

基于空间贝叶斯层次模型的淮河流域气候极值特征分析

王怀军^{1,2,3}, 潘莹萍^{1,4}, 冯如¹, 肖明贤¹

(1.淮阴师范学院 城市与环境学院, 江苏 淮安 223300; 2.南京水利科学研究院
水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 南京 210029; 3.南京水利科学研究院
水利部应对气候变化研究中心, 南京 210029; 4.北京师范大学 地理科学学部, 北京 100875)

摘要:【目的】验证空间贝叶斯层次模型在极端气候事件当中建模的适用性, 探明淮河流域极端气候事件的空间分布规律。【方法】基于空间贝叶斯层次模型, 将经度、纬度与海拔作为模型协变量捕捉气候极值的空间变化特征。在建模过程中, 将广义极值函数(GEV)作为其边际分布, 采用马尔可夫链蒙特卡罗算法(MCMC)确定空间极值模型所需的参数值。选用淮河流域1960—2015年日最大降水量(RX1day)、日最高气温(TXx)作为极端气候变量进行建模, 将模型结果按站点提取, 并与基于GEV的站点结果进行对比。【结果】空间贝叶斯层次模型能够很好地模拟淮河流域气候极值, 模型结果的参数及各重现水平与直接基于站点数据的GEV分析相近。RX1day不同重现水平从流域西北向东南增加; TXx不同重现水平具有典型的经向地带性, 从流域东部往西部增加。【结论】研究建立的空间极值模型可以获得没有观测台站所在位置的极端气候重现水平, 该结果拓展了淮河流域极端气候事件时空规律研究。

关键词: 极端气候; 贝叶斯层次模型; 空间极值; 淮河流域

中图分类号: P467

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.gggs.2019215

王怀军, 潘莹萍, 冯如, 等. 基于空间贝叶斯层次模型的淮河流域气候极值特征分析[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(5): 102-110.

WANG Huaijun, PAN Yingping, FENG Ru, et al. Using Spatial Bayesian Hierarchical Model to Analyze Extreme Climate Indexes in Huai River Basin [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(5): 102-110.

0 引言

【研究意义】气候变化背景下, 极端气候事件发生的频率和强度增加, 对生态系统、人类健康、粮食生产和基础设施安全均会产生重大影响^[1-2]。全球范围内, 观测到的气候变化记录表明, 冷日天数和冷夜天数正在逐渐减少, 暖日天数和暖夜天数正在逐渐增加^[3]。在欧洲、亚洲和澳大利亚的大部分地区, 热浪的频率呈增加趋势^[4]。对于极端强降水, 北半球中高纬度地区表现为增加趋势, 但这种变化不像极端温度一样, 具有全球一致性^[5]。一般来说, 与世界上降水量减少的地区相比, 大多数地区的强降水事件仍在增加^[6]。极端气候事件的时空规律对于深刻认识气候灾害演变过程和防灾减灾具有重要的意义。【研究进展】站点尺度上的极值频率分析往往局限于有限的观测数据^[7]。在传统地统计学中, 常使用半变异函数来确定空间相关性并使用线性预测进行变量空间插值^[8];

然而, 传统地统计学不能很好地用于分析非高斯分布的极端气候数据^[7]。同时考虑多个站点的极端气候事件分布, 则需要将极值理论扩展到多维变量^[9]。最常见的空间极值模型有 Max-stable 模型, 它是多元极值分布的无限维泛化^[10-11]。尽管 Max-stable 模型能很好地模拟极端事件的空间结构, 但其模拟的各重现水平空间分布过于平滑, 模拟精度下降^[12]。此外, Max-stable 模型一般适用于描述年最大值序列(AM), 而对于超门限峰值序列(POT), 则需要选择其他空间极值模型^[13-14]。空间贝叶斯层次模型(Spatial Bayesian hierarchical model)是量化上述不确定性的较好方法^[15-17]。例如, Gaetan^[18]提出了一个用于分析意大利极端降雨的空间贝叶斯层次模型。Schliep 等^[19]利用空间贝叶斯模型分析了区域气候模式输出所产生的极端降水量。Hrafnkelsson 等^[16]利用贝叶斯层次模型分析了年最低气温和最高气温。空间贝叶斯层次模型在极端事件中的运用还包括极端海浪高度^[20-21], 高温热浪^[14], 地震^[22], 和风速^[23]等。上述研究均表明, 空间贝叶斯模型可以很好地捕捉极端事件的时空变化。

【切入点】淮河流域地处我国南北气候过渡带,

收稿日期: 2019-09-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFC1508101); 国家自然科学基金项目(41701034); 江苏省区域现代农业与环境保护协同创新中心科技项目(HSXT2-324)

作者简介: 王怀军(1986-), 男, 副教授, 主要从事极端气候水文事件研究。E-mail: wanghj@hytc.edu.cn

是我国重要的地理生态分界线和生态环境脆弱区。极端气候事件引发的气象灾害已经成为制约流域经济、生态、社会可持续发展的因素之一。据统计, 1949 年至今, 淮河流域发生了数 10 次全流域性洪涝和干旱灾害。其中, 1991、2003、2007 年的洪涝灾害造成的直接经济损失分别达 339.6 亿、286.0 亿和 155.2 亿元; 1949—2010 年, 淮河流域累计干旱受灾面积达 1.67 亿 hm^2 , 损失粮食 13.96 亿 kg , 平均每年有 269.8 万 hm^2 农作物受旱灾影响^[24]。目前, 淮河流域的气候极值时空研究大多是基于站点尺度的趋势分析, 通过空间插值得到其极端气候的空间分布^[25-26]。然而, 经典地统计学理论基于多元正态分布, 这并不能完全适用于具有尾部特征的极端数据建模^[27]。且 1 次极端气候事件会影响多个站点, 因此需要考虑站点之间的空间相关性^[11]。单变量极值函数可用于描述极端数据, 但实现高维数据的空间极值建模是一项挑战。【拟解决的关键问题】本文将极值理论与地统计学理论相结合, 评估了空间贝叶斯层次模型对淮河流域极端气候事件的模拟能力。系统分析了极端气候事件不同重现期下重现水平的空间分布, 以期极端气候事件时空分析提供一种新的思路。

1 研究方法与数据来源

1.1 研究区概况

淮河流域地处中国东部, 位于长江与黄河 2 大流域之间, 经纬度为 $111^{\circ}55' - 121^{\circ}25'E$, $30^{\circ}55' - 36^{\circ}36'N$ (图 1)。流域东西长约 700 km, 南北宽约 400 km, 面积为 $2.7 \times 10^5 \text{ km}^2$ 。淮河流域西部, 南部和东北部是山地和丘陵地区, 约占流域总面积的 1/3, 其余地区为广阔的平原地带。淮河流域是中国重要的南北气候过渡地带, 淮河以北为暖温带气候区, 淮河以南为北亚热带气候区。流域南部年降水量达 1 300~1 400 mm, 流域北部减少至 600~700 mm。1 年中 6—9 月是雨季, 占全年降水量的 60%~70%。地表径流年平均深度约为 240 mm, 年径流量为 $622 \times 10^8 \text{ m}^3$, 属于我国水资源短缺地区。流域种植面积约为 $0.14 \times 10^8 \text{ km}^2$, 人口 1.8 亿 (2010 年), 流域内主要种植作物有小麦、水稻、玉米、薯类、大豆、棉花和油菜。

1.2 数据来源

所需的温度、降水数据来自中国气象数据服务中心 (<http://data.cma.cn/en>), 时间跨度为 1960—2015 年。采用标准正态均一性检验 (SNHT) 对日数据进行一致性检验, 并修正。选用 RclimDex 软件计算模型所需的日最大降水量 (RX1day)、日最高气温 (TXx) 分别作为降水极值和温度极值。最终选择淮河流域及

其周边的 43 个气象台站作为研究对象 (图 1)。数字高程模型数据 (DEM) 来自地理空间数据云 (<http://www.gscloud.cn/>), 分辨率为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$, 为了提高计算速度, 将其重新采样到 $0.15^{\circ} \times 0.15^{\circ}$ (图 1)。

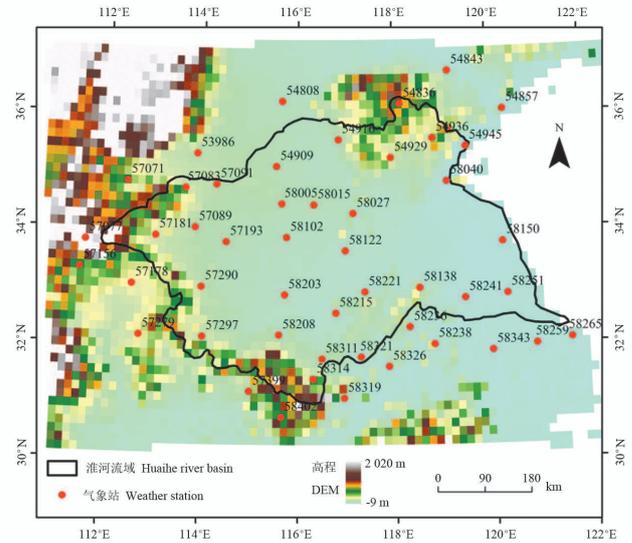


图1 淮河流域气象站点分布

Fig.1 Study area and meteorological station distributed in Huaihe river basin

1.3 计算方法

空间贝叶斯层次模型的推断过程如下^[28-29]。 $Y(s)$ 是空间区域的组最大值 (Block maxima) 过程 (本文为 1 日为最大降水量 (RX1day) 和日最高气温 (TXx)), 假设这个过程是 Max-stable 过程, 那么所有的边际分布必然服从广义极值分布 (GEV) 即:

$$Y(s): GEV\{\mu(s), \sigma(s), \zeta(s)\}, \quad (1)$$

式中 $\mu(s)$ 、 $\zeta(s)$ 、 $\sigma(s)$ 分别为位置, 形状和尺度参数。

位置和尺度参数在空间上变化, 故 GEV 位置参数和尺度参数可由 (2) 式表示:

$$\begin{cases} \mu(s) = \beta_{0,\mu} + \beta_{1,\mu}c_1(s) + \beta_{2,\mu}c_2(s) + \beta_{3,\mu}c_3(s) \\ \sigma(s) = \beta_{0,\sigma} + \beta_{1,\sigma}c_1(s) + \beta_{2,\sigma}c_2(s) + \beta_{3,\sigma}c_3(s) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $c_1(s)$ 、 $c_2(s)$ 、 $c_3(s)$ 分别表示经度、纬度和高程协变量, β 为线性方程系数。由于模型是通过多个层次结构化, 贝叶斯推断是首选, 模型后验参数由马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 算法得到。

由于 GEV 参数是隐高斯过程建模 (Latent Gaussian processes), 目标位置 S_n 的 GEV 边缘分布参数用普通克里金法插值得到, 每次 MCMC 迭代将通过克里金法插值得到一个目标位置 GEV 参数, 取所有迭代次数的均值作为目标位置的最终参数。假定目标位置 S_n 的 GEV 最终参数为 μ 、 σ 、 ζ , 则 T 年重现水平可由式 (3) 计算:

$$y_T = \mu + \frac{\sigma}{\zeta} \left[\log \left(\frac{T}{T-1} \right)^{-\zeta} - 1 \right], \quad (3)$$

2 结果与分析

2.1 空间贝叶斯层次模型的建立与验证

淮河流域气候极值在站点尺度上的广义极值分布(GEV)参数与站点环境变量(高程、经度和纬度)之间的相关系数如表1所示。其中TXx的GEV位置参数(Loc)与经度显著相关,这表明经度对TXx均值的空间分布具有显著影响;尺度参数(Scale)与纬度、经度均显著相关,表明TXx的方差分布同时受经纬度的影响。而对于RX1day,其尺度参数只与海拔显著相关;同时,RX1day的位置参数与高程、经度和纬度均存在显著相关性。对于RX1day和TXx,其形状参数(Shape)与高程、纬度和经度相关性均不强,这意味着该参数对气候极值空间分布及变化的影响较小。因此,我们在空间极值建模时,在边际函数中将其设定为常数。

由上述结果确定海拔、经度和纬度均被纳入RX1day和TXx空间贝叶斯层次模型中。在空间极值建模过程中,MCMC迭代次数为5 000次,通过GEV各参数(Loc、Scale、Shape)的迹线图来评估模型的收敛性(图2)。当迭代次数为400时,TXx的各GEV参数基本稳定下来(图2(a)—图2(d))。与TXx相比,RX1day的迭代次数达到2 400才能保持GEV各参数迹线图平稳(图2(e)—图2(h))。TXx和RX1day的对数似然比也表明空间贝叶斯层次模型可以很好地模拟空间极值的变化,400和2 400的迭代可以使

TXx和RX1day参数收敛到真实值,因此取400和2 400以后的参数均值作为模型参数。最终计算的模型参数如表2所示。

表1 观测数据GEV参数与高程、纬度、经度的相关系数

Table1 The correlation coefficients between GEV parameters of observed data and elevation, latitude and longitude

参数 Parameter	高程 Altitude	纬度 Latitude	经度 Longitude	
TXx	位置参数	-0.01	-0.15	-0.67
	尺度参数	0.24	0.56	-0.38
	形状参数	-0.10	0.14	0.26
RX1day	位置参数	-0.41	-0.50	0.37
	尺度参数	-0.37	-0.24	0.27
	形状参数	-0.07	-0.03	0.11

注 加粗数字表示在0.05水平上显著。

Note The bold values indicate significant at 0.05 level.

表2 TXx和RX1day建立的空间贝叶斯极值模型参数

Table2 Estimated parameters of the spatial Bayesian hierarchical model fitted by the TXx and RX1day data set

参数 Parameter	空间相关强度参数 α	带宽参数 τ	位置参数 Loc	尺度参数 Scale Parameter
TXx	0.308 2	1.438	$\beta_{1,\mu}$: 0.227 0	$\beta_{1,\sigma}$: 0.009 3
			$\beta_{2,\mu}$: 0.356 4	$\beta_{2,\sigma}$: 0.050 0
			$\beta_{3,\mu}$: -0.004 4	$\beta_{3,\sigma}$: -0.000 3
RX1day	0.713 6	1.015 8	$\beta_{1,\mu}$: 1.145 2	$\beta_{1,\sigma}$: 1.022 8
			$\beta_{2,\mu}$: -2.399 7	$\beta_{2,\sigma}$: -2.111 0
			$\beta_{3,\mu}$: 0.002 6	$\beta_{3,\sigma}$: 0.001 8

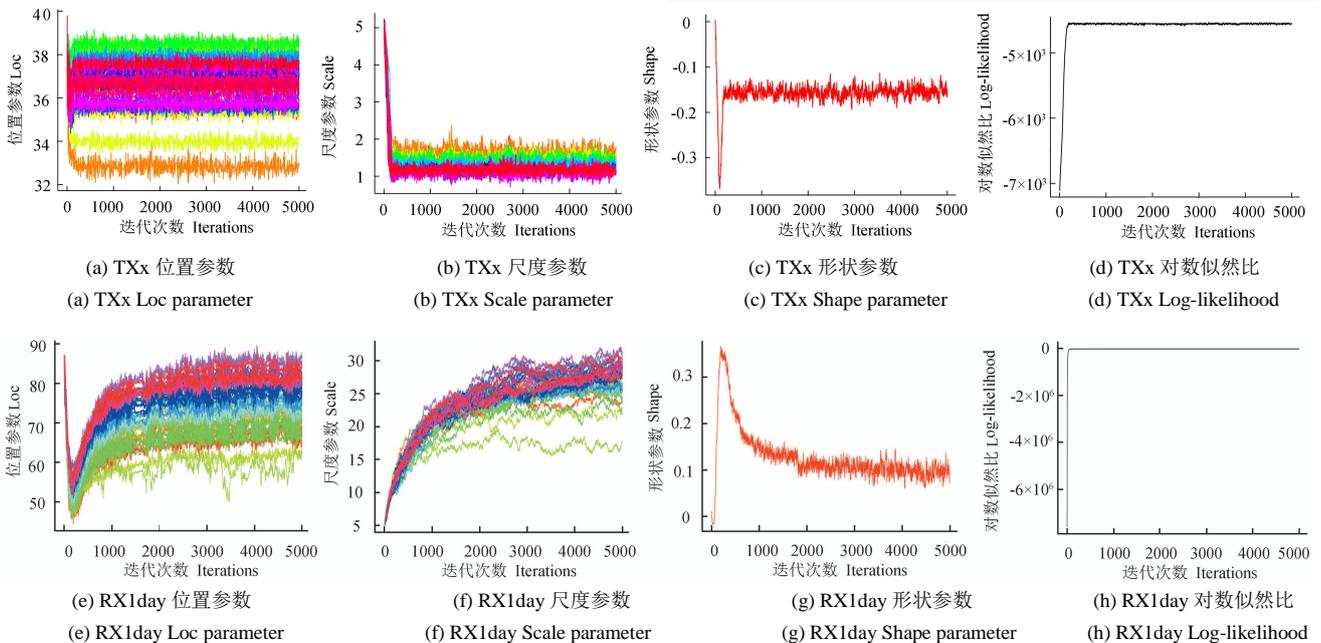


图2 空间贝叶斯层次模型模拟的GEV参数与对数似然比随迭代次数变化迹线图

Fig. 2 Variation of the GEV parameter and the log likelihood ratio with the number of iterations simulated by the spatial Bayesian hierarchical model

为评估模型的准确性,将空间极值模型参数按站点提取,并与直接基于GEV函数分析的站点参数进行

对比(图3)。结果显示, TX_x 参数之间具有很强的相关性, 位置参数和尺度参数的决定系数分别达到了0.98和0.80(图3(a)一图3(b)); 对于RX1day, 位置和尺度参数的决定系数分别为0.79和0.24(图3(c)一图3(d)), 这表明空间极值模型可以很好地模拟各站点的降水/温度极值变化。对空间极值模型的结果按站点进行提取, 与站点观测数据亦进行了比较, 每个台站模拟的次数为5 000次(图4, 图5)。对于 TX_x , 所有观测数据都包含在模拟数据中, 表明空间贝叶斯层次模型结果可以很好地模拟观测数据(图4)。同样, 空间贝叶斯层次模型亦可以较好的模拟RX1day, 但模拟效果总体上不如 TX_x (图5)。

2.2 气候极值不同重现水平的空间分布特征

由建立的空间贝叶斯层次模型计算淮河流域气温与降水极值不同重现期重现水平的空间分布(图6, 图7)。对于气温极值 TX_x , 其重现水平显示出2种分布模式, 即流域东部重现水平相对较低, 而流域西部重现水平高(图6), 这表明 TX_x 具有典型的经向地带性, 这可能与距离海洋的远近有关。流域西部高海拔地区也有较低的重现水平, 这可能是高程相依性的影响。RX1day重现水平的空间格局与 TX_x 有所不同(图7), 流域西北部为低值区, 流域东南为高值区。

值得注意的是, 西部高海拔地区具有相对较高的重现水平, 表明海拔高度同样对降水极值分布有重要影响。

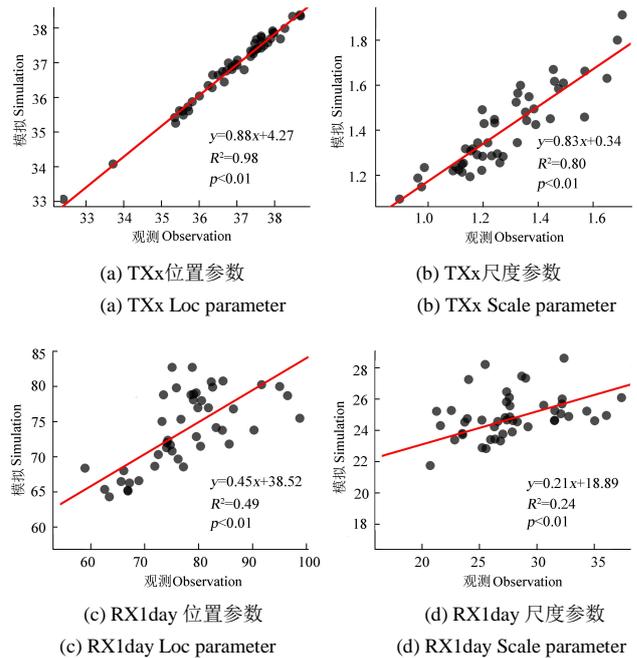


图3 GEV参数与空间贝叶斯层次模型GEV参数散点对比

Fig. 3 The scatter plot of GEV parameter and that derived from the spatial Bayesian hierarchical model at individual station

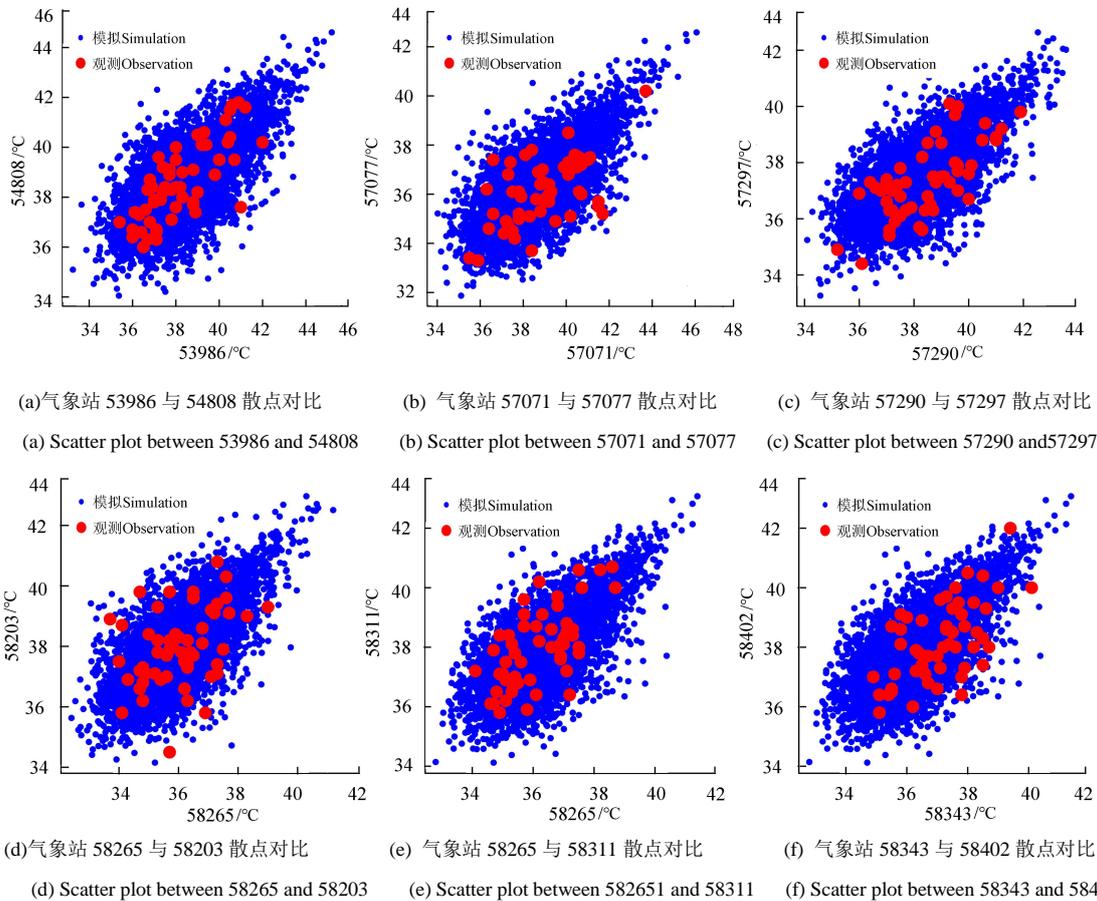


图4 淮河流域站点 TX_x 模拟数据(蓝色散点)和观测数据(红色散点)对比散点图

Fig. 4 The simulated TX_x (Blue scatter) and observed RX1day (Red scatter) in certain stations in Huaihe River basin

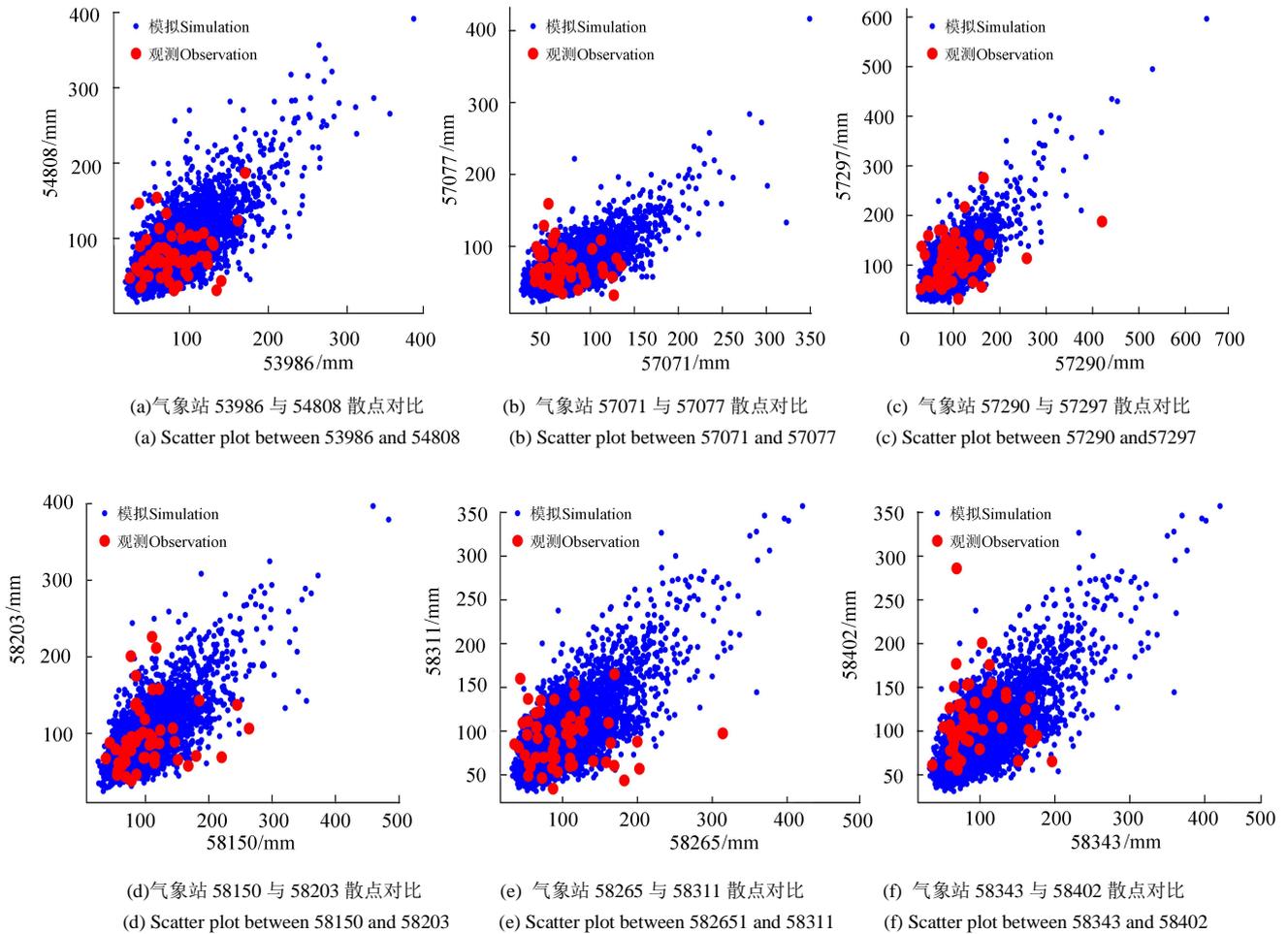


图5 淮河流域站点RX1day模拟数据 (蓝色散点) 和观测数据 (红色散点) 对比散点图

Fig. 5 The simulated RX1day (Blue scatter) and observed RX1day (Red scatter) in certain stations in Huaihe River basi

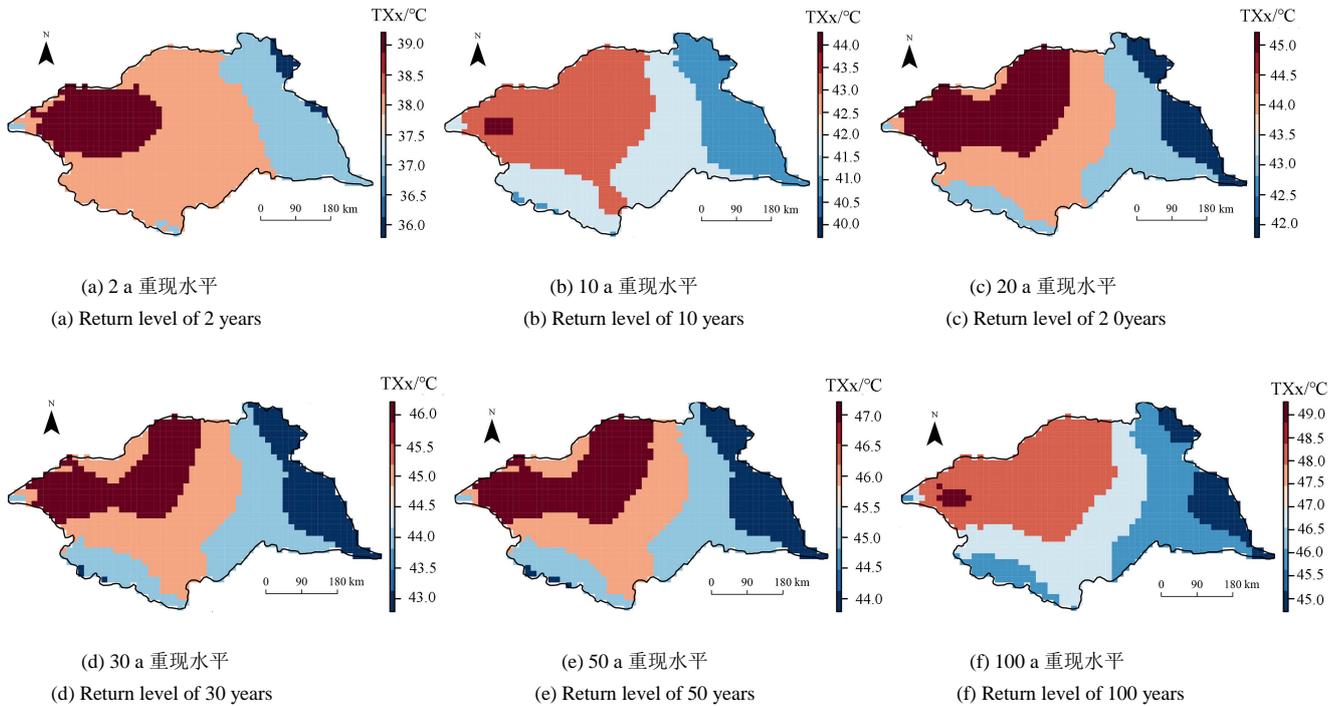


图6 淮河流域TXx不同重现期重现水平空间分布

Fig. 6 Spatial pattern of return level for TXx in Huaihe River basin

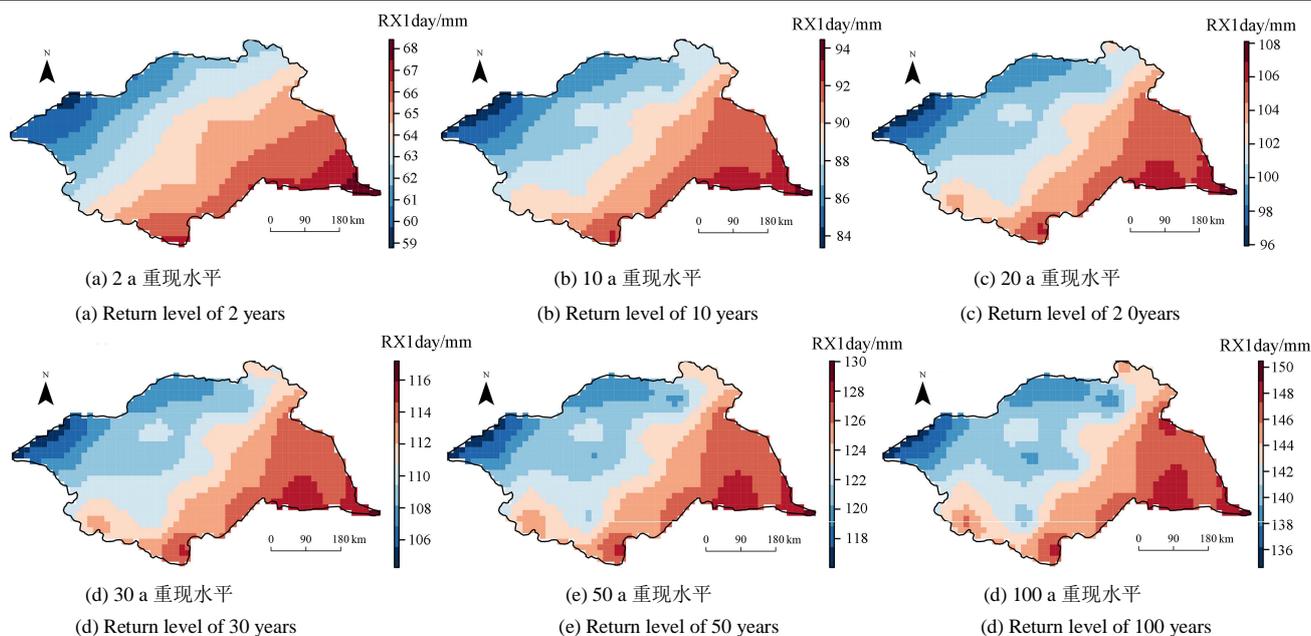


图7 淮河流域RX1day不同重现期重现水平空间分布

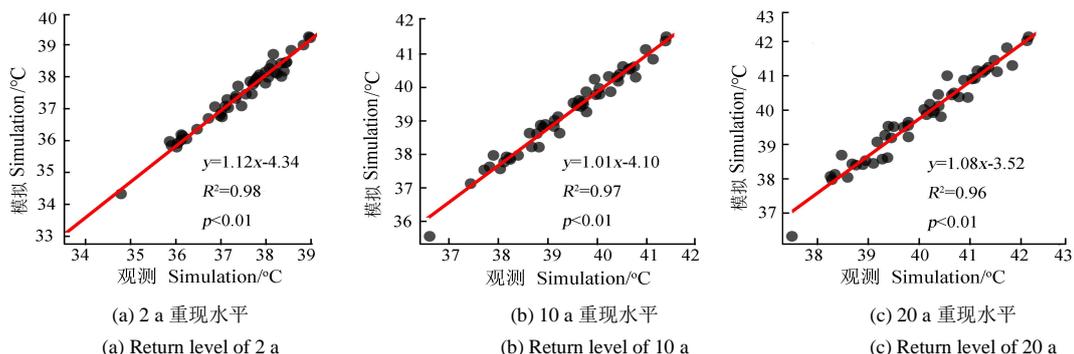
Fig. 7 Spatial pattern of return level for RX1day in Huaihe River basin

3 讨论

温度极值TXx流域具有典型的经向地带性(图6), 这可能与距离海洋的远近有关。海洋和陆地的物理性质不同, 对太阳辐射的吸收和发射以及热容量大小都有显著影响。陆地比海洋的热容量小, 夏季升温快, 温度比海洋高, 且距海洋越近, 受海洋的影响越大。流域东部TXx总体偏低, 自东往西逐渐升高, 反映了海洋对流域东部地区气温的调节作用^[30]。流域西部高海拔地区也有较低的重现水平, 这可能是气温直减率的影响, 气温梯度成为这一响应的关键参数, 在对流层, 地形对温度的影响主要为气温随海拔升高而降低, 且海拔越高下降率越大。RX1day的重现水平在流域西北部为低值区, 流域东南为高值区(图7), 这与淮河流域主要受东亚季风影响有关。由于淮河地区处于强季风区, 降水主要发生在夏季。在从流域东南进入西北过程中, 随着距离的增加, 受夏季风的影响越来越小, 所以降水量由东南向西北递减。值得注意的是, 西部高海拔地区具有相对较高的重现水平, 表明海拔高度同样对降水极值分布有重要影响。不同海拔和地形因素, 对降水影响有很大差别, 这种差别主要

体现在降水随海拔的变化率上。在山区, 降水量受海拔影响明显, 在一定范围海拔高度上, 降水随高度增加而增加。大量观测研究表明, 不同海拔、不同地形因素(坡向和坡度)的山区, 每上升100 m, 降水量增加24.9~144.9 mm, 该变化率涵盖了大气环流、地理经、纬度、海拔和地形因素对降水的影响^[31]。

空间极值模型的不同重现水平能很好地拟合单站点GEV分布拟合的重现水平, 特别是TXx, 其所有的重现水平决定系数都达到了0.9以上(图8)。RX1day的决定系数相对较小, 但亦达到了显著水平(图9)。另外, 所有回归方程的斜率都不等于1, 这表明与实际重现水平相比, 贝叶斯模拟的重现水平被低估或高估。推断其他因素, 如人类活动, 距海洋的远近可能影响极端气候的空间格局, 然而一本研究并没有考虑这些因素, 这可能导致重现水平的低估或高估。此外, 随着全球气候变化, 极端气候事件的时间序列显示为非平稳性, 在建模过程中亦没有考虑非平稳性对时空格局的影响。今后的研究应进一步考虑更多的协变量和将非平稳性纳入贝叶斯空间模型框架中。



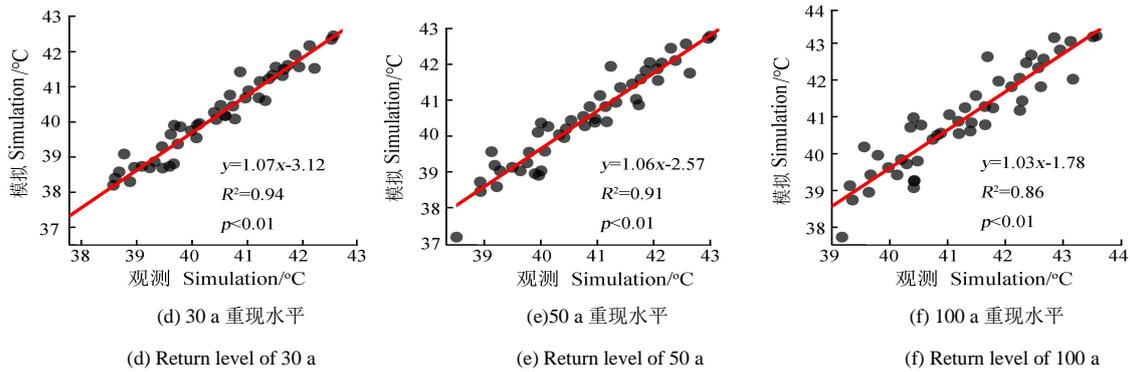


图8 淮河流域单站点TXx GEV不同重现期重现水平和相同位置空间贝叶斯模型重现水平散点图

Fig. 8 The scatter plot of return level of GEV and simulated return level derived from spatial

Bayesian hierarchical model for TXx at individual station in Huaihe River basin

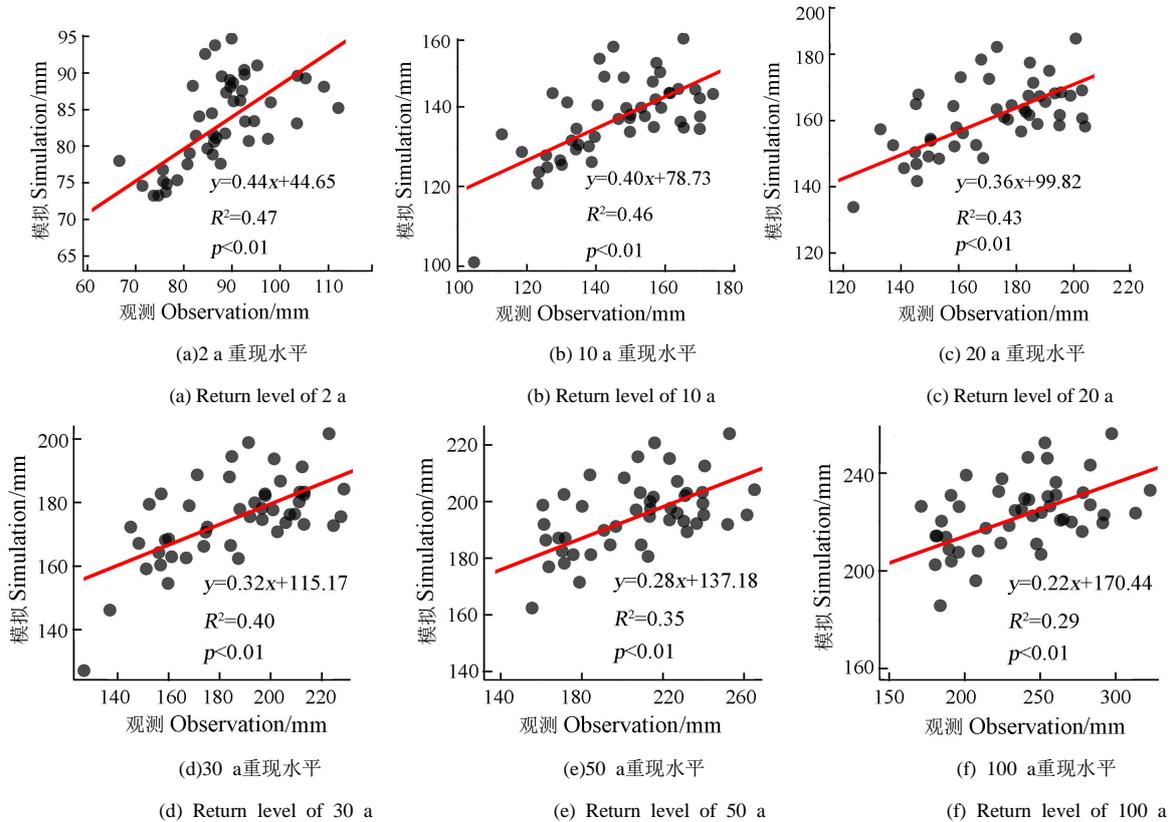


图9 淮河流域单站点RX1day GEV不同重现期重现水平和相同位置空间贝叶斯模型重现水平散点图

Fig. 9 The scatter plot of return level of GEV and simulated return level derived from the spatial

Bayesian hierarchical model for RX1day at individual station in Huaihe River basin

4 结论

1) 气候极值在站点尺度上的广义极值分布(GEV)位置参数和尺度参数与环境变量(高程, 经度和纬度)之间具有显著相关关系。在一定迭代次数情况下, GEV各参数迹线图均能达到收敛。空间极值模型可以很好地拟合单站点GEV分布参数、重现水平以及站点观测数据。

2) 淮河流域东部气温极值重现水平较低, 西部重现水平较高; 对于降水极值RX1day, 流域西北具有较低重现水平, 流域东南具有较高重现水平。

参考文献:

- [1] 王慧芳, 吴立, 栾庆祖, 等. 1971—2012年长江中下游地区水稻洪涝时空分布特征[J]. 灌溉排水学报, 2019, 38(4): 100-107.
WANG Huifang, WU Li, LUAN Qingzu, et al. Spatiotemporal distribution of flooding events at paddy fields in the middle-low reaches of the Yangtze River[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2019, 38(4): 100-107.
- [2] 王怀军, 潘莹萍, 李帅, 等. 基于栅格数据的气象灾害风险评估[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2019, 32(3): 99-110.
WANG Huaijun, PAN Yingping, LI Shuai, et al. Risk assessment and

- zonation of meteorological disasters based on rasterization in Jiangsu Province[J]. *Journal of Liaocheng University (Natural Science Edition)*, 2019, 32(3): 99-110.
- [3] ALEXANDER L V, ZHANG X, PETERSON T C, et al. Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation[J]. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 2006, 111(5):1 042-1 063.
- [4] DUNN R J H, DONAT M G, ALEXANDER L V. Investigating uncertainties in global gridded datasets of climate extremes[J]. *Climate of the Past*, 2014, 10(6): 2 171-2 199.
- [5] 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): 997-1 006.
- [6] DONAT M G, LOWRY A L, ALEXANDER L V, et al. More extreme precipitation in the world's dry and wet regions[J]. *Nature Climate Change*, 2016, 6(5): 508-513.
- [7] 张向明, 粟晓玲, 张更喜. 基于 SRI 与 Copula 函数的黑河流域水文干旱等级划分及特征分析[J]. *灌溉排水学报*, 2019, 38(5): 107-113.
ZHANG Xiangming, SU Xiaoling, ZHANG Gengxi. Classifying drought in Heihe basin using SRI index and copula function[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2019, 38(5): 107-113.
- [8] 石锦, 周脚跟, 王辉, 等. 点源时间序列数据缺失值的估值不确定性分析:以小流域气象和水文数据为例[J]. *灌溉排水学报*, 2019, 38(2): 84-92.
SHI Jin, ZHOU Jiaogen, WANG Hui, et al. Analyzing the uncertainty induced by methods used to calculate the missing data in time series: A case study based on meteorological and hydrological data in small watershed[J]. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2019, 38(2): 84-92.
- [9] COOLEY D, NYCHKA D, NAVEAU P. Bayesian spatial modeling of extreme precipitation return levels[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2007, 102(479): 824-840.
- [10] BACRO J, GAETAN C, TOULEMONDE G. A flexible dependence model for spatial extremes[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 2016, 172: 36-52.
- [11] XU G G, GENTON M G. Tukey max-stable processes for spatial extremes[J]. *spatial statistics*, 2016, 18: 431-443.
- [12] APPUTHURAI P, STEPHENSON A G. Spatiotemporal hierarchical modelling of extreme precipitation in Western Australia using anisotropic Gaussian random fields[J]. *Environmental and Ecological Statistics*, 2013, 20(4): 667-677.
- [13] ERHARDT R J, SMITH R L. Approximate Bayesian computing for spatial extremes[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2012, 56(6): 1 468-1 481.
- [14] REICH B J, SHABY B A, COOLEY D. A hierarchical model for serially-dependent extremes: A study of heat waves in the western US[J]. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 2014, 19(1): 119-135.
- [15] VANEM E, HUSEBY A B, NATVIG B. A Bayesian hierarchical spatio-temporal model for significant wave height in the North Atlantic[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2012, 26(5): 609-632.
- [16] HRAFNKELSSON B, MORRIS J S, BALADANDAYUTHAPANI V. Spatial modeling of annual minimum and maximum temperatures in Iceland[J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 2012, 116(1): 43-61.
- [17] NAJAFI M R, MORADKHANI H. Analysis of runoff extremes using spatial hierarchical Bayesian modeling[J]. *Water Resources Research*, 2013, 49(10): 6 656-6 670.
- [18] GAETAN C, GRIGOLETTO M. A hierarchical model for the analysis of spatial rainfall extremes[J]. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, 2007, 12(4): 434-449.
- [19] SCHLIEP E M, COOLEY D, SAIN S R, et al. A comparison study of extreme precipitation from six different regional climate models via spatial hierarchical modeling[J]. *Extremes*, 2010, 13(2): 219-239.
- [20] CLANCY C, O'SULLIVAN J, SWEENEY C, et al. Spatial Bayesian hierarchical modelling of extreme sea states[J]. *Ocean Modelling*, 2016, 107: 1-13.
- [21] VANEM E, HUSEBY A B, NATVIG B. Modelling ocean wave climate with a Bayesian hierarchical space—time model and a log-transform of the data[J]. *Ocean Dynamics*, 2012, 62(3): 355-375.
- [22] NATVIG B, TVETE I F. Bayesian hierarchical space—time modeling of earthquake data[J]. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2007, 9(1): 89-114.
- [23] MAHMOUDIAN B, MOHAMMADZADEH M. A spatio-temporal dynamic regression model for extreme wind speeds[J]. *Extremes*, 2014, 17(2): 221-245.
- [24] 郑晓东, 鲁帆, 马静, 等. 基于标准化降水指数的淮河流域干旱演变特征分析[J]. *水利水电技术*, 2012, 43(4): 102-106.
ZHENG Xiaodong, LU Fan, MA Jing, et al. SPI based analysis on evolvment feature of drought in Huaihe River Basin[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2012, 43(4): 102-106.
- [25] XIA J, SHE D X, ZHANG Y Y, et al. Spatio-temporal trend and statistical distribution of extreme precipitation events in Huaihe River Basin during 1960-2009 [J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2012, 22(2): 195-208.
- [26] ZHANG W, PAN S M, CAO L G, et al. Changes in extreme climate events in Eastern China during 1960–2013: A case study of the Huaihe River Basin[J]. *Quaternary International*, 2015, 380: 22-34.
- [27] WANG Y X, SO M K P. A Bayesian hierarchical model for spatial extremes with multiple durations[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2016, 95: 39-56.
- [28] SHABY B A, REICH B J. Bayesian spatial extreme value analysis to assess the changing risk of concurrent high temperatures across large

- portions of European cropland[J]. *Environmetrics*, 2012, 23(8): 638-648.
- [29] REICH B J, SHABY B A. A hierarchical max-stable spatial model for extreme precipitation[J]. *The Annals of Applied Statistics*, 2012, 6(4): 1 430-1 451.
- [30] 叶正伟, 刘育秀. 南北气候过渡视角下的淮河流域气温空间分布与演化特征[J]. *水电能源科学*, 2018, 36(5): 1-5.
YE Zhengwei, LIU Yuxiu. Spatial variability and change pattern of air temperature in the Huaihe river basin based on climatic transition zone perspective[J]. *Water Resources and Power*, 2018, 36(5): 1-5.
- [31] 赵成义, 施枫芝, 盛钰, 等. 近 50a 来新疆降水随海拔变化的区域分异特征[J]. *冰川冻土*, 2011, 33(6): 1 203-1 213.
ZHAO Chengyi, SHI Fengzhi, SHENG Yu, et al. Regional differentiation characteristics of precipitation changing with altitude in Xinjiang region in recent 50 years[J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2011, 33(6): 1 203-1 213.

Using Spatial Bayesian Hierarchical Model to Analyze Extreme Climate Indexes in Huai River Basin

WANG Huaijun^{1,2,3}, PAN Yingping^{1,4}, FENG Ru¹, XIAO Mingxian¹

(1. School of Urban and Environmental Sciences, Huaiyin Normal University, Huaian 223300, China;

2. State Key Laboratory of Hydrology-water Resources and Hydraulic Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China; 3. Research Center for Climate Change, Ministry of Water Resources, Nanjing 210029, China;

4. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: **【Objective】** The objective of this paper is to test the feasibility of using spatial Bayesian hierarchical model to estimate the spatiotemporal change in extreme climate events in the Huai river Basin. **【Method】** The hierarchical Bayesian spatial model, HKEVP, was used to capture the spatial variation in extreme climates indexes, with the longitude and transverse coordinates and its associated latitude as independent variables and the generalized extreme value distribution (GEV) as the marginal distribution. We first calculated the parameters in the model using the Markov Chain Monte Carlo method (MCMC) and then applied the model to analyze the maximum daily precipitation (RX1day) and highest daily temperature (TXx) in each month from 1960—2015. The GEV parameters and the return level derived from the model were compared to those calculated from the maximum likelihood estimates. **【Result】** The hierarchical Bayesian model was adequate for estimating the GEV parameters for locations without observation, and the RX1day return level at different return periods increased from northwest to southeast in the basin. The return level of TXx was longitudinally zonal and its value was lower in the east than in the west. **【Conclusion】** The proposed spatiotemporal model for estimating extreme climate indexes is able to obtain the return levels of the extreme values at ungauged station, and the results improved our understanding of the spatiotemporal change in extreme climate indexes in Huai River Basin.

Key words: extreme climate indexes; Bayesian hierarchical model; spatial extremes; Huai river basin

责任编辑: 韩洋