

庆祝中国科学院大气物理研究所 95 周年稿件

中国夏季月际—季节平均降水动力和统计结合实时预测模型

范可^{1*} 田宝强^{2,3} 戴海霞⁴

1 中山大学大气科学学院/南方海洋科学与工程广东省实验室（珠海），珠海
519082

2 中国科学院大气物理研究所竺可桢—南森国际研究中心，北京 100029

3 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心，南京 210044

4 国防科技大学气象海洋学院，长沙 410003

摘要 中国夏季降水大幅度月际尺度变化往往造成极端旱涝事件交替或转折，但其月际异常会被季节平均掩盖，影响季节尺度气候预测准确度，因此亟需考虑月际气候预测，提升月际—季节尺度气候预测准确度。本文首先采用年际增量和场信息耦合型预测方法研制中国夏季 6~8 月月际尺度降水动力和统计结合气候预测模型，之后根据月际尺度降水预测，开展季节平均降水预测。首先，基于前期观测信息和美国第二代气候预测系统（CFSv2）预测结果，选取前期 12 月观测的南太平洋中高纬关键区海温、1 月北极关键区海冰密集度以及 CFSv2 预测系统 2 月起报的夏季同期关键区海温作为月际尺度降水预测因子，分别研制以上具有物理意义的单预测因子预测模型，并采用奇异值分解（SVD）误差订正方法对其改进；之后，利用多因子择优集合方案，研制预测效能较高且稳定的中国 160 站夏季月际尺度降水动力和统计结合预测模型，进而基于月际尺度预测开展夏季季节平均气候预测。1983~2022 年夏季（6~8 月）中国

收稿日期 2023-5-12；网络预出版日期

通讯作者 范可，女，教授，从事气候动力学和气候预测研究。E-mail: fank8@mail.sysu.edu.cn

资助项目 国家自然科学基金项目（42230603、42088101），南方海洋科学与工程广东省实验室（珠海）
创新团队建设项目（311020001）

Funded by National Natural Science Foundation of China (Grants 42230603, 42088101), Innovation Group
Project of Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai) (Grant 311020001)

160 站逐月降水预测模型的交叉检验结果表明：逐月回报与观测降水距平百分率的时间相关系数通过 90% 置信水平的站点占比分别为 90%，88%，82%，多年平均的空间相关系数分别为 0.39、0.40 和 0.39，均通过 99% 置信水平。针对 2020~2022 年连续三年同样拉尼娜背景下但不同中国夏季降水形势，开展月际—季节独立回报检验，其结果显示，2020~2022 年 6、7、8 月预测降水距平百分率的 Ps 平均分分别为 75、75 和 70 分；夏季季节平均降水的 Ps 评分分别为 72、76 和 73 分，均高于多年业务预测平均分。由此，考虑月际异常开展季节尺度气候预测是提升月际—季节尺度气候预测准确度的一个有效途径。

关键词：中国夏季月际—季节尺度、动力和统计结合降水预测、SVD 误差订正、择优集合方案、实时预测

文章编号：

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2308.23312

Hybrid downscaling models for real-time predictions of summer precipitation in China on monthly–seasonal scale

FAN Ke^{1*}, TIAN Baoqiang^{2,3}, DAI Haixia⁴

1 School of Atmospheric Science, Sun Yat-sen University, and Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Zhuhai 519082

2 Nansen-Zhu International Research Centre, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

3 Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

4 College of Meteorology and Oceanography, National University of Defense Technology, Changsha, 410003

Abstract: Large inter-month variations of summer precipitation tend to cause alternations or transitions of extreme drought and flood in China, but seasonal averages may cover alternations on monthly scale, and affect the prediction skills on seasonal scale. Thus, it is necessary to improve the forecast of monthly climate which

contribute to the enhancement of predictions on seasonal scale. This study focuses on the real-time predictions of monthly precipitation at 160 stations in China during the summer season (June, July, and August) with the year-to-year increment method and the field information coupled pattern method, and further calculate the seasonal precipitation with monthly predictions. The information from preceding observations and simultaneous predictions from the second version of Climate Forecast System (CFSv2) are considered. Consequently, the observed sea surface temperature (SST) over the mid-high latitude of the South Pacific in December, the observed sea ice concentration (SIC) in the critical region of the Arctic in January, and the simultaneous SST from CFSv2 released in February are selected as predictors to develop the downscaling model. Prediction models based on individual predictors are established firstly to evaluate the prediction skills of different predictors, and then the singular value decomposition (SVD) error correction method is applied to diminish the errors of downscaling models. The optimized ensemble scheme is also adopted to synthesize hybrid downscaling models for summer precipitation over China on monthly scale with higher stability, and further seasonal prediction is conducted with results on monthly scale. The re-forecast results during the period 1983–2022 showed that the hybrid downscaling models derived from the optimized ensemble scheme exhibit comprehensive prediction skills compared with single-predictor models. The percentages of stations, at which the time anomaly correlation coefficients of re-forecast results are larger than the 90% confidence level, count for 90%, 88%, and 82% respectively for June, July, and August. The mean values of the spatial anomaly correlation coefficients are respectively 0.39, 0.40, and 0.39, passing the 99% confidence level. For real-time prediction, the hybrid downscaling models perform well at both monthly and seasonal scales during 2020–2022, when summer precipitation situations are anomalous and different from each other under similar La Niña events. The averaged Ps scores of real-time predictions are respectively 75, 75, and 70 for precipitation in June, July, and August. The Ps scores for summer

precipitation derived from monthly predictions are 72, 76, and 73 from 2020 to 2022, which are higher than the multi-year-averaged Ps score of real-time forecasts. Hence, seasonal predictions derived from effective monthly forecasts would improve the prediction skills of climate predictions on monthly–seasonal scale.

Keywords: monthly predictions of precipitation in China during summer, SVD error correction method, optimized ensemble scheme, dynamic and statistic combined method, real-time prediction

1 引言

随着极端天气气候事件造成的气象灾害日益严重，对其科学预测是国际气候预测研究面临的挑战。近些年，我国出现大幅度的月际间气候异常，如冬季不同月份之间极端冷暖事件交替和转折、夏季不同月份或不同阶段极端干旱和洪涝交替和转折等，造成严重气象灾害，同时也影响季节尺度气候预测准确率。由于月际气候异常往往被季节平均气候掩盖，因此亟需考虑月际尺度气候异常，提升月际—季节尺度气候预测。

国内外气候动力模式对月际—季节尺度气候预测效能仍需要提升。中国第二代月动力延伸预测模式系统（DERF2.0）对中国月际气温的预测效能总体高于月际降水，但仍有待改进（吴统文等，2013；何慧根等，2014）。美国国家环境预报中心（NCEP）的第二代气候预测系统（CFSv2）对中国夏季月际尺度降水的预测效能存在显著月际和区域差异。如图 1 所示，1983~2022 年 CFSv2 预测系统 2 月起报的中国 6 月降水距平百分率具有显著预测效能的区域主要集中在长江以南部分地区，CFSv2 预测的 6 月降水距平百分率与观测之间的时间相关系数（TCC）仅有 6.3%（11/160）的站点通过 95% 置信水平；对 7 月和 8 月降水百分率预测 TCC 通过 95% 置信水平的站点占比分别为 4.4%（7/160）和 2.5%（4/160）。但相对于降水距平百分率的预测，CFSv2 对中国夏季 6、7、8 月降水年际增量（当年降水量减去前一年降水量）预测准确率略高，6~8 月逐月 TCC 通过 95% 置信水平的站点占比分别为 8.1%（13/160），7.5%（12/160）和 5.0%（8/160）。

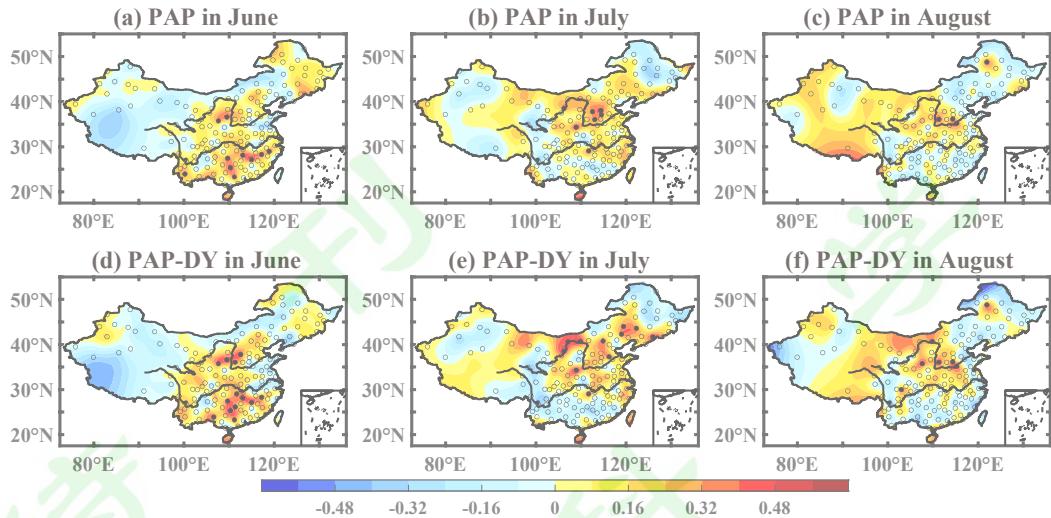


图 1. 1983~2022 年观测与 CFSv2 (2 月起报) 预测的 6 月 (a、d), 7 月 (b、e), 8 (c, f) 月降水距平百分率 (a、b、c) 、降水距平百分率年际增量 (d、e、f) 之间的时间相关系数 (TCC) ; 黑点表示 TCC 通过 95% 置信水平的站点

Figure 1. Time correlation coefficients (TCCs) of precipitation anomaly percentage (PAP; a, b, c) and its interannual increments (PAP-DYs; d, e, f) in June (a, d), July (b, e), and August (c, f) between observations and CFSv2 outputs released in February from 1983 to 2022. The black dots represent stations which TCCs reach 95% confidence level.

虽然大多数全球气候模式 AGCMs/OGCMs 对区域降水预测效能有限, 但对一些大尺度环流和系统具有较好的预测效能。由此, 通过统计降尺度方法将气候模式的大尺度环流信息与区域降水建立统计降尺度模型, 可有效提高区域尺度降水气候预测 (Von Storch et al., 1993; Feddersen and Andersen, 2005; Wang and Fan, 2009)。统计降尺度的方法被有效应用于中国月际—季节尺度气候预测 (顾伟宗等, 2009; Wei and Huang, 2010; Martin et al., 2020), 其中, 基于大尺度环流和缓变的下垫面因子 (如海温、海冰等) 发展的中国月际尺度统计降尺度模型在业务应用中取得较好的预测效果 (陈丽娟等, 2003; Zhang and Yan, 2015; Su et al., 2019; Liu et al., 2020a; Ma and Sun, 2021)。研究结果表明最优子集回归和随机天气发生器两种统计降尺度方法 (刘绿柳等, 2011)、基于历史相似误差订正的相似—动力月际尺度预测方法 (李维京等, 2013) 能够提高中国月际尺度降水的预测准确率。

此外，大多数气候动力模式预测效能主要在热带，对中高纬气候预测效能总体较弱。如何将中高纬过程应用到气候预测中？一方面需要提高中高纬气候可预测性，另一方面需要考虑将中高纬与热带过程结合应用于气候预测中。年际增量的气候预测方法（Fan et al., 2008）将气候量的年际增量（气候量当年值减去前一年值）作为预测对象，基于气候量的年际增量变化规律进行预测，可以有效放大气候量和预测因子的信号包括中高纬系统，进而提高气候预测效能；此外，基于气候预测量的年际变异机制，选取来自观测信息的预测因子和来自较高预测效能动力模式的预测结果，建立动力和统计结合预测模型，可以有效提高东亚夏季风和季节降水预测准确率（Fan et al., 2012; Liu and Fan, 2014; 王会军等, 2020）。目前，基于年际增量的动力和统计相结合预测方法已经广泛地应用于中国站点夏季季节平均降水、冬季月际—季节尺度气温、我国登陆台风频数和冬季北大西洋涛动等气候预测，并在实时业务预测中取得较好预测效果（Liu et al., 2013; Fan et al., 2016; Tian and Fan, 2019; Dai and Fan, 2020; Liu et al., 2020a; Dai and Fan, 2021）。最近，Ma et al.（2022）利用多个气候动力模式集合平均，研制了中国东北地区夏季月际尺度降水动力和统计结合实时预测模型，也显示较好预测效能。

基于此，本文采用年际增量和场信息耦合型预测方法，基于中国夏季（6、7、8月）逐月降水变化规律和机制，结合 CFSv2 高预测效能和前期具有物理机制的预测因子，首先研制中国夏季月际尺度站点降水（2月份起报）动力和统计结合实时预测模型；之后，结合月际尺度预测，开展中国夏季季节尺度降水的预测，期望能进一步改进中国夏季月际—季节尺度降水的预测准确度。

2 数据与方法

2.1 数据

本文所使用的中国夏季（6、7、8月）降水观测资料来源于中国气象局国家气候中心公开并能实时更新的 160 站月平均降水数据集。月平均海表面温度数据来源于美国国家海洋大气局（NOAA）气候诊断中心提供的海温扩展重建资料，水平分辨率为 $2.0^\circ \times 2.0^\circ$ （Huang et al., 2017）。海冰密集度（SIC）数据来自 NOAA 发布的最优内插海表海冰数据集，其分辨率为 $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ （Reynolds et

al., 2002)。CFSv2 预测的月平均海表面温度资料分辨率为 $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ 的经纬度格点。CFSv2 月平均数据自 1982 年更新至今，其中 1982~2010 年为回报试验结果，2011 年之后的数据为实时预测结果 (Saha et al., 2014)。考虑每年 3 月初需要提交 6~8 月实时汛期预测结果，本文选取 CFSv2 2 月起报的预测结果和 2 月及之前的观测数据。

2.2 方法

本文的研究时段为 1983~2022 年夏季。首先分别针对中国夏季月际尺度 (6、7、8 月) 降水距平百分率，在选取具有明确物理机制预测因子的基础上，基于年际增量的场信息耦合型降尺度预测方法，构建中国夏季不同月份降水单因子预测模型，并进行误差订正，提高单因子模型预测准确率。之后，采用多因子择优集合，进而构建动力和统计结合预测模型并检验。具体实施方法介绍如下：

2.2.1 年际增量预测方法

本文所建立模型的预测量为降水距平百分率的年际增量，其定义为当年的距平百分率与前一年值之差。基于降水量的年际增量建立的中国夏季降水预测模型在中国汛期业务预测显示较好预测效能 (Dai and Fan, 2021)，但考虑到通过降水量的年际增量预测值回算降水距平百分率会产生误差，而降水距平百分率的年际增量与降水量的年际增量具有一致的年际变化 (如公式 1 所示)，因此，本文采用降水距平百分率的年际增量作为预测量建立预测模型。

$$\Delta(y_{Pa})_i = \left(\frac{y_i - \bar{y}}{\bar{y}} - \frac{y_{i-1} - \bar{y}}{\bar{y}} \right) \times 100\% = \frac{y_i - y_{i-1}}{\bar{y}} \times 100\% = \frac{\Delta y_i}{\bar{y}} \times 100\% \quad (1)$$

其中， $\Delta(y_{Pa})_i$ 表示第 i 年降水距平百分率的年际增量， Δy_i 表示第 i 年降水量的年际增量， \bar{y} 表示降水量多年平均值。

2.2.2 场信息耦合型降尺度预测方法

场信息耦合型降尺度预测方法主要分为以下三个步骤：① 利用经验正交函数 (EOF) 分解保留预测因子和预测量前 90% 解释方差的模态进行场重建以达到滤波的目的；② 利用奇异值分解 (SVD) 方法提取预测因子和预测量空间场的最优耦合变化型；③ 针对提取的最优耦合变化型所对应的时间系数，利用线

性回归方法建立降尺度预测模型 (Chu et al., 2008; Liu et al., 2013)。这样的降尺度预测方法可以获得大尺度环流系统与局地气象要素间稳定的统计关系，使建立的降尺度预测模型更稳定。目前，场信息耦合型降尺度预测方法已经被应用到我国季节尺度的气温、降水、干旱和春季欧亚植被的预测中，并取得较好的预测效果 (Liu and Fan, 2014; Liu and Ren, 2015; Ji and Fan, 2019a; Dai and Fan, 2020, 2021; Tian and Fan, 2022)。

2.2.3 预测因子关键区选取方法

为获得预测场和预测因子更多耦合信息，本文基于中国夏季月际尺度降水距平百分率年际增量 EOF 分析前 90%解释方差的模态选取预测因子的关键区，具体方法如下：

(a) 计算月降水距平百分率年际增量 EOF 前 90%解释方差的 N 个模态中第 i 个时间系数 (PC_i) 与预测因子各个格点之间时间相关系数 (TCC)；

(b) 将 TCC 通过 90% 置信水平的格点赋值为第 i 个 EOF 模态对应的解释方差，未通过 90% 置信水平的格点赋值为 0，获得第 i 个模态对应的解释方差空间场；

(c) 将预测因子前 N 个模态对应的解释方差场累积求和，选取累积解释方差的高值区域作为预测因子的关键区。累积解释方差高值区表示预测因子对中国月际尺度降水多个主模态影响最为显著的区域。

2.2.4 模型的误差订正

本文采用了 SVD 订正方法来订正所构建预测模型的偏差。SVD 订正方法利用观测场和预测场的协同关系，针对不同模态及其对应的时间系数来进行订正，且直接利用观测模态代替预测模态的订正效果最佳 (Feddersen et al., 1999; Kharin and Zwiers, 2001)。由于本文构建的降尺度预测模型保留了场重建后的降水场前 99% 的模态。因此，本文主要针对降尺度模型预测的降水场前 99% 的模态，利用 SVD 订正方法进行订正。

2.2.5 多因子模型择优集合方案和模型的检验

由于不同站点的影响因子存在差异，本文在集合多因子预测结果时，针对逐个站点进行择优。利用各站点单因子预测模型误差订正后回报结果的 TCC，

选取通过显著性检验的模型预测结果的均值作为该站点的回报结果。若无通过显著性检验的单因子模型，则以所有单因子模型的等权重结果作为该站点的最终回报结果。本文采用剔除一年的交叉检验方法来检验预测模型的回报效能（Michaelsen, 1987）。针对不同因子构建的预测模型的预测结果，通过计算空间距平相关系数（ACC），TCC，并利用 Student's *t*-检验判别相关系数的显著性来检验降水场的回报效果。此外，预测技巧（Ps）评分也被应用于检验本文所构建模型对中国夏季月际尺度降水的实时预测水平。

3 预测因子

本文研制的中国夏季月际尺度降水动力和统计结合预测模型选取前期观测的 12 月南太平洋中高纬关键区海温、1 月北极关键区海冰和 CFSv2 预测系统 2 月起报的 6、7、8 月关键区海温作为预测因子。

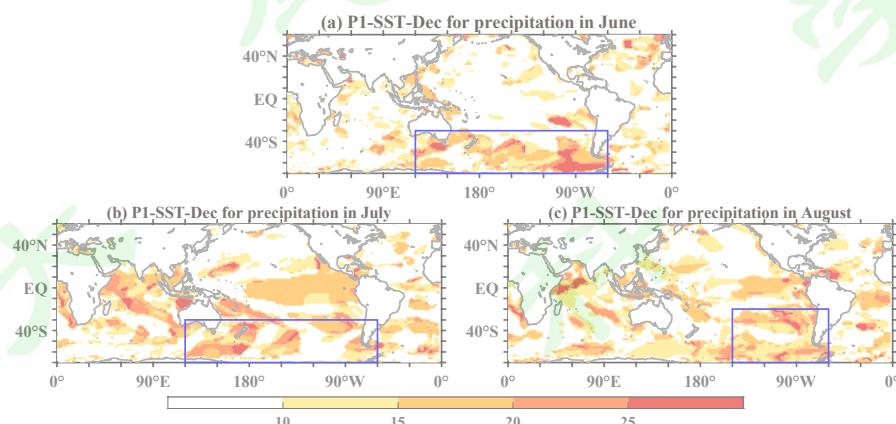


图 2. 夏季逐月降水距平百分率的年际增量经验正交函数（EOF）分析前 90% 解释方差的模态对应的时间系数与 12 月海温年际增量之间 TCC 通过 90% 置信水平的累积解释方差。（a）6 月，（b）7 月，（c）8 月；蓝色框为 6、7、8 月降水距平百分率年际增量预测因子 1（P1-SST-Dec）定义区域

Figure 2. The cumulative explained variance derived from the significant correlations larger than the 90% significant level calculated by the DYs of SST in previous December and the leading 90% modes of monthly PAP-DYs over China from the EOF analysis. Panels (a), (b), and (c) represent June, July, and August, respectively. The blue boxes indicate the domains of the first predictor (P1-SST-Dec)

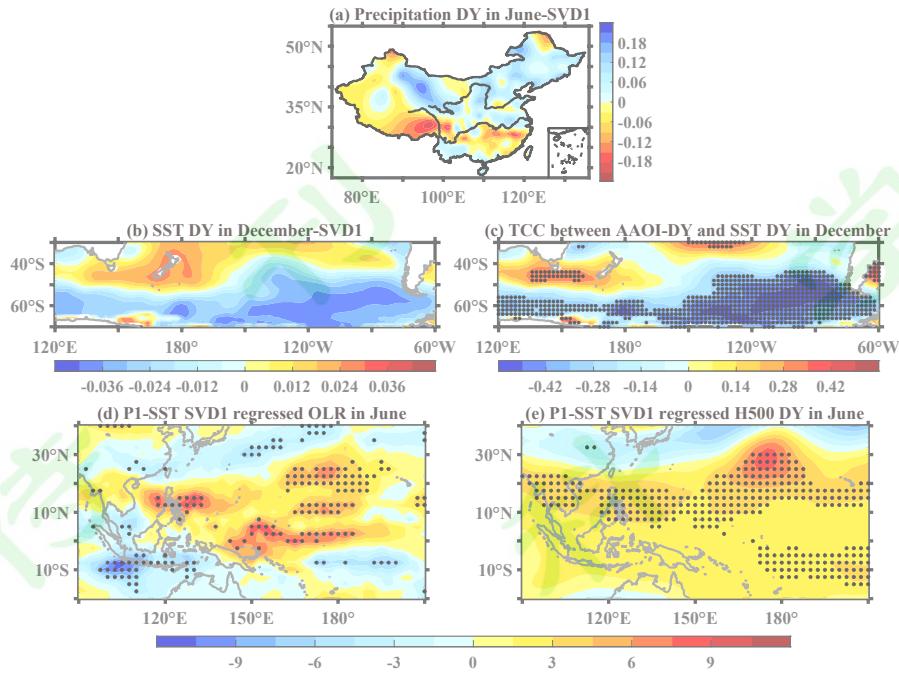


图 3. (a) 前期 12 月南太平洋中高纬地区海温 (单位: $^{\circ}\text{C}$) 年际增量与 (b) 1983~2022 年 6 月中国降水距平百分率 (单位: %) 的年际增量 SVD 第一模态的空间场; (c) 12 月南极涛动指数 (AAOI) 年际增量回归的 12 月海温年际增量 (单位: $^{\circ}\text{C}$) ; 12 月南太平洋中高纬地区海温年际增量 SVD 第一模态时间系数回归的 (d) 6 月对外长波辐射 (单位: W/m^2) 和 (e) 500 hPa 位势高度场 (单位: m) ; 打点代表通过 90% 置信水平的区域

Figure 3. Spatial patterns of the first SVD modes for the DYs of SST (units: $^{\circ}\text{C}$) over the extratropical South Pacific (a) in preceding December and the PAP-DYs (units: %) over China (b) in June during 1983–2022. Also shown are regression maps of (c) DYs of SST (units: $^{\circ}\text{C}$) over the extratropical South Pacific onto the DYs of AAO indices, and (d) outgoing longwave radiations (units: W/m^2) and (e) geopotential height at 500 hPa (units: m) in June onto the expansion coefficients corresponding to the first SVD mode for SST in Dec over the mid-high latitudes of the South Pacific. Statistically significant values at the 90% confidence level (Student's *t*-test) are dotted.

3.1 12 月南太平洋中高纬关键海温区

南半球大气环流包括南极涛动、澳大利亚高压、马斯克林高压、越赤道气流等是亚洲季风系统的重要成员，对东亚气候和气候预测有重要影响 (Gao et al., 2003; Nan and Li, 2003; Fan and Wang, 2004; 薛峰, 2005; Wang and Fan, 2005;

2006; 范可, 2006; Fan et al., 2008; 刘舸等, 2008; Sun et al., 2009; 孙丹等, 2013; 等等)。图 2 为夏季不同月份降水距平百分率年际增量 EOF 前 90%解释方差的模态对应的时间系数与 12 月海温年际增量之间 TCC 通过 90%置信水平的累积解释方差。结果显示, 12 月南太平洋中高纬关键区海温分别与中国 6、7、8 月的降水均存在显著关系。其中, 影响 6 月和 7 月中国降水的海温关键区为 $30^{\circ}\sim 70^{\circ}\text{S}$, $120^{\circ}\text{E}\sim 60^{\circ}\text{W}$, 影响 8 月降水的海温关键区为 $20^{\circ}\sim 70^{\circ}\text{S}$, $150^{\circ}\sim 60^{\circ}\text{W}$ (图 2)。当 12 月 $30^{\circ}\sim 70^{\circ}\text{S}$, $120^{\circ}\text{E}\sim 60^{\circ}\text{W}$ 海温年际增量呈南北“偶极子”型分布时, 中国 6 月降水华南、西南地区较前一年偏少, 北方地区较前一年偏多 (图 3a、b), 且偶极型的海温年际增量分布与 6 月南极涛动相关 (图 3c)。进一步分析显示, 该区域海温年际增量偶极型分布, 通过引起热带海洋性大陆对流, 激发类东亚—太平洋遥相关, 从而影响中国 6 月降水 (图 3d、e)。南太平洋中高纬关键区海温异常可以从 12 月持续到次年 2 月, 具有较好季节持续性。因此, 本研究选取以上 12 月观测海温场分别作为中国夏季 6、7、8 月降水的预测因子之一 (P1-SST-Dec)。

3.2 1月北极关键海冰区

近些年北极海冰快速减少, 北极海冰年际变率强度显著增强 (Fan et al., 2018), 北极海冰对东亚气候的影响也越来越显著, 北极海冰是东亚气候预测的重要预测因子之一 (Li and Zeng, 2008; Wu et al., 2009; Gao et al., 2015; Fan et al., 2018; Ji and Fan, 2019b; Tian and Fan, 2022; 等等)。已有研究表明, 前期冬春季巴伦支海海冰负 (正) 异常可激发类欧亚 EU 型遥相关波列, 造成夏季我国长江流域及其以北大部分地区降水偏少 (多), 南方地区降水偏多 (少) (Wang and Guo, 2004; Lin and Li, 2018)。Han et al. (2022) 研究表明东西伯利亚海海冰年际变率在 20 世纪 90 年代之后增强, 增强的海冰异常通过影响局地表面热通量使得经向温度梯度增加, 进一步引起北太平洋地区波一流相互作用增强, 使得北太平洋中部异常环流的增强和西伸, 有利于夏季中国东北地区的水汽输送和垂直运动。因此, 东北夏季降水与同期东西伯利亚海冰的正相关关系也显著增强。此外, 2020 年春末夏初西伯利亚沿岸海冰偏少也是 6~7 月的“暴力超级梅雨”发生的原因之一 (Chen et al., 2021)。该地区海冰偏少引起局地对流层

增温，使得西伯利亚地区经向温度梯度、纬向风和涡动动量通量减弱，有利于东西伯利亚地区阻高的维持和发展，进而有利于高纬冷空气南下，使得梅雨锋维持并产生极强的降水。前期秋季喀拉海—拉普捷夫海海冰与东亚夏季降水的关系在 90 年代之后也呈现年代际增强。该地区海冰异常通过影响欧亚地区的土壤湿度和雪深，使海冰异常信号从前期秋季持续到春季，并影响夏季中国东北地区降水 (Liu et al., 2020b)。而春季波弗特海海冰异常通过引起夏季北极偶极子异常模态，影响东亚夏季西风急流和欧亚遥相关型，进而影响长江中下游极端降水频次，该区域海冰已被应用于长江中下游夏季极端降水频次的预测，并取得较好预测效果 (Tian and Fan, 2020)。

基于以上研究，本文分析中国 6、7、8 月降水距平百分率的年际增量 EOF 前 90% 模态与前期 1 月 SIC 相关的累积解释方差空间场 (图 4)，结果显示前期 1 月北极海冰对中国夏季月际尺度降水影响最显著，且 1 月北极海冰与中国 6、7、8 月降水的累积解释方差高值区分别位于巴伦支海—喀拉海 ($69.5^{\circ}\sim 88.5^{\circ}\text{N}$, $30.5^{\circ}\sim 100.5^{\circ}\text{E}$)、拉普捷夫海—东西伯利亚海 ($72.5^{\circ}\sim 85.5^{\circ}\text{N}$, $80.5^{\circ}\sim 179.5^{\circ}\text{E}$) 和波弗特海 ($69.5^{\circ}\sim 86.5^{\circ}\text{N}$, $111.5^{\circ}\sim 150.5^{\circ}\text{W}$) 三个关键区。因此，本研究拟将上述三个北极关键区 SIC 年际增量分别作为中国 6、7、8 月降水距平百分率年际增量的预测因子 (P2-SIC-Jan)。

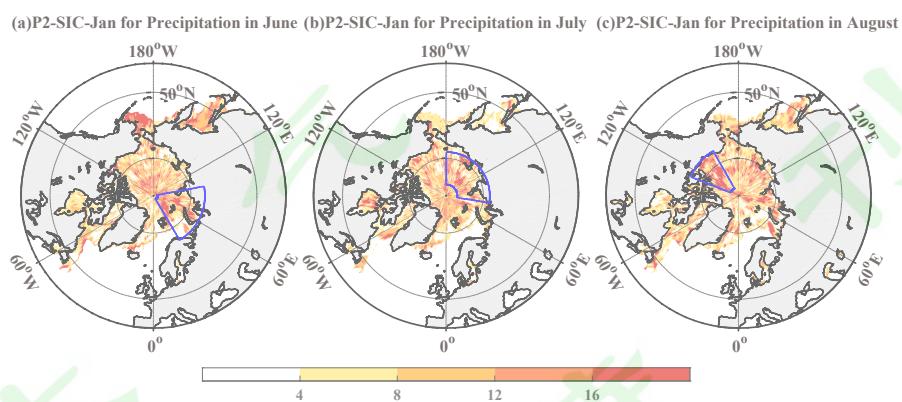


图 4. 同图 2，但为前期 1 月海冰密集度年际增量，蓝色框为 6、7、8 月降水距平百分率年际增量预测因子 2 (P1-SIC-Jan) 定义区域

Figure 4. As in Figure 2, but for the DYs of SIC in previous January. The blue boxes indicate the domains of the second predictor (P1-SIC-Jan).

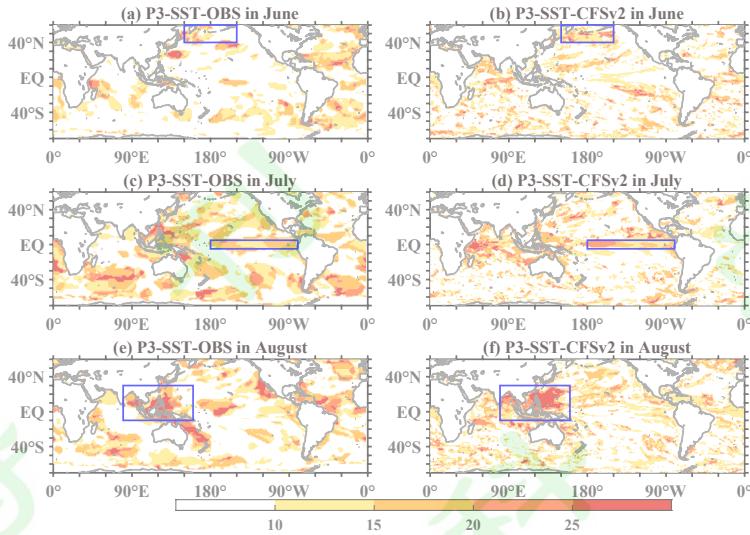


图 5. 夏季不同月份降水距平百分率的年际增量 EOF 分析前 90%解释方差的模态对应的时间系数与观测（a, c, e）、CFSv2 预测（b, d, f; 2月起报）同期海温年际增量之间 TCC 通过 90%置信水平的累积解释方差；（a, b）6月，（c, d）7月，（e, f）8月。蓝色框为 6、7、8 月降水距平百分率年际增量预测因子 3（P3-SST-CFSv2）定义区域

Figure 5. The cumulative explained variance derived from the significant correlations larger than the 90% significant level calculated by the DYs of simultaneous SST and the leading 90% modes of monthly PAP-DYs over China from the EOF analysis. (a, c, e) observations, (b, d, f) CFSv2 outputs released in February. Panels (a, b), (c, d), and (e, f) represent June, July, and August, respectively. The blue boxes indicate the domains of third predictor (P3-SST-CFSv2).

3.3 CFSv2 预测的夏季逐月关键海温区

根据中国夏季不同月份降水距平百分率年际增量 EOF 前 90%解释方差的模态对应的时间系数与观测、CFSv2 预测（2月起报）同期海温年际增量之间 TCC 通过 90%置信水平的累积解释方差（图 5），本文选取了 CFSv2 预测（2月起报）的 6 月北太平洋中高纬地区（ $40^{\circ}\text{N} \sim 60^{\circ}\text{N}$, $150^{\circ}\text{E} \sim 150^{\circ}\text{W}$ ），7 月赤道中东太平洋地区（ $5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}$, $180^{\circ} \sim 80^{\circ}\text{W}$ ）和 8 月热带西太平洋地区（ $10^{\circ}\text{S} \sim 30^{\circ}\text{N}$, $80^{\circ} \sim 160^{\circ}\text{E}$ ）的海温分别作为中国夏季不同月份降水的同期预测因子（P3-SST-CFSv2）。此外，本文评估了 CFSv2 对夏季逐月海温的预测效能（图 6）。结果表明，CFSv2 预测系统 2 月起报的夏季逐月海温与观测之间的 TCC，在所选择的北太平洋中高纬、赤道中东太平洋以及热带西太平洋等区域，均通

过了 90% 的置信水平。因此，选取 CFSv2 预测系统 2 月起报的 6~8 月关键区海温作为中国夏季月际尺度降水的预测因子具有较好的预测效能。

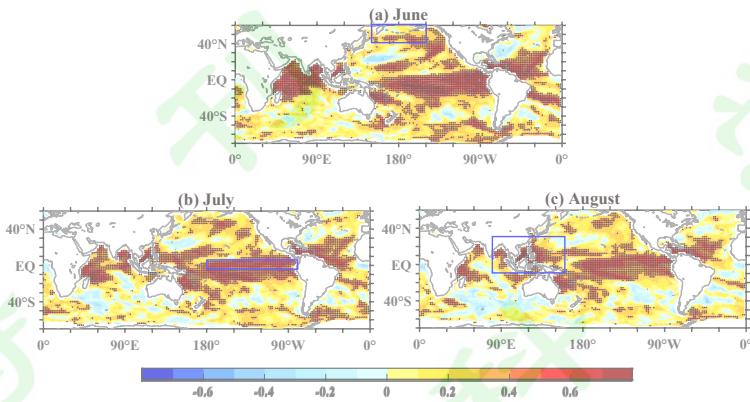


图 6. 1983~2022 年观测与 CFSv2 (2 月起报) 预测的 (a) 6 月, (b) 7 月, (c) 8 月海温年际增量之间的 TCC; 打点表示通过 90% 置信水平

Figure 6. TCCs of DYs of SST in June (a), July (b), and August (c) between observations and CFSv2 outputs in February from 1983 to 2022. Dotted areas indicate statistical significance at the 90% level.

观测与 CFSv2 预测的 6 月海温影响中国 6 月降水最显著的共同区域为北太平洋中高纬地区 ($40^{\circ}\sim60^{\circ}\text{N}$, $150^{\circ}\text{E}\sim150^{\circ}\text{W}$)。当该地区海温年际增量呈南北向偶极型分布时 (图 7a), 一方面通过影响北太平洋中高纬地区的低槽和西太平洋副热带高压 (图 7e、f), 另一方面通过影响 ENSO (图 7 d), 使得中国东北地区 6 月降水较去年偏少, 华南及江淮大部分地区降水较前一年偏多 (图 7b)。当该地区海温年际增量呈全场一致型分布时, 通过局地高压异常和西太平洋副热带高压异常影响我国的水汽输送, 使得中国 6 月降水除华南地区和东北东部地区外, 其余地区较前一年偏多 (图略)。这与已有研究一致, 当北太平洋地区夏季的表层海温偏低时, 阿留申地区的大槽加深, 西北太平洋副热带高压西伸加强, 有利于将西南暖湿气流输送到我国长江流域, 造成长江流域降水偏多, 华南、华北降水偏少 (李丽平等, 2010)。而夏季北太平洋中纬度西风漂流区的海温暖 (冷) 异常也可通过激发欧亚—太平洋型遥相关 (影响鄂霍次克海地区阻高的建立和维持), 使江淮流域、西南及华南地区降水偏少 (偏多), 华北北部及东北西部降水偏多 (偏少) (朱乾根等, 2000)。

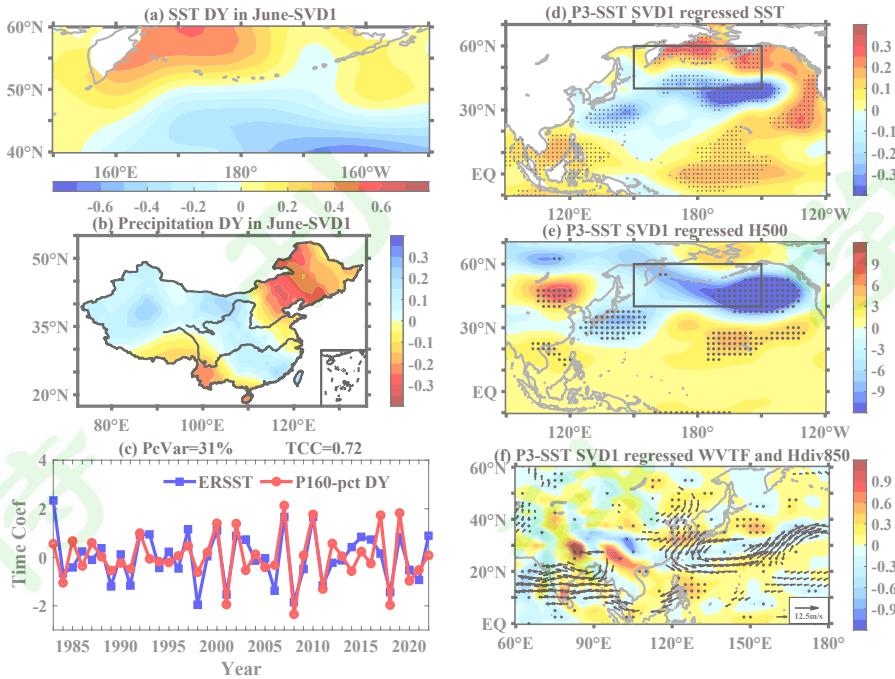


图 7. 1983~2022 年 (a) 6 月北太平洋中高纬地区海温年际增量 (单位: $^{\circ}\text{C}$) 与 (b) 6 月中国降水距平百分率 (单位: %) 的年际增量 SVD 第一模态的空间场和 (c) 对应的时间系数; 以及 6 月北太平洋中高纬地区海温 SVD 第一模态时间系数回归的 6 月异常 (d) 海温场, (e) 500 hPa 位势高度场 (单位: m) 和 (f) 850 hPa 水汽通量场 (填色; 单位: $\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$) 和水平辐散场 (矢量箭头; 单位: $10^{-5} \text{ kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$) ; (d) ~ (f) 中打点代表通过 90% 置信水平的区域, (f) 中矢量场为通过 0.1 显著性检验的部分

Figure 7. Spatial patterns of the first SVD modes for the DYs of SST (units: $^{\circ}\text{C}$) over the mid-high latitudes of North Pacific in June (a) and the simultaneous PAP-DYs (units: %) over China (b) during 1983–2022. Also shown are the corresponding normalized expansion coefficients (c). The regression maps of anomalous (d) SST, (e) geopotential height at 500 hPa, and (f) water vapor transport flux (shading; units: $\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$) and horizontal divergence (vectors; units: $10^{-5} \text{ kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$) at 850 hPa in June onto the expansion coefficients corresponding to the first SVD mode for SST. Statistically significant values at the 90% confidence level (Student's *t*-test) are dotted in (d)–(f). The vectors below the 90% confidence level are not shown in (f).

图 5c~d 显示, 中国 7 月降水的主要影响区域为热带中东太平洋地区 ($5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}$, $180^{\circ} \sim 80^{\circ}\text{W}$)。已有研究指出, ENSO 可通过影响赤道太平洋上空的沃克环流, 引起热带西太平洋海洋性大陆区对流活动异常, 并激发菲律宾

异常反气旋，引起西北太平洋副热带高压的位置与强度的变化，进而影响我国夏季降水（Zhang et al., 1999; Wang et al., 2000）。在 ENSO 的发展阶段，我国江淮地区多雨，华南少雨（Huang and Wu, 1989; 金祖辉和陶诗言, 1999）。本文选取 CFSv2 预测系统 2 月起报的 7 月热带中东太平洋地区（ $5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}$, $180^{\circ} \sim 80^{\circ}\text{W}$ ）的海温作为中国 7 月降水的预测因子。

与 8 月中国降水相关的海温累积解释方差高值区（ $10^{\circ}\text{S} \sim 30^{\circ}\text{N}$, $80^{\circ} \sim 160^{\circ}\text{E}$ ）包含了热带西太平洋暖池、海洋性大陆区域（图 5e~f）。热带西太平洋暖池海温偏高（低），菲律宾附近对流活动增强（减弱），并激发东亚—太平洋遥相关，使得西北太平洋副热带高压位置偏北偏东，江淮流域降水偏少，华北、黄河流域降水偏多（Huang and Sun, 1992; Lu, 2001）。海洋性大陆区域是南北半球相互作用的重要区域，也是联系热带和亚澳季风区的重要地区。海洋性大陆地区的海温异常与澳大利亚高压或前期澳洲东侧的海温异常有关，该地区的海温异常可引起局地的对流活动异常，并通过激发东亚—太平洋遥相关，影响中国夏季雨带的分布（Zhou, 2011）。

基于以上分析本文选取 CFSv2 预测的 6 月北太平洋中高纬地区（ $40^{\circ} \sim 60^{\circ}\text{N}$, $150^{\circ}\text{E} \sim 150^{\circ}\text{W}$ ），7 月热带中东太平洋地区（ $5^{\circ}\text{S} \sim 5^{\circ}\text{N}$, $80^{\circ} \sim 180^{\circ}\text{W}$ ），以及 8 月热带西太平洋暖池、海洋性大陆区域（ $10^{\circ}\text{S} \sim 30^{\circ}\text{N}$, $80^{\circ} \sim 160^{\circ}\text{E}$ ）海温作为预测因子。

4 预测模型的建立及实时预测检验

本文针对中国夏季不同月份降水，分别选取了前期 12 月南太平洋中高纬海温、前期 1 月北极关键区海冰和同期 CFSv2 预测关键区海温作为预测因子。首先，为了确定不同因子对中国夏季月际尺度降水的预测效能及主要作用区域，本文分别建立中国 6、7、8 月降水距平百分率的单因子预测模型（M-SST-Dec, M-SIC-Jan 和 M-SST-CFSv2），并对 1983~2022 年进行交叉回报检验。其次，采用 SVD 误差订正方法对以上单因子模型进行误差订正，并采取择优集合方案对单因子预测模型进行集合，进而建立合理权重的多因子动力和统计结合预测模型并检验其预测效能，并开展 2020~2022 年中国 6、7、8 月和夏季平均降水的实时预测检验。

4.1 交叉检验回报结果

4.1.1 单因子模型

为检验本文提出的中国夏季不同月份降水预测模型的预测效能，首先评估了针对每个月降水距平百分率年际增量建立的单因子模型的交叉检验回报结果（图 8）。模型预测效能对比主要指标是 1983~2022 年模型交叉检验回报的降水距平百分率年际增量 TCC 通过 90%置信水平的站点数百分比和 1983~2022 年平均的空间距平相关系数（MACC）。计算结果显示，基于不同预测因子建立的夏季月际尺度预测模型对中国降水的预测效能存在空间区域和月际差异。单因子模型 M-SST-Dec 预测的 6、7、8 月中国 160 站降水距平百分率年际增量 TCC 通过 90%置信水平的站点数占比分别为 33%、36% 和 40%（表 1），且站点主要集中在我国中东部地区（图 8a, b, c）；MACC 为 0.16、0.21 和 0.22，均通过 95%置信水平。且 M-SST-Dec 模型对中国夏季不同月份降水预测效果均优于基于 1、2 月同关键区海温建立的夏季月际尺度降水模型（表略）。M-SIC-Jan 预测结果的 TCC 通过 90%置信水平的站点数占比为 37%（6 月）、42%（7 月）和 36%（8 月），主要集中在长江流域（图 8d, e, f），逐月的 MACC 均通过 95%置信水平。相比于 M-SST-Dec 和 M-SIC-Jan 的预测效能，M-SST-CFSv2 的预测效能略低（图 8g, h, i），TCC 通过 90%置信水平的站点数占比仅有 25%左右，6~8 月的 MACC 为 0.15、0.16 和 0.13，仅通过 90%置信水平。

表 1. 基于单个预测因子建立的降尺度预测模型回报的 1983~2022 年中国夏季月际尺度降水距平百分率年际增量的交叉检验结果；sta-p 表示 TCC 通过 90%显著性检验的站点数百分比，MACC 表示多年平均的 ACC；*, **, *** 分别代表通过 90% (0.13)、95% (0.16) 和 99% (0.20) 的置信水平

Table 1. Cross-validation results of different single-predictor models in summer months during period 1983–2022. Sta-p represents the percentage of stations which TCCs pass the 90% confidence level, and MACC represents the mean ACC over multiple years. *, **, and *** represent the confidence levels of 90% (0.13), 95% (0.16), and 99% (0.20), respectively

6/7/8 月	M-SST-Dec	M-SIC-Jan	M-SST-CFSv2
Sta-p	33%/36%/40%	37%/42%/36%	26%/24%/22%
订正后-sta-p	86%/77%/96%	53%/51%/50%	94%/84%/39%
MACC	0.16**/0.21***/0.22***	0.19**/0.22***/0.22***	0.15*/0.16**/0.13*
订正后-MACC	0.43***/0.42***/0.54***	0.26***/0.27***/0.28***	0.50***/0.51***/0.34***

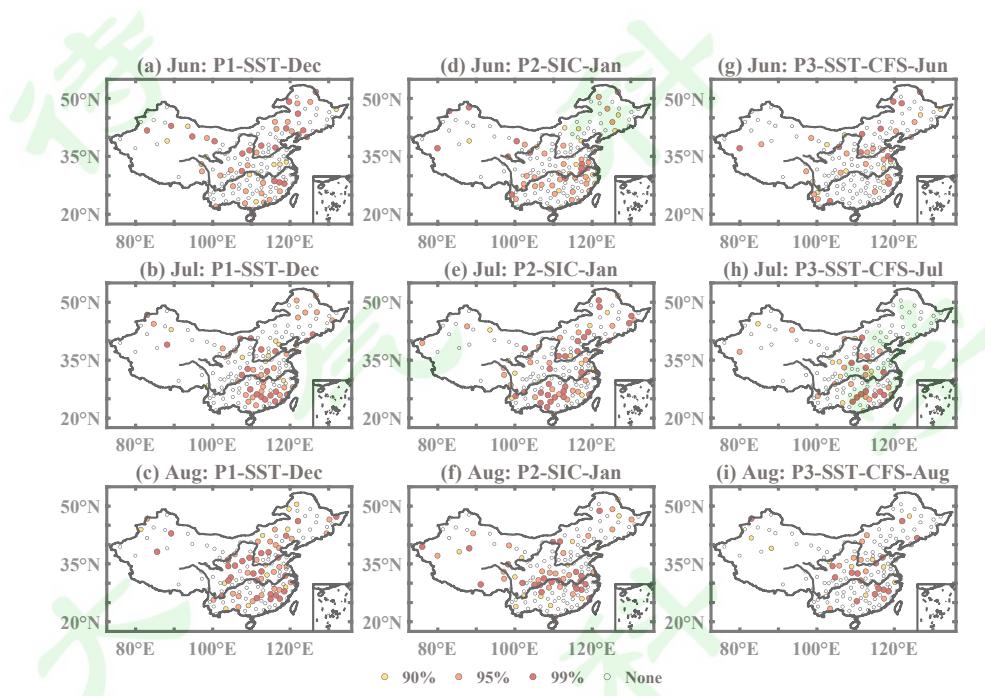


图 8. 基于单个因子建立的降尺度预测模型回报的 1983~2022 年 6 月 (a, d, g)、7 月 (b, e, h)、8 月 (c, f, i) 站点降水距平百分率的年际增量与观测值之间 TCC。单因子模型: M-SST-Dec (a, b, c), M-SIC-Jan (d, e, f), M-SST-CFS (g, h, i); 填色站点由浅至深分别代表通过 90%、95% 和 99% 置信水平的站点

Figure 8. TCCs of PAP-DYs at stations in June (a, d, g), July (b, e, f), and August (c, f, i) between observations and the outputs of single-predictor models from 1983 to 2022. Single-predictor models: M-SST-Dec (a, b, c), M-SIC-Jan (d, e, f), and M-SST-CFS (g, h, i). The shaded stations represent, from light to dark, those with a confidence level of 90%, 95%, and 99%, respectively.

为了进一步提升中国北方和中部地区降水预测准确度, 考虑每个因子的预测效能的区域差异性, 本文采用了 SVD 误差订正方法对单因子模型预测的降水

距平百分率年际增量进行订正。1983~2022 年交叉检验的 TCC 和 MACC 结果显示：订正后，M-SST-Dec 预测的 TCC 超过 90%置信水平的站点数占比从 35% 左右提升至超过 75%，且 6~8 月 MACC 分别从 0.16、0.21 和 0.22 提升到 0.43、0.42 和 0.54，均通过 99%置信水平（表 1）。订正后的 M-SIC-Jan 预测模型可进一步的提升我国北方降水的预测准确度，TCC 通过 90%置信水平的站点数占比从 40%左右提升至 50%以上，逐月 MACC 也分别从 0.19、0.22 和 0.22 提升到 0.26、0.27 和 0.28，均通过 95%置信水平。SVD 误差订正方法对 M-SST-CFSv2 预测的中国 6、7 月份降水距平百分率的年际增量改善效果显著，TCC 通过 90%置信水平的站点数百分比由 25%左右提升到了 80%以上，且 MACC 由 0.15 也提升到 0.50 以上。

表 2. 两种集合方案回报的 1983~2022 年中国夏季月际—季节尺度降水距平百分率的交叉检验结果； MME1：等权重集合方案，MME2：择优集合方案，***代表通过 99%的置信水平

Table 2. Cross-validation results of PAP in different summer months and seasonal averaged PAP from 1983 to 2022 for two ensemble averaging schemes. MME1: Equal-weight ensemble scheme, MME2: Optimized ensemble scheme. *** represents MACCs passing the 99% confidence level.

	Jun	Jul	Aug	JJA
sta-num-MME1	76%	73%	57%	73%
sta-num-MME2	90%	88%	82%	88%
MACC-MME1	0.34***	0.34***	0.32***	0.35***
MACC-MME2	0.39***	0.40***	0.39***	0.41***

4.1.2 多因子择优集合方案

为提高预测模型的稳定性，本文基于以上订正后的单因子预测模型，进一步开展多因子集合预测，建立中国夏季 160 站点月际尺度降水动力和统计结合预测模型。本文对比了两种多因子集合方案，一种是传统的等权重集合方案（MME1），另一种是择优集合方案（MME2）。MME2 针对 160 站逐个站点，

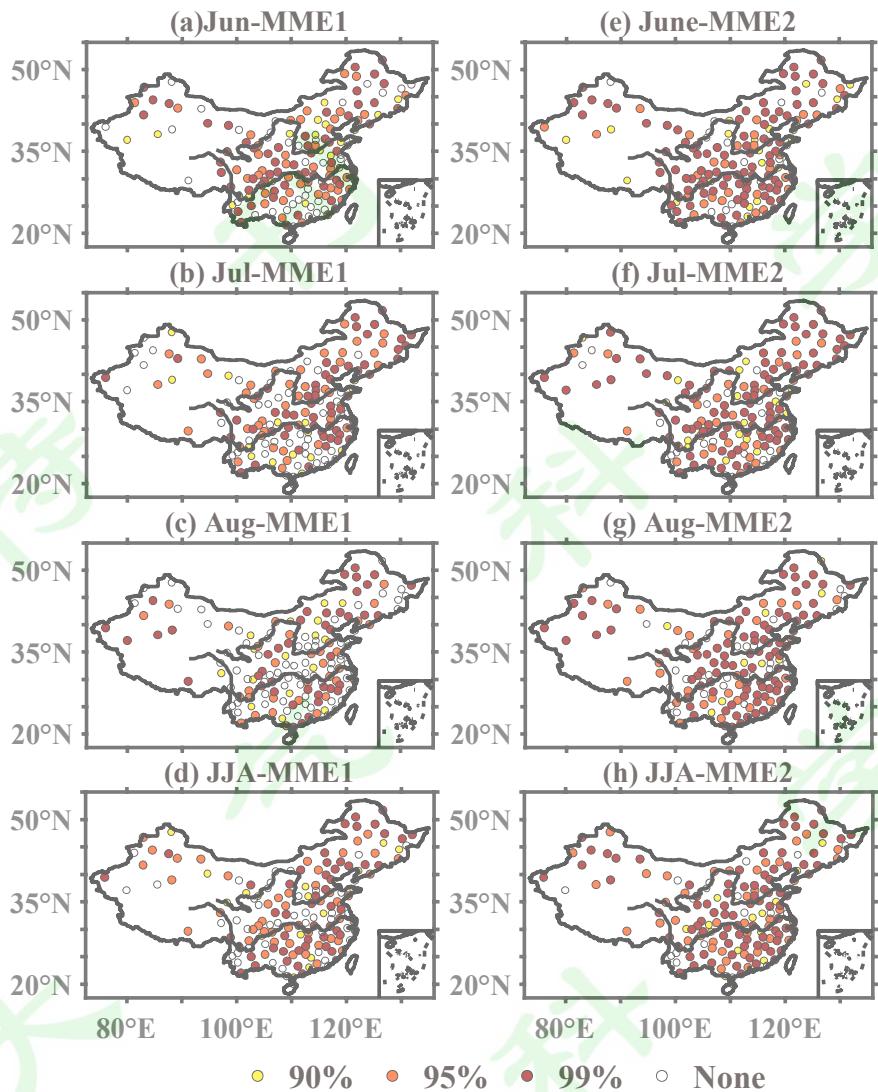


图 9. 两种不同集合方案回报的 1983~2022 年 6 月 (a, e), 7 月 (b, f), 8 月 (c, g), 夏季平均的 (d, h) 站点降水距平百分率与观测值之间 TCC。等权重集合方案结果 (a~d)，择优集合方案结果 (e~h)；填色站点由浅至深分别代表通过 90%、95% 和 99% 置信水平的站点

Figure 9. TCCs of PAP-DYs at stations in June (a, e), July (b, f), August (c, g), and JJA (d, h) between observations and the outputs of different ensemble schemes from 1983 to 2022. Equal-weight ensemble scheme (MME1; a–d), and optimized ensemble scheme (MME2; e–h). The shaded stations represent, from light to dark, those with a confidence level of 90%, 95%, and 99%, respectively.

选取其 TCC 通过显著性检验的单因子模型结果的均值作为该站点的回报结果；若无通过显著性检验的单因子模型，则以三个单因子模型的等权重结果作为该站点的最终回报结果。图 9 所示为两种集合方案下，1983~2022 年观测与多因子模型交叉检验回报的中国夏季月际—季节尺度 160 站降水距平百分率之间的 TCC。结果表明，MME1 方案对夏季逐月降水预测效能整体较好，6 月和 7 月 TCC 通过显著性检验的站点数百分比分别为 76% 和 73%，MACC 也均达到了 0.34，通过 99% 置信水平，但对 8 月降水的预测 TCC 通过 90% 置信水平的站点数占比仅占 57%，MACC 为 0.32（表 2）。与 MME1 方案相比，MME2 方案对中国夏季逐月降水的预测准确率有所提升，TCC 通过显著性检验的站点数占比在 6、7 月增加了 15%，8 月增加了 25%，逐月 MACC 均提升到 0.39 以上。MME2 方案对夏季季节平均降水预测效能也优于 MME1，TCC 通过显著性检验的站点数百分比从 73% 提升到 88%，MACC 从 0.35 提升到 0.41。由此可见，MME2 集合方案对我国夏季月际—季节尺度降水的预测能力优于 MME1。

4.2 实时预测检验

2020~2022 年连续三年处于拉尼娜背景下，但海气过程复杂，三年间我国月际和夏季平均降水形势差异极大，给汛期降水的预测带来新的挑战。如 2020 年 6~7 月“超级暴力梅”、2021 年 7 月河南特大暴雨、2022 年长江流域“汛期反枯”等。因此，本文针对 2020~2022 年夏季月际—季节尺度降水开展了实时预测，进一步检验中国夏季月际—季节尺度降水动力和统计结合实时预测模型的效能。

图 10 为 2020~2022 年中国夏季月际尺度降水动力和统计结合实时预测模型预测夏季逐月和季节平均降水的 Ps 评分。模型对近三年夏季逐月降水总体上展现了较好的预测效果，相对于 1997~2016 年我国夏季降水业务预测平均分 66 分，2020 年夏季逐月降水 Ps 评分分别为 76、72 和 80 分；2021 年 7 月评分达到了 78 分；2022 年 6 月评分超过了 80 分，7 月评分为 76 分；2020~2022 年 6、7、8 月逐月降水 Ps 平均分为 75、75 和 70 分。根据以上月际尺度降水预测结果计算的 2020~2022 年夏季平均降水 Ps 评分分别为 72、76 和 73 分，均高于业务预测多年平均分。

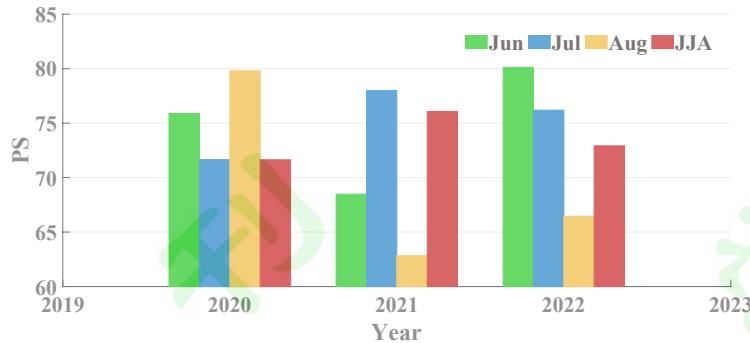


图 10. 2020~2022 年中国夏季月际尺度降水动力和统计结合实时预测模型对夏季月际和季节尺度降水的 Ps 评分

Figure 10. The PS scores of real-time predictions for monthly precipitation in June, July, August and seasonal precipitation averaged with predictions on monthly scale over China during 2020–2022.

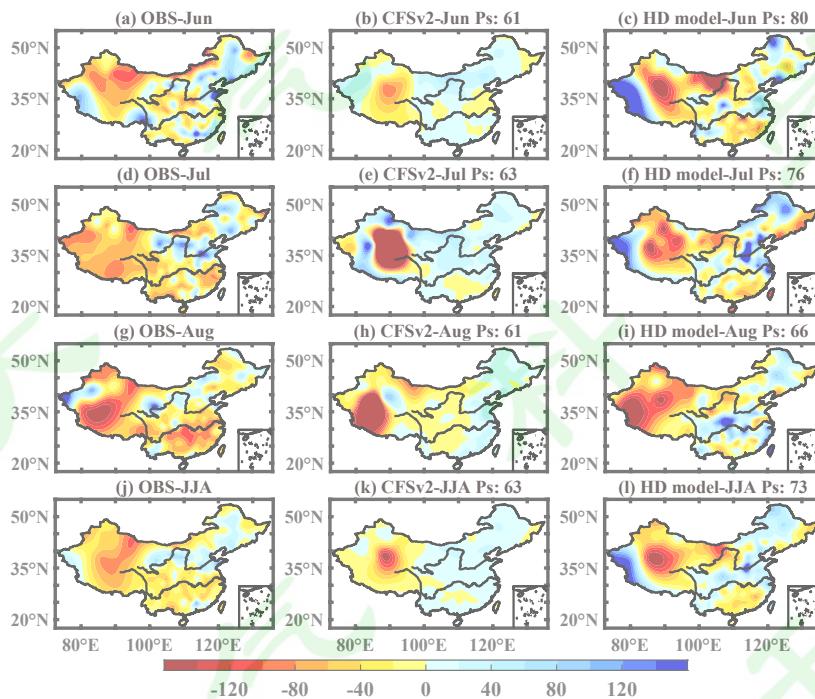


图 11. 2022 年 6 月 (a, b, c)、7 月 (d, e, f)、8 月 (g, h, i)、夏季平均的 (j, k, l) 中国降水距平百分率的空间分布。观测 (a, d, g, j) , CFSv2 2 月起报预测 (b, e, h, k) , 降尺度模型预测 (c, f, i, l) 。Ps 表示预测技巧评分

Figure 11. The spatial distributions of PAP in June (a, b, c), July (d, e, f), August (g, h, i), and JJA (j, k, l) 2022 over China. PAP from observations (a, d, g, j), CFSv2 forecasts initialized from February (b, e, h, k), and downscaling model forecasts (c, f, i, l). Ps stands for the prediction skill score.

2022 年中国夏季降水出现显著月际变化和极端异常降水。如图 11 显示，2022 年夏季中国降水整体呈现“北多南少”的分布，多雨区位于我国北方地区，少雨区位于长江及以南流域。2022 年夏季降水的月际差异非常显著：6 月我国东北、华北和华南部分地区降水偏多，长江流域和中西部地区降水均偏少（图 11a）；7 月多雨区在华北和东北部分地区（图 11b）；8 月少雨区在西部、江淮、华南、西南地区，且长江流域的旱情严重，多雨区位于我国北方地区（图 11c）。CFSv2（2 月起报）虽然基本预测出了 2022 年我国西部地区降水偏少的状况，但未能再现我国中东部地区“北涝南旱”的降水异常形势（图 11b, e, h, l）。相比 CFSv2，MME2 方案不仅能较好地预测出 2022 年夏季我国西部降水偏少的情况，而且对 6、7 月我国中东部地区降水异常分布的预测与实况基本吻合（图 11c, f），Ps 评分分别可达 80 和 76 分。根据月际尺度降水预测结果，2022 年夏季平均降水 Ps 评分也达到 73 分左右。8 月的预测结果也在一定程度上把握了我国北方地区降水偏多的异常情况（图 11i）。

5 结论和讨论

极端气候事件频发给次季节—季节尺度气候预测带来了新的挑战，其中大幅度月际尺度变化或转折往往被季节平均尺度掩盖，也影响季节尺度预测准确度。因此，亟需考虑月际尺度气候异常，开展季节尺度气候预测，进而提升月际—季节平均气候预测准确度。

本文采用年际增量和场信息耦合型预测方法，基于前期观测信息和美国第二代气候预测系统（CFSv2）预测结果，选取前期 12 月观测的南太平洋中高纬关键区海温、1 月北极关键区 SIC 以及 CFSv2 预测系统 2 月起报的夏季同期关键区海温作为月际尺度降水预测因子。通过对单因子预测模型的改进，明确不同因子预测效能的区域差异性，之后采用多因子择优集合方案，研制了中国夏季月际尺度降水动力和统计结合的实时预测模型，开展系统回报检验和实时预测检验。研究结果表明，多因子择优集合的动力和统计结合预测模型对中国 80%以上站点的夏季月际尺度降水具有较高预测准确率，且 6, 7, 8 月逐月 MACC 均超过了 0.39，通过 99%置信水平。之后，根据 6, 7, 8 月际尺度降水预测，获得 6~8 月季节平均预测，结果表明中国 88%站点的夏季季节平均降水

具有较高预测准确率，并在 2020~2022 年连续三年拉尼娜背景下中国区域差异迥异的降水预测中显示较好效果。由此，考虑月际尺度预测开展季节平均预测，是有效提升月际—季节平均气候预测的途径之一。然而，中国月际尺度气候预测非常困难，未来还需要深入理解关键海—陆—气过程和系统的影响机制及其可预测性。

参考文献

- 陈丽娟, 李维京, 张培群, 等, 2003. 降尺度技术在月降水预报中的应用 [J]. 应用气象学报, 14: 648-655. Chen L J, Li W J, Zhang P Q, et al., 2003. Application of a new downscaling model to monthly precipitation forecast [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 14: 648-655.
- Chen X D, Dai A G, Wen Z P, et al., 2021. Contributions of Arctic Sea-Ice loss and East Siberian atmospheric blocking to 2020 record-breaking Meiyu-Baiu rainfall [J]. Geophysical Research Letters, 48. doi: 10.1029/2021gl092748
- Chu J, Kang H, Tam C, et al., 2008. Seasonal forecast for local precipitation over northern Taiwan using statistical downscaling [J]. Journal of Geophysical Research, 113: D12118. doi: 10.1029/2007JD009424
- Dai H X, Fan K, 2020. Skilful two-month-leading hybrid climate prediction for winter temperature over China [J]. International Journal of Climatology, 40: 4922-4943. doi: 10.1002/joc.6497
- Dai H X, Fan K, 2021. An effective downscaling model for operational prediction of summer precipitation over China [J]. Atmospheric Research, 257: 105621. doi: 10.1016/j.atmosres.2021.105621
- de Andrade F M, Coelho C A S, Cavalcanti I F A, 2019. Global precipitation hindcast quality assessment of the Subseasonal to Seasonal (S2S) prediction project models [J]. Climate Dynamics, 52: 5451-5475. doi: 10.1007/s00382-018-4457-z
- 邓伟涛, 孙照渤, 曾刚, 等, 2009. 中国东部夏季降水型的年代际变化及其与北太平洋海温的关系 [J]. 大气科学, 33: 835-846. Deng W T, Sun Z B, Zeng G, et al.,

2009. Interdecadal variation of summer precipitation pattern over eastern China and its relationship with the North Pacific SST [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 33: 835-846.
- 范可, 2006. 南半球环流异常与长江中下游夏季旱涝的关系 [J]. 地球物理学报, 49: 672-679. Fan K, 2006. Atmospheric circulation anomalies in the Southern Hemisphere and summer rainfall over Yangtze River Valley [J]. Chinese Journal of Geophysics-Chinese Edition (in Chinese), 49: 672-679.
- Fan K, Liu Y, Chen H P, 2012. Improving the prediction of the East Asian summer monsoon: New approaches [J]. Weather and Forecasting, 27: 1017-1030. doi: 10.1175/waf-d-11-00092.1
- Fan K, Wang H J, 2004. Antarctic Oscillation and the dust weather frequency in North China [J]. Geophysical Research Letters, 31: L10201. doi: 10.1029/2004GL019465
- Fan K, Wang H J, 2006. Interannual variability of Antarctic Oscillation and its influence on East Asian climate during boreal winter and spring [J]. Science in China Series D: Earth Sciences, 49: 554-560.
- Fan K, Wang H J, Choi Y, 2008. A physically-based statistical forecast model for the middle-lower reaches of the Yangtze River Valley summer rainfall [J]. Chinese Science Bulletin, 53: 602-609. doi: 10.1007/s11434-008-0083-1
- Fan K, Xie Z M, Wang H J, et al., 2018. Frequency of spring dust weather in North China linked to sea ice variability in the Barents Sea [J]. Climate Dynamics, 51: 4439-4450. doi: 10.1007/s00382-016-3515-7
- Feddersen H, Navarra A, Ward M N, 1999. Reduction of model systematic error by statistical correction for dynamical seasonal predictions [J]. Journal of Climate, 12: 1974-1989. doi: 10.1175/1520-0442(1999)012<1974:ROMSEB>2.0.CO;2
- Feddersen H, Andersen U. 2005. A method for statistical downscaling of seasonal ensemble predictions [J]. Tellus A -Dyn. Meteor. Oceanogr., 57: 398-408. doi:10.3402/tellusa.v57i3.14656.

- Gao H, Xue F, Wang H J, 2003. Influence of interannual variability of Antarctic Oscillation on Mei-yu along the Yangtze and Huaihe River valley and its importance to prediction [J]. Chinese Science Bulletin, 48: 87-92.
- Gao Y Q, Sun J Q, Li F, et al., 2015. Arctic sea ice and Eurasian climate: A review [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 32: 92-114. doi: 10.1007/s00376-014-0009-6
- 顾伟宗, 陈丽娟, 张培群, 等, 2009. 基于月动力延伸预报最优信息的中国降水降尺度预测模型 [J]. 气象学报, 67: 280-287. Gu W Z, Chen L J, Zhang P Q, et al., 2009. Downscaling precipitation prediction in China based on optimization information extracted from monthly Dynamic Extended Range Forecast [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 67: 280-287.
- Han T T, Tang G W, Zhou B T, et al., 2022. Strengthened relationship between sea ice in East Siberian Sea and midsummer rainfall in Northeast China [J]. Climate Dynamics. doi: 10.1007/s00382-022-06537-1
- 何慧根, 李巧萍, 吴统文, 等, 2014. 月动力延伸预测模式业务系统 DERF2.0 对中国气温和降水的预测性能评估 [J]. 大气科学, 38: 950-964. He H G, Li Q P, Wu T W, et al., 2014. Temperature and precipitation evaluation of monthly Dynamic Extended Range Forecast operational system DERF2.0 in China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 38: 950-964.
- Huang B Y, Thorne P W, Banzon V F, et al., 2017. Extended reconstructed sea surface temperature, version 5 (ERSSTv5): upgrades, validations, and intercomparisons [J]. Journal of Climate, 30: 8179-8205. doi: 10.1175/jcli-d-16-0836.1
- Huang R H, Li W, 1987: Influence of the heat source anomaly over the tropical western Pacific on the subtropical high over East Asia and its physical mechanism. Preprints, 107-116.
- Huang R H, Sun F, 1992. Impacts of the Tropical Western Pacific on the East Asian Summer Monsoon [J]. Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II, 70: 243-256. doi: 10.2151/jmsj1965.70.1B_243

Huang R H, Wu Y F, 1989. The Influence of ENSO on the Summer Climate Change in China and Its Mechanism [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 6: 21-32. doi: 10.1007/BF02656915

Ji L, Fan K, 2019a. Climate Prediction of Satellite-Based Spring Eurasian Vegetation Index (NDVI) using Coupled Singular Value Decomposition (SVD) Patterns [J]. Remote Sensing, 11. doi: 10.3390/rs11182123

Ji L Q, Fan K, 2019b. Climate prediction of dust weather frequency over northern China based on sea-ice cover and vegetation variability [J]. Climate Dynamics, 53: 687-705. doi: 10.1007/s00382-018-04608-w

金祖辉, 陶诗言, 1999. ENSO 循环与中国东部地区夏季和冬季降水关系的研究 [J]. 大气科学, 23: 663-672. Jin Z, Tao S, 1999. A study on the relationships between ENSO cycle and rainfalls during summer and winter in Eastern China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 23: 663-672.

Kharin V V, Zwiers F W, 2001. Skill as a function of time scale in ensembles of seasonal hindcasts [J]. Climate Dynamics, 17: 127-141. doi: 10.1007/s003820000102

Li F, Zeng Q C, 2008. Statistical prediction of East Asian summer monsoon rainfall based on SST and sea ice concentration [J]. Journal of the Meteorological Society of Japan, 86: 237-243. doi: 10.2151/jmsj.86.237

李丽平, 靳莉莉, 管兆勇, 2010. 北太平洋次表层海温异常对中国夏季降水影响的可能途径 [J]. 大气科学, 34: 988-1000. Li L P, Jin L L, Guan Z Y, 2010. The possible influence channel of sub—surface sea temperature anomaly in the North Pacific on China summer rainfall [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 34: 988-1000. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2010.05.13

李维京, 郑志海, 孙丞虎, 2013. 近年来我国短期气候预测中动力相似预测方法研究与应用进展 [J]. 大气科学, 37: 341-350. Li W, Zheng Z, Sun C, 2013. Improvements to dynamical analogue climate prediction method in China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 37: 341-350.

Lin Z, Li F, 2018. Impact of interannual variations of spring sea ice in the Barents Sea on East Asian rainfall in June [J]. Atmospheric and Oceanic Science Letters, 11: 275-281.

刘舸, 张庆云, 孙淑清, 2008. 澳大利亚东侧环流及海温异常与长江中下游夏季旱涝的关系 [J]. 大气科学, 32: 231-241. Liu G, Zhang Q, Sun S, 2008. The relationship between circulation and SST anomaly East of Australia and the summer rainfall in the middle and lower reaches of the Yangtze River [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 32: 231-241.

刘绿柳, 孙林海, 廖要明, 等, 2011. 基于 DERF 的 SD 方法预测月降水和极端降水日数 [J]. 应用气象学报, 22: 77-85. Liu L L, Sun L H, Liao Y M, et al., 2011. Prediction of Monthly Precipitation and Number of Extreme Precipitation Days with Statistical Downscaling Methods Based on the Monthly Dynamical Climate Model [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 22: 77-85.

Liu Y, Fan K, 2014. An application of hybrid downscaling model to forecast summer precipitation at stations in China [J]. Atmospheric Research, 143: 17-30. doi: 10.1016/j.atmosres.2014.01.024

Liu Y, Fan K, Chen L, et al., 2020a. An operational statistical downscaling prediction model of the winter monthly temperature over China based on a multi-model ensemble [J]. Atmospheric Research, 249: 105262. doi: 10.1016/j.atmosres.2020.105262

刘颖, 范可, 张颖, 2013. 基于 CFS 模式的中国站点夏季降水统计降尺度预测 [J]. 大气科学, 37: 1287-1296. Liu Y, Fan K, Zhang Y, 2013. A statistical downscaling model for summer rainfall over China stations based on the Climate Forecast System [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 37: 1287-1296. doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2012.12143

Liu Y, Ren H, 2015. A hybrid statistical downscaling model for prediction of winter precipitation in China [J]. International Journal of Climatology, 35: 1309-1321. doi: 10.1002/joc.4058

- Liu Y, Zhu Y L, Wang H J, et al., 2020b. Role of autumn Arctic Sea ice in the subsequent summer precipitation variability over East Asia [J]. International Journal of Climatology, 40: 706-722. doi: 10.1002/joc.6232
- Lu R Y, 2001. Interannual variability of the summertime North Pacific subtropical High and its relation to atmospheric convection over the warm pool [J]. Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II, 79: 771-783. doi: 10.2151/jmsj.79.771
- Ma J H, Sun J Q, 2021. New statistical prediction scheme for monthly precipitation variability in the rainy season over northeastern China [J]. International Journal of Climatology, 41: 5805-5819. doi: 10.1002/joc.7154
- Ma J H, Sun J Q, Liu C Z, 2022. A hybrid statistical-dynamical prediction scheme for summer monthly precipitation over Northeast China [J]. Meteorological Applications, 29. doi: 10.1002/met.2057
- Martin G M, Dunstone N J, Scaife A A, et al., 2020. Predicting June mean rainfall in the middle/lower Yangtze River basin [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 37: 29-41. doi: 10.1007/s00376-019-9051-8
- Michaelsen J, 1987. Cross-validation in statistical climate forecast models [J]. Journal of Climate and Applied Meteorology, 26: 1589-1600. doi: 10.1175/1520-0450(1987)026<1589:cvciscf>2.0.co;2
- Nan S, Li J P, 2003. The relationship between the summer precipitation in the Yangtze River valley and the boreal spring Southern Hemisphere annular mode [J]. Geophysical Research Letters, 30: 4. doi: 10.1029/2003gl018381
- Reynolds R W, Rayner N A, Smith T M, et al., 2002. An improved in situ and satellite SST analysis for climate [J]. Journal of Climate, 15: 1609-1625. doi: 10.1175/1520-0442(2002)015<1609:AIISAS>2.0.CO;2
- Saha S, Moorthi S, Wu X, et al., 2014. The NCEP climate forecast system version 2 [J]. Journal of Climate, 27: 2185-2208. doi: 10.1175/JCLI-D-12-00823.1
- Su H F, Xiong Z, Yan X D, 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: 1913-1923. doi: 10.1007/s00704-019-02925-6

孙丹, 薛峰, 周天军, 2013. 不同年代际背景下南半球环流变化对中国夏季降水的影响 [J]. *气候与环境研究*, 18: 51-62. Sun D, Xue F, Zhou T, 2013. Influence of Southern Hemisphere circulation on summer rainfall in China under various decadal backgrounds [J]. *Climatic and Environmental Research (in Chinese)*, 18: 51-62.

Sun J Q, Wang H J, Yuan W, 2009. A possible mechanism for the co-variability of the boreal spring Antarctic Oscillation and the Yangtze River valley summer rainfall [J]. *International Journal of Climatology*, 29: 1276-1284.

Tian B Q, Fan K, 2019. Seasonal climate prediction models for the number of landfalling tropical cyclones in China [J]. *Journal of Meteorological Research*, 33: 837-850. doi: 10.1007/s13351-019-8187-x

Tian B Q, Fan K, 2020. Climate prediction of summer extreme precipitation frequency in the Yangtze River valley based on sea surface temperature in the southern Indian Ocean and ice concentration in the Beaufort Sea [J]. *International Journal of Climatology*, 40: 4117-4130. doi: 10.1002/joc.6446

Tian B Q, Fan K, 2022. New downscaling prediction models for spring drought in China [J]. *International Journal of Climatology*, 42: 6960-6975. doi: 10.1002/joc.7623

Von Storch H, Zorita E, Cubasch U. 1993. Downscaling of global climate change estimates to regional scales: An application to Iberian rainfall in wintertime [J]. *Journal of Climate*, 6: 1161–1171. doi:10.1175/1520-0442(1993)006<1161:DOG CCE>2.0.CO;2.

Wang B, Wu R, Fu X, 2000. Pacific–East Asian Teleconnection: How does ENSO affect East Asian climate? [J]. *Journal of Climate*, 13: 1517-1536.

Wang H J, Fan K, 2005. Central-north China precipitation as reconstructed from the

- Qing dynasty: Signal of the Antarctic Atmospheric Oscillation [J]. *Geophys Res Lett*, 32: L24705. doi: 10.1029/2005GL024562
- Wang H J, Fan K, 2006. Relationship between the Antarctic oscillation and the western North Pacific typhoon frequency [J]. *Chinese Science Bulletin*, 52: 561-565. doi: 10.1007/s11434-007-0040-4
- Wang H J, Fan K. 2009. A new scheme for improving the seasonal prediction of summer precipitation anomalies [J]. *Weather and Forecasting*, 24: 548–554. doi:10.1175/2008WAF2222171.1.
- 王会军, 任宏利, 陈活泼, 等, 2020. 中国气候预测研究与业务发展的回顾 [J]. *气象学报*, 78: 317-331. Wang H J, Ren H L, Chen H P, et al., 2020. Highlights of climate prediction study and operation in China over the past decades [J]. *Acta Meteorologica Sinica* (in Chinese), 78: 317-331.
- Wang J, Guo Y F, 2004. Possible impacts of Barents Sea ice on the Eurasian atmospheric circulation and the rainfall of East China in the beginning of summer [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 21: 662-674. doi: 10.1007/bf02915733
- Wei F, Huang J, 2010. A study of downscaling factors of atmospheric circulations in the prediction model of summer precipitation in Eastern China [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 34: 202-212.
- Wu B Y, Zhang R H, Wang B, 2009. On the association between spring Arctic sea ice concentration and Chinese summer rainfall: A Further Study [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 26: 666-678. doi: 10.1007/s00376-009-9009-3
- 吴统文, 宋连春, 刘向文, 等, 2013. 国家气候中心短期气候预测模式系统业务化进展 [J]. *应用气象学报*, 24: 533-543. Wu T W, Song L C, Liu X W, et al., 2013. Progress in Developing the Short range Operational Climate Prediction System of China National Climate Center [J]. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 24: 533-543.
- 薛峰, 2005. 南半球环流变化对东亚夏季风的影响 [J]. *气候与环境研究*: 10: 401-

408. Xue F, 2005. Influence of the Southern Circulation on East Asian Summer Monsoon [J]. Climatic and environmental research (in Chinese), 10: 401-408.
- Zhang R, Sumi A, Kimoto M, 1999. A diagnostic study of the impact of El Niño on the precipitation in China [J]. Advances in Atmospheric Sciences, 16: 229-241. doi: 10.1007/BF02973084
- Zhang X L, Yan X D, 2015. A new statistical precipitation downscaling method with Bayesian model averaging: a case study in China [J]. Climate Dynamics, 45: 2541-2555. doi: 10.1007/s00382-015-2491-7
- Zhou B T, 2011. Linkage between winter sea surface temperature east of Australia and summer precipitation in the Yangtze River valley and a possible physical mechanism [J]. Chinese Science Bulletin, 56: 1821-1827. doi: 10.1007/s11434-011-4497-9
- 朱乾根, 滕莺, 徐国强, 2000. 北太平洋中纬海温异常对中国东部夏季降水影响的可能途径 [J]. 大气科学学报, 23: 1-8. Zhu Q G, Teng Y, Xu G Q, 2000. The possible mechanism of the effects of SSTA in North Pacific on East China summer rainfall [J]. Journal of Nanjing Institute of Meteorology (in Chinese), 23: 1-8.