水量的泰勒图。由图3可以看出,偏差校正前的标准差最大约为1.6,相关系数为-0.4~0.4,中心均方根误差为1.2~2.0。其中

BCC-CSM2-MR模式相关系数最高,中心均方根误差最小,标准差较接近1,因此表现最好;ACCESS-ESM1-5、CESM2-WACCM、NorESM2-LM等模式表现较差。偏差校正后各CMIP6模式模拟多年平均降水量的相关系数为-0.2~0.4,标准差和中心均方根误差分别减少为0.5~1.0和1.0~1.4。通过对比偏差校正前后的结果可以看出,标准差和中心均方根误差均有所改善,但相关系数的提升较为有限,这是因为QDM-R2D2方法本质上通过调整模拟数值的分布特征来消除系统性偏差,能够有效改善模式模拟量级的准确性,但对气候模式固有的降水时间序列相位误差的校正能力有限,因而相关系数改善不显著。总的来说,经过偏差校正,BCC-CSM2-MR、CMCC-ESM2等模式表现较好。

图4给出偏差校正前后CMIP6多模式集合对黄淮海和江淮平原4个季节降水量模拟结果偏差的空间分布情况。由图4可知,偏差校正前CMIP6多模式集合在夏季模拟偏差总体表现为低估,中部地区低估在10%以内,东部及沿海地区低估10%~40%;在其他季节整体表现为高估,冬季部分地区出现严重高估(相对误差超过100%)。从年尺度来看,未经偏差校正的CMIP6多模式集合对黄淮海和江淮平原多年平均降水总体表现为高估,高估偏差由东向西呈递增趋势,中东部地区正偏差为10%~20%,西部部分地区正偏差为30%以上。偏差校正后CMIP6多模式集合对黄淮海和江淮平原气候态平均降水模拟能力在流域内普遍有所改善,尤其是对总体高估的改善效果明显。经过偏差校正的CMIP6多模式集合在冬季模拟偏差总体表现为低估,其他季节和年尺度上表现为高估,相对误差都控制在±10%以内。

3.2 极端降水指数模拟评估

图5给出了1961—2022年观测和偏差校正前后CMIP6多模式集合模拟的黄淮海和江淮平原区域平均的8个极端降水指数时间序列。由图5可知,QDM-R2D2方法明显改善了CMIP6多模式集合对SDII、Rx1day的低估和对R10mm、CWD、R20mm、PRCPTOT的高估情况。从时间序列变化来看,偏差校正后的CMIP6多模式集合模拟结果能基本覆盖各指数观测序列的变化范围,给出的不确定性区间更窄,同时能更准确地反映观测序列对应的极端降水指数均值;但偏差校正后的CMIP6多模式集合模拟结果的年际变幅明显偏小,这是因为多模式集合在提取确定性信号的同时,平滑了各模式的随机内部变率。

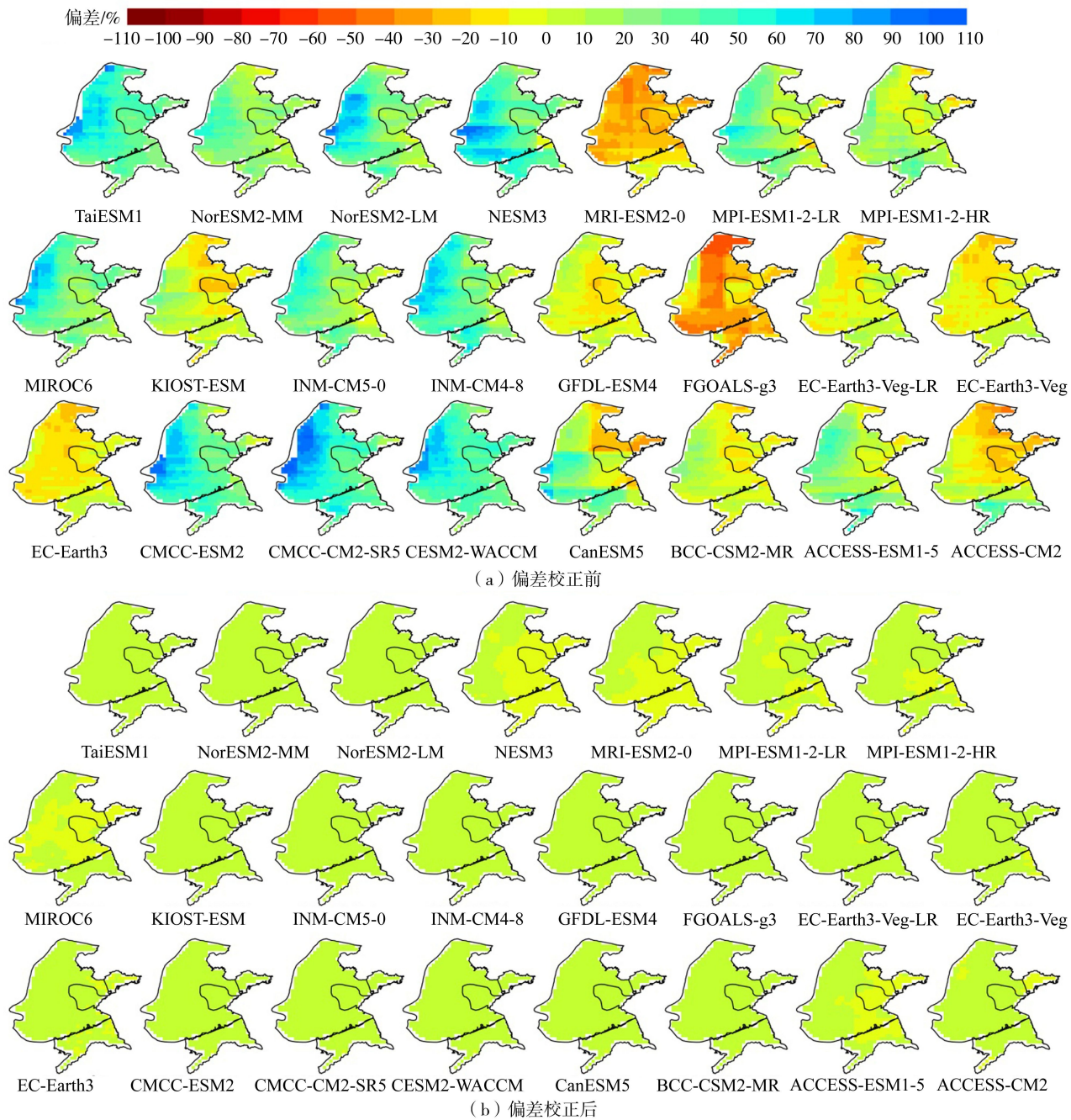


图 2 偏差校正前后 CMIP6 各模式对 1961—2022 多年平均降水量模拟结果偏差对比

Fig. 2 Comparison of mean annual precipitation bias of simulation results of each CMIP6 model from 1961 to 2022 before and after bias correction

图 6 为偏差校正前后 CMIP6 多模式集合对黄淮海和江淮平原 1961—2022 年 8 个极端降水指数气候态均值模拟偏差的空间分布。对于 Rx1day、Rx5day 和 SDII 而言,大部分地区出现低估现象,负偏差基本在 20% 以内;CWD 表现出整体高估现象,西部地区偏差达 40%~60%;CDD 在黄淮海平原整体低估,大多数区域偏差在 -40%~-10%,在西部地区达到 -50% 以上;R10mm 表现出整体高估现象,大部分地区偏差在 30% 以内;R20mm 表现出西部高估、东部低估现象,整个区域表现为高估;PRCPTOT

表现出整体高估现象,黄淮海平原西北部偏差达 20%~40%。偏差校正后 CMIP6 多模式集合在 5 个极端降水指数的偏差量级上普遍有所减小,R10mm、PRCPTOT 和 R20mm 表现出整体低估现象,而 Rx1day 和 SDII 则表现出整体高估现象,偏差均在 $\pm 10\%$ 以内。然而,对于 CDD、CWD 和 Rx5day 3 个极端降水指数,偏差校正的改善效果并不明显,其中 CDD 和 CWD 还呈现出同一区域校正前后正负偏差不一致的情况。这主要是因为 QDM-R2D2 方法在偏差校正时,改变了数据的时序结构,从而导致

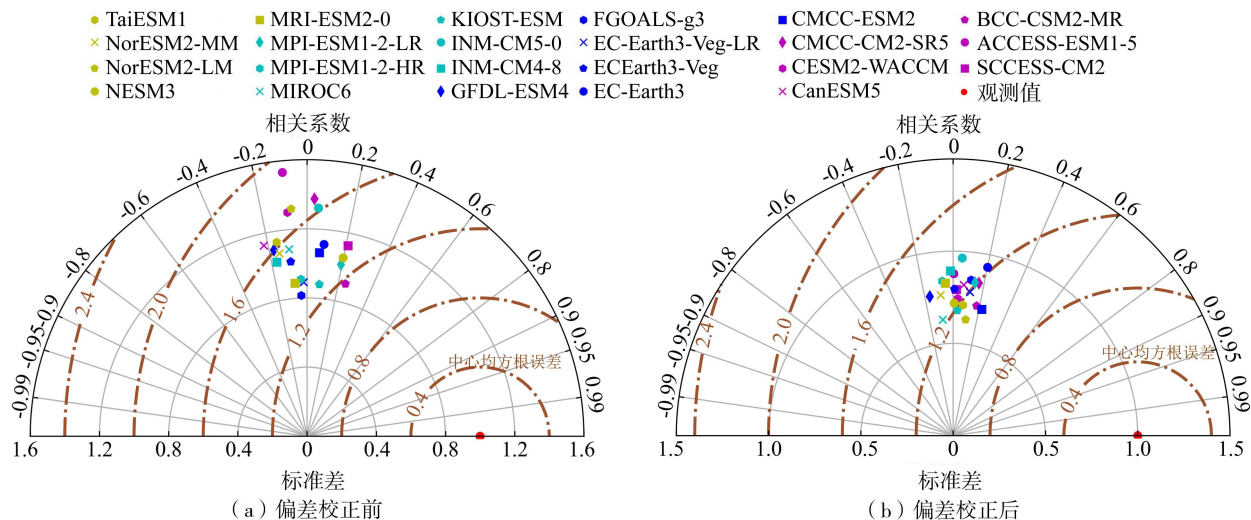


图3 偏差校正前后 1961—2022 年 CMIP6 各模式对多年平均降水量模拟泰勒图对比

Fig. 3 Comparison of Taylor diagrams of mean annual precipitation simulated by each CMIP6 model from 1961 to 2022 before and after bias correction

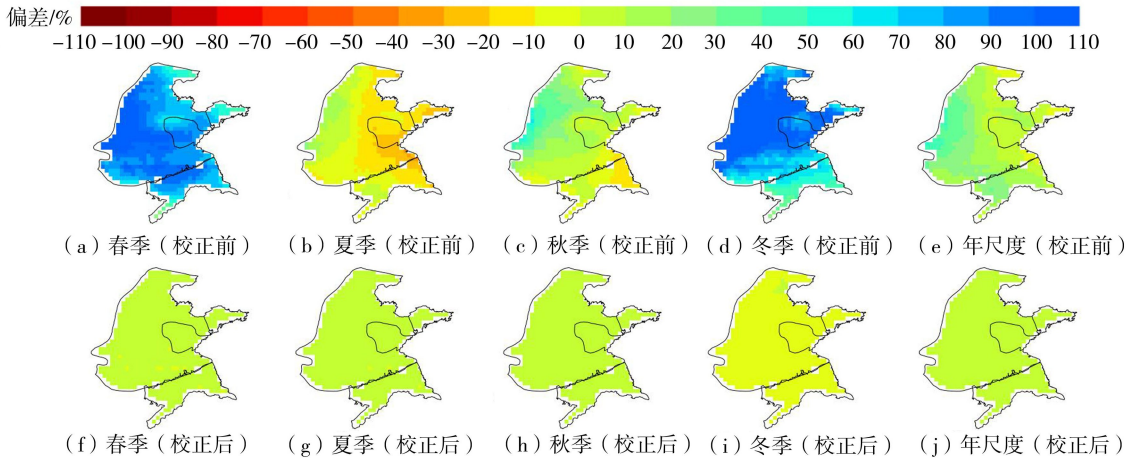


图4 偏差校正前后 CMIP6 多模式集合对 1961—2022 年各季节气候态平均降水模拟偏差对比

Fig. 4 Comparison of mean seasonal and annual precipitation biases of simulation results of CMIP6 multi-model ensemble from 1961 to 2022 before and after bias correction

了衡量时间连续性的指数(CWD 和 CDD)在校正前后出现正负偏差不一致的现象,而 Rx5day 作为同时依赖于强度和连续性的极端降水指数,其校正效果也受到影响。总体上,经过偏差校正的 CMIP6 多模式集合对 R10mm、R20mm、PRCPTOT、Rx1day、SDII 的模拟效果较好,偏差在-10%~10%以内,对 CWD、CDD 和 Rx5day 的偏差校正效果有待提升。

图7给出了偏差校正前后各 CMIP6 模式和多模式集合模拟的 8 个极端降水指数气候态均值的 TS 评分及所有指数 TS 评分的平均值。由图7可知,偏差校正前多模式集合模拟的 8 个极端降水指数 TS 评分平均值为 0.59, CWD 的 TS 评分最小(0.44), Rx5day 的 TS 评分最大(0.67),其余 6 个极端降水指数 TS 评分均在 0.55 以上。偏差校正后多模式集合模拟的 8 个极端降水指数 TS 评分的平均

值为 0.65,提升了约 10%。CDD、Rx5day、R20mm 3 个极端降水指数的 TS 评分略微下降,其余 5 个极端降水指数的 TS 评分均有所提升,其中, CDD 的 TS 评分最小(0.54), Rx1day 的 TS 评分最大(0.75),其余 6 个极端降水指数 TS 评分均大于 0.57。整体上, QDM-R2D2 方法改善了多模式集合对极端降水指数的模拟性能。

就单个模式而言,校正前 BCC-CSM2-MR、KIOST-ESM、ACCESS-CM2 模式的整体模拟效果较好,其中 BCC-CSM2-MR 模拟结果最好,其 R20mm、Rx5day、SDII、PRCPTOT 等指数的 TS 评分均排名第一, 8 个极端降水指数 TS 评分的平均值大于 0.90, KIOST-ESM、ACCESS-CM2 模式 TS 评分平均值为 0.70~0.80。经过偏差校正, 23 个 CMIP6 模式的 8 个极端降水指数 TS 评分普遍提高,尤其是校正前

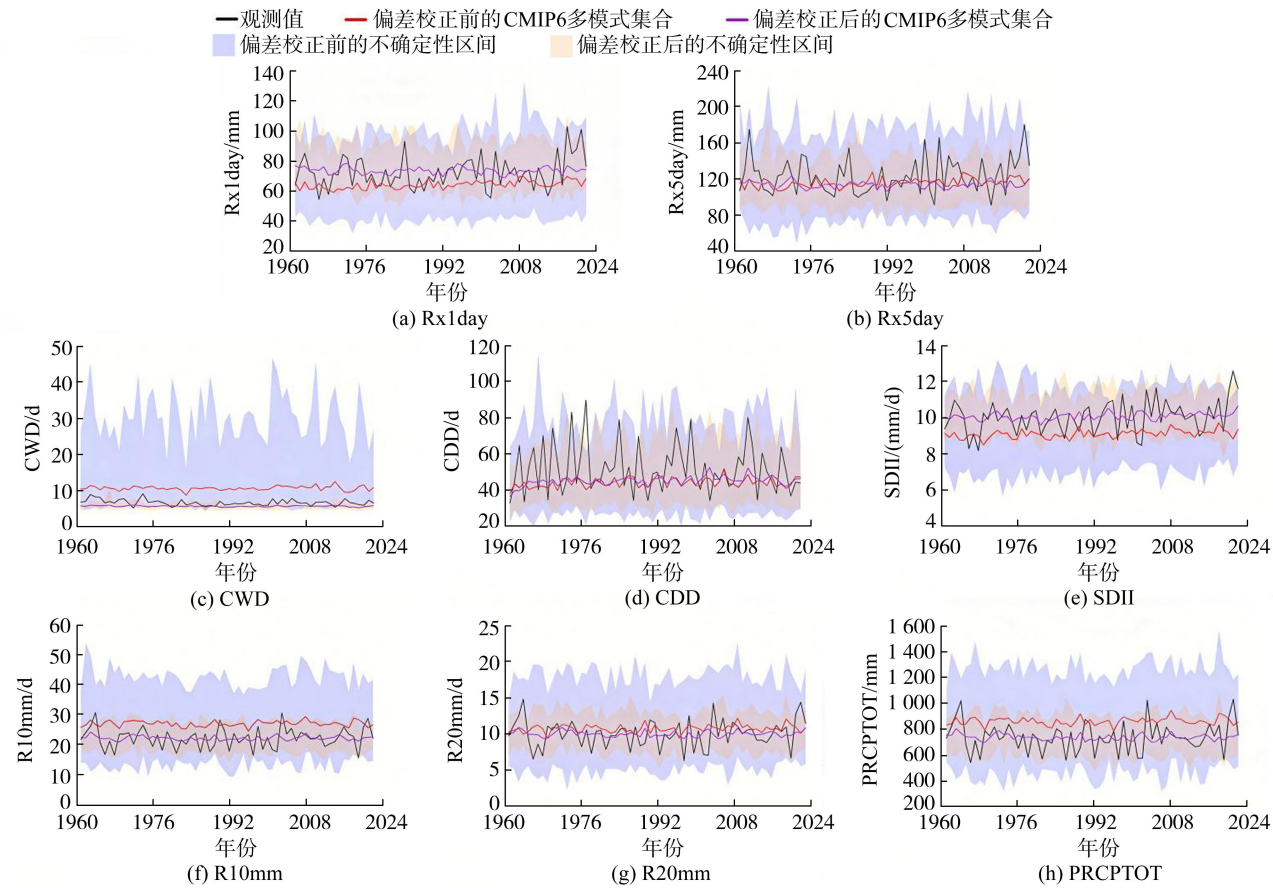


图 5 1961—2022 年区域平均的 8 个极端降水指数时间序列

Fig. 5 Regional averaged time series of eight extreme precipitation indicators from 1961 to 2022

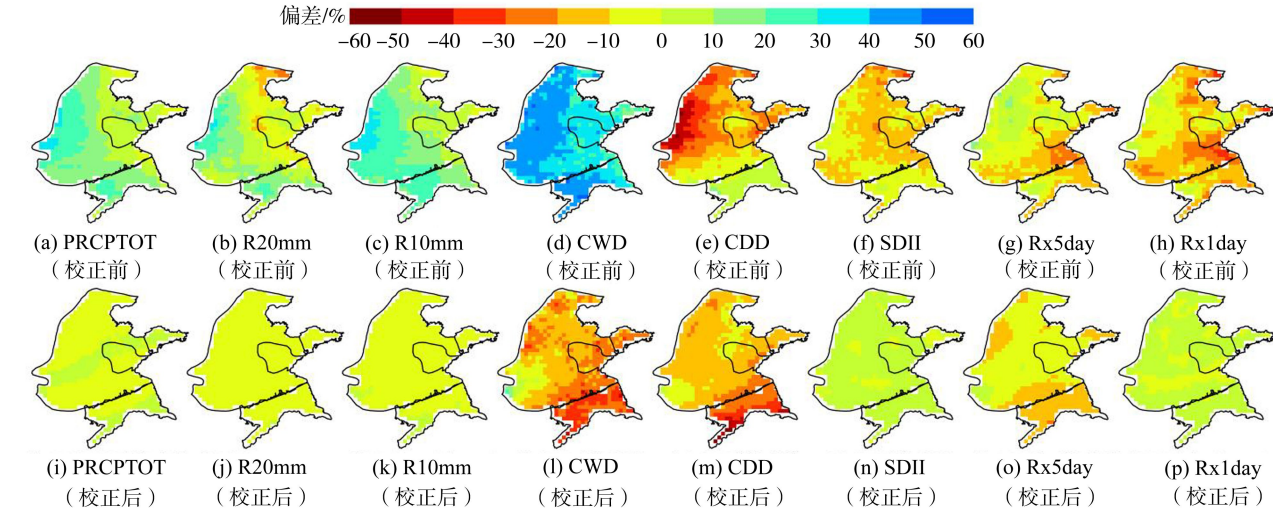


图 6 偏差校正前后 CMIP6 多模式集合对 1961—2022 年极端降水指数气候态均值模拟结果偏差对比

Fig. 6 Comparison of bias in mean extreme precipitation indicators simulated by CMIP6 multi-model ensemble before and after bias correction

TS 评分较低的指数 (如 CWD) 和部分模式 (如 ACCESS-ESM1-5) 的模拟效果得到显著改善。校正后, BCC-CSM2-MR、CMCC-CM2-SR5、EC-Earth3 模式的模拟效果最好, 8 个极端降水指数 TS 评分的平均值大于 0.80, ACCESS-ESM1-5、CMCC-ESM2、FGOALS-g3 模式 TS 评分的平均值为 0.70~0.80。

总的来说, QDM-R2D2 方法在一定程度上能够提高大多数气候模式极端降水指数的 TS 评分, 但对少数气候模式存在极端降水指数 TS 评分降低的情况, 这可能是 QDM-R2D2 方法在偏差校正时, 改变了数据的时序结构, 导致模式与观测数据的相关系数降低, 从而导致 TS 评分下降。

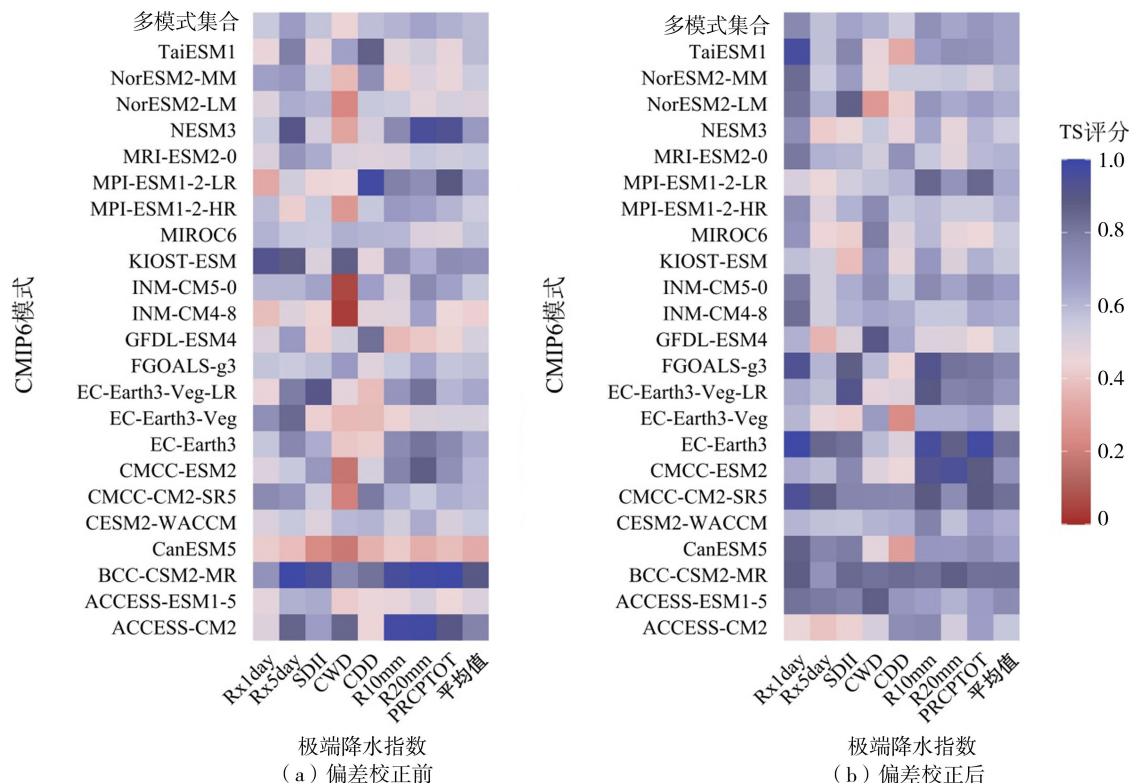


图 7 CMIP6 模式模拟的极端降水指数 TS 评分

Fig. 7 TS scores of extreme precipitation indicators simulated by CMIP6 models

4 结 论

a. QDM-R2D2 方法能够显著提升 CMIP6 模式和多模式集合对黄淮海和江淮平原多年平均降水的模拟精度。偏差校正后,23 个 CMIP6 模式的模拟偏差显著减小,相对偏差在 $\pm 10\%$ 以内,空间分布情况与观测数据更为接近,多模式集合在季节尺度上的模拟能力亦显著增强,表明 QDM-R2D2 方法可有效提高 CMIP6 模式数据在该区域的适用性与可靠性。

b. 经过偏差校正的 CMIP6 多模式集合对极端降水指数的模拟精度显著提高,尤其对 R10mm、R20mm、PRCPTOT、Rx1day 和 SDII 指数的模拟表现出色。QDM-R2D2 方法明显改善了 CMIP6 多模式集合对 SDII、Rx1day 的低估和对 R10mm、R20mm、PRCPTOT 的高估情况,将 CMIP6 多模式集合 8 个极端降水指数 TS 评分的平均值由 0.59 提高至 0.65,提升了约 10%。偏差校正后,对极端降水模拟表现较好的单个 CMIP6 模式数量显著增加。

参考文献:

[1] 张建云,宋晓猛,王国庆,等. 变化环境下城市水文学的发展与挑战:I. 城市水文效应[J]. 水科学进展,2014,25(4):594-605. (Zhang Jianyun, Song Xiaomeng, Wang Guoqing, et al. Development and challenges of urban hydrology in a changing environment: I. hydrological

response to urbanization[J]. Advances in Water Science, 2014,25(4):594-605. (in Chinese))

[2] 王宣宣,刘欢,胡鹏,等. 基于水量平衡原理和 Budyko 假设的强人类活动干扰下西辽河流域径流衰减归因分析[J]. 水资源保护,2024,40(6):165-172. (Wang Xuanxuan, Liu Huan, Hu Peng, et al. Attribution analysis of runoff attenuation in the Xiliao River Basin under significant human interference based on water balance principle and Budyko hypothesis [J]. Water Resources Protection,2024,40(6):165-172. (in Chinese))

[3] IPCC. Climate change 2021: the physical science basis: working group I contribution to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change [M]. Cambridge:Cambridge University Press,2023:2771-3142.

[4] 郑帅,翁白莎,严登华,等. 基于水循环全过程的旱涝级联效应研究框架[J]. 水资源保护,2024,40(1):60-70. (Zheng Shuai, Weng Baisha, Yan Denghua, et al. Research framework of drought-food cascade effect based on water cycle processes[J]. Water Resources Protection, 2024,40(1):60-70. (in Chinese))

[5] 张建云,王国庆. 气候变化对水文水资源影响研究 [M]. 北京:科学出版社,2007.

[6] 张金良,罗秋实,王冰洁,等. 城市极端暴雨洪涝灾害成因及对策研究进展[J]. 水资源保护,2024,40(1):6-15. (Zhang Jinliang, Luo Qiushi, Wang Bingjie, et al. Research progress on causes and countermeasures for extreme rainstorm-induced urban flood disasters [J].

- Water Resources Protection, 2024, 40 (1): 6-15. (in Chinese))
- [7] 李原园,李云玲,郭旭宁,等. 1956—2016 年中国降水量时空分布规律及变化特征[J]. 水科学进展, 2025, 36 (1): 1-17. (Li Yuanyuan, Li Yunling, Guo Xuning, et al. Spatial-temporal distribution and variation characteristics of precipitation in China during 1956-2016[J]. Advances in Water Science, 2025, 36 (1): 1-17. (in Chinese))
- [8] 王予,李惠心,王会军,等. CMIP6 全球气候模式对中国极端降水模拟能力的评估及其与 CMIP5 的比较[J]. 气象学报, 2021, 79 (3): 369-386. (Wang Yu, Li Huixin, Wang Huijun, et al. Evaluation of CMIP6 model simulations of extreme precipitation in China and comparison with CMIP5 [J]. Acta Meteorologica Sinica, 2021, 79 (3): 369-386. (in Chinese))
- [9] 鞠琴,吴金雨,王兴平,等. 机器学习算法在降水和气温多模式集成中的应用[J]. 水资源保护, 2024, 40 (3): 106-115. (Ju Qin, Wu Jinyu, Wang Xingping, et al. Application of machine learning algorithms in multimodal integration of precipitation and temperature [J]. Water Resources Protection, 2024, 40 (3): 106-115. (in Chinese))
- [10] Masson D, Knutti R. Spatial-scale dependence of climate model performance in the CMIP3 ensemble[J]. Journal of Climate, 2011, 24 (11): 2680-2692.
- [11] 张力,赵自阳,王红瑞,等. 气候变化下水文模拟不确定性若干问题讨论[J]. 水资源保护, 2023, 39 (1): 109-118. (Zhang Li, Zhao Ziyang, Wang Hongrui, et al. Discussion on several issues of uncertainty in hydrological simulation under climate change [J]. Water Resources Protection, 2023, 39 (1): 109-118. (in Chinese))
- [12] 郭家力,郭靖,祝薄丽,等. 考虑不确定性的长江流域极值降水指标时空变异分析[J]. 水文, 2017, 37 (3): 14-21. (Guo Jiali, Guo Jing, Zhu Boli, et al. Temporal and spatial variability of extreme precipitation indices over Yangtze River Basin on consideration of uncertainty[J]. Journal of China Hydrology, 2017, 37 (3): 14-21. (in Chinese))
- [13] Ngai S T, Tangang F, Juneng L. Bias correction of global and regional simulated daily precipitation and surface mean temperature over Southeast Asia using quantile mapping method[J]. Global and Planetary Change, 2017, 149: 79-90.
- [14] Cannon A J, Sobie S R, Murdock T Q. Bias correction of GCM precipitation by quantile mapping: how well do methods preserve changes in quantiles and extremes? [J] Journal of Climate. 2015, 28 (17): 6938-6959.
- [15] Wilcke R A I, Mendlik T, Gobiet A. Multi-variable error correction of regional climate models [J]. Climatic Change, 2013, 120 (4): 871-887.
- [16] Vrac M. Multivariate bias adjustment of high-dimensional climate simulations: the rank resampling for distributions and dependences (R^2D^2) bias correction [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22 (6): 3175-3196.
- [17] François B, Vrac M, Cannon A J, et al. Multivariate bias corrections of climate simulations: which benefits for which losses? [J]. Earth System Dynamics, 2020, 11 (2): 537-562.
- [18] Dembélé M, Vrac M, Ceperley N, et al. Contrasting changes in hydrological processes of the Volta River Basin under global warming [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26 (5): 1481-1506.
- [19] 王志福,钱永甫. 中国极端降水事件的频数和强度特征 [J]. 水科学进展, 2009, 20 (1): 1-9. (Wang Zhifu, Qian Yongfu. Frequency and intensity of extreme precipitation events in China [J]. Advances in Water Science, 2009, 20 (1): 1-9. (in Chinese))
- [20] 李新,陈馨蕾,周义斌,等. 黄淮海和江淮平原小时极端降水时空演变及归因分析[J]. 水资源保护, 2025, 41 (5): 285-295. (Li Xin, Chen Xinlei, Zhou Yibin, et al. Spatiotemporal evolution and attribution analysis of hourly extreme precipitation in the Huang-Huai-Hai Plain and Jiang-Huai Plain [J]. Water Resources Protection, 2025, 41 (5): 285-295. (in Chinese))
- [21] 王来刚,曾凯,李文娟,等. 黄淮海地区农业遥感研究进展、发展现状与未来展望[J]. 中国农业信息, 2023, 35 (6): 60-70. (Wang Laigang, Zeng Kai, Li Wenjuan, et al. Exploration of the current situation and thinking of agricultural remote sensing development in the Huang-Huai-Hai region [J]. China Agricultural Informatics, 2023, 35 (6): 60-70. (in Chinese))
- [22] 舒强,陈晔,赵志军,等. 江淮平原地区晚冰期以来的气候与环境变化记录[J]. 地理科学, 2013, 33 (11): 1377-1382. (Shu Qiang, Chen Ye, Zhao Zhijun, et al. Paleoclimatic and paleoenvironmental evolution since the late glacial epoch in Jianghuai Plain [J]. Scientia Geographica Sinica, 2013, 33 (11): 1377-1382. (in Chinese))
- [23] 单树模,王庭槐,金其铭. 江苏省地理[M]. 南京:江苏教育出版社, 1986: 34-51.
- [24] 吴佳,高学杰. 一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其它资料的对比[J]. 地球物理学报, 2013, 56 (4): 1102-1111. (Wu Jia, Gao Xuejie. A gridded daily observation dataset over China region and comparison with the other datasets [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56 (4): 1102-1111. (in Chinese))
- [25] 粟晓玲,褚江东,张特,等. 西北地区地下水干旱时空演变趋势及对气象干旱的动态响应[J]. 水资源保护, 2022, 38 (1): 34-42. (Su Xiaoling, Chu Jiangdong, Zhang Te, et al. Spatio-temporal evolution trend of groundwater drought and its dynamic response to meteorological drought in Northwest China [J]. Water Resources Protection,

- 2022,38(1):34-42. (in Chinese))
- [26] 张丹,梁瀚续,何小聪,等. 基于 CMIP6 的金沙江流域径流及水文干旱预估[J]. 水资源保护,2023,39(6):53-62. (Zhang Dan, Liang Hanxu, He Xiaocong, et al. Estimation of runoff and hydrological drought in the Jinsha River Basin based on CMIP6 [J]. Water Resources Protection,2023,39(6):53-62. (in Chinese))
- [27] Jones P W. First- and second-order conservative remapping schemes for grids in spherical coordinates[J]. Monthly Weather Review,1999,127(9):2204-2210.
- [28] O'Neill B C, Tebaldi C, Van Vuuren D P, et al. The scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6[J]. Geoscientific Model Development, 2016, 9(9):3461-3482.
- [29] Eyring V, Bony S, Meehl G A, et al. Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization [J]. Geoscientific Model Development, 2016, 9(5):1937-1958.
- [30] 涂圣哲,李新通. 基于 CMIP6 的分权多模式集合对福建省的降水模拟评价[J]. 亚热带资源与环境学报, 2023, 18(2):111-119. (Tu Shengzhe, Li Xintong. Evaluation of precipitation simulation based on weighted multi-model ensemble mean of CMIP6 in Fujian Province [J]. Journal of Subtropical Resources and Environment, 2023, 18(2):111-119. (in Chinese))
- [31] Tong Yao, Gao Xuejie, Han Zhenyu, et al. Bias correction of temperature and precipitation over China for RCM simulations using the QM and QDM methods[J]. Climate Dynamics, 2021, 57(5/6):1425-1443.
- [32] Taylor K E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2001, 106(D7):7183-7192.
- [33] Donat M G, Alexander L V, Yang H, et al. Global land-based datasets for monitoring climatic extremes [J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2013, 94(7):997-1006.
- [34] 刘俏华,姚秀萍,马嘉理,等. 青藏高原夏季极端降水研究进展与展望[J]. 大气科学学报,2024,47(5):737-754. (Liu Qiaohua, Yao Xiuping, Ma Jiali, et al. Research progress and prospects on summer extreme precipitation over the Qinghai-Xizang Plateau [J]. Transactions of Atmospheric Sciences, 2024, 47(5):737-754. (in Chinese))

(收稿日期:2025-06-02 编辑:施业)

(上接第 168 页)

- [24] Kareem B A, Zubaidi S L, Al-Ansari N, et al. Review of recent trends in the hybridisation of preprocessing-based and parameter optimisation-based hybrid models to forecast univariate streamflow[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2024, 138(1):1-41.
- [25] Liu Ze, Zhou Jingzhao, Yang Xiaoyang, et al. Research on water resource modeling based on machine learning technologies[J]. Water, 2024, 16(3):472.
- [26] Sheikh M R, Coulibaly P. Review of recent developments in hydrologic forecast merging techniques [J]. Water, 2024, 16(2):301.
- [27] Tian Qingqing, Luo Wei, Guo Lei. Water quality prediction in the Yellow River source area based on the DeepTCN-GRU model[J]. Journal of Water Process Engineering, 2024, 59:105052.
- [28] Solanki H, Vegad U, Kushwaha A, et al. Improving streamflow prediction using multiple hydrological models and machine learning methods [J]. Water Resources Research, 2025, 61(1):e2024WR038192.
- [29] Zhou Lanting, Long Guanlin, Hu Cancan, et al. Reservoir water level prediction using combined CEEMDAN-FE and RUN-SVM-RBFNN machine learning algorithms [J]. Water Science and Engineering, 2025, 18(2):177-186.
- [30] 嵇晓燕,杨凯,陈亚男,等. 基于 ARIMA 和 Prophet 的水质预测集成学习模型[J]. 水资源保护, 2022, 38(6):111-115. (Ji Xiaoyan, Yang Kai, Chen Ya'nan, et al. An ensemble learning model for water quality forecast based on ARIMA and Prophet[J]. Water Resources Protection, 2022, 38(6):111-115. (in Chinese))
- [31] 周鹏,许月萍,周欣磊,等. 基于多模型融合的椒江流域季节性径流集合预报[J]. 水利水电科技进展, 2025, 45(3):62-69. (Zhou Peng, Xu Yueping, Zhou Xinlei, et al. Ensemble forecasting of seasonal streamflow in the Jiaojiang River Basin based on multi-model fusion [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2025, 45(3):62-69. (in Chinese))
- [32] 陈娟,徐琦,曹端祥,等. 基于多因子多模式集成的中长期径流预测模型[J]. 水科学进展, 2024, 35(3):408-419. (Chen Juan, Xu Qi, Cao Duanxiang, et al. Medium and long-term runoff prediction model based on multi-factor and multi-model integration [J]. Advances in Water Science, 2024, 35(3):408-419. (in Chinese))
- [33] Chen Yitian, Kang Yanfei, Chen Yixiong, et al. Probabilistic forecasting with temporal convolutional neural network[J]. Neurocomputing, 2020, 399:491-501.

(收稿日期:2025-04-20 编辑:施业)