

黑河流域降水统计-动力降尺度问题研究

苏海锋^{1,2} 戴新刚¹ 熊喆¹ 延晓冬³

1 中国科学院东亚气候与环境重点实验室, 大气物理研究所, 北京 100029

2 中国科学院大学, 北京 100049

3 北京师范大学未来地球研究院, 北京 1000875

摘要 依据区域气候模式RIEMS输出的3公里格距高分辨率数据和站点降水记录分析了中国西北黑河流域降水的动力降尺度和统计-动力降尺度问题, 检验了多种因子组合下多元线性回归(MLR)和贝叶斯模式平均(BMA)降尺度模型, 评估了降尺度降水误差、与观测值的相关系数、方差百分率及“负降水”偏差率等方面的统计特征。结果表明, 动力降尺度降水相关系数最高, 误差也最大, 降水方差达到观测值的1.5~2倍; 除相关系数外, 统计-动力降尺度模型的几个统计特征均最优, 纯统计模型次之。检验表明, 仅用700hPa位势高度场、经向风和比湿等构建的统计降尺度模型估计的站点降水相关系数较低, 误差也较大。当在统计降尺度模型中引入模式降水因子后站点降水的估计得到明显改善, 其中MLR类模型的降水相关系数和方差百分率均明显高于BMA类模型, 降水估计误差二者相当, 但前者“负降水”出现频次明显大于后者, “负降水”偏差主要出现在降水稀少的冬半年及黑河中、下游干旱或极端干旱区, 上游出现频率较低, 其中MLR类模型“负降水”出现频次明显高于BMA类模型, 后者仅出现在黑河中、下游地区。包含模式降水因子的统计-动力降尺度模型能减少“负降水”出现的频次。此外, 降尺度模型估计降水的统计特征随季节变化, 其中七种降尺度模型估计的站点降水误差与站点气候降水量成比例, 但相对误差与之相反。这些评估结果表明, 即使用高分辨率动力降尺度估计干旱区站点降水也存在明显偏差, 需要结合统计降尺度模型一步降低站点降水估计的不确定性。

关键字 黑河流域, 极端干旱区, 站点降水估计, 区域气候模式, 统计-动力降尺度

文章编号

中图分类号 P41, P426.5

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2201.21081

收稿日期 2021-05-14; 网络预出版日期 2022-01-14

作者简介 苏海锋, 男, 博士研究生, 主要从事气候变化研究. E-mail: 5150340@qq.com

通讯作者 戴新刚, E-mail: daixg@tea.ac.cn

资助项目 国家自然科学基金(41675087, 42061144015)和国家重点研发计划(2016YFA0600404)

Funded by National Natural Science Foundation of China (41675087, 42061144015), National Key R&D Program of China (2016YFA0600404)

A study on Statistic-dynamic downscaling for the precipitation in Heihe river basin

SU Haifeng^{1,2} DAI Xin-Gang¹ XIONG Zhe¹ 延 Yan Xiaodong³

1 Key Laboratory of Regional Climate-Environment for Temperate East Asia,

Chinese Academy of Sciences , Beijing 100029

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

3 Future Earth Research Institute, Beijing Normal University, Beijing 1000875

Abstract This paper focuses on the dynamic and statistic-dynamic downscaling techniques for estimating the precipitation at the stations in Heihe river basin of Northwest China depending on local observations at 14 sites and the outputs from a regional climate model (RIEMS2.0) with a resolution of $3\text{ km} \times 3\text{ km}$ grids. The precipitation estimated further respectively by a multiple regression (MLR) and a Bayesian Model Average(BMA) with different factor combination is tested on the assessment indices as the errors, variance, "negative precipitation" bias and correlation coefficient with observation. Results show that the precipitation produced by the dynamic model is of the biggest errors, the most significant coherence, much large variance than observation by factor of 2 about, while big errors, low correlation coefficient and lower variance than observation are estimated by the statistically downscaling model with the factors as geopotential height, v-wind and specific humidity on 700hPa. When the model precipitation is introduced into the statistically downscaling models, the statistic indices become improved, in which the correlation and variance percentage of MLR's models are much more higher than BMA's, so do the errors and "negative precipitation bias". The negative precipitation produced by the statistically downscaling models appears mainly in cold season or in dry- and extremely dry lands such as lower reaches of the river, of which the "negative precipitation" frequency become decreased if the model precipitation is added as a factor in the downscaling models. Besides, the statistical assessment of the monthly precipitation estimated from the downscaling models reveals that the four indices would be evolving with season, in which the errors of the dynamical downscaling is also the biggest among the downscaling models, and their relative errors are smaller

in summer and bigger in cold season, especially in lower reaches of the river. It implies that the precipitation downscaling in dry land or dry season is still a difficult task for climate study. These results show that a significant bias exists in the dynamic downscaling even for the regional climate model with high resolution. So, the statistic downscaling has to be combined with the regional model to form a statistic-dynamical model for decreasing the uncertainties of the precipitation estimated in the river basin.

Keywords Heihe river basin, extremely dry land, in-site precipitation estimate, regional climate model, statistic-dynamic downscaling

1 引言

气候暖化是过去百年全球气候变化最突出的特征 (IPCC, 2014; Dai and Wang, 2018)。在此背景下区域尺度气候也呈现多种多样的响应或变化, 如冰川退缩 (Hugonnet et al., 2021), 北极冰盖缩小, 干旱与洪涝频繁等 (马柱国等, 2018; 管晓丹等, 2019; 刘芸芸和丁一汇, 2020), 极端天气气候事件出现频率呈现增加趋势 (Zhou et al., 2021)。水资源是我国西北内陆干旱区经济发展的关键因子, 气候暖化背景下对干旱区降水变化的估计显得尤为重要, 其中数值模拟和统计推断是两种常用的动力和统计降尺度方法。众所周知, 全球气候模式能很好地模拟或再现全球大尺度气候的基本特征 (段青云等, 2016; Chen et al., 2020)。但限于其分辨率较低, 对区域尺度气候变化的模拟还不能令人满意 (王会军等, 2020)。因为复杂下垫面地形和植被等全球模式都难以完整刻画。为此, 发展全球模式模拟数据驱动下的区域气候模式便成为一个必然 (张冬峰和高学杰, 2020)。全球气候模式输出数据可以为区域气候模式提供初始条件和边界条件, 通过数值积分区域模式获得高分辨率格点气候信息, 这称之为动力降尺度 (符淙斌等, 2004; 高学杰和 Filippo, 2017)。因动力降尺度方法具有物理意义明确, 不受观测资料影响等优点, 已经被用于区域气候变化评估及未来气候预估等多个方面 (Denis et al., 2002; Dickinson et al., 1989; Mehrotra et al., 2014)。RIEMS (Regional Integrated Environmental Modeling System) 是中国科学院东亚气候-环境重点实验室发展的区域环境集成系统模式 (简称为区域气候模式, 下同), 已经成功地用于模拟东亚季风、陆气相互作用、西北黑河流域降水等 (熊喆和符淙斌, 2006; Xiong et al., 2006; 熊喆等, 2009; 熊喆和延晓冬, 2014)。

统计降尺度是指建立大尺度气候模式输出变量与区域站点气象要素之间的统计关系, 据此估计区域气候变化 (Murphy, 1999; Widmann et al., 2003; Wetterhall et al., 2006; 刘赛艳等, 2015)。统计降尺度具有建模简单、计算量小且精度高等优点, 因而被广泛地应用于通过粗分辨率数值模式或再分析数据估计区域气象或水文站点的气象水文要素 (陈杰等, 2016; Chen and Zhang, 2021)。由于动力

降尺度只能获得高分辨率格点变量估计, 站点变量还需要通过插值获得, 因而也会产生附加误差。因此, 可以考虑对区域模式高分辨率格点数据再做统计降尺度, 以降低站点变量估计的不确定性(陈丽娟等, 2003)。这种将区域气候模式模拟与统计降尺度结合的方法称为统计-动力降尺度(Frey-Buness et al., 1995; Fuentes et al., 1996, 2000)。该方法已经被用于区域尺度气候变化评估或预估(范丽君等, 2005; 徐忠峰等, 2019; 孙丞虎等, 2019)。例如, 韩雪和魏凤英(2010)曾将区域气候模式输出的大气环流变量作为预报因子, 使用逐步回归及最优子集回归等方法建立了预测中国东部夏季降水的统计-动力降尺度模型, 结果表明, 相比于区域气候模式的动力降尺度, 统计-动力降尺度模型能够进一步提高降水预报水平。Hellström 等(2001)应用多元线性回归方法建立统计-动力降尺度和统计降尺度模型, 模拟了瑞典 42 个气象站的月降水量, 发现相对于统计降尺度, 统计-动力降尺度模型能更好地捕捉到降水的季节循环, 从而降低了模式对降水模拟的不确定性。以上研究表明, 统计-动力降尺度优于单纯动力降尺度或单纯统计降尺度方法。因而, 本文选用统计-动力降尺度方法估计黑河流域气象站点的降水变化。

黑河是中国西北第二大内陆河, 流域气候干燥, 地表类型复杂, 降水差异很大。黑河上游是祁连山区, 年降水量约为 400mm, 属于山地气候区; 中游为绿洲农垦区, 降水量为 100-200mm, 属于干旱气候区; 下游为戈壁荒漠, 降水量不到 50mm, 属于极端干旱气候区, 亦是东亚沙尘暴的重要源地之一。黑河流域水资源几乎完全来自于降水和上游山区冰雪融水, 是流域经济发展和生态环境的重要保障。因此, 研究气候变化及其对当地水资源的影响具有重要的科学价值和实际意义。然而, 因地形和下垫面复杂性, 以及流域上、中、下游气候的明显差异, 数值模式对该区的降水事件模拟或预估一直是个难题(张杰和李栋梁, 2004; 张济世, 2004; 程国栋等, 2006; 高艳红和程国栋, 2008)。例如, 国际耦合模式比较计划第五阶段(CMIP5)对中国西北内陆干旱区降水的模拟或预估明显偏高, 并且模式降水与观测值之间的相关系数较低(陈晓晨等, 2014; 张蓓和戴新刚, 2016, 2019)。因此, 需要引入降尺度技术降低黑河流域降水模拟或预估的不确定性。有研究使用补充逐步回归降尺度模型预估了黑河流域降水, 但范围局限于黑河流域上游和中游, 回避了下游极端干旱区降水的预估问题(祁晓凡等, 2017)。苏海锋等曾使用逐步线性回归降尺度方法估计黑河流域站点降水, 但也仅限于对 5-9 月降水, 继之又使用贝叶斯模式平均(BMA)和逐步回归等方法估计了流域站点降水(Su et al., 2017, 2019), 但效果并不理想。本文拟根据气象预报实践经验及气候降水的特征, 重新选择降尺度因子, 构造适合于黑河流域上、中、下游站点降水的降尺度模型, 其中包括贝叶斯模式平均(BMA)和多元线性回归(MLR)模型等, 评估不同因子组合模型的统计特征, 设法降低黑河流

域站点降水估计的不确定性。

在下文第二节介绍所用数据集、区域气候模式参数及降尺度模型构造等；第三、四节分别是对降尺度估计的黑河流域站点年降水量和月降水量做统计分析，重点评估了不同因子组合降尺度模型结果的统计特征；最后一节是结论与讨论。

2 数据和方法

2.1 数据

本研究选用 1980-2012 年黑河流域 14 个气象观测站逐月降水观测记录（见表 1）及欧洲中期预报中心（ECMWF）再分析资料 ERA-Interim（Dee et al., 2011）。根据水文学的划分（见图 1），黑河流域上游有 3 个站点，即托勒，野牛沟和祁连站等；中游有 6 个站，即酒泉，高台沟，阿拉善右旗，张掖，山丹，永昌等；下游有 5 个站点，即额济纳旗，拐子湖，玉门镇，鼎新，金塔等。据此可以评估观测或模拟降水在黑河流域上、中、下游的统计特征差异或模式误差等。

表 1 黑河流域气象观测站点信息

Table 1 Information of meteorological stations in Heihe river basin

序号	站点编号	编号	经度(°N)	纬度(°E)	海拔 (m)	年均降水量 (mm)
1	52267	额济纳旗	101.0	42.0	940.5	31.8
2	52378	拐子湖	102.3	41.4	960.0	39.9
3	52436	玉门镇	97.0	40.3	1526.0	66.7
4	52446	鼎新	99.5	40.3	1177.4	53.3
5	52447	金塔	98.9	40	1270.5	62.1
6	52533	酒泉	98.5	39.8	1477.2	87.8
7	52546	高台	99.8	39.4	1332.2	110.4
8	52576	阿拉善右旗	101.7	39.2	1510.1	115.4
9	52633	托勒	98.4	39.0	3367.0	292.9
10	52645	野牛沟	99.6	38.4	3320.0	412.5
11	52652	张掖	100.4	38.9	1482.7	130.5
12	52657	祁连	100.3	38.2	2787.4	406.8
13	52661	山丹	101.1	38.8	1764.6	199.4
14	52674	永昌	102.0	38.2	1976.9	201.7

2.2 区域气候模式

RIEMS 是中国科学院大气物理研究所东亚区域气候-环境重点实验室（RCE-TEA）研制的区域环境集成系统模式（熊喆等，2006，2009；赵得明等，2009），为了方便起见下文称其为区域气候模式。为了能对黑河流域气候做动力降尺度，已使用黑河流域的观测资料和遥感数据等对模式中的地形高度、植被类型、饱和土壤水势和导水率、田间持水量、土壤空隙度等重要参数进行了重新率

定，实现了模式的本地化，建立了可应用于黑河流域高分辨率气候模拟的区域气候模式（RIEMS 2.0; 熊喆和延晓冬，2014）。RIEMS 2.0 模拟的区域覆盖了整个黑河流域，网格点数为 181×221，中心位于 40.3°N 和 99.5°E，水平分辨率为 3 km，模拟时间段为 1980 年 1 月 1 日至 2012 年 12 月 31 日，共 33 年。模式积分过程以欧洲中期天气预报中心再分析资料 ERA-Interim 作为驱动场，其分辨率为 0.75° x0.75° 经纬度，其中，包括风场、高度场、温度场和湿度场等，时间间隔为每日四个时次。

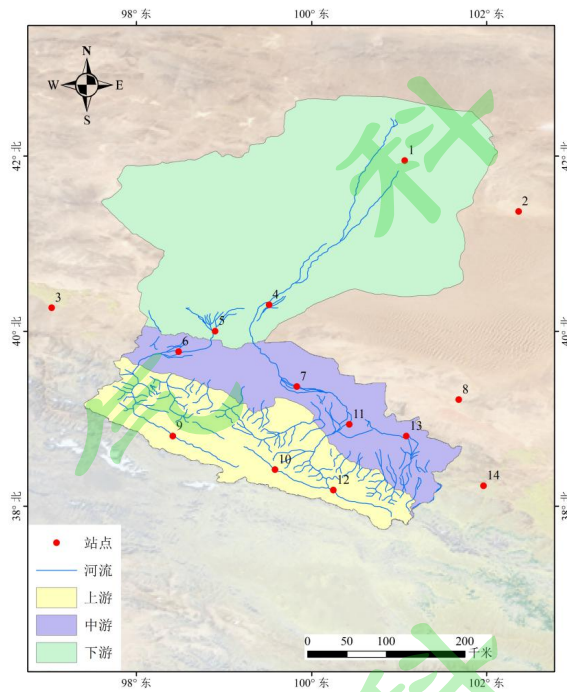


图 1 黑河流域气象站点分布

Figure 1 Meteorological observatories in Heihe river basin

2.3 统计降尺度模型

本文选用多元线性回归（MLR）和贝叶斯模式平均（BMA）建立降尺度模型（Raftery et al, 2005）。由于降尺度对象为月降水量，降尺度模型因子也取月平均气象变量。月降水的降尺度与日降水不同，在选择降尺度因子时无需根据降水率方程选择多层等压面因子，因为月平均操作已经大大消减了三度空间变量的自由度，致使大气层中多层变量，甚至多种变量之间出现很强的相关性。考虑到祁连山等因素只选择 700 hPa 层上物理意义明确，对月降水有显著影响的因子，即 700 hPa 的位势高度场（h700）、经向风（v700）、比湿（q700）及模式降水等建立统计降尺度模型，避免过多因子造成的过拟合等问题（Dai and Wang, 2017; 戴新刚和汪萍，2020）。对于 h700 和模式降水，选择每个站点周围 7×7 共 49 个格点的变量做主成分分析（PCA; Mo and Straus, 2002），只取前 3 个主成分（记为 3PCs）作为降尺度因子。对于经向风（v700）和比湿（q700），只计算

站点上空格点四个角的平均值作为降尺度模型因子。为了消除量纲的影响，在将因子代入模型前都统一做标准化处理。

MLR 模型如下：

$$Y(t) = \sum_{n=1}^N \alpha_n x_n(t) + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中， $Y(t)$ 为站点降水即因变量， $\{x_n(t), n=1,2,3 \dots N\}$ 为预报因子，即自变量， α_n 为回归系数， ε_t 为残差，即无法被模型解释的部分，需要通过训练期数据估计（Wigley, et al., 1990；Chen et al., 2014）。

BMA 作为降尺度模型的公式可近似写为（Duan et al., 2007；Zhang and Yan, 2015）

$$E[y|x_1, \dots, x_k] = \sum_{k=1}^K w_k (a_k + b_k x_k) \quad (2)$$

其中 y 为待估计的站点降水， x_k 为物理因子， w_k 为 y 基于 x_k 的后验概率即权重， $a_k + b_k x_k$ 为用回归方程估计的条件概率（ $p_k(y|x_k)$ ）， a_k 与 b_k 为回归系数，可用训练期数据确定。权重 w_k 使用 Expectation–Maximization（EM）算法进行最大似然估计（Raftery, 2005）。

由这两类降尺度模型及不同物理因子的组合，可以建立共六个统计降尺度模型，其相关参数等信息见表 2。

表 2 统计-动力降尺度模型的基本信息

序号	模型名称	方法	因子
1	BMA1	BMA	h700(3PCs)、v700、q700
2	MLR1	MLR	h700(3PCs)、v700、q700
3	BMA2	BMA	模式降水(3PCs)、h700(3PCs)、v700、q700
4	MLR2	MLR	模式降水(3PCs)、h700(3PCs)、v700、q700
5	BMA3	BMA	模式站点降水、h700(3PCs)、v700、q700
6	MLR3	MLR	模式站点降水、h700(3PCs)、v700、q700
7	RIEMS	动力降尺度	模式站点降水（双线性插值获得）

表中 MLR1 和 BMA1 分别是由 700hPa 模式位势高度 (h700)、站点上空经向风 (v700) 和比湿 (q700) 作为因子建立的多元线性回归模型及贝叶斯模型; MLR2 和 BMA2 相当于在 MLR1 和 BMA1 中加入了站点周围 49 个格点模式降水的前 3 个主成分 (3PCs) 作为因子的降尺度模型。对关于 14 个站点月平均数据的检验表明, 平均而言, h700 的前三个 EOF 分量方差比率超过 95%, 而降水较低, 大致在 80-90% 左右。而 MLR3 和 BMA3 相当于在 MLR1 和 BMA1 中加入通过双线性插值得到的模式站点降水即动力降尺度降水因子的模型。因此, 前两组模型是依据区域气候模式输出数据的纯统计降尺度模型, 最后一组可以认为是模式站点降水即动力降尺度降水加上环流因子的统计订正模型, 其中 “h700(3PCs)” 表示取站点周围 49 个格点模式位势高度场的前 3 个主分量 (3PCs) 作为因子; “模式降水(3PCs)” 表示取站点周围 49 个格点模式降水的前 3 个主成分 (3PCs) 作为因子。表 2 中的 RIEMS 表示动力降尺度降水, 即区域模式模拟的格点降水通过双线性插值得到的站点模式降水。

3 年降水量降尺度

通过计算 1980-2012 年模式与观测数据的某些统计特征可以对所建立的统计或动力降尺度模型的性能进行评估, 例如均方根误差、相关系数和方差百分率等统计指标。

3.1 均方根误差

均方根误差是衡量降尺度结果误差的一种统计度量。从图 2 中可以看到, 在黑河流域的 14 个站点上降水均方根误差最大者几乎都是动力降尺度降水。这说明即使用分辨率很高的区域模式模拟站点降水也可能存在比较大的误差 (其中包含了插值误差)。例如, 在黑河上游的祁连山区其误差接近于 300mm (图 2a), 上游的平均降水误差接近 200mm, 中游约为 60mm, 下游约为 30mm; 而其它降尺度模型的误差都较小, 在上、中、下游依次为 60mm、40mm 和 20mm (图 2d)。这表明, 在引入模式降水因子的降尺度模型 (MLR2, BMA2, MLR3, BMA3) 中, 大多数站点降水误差变化不大, 只有个别站点的降水误差有所增长, 如玉门镇、永昌及阿拉善右旗等站。另外, 在中、下游大多数站点上 MLR 类模型的误差略大于 BMA 类模型 (图 2b, c), 但在上游不同统计降尺度模型的误差的差别并不明显 (图 2a)。就区域站点平均的降水均方根误差而言, 六种统计降尺度模型之间并无明显差别, 只是 BMA 类降水的均方根误差略小于 MLR 类。这说明引入动力降尺度降水因子并未明显增加统计-动力降尺度模型的误差, 尽管纯动力降尺度降水的误差远大于统计降尺度模型 (MLR1, BMA1; 图 2d)。

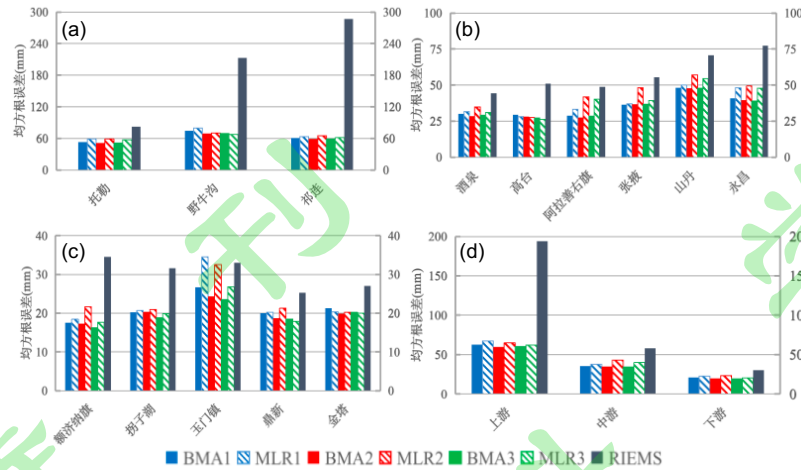


图 2 黑河流域模式模拟站点年降水均方根误差 (mm) ; (a) 上游; (b) 中游; (c) 下游; (d) 区域站点平均

Fig.2 Root men square error of the annual precipitation (mm) at the stations of Heihe river basin ; (a) upper reaches;; (b) middle reaches; (c) lower reaches; (d) average over the regional stations

3.2 相关系数

模式降水与观测值的相关系数是评估动力或几种统计降尺度模型对站点降水年际变化估计能力的一个指标。计算结果表明,不同降尺度模型估计的站点降水与观测值的相关系数差异较大,其中在上、中、下游大多数站点上动力降尺度降水与观测值的相关系数要高于统计降尺度类模式,其中 MLR 类的高于 BMA 类,包含模式降水因子的统计降尺度模型 (MLR2, MLR3, BMA2, BMA3) 高于不含模式降水因子的模型 (MLR1, BMA1; 图 3a-c)。注意到不含模式降水因子的降尺度模型估计的相关系数不仅很小,且在一些站点上甚至还出现负值,如野牛沟、祁连、玉门镇等站 (图 3a, c), 即对降水年际变化的估计能力较差。这说明在统计降尺度模型中引入模式降水因子能显著提高其估计降水与观测值之间的相关性,即提高了站点降水年际变化的模拟能力。此外,比较 (MLR3, BMA3) 与 (MLR2, BMA2) 的相关系数可以发现,在大多数站点上前者的相关系数都高于后者,说明在统计降尺度模型中直接引入动力降尺度降水因子 (双线性插值) 估计的降水相关系数要高于以统计方式即以周边格点模式降水主成分分量 (PCs) 引入模式降水因子 (3PCs) 的降尺度模型。此外,从区域平均相关系数看 (图 3d), 相关系数排在前三名的降尺度模型在上、中游依次为 RIEMS, MLR3, MLR2/BMA3; 下游极端干旱区依次为 MLR3, RIEMS, BMA3/MLR2。因此,包含模式动力降尺度降水因子的统计降尺度模型 (MLR3, BMA3) 要优于以统计方式引入模式降水因子的模型 (MLR2, BMA2) 及不含模式降水因子的降尺度模型 (MLR1, BMA1)。这是因为模式降水是一个降水形成的综合指标,将其

引入统计降尺度模型能够提高站点降水年际变化的估计水平。

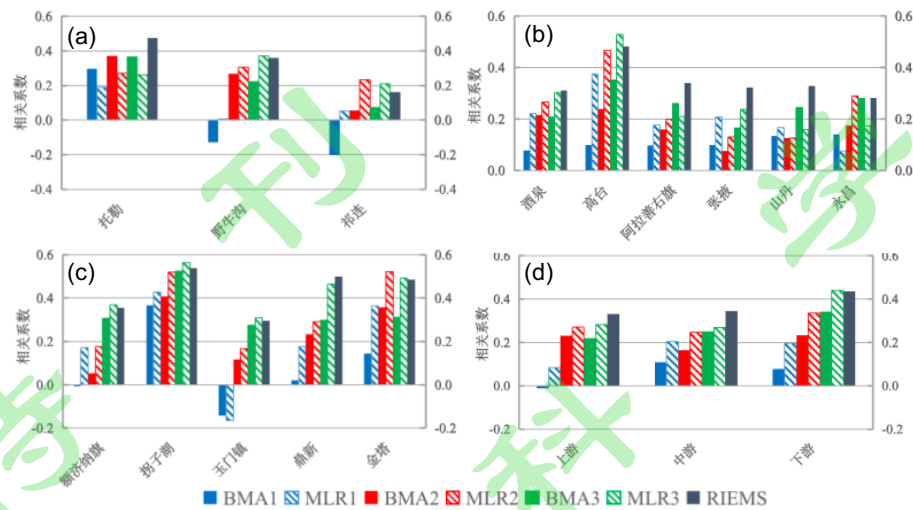


图 3 降尺度模型估计的黑河流域站点年降水与观测值的相关系数；（a）上游；（b）中游；（c）下游；（d）区域站点平均

Fig.3 Correlation coefficient between the precipitation (mm) estimated by downscaling models and the observation at the stations in Heihe river basin; (a) upper reaches; (b) middle reaches; (c) lower reaches; (d) average over regional stations

3.3 方差百分率

方差百分率定义为模式降水方差与观测的比值（%），它是衡量降尺度模型估计降水方差能力的一个指标。计算结果表明，动力降尺度降水的方差在整个黑河流域都明显大于观测值及统计降尺度结果。其中，上游站点方差百分率最大值出现在祁连站，其次是野牛沟和托勒站，依次为 340%，226%，165%（图 4a）；在中游其方差均超过观测值，方差百分率介于张掖（119%）~ 永昌（190%）之间；下游的方差百分率介于玉门镇（88%）~ 额济纳旗（190%）之间。可见，动力降尺度估计的站点降水方差几乎都偏大或过大（图 4b）。

在统计降尺度类模型中，MLR 类模型的方差要明显大于 BMA 类，更接近于观测值，其中 MLR2 的方差与 MLR3 相当，但 BMA3 却明显大于 BMA2（图 4a-c）。这说明模式降水因子引入方式对 MLR 类模型影响不大，但对 BMA1 类模型有明显影响，其中以插值方式引入模式降水因子能明显提高 BMA 类模型的方差。

从区域平均方差来看，MLR3 和 MLR2 的降水方差接近于观测值，其中 MLR2 更接近于观测值，其次是 MLR3。这说明，以统计方式（PCA）引入站点周围多个格点降水因子的降尺度模型（MLR2）能更有效地提高 MLR 类降尺度模型估计降水的方差。相对而言，RIEMS 降水的方差过大，尤其是在黑河上游，达到 244%；BMA 类估计的降水方差过小，未超过观测值的 50%（图 4d）。因此，

统计降尺度类模型中包含模式降水因子的 MLR2 和 MLR3 估计的降水方差最接近于观测值。

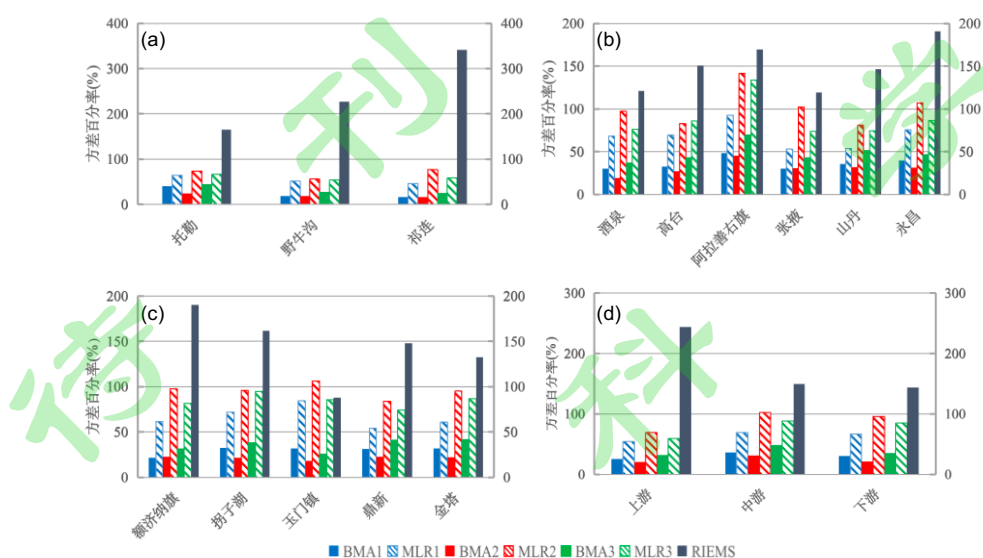


图 4 降尺度模型估计的黑河流域站点年降水方差百分率(%)：(a) 上游；(b) 为中游；(c) 为下游；(d) 区域站点平均。

Fig. 4 Percentage (%) of the precipitation variance estimated by downscaling models over the observation at the stations in Heihe river basin; (a) upper reaches; (b) middle reaches; (c) lower reaches; (d) average over regional stations.

对七个降尺度模型的统计特征评估表明，动力降尺度（RIEMS）降水与观测值的相关系数最高，同时方差和误差也最大；不包含模式降水因子的纯统计降尺度模型（MLR1, BMA1）的误差与其它统计降尺度模型相当，但方差最小，与站点观测值的相关系数亦最低，且在有些站点上出现负相关；包含降水因子的降尺度模型（MLR2, BMA2；MLR3, BMA3）的统计特征接近，其中引入动力降尺度降水因子模型（MLR3, BMA3）略优于以统计方式（PCA）引入模式降水因子的模型（MLR2, BMA2），后者仅在方差百分率上略高于前者，但前者的相关系数更高，误差更小。因此，综合评估结果是引入动力降尺度降水因子的降尺度模型即统计-动力降尺度模型（MLR3, BMA3）在同类模型中最优。

4 月降水降尺度

4.1 月降水均方根误差

降尺度模型估计的平均月降水相关系数反映了各模型对不同季节降水年际变化的估计能力差异。七种降尺度模式估计的 1980-2012 年逐月降水均方根误差（RMSE）显示，它们随模式和季节差异不同（见图 5）。黑河流域降水误差均

在夏半年最大，冬半年最小，即误差与降水量成比例。其中动力降尺度降水的误差最大，MLR3 或 BMA3 最小，黑河上游误差最大，下游最小（图 5a,c,e）。若使用降水的相对误差评估，即用站点气候平均月降水量去除站点 RMSE，则对于度量降尺度模式降水误差更为客观。图 5b, d, f 显示，降尺度模式估计的黑河流域降水相对误差几乎都是在冬半年最大，在夏季最小，在上游最小，下游最大，中游居中。其中动力降尺度降水的相对误差几乎在所有月份都大于统计降尺度模型，尤其是在冬季。因此，无论是动力降尺度降水亦或是统计降尺度降水在降水稀少区域或干燥季节都会产生较大相对误差，相对误差的大小与气候降水量成反比，其中动力降尺度降水的误差季节差异明显大于统计或统计-动力降尺度模型。因此，在极端干旱区或降水稀少季节动力降尺度降水容易出现较大偏差，可以再统计降尺度减小其不确定性。

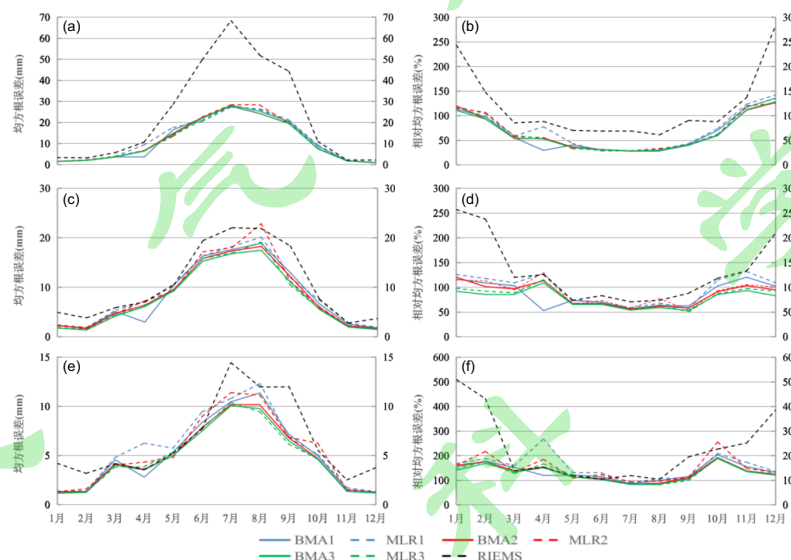


图 5 降尺度模型估计的 1980-2012 黑河流域月降水均方根误差 (mm; 左)和其相对误差 (%; 右); (a, b) 上游; (c, d) 中游; (e, f) 下游

Fig.5 Square mean root error of monthly precipitation (mm) estimated by downscaling models in comparison with observation for 1980-2012 in upper reaches(a, b), middle reaches (c, d) and lower reaches (e, f) in Heihe river basin

4.2 月降水相关系数

无论动力降尺度，还是统计降尺度估计的站点月降水与观测值的相关系数在黑河流域都呈现明显的季节振荡特征。在大多数月份亦然是动力降尺度月降水相关系数最高，不含模式降水因子的 MLR1 和 BMA1 最低（图 6）。图 6a 显示，在黑河流域上游，七种降尺度模型估计的月降水相关系数几乎均是在春、秋季节高，冬、夏季节低，其中 12 个月的动力降尺度降水的相关系数都通过了 0.05 信

度的显著性检验。而不含模式降水因子的纯统计模型（MLR1, BMA1）的相关系数最低，除了4月和9月外都未通过显著性检验，并且在2月和10月甚至出现负相关系数。包含模式降水因子降尺度模型（MLR2, MLR3, BMA2, BMA3）的相关系数比较接近，大多数月份都通过了显著性检验，除了4月外几乎都明显高于不含模式降水因子的降尺度模型。这说明模式降水因子的引入也可以明显改善上游降水季节变化的估计水平。除了动力降尺度模型外，几乎所有统计或统计-动力降尺度模型估计的降水相关系数在冬季都较低，其中只有 MLR2 的相关系数相对较高。

图 6b 显示，在黑河中游，大多数月份亦是动力降尺度估计的降水相关系数最高且季节变化幅度低于统计或统计-动力降尺度模型；包含模式降水因子的 MLR 类模型（MLR3, MLR2）的相关系数在大多数月份都高于对应的 BMA 类模型（BMA3, BMA2），而不含模式降水因子模型（MLR1, BMA1）在多个月份出现负的相关系数。综合来看，除了动力学降尺度外，包含模式降水因子的多元线性回归模型（MLR3, MLR2）在黑河中游估计的月降水相关系数较高。

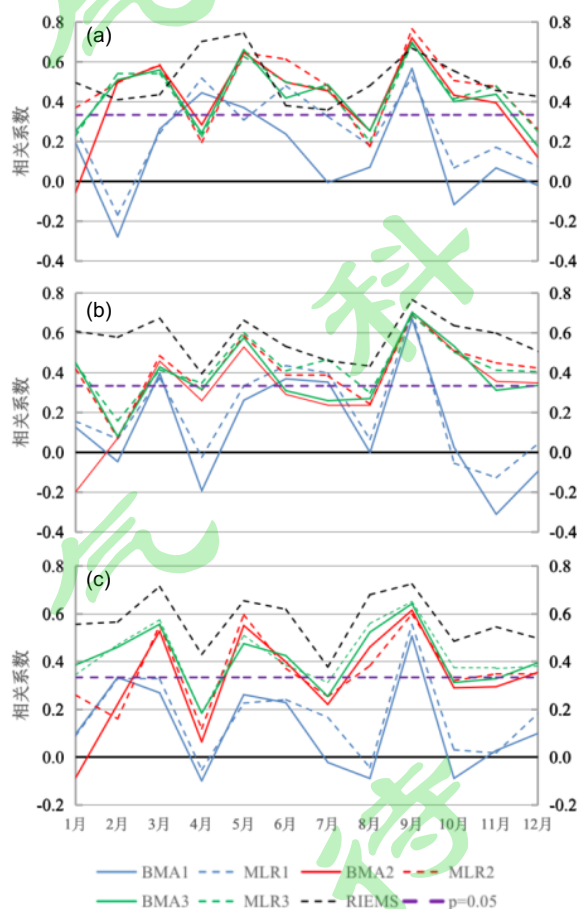


图 6 降尺度模型估计的 1980-2012 黑河流域月降水相关系数; (a) 上游; (b) 中游; (c) 下游

Fig.6 Correlation coefficient between the monthly precipitation (mm) estimated by

downscaling models and observation for 1980-2012 in upper reaches(a), middle reaches (b) and lower reaches (c) in Heihe river basin

图 6c 显示,在黑河流域下游七个降尺度模式的月降水相关系数随季节呈现比较规则的振荡型演变。在所有月份中相关系数最大的依然是动力降尺度降水,且都通过了 0.05 信度的显著性检验。相关系数最小的依然是不含模式降水因子的纯统计降尺度模型 (MLR1, BMA1),其绝大多数月份的降水相关系数都不显著,且在 4、7、8、10 月出现负值;而包含模式降水因子的降尺度模型 (MLR2, MLR3, BMA2, BMA3) 的降水相关系数介于动力降尺度降水与 MLR1 及 BMA1 之间,且明显高于后者。这说明,在黑河下游极端干旱区,引入模式降水因子能显著提高降尺度模型估计降水季节变化的能力,其中在大多数月份包含动力降尺度降水因子的统计-动力降尺度模型 (MLR3, BMA3) 的相关系数都略高于以统计方式引入模式降水因子的模型 (MLR2, BMA2),尽管后者使用了更多格点上的模式降水数据。

从整个黑河流域看,基于区域气候模式 RIEMS2.0 的动力降尺度降水的相关系数最高,其次是包含模式降水因子的降尺度模型 (MLR2, MLR3, BMA2, BMA3),其中在大多数月份统计-动力降尺度模型 (MLR3, BMA3) 要高于模型 (MLR2, BMA2),不包含模式降水因子模型 (MLR1, BMA1) 的相关系数最低,仅在黑河中游的几个月高于包含模式降水因子的模型。

4.3 月降水方差百分率

降尺度模型月降水估计方差占观测值的比例反映降尺度模式对降水方差季节变化的模拟水平。图 7 显示动力降尺度降水估计的月降水方差远大于观测降水方差(%),且存在明显的季节差异。其中,在黑河上游动力降尺度与统计降尺度模型之间方差百分率差异在所有月份中最明显,且在夏季达到最大(图 7a),在黑河中、下游的春、夏季节二者比较接近,但在冬季差异很大,动力降尺度降水的方差是观测值的 2~3 倍(图 7b, c)。

统计降尺度模型估计的月降水方差百分率随季节起伏不大,几乎都低于 100%,其中 MLR 类模型的降水方差更接近于观测值, BMA 类模型的降水方差太小,几乎都低于观测值的 50%。在 MLR 类模型中, MLR2 和 MLR3 方差最大,最接近于观测值, MLR1 的方差最小;在 BMA 类模型中, BMA3 最大, BMA1 次之, BMA2 最小。这说明在统计降尺度模型中引入模式降水因子能有效的提高月降水估计方差,且避免了动力降尺度降水在冬季的异常偏大的方差估计,其中包含模式降水因子的多元回归模型 (MLR2, MLR3) 的月降水方差最接近于观测值。

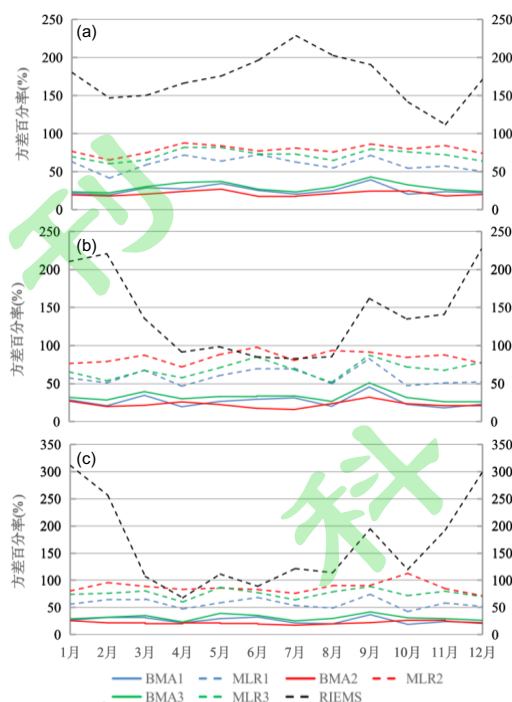


图 7 降尺度模型估计的 1980-2012 黑河流域月降水方差百分率; (a) 上游; (b) 中游; (c) 下游.

Fig.7 Percentage of monthly precipitation variance over its climate mean produced by downscaling models for 1980-2012 in Heihe river basin.; (a) upper reaches, (b) middle reaches; (c) lower reaches.

4.4 “负降水”偏差

在干旱区或降水稀少季节降水的统计降尺度模式的结果容易出现“负降水”偏差，原因是模式估计降水存在误差，当估计的“负降水”距平超过了降水量本身时就易出现“负降水”。这种情况在降水稀少季节或极端干旱区容易出现。从图 8 中可以看到，在黑河上、中、下游均有“负降水”出现，出现频次递增，即下游极端干旱区频次最高，中游次之，上游最低，并且“负降水”频次在冬半年最高，夏季最少。MLR 类降尺度模型的“负降水”频次远高于 BMA 类模型，其主要原因是 BMA 类模型的方差太小（图 7），因而误差也很小（图 5），大多 BMA 类降尺度模型估计的降水负距平幅度难以超过降水量本身。在黑河上游 BMA 类模型的估计结果没有“负降水”出现（图 8a），在中游仅出现在 1-4 月（图 8b），在下游，除了 7、8 月份都有“负降水”出现，但频次低于每 33 年 3 次（图 8c），其中不含模式降水因子的模型 BMA1 的“负降水”频次高于含模式降水因子模型 BMA2 或 BMA3。这说明引入模式降水因子能降低 BMA 类模型“负降水”出现频次。

MLR 类模型的月降水估计方差较大，因而“负降水”出现的频次也相对较

高，且主要出现在冬半年。“负降水”频次在黑河上、中游较低（图 8a,b），下游比较高，超过 9 次/33 年（图 8c）。这说明，多元线性回归统计降尺度模型的降水估计在干旱区，特别是极端干旱区，或降水稀少的冬季容易出现“负降水”偏差，其中，MLR3 的“负降水”频次较低，MLR1 较高，MLR2 居中，说明在 MLR 类降尺度模型中引入模式降水因子能在一定程度上降低“负降水”偏差出现的频次，其中引入动力降尺度降水因子（通过双线性插值得到的站点降水）的模型（MLR3）效果最明显。

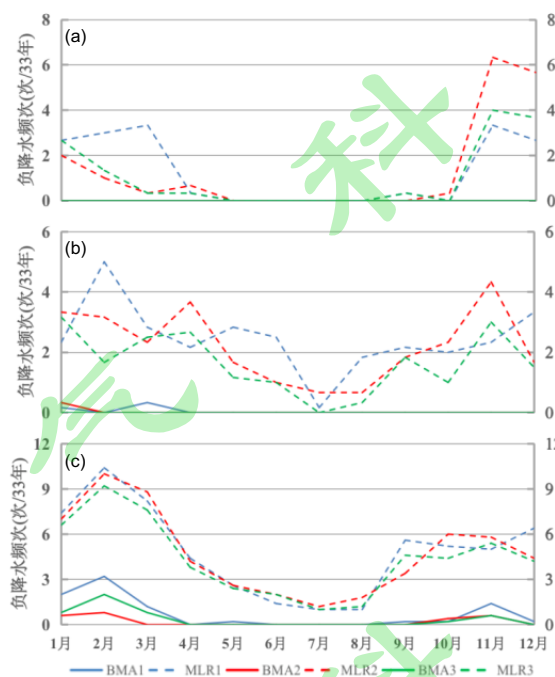


图 8 降尺度模型估计的 1980-2012 黑河流域站点平均月降水“负降水”次数（次/33 年）；
（a）上游；（b）中游；（c）为下游。

Fig.7 Negative monthly precipitation number (rate/33a) averaged over the stations for 1980-2012 in upper reaches (a), middle reaches(b) and lower reaches in Heihe river basin, estimated by downscaling models.

5 结论与讨论

本文基于区域气候模式(动力降尺度)的高分辨率格点输出数据，使用 MLR 和 BMA 两类统计降尺度模型，估计了 1980-2012 年黑河流域 14 个站点逐月降水量，比较了不同因子组合统计降尺度模型估计降水的统计特征，通过评估七种模型的统计参数的差异得到以下结论：

（1）动力降尺度降水误差大且方差也大，远超观测降水，其降水与观测值的相关系数最高且不会出现“负降水”偏差。其中上游祁连山区误差最大，中、下游干旱和极端干旱区误差较小，相对误差与此相反。

(2) 统计降尺度模型的降水误差小于动力降尺度模型,降水方差接近于观测值,其中包含模式降水因子的降尺度模型估计降水的相关系数较高,但低于动力降尺度模型,在下游极端干旱区或降水稀少季节会有“负降水”偏差出现。

(3) MLR 类模型的方差明显高于 BMA 类模型,前者更接近于观测值,后者方差太小,大多低于观测值的 50%,其“负降水”频次也远低于前者。

(4) 就区域平均而言,包含模式降水因子的降尺度模型误差小于不含模式降水因子模型,前者的方差更接近于观测值,其相关系数也高于后者。这种改进在黑河中、下游干旱或极端干旱区更为明显。

(5) 就区域平均而言,统计-动力降尺度模型(MLR3 和 BMA3)的误差与 MLR2 和 BMA2 相当,但 MLR2 和 MLR3 的方差更接近于观测值,相关系数也远大于 BMA3 和 BMA2。

(6) 动力降尺度逐月降水的相对误差和方差最大,且主要出现在冬半年,而统计降尺度模型的误差和方差季节差异较小,其中包含模式降水因子的模型误差最小。

上述结果表明,基于高分辨率气候模式的动力降尺度降水在黑河流域仍存在较大偏差,需要统计订正。动力和统计降尺度模型估计的降水在黑河流域站点降水的统计特征差异较大,其中包含动力降尺度降水因子的统计-动力降尺度模型(MLR3, BMA3)的统计性质比较稳定,在各项参数综合评估中较优,原因是这两种统计降尺度模型综合了动力降尺度和统计降尺度的优点。换句话说,包含动力降尺度降水的统计降尺度模型,可以视为是对高分辨率动力降尺度降水偏差的多元统计订正。其中,MLR 类模型的方差大,相关系数高,适合于黑河流域降水年际变化的降尺度估计。而 BMA 类模型,因误差和方差小,更适合于黑河流域多年气候平均降水的降尺度估计。其中,在统计降尺度模型中引入模式动力降尺度降水因子可以明显降低站点降水估计的不确定性。

参考文献

- Chen H P, Sun J Q, Lin W Q, et al. 2020. Comparison of CMIP6 and CMIP5 models in simulating climate extremes [J]. Science Bulletin, 65(17):1415–1418. doi: 10.1016/j.scib.2020.05.015
- Chen J, Brissette F P, Leconte R. 2014. Assessing regression-based statistical approaches for downscaling precipitation over North America[J]. Hydrological Processes, 28(9): 3482–3504. doi: 10.1002/hyp.9889
- 陈杰, 许崇育, 郭生练, 等. 2016. 统计降尺度方法的研究进展与挑战[J]. 水资源研究, 5(4): 299–313. Chen Jie, Xu Chongyu, Guo Shenglian, et al. Progress and challenge in statistically downscaling climate model outputs [J]. Journal of Water Resources Research (in Chinese), 5(4): 299–313. doi: 10.12677/jwrr.2016.54037
- Chen J, Zhang XJ. 2021. Challenges and potential solutions in statistical downscaling of

- precipitation[J]. *Climatic Change*, 165(3-4): 63. doi: 10.1007/s10584-021-03083-3
- 陈晓晨, 徐影, 许崇海, 等. 2014. CMIP5 全球气候模式对中国地区降水模拟能力的评估[J]. *气候变化研究进展*, 10(03): 217–225. Chen Xiaochen, Xu Ying, Xu Chonghai, et al. 2014. Assessment of precipitation simulations in China by CMIP5 multi-models [J]. *Climate Change Research (in Chinese)*, 10(03):217–225. doi:10.3969/j.issn.1673-1719.2014.03.011
- 程国栋, 肖洪浪, 徐中民, 等. 2006. 中国西北内陆河水问题及其应对策略——以黑河流域为例 [J]. *冰川冻土*, 28: 406–413. Cheng Guodong, Xiao Honglang, Xu Zhongmin, et al. 2006. Water issue and its countermeasure in the inland river basins of Northwest China—A case study in Heihe River Basin [J]. *Journal of glaciology and geocryology (in Chinese)*, 28: 406–413.
- Dai X G, Wang P. 2017. A new classification of large-scale climate regimes around the Tibetan Plateau based on seasonal circulation patterns[J]. *Advances in Climate Change Research*, 8(1): 26–36. doi: 10.1016/j.accre.2017.01.001
- Dai X G, Wang P. 2018. Identifying the early 2000s hiatus associated with internal climate variability [J]. *Scientific Report*, 8:13602. doi: 10.1038/s41598-018-31862-z
- 戴新刚, 汪萍. 2020. 亚洲中部干旱气候研究综述与机理分析[J]. *沙漠与绿洲气象*, 14(1):1–12.
- Dai Xingang, Wang Ping. 2020. A review of aridity studies for central Asia with mechanism analysis[J]. *Desert and Oasis Meteorology(in Chinese)*, 14(1):1–12. doi : 10.12057/j.issn.1002-0799.2020.01.001
- Dee D P, Uppala S M, Simmons A J, et al. 2011. The ERA-interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656):553–597. doi: 10.1002/qj.828
- Denis B, Laprise R, Caya D, et al. 2002. Downscaling ability of one-way nested regional climate models: the Big-Brother Experiment[J]. *Climate Dynamics*, 18(8):627–646. doi: 10.1007/s00382-001-0201-0
- Dickinson R E, Errico R M, Giorgi F, et al. 1989. A regional climate model for the western United-States[J]. *Climatic Change*, 15(3):383–422. doi: 10.1007/BF00240465
- Duan Q, Ajami N K, Gao X, et al. 2007. Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging[J]. *Advances in Water Resources*, 30(5):1371–1386. doi: 10.1016/j.advwatres.2006.11.014
- 段青云, 夏军, 缪驰远, 等. 2016. 全球气候模式中气候变化预测预估的不确定性[J]. *自然杂志*, 38(03): 182–188. Duan Qingyun, Xia Jun, Miao Chiyuan, et al. 2016. The uncertainty in climate change projections by global climate models [J]. *Chinese Journal of Nature (in Chinese)*, 38(03): 182–188. doi:10.3969/j.issn.0253-9608.2016.03.004
- 范丽军, 符淙斌, 陈德亮. 2005. 统计降尺度法对未来区域气候变化情景预估的研究进展[J]. *地球科学进展*, 03:320-329. Fan L, Fu C, Chen D-L. 2005. Review on creating future climate change scenarios by statistical downscaling techniques. *Advances in Earth Science*, 03:320-329, doi: 1001-8166(2005)03-0320-10
- Frey-Buness F, Heimann D, Sausen R. 1995. A statistical-dynamical downscaling procedure for

- global climate simulations[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 50(3-4): 117–131. doi: 10.1007/BF00866111
- 符淙斌,王淑瑜,熊喆,等. 2004. 亚洲区域气候模式比较计划的进展[J]. *气候与环境研究*, 9(02):225–239. Fu Congbin, Wang Shuyu, Xiong Zhe, et al. 2004. Progress report on regional climate model intercomparison project for Asia [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 9(02):225–239. doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2004.02.01
- Fuentes U, Heimann D. 2000. An improved statistical-dynamical downscaling scheme and its application to the Alpine precipitation climatology[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 65(3-4): 119-135.doi:10.1007/s007040070038
- Fuentes U, Heimann D. 1996. Verification of statistical-dynamical downscaling in the Alpine region[J]. *Climate Research*, 7(2): 151–168. doi: 10.3354/cr007151
- 高学杰, Filippo G. 2017. RegCM 区域气候模式系统在东亚地区的应用—回顾与展望 [J]. *Engineering*, 3(05): 409–421. Gao Xuejie, Filippo G. 2017. Use of the RegCM System over East Asia: Review and Perspectives [J]. *Engineering*, 3(05): 766–772. doi: 10.1016/J.ENG.2017.05.019
- 高艳红, 程国栋. 2008. 黑河流域陆地—大气相互作用研究的几点思考 [J]. *地球科学进展*, 23(7): 779–784. Gao Yanhong, Cheng Guodong. 2008. Several points on mass and energy interaction between land surface and atmosphere in the Heihe River Basin [J]. *Advances in Earth Science (in Chinese)*, 23(7): 779–784. doi: 10.11867/j.issn.1001-8166.2008.07.0779
- 管晓丹, 马洁茹, 黄建平, 等. 2019. 海洋对于干旱半干旱区气候变化的影响 [J]. *中国科学: 地球科学*, 49(6): 895–912. doi: 10.1360/N072018-00233. Guan Xiaodan, Ma Jieru, Huang Jianping, et al. 2019. Impact of oceans on climate change in drylands [J]. *Science China Earth Sciences (in Chinese)*, 62(6): 891–908. doi: 10.1007/s11430-018-9317-8
- 韩雪, 魏凤英. 2010. 中国东部夏季降水与东亚垂直环流结构及其预测试验[J]. *大气科学*, 34(03): 533–547. Han Xue, Wei Fengying. 2010. The influence of vertical atmospheric circulation pattern of over East Asia on summer precipitation in the east of China and its forecasting test [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 34(03): 533–547. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2010.03.07
- Hellström C, Chen D L, Achberger C, et al. 2001. Comparison of climate change scenarios for Sweden based on statistical and dynamical downscaling of monthly precipitation[J]. *Climate Research*, 19(1):45–55. doi: 10.3354/cr019045
- Hugonnet R, McNabb R, Berthier E, et al. 2021. Accelerated global glacier mass loss in the early twenty-first century[J]. *Nature*, 592: 726–731. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03436-z>
- IPCC. 2014. *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [M]. Cambridge, UK and New York, USA: Cambridge University Press, 1132pp
- 刘赛艳, 黄强, 王义民, 等. 2015. 基于统计降尺度和 CMIP5 模式的泾河流域气候要素模拟与预估 [J]. *农业工程学报*, 31(23): 138–144. Liu Saiyan, Huang Qiang, Wang Yimin, et al. 2015. Simulation and prediction of climatic elements in Jinghe River Basin using

- downscaling method and CMIP5 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (in Chinese), 31(23): 138–144. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.23.018
- 刘芸芸, 丁一汇. 2020. 2020 年超强梅雨特征及其成因分析 [J]. 气象, 46(11): 1393–1404.
- Liu Yunyun, Ding Yihui. 2020. Characteristics and possible causes for the extreme Meiyu in 2020 [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 46(11): 1393–1404. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.11.001
- 马柱国, 符淙斌, 杨庆, 等. 2018. 关于我国北方干旱化及其转折性变化 [J]. 大气科学, 42(04): 951–961. Ma Zhuguo, Fu Congbin, Yang Qing, et al. 2018. Drying trend in northern China and its shift during 1951—2016 [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 42 (4): 951–961. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1802.18110
- Mehrotra R, Evans J P, Sharma A, et al. 2014. Evaluation of downscaled daily rainfall hindcasts over Sydney, Australia using statistical and dynamical downscaling approaches[J]. Hydrology Research, 45(2): 226–249. doi: 10.2166/nh.2013.094
- Mo R, Straus D M. 2002. Statistical-dynamical seasonal prediction based on principal component regression of GCM ensemble integrations[J]. Monthly Weather Review, 130(9): 2167–2187. doi: 10.1175/1520-0493(2002)130<2167:SDSPBO>2.0.CO;2
- Murphy J. 1999. An evaluation of statistical and dynamical techniques for downscaling local climate[J]. Journal of Climate, 12(8): 2256–2284. doi: 10.1175/1520-0442(1999)012<2256:AEOSAD>2.0.CO;2
- 祁晓凡, 李文鹏, 李海涛, 等. 2017. 基于 CMIP5 模式的干旱内陆河流域未来气候变化预估[J]. 干旱区地理, 40(05):987–996. Qi Xiaofan, Li Wenpeng, Li Haitao, et al. 2017. Future climate change prediction of arid inland river basin based on CMIP5 model [J]. Arid Land Geography (in Chinese), 40(05):987–996. doi: 10.13826/j.cnki.cn65-1103/x.2017.05.008
- Raftery A E, Gneiting T, Balabdaoui F, et al. 2005. Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles[J]. Monthly Weather Review, 133(5): 1155–1174. doi: 10.1175/MWR2906.1
- Su H, Xiong Z, Yan X, et al. 2019. An evaluation of two statistical downscaling models for downscaling monthly precipitation in the Heihe River Basin of China [J]. Theoretical and Applied Climatology, 138(3-4): 1913–1923. doi: 10.1007/s00704-019-02925-6
- Su H, Xiong Z, Yan X, et al. 2017. Comparison of monthly rainfall generated from dynamical and statistical downscaling methods: a case study of the Heihe River Basin in China[J]. Theoretical and Applied Climatology, 129(1-2): 437–444. doi: 10.1007/s00704-016-1771-4
- 孙丞虎, 崔童, 李维京, 等. 2019. 动力和统计预测信息融合预测方法及对我国夏季降水预测的检验[J]. 地球物理学报, 62(11):4110–4119. Sun Chenghu, Cui Tong, Li Weijing, et al. 2019. A merging method for dynamic model and statistical predictions and evaluating of summer precipitation prediction skill in China [J]. Chinese Journal of Geophysics (in Chinese), 62(11):4110–4119. doi: 10.6038/cjg2019M0646
- 王会军, 唐国利, 陈海山, 等. 2020. “一带一路”区域气候变化事实、影响及可能风险 [J]. 大气科学学报, 43(01): 1–9. Wang Huijun, Tang Guoli, Chen Haishan, et al. 2020. The Belt

- and Road region climate change: facts, impacts and possible risks [J]. Transactions of Atmospheric Sciences (in Chinese), 43(01): 1–9. doi: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20191110003
- Wetterhall F, Bárdossy A, Chen D, et al. 2006. Daily precipitation–downscaling techniques in three Chinese regions[J]. Water Resources Research, 42(11):W11423(13p). doi: 10.1029/2005WR004573
- Widmann M, Bretherton C S, Salathé Jr P. 2003. Statistical precipitation downscaling over the Northwestern United States using numerically simulated precipitation as a predictor[J]. Journal of Climate, 16(5): 799–816. doi: 10.1175/1520-0442(2003)016<0799:SPDOTN>2.0.CO;2
- Wigley T M L, Jones P D, Briffa K R, et al. 1990. Obtaining sub-grid-scale information from coarse-resolution general circulation model output[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 95(D2): 1943–1953. doi: 10.1029/JD095iD02p01943
- 熊喆, 符淙斌. 2006. RIEMS 中积云对流参数化方案对我国降水的影响[J]. 气候与环境研究, 11(03):387–394. Xiong Zhe, Fu Congbin. Impact of convective parameterization on RIEMS simulation of summer precipitation[J]. Climate and Environmental Research (in Chinese), 11(03):387–394. doi: 10.3878/j.issn.1006-9585.2006.03.16
- 熊喆, 符淙斌, 延晓冬. 2009. 区域环境集成系统模式以及对我国夏季季风的模拟研究 [J]. 科学通报, 54(18): 2826–2834. Xiong Zhe, Fu Congbin, Yan Xiaodong. 2009. Regional integrated environmental model system and its simulation of East Asia summer monsoon [J]. Chinese Science Bulletin, 54(22): 4253–4261. doi: 10.1007/s11434-009-0669-2
- Xiong Z, Fu C B, Zhang Q. 2006. On the Ability of the Regional Climate Model RIEMS to Simulate the Present Climate over Asia [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 25(05): 784–791. doi: 10.1007/s00376-006-0784-9
- 熊喆, 延晓冬. 2014. 黑河流域高分辨率区域气候模式建立及其对降水模拟验证 [J]. 科学通报, 59(07): 605–614. Xiong Zhe, Yan Xiaodong. 2013. Building a high-resolution regional climate model for the Heihe River Basin and simulating precipitation over this region [J]. Chinese Science Bulletin, 58(36): 4670–4678. doi: 10.1007/s11434-013-5971-3
- 徐忠峰, 韩瑛, 杨宗良. 2019. 区域气候动力降尺度方法研究综述. 中国科学: 地球科学, 49: 487 – 498. doi: 10.1360/N072018-00075. Xu Z, Han Y, Yang Z. 2019. Dynamical downscaling of regional climate: A review of methods and limitations. Science China Earth Sciences, 62: 365–375, <https://doi.org/10.1007/s11430-018-9261-5>
- 张蓓, 戴新刚. 2016. 2006~2013 年 CMIP5 模式中国降水预估误差分析[J]. 大气科学, 40(05): 981-994. Zhang Bei, Dai Xin'gang. 2016. Assessment of the deviation of China precipitation projected by CMIP5 models for 2006-2013 [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 40(05): 981–994. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.1511.15212
- 张蓓, 戴新刚, 杨阳. 2019. 21 世纪前期中国降水预估及其订正[J]. 大气科学, 43(06):1385-1398. Zhang Bei, Dai Xingang, Yang Yang. 2019. Projection of China Precipitation and Its Bias Correction for the Early 21st Century. Climate and Environmental Research, 43(06):1385-1398. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1902.18221

- 张冬峰, 高学杰. 2020. 中国 21 世纪气候变化的 RegCM4 多模拟集合预估[J]. 科学通报, 65(23): 2516–2526. Zhang Dongfeng, Gao Xuejie. Climate change of the 21st century over China from the ensemble of RegCM4 simulations [J]. Chinese Science Bulletin (in Chinese), 65(23): 2516–2526. doi: 10.1360/TB-2020-0231
- 张济世, 康尔泗, 姚进忠, 等. 2004. 黑河流域水资源生态环境安全问题研究[J]. 中国沙漠, 24(4): 425–430. Zhang Jishi, Kang Ersi, Yao Jinzhong, et al. 2004. Research on water resources and eco-environment safety in Heihe River Basin [J]. Journal of Desert Research (in Chinese), 24(4): 425–430
- 张杰, 李栋梁. 2004. 祁连山及黑河流域降雨量的分布特征分析[J]. 高原气象, 23(1): 81–88. Zhang Jie, Li Dongliang. 2004. Analysis on distribution character of rainfall over Qilian Mountain and Heihe Valley [J]. Plateau Meteorology (in Chinese), 23(1): 81–88.
- Zhang X, Yan X. 2015. A new statistical precipitation downscaling method with Bayesian model averaging: a case study in China[J]. Climate Dynamics, 45(9-10):2541–2555. doi: 10.1007/s00382-015-2491-7
- 赵得明, 符淙斌, 延晓冬. 2009. 区域环境集成模拟系统 RIEMS 2.0 对中国多年降水和气温模拟能力分析 [J]. 科学通报, 54(16): 2379–2387. Zhao Deming, Fu Congbin, Yan Xiaodong. 2009. Testing the ability of RIEMS2.0 to simulate multi-year precipitation and air temperature in China [J]. Chinese Science Bulletin, 54(17): 3101–3111. doi: 10.1007/s11434-009-0178-3
- Zhou T, Ren L, Zhang W. 2021. Anthropogenic influence on extreme Meiyu rainfall in 2020 and its future risk[J]. Scientia Sinica Terrae (accepted). <https://doi.org/10.1360/SSTe-2020-0325>