

融合 ARIMA 模型和 MCMC 方法的 非一致性设计洪水计算

董立俊^{1,2}, 董晓华^{1,2}, 马耀明^{3,4,5}, 魏冲^{1,2}, 喻丹^{1,2}, 薄会娟^{1,2}

(1. 三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 水资源安全保障湖北省协同创新中心, 湖北 武汉 430070;
3. 中国科学院青藏高原研究所青藏高原地球系统科学国家重点实验室, 北京 100101; 4. 兰州大学 大气科学学院,
甘肃 兰州 730000; 5. 西藏珠穆朗玛特殊大气过程与环境变化国家野外科学观测研究站, 西藏 定日 858200)

摘要: 常规非一致性频率分析方法在选择协变量、建立统计参数与协变量的函数关系方面均存在主观性, 且仅获得设计洪水估计值, 不能同时进行不确定性分析。为改进上述不足, 建立了 ARIMA - MCMC 模型, 在贝叶斯 MCMC 方法抽样过程中考虑统计参数拟合期内的时变性, 进而对未来气候变化条件下的非一致性设计洪水频率分布模型参数进行抽样, 基于参数后验分布进行设计洪水计算, 并推求相应的置信区间。选取雅砻江流域小得石水文站作为分析对象, 采用 ARIMA - MCMC 模型定量评估未来气候变化条件下小得石站设计洪水的变化情况。结果表明: 基于 ARIMA - MCMC 方法的参数抽样收敛效果较好, 3 种情景下的模型统计量 D 均小于显著水平 5% 的临界值; 除 SSP2 - 4.5 情景下 $P = 0.1%$ 和 $P = 0.05%$ 的设计值外, 其他情况的设计最大日流量较历史期均明显增加, 其中 SSP1 - 2.6、SSP5 - 8.5 情景下的增幅分别为 7.1% ~ 10.5%、13.9% ~ 27.2%。本文建立的 ARIMA - MCMC 方法能够有效进行非一致性设计洪水频率分析。

关键词: 设计洪水; ARIMA 模型; 贝叶斯 MCMC 方法; 非一致性; 不确定性; 洪水频率分析

中图分类号: P333; TV122. +3 文献标识码: A 文章编号: 1672-643X(2024)02-0001-011

Non-stationary design flood calculation via integrating ARIMA model and MCMC method

DONG Lijun^{1,2}, DONG Xiaohua^{1,2}, MA Yaoming^{3,4,5}, WEI Chong^{1,2}, YU Dan^{1,2}, BO Huijuan^{1,2}

(1. College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for Water Resources Security (Wuhan University), Wuhan 430070, China;
3. State Key Laboratory of Tibetan Plateau Earth System, Resources and Environment (TPESRE), Institute of Tibetan Plateau Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 4. College of Atmospheric Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 5. National Observation and Research Station for Qomolangma Special Atmospheric Processes and Environmental Changes, Dingri 858200, China)

Abstract: Normal non-stationary hydrological frequency analysis methods are prone to subjectivity when selecting covariates and establishing the functional relationship between statistical parameters and covariates. Besides, these methods can only produce design flood estimations, lacking the ability of conducting simultaneous uncertainty analysis. To address the above shortcomings, the ARIMA - MCMC model was established by introducing the time-varying statistical parameters of the fitting period into the MCMC sampling process, then the parameter sampling for the non-stationary design flood frequency distribution model was conducted under future climate change conditions. Based on the posterior distribution of the parameters, the design flood frequency was calculated, and the corresponding confidence intervals were derived. Taking the Xiaodeshi Station in the Yalong River Basin as an example, the variation of design

收稿日期: 2023-07-11; 修回日期: 2023-12-09

基金项目: 第二次青藏高原综合科学考察研究项目(2019QZKK0103); 水电工程水文气象重大关键技术应用研究项目(DJ-ZDZX-016-02)

作者简介: 董立俊(1986—), 男, 湖北秭归人, 博士研究生, 主要从事水文水资源领域研究。

通讯作者: 董晓华(1972—), 男, 湖北秭归人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事水文水资源领域研究。

flood in the station under future climate change conditions was quantitatively analyzed by ARIMA – MCMC model. The results show that the convergence effect of the parameter sampling based on ARIMA – MCMC method is excellent, and the values of D for all three scenarios are smaller than the critical value of 5% significance level. Except for the design values with $P = 0.1\%$ and $P = 0.05\%$ under scenario SSP2 – 4.5, the design daily maximum flow in other scenarios increased significantly compared to historical periods, with the increases of 7.1% – 10.5% and 13.9% – 27.2% under the scenarios of SSP1 – 2.6 and SSP5 – 8.5, respectively. The ARIMA – MCMC method established in this study can effectively conduct the non-stationary design flood frequency analysis under changing conditions.

Key words: design flood; ARIMA model; Bayesian MCMC method; non-stationary; uncertainty; flood frequency analysis

1 研究背景

水文序列作为自然界的一种随机现象,受流域地理位置、气象状况、地形地貌以及下垫面等诸多因素的影响,蕴含着确定性的变化规律和不确定性的统计规律。由于水文序列受确定因素和随机因素的双重影响,表现出随机性和模糊性等多重特性^[1-2]。水文频率分析计算是水文学的基础工作,其目的是为各类水利土木工程提供满足一定设计标准的水文设计值^[3-4]。水文设计值的计算和确定直接影响工程的安全、规模和投资等,因此确定水文设计值时应特别慎重^[5-6]。水文频率分析计算主要基于分布模型拟合,具体包括水文序列服从的分布模型选择和参数估计两部分内容^[7-8]。分布模型选择具有一定的主观性和不确定性^[9];同时,由于资料序列的长度限制以及估计方法的不完善,参数估计结果同样存在一定的不确定性^[1]。

参数估计和不确定性分析作为水文频率分析计算的两个关键环节,其结果对水文设计成果的可靠性有着直接影响。根据设计洪水分布线型选择,待估计参数通常包括位置参数、尺度参数和形状参数。水文设计值不确定性通过置信区间进行量化,基于样本统计量所得到的总体估计区间即为置信区间。置信区间宽度越小,真实值落在估计结果周围的程度越高,反之越低^[10]。

目前常用的设计洪水频率分析计算的参数估计及不确定性分析方法主要包括矩法、极大似然法、轮廓似然函数法、基于马尔科夫链蒙特卡罗方法与贝叶斯方法耦合的估计方法等^[10-11]。目前已有大量关于设计洪水计算及不确定性分析的研究。张冬冬等^[5]选择 GEV (generalized extreme value) 分布线型,采用贝叶斯算法对大渡河流域洪水频率计算及不确定性进行了研究。殷建等^[12]采用基于 AM (adaptive Metropolis) 抽样算法的贝叶斯方法,对 P – III 分布参

数的后验分布进行了抽样分析。王义明等^[13]采用贝叶斯方法,分析了概率分布线型选择对洪水频率计算不确定性的影响。这些研究都是基于稳定极值序列进行设计洪水频率分析计算和不确定性分析的,即所拟合的极值序列需满足平稳性(一致性)假设。然而在气候变化和人类活动的双重影响下,水文序列存在非一致性已成为不争的事实,直接应用上述基于平稳性假设的水文频率分析方法得出的结果可能存在失真风险^[14]。

联合国政府间气候变化专门委员会 (Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC) 在 2021 年发布的第六次评估报告 (AR6) 中指出^[15-16],未来气温上升趋势将会持续,预计未来 20 年 (2040 年前后) 地球表面变暖将达到 1.5 或 1.6 °C,同时更加确定人类活动是导致极端天气发生的主要驱动力,这必将对水文循环产生更深的影 响,进而影响洪水和干旱等水文极值事件发生的频次与强度等^[17],从而致使水文极值序列的一致性假设遭到破坏,同时其分布规律和统计参数等也会不可避免地受到人类活动和全球气候变化的影响。

非一致性水文频率分析方法已成为变化环境下频率分析的首选^[18-20]。目前最主要的方法是时变矩法,其原理是:假设水文序列所服从的分布线型不变,通过建立统计参数与协变量的函数关系,即可得到任一设计年份对应的统计参数,进而得到该年的概率分布,并计算该年不同频率对应的水文设计值^[21-23]。上述方法虽然考虑了统计参数的时变性,但在选择协变量、建立统计参数与协变量的函数关系方面均存在主观性,且该方法仅能获得计算期内设计洪水估计值,不能同时进行不确定性分析。因此,本文尝试通过融合 ARIMA (autoregressive integrated moving average) 模型和贝叶斯 MCMC (Markov chain Monte Carlo) 方法,在贝叶斯 MCMC 方法抽样过程中考虑统计参数拟合期内的时变性,对该方法

进行改进,使之成为一种适用于非稳定环境的非一致性频率分析方法。

本文选取雅砻江流域小得石水文站作为分析对象,首先通过耦合水文模型和全球气候模式,模拟未来气候变化条件下的径流序列,通过抽样获得研究站点未来气候变化条件下的极值序列,基于极值序列率定 ARIMA 模型。采用融合 ARIMA 模型的贝叶斯 MCMC 方法对未来气候变化条件下的非一致性设计洪水频率分布模型参数进行抽样,基于参数后验分布进行设计洪水频率分析计算,并推求相应的置信区间,以定量评估未来气候变化条件下小得石站设计洪水的变化情况。

2 数据来源与研究方法

2.1 研究区概况

作为金沙江的最大支流,雅砻江水量丰沛(河口多年平均流量为 $1\ 560\ \text{m}^3/\text{s}$)、落差大(河源至河口天然落差达 $3\ 830\ \text{m}$),流域水能资源极为丰富,具有较高的开发价值。雅砻江干流计划分 21 级开发,规划总装机容量约 $3\ 200 \times 10^4\ \text{kW}$ 。雅砻江为典型的高山峡谷型河流,流域大体位于四川省西部的高原山区,介于东经 $96^\circ 52' \sim 102^\circ 48'$ 、北纬 $26^\circ 32' \sim 34^\circ 12'$ 之间,流域为典型条带状流域,平面上呈南北向分布,整个流域总面积为 $12.84 \times 10^4\ \text{km}^2$ 。流域多年平均降水量从上游约 $500 \sim 600\ \text{mm}$ 递增到中下游约 $900 \sim 1\ 300\ \text{mm}$,年降水量最大的区域位于中游东部,达到 $1\ 500 \sim 1\ 800\ \text{mm}$,流域降水量总体由北向南递增,且东侧多于西侧。流域洪水主要由暴雨形成,通常出现在 6—9 月中旬,其中 7—8 月比较集中。由于流域呈条带状分布,洪水汇集迟缓,洪峰较低而历时较长。小得石站是雅砻江流域出口控制水文站,同时也是雅砻江流域下游龙头水库(二滩水库)的代表水文站。

2.2 数据来源

所使用的数据主要包括研究区实测气象数据和径流数据、全球气候模式数据。其中实测气象数据包括来自研究区 13 个国家级气象站(具体站点名称及位置详见图 1) 1979—2014 年的日降水数据和下载自中国气象数据服务中心的日最高气温及日最低气温数据。径流数据为小得石站 1981—1997 年的日径流数据。研究区气象站和水文站的分布如图 1 所示。

全球气候模式数据使用 CMIP6 中的 CanESM5、MPI-ESM1-2-HR、GFDL-ESM4 和 NorESM2-

MM 等 4 个全球气候模式(global climate model, GCM)输出的基准期(1979—2014 年)和预测期(2030—2100 年)的大尺度气象数据。

2.3 研究方法

2.3.1 气候变化条件下的洪水序列模拟 以雅砻江流域为研究区域,建立流域日尺度 SWAT(soil and water assessment tool)模型。SWAT 模型内置于 GIS 运行,可模拟流域中多种水文泥沙化学过程,并可预测流域下垫面改变及气候变化的水文响应^[24]。

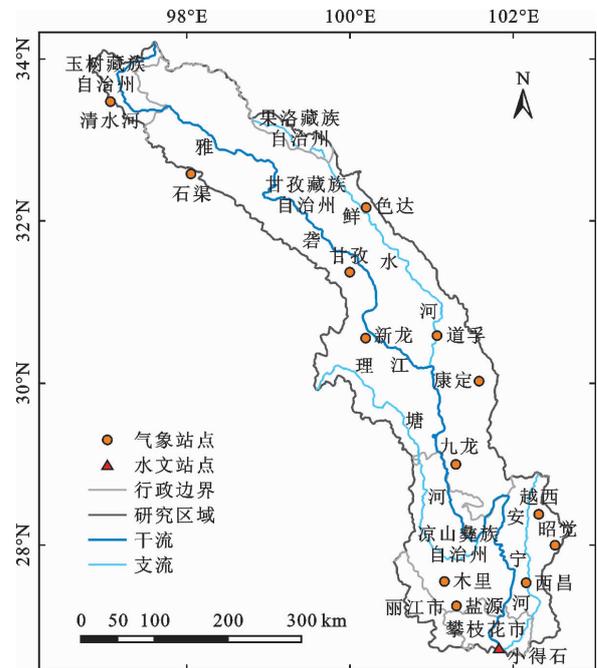


图 1 研究区流域概况

先采用统计降尺度模型(statistical downscaling model, SDSM)基于 4 个全球气候模式输出的大尺度气象因子模拟基准期气象数据;然后采用多模式集合方法(multi-mode ensemble, MME)进行模拟,以降低单个 GCM 模拟结果的不确定性。基于率定好的 SDSM 模型,将 4 个全球气候模式输出的原始数据分别降尺度到研究区域,获得研究区预测期(2030—2100 年)内 SSP1-2.6、SSP2-4.5 和 SSP5-8.5(分别由 CMIP-5 中的 RCP2.6、RCP4.5 和 RCP8.5 更新升级而来)3 种情景(表 1)下的气象数据(包括日最高气温、日最低气温和日降水数据)。同样使用 MME 方法对预测期的气象数据进行多模式集合预报。

基于率定好的 SWAT 模型,输入降尺度获得的未来气候变化条件下的气象数据,模拟未来气候变化条件下小得石站的日径流,然后采用年最大值取样法获得预测期的年最大日流量序列。

表1 气候变化情景基本情况

情景名称	情景描述
SSP1 - 2.6	低强迫情景,对应可持续发展路径,2100年辐射强迫稳定在 2.6 W/m ²
SSP2 - 4.5	中等强迫情景,对应中度发展路径,2100年辐射强迫稳定在 4.5 W/m ²
SSP5 - 8.5	高强迫情景,对应常规发展路径,2100年辐射强迫稳定在 8.5 W/m ²

2.3.2 贝叶斯 MCMC 方法 贝叶斯方法以随机变量形式表征待估计参数,利用样本序列估计参数的总体分布,这也是其与传统极大似然法、矩法和权函数法等解析方法的显著区别^[25],且其优势在于能够同时评估模型不确定性^[26-27]。贝叶斯方法在随机抽样的基础上,以概率分布形式输出参数估计结果以及不同设计标准的估计值,与单一估计值相比,概率分布形式包含了更多信息,在获得估计值的同时可相应反映其不确定性^[28-31]。

贝叶斯方法的基本原理是贝叶斯公式,参数的后验分布可由公式(1)表示。

$$f(\theta | x) = \frac{\pi(\theta)f(x | \theta)}{\int_{\theta} \pi(\theta)f(x | \theta) d\theta} \quad (1)$$

式中: θ 为待估计参数向量; $\pi(\theta)$ 为 θ 的先验分布; x 为样本序列; $f(x | \theta)$ 为分布线型的似然函数,反映模型实际输出与期望输出的吻合程度; $f(\theta | x)$ 为参数向量的后验分布。

为避开公式(1)中似然函数解析式求解和准确参数积分区间确定等困难,本文采用马尔科夫链蒙特卡洛(MCMC)抽样方法进行求解,即通过随机抽样方法和特定的优选规则使待估计参数收敛,根据抽样得到的样本便可统计出待估计参数概率分布的数值解^[32]。

MCMC 方法主要包括设定转移核和重复进行 MCMC 抽样产生参数序列^[33]两部分。具体选用 M-H(Metropolis-Hastings)算法(简称算法),该算法按照 3 个步骤进行^[34]。

第一步:先设定转移核,并模拟产生随机样本。

(1) 确定参数的初值 θ_0 以及转移核 $q(\cdot | \theta_i)$, 其中 θ_i 为第 i 次迭代产生的参数值;

(2) 进行迭代,由 $q(\cdot | \theta_i)$ 产生一个新的 θ^* , θ^* 为第 i 次迭代产生的建议参数值;

(3) 计算相应的接受概率 α_i ;

$$\alpha_i = \min\left(1, \frac{f(x | \theta^*)\pi(\theta^*)f(\theta_i | \theta^*)}{f(x | \theta_i)\pi(\theta_i)f(\theta^* | \theta_i)}\right) \quad (2)$$

(4) 根据接受概率 α_i 的计算值判断是否接受 θ^* 为下一个 θ_{i+1} , 即

$$\theta_{i+1} = \begin{cases} \theta^* & (\mu \leq \alpha_i) \\ \theta_i & (\mu > \alpha_i) \end{cases} \quad (3)$$

式中: μ 为取值范围在 0 ~ 1 之间的均匀随机数。

第二步:按照第一步中的(2)~(4)完成 N 次抽样,去除前 k 个不稳定样本后,相应进行后验分布统计指标的各种计算值(均值及分位数指标等)。

第三步:将第二步中获得的参数向量估计值代入选定分布线型的设计值计算公式,得到相应 T 年重现期的设计流量值(本文选取第 50% 分位数值作为设计值)以及 95% 显著性水平下的置信区间。

2.3.3 ARIMA-MCMC 方法 ARIMA 模型首先对原始非平稳序列进行平稳化处理(差分处理),根据平稳化处理后得到的稳定序列建立自回归移动平均模型^[35]。ARIMA 模型融合了自回归(autoregressive, AR)和移动平均(moving average, MA)过程,通常用 ARIMA(p, d, q)来表示,其中 p 为自回归阶数; d 为差分阶数; q 为移动平均阶数。ARIMA(p, d, q) 模型的表达式为公式(4)。

$$(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i L^i) \nabla^d x_t = (1 + \sum_{i=1}^q \beta_i L^i) \omega_t \quad (4)$$

式中: φ_i 为自回归项系数; β_i 为移动平均项系数; ω_t 为随机误差项; L 为滞后算子, $Lx_t = x_{t-1}$; ∇ 为差分算子,其中, $\nabla x_t = x_t - x_{t-1} = (1 - L)x_t$, 即 $\nabla = 1 - L$, 进而 $\nabla^d = (1 - L)^d$; x_t 为非平稳时间序列。

ARIMA 模型通常分为非季节性 ARIMA 模型(即上述常规 ARIMA 模型)与季节性 ARIMA 模型。对于具有明显周期性特征的时间序列,优先考虑季节性 ARIMA 模型。季节性 ARIMA 模型在非季节性 ARIMA 模型基础上引入了季节项,通常写作 ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s, 其中, p, d, q 的含义同上述常规 ARIMA 模型; P 为季节性自回归阶数; D 为季节性差分阶数; Q 为非季节性移动平均阶数; S 为季节性的时间跨度^[36-37]。季节性 ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s 模型的表达式为公式(5)。

$$(1 - \sum_{i=1}^p \varphi_i L^i) (1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i L^{iS}) \nabla^d \nabla_D^S x_t = (1 + \sum_{i=1}^q \beta_i L^i) (1 + \sum_{i=1}^Q \Theta_i L^{iS}) \omega_t \quad (5)$$

式中: φ_i 为非季节性自回归项系数; Φ_i 为以 S 为周期的季节性自回归项系数; β_i 为非季节性移动平均项系数; Θ_i 为以 S 为周期的季节性移动平均项系数; ω_t 为随机误差项; L^i, L^{iS} 为滞后算子,无具体含

义,仅表示进行幂指数运算; $\nabla^d = (1 - L)^d$, $\nabla_D^S = (1 - L^S)^D$; x_t 为以 S 为周期的非平稳时间序列。

常规贝叶斯 MCMC 方法主要适用于稳定序列的频率计算及不确定性分析。然而在气候变化和人类活动的双重影响下,水文循环特点以及水文序列的统计特征等都发生了变化,水文极值事件存在非一致性已成为共识^[38]。未来气候变化条件下的水文极值序列已不再是稳定序列^[39],直接应用常规贝叶斯 MCMC 方法得出的结果可能存在失真风险^[14]。因此,本文提出了一种融合 ARIMA 模型的贝叶斯 MCMC 方法,其核心思想为:在采用贝叶斯 MCMC 方法进行极值分布的统计参数采样过程中,在第 i 次采样后,其参数组 θ^* 仅作为极值序列分布模型的初始统计参数;第 2 年到第 n 年的统计参数通过 ARIMA 模型模拟生成,以体现未来变化环境下非稳定极值序列统计参数的时变性,即参数组相应变为 θ_t^* ($t = 2, 3, \dots, n$),其中 n 为所拟合极值序列的长度。在此基础上,在计算接受概率 α_i 时相应用 θ_t^* ($t = 2, 3, \dots, n$) 代替 θ^* ,即 $f(x | \theta^*)$ 相应变为 $f(x | \theta_t^*)$ 。本文将简称为 ARIMA - MCMC 方法,该方法具体运行流程图见图 2。

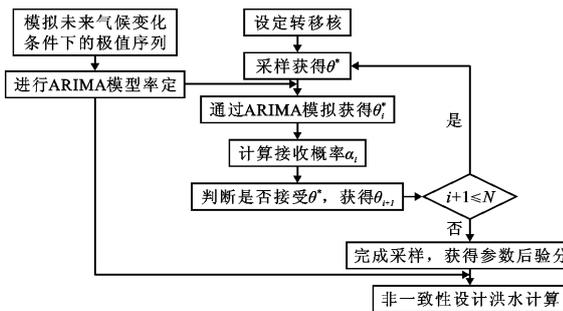


图 2 融合 ARIMA 模型的贝叶斯 MCMC 方法流程图

在按图 2 中流程进行非一致性洪水频率分布参数抽样前需选定分布线型,目前设计洪水频率分析计算常用的分布线型主要有 GEV 分布、P - III 分布、GPD (generalized Pareto distribution) 分布等,本文选取 GEV 分布进行设计洪水频率计算和不确定性分析。GEV 分布即广义极值分布,它包含 Weibull、Frechet 和 Gumbel 等 3 种极值分布类型。GEV 分布在水文、气象、环境等领域应用广泛,其分布函数为公式(6)^[40-41]。

$$F(x; \mu, \sigma, k) = \begin{cases} \exp\left\{-\left(1 + k \frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{-1/k}\right\} & (k \neq 0) \\ \exp\left\{-\exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right)\right\} & (k = 0) \end{cases} \quad (6)$$

式中: x 为变量; μ, σ, k 分别为对应 GEV 分布的位置参数、尺度参数和形状参数。

为进一步验证上述方法的拟合效果,采用基于假设检验的 K - S (Kolmogorov - Smirnov) 拟合优度检验方法,对 ARIMA - MCMC 方法的拟合结果进行检验^[42]。K - S 检验是一种非参数检验,反映经验分布函数与理论分布函数的偏差,构造统计量 D ,其计算公式见公式(7)。

$$D = \max_{x_1 \leq x \leq x_n} |F_n(x) - F_0(x)| \quad (7)$$

式中: n 为样本容量; α 为显著水平; $F_n(x) = i/(n + 1)$, $F_0(x)$ 为待检验的分布,当 D 小于等于临界值 $D_n(\alpha)$ 时,接受原假设。

在获得 GEV 分布统计参数的后验分布后,通过计算第 50% 分位数值相应获得未来气候变化条件下频率分布的最优统计参数 θ^B ,该参数即为所拟合的非一致性频率分布模型初始统计参数,相应通过 ARIMA 模型模拟生成第 2 年到第 n 年的统计参数 θ_t^B ($t = 2, 3, \dots, n$),进而获得预测期完整的非一致性设计洪水频率分布模型,并相应计算每一年对应的设计洪水。为了与实际生产相结合,本文使用 ADLL (average design life level) 方法,将基于上述非一致性频率分布模型获得的动态设计值转换成固定设计值 x_p ,其表达式见公式(8)。

$$1 - \frac{1}{m} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T [1 - F(x_p | \theta_i^B)] \quad (8)$$

式中: $F(x_p | \theta_i^B)$ 为第 i 年设计值 x_p 对应的累计概率; m 为重现期; T 为项目设计使用寿命。

根据公式(8)获得解析解较为困难,因此采用二分法进行迭代求解。获得小得石站预测期固定设计值后,分析其较历史时期(1958—1997 年)实测年最大日流量序列的常规频率分析计算结果的增减情况。

3 结果与分析

3.1 未来气候变化条件下的极值序列及 ARIMA 模型率定

建立雅砻江流域日尺度 SWAT 模型,以小得石站为出口站点,采用 1983—1990、1991—1997 年的实测径流数据分别进行率定和验证。基准期模拟结果见图 3。将 MME 集合预报获得的雅砻江流域预测期 2030—2100 年的气象数据(包括日最高气温、日最低气温和日降水数据)输入率定好的 SWAT 模型,模拟雅砻江流域麦地龙站 2030—2100 年的日径流。基于年最大值取样法得到小得石站 2030—2100 年的最大日流量序列,结果见图 4。

由图3可以看出,小得石站率定期和验证期模拟日径流量与实测日径流量吻合较好,特别是对于年内最大日流量,除少部分年份存在偏差外,基本能够重现最大日流量的出现时间和洪水量级等主要特征。率定期和验证期的纳什系数 NS 分别为0.79和

0.80,确定性系数 R^2 分别为0.80和0.81,百分比偏差的绝对值分别为4.1%和5.3%。综合分析上述径流过程线模拟结果及统计指标可知,建立的SWAT模型模拟精度较高,用于未来变化环境下的径流模拟是可靠的。

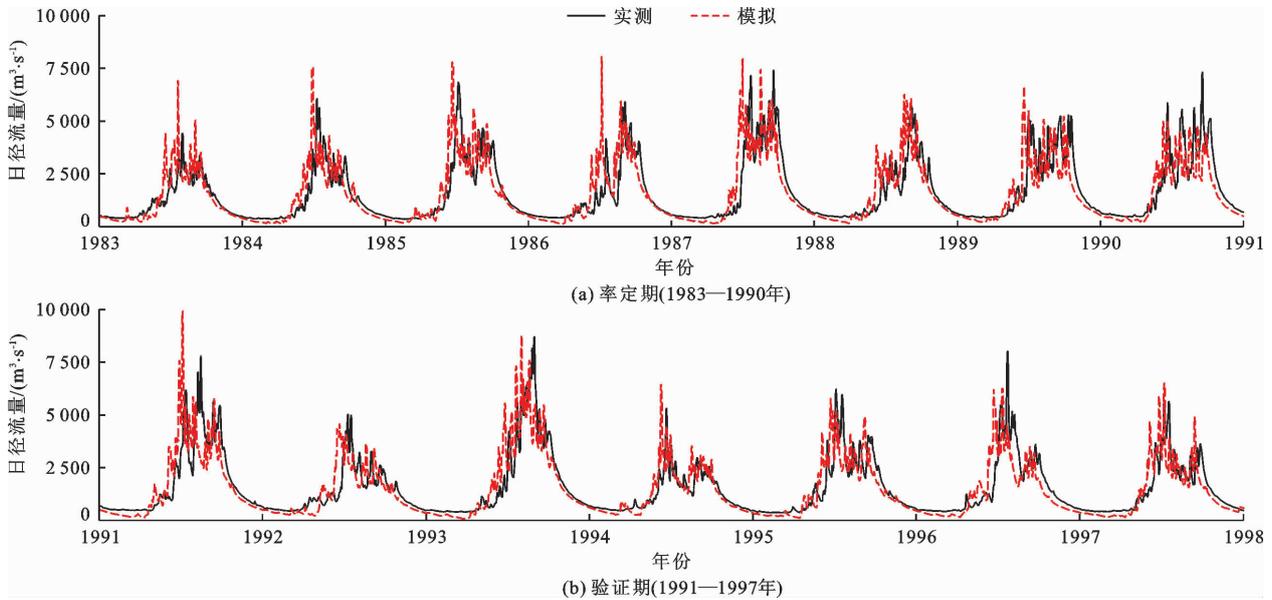


图3 小得石站率定期和验证期日径流模拟结果

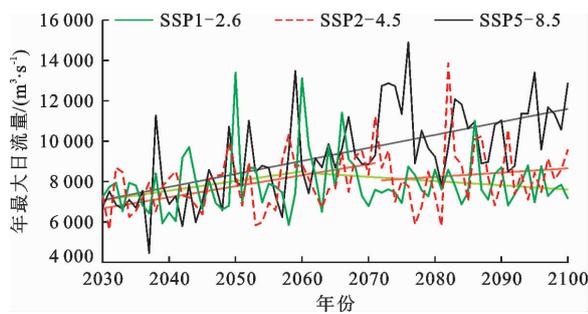


图4 未来气候变化条件下小得石站年最大日流量序列

由图4可以看出,受未来气候变化的影响,小得石站年最大日流量序列在3种情景下呈现以下特点:在SSP1-2.6情景下,从2030到2060年左右,呈明显增大趋势,随后呈减小趋势;在SSP2-4.5情景下,从2030到2070年左右,呈明显增大趋势,并在2070年左右出现一个向下突变过程,然后趋于稳定;仅在SSP5-8.5情景下呈现出持续增大趋势。3种情景下年最大日流量序列呈现出不同变化趋势,且趋势性变异和突变交替出现。在直观分析的基础上,采用Mann-Kendall检验法对未来气候变化条件下的小得石站年最大日流量序列趋势变异进行检验,结果见表2。

由表2可以看出,在未来气候变化条件下,小得石站3种情景下的年最大日流量序列均呈现增大趋

势,其中2种情景(SSP2-4.5、SSP5-8.5)下的增大趋势显著,这也表明从SSP1-2.6到SSP5-8.5情景,辐射强迫持续增强,这将对雅砻江流域水文循环产生显著影响,包括洪水序列在内的水文极值将相应受到影响。3种情景下小得石站年最大日流量序列的Hurst指数分别为0.629、0.809和0.849,其值均大于0.5,表明年最大日流量序列未来变化趋势均与过去趋势相同,且呈现强持续性。综合年最大日流量序列变异的直观分析结果和Mann-Kendall检验结果可知,3种情景设置下的气候变化过程各不相同,其引起的水文响应也相应存在差异,同时也表明未来受到气候变化影响的洪水流量序列变异明显,不再是传统平稳序列。

表2 小得石站年最大日流量序列趋势变异检验结果

情景	统计量 S	趋势	显著性
SSP1-2.6	1.13	增大	不显著
SSP2-4.5	2.52	增大	显著
SSP5-8.5	6.36	增大	显著

基于年最大日流量序列进行ARIMA模型建模和率定,采用ADF(augmented Dickey-Fuller)检验确定差分阶数,通过检验,3种情景下的原始序列均为非平稳序列,经过一阶差分后均达到平稳状态,即

差分阶数为 1。通过分析自相关函数和偏自相关函数图的拖尾特性,3 种情景下的序列均存在周期性,因此采用季节性 ARIMA 模型进行建模和率定。然后通过差分后的序列进行自相关分析和偏自相关分析,初步确定自回归滞后阶数和移动平均滞后阶数,在此基础上选择 AIC (Akaike information criterion) 值最小的模型作为最优模型,由此确定最终模型结构和参数率定结果,详见表 3。

表 3 ARIMA 模型率定结果

情景	最优模型 (p, d, q) × (P, D, Q) _s	参数 代码	参数值	AIC 值
SSP1 - 2.6	(2, 1, 1) × (3, 1, 1) ₇	AR(1)	-1.177	1 345.35
		AR(2)	-0.785	
		SAR(1)	-0.419	
		SAR(2)	-0.213	
		SAR(3)	-0.752	
		MA(1)	0.521	
		SMA(1)	0.521	
SSP2 - 4.5	(0, 1, 1) × (2, 1, 2) ₉	SAR(1)	-1.395	1 290.02
		SAR(2)	-0.523	
		MA(1)	0.632	
		SMA(1)	-0.364	
		SMA(2)	-0.629	
		SAR(1)	-0.537	
		SAR(2)	-0.995	
SSP5 - 8.5	(0, 1, 2) × (2, 1, 2) ₉	MA(1)	-0.832	1 332.5
		MA(2)	-0.168	
		SMA(1)	0.486	
		SMA(2)	1.000	

注:AR(i) 表示自回归项系数 i ; SAR(i) 表示季节性自回归项系数 i ; MA(i) 表示移动平均项系数 i ; SMA(i) 表示季节性移动平均项系数 i ; 其中 $i = 1/1, 2/1, 2$ 和 3。

表 3 率定结果表明,受未来全球气候变化的影响,小得石站的年最大日流量序列变异明显,不再是平稳序列,不宜采用传统方法直接对其进行水文频率分析。这也进一步表明,全球气候变化不仅会对未来的洪水量级产生影响,同时也会使未来洪水序列的确定性成分更加突出。

3.2 ARIMA - MCMC 方法参数估计结果

以 3.1 节获得的雅砻江流域小得石站未来气候变化条件下的年最大日流量序列为分析对象,基于 ARIMA - MCMC 方法,采用 M - H 采样方法生成 GEV 分布参数序列。其中,年最大日流量系列的单位转换为 $10^3 \text{ m}^3/\text{s}$ 。

GEV 分布模型参数进行如下转换:令 $\varphi = \log \sigma$, 以保证 $\sigma > 0$; 选择先验分布参数 $\pi(\mu, \varphi, k) = \pi_\mu(\mu) \pi_\varphi(\varphi) \pi_k(k)$, 其中 $\pi_\mu(\cdot)$ 、 $\pi_\varphi(\cdot)$ 和 $\pi_k(\cdot)$

表示均值为零、方差分别为 ν_μ 、 ν_φ 和 ν_k 的正态分布概率密度函数,设定 $\nu_\mu = \nu_\varphi = 10\ 000$, $\nu_k = 100$ 使先验函数更加平滑^[41]。

根据 2.3.3 节所述方法,样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的似然函数 $f(x | \theta_i^*)$ 的计算公式相应地调整为公式(9)。

$$f(x | \theta_i^*) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_i^*) \quad (9)$$

根据 M - H 算法的原理,设定参数向量 (μ, φ, k) 的每个分量在坐标轴上随机移动,即 $\mu^* = \mu + \varepsilon_\mu$ 、 $\varphi^* = \varphi + \varepsilon_\varphi$ 、 $k^* = k + \varepsilon_k$, 其中 ε_μ 、 ε_φ 和 ε_k 表示均值为零、方差分别为 ω_μ 、 ω_φ 和 ω_k 的正态随机变量,考虑到 GEV 分布的形状参数非常敏感且较难估计,通常不考虑该参数的时变性,因此重点考虑位置参数和尺度参数的时变性^[22],即使用季节性 ARIMA 模型生成极值序列分布模型的时变统计参数时,仅对位置参数和尺度参数进行应用,相应生成 μ_i^* 、 φ_i^* , 构成时变参数向量 $(\mu_i^*, \varphi_i^*, k^*)$ 代替固定参数向量 (μ^*, φ^*, k^*) , 以适应未来气候变化条件下极值序列的非平稳性。对参数向量 (μ^*, φ^*, k^*) 的每个分量分别应用公式(3) 判断是否接受 θ^* , 并相应获得 θ_{i+1} 。

小得石站在未来气候变化条件下 3 种情景 (SSP1 - 2.6、SSP2 - 4.5、SSP5 - 8.5) 的年最大日流量序列 GEV 分布模型参数抽样结果见图 5, 具体包含 3 个子图, 分别对应 3 种情景 (SSP1 - 2.6、SSP2 - 4.5、SSP5 - 8.5), 每个子图包括 I、II、III 幅, 分别对应形状参数、尺度参数和位置参数的抽样结果。其中, 位置参数和形状参数为直接抽样结果, 尺度参数为 $\varphi = \log \sigma$ 转化后的抽样结果, 对应年最大日流量系列的单位为 $10^3 \text{ m}^3/\text{s}$ 。

由图 5 可以看出, 基于 ARIMA - MCMC 方法的参数抽样收敛效果较好, 完成采样后能够获得稳定的参数后验分布。去掉达到平稳状态之前的 2 000 个参数序列, 剩余比较稳定的抽样结果组成的参数序列即可作为符合要求的参数后验分布。取参数后验分布的第 50% 分位数值作为参数估计值。小得石站在未来气候变化条件下年最大日流量序列的 GEV 分布模型初始参数估计结果见表 4。

表 4 ARIMA - MCMC 方法初始参数估计结果

情景	形状参数	尺度参数	位置参数
SSP1 - 2.6	0.072	926.14	6 590.65
SSP2 - 4.5	-0.140	1 393.93	6 542.63
SSP5 - 8.5	-0.084	1 481.66	7 511.40

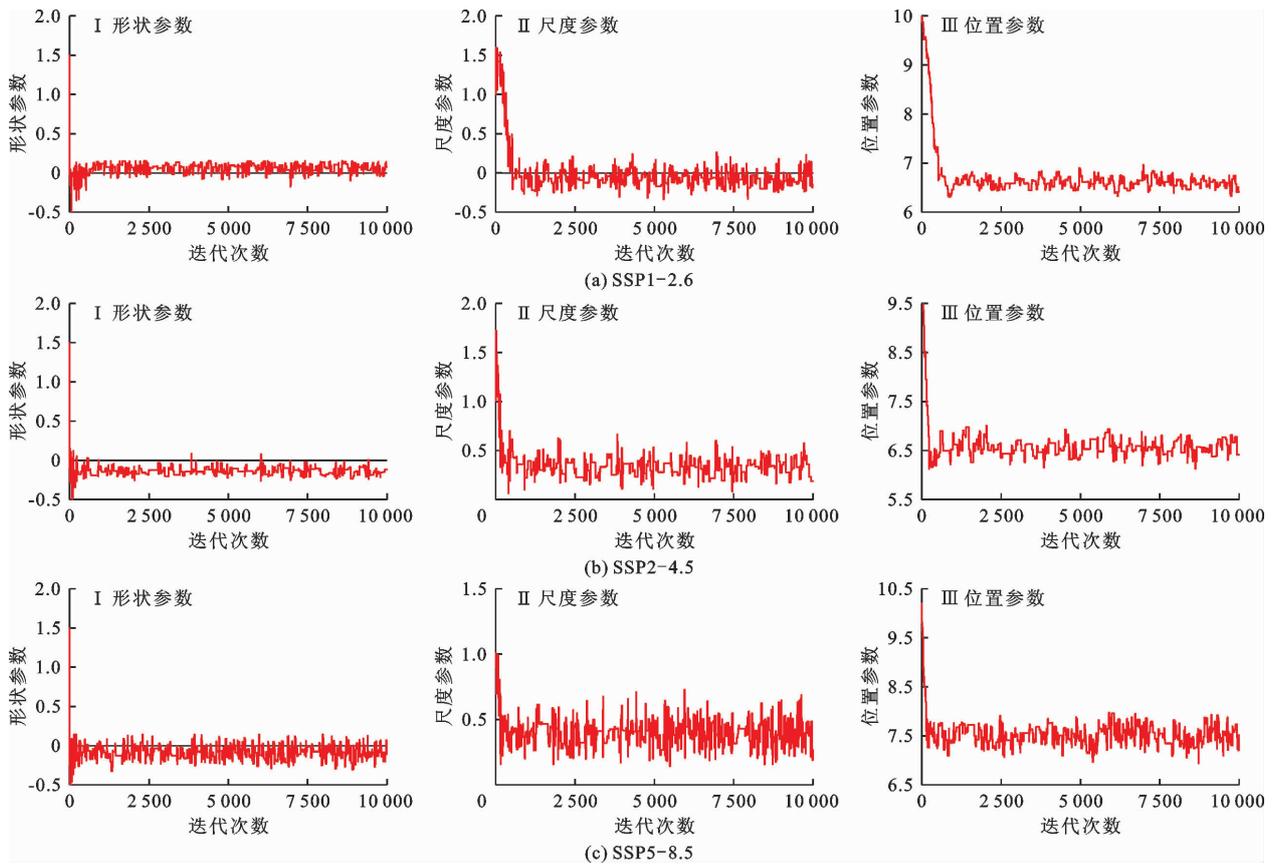


图5 3种情景下ARIMA-MCMC方法GEV分布模型参数抽样结果

采用K-S优度检验进一步检验拟合效果, SSP1-2.6、SSP2-4.5和SSP5-8.5等3种情景下的统计量 D 分别为0.0663、0.0910和0.0529,其中显著水平5%的临界值 $D_n(\alpha) = 0.136$,表明基于ARIMA-MCMC方法获得的3种情景下洪水序列的频率分布模型拟合结果均能通过K-S检验,验证了ARIMA-MCMC方法在雅砻江流域非一致性水文频率分析计算中的适用性。

3.3 未来气候变化条件下的设计洪水及置信区间

根据2.3.3节所述方法,在完成MCMC抽样获得上述最优参数 (μ^B, φ^B, k^B) 后,使用ARIMA模型相应生成 μ_i^B, φ_i^B ,构成时变参数向量 $(\mu_i^B, \varphi_i^B, k^B)$ 代替固定参数向量 (μ^B, φ^B, k^B) ,进而获得在未来气候变化条件下完整的非一致性设计洪水频率分布模型,并相应计算小得石站每一年对应的设计最大日流量值,结果见图6。

在此基础上使用ADLL方法,选取2000、1000、500、100、50、20和10a等代表性重现期,计算小得石站对应的设计最大日流量值及置信区间,并绘制频率曲线(图7),具体统计结果见表5。

根据图6可知,ARIMA-MCMC方法考虑了未来气候变化条件下设计最大日流量频率分布统计参

数的时变性,因此获得的未来气候变化条件下小得石站设计最大日流量在整个计算期内相应也是动态的。与常规时变矩模型方法相比,该方法通过ARIMA模型体现统计参数的时变性,无需另外选取协变量和建立传递函数来反映统计参数的时变性,降低了协变量选择和传递函数确定所引起的偏差和不确定性。

实际应用中由于资料序列长度及特大洪水资料有限,在计算某一重现期设计值时,其大于设计值的不确定性要大于其小于设计值的不确定性。根据图7可以看出,基于ARIMA-MCMC方法得到的置信下限与设计值之间的宽度小于置信上限与设计值之间的宽度,置信上限反映的不确定性更大,相对更接近实际情况。3种情景横向比较,SSP5-8.5情景下的设计最大日流量值明显大于其他2种情景,尤其是低频率($P=1\%$ 、 $P=0.2\%$ 和 $P=0.1\%$)的设计值,其对应置信区间宽度也明显大于其他2种情景,表明SSP5-8.5情景下的洪水极值序列变化更显著,不确定性更加突出。

表5为未来(2030—2100年)气候变化3种情景下小得石站不同频率时的年最大日流量(设计值)与历史期年最大日流量(实测值)的对比变化分析。

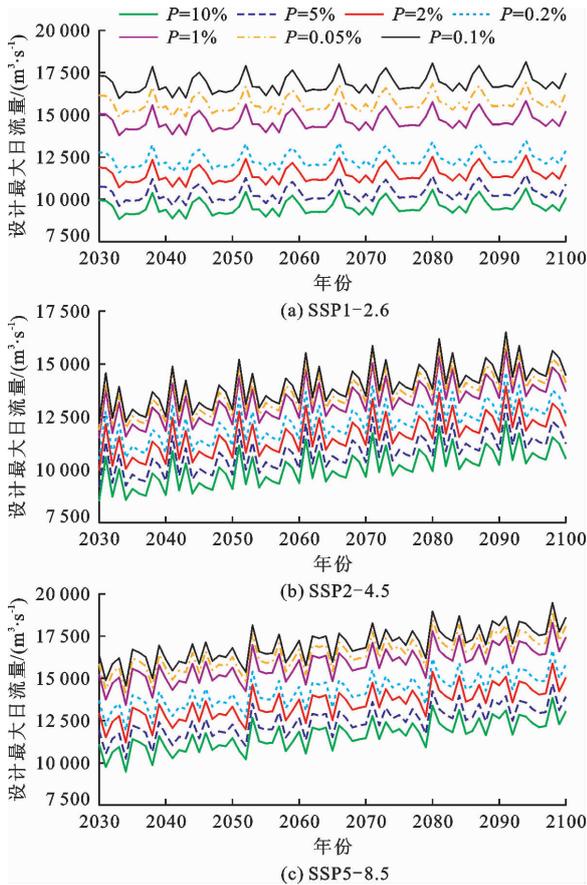


图 6 未来气候变化 3 种情景下小得石站年最大日流量频率分析结果

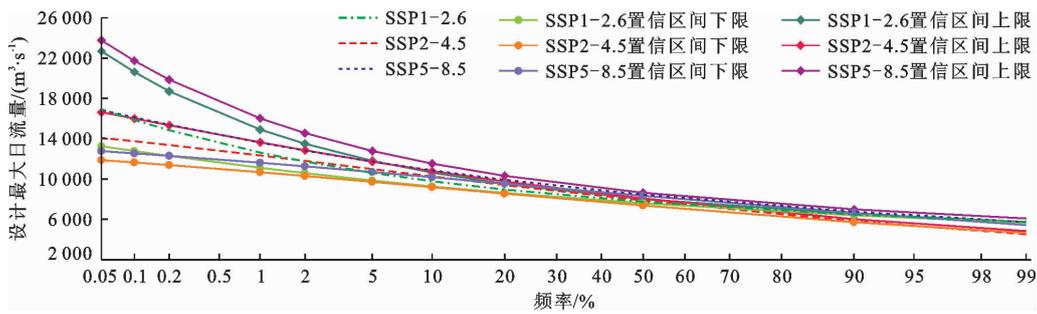


图 7 未来气候变化 3 种情景下小得石站年最大日流量频率曲线

表 5 未来气候变化 3 种情景下小得石站年最大日流量频率分析结果

频率/%	历史期流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	预测期流量/($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)			流量变幅/%		
		SSP1-2.6	SSP2-4.5	SSP5-8.5	SSP1-2.6	SSP2-4.5	SSP5-8.5
0.05	15 315	16 930	14 889	17 445	10.5	-2.8	13.9
0.1	14 515	15 855	14 491	16 715	9.2	-0.2	15.2
0.2	13 706	14 846	14 056	15 952	8.3	2.6	16.4
1	11 787	12 627	12 875	14 129	7.1	9.2	19.9
2	10 937	11 738	12 278	13 307	7.3	12.3	21.7
5	9 778	10 612	11 383	12 176	8.5	16.4	24.5
10	8 863	9 784	10 596	11 271	10.4	19.6	27.2

由表 5 可以看出,除 SSP2-4.5 情景下 $P = 0.1\%$ 和 $P = 0.05\%$ 的设计最大日流量外,其他情况的设计最大日流量较历史期均明显增加,其中 2 种情景(SSP1-2.6、SSP5-8.5)下的增幅分别为 7.1%~10.5%、13.9%~27.2%。对于以小得石站为控制水文站的水利水电工程而言,其防洪风险将明显受到未来气候变化的影响。尤其是在 SSP5-8.5 情景下,低频率($P = 0.1\%$ 、 $P = 0.2\%$ 和 $P = 1.0\%$)设计值增幅达到 15.2%~19.9%,其增加后的设计值可能会超过其设计泄流能力,意味着其防洪风险将明显增加,而高频率($P = 5\%$ 、 $P = 10\%$)设计值增幅达到 24.5%~27.2%,意味着中小洪水更加频繁,原来 50 年一遇的洪水可能变为 20 年一遇。对于 SSP1-2.6 情景而言,其防洪风险将有所增加,中小洪水频次也会有所增加。对于 SSP2-4.5 情景而言,主要是中小洪水频次会增加,其对防洪风险的影响相对较小。

综合上述情况,流域开发管理部门应该高度重视未来气候变化引起的防洪风险改变,并采取相应措施,通过调整和优化水库调度规则,充分发挥流域内梯级水库的调蓄作用和削峰能力,尽可能降低因未来气候变化引起的额外防洪风险,尤其是采取有效措施应对 SSP5-8.5 情景下的防洪风险。

4 讨论

本研究模拟的雅砻江流域未来气候变化条件下的年最大日流量序列变化趋势与相关类似研究结果一致^[43-44],均发现3种情景呈现出不同的趋势和变化特征,表明从SSP1-2.6到SSP5-8.5情景,辐射强迫不断增强,气温升高将导致蒸发更加强烈,由其引起的极端降水强度的增加更为明显,二者综合作用的结果使得年最大日流量的受影响程度逐渐加深。提出的ARIMA-MCMC方法的参数抽样收敛效果以及拟合优度检验结果,均与相关类似研究采用常规MCMC方法得到的结果一致^[5,13],表明建立的ARIMA-MCMC方法具有一定的可靠性和适用性。刘金华等^[45]研究发现,雅砻江流域中游杨房沟水电站设计洪水及校核洪水均有一定程度的增加,以RCP2.6情景为例,增幅分别为16.29%~23.61%、16.57%~23.91%。李正坤^[46]研究发现,雅砻江杨房沟水电站未来不同时期(2021—2050、2051—2075、2076—2100年)的设计洪水除RCP8.5情景在2021—2050年小于基准期设计值外,其余时期均大于基准期设计值。模拟的雅砻江流域小得石站设计洪水变化情况与上述类似研究结果一致,但增幅相对略小,表明研究结果具有一定可靠性,同时也反映出由于雅砻江流域为南北分布的带状流域,且高程梯度大,未来气候变化对其水文极值和设计洪水的影响自下游至上游依次加深。

通过耦合水文模型和全球气候模式,模拟了雅砻江流域小得石站未来气候变化条件下的日径流序列,然后基于洪水极值序列率定ARIMA模型。采用ARIMA-MCMC方法对未来气候变化条件下的非一致性设计洪水频率分布模型参数进行抽样,基于参数后验分布进行设计洪水频率分析计算,并推求相应的置信区间。但在未来径流模拟过程中,主要考虑了未来全球气候变化的影响,未同时考虑人类活动的影响,而流域径流变化及相应水文极值和设计洪水的改变除受全球气候变化的影响外,同样也与人类活动引起的流域下垫面改变有关^[17,47]。虽然雅砻江流域土地利用类型主要为草地和林地,二者占比分别为51.59%和35.13%,合计超过85%,而城镇和耕地占比仅为0.12%和5.43%,再加之雅砻江流域属于生态脆弱区和限制开发区,人类活动对雅砻江流域水文循环的影响相对有限,后续研究依然需要考虑叠加人类活动的影响,以更加科学有效地评估流域未来变化环境下的径流变化情况,在

此基础上,再次复核代表站点设计洪水变化情况,为确保流域内水电工程安全运行和实现水资源高效利用提供有效参考。

5 结论

(1)小得石站年最大日流量序列在SSP1-2.6情景下,从2030到2060年左右明显增大,随后减小;在SSP2-4.5情景下,从2030到2070年左右明显增大,并在2070年左右出现一个向下突变过程,然后趋于稳定;仅在SSP5-8.5情景下呈现持续增大趋势。3种情景下洪水流量序列呈现出不同变化趋势,且趋势性变异和突变交织出现。

(2)基于ARIMA-MCMC方法的参数抽样收敛效果较好,3种情景下(SSP1-2.6、SSP2-4.5、SSP5-8.5)的统计量 D 分别为0.0663、0.0910和0.0529,均小于显著水平5%的临界值 $Dn(\alpha) = 0.136$,表明基于ARIMA-MCMC方法获得的3种情景下洪水序列的频率分布模型拟合效果较好。

(3)除SSP2-4.5情景下 $P = 0.1\%$ 和 $P = 0.05\%$ 的设计最大日流量值外,其他情况的设计流量较历史期均明显增加,其中2种情景下(SSP1-2.6、SSP5-8.5)的增幅分别为7.1%~10.5%、13.9%~27.2%。对于以小得石站为控制水文站的水利水电工程而言,其防洪风险将明显受到未来气候变化的影响。

参考文献:

- [1] 梁忠民,戴荣,李彬权. 基于贝叶斯理论的水文不确定性分析研究进展[J]. 水科学进展,2010,21(2):274-281.
- [2] 赵泽谦,黄强,明波,等. 基于多模型随机组合的水文集合预报方法研究[J]. 水力发电学报,2021,40(1):76-87.
- [3] 梁忠民,李磊,王军,等. 考虑参数和线型不确定性的水文设计值估计的贝叶斯方法[J]. 天津大学学报,2010,43(5):379-384.
- [4] 尚晓三,王栋,王远坤. 考虑历史洪水不确定性的峰量联合频率分析[J]. 水力发电学报,2021,40(5):35-43.
- [5] 张冬冬,鲁帆,刘少华. 基于贝叶斯理论的洪水频率不确定性分析[J]. 中国农村水利水电,2016(4):96-102+106.
- [6] 张冬冬. 洪水频率分析与预报中的不确定性问题研究[D]. 北京:中国水利水电科学研究院,2015.
- [7] 贾一凡,宋松柏. 基于TL矩法的洪水频率分布参数估计方法优选[J]. 水资源保护,2021,37(6):34-39.
- [8] 桑燕芳,王中根,刘昌明. 水文频率线型选择与综合过程中贝叶斯因子求解新方法[J]. 自然资源学报,2013,28(4):687-695.
- [9] 张立杰,蒙潇然. 线型选择对西江流域水文频率计算不

- 确定性的影响[J]. 人民珠江,2017,38(2):37-41.
- [10] 尚晓三,王振龙,王 栋. 基于贝叶斯理论的水文频率参数估计不确定性分析:以 P-III 型分布为例[J]. 应用基础与工程科学学报,2011,19(4):554-564.
- [11] 贺新月,曾献奎,王 栋. 融合极值分布与 MCMC 的降水极值模拟研究[J]. 水力发电学报,2020,39(11):49-58.
- [12] 殷 建,宋松柏. 基于随机加权先验的 P-III 分布参数贝叶斯估计[J]. 水文,2015,35(3):1-7.
- [13] 王义民,高盼星,郭爱军,等. 改进先验概率的贝叶斯法在设计洪水中的应用[J]. 水力发电学报,2019,38(7):67-76.
- [14] 梁忠民,胡义明,王 军. 非一致性水文频率分析的研究进展[J]. 水科学进展,2011,22(6):864-871.
- [15] 姜大膀,王 娜. IPCC AR6 报告解读:水循环变化[J]. 气候变化研究进展,2021,17(6):699-704.
- [16] 胡 婷,孙 颖. IPCC AR6 报告解读:人类活动对气候系统的影响[J]. 气候变化研究进展,2021,17(6):644-651.
- [17] 慕全鹏,鲁克新,杨 光,等. 沮河流域径流变化特征及归因分析[J]. 水力发电学报,2022,41(12):80-89.
- [18] JEHANZAIB M, SHAH S A, YOO J, et al. Investigating the impacts of climate change and human activities on hydrological drought using non-stationary approaches[J]. Journal of Hydrology, 2020, 588: 125052.
- [19] BYUN K, CHIU C M, HAMLET A F. Effects of 21st century climate change on seasonal flow regimes and hydrologic extremes over the Midwest and Great Lakes region of the US[J]. Science of the Total Environment, 2019, 650(1): 1261-1277.
- [20] ZHANG Qiang, GU Xihui, SINGH V P, et al. Evaluation of flood frequency under non-stationarity resulting from climate indices and reservoir indices in the East River Basin, China[J]. Journal of Hydrology, 2015, 527: 565-575.
- [21] HU Yiming, LIANG Zhongmin, HUANG Yixin, et al. A nonstationary bivariate design flood estimation approach coupled with the most likely and expectation combination strategies [J]. Journal of Hydrology, 2022, 605: 127325.
- [22] 杜 涛,熊立华,李 帅,等. 基于风险的非一致性设计洪水及其不确定性研究[J]. 水利学报,2018,49(2):241-253.
- [23] 熊立华,江 聪,杜 涛. 变化环境下非一致性水文频率分析研究综述[J]. 水资源研究,2015(4):310-319.
- [24] 贾仰文,王 浩,倪广恒,等. 分布式流域水文模型原理与实践[M]. 北京:中国水利水电出版社,2005.
- [25] 王政荣,韩俊太,杨雨亭. 耦合不确定性的山洪灾害风险预警方法及应用[J]. 水力发电学报,2023,42(6):30-39.
- [26] 刘章君,郭生练,许新发,等. 贝叶斯概率水文预报研究进展与展望[J]. 水利学报,2019,50(12):1467-1478.
- [27] SADEGH M, VRUGT J A. Approximate Bayesian computation using Markov chain Monte Carlo simulation; dream (abc) [J]. Water Resources Research, 2014, 50(8): 6767-6787.
- [28] 贺新月,曾献奎,王 栋. 融合 AR 模型和 MCMC 方法的水文模拟不确定性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2020,48(2):116-122.
- [29] ZHOU Yuliang, WANG Zongzhi, JIN Juliang, et al. Uncertainty analysis of designed flood on Bayesian MCMC algorithm: a case study of the Panjiakou Reservoir in China[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76(23): 788.
- [30] GAUME E, GAAL L, VIGLIONE A, et al. Bayesian MCMC approach to regional flood frequency analyses involving extraordinary flood events at ungauged sites[J]. Journal of Hydrology, 2010, 394(1-2): 101-117.
- [31] REIS D S, STEDINGER J R. Bayesian MCMC flood frequency analysis with historical information[J]. Journal of Hydrology, 2005, 313(1-2): 97-116.
- [32] 朱 嵩,毛根海,刘国华,等. 改进的 MCMC 方法及其应用[J]. 水利学报,2009,40(8):1019-1023.
- [33] 卫晓婧,熊立华,万 民,等. 融合马尔科夫链-蒙特卡洛算法的改进通用似然不确定性估计方法在流域水文模型中的应用[J]. 水利学报,2009,40(4):464-473 + 480.
- [34] CHIB S, GREENBERG E. Understanding the Metropolis - Hastings algorithm[J]. The American Statistician, 1995, 49(4): 327-335.
- [35] 胡安玉,包腾飞,杨晨蕾,等. 基于 LSTM - ARIMA 的大坝变形组合预测模型及其应用[J]. 长江科学院院报,2020,37(10):64-68 + 75.
- [36] 徐映梅,陈 尧. 季节 ARIMA 模型与 LSTM 神经网络预测的比较[J]. 统计与决策,2021,37(2):46-50.
- [37] 郑浩然,潘雨青,李世伟,等. 基于季节性 ARIMA 模型的小区供水预测[J]. 计算机应用与软件,2018,35(1):118-122 + 294.
- [38] YAN Lei, XIONG Lihua, GUO Shenglian, et al. Comparison of four nonstationary hydrologic design methods for changing environment[J]. Journal of Hydrology, 2017, 551: 132-150.
- [39] HU Yiming, LIANG Zhongmin, SINGH V P, et al. Concept of equivalent reliability for estimating the design flood under non-stationary conditions [J]. Water Resources Management, 2018, 32(3): 997-1011.
- [40] 鲁 帆,肖伟华,严登华,等. 非平稳时间序列极值统计模型及其在气候-水文变化研究中的应用综述[J]. 水利学报,2017,48(4):379-389.
- [41] 鲁 帆,严登华. 基于广义极值分布和 Metropolis - Hastings 抽样算法的贝叶斯 MCMC 洪水频率分析方法[J]. 水利学报,2013,44(8):942-949.

- River Basin under the combined scenario of ‘clear property rights, water quality and quantity, and opportunity cost’ [J]. *Water Supply*, 2022, 22(10): 7873-7883.
- [9] MCGINNIS I, ATALLAH S S, HUANG J C. Households’ preferences for hydrological services in Veracruz, Mexico: the importance of outcomes vs. program design[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 300: 113763.
- [10] PENG Zhuoyue, PU Hangrong, HUANG Xi, et al. Study on public willingness and incentive mechanism of ecological compensation for inter-basin water transfer in China in the carbon neutral perspective[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 143: 109397.
- [11] 杨帅琦,王金叶,李何英. 基于生态系统服务价值的漓江流域生态补偿额度测算[J/OL]. *水生态学杂志*:1-14 [2024-03-10]. <https://doi.org/10.15928/j.1674-3075.202207030247>.
- [12] CAMPOS R P, DE OLIVEIRA R C N, VERÓL A P, et al. Payment for environmental services for flood control analysis and method of economic viability[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 777: 145907.
- [13] 李欣蔚. 基于水足迹的长江经济带流域生态补偿机制研究[J]. *水利科技与经济*, 2022, 28(9): 23-27.
- [14] 郭庆,王敏英,王晨野. 流域生态补偿标准核算方法研究进展[J]. *浙江林业科技*, 2022, 42(2): 84-89.
- [15] 孙玉环,张冬雪,丁娇,等. 跨流域调水核心水源地生态补偿标准研究:以丹江口库区为例[J]. *长江流域资源与环境*, 2022, 31(6): 1262-1271.
- [16] 郑野,聂相田,苏钊贤. 南水北调中线工程河南水源区生态补偿标准研究[J]. *人民黄河*, 2023, 45(4): 92-95 + 101.
- [17] HAO Cailian, YAN Denghua, GEDEFAM M, et al. Accounting of transboundary ecocompensation standards based on water quantity allocation and water quality control targets[J]. *Water Resources Management*, 2021, 35(6): 1731-1756.
- [18] WANG Yizhuo, YANG Rongjin, LI Xiuhong, et al. Study on trans-boundary water quality and quantity ecological compensation standard: a case of the Bahao bridge section in Yongding River, China[J]. *Water*, 2021, 13(11): 1488.
- [19] 尹正杰,庄超,陈进. 长江干流跨省横向生态补偿机制框架探讨[J]. *长江科学院院报*, 2023, 40(7): 16-21.
- [20] 秦炳涛,俞勇伟,葛力铭. 水环境区域补偿的改善效应及机制研究:基于江苏省的准自然实验[J]. *华东经济管理*, 2022, 36(2): 21-31.
- [21] 戴家远. 流域生态补偿标准核算研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2021.
- [22] 付朝臣,刘家宏,栾清华,等. 基于断面水质和污水治理任务双考核的水环境区域补偿研究[J]. *环境科学与管理*, 2021, 46(6): 14-18.
- [23] 强安丰,汪妮,雒少江,等. 基于成本视角的水质水量双向调节生态补偿量研究[J]. *水土保持通报*, 2022, 42(2): 144-149.
- [24] AGUILAR-GÓMEZ C R, ARTEAGA-REYES T T, GÓMEZ-DEMETRIO W, et al. Differentiated payments for environmental services: a review of the literature[J]. *Ecosystem Services*, 2020, 44: 101131.

(上接第 11 页)

- [42] 冯平,毛慧慧,王勇. 多变量情况下的水文频率分析方法及其应用[J]. *水利学报*, 2009, 40(1): 33-37.
- [43] ZHOU Jiayue, LU Hui, YANG Kun, et al. Projection of China’s future runoff based on the CMIP6 mid-high warming scenarios[J]. *Science China Earth Sciences*, 2023, 66(3): 528-546.
- [44] YAN Baowei, MU Ran, GUO Jing, et al. Flood risk analysis of reservoirs based on full-series ARIMA model under climate change[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 610: 127979.
- [45] 刘金华,唐俊龙,张磊磊,等. 气候变化情景下杨房沟水电站未来设计洪水计算[J]. *水资源研究*, 2021, 10(4): 399-407.
- [46] 李正坤. 气候变化情景下水库设计洪水及风险评估与系统研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2021.
- [47] TAKELE G S, GEBRE G S, GEBREYOHANNES A G, et al. Future climate change and impacts on water resources in the Upper Blue Nile Basin[J]. *Journal of Water and Climate Change*, 2022, 13(2): 908-925.