

BCC-CPSv3 次季节降水预测在长江流域汛期的检验评估

孙 晨^{1,2,3}, 杨青青⁴, 吴碧琼², 杜良敏^{1,3}, 洪佳颖⁵

1 武汉区域气候中心, 武汉 430074

2 智慧长江与水电科学湖北省重点实验室, 湖北宜昌 443000

3 三峡国家气候观象台, 湖北宜昌 443002

4 荆州市气象局, 湖北荆州 434020

5 恩施州巴东县气象局, 湖北恩施 445000

提 要: 基于北京气候中心第3代气候模式系统的第2代次季节至季节预测子系统(BCC-CPSv3-S2Sv2, 以下简称 CPSv3)模式的次季节降水预测结果, 采用多种评估检验方法对模式在长江流域汛期的预测效果进行检验, 评估模式在长江流域汛期次季节逐日/逐旬降水的预测技巧, 研究模式误差特征, 分析模式降水可用预测时效。结果表明: CPSv3 模式对于长江流域汛期降水整体存在系统性高估, 在长江中下游的预测技巧高于长江上游; 模式逐旬预测技巧随着起报时间的临近而提高, 但旬内提前 5 d 预测的 BS 评分优于提前 1 d 的预测; 模式对于长江流域汛期逐日定量预测的有效预测时间为 1 旬左右, 对于汛期降水异常的趋势预测检验也与之类似, 提前 1 旬预测的技巧明显高于提前 2 旬的结果; 对汛期降水异常的概率预测结果分析显示提前 2~3 旬的预测也有一定的参考价值。此外, 模式在实况降水整体偏少情况下的预测技巧总体高于降水偏多情况, 对中雨及以上量级降水的预报能力仍有较大改进空间。

关键词: 次季节至季节, CPSv3 模式, 降水预测, 长江流域

中图法分类号: P462

文献标志码: A

doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2025.011301

Performance Evaluation of BCC-CPSv3 Sub-seasonal Precipitation Prediction in the Flood Season of the Yangtze River Basin

SUN Chen^{1,2,3} YANG Qingqing⁴ WU Biqiong² DU Liangmin^{1,3} HONG Jiaying⁵

1 Wuhan Regional Climate Center, Wuhan 430074

2 Hubei Key Laboratory of Intelligent Yangtze and Hydroelectric Science, Yichang 443000

3 Three Gorges National Climatological Observatory, Hubei, Yichang 443002

4 Jingzhou Meteorological Bureau, Hubei, Jingzhou 434020

5 Enshi Badong County Meteorological Bureau, Hubei, Enshi 445000

Abstract: Based on the prediction results of Beijing Climate Center-climate prediction system version 3-subseasonal to seasonal version 2 (BCC-CPSv3-S2Sv2), various evaluation and test

中国气象局复盘总结专项 (FPZJ2024-084)、湖北省自然科学基金项目 (2023AFD103)、中国长江电力股份有限公司项目 (2423020048)和武汉市气象科技联合基金项目 (2024020901030459) 共同资助

2024年4月8日收稿; 2025年1月13日收定稿

第一作者: 孙晨, 主要从事短期气候预测及气候模式研究. E-mail: 649026538@qq.com

通信作者: 杨青青, 主要从事应用气象、农业气象及应用研究. Email: 2249448735@qq.com

methods are used to test the prediction effect of the model in the flood season of the Yangtze River Basin, and to evaluate the prediction skills of daily/ten-day precipitation in the flood season of the Yangtze River Basin. The model error characteristics are studied, and the available forecasting time-scale of model precipitation is analyzed. The results show that the model has systematically overestimated the precipitation in flood season in the Yangtze River Basin as a whole, and the prediction skill in the middle and lower reaches of the Yangtze River is higher than that in the upper reaches of the Yangtze River; the decade prediction skill of the model is improved with the approaching of the starting time, but the BS score predicted 5 days ahead is better than that predicted 1 day ahead. The effective prediction time of the model for the daily quantitative prediction of the flood season in the Yangtze River Basin is about ten days, and the qualitative prediction of the precipitation anomaly in the flood season is similar: the prediction skill of 1 decade ahead is obviously higher than that of 2 decade ahead; analysis of the results of the probabilistic prediction of precipitation anomalies during the flood season shows that the prediction of 2 to 3 decade ahead also has some reference value. In addition, the prediction skill of model under the less rain scenario is better than that under the more rain scenario, there is still much room for improvement in the forecasting capability for precipitation of moderate rainfall and above.

Key words: Sub-seasonal to seasonal; CPSv3 model; Precipitation forecast; Yangtze River Basin

引 言

次季节至季节（S2S）预测的时间尺度介于天气预报和季节预测之间，可衔接天气预报和气候预测以建立起无缝隙天气/气候预测系统，更好地满足水利、农业和公共卫生等部门的服务需求（金荣花等，2019；White et al，2017）。但受到大气初始信号快速衰减和边界条件难以充分表达的影响，次季节预测的预测技巧较天气预报和气候预测均相对较低，这也制约了次季节预测研究与业务化的进展（Wu et al，2022）。近年来，为了次季节预测技巧的提升以及增进对其可预报性来源和应用的理解，世界气候研究计划等组织发起了 S2S 预测研究项目（Vitart et al，2017），中国气象局作为 S2S 预测研究项目的参与成员，开发了北京气候中心第 3 代气候模式系统的第 2 代次季节至季节预测子系统（BCC-CPSv3-S2Sv2，以下简称 CPSv3）模式，可提供未来 60 d 逐日预测和 13 个月的月预测，在 2020 年底投入准业务运行开展 S2S 预测（刘绿柳等，2023）。虽然 S2S 模式发展取得一定进步，但模式误差仍客观存在，因此对模式结果进行客观评估，是减小 S2S 模式预报误差和改进

S2S 模式预报能力的应用基础 (Huang et al, 2022; White et al, 2022)。

目前已有许多学者对不同 S2S 模式的预报效果进行了检验, 如 Coelho et al (2018) 检验了欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) S2S 模式降水数据在南美的预测表现。也有学者对比分析了参与 S2S 项目的中国气象局 (CMA) 和 ECMWF 模式在北半球海洋性大陆次季节降水的预测技巧, 发现 ECMWF 模式的预报性能整体优于 CMA 模式, 但 ECMWF 模式随着预报时效的增加往往会产生湿偏差, 而 CMA 模式在大部分地区提前 2~4 周预报的平均误差基本保持不变 (Lyu et al, 2022); Liu et al (2021) 考察了大气环流模式 (BCC_AGCM2.2) 对中国东部夏季降雨的次季节预测能力, 并基于多成员预报评估了中国东部夏季降雨的可预测性; 林倩等 (2019) 对 S2S 预测研究项目 11 个预报中心发布的降水预测在全球尺度上进行了确定性评价; 庞轶舒等 (2021) 分析了 8 个次季节模式对四川汛期极端降水事件的预测能力, 发现各模式在川西高原的预测技巧较高, 盆地东部、攀西地区预测技巧较低。

综上所述, 许多学者对次季节预测的理论基础、模式发展等做了大量工作 (Rivoire et al, 2023; 郭渠等, 2021; De Andrade et al, 2021), 但目前 S2S 模式的预测尤其是降水的预测与实况仍存在较大偏差, 这也制约了 S2S 预测在各方面的应用 (邵宇行等, 2023; Baker et al, 2020)。长江流域社会经济发展水平较高、人口密度较大, 科技产业密集, 是我国重要的经济走廊, 极端天气和气象灾害往往更易造成较大的经济损失 (尹家波等, 2021)。联合国政府间气候变化专门委员会 (IPCC) 最新评估报告指出, 全球变暖增加了极端降水等发生的可能性和严重性 (IPCC, 2022), 而未来几十年是长江经济带建设、发展的关键期, 客观上增加了对长江流域次季节降水预测的需求。因此无论是从发展天气气候尺度的无缝隙预报还是从社会需求的角度, 在长江流域开展和实施 S2S 降水预测都具有重要的科学意义和广泛的社会应用价值 (White et al, 2017)。目前对于中国自主研发的 CPSv3 模式在长江流域 S2S 降水的预测结果进行评价的相关研究较少, 且在美国第二代气候预测系统 (CFSv2)、ECMWF 等 S2S 模式次季节预测结果的检验分析订正研究中的预测尺度通常集中于 4 周以内, 缺乏对 4 周之后的预测检验 (肖颖等, 2023; 杨露等, 2023)。因此, 在长江流域开展 CPSv3 模式汛期次季节降水预测的检验评估, 对于 CPSv3 模式推广应用和提升长江流域次季节降水预测能力有着重要意义 (Wang et al, 2020; Manzananas et al, 2018; Yang et al, 2017)。

1 资料与方法

1.1 基础数据

本文所用的资料主要包括站点资料及 CPSv3 模式数据，其中站点资料来源于国家气象信息中心整编的约 2400 个国家级气象观测站逐日气候观测数据集，从中筛选出位于长江流域且连续性较好的 675 个站点，如图 1 所示。本文模式数据则为 CPSv3 次季节尺度气候预测未来 60 d 的逐日降水数据，包括 2008—2020 年 5—8 月的回报数据以及 2021—2022 年的预测数据。预测数据为 CPSv3 模式 5—8 月逐日更新的未来 60 d 降水，每日启动 4 个并行业务，构成 4 个集合成员；而受限于计算资源，CPSv3 只开展了部分起报日的模式回报，每次模拟包含 4 个成员，具体起报日期如表 1 所列。

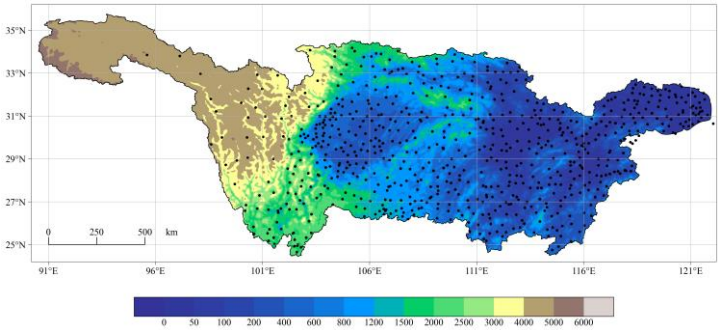


图 1 长江流域地形高度（填色，单位：m）及站点分布（圆点）

Fig.1 Topographic height (colored, unit: m) and meteorological observation stations (circle dot) of Yangtze River

表 1 CPSv3 模式回报起报日

Table 1 Start date of hindcasts by CPSv3 model

月份	模式回报的起报日期
5 月	1、2、3、4、5、6、8、9、10、11、12、13、15、16、17、18、19、20、22、23、24、25、26、27、29、30、31
6 月	1、2、3、5、6、7、8、9、10、12、13、14、15、16、17、20、21、23、24、27、28、30
7 月	1、4、5、7、8、11、12、14、15、18、19、21、22、25、26、28、29
8 月	1、2、4、5、8、9、11、12、15、16、18、19、22、23、25、26、29、30

1.2 检验方法

将 CPSv3 模式输出降水数据通过双线性插值法插值到站点后进行检验分析，采用相关系数（CC）、均方根误差（RMSE）、符号一致率（SCR）、公平技巧评分（ETS）和偏差评分（BIAS）等方法，对模式 4 个成员降水预报的均值进行确定性评价；通过布里尔评

分（BS）和受试者特征（ROC）曲线方法对模式多成员概率预报开展检验评估。为更细致地探讨模式的次季节预报能力，选取模式提前 1~6 旬的预测降水，以提前 1 旬为例，模式的起报时间为 5 月 22 日至 5 月 31 日，对未来 10 d 即 6 月 1—10 日的降水进行预测，提前 2~6 旬预测以此类推。

CC 可比较模式预测和站点实况之间的相关程度，能在统计意义上较好衡量模式的预测能力。

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o}_i)(f_i - \bar{f}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (o_i - \bar{o}_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f}_i)^2}} \quad (1)$$

式中： o_i 和 f_i 分别代表站点观测和模式预测降水， $\bar{o}_i$ 和 $\bar{f}_i$ 分别代表观测和预测降水均值， N 为样本数，当 N 为格点总数时代表空间相关， N 为时间序列时表示时间相关。相关系数越高，模式预报与实况更接近，模式性能越高（魏凤英，1999）。

RMSE 是一种用于衡量模式在连续性数据上的预测精度的指标，其衡量了预测与真实降水之间的均方根差异，表示模式和观测之间的一致性和离散程度。RMSE 越小表示模式与实况之间的误差越小，即模式的预报效果越好。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - o_i)^2}{N}} \quad (2)$$

SCR 主要是以预报和实况的距平符号是否一致为判断依据，采用逐站评判。当预测和实况距平符号一致时认为该站预测正确，主要体现的是预报和实况在异常上的相似程度，符号一致率越高表示预报效果越好。

$$SCR = \frac{N_i}{N} \times 100 \quad (3)$$

式中： N_i 代表模式与实测降水距平符号相同的站数， N 为参评总站数。

ETS 根据是否满足阈值（事件发生与否），对预报、观测进行分类并统计观测点上预报、观测事件发生的次数，进而衡量不同量级降水预报的准确程度（Casati et al, 2008）。相较于成功指数评分（TS），ETS 增加了对空报或漏报的惩罚，去除了随机预报的影响，评分结果更加公平。

$$ETS = \frac{N_A - r}{N_A + N_B + N_C - r}$$

$$r = \frac{(N_A + N_B)(N_A + N_C)}{N_A + N_B + N_C + N_D} \quad (4)$$

式中： N_A 为降水预报正确的站数， N_B 为漏报站数， N_C 为空报站数， N_D 为预报未发生且观测也未发生的站数。ETS 越接近于 1，表明对应的预报结果越准确（韦青等，2020）。

BIAS 主要用于衡量模式对某一量级降水的预报偏差，为预报区域内满足降水阈值的总站数与对应的实况降水总站数的比值。与 ETS 类似，越接近于 1，表明预报效果越好。

$$\text{BIAS} = \frac{N_A + N_C}{N_A + N_B} \quad (5)$$

BS 是用于衡量均方概率误差的一种评价函数，综合考虑了可靠性和不确定性，被广泛应用于定量降水概率预测中（赵琳娜等，2015）。

$$\text{BS} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (f_t - o_t)^2 \quad (6)$$

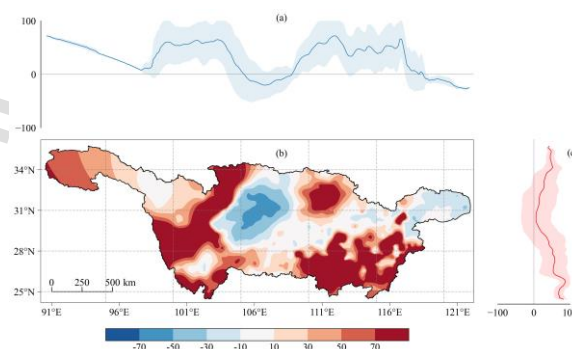
式中： f_t 为预测概率， o_t 为实况概率，当事件发生时 o_t 为 1，事件不发生 o_t 为 0， N 为参评总站数。BS 范围为 0~1，值越小则模式预报准确率越高（Hersbach, 2020）。

ROC 曲线通过将连续变量设定出多个不同的临界值，从而计算出一系列真正率（TPR）和假正率（FPR），再以假正率为横坐标、真正率为纵坐标绘制成曲线，曲线下面积（AUC）越大，预测准确性越高（Fawcett, 2006）。

2 结果分析

2.1 整体预测性能评估

图 2 给出了 CPSv3 模式 2008—2022 年 5—8 月逐日起报的降水与实况之间的平均偏差百分比。模式整体的降水预测相较实况偏大，同时存在明显的地区差异：对长江上游西部和两湖地区的 60 d 累计降水的高估超过了 70%，但在嘉陵江流域模式预测对降水是低估的，在嘉陵江中部地区的偏差百分比甚至可达 -50% 左右。模式在长江中游干流区间和下游地区有较好表现，但无论是经向平均还是纬向平均，模式对于降水均有明显高估，表明模式存在系统性偏差。



注：图 2a、2c 中阴影为标准误差。

图 2 CPSv3 模式 2008—2022 年 5—8 月逐日预测未来 60 d 累计降水与实况偏差百分比

(a) 经向平均，(b) 空间分布，(c) 纬向平均

Fig.2 Deviation percentage between the predicted precipitation in the next 60 d of the CPSv3 model and

observation precipitation from May to August 2008—2022

(a) meridional mean, (b) spatial distribution, (c) zonal mean

图 3 给出了模式 2008—2022 年 5—8 月逐日起报的 60 d 降水 RMSE 日历图，其中部分起报日缺少回报，因此仅用到预测数据。模式在不同起报时间的多年平均 RMSE 在 7~18 mm，随着起报时间的变化，RMSE 经历了先减小后增大的变化过程。分月来看，8 月尤其是 8 月下旬起报的预测结果明显好于其余月份，7 月次之，5 月底至 6 月起报未来 60 d 的 RMSE 是最大的。这与长江流域降水的气候特点密切相关：6 月和 7 月是长江流域降水量最大的两个月，模式预测降水量的绝对误差也比较大，因此，5 月底至 6 月的预测时段包含 6 月和 7 月，对应的 RMSE 也较大，而 7 月之后随着预测时段向后推移至盛夏乃至秋季，降水量减小，模式预测的 RMSE 也随之减小。

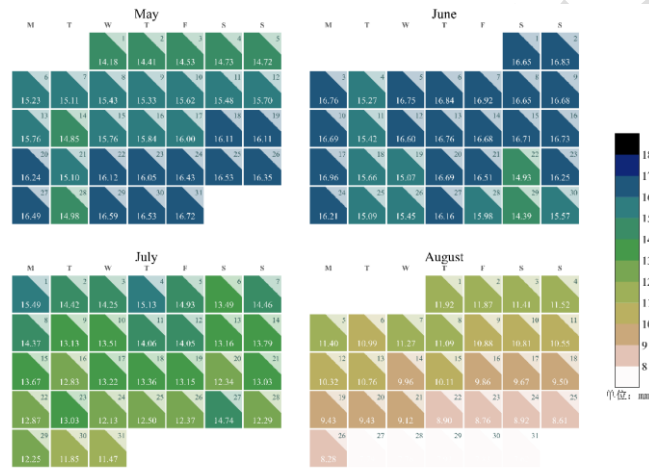


图 3 CPSv3 模式 2008—2022 年 5—8 月逐日预测未来 60 d 降水的 RMSE

Fig.3 RMSE of predicted precipitation in the next 60 d of the CPSv3 model from May to August 2008—2022

2.2 确定性预测技巧分析

从提前 1~6 旬预报的 2008—2022 年长江流域汛期 6—8 月降水时间相关系数（TCC）的空间分布（图 4）来看，CPSv3 模式提前 1~6 旬预报的汛期降水 TCC 在长江流域绝大多数地区均为正值，模式提前 1 旬预报的 TCC 显著高于其余起报时间，且在长江中下游大部地区超过 0.2。提前 2~3 旬预报的 TCC 迅速下降，且在青藏高原东侧的四川盆地开始出现负值，即模式在该地区的预报效果不理想，这可能与复杂下垫面与地形的快速变化相关：地形高度从 4 km 及以上的高原降至海拔几百米乃至几十米的盆地平原地区，模式可能难以表征和模拟出空间场上环流要素的快速变化特征（周秋雪等，2019）。此外，模式在金沙

江中部地区的 TCC 较高，提前 1~6 旬均是如此，即模式在金沙江中部有着稳定较好的预报技巧，提前 2 旬后模式预测降水的 TCC 变化较为平缓。

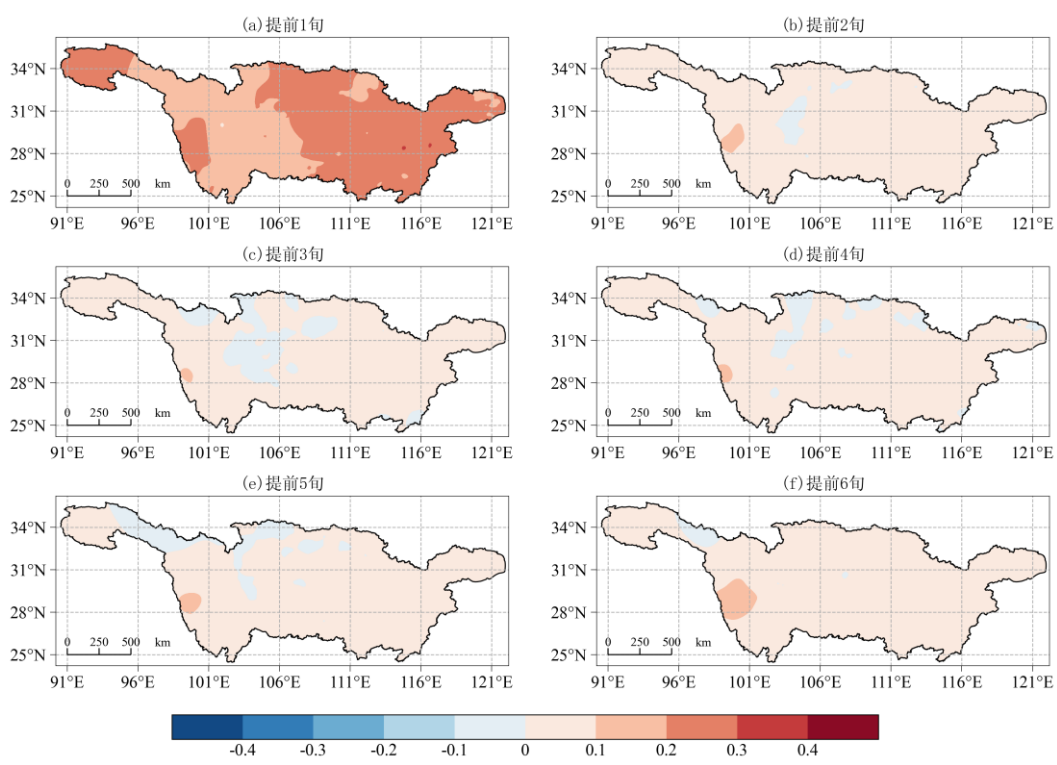


图 4 提前 1~6 旬预报长江流域汛期降水的时间相关系数

Fig.4 Temporal correlation coefficient of predicted precipitation in the flood season of the Yangtze River Basin for 1-6 decade ahead

图 5 为模式提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水空间相关系数的小提琴图和历年值。小提琴图作为箱形图与核密度图的结合体，除了能显示箱型图的统计数据外，还显示了数据的整体分布，小提琴图的宽度代表数据在该位置的密度，即较宽的部分代表空间相关系数在对应值出现的概率较高，较窄的部分则对应于空间相关系数在对应值较低的概率。提前 1 旬预报的空间相关系数大部分分布在 0~0.4，中位数在 0.17 左右，明显高于提前 2 旬的预报；提前 2~6 旬的空间相关系数的峰值与中位数基本保持一致，仅比 0 值略大，表明提前提前 2 旬以后的降水预测在空间相关系数上预报技巧非常有限。从图 5b 可看出，提前 1~30 d 的空间相关系数随起报时间的提前而快速下降，提前 30 d 后趋于稳定，而大部分年份的空间相关系数均大于 0。分年来看，预测效果最好的年份是 2010 年，该年提前 1~30 d 预报的降水空间相关系数几乎均是所有年份中最高的；此外，提前 30 d 以上预报时，2022 年的空间相关系数最高而 2020 年却显著低于其余年份。从实况来看 2020 年是长江流域汛期降水显著偏多年份，是 1951 年以来历史第 2，而 2022 年汛期降水严重偏少，降水量是历

史倒数第 3。

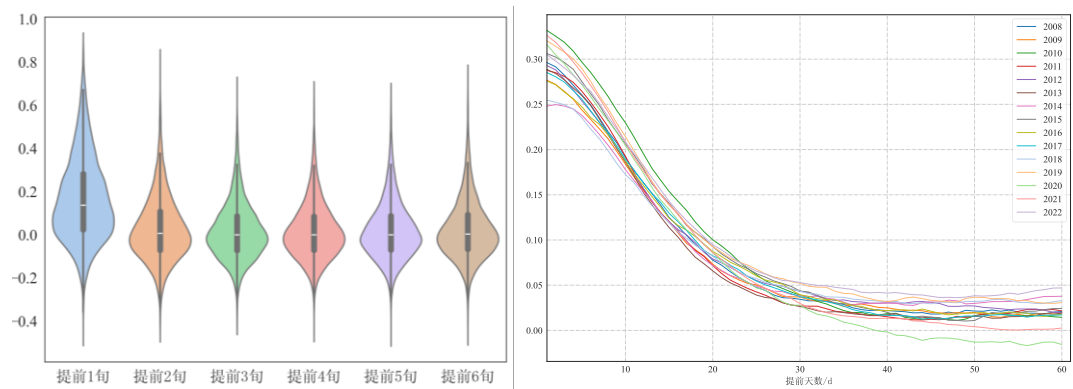
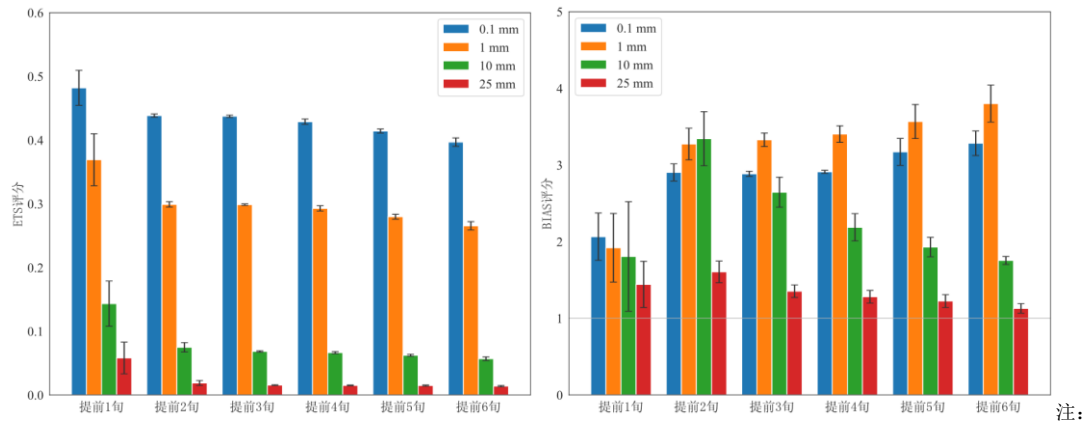


图 5 提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水空间相关系数的 (a) 小提琴图及 (b) 历年值

Fig.5 (a) Violin plots and (b) historical values of spatial correlation coefficients of predicted precipitation in the flood season of the Yangtze River Basin for 1—6 decade ahead

对模式汛期次季节降水进行偏差和相关检验分析后，对模式预测的逐日降水设定不同阈值进行评价，分别选取 0.1、1、10 和 25 mm 作为阈值，计算得到模式提前 1~6 旬的汛期逐日预测降水在不同阈值下的平均 BIAS 和 ETS 评分（图 6）。对于有无降水（0.1 mm 阈值），模式表现出较好的预报效果，提前 1 旬预报的 ETS 评分可达 0.48 左右，提前 2~3 旬预测的 ETS 评分大致相当，提前 3 旬后 ETS 评分呈梯级下降，但即使是 ETS 最低的提前 6 旬预测结果，评分也接近 0.4。模式对于小雨（1 mm 阈值）量级的降水也有较高技巧，ETS 评分大都在 0.3 附近波动。但对于中雨（10 mm 阈值）和大雨（25 mm 阈值），模式表现并不理想，尤其是对大雨量级的预测，提前 1 旬预测的 ETS 评分也仅达 0.06 左右，表明模式对强降水预报仍有一定的改进空间（King et al, 2020）。从 BIAS 评分来看，模式对所有量级降水提前 1~6 旬的预测 BIAS 评分都大于 1，即模式的降水预测整体偏大，这与图 2 中的模式降水预测存在系统性偏差一致。随着预测时间的提前，模式降水高估程度随之增大；当模式提前 1 旬预报时，对有无降水的高估程度最大，但提前 2 旬时小雨和中雨的 BIAS 评分最高，预报技巧最低，提前 3~6 旬时则是小雨的 BIAS 评分最高，0.1 mm 和 10 mm 阈值的 BIAS 评分次之，即提前 3~6 旬时小雨的预测技巧低于对有无降水和中雨的预测技巧。这表明在提前 1~2 旬的预测中，模式对日降水的系统性高估主要是对于小雨和中雨的高估。



图中误差线为标准差。

图6 不同阈值下提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水的 (a) ETS 评分和 (b) BIAS 评分

Fig.6 (a) ETS scores and (b) BIAS scores of predicted precipitation in flood season of the Yangtze River Basin for 1—6 decade ahead under different thresholds

2.3 夏季降水异常的预测检验

图 7 给出了模式提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水的距平符号一致率的空间分布。提前 1 旬时预测的长江流域汛期降水异常趋势与实况最为一致，大部分地区的距平符号一致率超过 60%，其中长江中下游大部分地区在 70%以上，局部超过 80%；金沙江中下游西部的距平符号一致率超过 70%（金沙江上游北部因为缺少观测站点而出现虚假高值区），这表明提前 1 旬时预测的 CPSv3 模式结果对长江中下游和上游西部的汛期降水异常较为准确。提前 2 旬时模式预测效果明显减退，特别是在两湖地区；提前 3 旬时的距平符号一致率与提前 2 旬的分布较为一致，均是在长江上中游北部高而在中下游干流南部低；提前 5~6 旬时嘉陵江东部和汉江北部的距平符号一致率反而比之前更高。总体来看，模式提前 1 旬时对长江流域大部的汛期降水异常具备较好地预测能力，在提前 2~6 旬的次季节尺度上，对于长江上游北部、中流干流北部和金沙江西部仍具有一定的预测能力，但对于金沙江下游东部和两湖地区的汛期降水异常预测能力较弱。

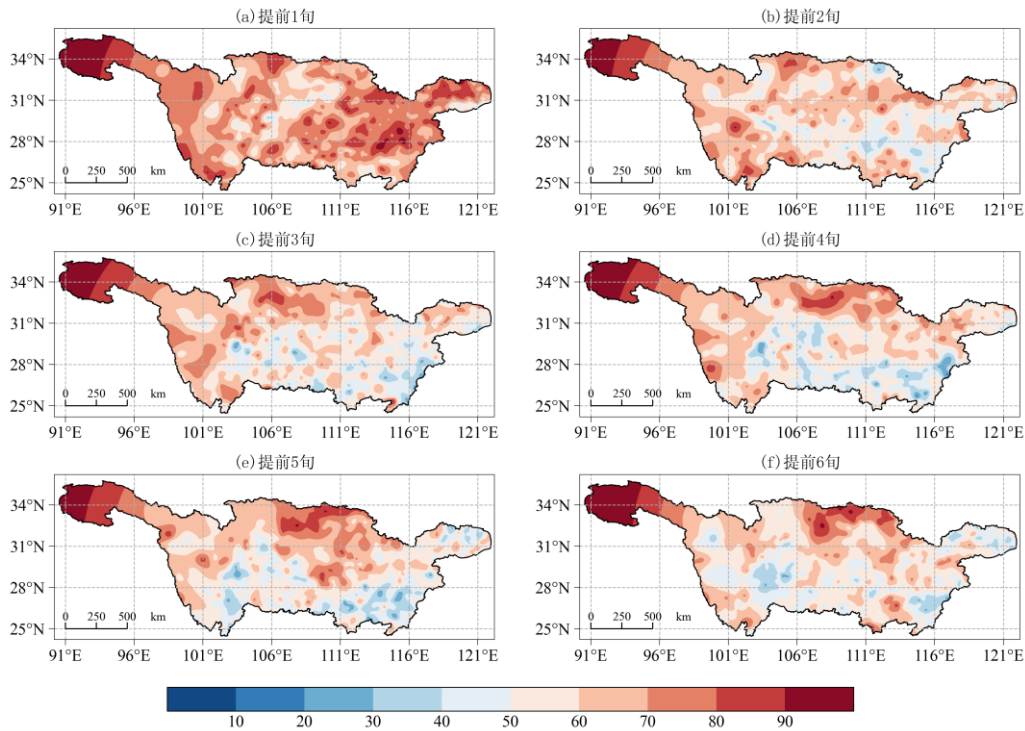


图 7 提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水的距平符号一致率

Fig.7 Temporal sign coincidence rate of predicted precipitation in the flood season of the Yangtze River Basin for 1-6 decade ahead

从各年的汛期预测降水与实况的距平符号一致率（图 8）来看，绝大多数年份的距平符号一致率在 40%以上，距平符号一致率的年际波动较大；2021 年的距平符号一致率是最高的，提前 1~6 旬的降水预测的距平符号一致率都超过了 80%，提前 1~3 旬的降水距平百分率更是超过了 90%；模式表现较好的有 2009 年、2011 和 2013 年，这些年份长江流域汛期整体降水均偏少，整体来看长江流域汛期降水偏少年份的距平符号一致率和空间相关系数要好于降水偏多年份，这也表明模式在次季节尺度上对实况降水偏少情况下的逐日降水预测能力较强，而在汛期降水偏多年份下的预测技巧偏弱。但这一结论在 2022 年并不适用，2022 年汛期极端少雨，距平符号一致率却是所有年份中最低的，甚至低于 2020 年这一极端多雨年，与之前对空间相关系数的分析相反。以上分析表明尽管模式对汛期降水异常的预测在实际降水偏少时普遍表现较好，但对于极端异常少雨的预测在不同指标的评价下仍有不同。

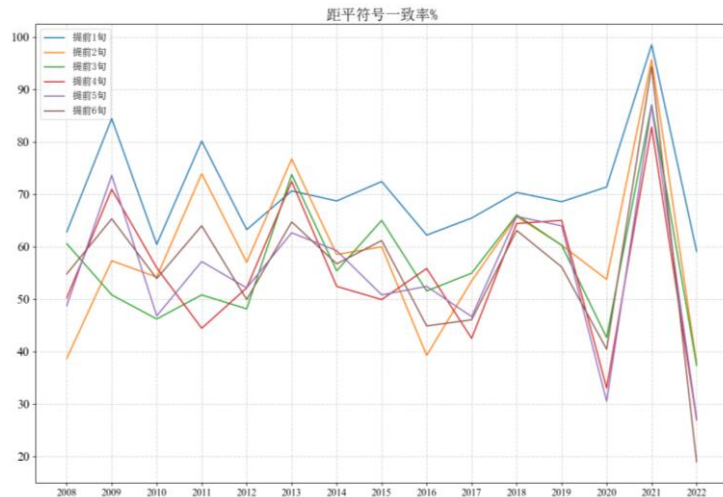
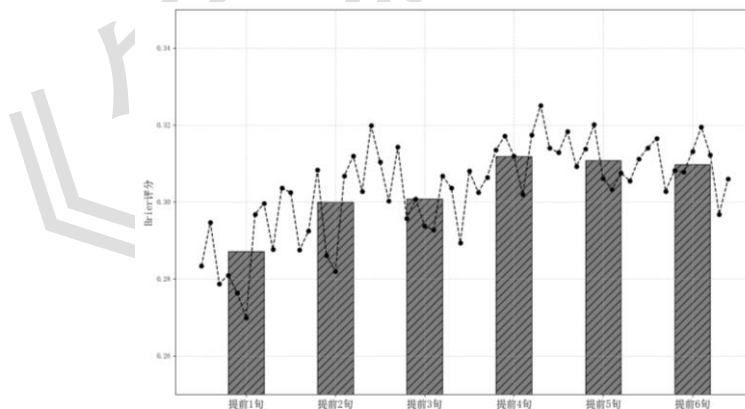


图 8 提前 1~6 旬预测降水的距平符号一致率时间序列

Fig.8 Time series of sign coincidence rate for predicted precipitation for 1-6 decade ahead

2.4 概率性预测结果评价

对于长江流域汛期降水的 CPSv3 模式各成员的预测结果，根据多年平均将各成员预测结果分为正异常和负异常，得到模式的概率预测结果，并计算了提前 1~6 旬的 BS 评分，结果如图 9 所示。可以看到，逐日预测的 BS 评分呈波动上升趋势，表明预测效果随预测时间的提前而减弱，但提前 5 d 预测 BS 评分值要比提前 1 d 临近预测的评分更小，而 BS 评分值越小则模式预测准确率越高，即提前 5 d 预测的效果最好。提前 1 旬预测的 BS 评分不到 0.29，提前 2 旬和提前 3 旬的平均 BS 评分相接近，显著高于提前 1 旬，即预测效果明显差于提前 1 旬的预测；提前 4~6 旬的 BS 评分在 0.31 附近波动，无明显的变化特征。



注：图中折线为逐日预测的汛期降水 BS 评分，柱状为旬平均的 BS 评分。

图 9 提前 1~6 旬预测降水的 BS 评分序列

Fig.9 Sequence of BS for predicted precipitation for 1-6 decade ahead

图 10 给出了模式提前 1~6 旬预测长江流域汛期降水异常的 ROC 曲线。当 ROC 曲线越陡，即 AUC 越高时，模式预测效果越好；图 10 中黑色虚线为对角线，其 AUC 为 0.5，

即随机预测结果；LM1~LM6 分别为提前 1~6 旬的预测。从图 10 可以看到，提前 1 旬预测夏季降水偏多或偏少概率时的 AUC 为 0.665，与前文分析一致，提前 1 旬时的概率预测相对最为准确，提前 3 旬和 4 旬时的概率预测技巧显著低于提前 1 旬，AUC 超过 0.55，有一定的参考价值；提前 3 旬之后的 ROC 曲线几乎完全重合且贴近随机预测的虚线，表明提前 3 旬后模式的预测技巧十分有限。

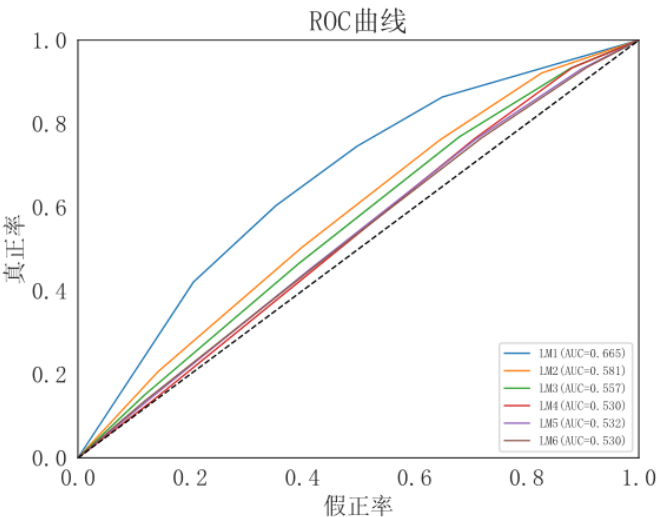


图 10 提前 1~6 旬预测降水的 ROC 曲线

Fig.10 ROC curve of model predicted precipitation for 1-6 decade ahead

3 结论与讨论

根据 2008—2022 年的 BCC-CPSv3 模式次季节预测和历史回报资料，对模式在长江流域汛期的预测效果采用多种方法进行检验，评估模式在长江流域汛期次季节逐日/逐旬降水的汛期降水异常的预测技巧，分析模式降水可用预测时效，得到以下主要结论：

（1）模式对于长江流域汛期降水整体存在系统性高估，尤其是对长江上游西部和两湖地区降水的高估，这可能主要来源于模式提前 1~2 旬的预测中对于小雨和中雨日数的高估；模式对中雨及以上量级降水的预测能力仍有较大改进空间，对较强降水的落区及量值的把握仍有不足。

（2）从模式预测技巧的空间分布来看，长江中下游的预测技巧高于长江上游，这一趋势在提前 1 旬的预测中尤为明显；此外模式对于金沙江西部的预测技巧也明显高于周边地区。

（3）模式能较好把握长江流域汛期降水偏少的异常趋势，从各评分指标来看模式在流域汛期降水偏少情况下的降水预测技巧整体高于降水偏多情况。

（4）从模式的有效预测时效来看，模式对于长江流域汛期逐日定量预测的有效预报时

间为 1 旬左右,随着预测时间的提前,模式预测技巧随之下降。模式对于汛期降水异常的预测也与之类似,提前 1 旬预测的技巧最高,提前 2~3 旬的预测也有一定的参考价值;提前 3 旬后模式的预测结果仅比随机预测略好。

本文对 BCC-CPSv3 模式在长江流域的汛期次季节降水预测能力进行了检验评估,从逐日定量降水、汛期整体降水异常及异常概率预测等多方面分析了模式的预测性能。整体而言,CPSv3 模式对长江流域汛期降水具备一定的预测能力,但也存在模式预测性能不稳定、对较强降水预测能力不足等问题。此外,对于次季节降水的有效预测时效仍有待进一步提高。本研究的主要工作集中于 CPSv3 模式的预测技巧和误差评估分析上,后期可进一步横向对比 ECMWF、CFSv2 等次季节模式的检验评估结果,并在此基础上分析不同模式的误差来源,以期为模式应用和预测改进提供条件(Pan et al, 2021);同时也可考虑对模式结果进行后处理订正,比较传统订正方法和机器学习算法对模式预测技巧改进的优劣(Wang et al, 2021; Yang et al, 2021),以期提高长江流域次季节降水的预测水平。

参考文献:

- 郭渠,黄安宁,付志鹏,等,2021.北京气候中心次季节-季节预测系统对西南地区夏季降水次季节预报技巧评估及误差订正[J].高
原气象,40(3): 644-655. Guo Q, Huang A N, Fu Z P, et al, 2021. Evaluation and bias correction on the subseasonal forecast of
summer precipitation over southwestern China forecasted by the Beijing climate center sub-seasonal to seasonal predication
system[J]. Plateau Meteorol, 40(3): 644-655(in Chinese).
- 金荣花,马杰,任宏昌,等,2019.我国 10~30 天延伸期预报技术进展与发展对策[J].地球科学进展,34(8): 814-825. Jin R H, Ma J,
Ren H C, et al, 2019. Advances and development countermeasures of 10-30 days extended-range forecasting technology in China[J].
Adv Earth Sci, 34(8): 814-825 (in Chinese).
- 林倩,陈杰,李威,等,2019. S2S 次季节到季节预报对全球降水预报的性能评价[J].水资源研究,8(6): 547-556. Lin Q, Chen J, Li W,
et al, 2019. Performance of sub-seasonal to seasonal (S2S) products for global precipitation forecasts[J]. J Water Resour Res, 8(6):
547-556(in Chinese).
- 刘绿柳,王国复,肖潺,2023. S2S 气候模式产品在黄河流域径流预测中的应用[J].气象,49(11): 1396-1404. Liu L L, Wang G F, Xiao
C, 2023. Application of S2S climate model products in runoff prediction in the Yellow River Basin[J]. Meteor Mon, 49(11): 1396-
1404(in Chinese).
- 庞轶舒,秦宁生,刘博,等,2021. S2S 模式对四川汛期极端降水的预测技巧分析[J].气象,47(5): 586-600. Pang Y S, Qin N S, Liu B,
et al, 2021. Analysis on prediction skills of S2S models for extreme precipitation during flood season in Sichuan Province[J]. Meteor
Mon, 47(5): 586-600 (in Chinese).
- 邵宇行,沈海波,林朝晖,等,2023. 南方电网区域降水季节预测系统的构建及评估[J].南方电网技术,17(2): 24-36. Shao Y H, Shen
H B, Lin Z H, et al, 2023. Development and evaluation of seasonal rainfall prediction system for China Southern Power Grid
region[J]. South Power Syst Technol, 17(2): 24-36(in Chinese).
- 魏凤英,1999. 现代气候统计诊断与预测技术[M].北京:气象出版社. Wei F Y, 1999. The Current Statistical Climatic Diagnosis and
Forecasting Technology[M]. Beijing: China Meteorological Press (in Chinese).
- 韦青,代刊,林建,等,2020. 2016—2018 年全国智能网格降水及温度预报检验评估[J].气象,46(10): 1272-1285. Wei Q, Dai K, Lin J,
et al, 2020. Evaluation on the 2016—2018 fine gridded precipitation and temperature forecasting[J]. Meteor Mon, 46(10): 1272-
1285(in Chinese).

- 肖颖, 庞轶舒, 马振峰, 等, 2023. NCEP CFSv2 模式对川渝夏季降水次季节预测技巧评估及预报偏差分析[J]. 高原气象, 42(6): 1576-1588. Xiao Y, Pang Y S, Ma Z F, et al, 2023. Sub-seasonal forecasting skills assessment and deviation analysis of CFSv2 for summer precipitation in Sichuan and Chongqing[J]. Plateau Meteor, 42(6): 1576-1588(in Chinese).
- 杨露, 陈杰, 孔若杉, 等, 2023. BCC-CPSv3-S2Sv2 模式对中国区域降水和气温预测的性能评价[J]. 武汉大学学报(工学版), 56(3): 281-295. Yang L, Chen J, Kong R S, et al, 2023. Performance evaluation of BCC-CPSv3-S2Sv2 for precipitation and temperature prediction over China[J]. Eng J Wuhan Univ, 56(3): 281-295 (in Chinese).
- 尹家波, 郭生练, 顾磊, 等, 2021. 中国极端降水对气候变化的热力学响应机理及洪水效应[J]. 科学通报, 66(33): 4315-4325. Yin J B, Guo S L, Gu L, et al, 2021. Thermodynamic response of precipitation extremes to climate change and its impacts on floods over China[J]. Chin Sci Bull, 66(33): 4315-4325 (in Chinese).
- 赵琳娜, 刘琳, 刘莹, 等, 2015. 观测降水概率不确定性对集合预报概率 Brier 技巧评分结果的分析[J]. 气象, 41(6): 685-694. Zhao L N, Liu L, Liu Y, et al, 2015. Impact of observation uncertainty of precipitation on the Brier skill score of global ensemble prediction system[J]. Meteor Mon, 41(6): 685-694(in Chinese).
- 周秋雪, 康岚, 蒋兴文, 等, 2019. 四川盆地边缘山地强降水与海拔的关系[J]. 气象, 45(6): 811-819. Zhou Q X, Kang L, Jiang X W, et al, 2019. Relationship between heavy rainfall and altitude in mountainous areas of Sichuan Basin[J]. Meteor Mon, 45(6): 811-819(in Chinese).
- Baker S A, Wood A W, Rajagopalan B, 2020. Application of postprocessing to watershed-scale subseasonal climate forecasts over the contiguous United States[J]. J Hydrometeorol, 21(5): 971-987.
- Casati B, Wilson L J, Stephenson D B, et al, 2008. Forecast verification: current status and future directions[J]. Meteor Appl, 15(1): 3-18.
- Coelho C A S, Firpo M A F, De Andrade F M, 2018. A verification framework for South American sub-seasonal precipitation predictions[J]. Meteor Z, 27(6): 503-520.
- De Andrade F M, Young M P, MacLeod D, et al, 2021. Subseasonal precipitation prediction for Africa: forecast evaluation and sources of predictability[J]. Wea Forecasting, 36(1): 265-284.
- Fawcett T, 2006. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern Recogn Lett, 27(8): 861-874.
- Hersbach H, 2000. Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems[J]. Wea Forecast, 15(5): 559-570.
- Huang Z Q, Zhao T T G, Xu W X, et al, 2022. A seven-parameter Bernoulli-Gamma-Gaussian model to calibrate subseasonal to seasonal precipitation forecasts[J]. J Hydrol, 610: 127896.
- IPCC, 2022. Climate change 2022: impacts, adaptation and vulnerability[M/OL]. Cambridge: Cambridge University Press. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/>.
- King A D, Hudson D, Lim E P, et al, 2020. Sub-seasonal to seasonal prediction of rainfall extremes in Australia[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 146(730): 2228-2249.
- Liu Y Y, Hu Z Z, Wu R G, et al, 2021. Subseasonal prediction and predictability of summer rainfall over eastern China in BCC_AGCM2.2[J]. Climate Dyn, 56(7-8): 2057-2069.
- Lyu Y, Zhu S P, Zhi X F, et al, 2022. Subseasonal forecasts of precipitation over maritime continent in boreal summer and the sources of predictability[J]. Front Earth Sci, 10: 970791.
- Manzanas R, Lucero A, Weisheimer A, et al, 2018. Can bias correction and statistical downscaling methods improve the skill of seasonal precipitation forecasts?[J]. Climate Dyn, 50(3-4): 1161-1176.
- Pan B X, Anderson G J, Goncalves A, et al, 2021. Learning to correct climate projection biases[J]. J Adv in Model Earth Syst, 13(10): e2021MS002509.
- Rivoire P, Martius O, Naveau P, et al, 2023. Assessment of subseasonal-to-seasonal (S2S) ensemble extreme precipitation forecast skill over Europe[J]. Nat Hazards Earth Syst Sci, 23(8): 2857-2871.
- Vitar F, Ardilouze C, Bonet A, et al, 2017. The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database[J]. Bull Amer Meteor Soc, 98(1): 163-173.
- Wang F, Tian D, Lowe L, et al, 2021. Deep learning for daily precipitation and temperature downscaling[J]. Water Resour Res, 57(4):

e2020WR029308.

- Wang Y, Ren H L, Zhou F, et al, 2020. Multi-model ensemble sub-seasonal forecasting of precipitation over the maritime continent in boreal summer[J]. *Atmosphere*, 11(5): 515.
- White C J, Carlsen H, Robertson A W, et al, 2017. Potential applications of subseasonal-to-seasonal (S2S) predictions[J]. *Meteor Appl*, 24(3): 315-325.
- White C J, Domeisen D I V, Acharya N, et al, 2022. Advances in the application and utility of subseasonal-to-seasonal predictions[J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 103(6): E1448-E1472.
- Wu J, Ren H L, Zhang P Q, et al, 2022. The dynamical-statistical subseasonal prediction of precipitation over China based on the BCC new-generation coupled model[J]. *Climate Dyn*, 59(3-4): 1213-1232.
- Yang T T, Asanjan A A, Welles E, et al, 2017. Developing reservoir monthly inflow forecasts using artificial intelligence and climate phenomenon information[J]. *Water Resour Res*, 53(4): 2786-2812.
- Yang T T, Zhang L J, Kim T, et al, 2021. A large-scale comparison of Artificial Intelligence and Data Mining (AI&DM) techniques in simulating reservoir releases over the Upper Colorado Region[J]. *J Hydrol*, 602: 126723.