

# 考虑气候内部变率影响的偏差校正评价框架及其应用

惠宇<sup>1</sup>, 徐雨妮<sup>2</sup>, 李书飞<sup>1</sup>, 彭培艺<sup>3</sup>

<sup>1</sup>长江设计集团有限公司, 湖北 武汉

<sup>2</sup>长江水利委员会水文局, 湖北 武汉

<sup>3</sup>重庆交通大学西南水运工程科学研究所, 重庆

收稿日期: 2022年1月11日; 录用日期: 2022年2月10日; 发布日期: 2022年2月22日

## 摘要

气候内部变率可能引起全球气候模式输出变量(如降雨和气温)偏差非一致性, 进而会影响偏差校正方法的结果。因此, 本文建立了考虑气候内部变率影响的偏差校正评价框架, 采用残留偏差指标定量评价了偏差校正方法在历史和未来时段的偏差校正结果。同时, 分别通过4个GCM多成员集合估算了气候内部变率, 进而分析气候内部变率模拟值的不确定性对偏差校正评价结果的影响。结果表明, 在历史时段, 偏差校正方法能够有效地降低GCM输出变量的偏差, 使得残留偏差在气候内部变率范围内。在未来时段, 偏差校正方法仅仅在一定程度上降低了GCM输出变量的偏差。虽然气候内部变率具有明显的不确定性, 但残留偏差依然可能大于气候内部变率。

## 关键词

气候内部变率, 非一致性, 全球气候模式, 偏差校正方法

# A Framework to Consider Internal Climate Variability for Bias Correction Methods and Its Application

Yu Hui<sup>1</sup>, Yuni Xu<sup>2</sup>, Shufei Li<sup>1</sup>, Peiyi Peng<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Changjiang Institute of Survey, Planning, Design and Research, Wuhan Hubei

<sup>2</sup>Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan Hubei

<sup>3</sup>Chongqing Southwest Research Institute for Water Transport Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing

Received: Jan. 11<sup>th</sup>, 2022; accepted: Feb. 10<sup>th</sup>, 2022; published: Feb. 22<sup>nd</sup>, 2022

作者简介: 惠宇, 湖北枣阳人, 出生于1991年4月, 研究方向为气候变化下的水文响应, Email: whuy@whu.edu.cn

文章引用: 惠宇, 徐雨妮, 李书飞, 彭培艺. 考虑气候内部变率影响的偏差校正评价框架及其应用[J]. 水资源研究, 2022, 11(1): 50-60. DOI: 10.12677/jwrr.2022.111005

## Abstract

**Bias nonstationarity of outputs (precipitation and temperature) of GCMs attributed by internal climate variability could influence the performance of bias correction methods. This study established a framework to consider internal climate variability for bias correction methods. The remaining bias index was introduced to evaluate the performance of tradition bias correction method over historical and future periods. Furthermore, the impacts of uncertainty of internal climate sensitivity estimated by 4 GCMs multi-member ensembles are explored in evaluating the performance of bias correction. The results show that the bias correction method can reduce the bias of raw GCM simulations in the historical period, indicated by the remaining bias which is within internal climate variability. However, the bias correction method can only reduce the bias of raw GCM simulations to some extent in the future period. The remaining bias can be outside the range of internal climate variability, even though the uncertainty of internal climate variability is large.**

## Keywords

**Internal Climate Variability, Nonstationarity, Global Climate Model, Bias Correction Method**

Copyright © 2022 by author(s) and Wuhan University.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

研究气候变化对水文水资源的影响,常常采用降尺度方法将GCM输出与水文模型输入有效地衔接起来[1]。其中,偏差校正方法是最重要的降尺度方法之一,被广泛地应用于气候变化影响评估中[2] [3] [4]。偏差校正方法均基于GCM输出变量(如降水和气温)偏差一致性的假设,即假设GCM输出变量的偏差在历史和未来时段相同。但是,最新的一些研究[5] [6] [7]表明气候模式输出变量的偏差并不是恒定不变的,即具有非一致性。GCM输出变量偏差的非一致性主要归因于两个部分,即气候内部变率和气候模式敏感性。随着人们对气候系统的深入认知,气候模式的结构将更加完善,不同气候模式在相同温室气体排放情景下的响应将更加准确和趋于统一。因此,气候模式敏感性会随之而逐渐减弱甚至消除。同时,偏差校正方法的不断发展也会在一定程度上消除气候模式敏感性的影响。然而,由于气候是一个典型的非平稳系统,气候本身具有难以预计的周期性和趋势性变化,气候内部变率是无法消除和忽略的。因此,气候内部变率所引起的偏差非一致性对偏差校正结果的影响无法完全消除。也就是说,在气候内部变率的影响下,偏差校正方法无法完全消除气候模式输出变量的偏差。

本文的主要目的就是考虑在气候内部变率的影响下,如何合理和正确地评价偏差校正方法的结果。首先,基于气候模式多成员集合,估算气候内部变率。随后,对气候模式输出变量的模拟值进行偏差校正,将检验期或未来时段内的残留偏差(偏差校正值与观测值之前的差异)和气候内部变率比较,评价偏差校正结果的合理性。如果检验期的残留偏差在气候内部变率的范围内,则认为偏差校正的结果是较为准确和合理的,可以进一步用于气候变化影响研究。此外,由于气候内部变率是偏差校正评价方法的评价基准,气候内部变率模拟值的不同,则会直接影响着评价方法的结果。本文进一步研究了气候内部变率模拟值的不确定性对评价方法结果的影响。

## 2. 偏差校正评价框架介绍

在气候模式输出变量偏差的非一致性的基础上,建立了以气候内部变率为基准的偏差校正评价框架[8],如

图 1 所示。该评价框架主要包含 3 个步骤：1) 估算气候内部变率；2) 构建观测值范围；3) 以气候内部变率为评价基准来评估偏差校正后 GCM 输出降水、最高和最低气温的残留偏差。

气候内部变率基于同一气候模式的多成员集合来估算，具体方法如下：1) 在同一时段内，分别计算每个成员的气候变量序列的统计指标(如均值、95%分位数等)；2) 在同一时段内，计算不同成员间气候统计量的变化范围(最大值减去最小值)，将其作为气候内部变率的范围。

近现代所观测到的气候变化序列其实仅仅是气候的许多可能性的一种。但是，观测序列是这些可能发生的气候序列中具体哪一个却不得而知。同时，相对于这些可能发生的气候序列的中位数来讲，也无法确定观测序列是偏低、偏高还是相等。如果观测序列是可能性中的最低值，则所有可能发生的气候序列在高于观测值的 1 个单位气候内部变率的范围内。如果观测序列是可能性中的最高值，则所有可能发生的气候序列都在低于观测值的 1 个单位气候内部变率的范围内。因此，所有可能发生的气候序列最大变化范围是在高于和低于观测值的 1 个单位气候内部变率之间。在气候内部变率的影响下，可能发生的气候序列的范围(Range)是：

$$obs - ICV \leq Range \leq obs + ICV \tag{1}$$

式中，*obs* 为观测值，*ICV* 为一个单位的气候内部变率。

依据气候内部变率影响下的气候序列变化范围，偏差校正后的结果可以得到合理的评价。如果当偏差校正后的残留偏差(Remaining Bias, *RB*)在气候内部变率的范围内，即  $-ICV \leq RB \leq +ICV$ ，则认为气候模式输出变量在偏差校正后无明显偏差，即偏差校正达到了预期效果。如果残留偏差超出了气候内部变率的范围，即  $RB \geq +ICV$  或  $RB \leq -ICV$ ，则认为偏差校正后有明显的残留偏差，即偏差校正不能完全或很好的消除气候模式输出变量的偏差。

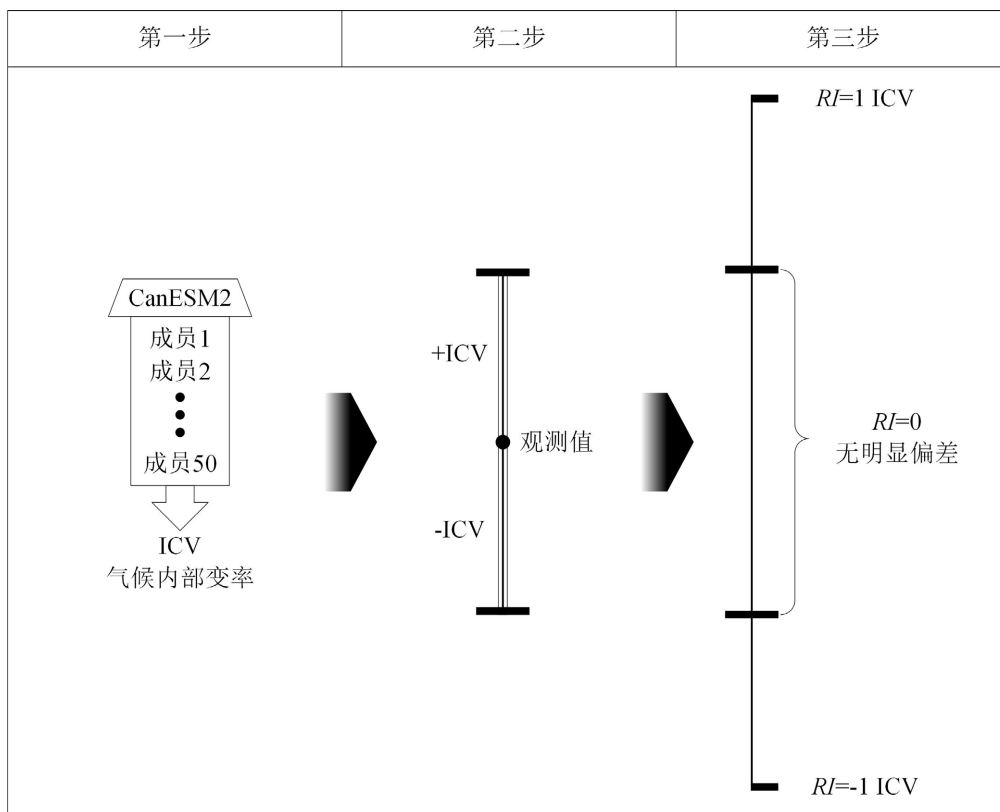


Figure 1. Diagram of the framework to consider internal climate variability for bias correction methods  
图 1. 考虑气候内部变率影响的偏差校正评价框架结构示意图

### 3. 评价框架应用

#### 3.1. 研究区域与数据

渭河流域位于中国西北黄土高原的东南地区，地理位置在  $33^{\circ}40' \sim 37^{\circ}26'N$ ， $103^{\circ}57' \sim 110^{\circ}27'E$  之间，流域总面积为  $13.48 \text{ 万 km}^2$ 。本文选取华县站以上部分流域作为研究区域，集水面积为  $10.65 \text{ 万 km}^2$ 。

研究数据包括流域气象观测数据和 GCM 数据。气象观测数据主要包含渭河流域内及周边气象站的 1961~2014 年逐日降水、最高和最低气温历史观测数据。GCM 数据主要包括气候模式多成员集合数据和多气候模式集合数据，见表 1。其中，气候模式多成员集合数据主要包括 4 个 GCMs 的多成员集合，即 CanESM2 的 50 个成员集合，CESM1 的 40 个成员集合，CSIRO-MK3.6.0 的 10 个成员集合以及 IPSL-CMA-LR 的 4 个成员集合。多气候模式集合数据主要包括 13 个气候研究中心的 22 个 GCM，GCM 数据来源于耦合模式比较计划第五阶段(CMIP5) GCM 数据集，如表 2 所示。GCM 数据时间跨度为 1850~2100 年，其中，历史时段为 1850~2005 年，情景时段为 2006~2100 年，温室气体排放情景选用的是 RCP8.5。

**Table 1.** General information of the 22 chosen GCMs

**表 1.** 22 个 GCM 的基本信息

编号	气候模式名称	研究中心	机构名称	空间分辨率(经度 × 纬度)
1	ACCESS1.0	CSIRO-BOM	澳大利亚联邦科学和工业组织， 澳大利亚气象局	$1.875^{\circ} \times 1.25^{\circ}$
2	ACCESS1.3			$1.875^{\circ} \times 1.25^{\circ}$
3	BCC-CSM1.1(m)	BCC	北京气候中心，中国气象局	$1.125^{\circ} \times 1.25^{\circ}$
4	BCC-CSM1.1			$2.8^{\circ} \times 2.8^{\circ}$
5	CMCC-CMS	CMCC	欧洲-地中海气候变化中心	$1.9^{\circ} \times 1.9^{\circ}$
6	CMCC-CM			$0.75^{\circ} \times 0.75^{\circ}$
7	CNRM-CM5	CNRM-CERFACS	法国国家气象研究中心	$1.4^{\circ} \times 1.4^{\circ}$
8	CSIRO-Mk3.6.0	CSIRO-QCCCE	澳大利亚联邦科学和工业组织， 昆士兰气候变化研究中心	$1.9^{\circ} \times 1.9^{\circ}$
9	CanESM2	CCCMA	加拿大气候模拟与分析中心	$2.8^{\circ} \times 2.8^{\circ}$
10	GFDL-CM3	NOAA GFDL	美国地球物理流体动力学实验室	$2.5^{\circ} \times 2.0^{\circ}$
11	GFDL-ESM2G			$2.5^{\circ} \times 2.0^{\circ}$
12	GFDL-ESM2M			$2.5^{\circ} \times 2.0^{\circ}$
13	GISS-E2-H	NASA GISS	美国宇航局戈达德空间研究所	$2.5^{\circ} \times 2.0^{\circ}$
14	GISS-E2-R			$2.5^{\circ} \times 2.0^{\circ}$
15	IPSL-CM5A-LR	IPSL	巴黎拉普拉斯学院	$3.75^{\circ} \times 1.9^{\circ}$
16	IPSL-CM5A-MR			$2.5^{\circ} \times 1.25^{\circ}$
17	IPSL-CM5B-LR			$3.75^{\circ} \times 1.9^{\circ}$
18	MIROC-ESM-CHEM	MIROC	东京大学大气与海洋研究中心， 日本国家环境研究中心	$2.8^{\circ} \times 2.8^{\circ}$
19	MIROC-ESM			$2.8^{\circ} \times 2.8^{\circ}$
20	MIROC5	MIROC	日本海洋地球科学技术厅， 东京大学大气与海洋研究中心	$1.4^{\circ} \times 1.4^{\circ}$
21	MRI-CGCM3	MRI	日本气象研究中心	$1.1^{\circ} \times 1.1^{\circ}$
22	INM-CM4	INM	俄罗斯数值数学研究所	$2.0^{\circ} \times 1.5^{\circ}$



### 3.2. 气候内部变率的评估

气候模式多成员集合是指基于不同的初始条件多次运行某一气候模式生成相同辐射强迫下的多种气候模拟序列。各成员间在模式结构、外部强迫和气候模式敏感性等方面相同，但具有不同的初始条件，因此各成员的差异可以代表气候内部变率。因此，本文采用同一气候模式的多成员集合来估算气候内部变率。例如，在一定时段内，一个气候模式的  $m$  个成员的气候统计变量(见表 2)为  $\mu_{gcm,1}, \mu_{gcm,2}, \dots, \mu_{gcm,m}$ ，则气候内部变率的估算公式如下：

$$ICV_{gcm}^t = \max \left\{ \mu_{gcm,1}^t, \mu_{gcm,2}^t, \dots, \mu_{gcm,m}^t \right\} - \min \left\{ \mu_{gcm,1}^t, \mu_{gcm,2}^t, \dots, \mu_{gcm,m}^t \right\} \quad (2)$$

式中，上标  $t$  为计算的时间段；下标  $gcm$  为气候模式； $\mu_{gcm,m}^t$  为在时段  $t$  内气候模式的第  $m$  个成员在该时段内的气候统计量，例如， $\mu_{CanESM2,1}^{1961-1980}$  为在 1961~1980 年内 CanESM2 多成员集合中的第 1 个成员的气候统计量； $ICV_{gcm}^t$  为在时段  $t$  内根据选取的气候模式多成员集合估算的气候内部变率。由于气候内部变率是基于同一个时段来估算的，为了考虑其随时间是否变化，本节中在多个时段内估算了气候内部变率。在本节中，以 20 年为滑动窗口、1 年为步长将 1950~2100 年共 151 年分为了 132 个时段。例如：1950~1969 (1960 s), 1951~1970 (1961 s), 1952~1971 (1962 s),  $\dots$ , 2081~2100 (2091 s)。进而，分别在 132 个时段内估算了气候内部变率。

为了研究气候内部变率模拟值的不确定性对偏差校正评价结果的影响，即不同气候模式的多成员集合估算得到的气候内部变率的不同，本文针对 CanESM2 的 50 个成员集合( $ICV_{CanESM2}$ )、CESM1 的 40 个成员集合( $ICV_{CESM1}$ )、CSIRO 的 10 个成员集合( $ICV_{CSIRO}$ )和 IPSL 的 4 个成员集合( $ICV_{IPSL}$ )分别估算气候内部变率。通过比较不同气候模式多成员集合的估算结果，来分析气候内部变率模拟值的不确定性。

### 3.3. 历史时段的应用

本文中采用的偏差校正方法是 DBC 方法，该方法的具体步骤可以参见 Chen 等[9]。本文选取了 1961~2014 年的观测的和 22 个 GCMs 模拟的日降水、最高和最低气温。同时，将观测和模拟数据分别率定期和检验期，其中，率定期是 1961~1980 年，检验期是 1981~2000 年。针对 22 个 GCMs 模拟值，分别进行 DBC 偏差校正，得到偏差校正结果。随后，以气候内部变率为评价基准，评价偏差校正结果，即残留偏差指标  $RI$  (Remaining Bias Index)，具体公式如下：

$$RI = \begin{cases} \frac{RB - ICV}{ICV} & RB > ICV \\ 0 & -ICV \leq RB \leq ICV \\ \frac{RB + ICV}{ICV} & RB < -ICV \end{cases} \quad (3)$$

式中， $RB$  为偏差校正后的残留偏差(偏差校正值减去观测值)； $ICV$  为气候内部变率。 $RI$  是基于在同一时段内的  $RB$  和  $ICV$  的计算结果。当  $RI$  为 0 时，则认为偏差校正后没有明显偏差；当  $RI$  不为 0 时，则认为偏差校正后有明显偏差，且偏差是  $RI$  个单位的气候内部变率。本文根据不同气候模式的气候内部变率估计值，即  $ICV_{CanESM2}$ 、 $ICV_{CESM1}$ 、 $ICV_{CSIRO}$  和  $ICV_{IPSL}$ ，分别计算对应的  $RI$  值。

### 3.4. 未来时段的应用

本文以气候内部变率为基准的偏差校正评价框架在未来时段做进一步应用。由于无法获得未来时段的观测值，因此采用气候模式的模拟值作为虚拟观测值来代替未来实际观测值[6] [10]。本文使用的数据包括 1950~2100 年的 22 个 GCMs 模拟的日降水、最高和最低气温。将 22 个 GCMs 轮流作为虚拟观测值，对其余 GCMs 模拟值进行偏差校正，得到偏差校正后的残留偏差。总共可以得到无重复的 231 ( $C_{22}^2$ ) 种组合。

在每种组合中，均采用 DBC 偏差校正方法来进行偏差校正。其中，率定期为 1950~1969 年(1960 s)，而检

验期选取了未来的 4 个时段, 即 2020~2039 年(2030 s)、2040~2059 年(2050 s)、2060~2079 年(2070 s)和 2080~2099 年(2090 s)。随后, 以气候内部变率为基准, 计算偏差校正后的  $RI$  值, 计算公式为公式(3)。由于每种组合的虚拟观测值和模拟值之间是可以相互交换的, 因此, 在计算每种组合的残留偏差以及  $RI$  值时, 都采用绝对值。

### 3.5. 评价指标

为了较为全面的评价偏差校正的结果, 采用 16 种气象统计量作为评价指标, 具体信息见表 2。针对这 16 种评价指标, 分别计算了他们在历史时段和未来时段的气候内部变率和  $RI$  值。

**Table 2.** The definition of evaluation index for the precipitation, maximum and minimum temperature

**表 2.** 降水、最高和最低气温的评价指标名称及其定义

时间尺度	序号	指标名称	定义		
			降水	最高气温	最低气温
日	1	日均值	有雨日的日降水量的平均值	日最高气温的平均值	日最低气温的平均值
	2	95%分位数	有雨日的日降水序列下的 95%分位降水量	95%分位日最高气温	95%分位日最低气温
	3	5%分位数	有雨日的日降水序列下的 5%分位降水量	5%分位日最高气温	5%分位日最低气温
月	4	一月	一月的平均降水量	日最高气温的一月平均值	日最低气温的一月平均值
	5	二月	二月的平均降水量	日最高气温的二月平均值	日最低气温的二月平均值
	6	三月	三月的平均降水量	日最高气温的三月平均值	日最低气温的三月平均值
	7	四月	四月的平均降水量	日最高气温的四月平均值	日最低气温的四月平均值
	8	五月	五月的平均降水量	日最高气温的五月平均值	日最低气温的五月平均值
	9	六月	六月的平均降水量	日最高气温的六月平均值	日最低气温的六月平均值
	10	七月	七月的平均降水量	日最高气温的七月平均值	日最低气温的七月平均值
	11	八月	八月的平均降水量	日最高气温的八月平均值	日最低气温的八月平均值
	12	九月	九月的平均降水量	日最高气温的九月平均值	日最低气温的九月平均值
	13	十月	十月的平均降水量	日最高气温的十月平均值	日最低气温的十月平均值
	14	十一月	十一月的平均降水量	日最高气温的十一月平均值	日最低气温的十一月平均值
	15	十二月	十二月的平均降水量	日最高气温的十二月平均值	日最低气温的十二月平均值
年	16	年均值	年平均降水量	日最高气温的年平均值	日最低气温的年平均值

## 4. 结果分析

### 4.1. 气候内部变率的评估结果

图 2 展示了渭河流域的降水、最高和最低气温的日均值气候内部变率的估算结果。从图中可以看出, 采用不同的气候模式多成员集合, 所得到的气候内部变率有比较大的差异。总体来说, 气候模式的成员越多, 估算的气候内部变率值越大。例如, 对于日平均降水量,  $ICV_{CanESM2} > ICV_{CESM1} > ICV_{CSIRO} > ICV_{IPSL}$ 。此外, 气候内部变率在时间上也发生着变化。气候模式成员越多, 其估算的气候内部变率随时间的波动范围相对越小。因此, 选用成员较多的气候模式多成员集合, 其估算的气候内部变率更稳定。虽然气候内部变率随时间发生变化, 但是其变化范围远远小于气候内部变率模拟值的不确定性, 即不同气候模式多成员集合估算的气候内部变率间的差异。例如, 渭河流域的日降水  $ICV_{CanESM2}$  在 0.7 mm 到 1.1 mm 之间波动, 而不同气候模式估算的气候内部变率的范围在 0.7 mm 左右。

### 4.2. 偏差校正评价框架在历史时段的应用结果

图 3 展示了历史时段 GCMs 模拟降水在偏差校正前、后的残留偏差指数(RI)结果。其中，白色表示偏差小于气候内部变率，即认为没有明显偏差，而红色或蓝色表示偏差超出气候内部变率范围，即认为存在明显偏差。从图中第一和三列可以看出，虽然每个 GCM 模拟的降水偏差有些差异，但是其在率定期和检验期均存在明显的

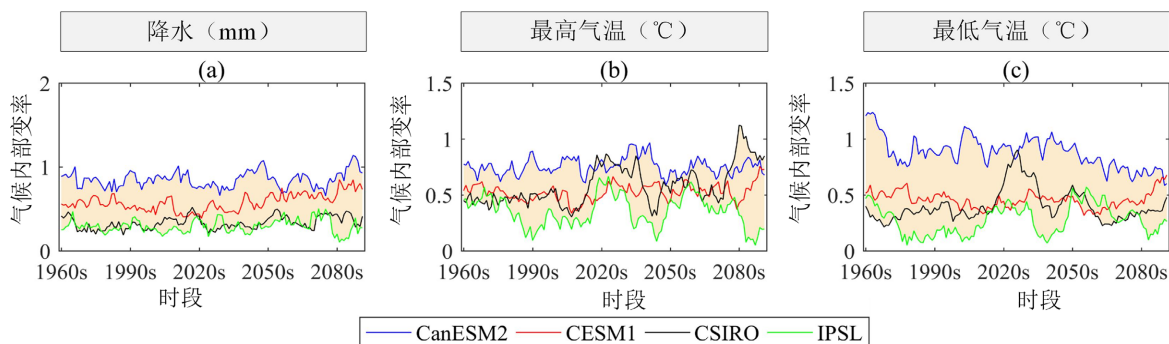


Figure 2. The results of internal climate variability for the daily precipitation, maximum and minimum temperature  
图 2. 流域降水、最高和最低气温的日均值气候内部变率结果图

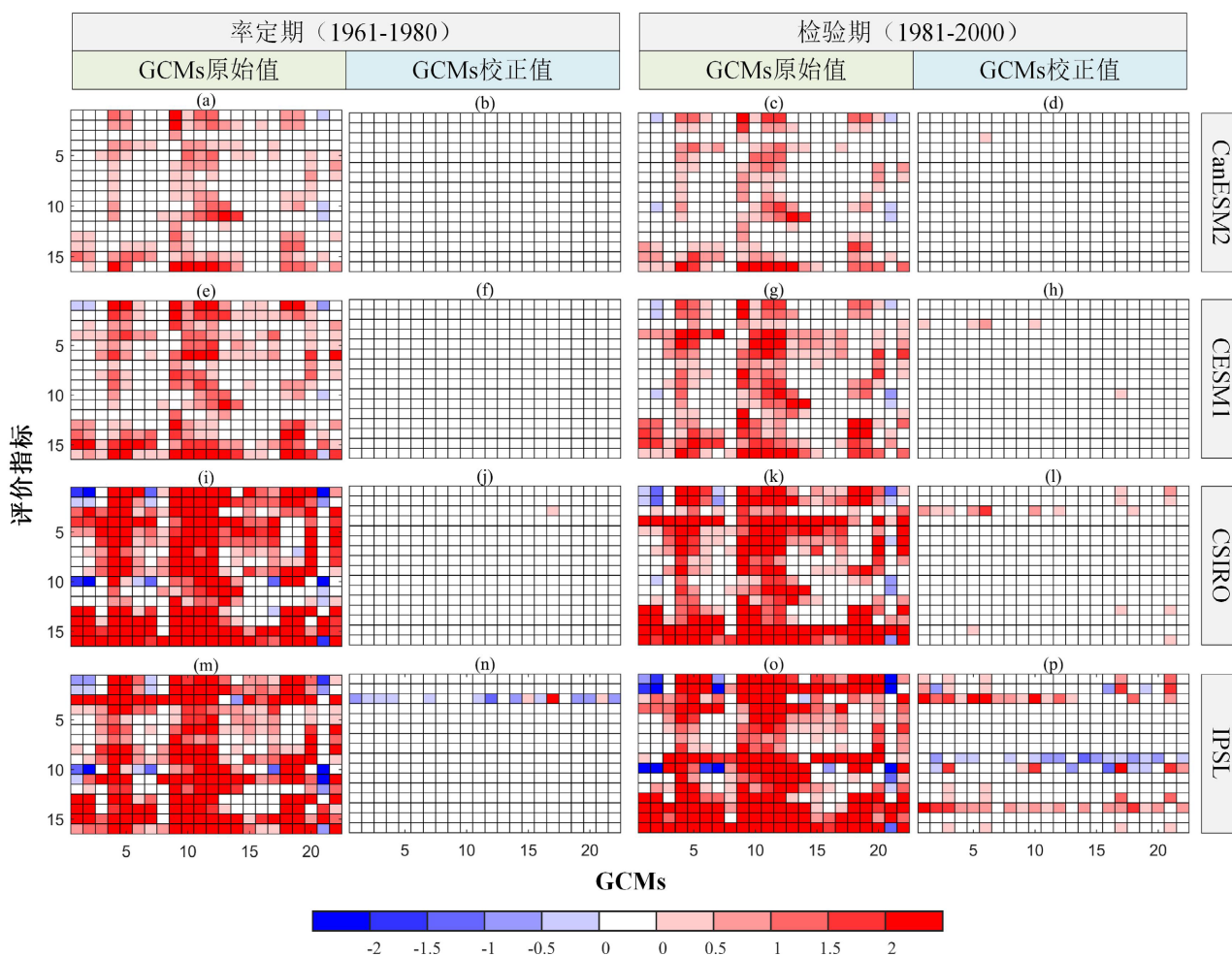


Figure 3. The Remaining Bias Index (RI) of the raw and bias-corrected precipitation of 22 GCMs over historical period  
图 3. 历史时段 22 个 GCMs 模拟降水在偏差校正前、后的残留偏差指数(RI)图

高估现象。在经过偏差校正后，GCM 模拟降水偏差得到了有效的降低，且残留偏差大部分在气候内部变率内，即  $RI$  值等于 0。第二和四列展示了 GCM 偏差校正后的残留偏差以气候内部变率为基准计算得到的  $RI$  值。残留偏差  $RI$  值在率定期内基本为 0，但是在检验期内，一些 GCMs 在个别评价指标上的残留偏差  $RI$  值出现了不等于 0 的情况。该情况表明，偏差校正方法在历史时段能够有效降低 GCM 模拟降水偏差，但是，偏差的非一致性对偏差校正结果在一定程度上产生了影响，使得偏差校正结果在检验期的表现差于率定期。此外，以不同的气候内部变率为基准计算得到的  $RI$  值有着明显的区别。对于 GCMs 偏差校正前、后的  $RI$  值，均表现出了气候模式的成员越多，以其估算的气候内部变率为基准计算得到的  $RI$  值越小。例如，在第一列中，从上到下红色明显增多，表明  $RI_{CanESM2}$  和  $RI_{CESM1}$  明显小于  $RI_{CSIRO}$  和  $RI_{IPSL}$ 。在第二列中， $RI_{CanESM2}$  和  $RI_{CESM1}$  都为 0，有 1 个 GCM 在 5% 分位数上的残留偏差  $RI_{CSIRO}$  略微大于 0，而 15 个 GCM 在 5% 分位数上的残留偏差  $RI_{IPSL}$  大于或小于 0。

图 4 展示了历史时段渭河流域 GCMs 模拟最高气温在偏差校正前、后的残留偏差指数结果。从图中可以看出，在偏差校正前，大部分 GCMs 模拟的最高气温的  $RI$  都小于 0，表明最高气温被明显低估。但是，一些 GCMs (如，ACCESS1.0、CNRM-CM5 和 MIROC5 等) 在 95% 分位数、8~12 月等评价指标上的  $RI$  值大于 0，表明最高气温被高估。经过偏差校正后，GCM 模拟最高气温偏差得到了有效的降低。在率定期内，GCM 校正值与观测值之间的偏差都在气候内部变率以内， $RI$  值等于 0。在检验期内，大部分 GCMs 残留偏差在气候内部变率以内。但是，以不同的气候内部变率为基准，计算得到的  $RI$  值有明显的差异。图 4(d) 是以  $ICV_{CanESM2}$  为基准计算的  $RI$  值，

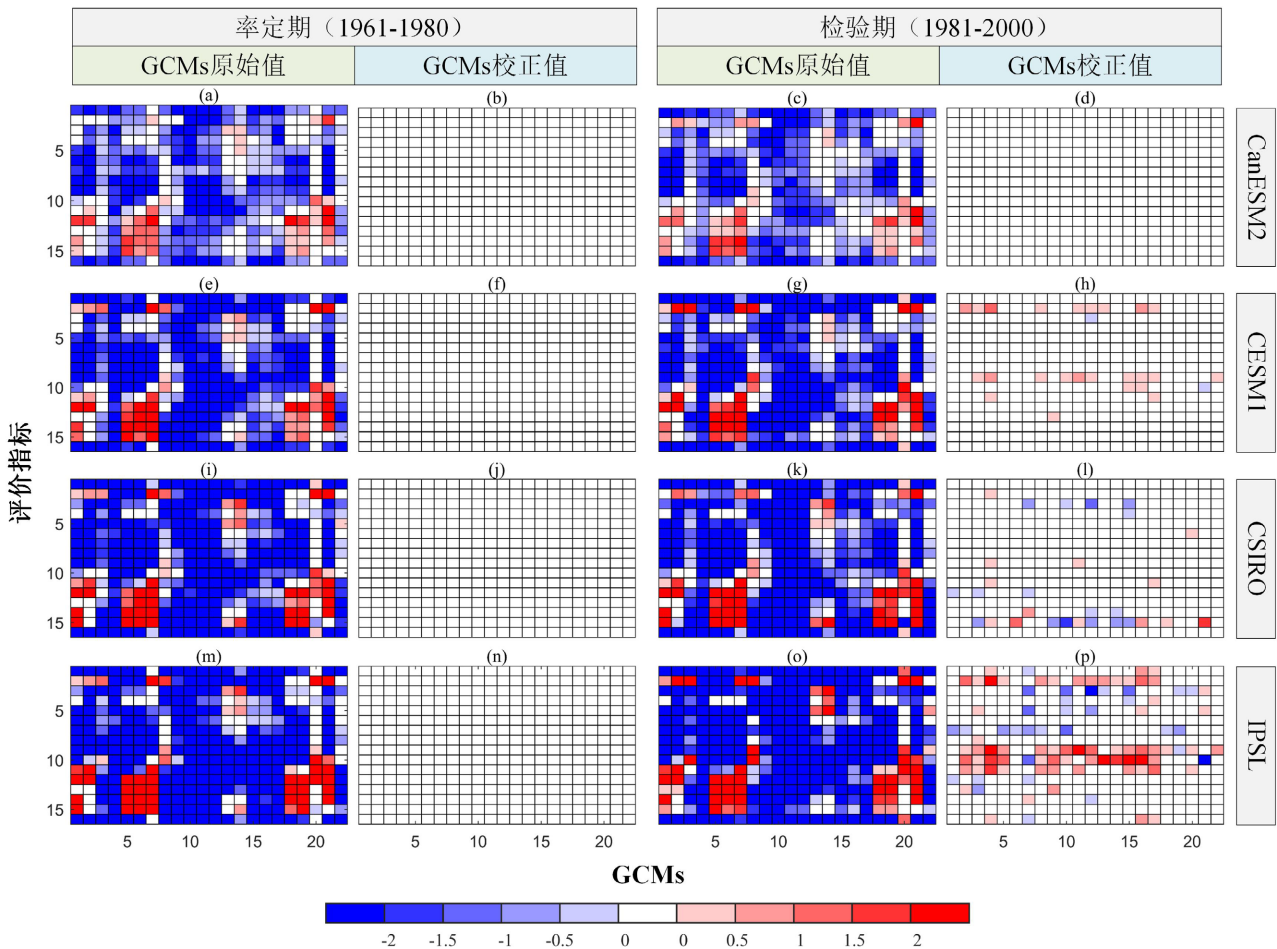


Figure 4. The Remaining Bias Index ( $RI$ ) of the raw and bias-corrected maximum temperature of 22 GCMs over historical period  
 图 4. 历史时段 22 个 GCMs 模拟最高气温在偏差校正前、后的残留偏差指数( $RI$ )图



图中显示在检验期最高气温经过偏差校正后没有明显的偏差( $RI = 0$ )。然而, 成员数量越少的气候模式多成员集合, 所对应的  $RI$  值越明显。尤其是在图 4(p)中, 以  $ICV_{IPSL}$  计算的  $RI$  值不等于 0 的个数明显大于其他的气候变率计算得到的  $RI$  值。这是由于各评价指标的  $ICV_{IPSL}$  整体偏小, 使得更多的残留偏差超出了气候内部变率的范围。但是, 并不是每一个评价指标的  $ICV_{IPSL}$  都是最小。例如, 8 月份最高气温的  $ICV_{IPSL}$  比  $ICV_{CSIRO}$  大, 表现的结果是前者对应的  $RI$  值为 0 而后者对应的  $RI$  大部分都不为 0。另外, 最低气温和最高气温结果相似。

### 4.3. 偏差校正评价框架在未来时段的结果

图 5 所示展示了未来时段 GCMs 模拟降水在偏差校正前、后与虚拟观测值之间的偏差结果图。第 1 和 2 列为偏差校正前后, 231 种组合的  $RI$  的平均值。第 3 和 4 列为偏差校正前后,  $RI$  值大于 0 的组合数占总组合数的百分比。从图中可以看出, 在率定期内, GCMs 模拟的降水与虚拟观测值之间有明显的偏差, 且气候模式成员越少的  $RI$  值越大。例如,  $RI_{CanESM2}$  在 0 到 0.6 之间,  $RI_{CESM1}$  在 0.1 到 1.3 之间,  $RI_{CSIRO}$  在 0.5 到 4.3 之间,  $RI_{IPSL}$  在 0.2 到 7.2 之间。在偏差校正后, 率定期的  $RI$  值基本为 0, 表明偏差校正方法有效的降低了 GCM 模拟降水偏差。在未来时段, GCMs 模拟值与虚拟观测值之间仍然具有较大的偏差。经过偏差校正后, 虽然  $RI$  值整体减小, 但是依然大于 0, 表明在未来时段偏差校正后的残留偏差依然很大。本文采用虚拟观测方法共组成了 231 种组合, 第 3 和 4 列统计了这些组合中  $RI$  值大于 0 的占比(PRI)。占比越大, 表明越多组合计算得到的偏差是明显的。从  $PRI_{CanESM2}$  可知, 超过 50% 的组合在日降水、95% 分位数和年降水等评价指标上具有明显的偏差, 而月尺度的评价指标上, 有 8% 到 49% 的组合具有明显的偏差。对于成员越少的气候模式多成员集合, PRI 越高。例如,



Figure 5. The Remaining Bias Index ( $RI$ ) of the raw and bias-corrected precipitation of 22 GCMs over future period

图 5. 未来时段 22 个 GCMs 模拟降水在偏差校正前、后的残留偏差指数( $RI$ )图

$PRI_{IPSL}$  在 36% 和 97% 之间。在率定期, 偏差校正后的  $PRI$  有了明显减小, 在大部分评价指标上都为 0。在未来时段,  $PRI$  虽然在一定程度上变小, 但是依然有较多的组合  $RI$  大于 0, 存在明显的偏差。例如  $PRI_{IPSL}$  在 12% 到 93%。这表明, 偏差校正方法在未来时段无法有效降低 GCM 模拟降水的偏差。

图 6 展示了未来时段渭河流域 GCMs 模拟最高气温在偏差校正前、后与虚拟观测值之间的偏差结果图。从图中可以看出, 无论是率定期还是未来的检验期, GCMs 模拟的最高气温与虚拟观测值之间都具有明显的偏差。从整体上看,  $RI_{CanESM2}$  是 0.86,  $RI_{CESM1}$  是 1.62,  $RI_{CSIRO}$  是 1.73,  $RI_{IPSL}$  是 3.97。经过偏差校正后, 率定期的  $RI$  值降到 0, 表明偏差校正方法有效降低了 GCM 模拟最高气温偏差。在未来时段, 虽然  $RI$  值有所减小, 但是仍旧明显大于 0。例如,  $RI_{CanESM2}$  是 0.37,  $RI_{CESM1}$  是 0.76,  $RI_{CSIRO}$  是 0.80,  $RI_{IPSL}$  是 2.34。从  $PRI$  上来看, GCM 模拟最高气温偏差中大于 0 的组合都超过了 50%。例如,  $PRI_{CanESM2}$  是 62%,  $PRI_{CESM1}$  是 72%,  $PRI_{CSIRO}$  是 74%,  $PRI_{IPSL}$  是 82%。在率定期内, 偏差校正后  $PRI$  为 0。在未来时段, 虽然偏差校正后  $PRI$  有所减小, 但依然较大。例如,  $PRI_{CanESM2}$  是 42%,  $PRI_{CESM1}$  是 57%,  $PRI_{CSIRO}$  是 58%,  $PRI_{IPSL}$  是 70%。这表明, 偏差校正方法在未来时段的无法有效降低 GCM 模拟最高气温的偏差。另外, 最低气温和最高气温结果相似。

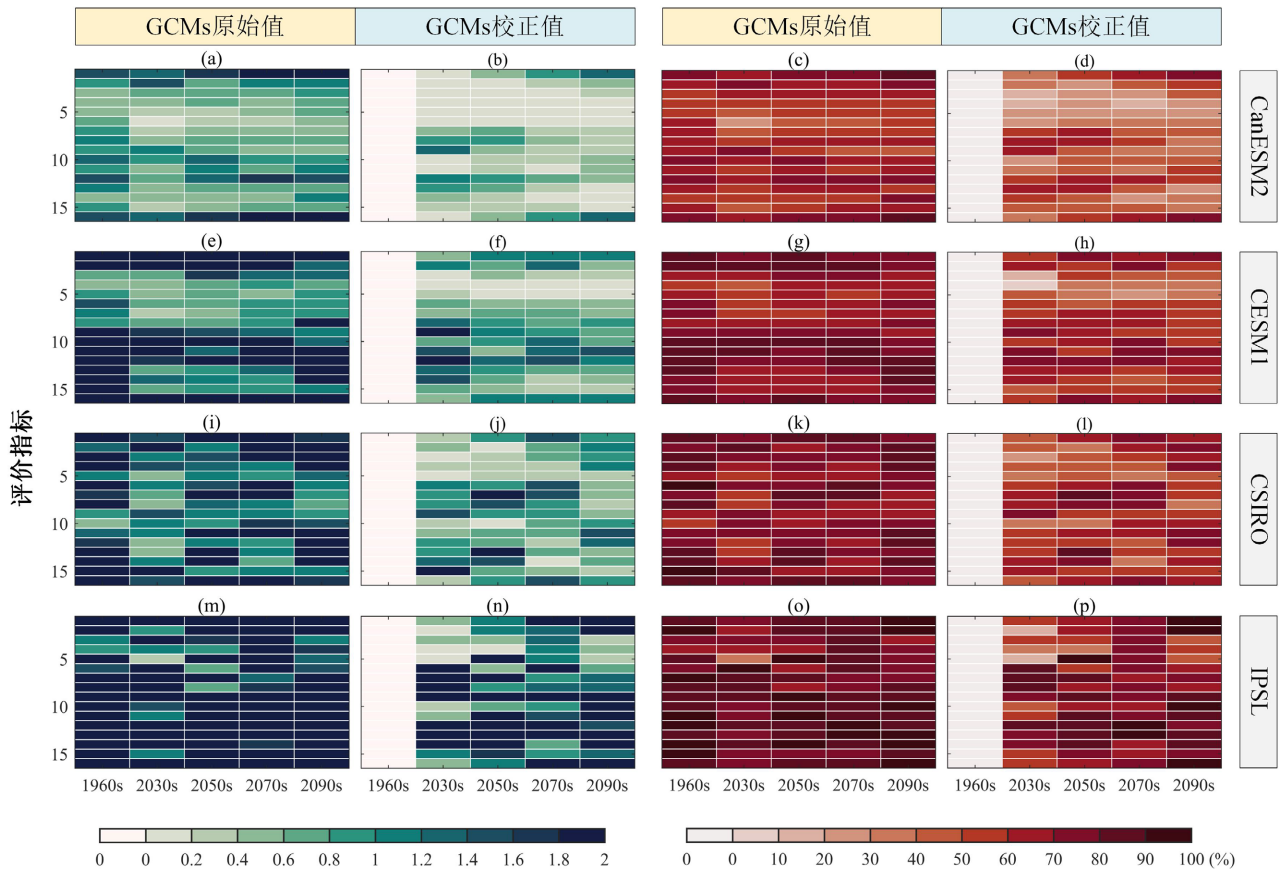


Figure 6. The Remaining Bias Index ( $RI$ ) of the raw and bias-corrected maximum temperature of 22 GCMs over future period

图 6. 未来时段 22 个 GCMs 模拟最高气温在偏差校正前、后的残留偏差指数( $RI$ )图

## 5. 结论

由于气候是一个典型的非平稳系统, 气候本身具有难以预计的周期性和趋势性变化, 气候内部变率是无法消除和忽略的。因此, 本文建立了以气候内部变率为基准的偏差校正评价框架。该评价框架的理论依据是: 当校正值与观测值之间的偏差(即残留偏差)在气候内部变率范围内, 则认为偏差校正达到了预期的目的; 反之, 则



认为偏差校正不能很好地消除气候模式输出变量的偏差。然后,采用该评价框架评估了偏差校正方法在历史和未来时段的偏差校正结果。在未来时段,由于没有实际观测数据,所以采用 GCMs 数据作为虚拟观测值进行分析。同时,本文分别通过 4 个气候模式多成员集合估算了气候内部变率,进而分析气候内部变率模拟值的不确定性对偏差校正评价结果的影响。主要结论如下:

1) 不同气候模式多成员集合估算的气候内部变率具有明显的不确定性,其中, CanESM2 估算的气候内部变率最大, IPSL 估算的气候内部变率最小。同时,气候内部变率还随着时间发生了一些变化,但是这些变化远远小于气候内部变率模拟值的不确定性。

2) 采用以气候内部变率为基准的偏差校正评价框架,评价偏差校正方法在历史时段的偏差校正效果,结果表明:在检验期,偏差校正方法整体上能够有效地降低 GCMs 偏差,使得偏差校正后的残留偏差在气候内部变率范围内。但是,少数 GCMs 校正后的残留偏差超过了以 IPSL 和 CSIRO 估算的气候内部变率范围。

3) 采用以气候内部变率为基准的偏差校正评价框架,评价偏差校正方法在未来时段的偏差校正效果,结果表明:偏差校正方法在率定期能够有效地降低 GCMs 偏差,使得校正后的残留偏差在气候内部变率范围内。但是在未来时段,偏差校正方法仅仅在一定程度上降低了 GCM 输出变量的偏差。虽然基于不同 GCM 多成员集合估算的气候内部变率具有明显的不确定性,但残留偏差依然可能大于气候内部变率。

## 基金项目

受湖北省自然科学基金青年项目(2021CFB152 和 2020CFB327)和重庆市自然科学基金面上项目(cstc2021jcyj-msxm2426)资助。

## 参考文献

- [1] 陈杰, 许崇育, 郭生练, 等. 统计降尺度方法的研究进展与挑战[J]. 水资源研究, 2016, 5(4): 299-313. CHEN Jie, XU Chongyu, GUO Shenglian, *et al.* Progress and challenge in statistically downscaling climate model outputs. *Journal of Water Resources Research*, 2016, 5(4): 299-313. (in Chinese) <https://doi.org/10.12677/JWRR.2016.54037>
- [2] CHEN, J., BRISSETTE, F. P. and LECONTE, R. Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology. *Journal of Hydrology*, 2011, 401(3-4): 190-202. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.02.020>
- [3] TEUTSCHBEIN, C., SEIBERT, J. Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *Journal of Hydrology*, 2012, 456: 12-29. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.05.052>
- [4] TEUTSCHBEIN, C., SEIBERT, J. Is bias correction of regional climate model (RCM) simulations possible for non-stationary conditions? *Hydrology and Earth System Sciences*, 2013, 17(12): 5061-5077. <https://doi.org/10.5194/hess-17-5061-2013>
- [5] CHEN, J., BRISSETTE, F. P. and LUCAS-PICHER, P. Assessing the limits of bias-correcting climate model outputs for climate change impact studies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2015, 120(3): 1123-1136. <https://doi.org/10.1002/2014JD022635>
- [6] HUI, Y., CHEN, J., XU, C. Y., *et al.* Bias nonstationarity of global climate model outputs: The role of internal climate variability and climate model sensitivity. *International Journal of Climatology*, 2019, 39(4): 2278-2294. <https://doi.org/10.1002/joc.5950>
- [7] HUI, Y., XU, Y. N., CHEN, J., *et al.* Impacts of bias nonstationarity of climate model outputs on hydrological simulations. *Hydrology Research*, 2020, 51(5): 925-941. <https://doi.org/10.2166/nh.2020.254>
- [8] CHEN, J., ST-DENIS, B. G., BRISSETTE, F. P., *et al.* Using natural variability as a baseline to evaluate the performance of bias correction methods in hydrological climate change impact studies. *Journal of Hydrometeorology*, 2016, 17(8): 2155-2174. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-15-0099.1>
- [9] CHEN, J., BRISSETTE, F. P., CHAUMONT, D., *et al.* Performance and uncertainty evaluation of empirical downscaling methods in quantifying the climate change impacts on hydrology over two North American River basins. *Journal of Hydrology*, 2013, 479: 200-214. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.11.062>
- [10] MARAUN, D. Nonstationarities of regional climate model biases in European seasonal mean temperature and precipitation sums. *Geophysical Research Letters*, 2012, 39(6): L06706. <https://doi.org/10.1029/2012GL051210>