

基于 STNSRP 扰动降尺度的太湖流域未来降雨预测

蒋飞卿^{1,2,3}, 朱易青⁴, 朱超^{1,2,3}, 陈宇飞^{1,2,3}, 夏翔^{1,2,3}, 牛智星^{1,2,3},
嵇海祥^{1,2,3}, 王赠安⁵

(1. 水利部南京水利水文自动化研究所; 2. 江苏南水科技有限公司; 3. 水利部水文水资源监控工程技术研究中心;
4. 江苏省溧阳市江南工程检测有限公司; 5. 江苏宁沪高速公路股份有限公司)

摘要:针对当前统计降尺度方法在模拟极端降雨时的不足,将不确定性估计与降尺度结合,采用多站点 Neyman-Scott 矩形脉冲(STNSRP)模型,引入基于全球气候模式的扰动变化因子,开发了针对极端降雨的 STNSRP 扰动降尺度模型,据此预测了 2026—2100 年太湖流域的降雨。结果表明:STNSRP 扰动降尺度模型采用随机点过程模拟降雨,有效模拟了降雨的极端特征,并提高了模拟精度,其模拟效果优于传统 Delta 法和 Neyman-Scott 矩形脉冲扰动降尺度模型;太湖流域 2026—2100 年年降水量呈增加趋势,增幅约为 0.939 mm/a;汛期降水量大部分时间增加,且增加幅度随近期、中期、远期的时间推移而增大,而 1 月和 10—11 月的降水量将减少;西部山区未来降水量增幅大于东部平原区,浙西区大于湖西区;太湖流域降雨将趋于集中化,极端降雨强度和频率均有所增加;太湖流域未来水旱灾害防御中应着重加强防洪排涝工程体系建设,科学优化水库调度与水资源配置策略,健全极端天气下的应急响应机制。

关键词:降雨预测;极端降雨;GCM 降尺度;多站点 Neyman-Scott 矩形脉冲模型;扰动降尺度模型;太湖流域

Future precipitation prediction for the Taihu Basin based on STNSRP disturbance downscaling model//Jiang Feiqing^{1,2,3}, Zhu Yiqing⁴, Zhu Chao^{1,2,3}, Chen Yufei^{1,2,3}, Xia Xiang^{1,2,3}, Niu Zhixing^{1,2,3}, Ji Haixiang^{1,2,3}, Wang Zeng'an⁵ (1. *Nanjing Research Institute of Hydrology and Water Conservation Automation, Ministry of Water Resources*; 2. *Jiangsu NIHWA Technology Co., Ltd.*; 3. *Research Center on Hydrology & Water Resources Monitoring, Ministry of Water Resources*; 4. *Jiangsu Liyang Jiangnan Engineering Testing Co., Ltd.*; 5. *Jiangsu Expressway Co., Ltd.*)

Abstract: In response to the limitations of current statistical downscaling methods in simulating extreme precipitation, uncertainty estimation was combined with downscaling, and a multi-site Neyman-Scott rectangular pulse (STNSRP) model, in conjunction with the perturbation change factors based on global climate models, was used to develop an STNSRP disturbance downscaling model for extreme precipitation prediction. The model was employed to predict precipitation in the Taihu Basin from 2026 to 2100. The results indicate that the STNSRP disturbance downscaling model effectively simulates extreme precipitation characteristics by using a stochastic point process, and it outperforms the Delta method and Neyman-Scott rectangular pulse disturbance downscaling model in terms of simulation accuracy. The annual precipitation in the Taihu Basin is projected to increase from 2026 to 2100, with an increase of approximately 0.93 mm/a. The precipitation during the flood season will increase for most of the time, with the increase becoming more pronounced over time. However, the precipitation in January and from October to November will decrease. The precipitation increase in western mountainous areas will be greater than that in eastern plains, and the increase in Zhexi District will be greater than that in Huxi District. Additionally, the precipitation in the Taihu Basin will tend to become more concentrated, with both the intensity and frequency of extreme precipitation events increasing. It is suggested that the future defense against flood and drought disasters in the Taihu Basin should focus on strengthening the construction of flood control and drainage engineering systems, scientifically optimizing the scheduling of reservoirs and water resources allocation strategies, and improving the emergency response mechanism under extreme weather conditions.

Key words: precipitation prediction; extreme precipitation; GCM downscaling; multi-site Neyman-Scott rectangular pulse model; disturbance downscaling model; the Taihu Basin

全球气候变化背景下,未来气候变化预测已成为学界研究的热点。全球气候模式(GCM)是预测未来气候、评估气候变化影响的主要工具。但 GCM 输出数据的空间分辨率较低^[1],且常常存在偏差^[2],采用高效的降尺度方法,将大范围低分辨率的 GCM 气候数据转化到研究区域,是提升未来气候预测可信度的关键。

降尺度方法主要有动力降尺度和统计降尺度两类。动力降尺度是在 GCM 中嵌入更高分辨率的区域气候模式(RCM),GCM 为 RCM 提供初边值条件,对高分辨率区域气候模式进行数值积分,得到高分辨率气候信息。该方法有明确的数学和物理学基础,但强烈依赖 GCM 的边界强迫,因而也继承了 GCM 的偏差和其他缺陷,其预测结果通常还需进一步(统计)降尺度^[3]。此外,其计算成本高,应用区域和情景有限,这些都限制了动力降尺度的广泛应用^[4]。统计降尺度的基本思想是构建 GCM 大尺度气候要素与区域实测气候要素间的统计关系,基于 3 个假设,即大尺度气候场与区域气候观测场间有显著的统计关系,GCM 能很好地模拟大尺度气候场,在气候变化背景中所建立的统计关系有效。与动力降尺度相比,统计降尺度计算成本低、效率高,便于输出点尺度的气候变量,因而应用广泛^[5-7]。统计降尺度方法可以分为回归模型、环流分型技术和随机天气发生器 3 类^[3]。回归模型基于转换函数,可直接量化区域气候变量(如气温、降雨)和一组大尺度气候变量之间的函数关系。最简单的是多元回归模型^[8],其他更复杂的技术包括人工神经网络^[9]、典型相关分析^[8,10]、奇异值分解^[11-12]等。环流分型技术将与区域气候变化有关的大尺度大气环流类型进行分类^[13],将特定天气类型的发生与区域气候变量联系起来,使用 GCM 预估天气类型频率的变化以预估气候变化^[3]。该技术包括兰姆天气类型^[14-15]、聚类分析法^[16]、模糊规则分类法^[17]等。随机天气发生器基于气候变量的实测值求得统计特征值,然后根据其统计特征值利用各种复杂的随机数发生器构建气候要素的随机过程。随机天气发生器应用广泛,包括 WGEN (weather generator)^[18]、LARS-WG(long Ashton research station weather generator)^[19]、SDSM(statistical downscaling model)^[20]等。在统计降尺度方法中,随机天气发生器具有独特的优势:①基于更复杂的随机模型,能够多次采样产生集合预估,降低了气候变化的不确定性,而气候变化的不确定性在未来气候预测中具有决定性作用,甚至比排放情景和 GCM 结构的不确定性更重要^[18];②在降尺度过程中保留了变量之间的相关性,这对水文模拟至关重要^[21];

③除平均值的变化外,考虑了变化率的变化和更重要的统计特征^[3],而在未来气候预测中,气候变率的变化可能比平均值的变化更重要^[22]。因此,随机天气发生器被广泛用于生成未来气候变化情景^[23-25],但该技术也存在一些不足,主要在于它对极端值的模拟能力较弱^[26-27]。尽管降尺度方法在区域气候预测中已取得一定进展,但在基本假设、对数据依赖性和对极端降雨事件的模拟能力等方面仍存在不足,其依赖稳定的大尺度与局地气候统计关系,在气候剧变背景下可能失效,且高质量长期局地观测数据稀缺限制了模型参数的校准。同时,高分辨率降尺度带来的较高计算成本也限制了该方法在大范围区域和多情景探讨中的实际应用。因此,开发能够更准确模拟极端降雨的降尺度模型,对于提高未来气候预测的精确性和可靠性、理解极端降雨事件与大尺度气候系统之间的相互作用机制至关重要。

太湖流域作为我国东部的重要水系,其气候、地理和社会经济特征使得该区域对降雨变化极为敏感,加之当前极端气候事件频发,对该区域洪涝灾害防御和水资源管理构成巨大挑战。准确预测太湖流域未来降水量,尤其是极端降雨的变化,对于指导水资源管理和防洪减灾策略具有重要意义。本文通过改进秩打分法优选气候模式,开发针对极端降雨气候模式的降尺度模型,据此预测太湖流域 2026—2100 年降水量的时空和极值变化特征,旨在提高对极端降雨预测的精确性和可靠性,以更好地应对未来气候变化带来的挑战。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

太湖流域位于长江三角洲南缘(30°05'N~32°08'N,119°08'E~121°55'E),地跨江苏、浙江、上海 3 省(市),面积 3.69 万 km²,包括湖西区、浙西区、太湖区、武澄锡虞区、阳澄淀泖区、杭嘉湖区、浦西区和浦东区等 8 个水利分区,如图 1 所示。流域属亚热带季风气候区,四季分明,雨水丰沛,热量充裕;年平均气温 14.9~16.2℃,气温分布特点为南高北低;多年平均降水量 1 177 mm,约 60%集中在 5—9 月的汛期。太湖流域在国家经济社会发展中具有重要的战略地位,是“一带一路”和长江经济带的重要交汇地带,是我国人口密度最大、工农业生产发达、国内生产总值和人均收入增长最快的地区之一。

1.2 数据来源

选用最新耦合模式比较计划(CMIP6)中的 22 个 GCM,如表 1 所示,评价其在太湖流域的适用

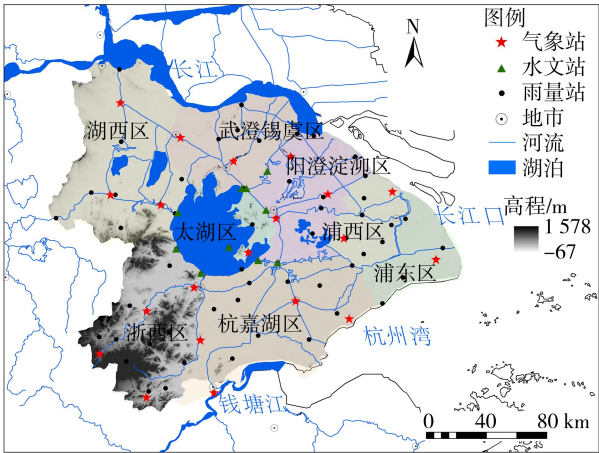


图1 太湖流域主要水系、湖泊及观测站点分布

Fig. 1 Distribution of main river system, lakes, and observation stations in the Taihu Basin

性并预估未来降水量变化。数据及来源为:①GCM 输出历史数据中气候变量为降水量,时段为 1954—2014 年,时间尺度为逐日,数据来源于 CMIP6 网站 (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6/>);②地面实测数据包括太湖流域 20 个水文站和气象站(图 1) 1954—2019 年逐日降水量,数据来源于水利部太湖流域管理局;③GCM 输出未来情景预估数据选用的未来情景模式为 SSP2-4.5,气候变量为降水量,时段为 2015—2100 年,时间尺度为逐日,数据同样来源于 CMIP6 网站。根据温室气体排放浓度情况和辐射强度的未来趋势,SSP2-4.5 情景的排放目标

表 1 选用的 CMIP6 中的 GCMs

Table 1 Selected GCMs from CMIP6

模式名称	所属机构	国家	分辨率
ACCESS-CM2	CSIRO-ARCCSS-BoM	澳大利亚	192×144
ACCESS-ESM1-5	CSIRO	澳大利亚	192×145
BCC-CSM2-MR	BCC	中国	320×160
CanESM5	CCCma	加拿大	128×64
CESM2	NCAR	美国	288×192
CESM2-WACCM	NCAR	美国	288×192
EC-Earth3	EC-Earth-Consortium	欧洲多国	512×256
EC-Earth3-Veg	EC-Earth-Consortium	欧洲多国	512×256
EC-Earth3-Veg-LR	EC-Earth-Consortium	欧洲多国	320×160
GFDL-CM4	NOAA-GFDL	美国	360×180
GFDL-ESM4	NOAA-GFDL	美国	360×180
INM-CM4-8	INM	俄罗斯	180×120
INM-CM5-0	INM	俄罗斯	180×120
IPSL-CM6A-LR	IPSL	法国	144×143
KACE1-1-0-G	NIMS-KMA	韩国	192×144
MIROC6	MIROC	日本	256×128
MPI-ESM1-2-HR	MPI-M	德国	384×192
MPI-ESM1-2-LR	MPI-M	德国	192×96
MRI-ESM2-0	MRI	日本	320×160
NESM3	NUIST	中国	192×96
NorESM2-LM	NCC	挪威	144×96
NorESM2-MM	NCC	挪威	288×192

注:分辨率为经向网格数与纬向网格数的乘积。

与我国未来社会经济发展规划目标相似。为了将地表数据与 GCM 输出的大尺度网格资料进行比较,应用距离反比插值方法将 GCM 输出的网格数据插值到站点上。

2 研究方法

2.1 GCM 适用性评价

由于模型参数、空间分辨率和模型结构等的差异,对于未来排放情景下的局地气候变化,不同 GCM 预估结果经常有很大不同,且同一个 GCM 在不同研究区域的模拟效果也可能有很大不同。为选择研究区最适合的 GCM,减少未来气候预测时的不确定性,本文提出改进的秩打分法,评估各 GCM 对太湖流域降水量的模拟能力。

传统的秩打分法具有较强的适应性,本文在原有基础上进行改进,对相对和非相对误差评价指标分开处理后再融合,最后给出统一的评价结果。选用均值(MEAN)、变异系数(C_v)、标准化均方根误差(NRMSE)、时间相关系数(r_t)、空间相关系数(r_s)以及 Mann-Kendall 趋势分析中的 z 值和 β 值(z 表示变化趋势, β 表示趋势大小)7 个统计特征值进行评价。其中,NRMSE、MEAN、 C_v 、 z 值和 β 值为相对误差指标, r_t 和 r_s 为非相对误差指标。各统计特征值的优劣反映了气候模式表现的差异,对 GCM 模拟结果各统计特征值分别打分,分值越高,则模拟效果越好。某个 GCM 的分值通过将其模拟结果所有统计特征值分值加权平均求得,公式为:

$$E = \sum_{i=1}^7 e_i w_i \quad (1)$$

其中

$$e_i = \begin{cases} \left(1 - \frac{T_i - T_{imin}}{T_{imax} - T_{imin}}\right) \times 10 & \text{相对误差评价指标} \\ \frac{T_i - T_{imin}}{T_{imax} - T_{imin}} \times 10 & \text{非相对误差评价指标} \end{cases}$$

式中: E 为某个 GCM 的分值; e_i 为该 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值的分值; w_i 为第 i 个统计特征值的权重,MEAN、NRMSE、 C_v 、 r_t 和 r_s 的权重均为 $1/6$, z 值和 β 值的权重均为 $1/12$ 。对于 NRMSE, T_i 为该 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值, T_i 越小,则第 i 个统计特征值分值越高; T_{imax} 、 T_{imin} 分别为各 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值的最大和最小值。对于其他相对误差评价指标, T_i 为该 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值与实测结果第 i 个统计特征值的相对误差, T_i 越小,则第 i 个统计特征值分值越高; T_{imax} 、 T_{imin} 分别为各 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值相对误差的最大和最小值。对于非相对误差指

标, T_i 为该 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值, T_i 越大, 则第 i 个统计特征值分值越高; T_{imax} 、 T_{imin} 分别为各 GCM 模拟结果第 i 个统计特征值的最大和最小值。

改进的秩打分法与泰勒图等其他评估方法相比, 考虑了更多维统计量, 更全面地反映了模拟变量对实测变量的拟合程度, 评价结果更为直观和客观, 更有利于综合评价。

2.2 STNSRP 扰动降尺度模型构建

本文将不确定性估计与降尺度结合, 采用多站点 Neyman-Scott 矩形脉冲 (STNSRP) 模型, 结合基于 GCM 的扰动变化因子, 开发了针对极端降雨的统计降尺度模型——STNSRP 扰动降尺度模型 (以下简称“STNSRP 扰动模型”)。

2.2.1 STNSRP 模型

Neyman-Scott 矩形脉冲 (NSRP) 模型是基于点过程随机生成降雨的模型^[28], 可模拟降雨事件发生、降雨单元强度和降雨时间分布。该模型基于降雨单元的聚类特征, 使用较少参数反映降雨过程和潜在物理现象, 并基于不同降雨的聚集时间考虑降雨极值问题, 可以精准模拟降雨的时间变化过程。本文在 NSRP 模型中引入空间分布参数, 充分考虑降雨空间相关特性, 对流域内各站点进行联合预估, 提出了 STNSRP 模型。

STNSRP 模型通过 3 个随机过程模拟降雨事件, 分别为确定降雨事件开始位置的过程、确定降雨事件降雨单元数量的过程和确定降雨事件降雨单元位置的过程。确定降雨开始位置、降雨单元数量和对应位置后, 各降雨单元具有随机的降雨持续时间和降雨强度, 基于点过程的连续模型能够反映降雨强度的时间变化规律。STNSRP 模型原理如图 2 所示, 具体描述为:

a. 降雨事件 (图 2 中的红圈) 开始位置按照泊松过程随机发生, 相邻两个降雨事件的时间间隔用参数 λ^{-1} 表示, λ 取值范围为 $0.001 \sim 0.05 \text{ h}^{-1}$ 。

b. 每个降雨事件内部随机生成数量、空间上服从泊松分布的降雨单元 (图 2 中的五角星)。降雨单元数量用参数 ν 表示, ν 取值范围为 $0.1 \sim 30$; 假设降雨单元为圆形, 空间分布密度用 ρ 表示, ρ 取值范围为 $0 \sim 2 \text{ km}^{-2}$; 半径服从指数分布, 用 γ^{-1} 表示, γ 取值范围为 $0.2 \sim 500 \text{ km}^{-1}$; 降雨单元之间的时间间隔独立且服从指数分布, 每个降雨事件触发的降雨单元之间的平均时间间隔用参数 δ^{-1} 表示, δ 取值范围为 $0.02 \sim 0.5 \text{ h}^{-1}$ 。

c. 同一降雨事件内部降雨单元的历时和雨强相互独立, 且服从指数分布, 降雨单元的平均历时和

平均雨强分别用参数 η^{-1} 和 ε^{-1} 表示, η 取值范围为 $0.1 \sim 12 \text{ h}^{-1}$, ε 取值范围为 $0.01 \sim 4 \text{ h/mm}$ 。

d. 为考虑各站点地形因素的影响, 引入尺度因子 φ , 取值为各站点平均降水量的分位数^[29], φ 取值范围为 $0 \sim 1$ 。

e. 每个降雨事件的雨强为其内部生成的所有降雨单元在其生命周期内的雨强之和。

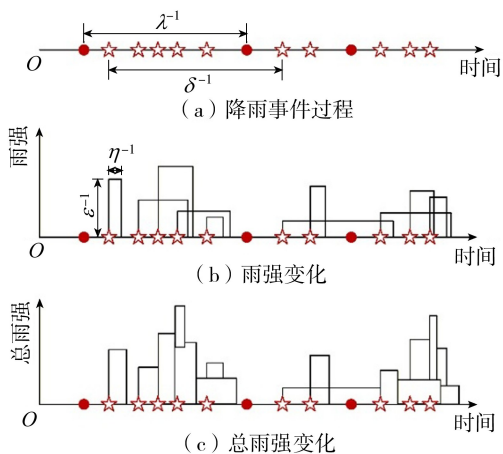


图 2 STNSRP 模型原理

Fig. 2 Schematic diagram of STNSRP model

2.2.2 参数估计

采用的统计量包括: 降水量均值 (单站点和多站点权重分别为 6、5)、方差 (单站点和多站点权重分别为 1、2)、相关系数 (单站点、多站点分别为自相关系数和互相关系数, 对应权重分别为 6、3)、干日概率 (单站点和多站点权重分别为 7、6) 和偏态系数 (单站点和多站点权重分别为 1、2)。

采用矩法按月估计模型参数, 计算降雨序列实测值和模拟值的矩量统计量, 利用最小化目标函数计算模型参数。目标函数为:

$$D(\Theta) = \sum_{g \in \Omega} w_g^2 [\tilde{g} - \hat{g}(\Theta)]^2 / \bar{g}^2 \quad (2)$$

式中: Ω 为计算中使用的所有统计量集合; Θ 为模型参数; g 为某一个统计量; $\tilde{g}$ 为实测值计算的统计量; $\hat{g}(\Theta)$ 为模拟值计算的统计量, 是模型参数的函数; w_g 为统计量的权重; $\bar{g}$ 为统计量的年平均值。

2.2.3 STNSRP 扰动模型

GCM 预测数据的作用是为 STNSRP 模型提供气候变化的扰动信息。假设各站点未来降水量变化与 GCM 模拟的未来降水量变化成比例, 且未来时期基于 GCM 的各站点统计量相对于历史时期的扰动变化因子为 $\alpha_{i,j,k}$ ^[30], 则基于历史实测降雨统计量 $P'_{i,j,k}$ 计算未来降雨统计量 $P_{i,j,k}$ 的公式为:

$$P_{i,j,k} = \alpha_{i,j,k} P'_{i,j,k} \quad (3)$$

式中: i, j, k 分别为统计量、月份和 GCM 序号。由于 GCM 对互相关系数这一统计量的描述较差, 因此不

计算互相关系数的变化因子,直接沿用历史数据^[31]。大值为 8.28,最小值为 5.38,相差不大,说明不同模式模拟降雨的不确定性较小。分值越大表示模拟效果越好,22 个 GCM 中,对降雨模拟效果最优的 5 个模式依次为 EC-Earth3、MRI-ESM2-0、NorESM2-LM、MPI-ESM1-2-LR、CanESM5。

从各统计特征值来看,各 GCM 的不同特征值均存在一定差异。只有 MRI-ESM2-0 的模拟降水量均值与实测值较接近,其余模式都存在一定的高估,并且大部分模式模拟降水量均值远大于实测降水量。各模式模拟降雨与实测降雨的空间相关性较好,大部分空间相关系数大于 0.8,最大值达 0.92;但时间相关性不强,时间相关系数最大值仅为 0.16,绝大多数模式表现为负相关。22 个 GCM 中只有少部分模式模拟结果显示出太湖流域降水量的显著增加趋势,且各模式间差异较大。

3.2 GCM 降尺度模拟结果

选择在适用性评价中评分最高的 5 个模式:EC-Earth3、MRI-ESM2-0、NorESM2-LM、MPI-ESM1-2-LR 和 CanESM5,对其输出的日降水量数据进行降尺度分析。分别利用传统 Delta 法^[32]、NSRP 扰动降尺度模型(以下简称“NSRP 扰动模型”)和 STNSRP 扰动模型 3 种方法对各 GCM 输出的日降水量数据进行降尺度计算,选取 20 个站点 1954—1996 年(率定期)日降水量数据对模型进行参数率定,并将 1997—2014 年(验证期)降尺度模拟结果与实测数

3 结果与分析

3.1 GCM 适用性评价结果

采用改进秩打分法进行 GCM 优选。表 2 为太湖流域 1954—2014 年 22 个 GCM 模拟降雨的统计特征值和分值。

由表 2 可知,各 GCM 的分值存在一定差异,最

表 2 各模式模拟降雨的统计特征值和分值

Table 2 Statistical characteristics of precipitation simulation and scores of different GCMs								
气候模式	MEAN/mm	C_v	NRMSE	r_t	r_s	z	β	分值
实测降雨	1 198.12	0.15				1.04	1.93	
ACCESS-CM2	1 701.13	0.16	3.29	-0.01	0.90	-1.95	-4.12	5.38
ACCESS-ESM1-5	1 671.36	0.17	3.08	0.16	0.90	-1.40	-3.81	6.25
BCC-CSM2-MR	1 237.20	0.16	1.63	-0.21	0.49	0.05	0.06	6.39
CanESM5	1 345.29	0.12	1.73	-0.32	0.90	0.45	0.82	7.12
CESM2	1 629.59	0.17	2.95	0.03	0.91	-0.80	-1.65	6.36
CESM2-WACCM	1 590.15	0.17	2.72	0.15	0.92	-1.41	-3.80	6.67
EC-Earth3	1 389.33	0.15	1.72	0.15	0.81	-0.47	-0.81	8.28
EC-Earth3-Veg	1 421.38	0.13	1.84	0.04	0.81	-1.92	-2.96	6.95
EC-Earth3-Veg-LR	1 411.08	0.15	2.07	-0.23	0.81	-0.41	-0.99	6.68
GFDL-CM4	1 313.33	0.14	1.65	-0.20	0.81	-1.82	-3.12	6.62
GFDL-ESM4	1 333.09	0.15	1.59	0.06	0.81	-3.65	-5.76	7.05
INM-CM4-8	1 734.85	0.13	3.33	0.05	0.89	-0.47	-1.09	5.88
INM-CM5-0	1 541.59	0.11	2.26	0.15	0.90	-0.84	-1.83	7.10
IPSL-CM6A-LR	1 434.49	0.10	1.86	-0.10	0.83	-1.98	-2.94	6.12
KACE-1-0-G	1 804.85	0.15	3.71	0.16	0.87	1.54	2.83	6.31
MIROC6	1 519.82	0.19	2.60	-0.05	0.92	0.28	0.56	6.80
MPI-ESM1-2-HR	1 335.33	0.13	1.62	-0.10	0.71	-2.75	-4.75	6.14
MPI-ESM1-2-LR	1 234.97	0.13	1.37	-0.02	0.70	-1.14	-1.78	7.54
MRI-ESM2-0	1 205.65	0.15	1.46	-0.10	0.91	-1.22	-2.69	8.13
NESM3	1 616.41	0.13	2.78	-0.04	0.77	-1.25	-2.75	5.53
NorESM2-LM	1 418.48	0.15	2.00	-0.06	0.80	1.23	3.08	7.68
NorESM2-MM	1 473.57	0.15	2.31	-0.29	0.92	0.26	0.65	6.83

据进行对比验证。

采用改进的秩打分法分别对验证期 5 个原始模式,以及利用不同方法降尺度后的模式进行模拟效果评价,结果如表 3 所示。由表 3 可知,降尺度后各模式模拟效果均明显优于原始模式,说明这 3 种降尺度方法均可对 GCM 预测数据偏差进行校正。3 种降尺度方法对于 MEAN 的改善效果相当,STNSRP 扰动模型的模拟效果最好,NSRP 扰动模型次之,Delta 法降尺度模拟效果最差。Delta 法仅对 MEAN 和 NRMSE 指标有明显改善,其余指标与原始模式相差不大,这是因为 Delta 法的计算原理是只针对 MEAN 进行校正。NSRP 和 STNSRP 扰动模型对于 MEAN 的改善较为明显,对于其他指标也有一定的改善,因为这两种方法采用随机点过程模拟降雨,对于多项统计量同时校正,更好地模拟了降水量的各项统计特征。STNSRP 扰动模型与 NSRP 扰动模型相比,前者对于空间相关系数的改善更为明显,这是因为其引入空间分布参数,对流域内各站点进行联合预估,更好地模拟了不同站点之间降雨的空间相关性,提高了模拟精度。

图 3 为验证期 EC-Earth3 原始模式以及分别利用 Delta 法、NSRP 和 STNSRP 扰动模型降尺度后 EC-Earth3 模式降雨模拟结果与实测数据相对误差的空间分布。由图 3 可知,降尺度后相对误差明显减小。原始 EC-Earth3 模式的模拟值系统偏大,相对误差为 0.27%~34.35%;Delta 法降尺度后 EC-Earth3 模式的模拟值相对误差为-6.68%~12.64%;NSRP 和 STNSRP 扰动模型降尺度后的相对误差分别为-7.07%~14.00%和-6.74%~13.38%。各种降尺度方法对于平均值的校正能力相当,且降尺度后的误差空间分布较为相似。

图 4 为验证期全流域及溧阳站实测降雨和不同

表 3 验证期原始模式及其降尺度模拟结果的统计特征值及各模式分值

气候模式	MEAN/mm	C_v	NRMSE	r_t	r_s	z	β	分值
实测数据	1 229.04	0.13				0.68	5.50	
EC-Earth3	1 429.26	0.16	1.57	0.16	0.83	-0.45	-0.81	3.79
EC-Earth3 (Delta 法降尺度)	1 240.52	0.15	1.51	0.16	0.83	-0.45	-0.68	5.84
EC-Earth3 (NSRP 扰动降尺度)	1 238.54	0.15	1.42	0.36	0.81	1.06	4.85	7.66
EC-Earth3 (STNSRP 扰动降尺度)	1 239.69	0.15	1.23	0.35	0.91	0.53	9.75	8.57
MRI-ESM2-0	1 336.76	0.15	1.74	-0.09	0.89	-0.80	-7.66	3.65
MRI-ESM2-0 (Delta 法降尺度)	1 190.61	0.15	1.71	-0.09	0.89	-0.79	-5.39	4.39
MRI-ESM2-0 (NSRP 扰动降尺度)	1 201.58	0.14	1.61	0.15	0.88	0.99	5.68	7.68
MRI-ESM2-0 (STNSRP 扰动降尺度)	1 204.49	0.14	1.49	0.14	0.92	0.58	5.64	8.32
NorESM2-LM	1 455.09	0.15	1.89	-0.05	0.81	0.81	8.76	3.04
NorESM2-LM (Delta 法降尺度)	1 247.27	0.15	1.73	-0.06	0.80	0.86	5.69	5.47
NorESM2-LM (NSRP 扰动降尺度)	1 251.26	0.14	1.78	0.16	0.81	0.65	6.35	7.03
NorESM2-LM (STNSRP 扰动降尺度)	1 239.05	0.14	1.65	0.15	0.91	0.43	8.26	7.76
MPI-ESM1-2-LR	1 266.84	0.12	1.62	-0.02	0.65	-0.75	-5.06	3.58
MPI-ESM1-2-LR (Delta 法降尺度)	1 176.31	0.12	1.56	-0.02	0.67	-0.68	-2.36	4.06
MPI-ESM1-2-LR (NSRP 扰动降尺度)	1 184.68	0.15	1.52	0.09	0.68	0.53	2.66	5.43
MPI-ESM1-2-LR (STNSRP 扰动降尺度)	1 185.08	0.14	1.48	0.04	0.82	0.67	5.39	7.31
CanESM5	1 380.00	0.11	1.91	-0.13	0.83	0.30	2.32	2.91
CanESM5 (Delta 法降尺度)	1 238.00	0.11	1.84	-0.12	0.83	0.44	2.37	4.41
CanESM5 (NSRP 扰动降尺度)	1 239.08	0.14	1.85	0.14	0.83	0.28	5.64	6.83
CanESM5 (STNSRP 扰动降尺度)	1 228.44	0.14	1.76	0.07	0.93	0.36	2.37	7.34

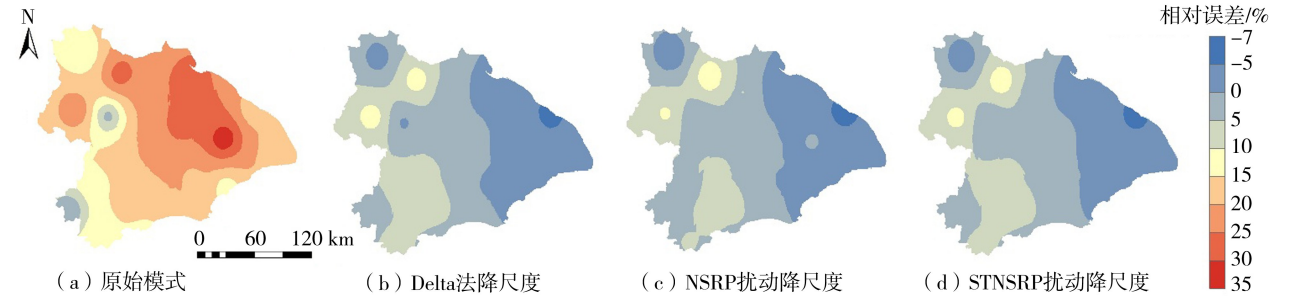


图 3 验证期 EC-Earth3 原始模式及其降尺度模拟结果相对误差空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of relative errors of original EC-Earth3 model and its downscaling simulation results in verification period

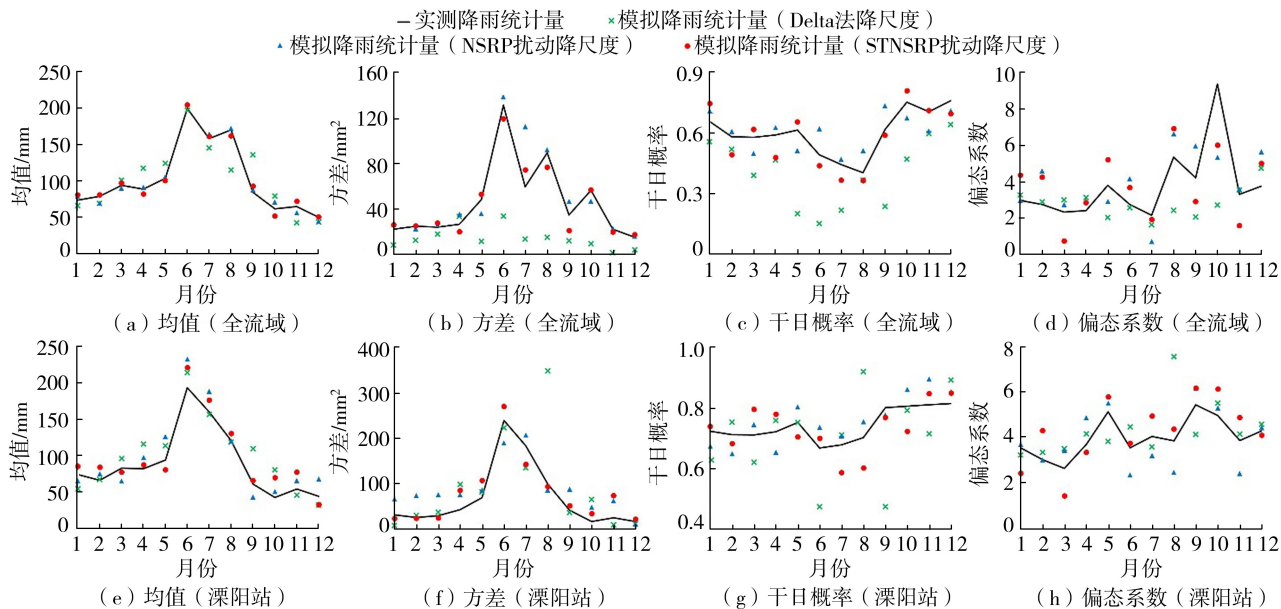


图4 降尺度模拟结果与实测降雨统计量对比

Fig. 4 Comparison of statistics of downscaling simulation results and observed precipitation

方法降尺度后模拟降雨逐月统计量对比。由图4可知,利用NSRP和STNSRP扰动模型降尺度后模拟降雨的4个统计量年内变化过程与实测降雨统计量较为吻合。相比之下,Delta法对于均值的模拟效果较好,但其模拟结果的其他统计量明显不如NSRP和STNSRP扰动模型,说明NSRP和STNSRP扰动模型可较好地反映降雨统计量的年内变化特征。其他站点的模拟结果与溧阳站类似,NSRP和STNSRP扰动模型均能较好地模拟降雨过程,特别是对强降雨事件的模拟,展现了良好的模拟能力,说明基于随机点过程的Neyman-Scott方法较传统方法可更好地反映降雨年内变化特性。

无论从单站点还是全流域来看,在逐月统计特征方面,STNSRP扰动模型的模拟效果与NSRP扰动模型无明显的差别,但NSRP扰动模型对数据的完整性要求较高,在缺资料地区无法使用,而STNSRP扰动模型可通过各站点间的空间相关性,更好地反映出流域内降雨的时空分布特征,也可通过对尺度因子 φ 的空间插值,模拟生成缺资料站点降雨序列,其优势明显。

4 讨论

气候模式预估数据存在一定程度的不确定性,多模式集合有助于消除单个模式随机误差及系统误差,从而有效提高预报的准确性^[33]。本文利用在太湖流域适用性最好的5种气候模式(EC-Earth3、MRI-ESM2-0、NorESM2-LM、MPI-ESM1-2-LR、CanESM5)经过STNSRP扰动模型降尺度和多模式集合(MME-5)模拟的结果分析研究区未来(2026—

2100年)气候变化,分为近期(2026—2050年)、中期(2051—2075年)和远期(2076—2100年)进行讨论,并以1954—2019年为基准期。

4.1 未来降雨时间变化特征

采用5种气候模式STNSRP扰动模型降尺度及多模式集合模拟结果分析2026—2100年太湖流域年降水量线性变化趋势,结果表明SSP2-4.5情景下各模式未来年降水量除MPI-ESM1-2-LR模式外均呈增加趋势,但年变幅差异较大。MPI-ESM1-2-LR模式未来年降水量呈轻微减小趋势,变幅为 -0.381 mm/a ; CanESM5和NorESM2-LM模式未来年降水量增幅较小,分别为 0.764 、 0.797 mm/a ; MRI-ESM2-0和EC-Earth3模式增幅较大,分别为 1.920 、 1.598 mm/a 。总的来说,未来太湖流域年降水量呈增加趋势,增幅为 0.939 mm/a 。

对SSP2-4.5情景下5个气候模式降尺度及多模式集合预估的太湖流域未来3个时期的降水量年内分配进行统计,并与基准期实测数据的年内变化进行对比,逐月相对变化量箱型图如图5所示,图中最大值和最小值的差异表示模式预估结果的不确定性,中位数表示预估结果的变化趋势。由图5可知,未来近期1月和9—10月降水量明显减少,6—7月降水量轻微减少,其余月份均可能增加;未来中期9—10月降水量明显减少,7月降水量轻微减少,其余月份均可能增加;未来远期1月、11月降水量明显减少,8月降水量轻微减少,其余月份均可能增加。未来近期、中期和远期降水量增加幅度最大均为2月,近期相对变化量中位数为 14.1% ,中期为 18.8% ;远期位为 13.8% 。各时期11月降水量均减

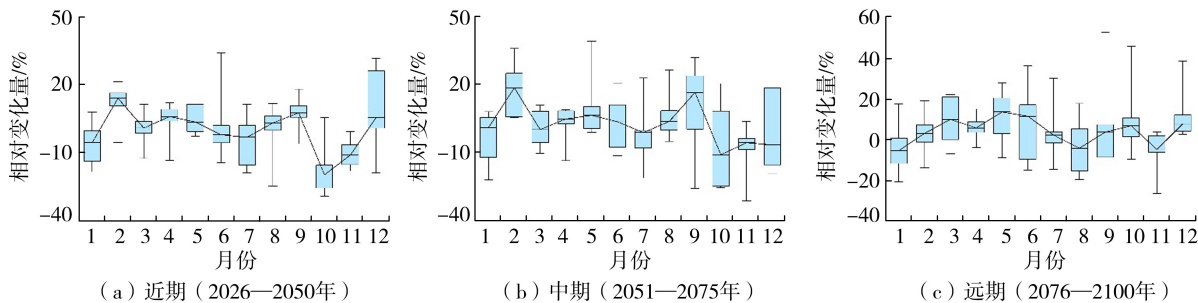


图 5 未来 3 个时期逐月降水量相对于基准期变化

Fig. 5 Changes of monthly precipitation in three future periods compared to baseline period

少,其中近期、中期、远期相对变化量中位数分别为-11.0%、-5.4%和-4.5%。各时期汛期(5—9月)降水量的不确定性相对较大,但汛期总体降水量增加的特征较为明显,各模式降水量增加幅度存在差异。随着时间的推移,整体降水量不确定性增大。

总的来说,年内分布上未来降水量在汛期大部分时间有所增加,且增加幅度随时间推移而增大,虽然总体增幅不大,但将增加未来太湖流域防洪工作的难度和强度,需要引起相关部门的重视。太湖流域旱季 1 月和 10—11 月降水量减少,其余月份降水量均可能增加。

4.2 未来降雨空间分布特征

图 6 为 SSP2-4.5 情景下 5 个模式 STNSRP 扰动模型降尺度及多模式集合预估的太湖流域未来 3 个时期年均降水量相较于基准期的变化分布。从

图 6 可以看出,在空间分布上未来 3 个时期太湖流域降水量变化呈明显的由东向西递增趋势,尤其是西南山区的增幅显著高于其他区域。东部平原区地势低平,MRI-ESM2-0 和 NorESM2-LM 模式未来近期预估降水量略有减少,而其他模式及后两个时期的结果均显示不同程度的增加,总体增幅相对西部地区较小。湖西区地势高于东部平原,降水量增幅普遍大于东部,在各模式下均表现为明显增加,且在中后期增幅进一步扩大。浙西区地势陡峻,由于地形抬升作用和有利的水汽输送条件,多数模式预估的降水量增幅在整个流域中最高,不仅整体增幅高于湖西区,而且在未来不同阶段增幅也表现出持续攀升的趋势。西北部的武澄锡虞区和阳澄淀泖区降水量增幅总体大于东部平原,但较浙西区稍低,呈现由北向南小幅增加至显著增加的分布格局。综上,未

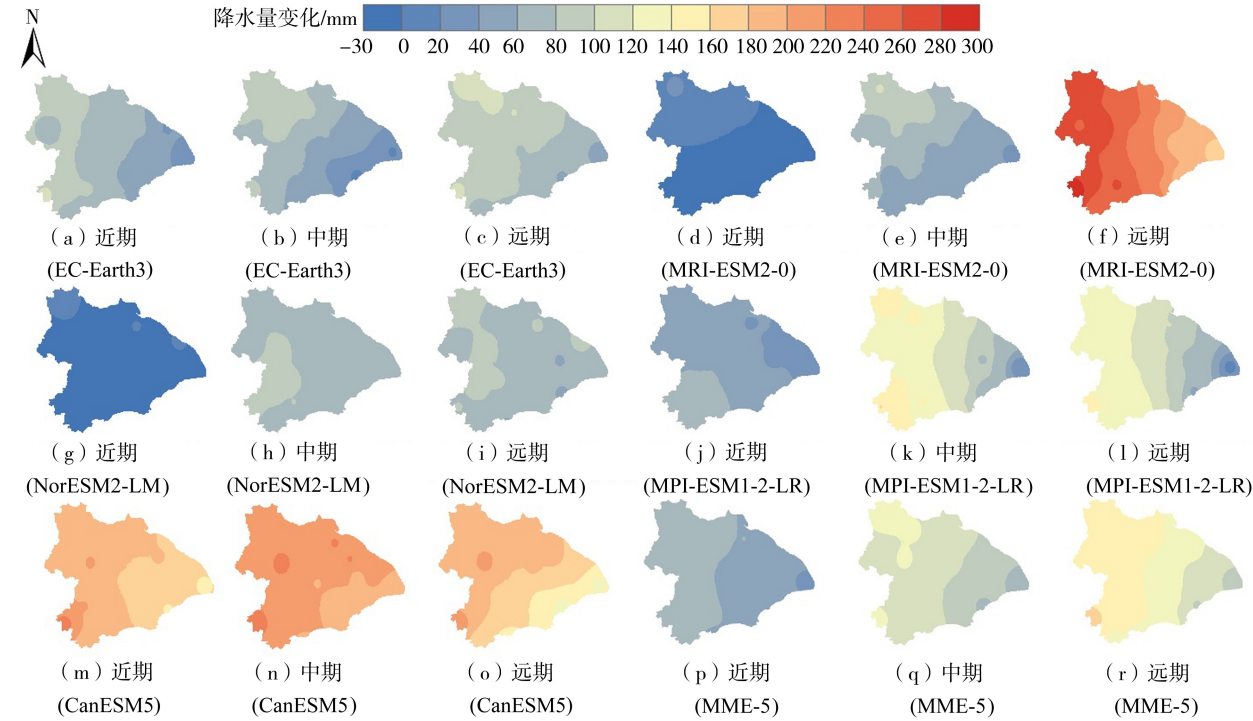


图 6 各模式预估未来不同时期降水量相较于基准期变化的空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of change in precipitation prediction by different GCMs in different future periods compared to baseline period

来太湖流域不同水利分区的降水量呈现出东平原区增幅最小、湖西区增幅变大、浙西区增幅最大的总体特征,体现了地形和大尺度气候背景对降水量变化的综合影响。

大部分模式预估的降水量随着时间推移增幅也逐渐增大,其中 MRI-ESM2-0 模式的增幅最为显著;未来远期,CanESM5 模式预估的降水量增幅与中期相差不大,甚至略有减少。未来近期,CanESM5 模式预估的降水量增加最多,降水量变化为 156.9~227.5 mm,占流域面积 60.1%区域的降水量变化为 180~200 mm;NorESM2-LM 模式预估的降水量变化幅度最为集中,占流域面积 92.6%区域的降水量变化为-9.7~0 mm;EC-Earth3 模式预估的降水量变化幅度最分散,占流域面积 45%区域的降水量变化为 60~80 mm。未来中期,CanESM5 模式预估的降水量增加最多,降水量变化为 187.0~236.3 mm,占流域面积 76.8%区域的降水量变化为 200~220 mm;MPI-ESM1-2-LR 模式预估的降水量变化幅度最大,降水量变化为 23.4~160.2 mm,占流域面积 40.3%

区域的降水量变化为 120~140 mm。未来远期, MRI-ESM2-0 模式预估的降水量增加最多,降水量变化为 168.5~296.4 mm;NorESM2-LM 模式预估的降水量变化幅度最为集中,占流域面积 73.9%区域的降水量变化为 60~80 mm。

4.3 未来极端降雨变化特征

选取气候变化检测和指数专家团队提出的三大类 11 个核心极端降水指数^[34]:①强度指数,包括最大 1 d 降水量(Rx1day)、最大 5 d 降水量(Rx5day)和降雨强度(SDII);②绝对指数,包括小雨日数(R10)、中雨日数(R20)、大雨日数(R30)、强降水量(R95pTO)和极强降水量(R99pTOT);③持续性指数,包括年降水总量(PRCPTOT)、持续干旱日数(CDD)和持续湿润日数(CWD)。采用多模式集合 MME-5 模式预估的未来降水量数据对流域未来极端降水的变化特征进行较为全面的评估和分析。

图 7 为太湖流域 2026—2100 年 11 个极端降水指数相较于基准期的年际变化。由图 7 可知,太湖流域极端降水指数中,除 CDD 和 CWD 下降外,其余

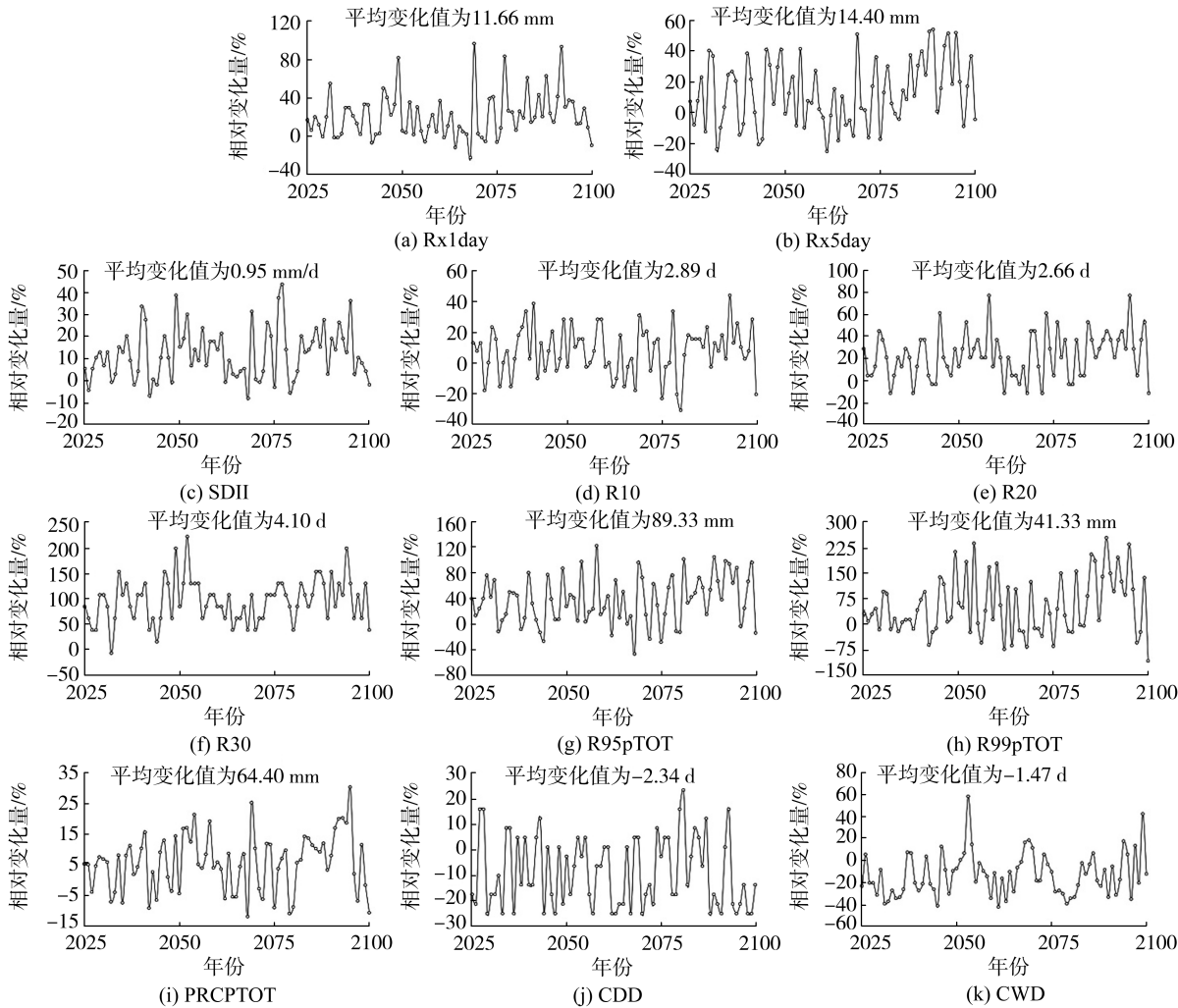


图 7 2026—2100 年极端降水指数相对于基准期的逐年相对变化

Fig. 7 Inter-annual variations of extreme precipitation indices during 2026-2100 compared to baseline period

9个极端降水指数相对于基准期均有不同程度的上升。强度指数均表现为上升趋势,Rx1day 相对变化量大于 Rx5day,SDII 的上升幅度较其他两个强度指数小,但 SDII 代表单位时间平均降水量的变化,可能在某个时间段内有极大的降水量变化。从强度指数来看,未来太湖流域极端降水总量将增加,原因在于其降水量集中,且极端性越强的降雨事件强度增长趋势越明显。绝对指数均表现为上升趋势,R10、R20 和 R30 相对于基准期的变化基本一致,但相对上升幅度依次增加,即越大量级降雨的雨日数增加得越多;R95pTOT 和 R99pTOT 增加明显,相对变化量大,从平均变化值来看,R95pTOT 增加更为显著,达到 R99pTOT 增加量的 2 倍以上。持续性指数中,PRCPTOT 呈上升趋势,但其相对上升幅度小于 R95pTOT 和 R99pTOT,说明总的降水量增加,但增加幅度小于极端降水量;CDD 和 CWD 相较于基准期呈下降趋势,说明未来太湖流域总降水情况向降水量增加和降水量集中的方向发展。

2026—2100 年极端降水指数存在波动变化,但不影响总体较基准期的上升趋势。总的来说,未来太湖流域降雨趋于集中化,整体向极端降雨强度增加和频率增大的方向发展,发生严重暴雨洪涝灾害的可能性增加。

在太湖流域的应用中,STNSRP 扰动模型能够更好地捕捉降雨的时空随机性和极端降雨事件的突发性,在模拟极端降雨强度和频率上表现出明显优势。通过引入基于 GCM 的扰动因子,该模型在克服 GCM 低分辨率和偏差问题方面显示出良好的适用性。尽管 GCM 作为输入存在一定的不确定性,但通过多模式集成及扰动降尺度方法,整体精度得以提升,使得 STNSRP 扰动模型更好地反映了太湖流域复杂地形和气候条件下的降雨特征,在极端降雨预警和应急响应支持方面展现出较强的应用价值。

5 结 论

- a. 不同气候模式预估降水量的不确定性较小;对于太湖流域降雨模拟效果相对最优的 5 个模式依次为 EC-Earth3、MRI-ESM2-0、NorESM2-LM、MPI-ESM1-2-LR、CanESM5。
- b. STNSRP 扰动模型基于 STNSRP 模型,通过随机点过程模拟降雨,不仅能够充分捕捉极端降雨事件的统计特征和空间相关性,还通过引入 GCM 扰动因子抵消了 GCM 输入偏差,提高了降尺度模拟结果的精度和稳定性,其降尺度模拟效果优于 Delta 法和 NSRP 扰动模型。
- c. 太湖流域未来年降水量呈增加趋势,增幅约

为 0.939 mm/a。未来汛期大部分时间降水量增加,且增加幅度随着近期、中期、远期的时间推移而增大;未来旱季降水量在 1 月和 10—11 月有所减少,其余月份均可能增加。西部山区未来降水量增幅大于东部平原区,浙西区大于湖西区。未来太湖流域降雨趋于集中化,整体向极端降雨强度增加和频率增大的方向发展。

参考文献:

[1] Teutschbein C, Seibert J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies:review and evaluation of different methods [J]. Journal of Hydrology, 2012, 456-457: 12-29.

[2] 付晓花,董增川,韩锐,等. 复杂河网地区气候-水文-水动力耦合模型模拟[J]. 水资源保护, 2023, 39(3): 162-169. (Fu Xiaohua, Dong Zengchuan, Han Rui, et al. Simulation of climate-hydrologic-hydrodynamic coupling model in complex river network area[J]. Water Resources Protection, 2023, 39(3): 162-169. (in Chinese))

[3] Fowler H J, Blenkinsop S, Tebaldi C. Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling [J]. International Journal of Climatology, 2007, 27(12): 1547-1578.

[4] Danandeh Mehr A, Kahya E. Climate change impacts on catchment-scale extreme rainfall variability: case study of Rize Province, Turkey [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2017, 22(3): 05016037.

[5] 董甲平,冶运涛,顾晶晶,等. 影响滦河流域降水空间分布的多元环境因子作用机制[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51 (3): 38-47. (Dong Jiaping, Ye Yuntao, Gu Jingjing, et al. Influencing mechanism of multi-source environmental factors on the spatial distribution of precipitation in the Luanhe River Basin [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(3): 38-47. (in Chinese))

[6] Wootten A M, Massoud E C, Sengupta A, et al. The effect of statistical downscaling on the weighting of multi-model ensembles of precipitation [J]. Climate, 2020, 8 (12): 138.

[7] Chen Hua, Xu Chongyu, Guo Shenglian. Comparison and evaluation of multiple GCMs, statistical downscaling and hydrological models in the study of climate change impacts on runoff[J]. Journal of Hydrology, 2012, 434-435: 36-45.

[8] Busuioc A, Chen Deliang, Hellström C. Performance of statistical downscaling models in GCM validation and regional climate change estimates: application for Swedish precipitation [J]. International Journal of Climatology, 2001, 21(5): 557-578.

[9] Zorita E, Von Storch H. The analog method as a simple

- statistical downscaling technique; comparison with more complicated methods [J]. Journal of Climate, 1999, 12 (8): 2474-2489.
- [10] Chen Deliang, Chen Youmin. Association between winter temperature in China and upper air circulation over East Asia revealed by canonical correlation analysis[J]. Global and Planetary Change, 2003, 37(3/4): 315-325.
- [11] Von Storch H, Zwiers F W. Statistical analysis in climate research [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2002.
- [12] Huth R. Statistical downscaling in central Europe; evaluation of methods and potential predictors[J]. Climate Research, 1999, 13(2): 91-101.
- [13] Wilby R L, Charles S P, Zorita E, et al. Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods [R]. Geneva: Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2004: 27.
- [14] Conway D, Jones P D. The use of weather types and air flow indices for GCM downscaling [J]. Journal of Hydrology, 1998, 212-213: 348-361.
- [15] Bermúdez M, Cea L, Van Uytven E, et al. A robust method to update local river inundation maps using global climate model output and weather typing based statistical downscaling[J]. Water Resources Management, 2020, 34 (14): 4345-4362.
- [16] Fowler H J, Kilsby C G, O'Connell P E, et al. A weather-type conditioned multi-site stochastic rainfall model for the generation of scenarios of climatic variability and change [J]. Journal of Hydrology, 2005, 308(1/2/3/4): 50-66.
- [17] Bardossy A, Bogardi I, Matyasovszky I. Fuzzy rule-based downscaling of precipitation[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2005, 82(1): 119-129.
- [18] Semenov M A, Brooks R J, Barrow E M, et al. Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates[J]. Climate Research, 1998, 10: 95-107.
- [19] Racsco P, Szeidl L, Semenov M. A serial approach to local stochastic weather models [J]. Ecological Modelling, 1991, 57(1/2): 27-41.
- [20] Wilby R L, Dawson C W, Barrow E M. SDSM: a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts[J]. Environmental Modelling & Software, 2002, 17(2): 145-157.
- [21] Kay A L, Davies H N, Bell V A, et al. Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England[J]. Climatic Change, 2009, 92(1/ 2): 41-63.
- [22] Prudhomme C, Reynard N, Crooks S. Downscaling of global climate models for flood frequency analysis: where are we now? [J]. Hydrological Processes, 2002, 16(6): 1137-1150.
- [23] Hassan Z, Shamsudin S, Harun S. Application of SDSM and LARS-WG for simulating and downscaling of rainfall and temperature [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2014, 116(1): 243-257.
- [24] Hashmi M Z, Shamseldin A Y, Melville B W. Downscaling of future rainfall extreme events: a weather generator based approach[C]//Proceedings of the 18th World IMACS/ MODSIM Congress. Cairns: Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, 2009.
- [25] Dibike Y B, Coulibaly P. Hydrologic impact of climate change in the Saguenay watershed: comparison of downscaling methods and hydrologic models[J]. Journal of Hydrology, 2005, 307(1/2/3/4): 145-163.
- [26] Caron A, Leconte R, Brissette F. An improved stochastic weather generator for hydrological impact studies [J]. Canadian Water Resources Journal, 2008, 33(3): 233-256.
- [27] Srikanthan R, McMahon T A. Stochastic generation of annual, monthly and daily climate data: a review [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2001, 5(4): 653-670.
- [28] Neyman J, Scott E L. Statistical approach to problems of cosmology [J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1958, 20(1): 1-29.
- [29] Burton A, Fowler H J, Kilsby C G, et al. A stochastic model for the spatial-temporal simulation of nonhomogeneous rainfall occurrence and amounts [J]. Water Resources Research, 2010, 46(11): W11501.
- [30] Burton A, Fowler H J, Blenkinsop S, et al. Downscaling transient climate change using a Neyman-Scott rectangular pulses stochastic rainfall model[J]. Journal of Hydrology, 2010, 381(1/2): 18-32.
- [31] Gregersen I B, Sørup H J D, Madsen H, et al. Assessing future climatic changes of rainfall extremes at small spatio-temporal scales[J]. Climatic Change, 2013, 118(3): 783-797.
- [32] 郝振纯, 李丽, 徐毅, 等. 区域气候情景 Delta-DCSI 降尺度方法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2009, 41 (5): 1-7. (Hao Zhenchun, Li Li, Xu Yi, et al. Study on Delta-DCSI downscaling method of GCM output [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2009, 41(5): 1-7. (in Chinese))
- [33] Liu Weilin, Zhu Shengnan, Huang Yipeng, et al. Spatiotemporal variations of drought and their teleconnections with large-scale climate indices over the Poyang Lake Basin, China [J]. Sustainability, 2020, 12 (9): 3526.
- [34] Zhang Xuebin, Alexander L, Hegerl G C, et al. Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data[J]. WIREs: Climate Change, 2011, 2(6): 851-870.

(收稿日期: 2025 - 02 - 02 编辑: 施业)