

黄泽青, 赵铜铁钢, 田雨, 等. 全球气象模型 GFDL-SPEAR 月降水预报订正与检验[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(1): 56-66. HUANG Z Q, ZHAO T T G, TIAN Y, et al. Calibration and verification of monthly precipitation forecasts from GFDL-SPEAR global climate model[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(1): 56-66. (in Chinese)

全球气象模型 GFDL-SPEAR 月降水预报订正与检验

黄泽青^{1,2}, 赵铜铁钢^{1,2}, 田雨³, 吴永妍^{1,4}, 李波^{1,4}, 陈晓宏^{1,2}

(1. 水利部水网工程与调度重点实验室, 武汉 430010; 2. 中山大学南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 广东 珠海 519080; 3. 中国水利水电科学研究院水资源研究所, 北京 100036; 4. 长江勘测规划设计研究有限责任公司, 武汉 430019)

摘要: 由于全球气象模型产生的原始预报通常包含复杂的误差, 为评估新一代的 GFDL-SPEAR 模型对我国各二级水资源区的适用性, 构建伯努利-伽马-高斯模型开展统计订正的对比实验, 从逐月与累计降水 2 个方面评估预报的相关性、系统偏差、可靠性以及预报精度, 从而辨析原始预报的误差并分析预报订正的作用。结果表明: GFDL-SPEAR 原始预报与观测呈现良好的相关关系, 但包含 -20% 到 50% 的系统偏差, 导致预报可靠性与预报精度较低; 伯努利-伽马-高斯模型能够有效订正系统偏差, 生成可靠的预报时间序列, 使逐月与累计降水的预报精度分别提高约 25% 和 45%; 相比总量订正, 逐月订正能够进一步提高预报精度。整体上, 订正后的 GFDL-SPEAR 降水预报可为流域水资源调控与防洪抗旱提供 6 个月乃至 1 年预见期的重要信息。

关键词: GFDL-SPEAR 预报; 预报订正; 伯努利-伽马-高斯模型; 逐月降水; 累计降水

中图分类号: TV214 **文献标志码:** A **DOI:** 10.13476/j.cnki.nsbdkq.2024.0008

全球气象模型将陆地、海洋、大气和海冰模块进行耦合, 以综合描述地球系统中的复杂交互作用, 从而生成全球范围的降水预报^[1]。降水作为流域水文过程的关键驱动因子, 准确、可靠的中长期降水预报是提高水文预报质量的重要支撑^[2]。从全球气象模型中提取降水预报数据用以驱动流域水文模型, 可为径流、土壤水等预报提供重要的动力基础, 有利于提高流域水文预报精度、延长预见期^[2-3]。近年来, 世界上主要的气象机构相继开发、运行不同的全球气象模型, 发布全球范围内的降水预报数据^[4]。2020 年, 美国地球物理流体动力学实验室(Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, GFDL)发布了最新的 SPEAR(Seamless System for Prediction and Earth System Research)预报模型, 相比前一代模型有显著改进, 呈现更好的预报性能, 可为流域水资源调控与防洪抗旱决策提供重要的预报预警信息^[5-6]。

预报订正与检验是预报数据发布与应用的重要

环节^[4,7-8]。相关研究^[9-10]表明, 全球气象模型生成的原始预报数据通常包含一定的系统偏差与随机误差, 可能导致集合预报区间过宽或过窄, 预报精度不理想。为了改良降水预报, 诸多研究开发预报订正模型, 消除偏差、量化随机误差, 以提升预报精度^[11-13]。例如: 分位数映射法在预报与观测数据之间进行频率匹配以消除边缘分布的差异^[14]; 贝叶斯模型平均法则基于历史预报与观测估计各集合成员的后验概率作为权重进行加权平均^[15-16]。相关研究开展预报订正数值实验, 分析订正模型对于全球气象模型原始预报的改良作用, 进一步评估全球不同区域的预报精度^[10,12,17]。虽然分位数映射法等模型可以有效提高季节乃至年尺度预报的精度, 但进一步发掘并提高全球气象模型的降水时间序列预报性能对于流域水文预报具有重要意义。

全球气象模型 GFDL-SPEAR 提供未来 12 个月的时间序列预报数据, 可作为我国开展汛期(5—10 月)与非汛期(11 月—次年 4 月)水文预报的重

收稿日期: 2023-07-24 修回日期: 2023-11-13 网络出版时间: 2024-01-29

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/13.1430.TV.20240126.1422.002>

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC3001000); 广东省“珠江人才计划”青年团队项目(2019ZT08G090)

作者简介: 黄泽青(1996—), 男, 广东揭阳人, 博士研究生, 主要从事水文水资源研究。E-mail: huangzq6@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 赵铜铁钢(1986—), 男, 湖南衡阳人, 教授, 主要从事水文水资源研究。E-mail: zhaottg@mail.sysu.edu.cn

要参考^[2,18]。本研究旨在评估 GFDL-SPEAR 模型对我国逐月降水的预报性能:首先,以汛期初(5月)和非汛期初(11月)为起报时间,计算 GFDL-SPEAR 模型对我国各二级水资源区的面平均降水预报值,形成覆盖汛期与非汛期的时间序列预报;其次,围绕时间序列预报设计订正实验,构建伯努利-伽马-高斯模型^[14,19],以逐月订正与总量订正两种方式对原始预报值进行订正;最后,检验逐月与累计降水预报值的相关性、偏差、可靠性与预报精度,分析 GFDL-SPEAR 模型在不同水资源区对汛期与非汛期降水的预报精度,辨析伯努利-伽马-高斯模型在逐月订正与总量订正中,对预报值的改良作用。

1 研究区域与数据

我国共有 80 个二级水资源区,分属 10 个一级水资源区,分别是松花江区、辽河区、海河区、黄河区、淮河区、长江区、东南诸河区、珠江区、西南诸河区和西北诸河区。各二级水资源区降水预报数据源自 GFDL-SPEAR 全球气象模型,该模型耦合新一代的大气(AM4.0)、陆地(LM4.0)、海洋(MOM6)和海冰(SIS2)模块,生成未来 12 个月的逐月降水预报数据^[6],预见期 0 个月表示模型于月初对当月的降水进行预报。研究选取以 1991—2020 年汛期初与非汛期初为起报时间的降水预报数据,其空间分辨率为 1°,包含 15 个集合成员,不同成员表示 GFDL-SPEAR 模型引入不同的初始条件或参数得到的预报情景,由此形成集合预报以表征预报的不确定性^[4]。

CN05.1 降水数据提供自 1961 年至今我国逐日降水栅格数据,从 CN05.1 提取 1991—2021 年的逐月降水观测值,用于检验 GFDL-SPEAR 降水预报精度^[20]。从栅格数据集中提取二级水资源区的预报与观测数据需先辨识数据栅格与各个二级水资源区矢量图形的重叠面积,再以面积为权重对栅格数据进行加权平均,计算各个二级水资源区的面平均降水预报与观测值,进而开展预报订正与检验。

2 预报订正与检验

2.1 伯努利-伽马-高斯模型

伯努利-伽马-高斯模型通过耦合 3 种统计分布解决由于降水零值与偏度带来的非正态分布建模问题,同时考虑预报值和观测值复杂的关联关系,相比常用的线性放缩、分位数映射法等模型可进一

步提高预报可靠性与精度^[8,14,19]。整体上,该模型包括模型拟合与模型应用两个部分。

模型拟合采用伯努利分布表征训练样本中预报值与观测值等于 0 或大于 0 的过程:

$$\begin{cases} \lambda_F \sim B_F(p_F) \\ \lambda_O \sim B_O(p_O) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\lambda_F(\lambda_O)$ 为表征预报(观测)值是否大于 0 的变量,当预报(观测)值大于 0 时 $\lambda_F(\lambda_O)$ 等于 1,当预报(观测)值等于 0 时 $\lambda_F(\lambda_O)$ 等于 0; $B_F(p_F)$ 与 $B_O(p_O)$ 分别表示拟合 λ_F 与 λ_O 的伯努利分布; p_F 和 p_O 为伯努利分布的成功概率参数。

伽马分布用于拟合非零降水量通常的偏态分布,并联合式(1)构建伯努利-伽马混合分布,进而对预报值与观测值进行正态分位变换:

$$\begin{cases} \hat{F} = \Phi^{-1}[(1-p_F) + \lambda_F p_F G_F(F; \alpha_F, \beta_F)] \\ \hat{O} = \Phi^{-1}[(1-p_O) + \lambda_O p_O G_O(O; \alpha_O, \beta_O)] \end{cases} \quad (2)$$

式中: \hat{F} 与 \hat{O} 分别表示正态分位变换后的预报值与观测值; $\Phi^{-1}(\bullet)$ 为标准正态分布累积分布函数的反函数; $G_F(F; \alpha_F, \beta_F)$ 和 $G_O(O; \alpha_O, \beta_O)$ 分别为拟合预报与观测值的伽马分布的累积分布函数,其中 $\alpha_F(\alpha_O)$ 和 $\beta_F(\beta_O)$ 分别是伽马分布的形状与逆尺度参数。由式(2)可知,变换后的 \hat{F} 与 \hat{O} 均服从标准正态分布,这解决了降水非正态分布的建模问题。

在正态分位变换的基础上,构建 \hat{F} 与 \hat{O} 的双变量联合正态分布进一步表征两者的关联关系:

$$\begin{bmatrix} \hat{F} \\ \hat{O} \end{bmatrix} \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix}\right) \quad (3)$$

式中: ρ 为 \hat{F} 和 \hat{O} 的相关系数,表征预报与观测值的关联关系强度, ρ 越接近于 1,意味着原始预报数据包含更多的预报信息。模型拟合采用 Weibull 公式计算预报与观测样本的累积频率,以估计伯努利分布参数 p_F 和 p_O ;采用极大似然法估计伽马分布参数 α_F 、 β_F 、 α_O 和 β_O ;构建关于 ρ 的似然函数并采用黄金分割法进行参数寻优^[19]。

在模型应用中,基于式(3)的双变量联合正态分布与新的原始预报值 f ,观测值的条件概率分布 δ 为

$$\delta \sim N(\rho \hat{f}, 1 - \rho^2) \quad (4)$$

式中: \hat{f} 表示经过式(2)正态分位变换后的 f 。 δ 服从正态分布,其条件期望与条件方差分别为 $\rho \hat{f}$ 与 $1 - \rho^2$,该条件分布的随机样本经过逆正态分位变换即可得到订正预报值。可以看到, ρ 的增大将会减小 δ 的方差,对应着更小的预报不确定性,有利于提高预报精度。30 年的降水预报订正采用“留一法”交叉

验证进行, 这可使检验样本独立于模型训练样本, 以评估模型的预报改良效果。

2.2 逐月订正与总量订正

对比实验中, 伯努利-伽马-高斯模型通过逐月订正与总量订正的方式开展预报订正, 以分析其对降水时间序列预报值的改良作用。

逐月订正对不同预见期的降水预报值分别构建模型生成订正预报, 再采用 Schaake Shuffle 法调整集合成员的顺序构建预报时间序列^[21]:

$$F_{S^*, B_m} = F_{*, m} \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

式中: F_{S^*, B_m} 为 Schaake Shuffle 排序后的订正预报值; B_m 表示历史观测降水排序的索引; $F_{*, m}$ 表示订正预报集合成员的顺序统计量; M 表示集合成员的个数。由式(5)可知, Schaake Shuffle 法可基于历史观测数据的顺序构建不同预见期集合预报的时间相关关系。

总量订正构建模型对累计 12 个月的降水预报值进行订正, 再由降水的年内分配得到逐月预报时间序列:

$$F_{D^*, m} = F_{A^*, m} \omega \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

式中: $F_{D^*, m}$ 为得到的月降水预报值; $F_{A^*, m}$ 为累计降水订正预报值; ω 为年内降水分配比例, 可由历史降水观测数据计算得到, 不同集合成员的 ω 可随机选择历史样本进行计算。

2.3 预报检验

预报检验指标包括皮尔逊相关系数(E_{PCC})、相对偏差(E_{RB})、 α 指数(E_α)与连续分级概率技巧分数(E_{CRPSS}), 用于从逐月降水量与累计降水量两个方面检验原始与订正预报数据^[22]。

E_{PCC} 表征预报与观测数据的相关程度:

$$E_{PCC} = \frac{\sum_{n=1}^N (\bar{f}_n - \bar{f})(o_n - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (\bar{f}_n - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (o_n - \bar{o})^2}} \quad (7)$$

式中: \bar{f}_n 为第 n 年的集合预报均值; \bar{f} 为多年预报均值; o_n 为第 n 年的观测值; \bar{o} 为多年观测均值; N 为年份总数。 E_{PCC} 越接近于 1, 表明预报与观测值的相关性越强。

E_{RB} 表征预报值的系统偏差:

$$E_{RB} = \frac{\sum_{n=1}^N \bar{f}_n - \sum_{n=1}^N o_n}{\sum_{n=1}^N o_n} \times 100\% \quad (8)$$

对于无偏的预报值, E_{RB} 等于 0; 当 E_{RB} 大于(小

于)0 时, 预报值整体大于(小于)观测值。

E_α 表征集合预报区间的可靠性^[23]:

$$E_\alpha = 1 - \frac{2}{N} \sum_{n=1}^N \left| P_n - \frac{n}{N+1} \right| \quad (9)$$

式中: P_n 表示概率积分变换 (probability integral transform) 的顺序统计量。 E_α 的取值范围为 [0, 1], 其值越大意味着预报可靠性越高。

E_{CRPSS} 对比集合预报与参考预报的连续分级概率分数以表征预报精度:

$$E_{CRPSS} = \frac{C_{ref} - C_{ens}}{C_{ref}} \times 100\% \quad (10)$$

式中: C_{ref} 表示对参考预报值 (由多年历史观测数据随机采样得到) 计算的连续分级概率分数; C_{ens} 表示对原始预报值或订正预报值计算的连续分级概率分数。 E_{CRPSS} 越高, 表明预报精度越高, 最大值为 100%; 当 E_{CRPSS} 大于 0 时, 预报优于参考预报^[24]。

3 结果与分析

3.1 原始降水预报

图 1 展示了各二级水资源区上 GFDL-SPEAR 原始预报值与观测值的 E_{PCC} , 以分析逐月与累计降水预报值的 E_{PCC} 随预见期的变化。在大部分区域, 预见期较短的原始预报值通常呈现较高的 E_{PCC} , 预见期的延长会使 E_{PCC} 逐渐下降。对于逐月降水, GFDL-SPEAR 预报值在额尔古纳河、龙羊峡以上、闽江等水资源区呈现出较高的 E_{PCC} , 而当预见期达到 9 个月时, E_{PCC} 整体接近于 0。累计预报值则综合了不同预见期的预报信息, 更好地指示累计降水量的变化。在辽河干流、岷沱江和鄱阳湖水系等二级水资源区, 累计 12 个月的降水预报值与观测值仍呈现一定的相关性。

图 2 展示的是以非汛期初为起报时间的 E_{PCC} 。从图 2 可以看到: 当预见期较短时, 黄河、长江与珠江的二级水资源区整体呈现较高的 E_{PCC} ; 随着预见期的延长, 逐月降水的 E_{PCC} 逐渐下降, 而西辽河与太湖水系等二级水资源区上的累计 12 个月的降水预报值仍呈现较高的 E_{PCC} 。这表明预见期的延长使逐月降水不确定增大, GFDL-SPEAR 模型在预见期超过 9 个月的逐月降水预报值中存在较大的噪声, 但仍可提供一定的累计降水预报信息。同时, 相比于汛期初 (图 1), 非汛期初预报值的 E_{PCC} 整体更高, 这意味着 GFDL-SPEAR 模型对我国非汛期降水有更好的预报性能。

3.2 逐月与累计降水预报

以黄河区的三门峡至花园口、长江区的太湖水系与珠江区的东江为例,图3展示非汛期初起报的0个月预见期的原始预报值及其订正预报值与观测值的关系,同时计算相应的预报检验指标。原始预报区间与观测值整体围绕1:1线分布,表明原始预报值包含一定的信息,但也受预报误差影响。例如,

东江流域中观测值点整体位于预报区间以下,导致 E_{RB} 大于40%,表明降水量整体被高估,进一步降低了预报可靠性, E_{α} 小于0.7。相比原始预报,订正预报区间整体上能够概括大部分的观测值,表明伯努利-伽马-高斯模型能够订正系统偏差并生成更可靠的集合预报区间。同时,更高的 E_{CRPSS} 说明订正预报值整体上呈现更高的预报精度[式(10)]。

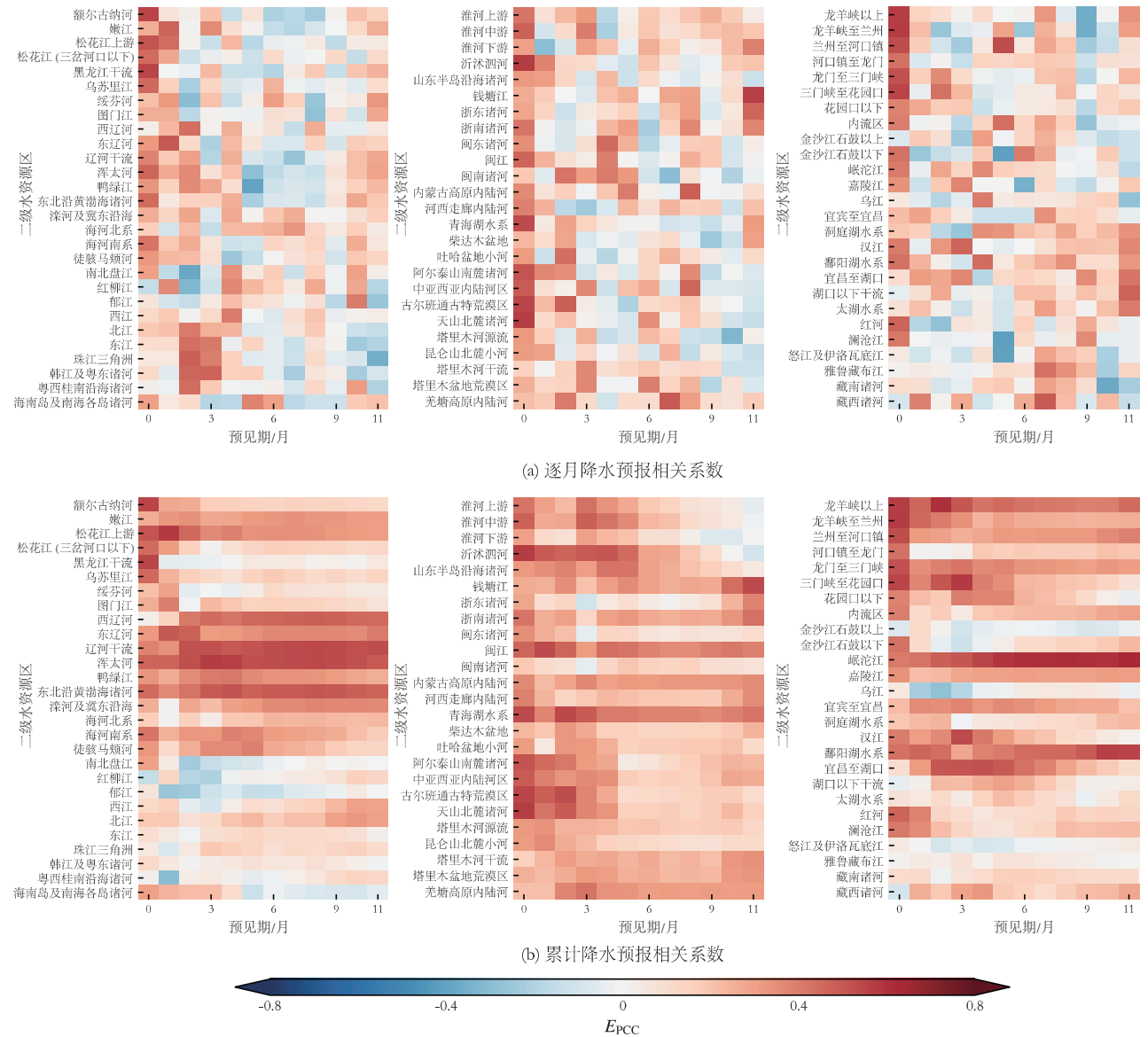


图1 汛期初起报的逐月、累计降水的原始预报值与观测值的 E_{PCC}

Fig. 1 E_{PCC} between observations and raw forecasts initialized in the beginning of the wet season, which is shown for monthly and accumulated precipitation

图4展示了轻旱典型年中的集合预报时间序列。轻旱典型年是根据国家标准《气象干旱等级》(GB/T 20481—2017)中的年尺度降水距平百分率计算而确定的。可以看出,原始预报区间随着预见期的延长而逐渐偏离于观测值,原因在于逐月预报的系统偏差与随机误差(图3)随预见期而累积,导致预报值逐渐高估了累计降水量;同时,较

窄的集合预报区间意味着原始预报低估了降水的不确定性、可靠性不足。相比之下,订正预报区间能概括累计降水的变化,整体上呈现更高的可靠性。此外,订正预报的分位数范围随预见期逐渐变大,这是由于相关系数整体随着预见期的延长而下降,长预见期预报的不确定性增大[式(4)]。

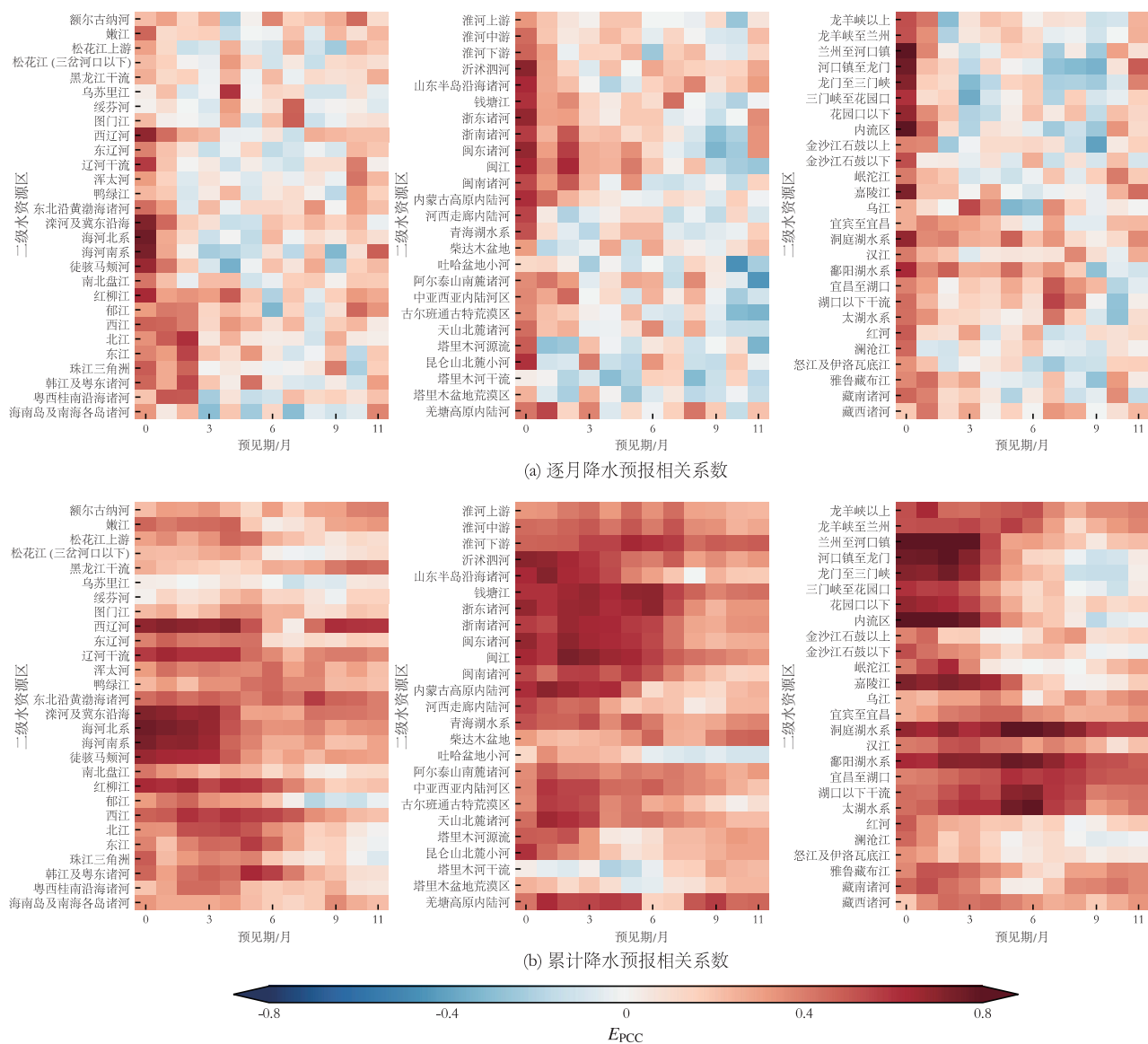


图 2 非汛期初起报的逐月、累计降水的原始预报值与观测值的 E_{PCC}

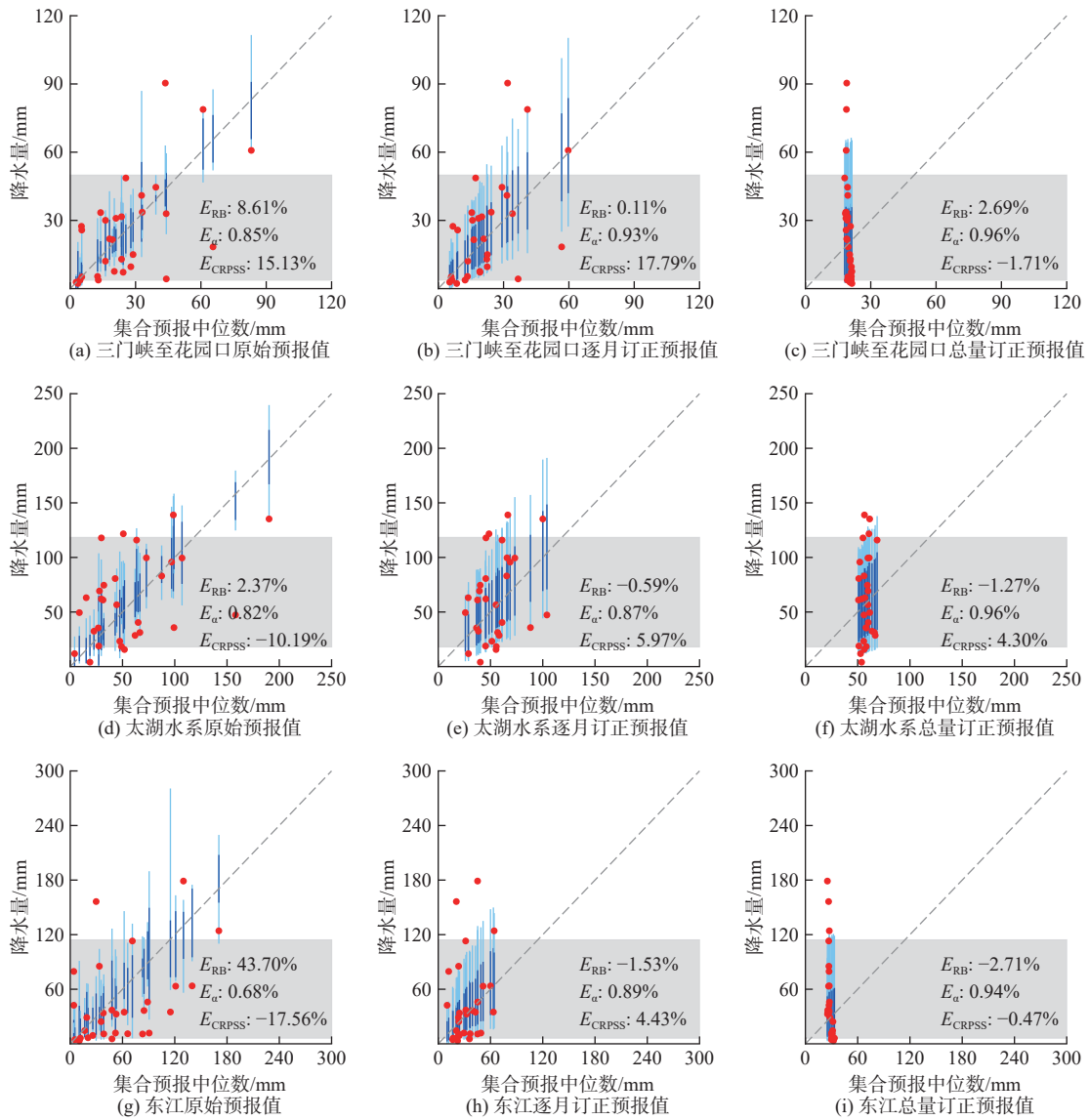
Fig. 2 E_{PCC} between observations and raw forecasts initialized in the beginning of the dry season, which is shown for monthly and accumulated precipitation

3.3 预报偏差与可靠性

二级水资源区上原始、订正预报系统偏差随预见期的变化如图 5 的 E_{RB} 箱形图所示。可以看出,原始预报值整体上包含较大的系统偏差, E_{RB} 大致介于 -20% 到 50% 之间,且大多数 E_{RB} 大于 0,意味着 GFDL-SPEAR 模型整体高估了我国的降水。同时, E_{RB} 的大小呈现一定的季节性,即 2—4 月的降水预报偏差较大,该时期对应于汛期初 9~11 个月预见期与非汛期初 3~5 个月预见期,同时也影响了累计降水预报值。可能的原因在于我国多数水资源区 2—4 月降水较少,由式(8)可知,对于相同的预报偏差,较小的观测值将导致 E_{RB} 较大。与原始预报结果相比,逐月订正与总量订正得到的系统偏差均较小,说明构建的伯努利-伽马-高斯模型能够有

效订正系统偏差。

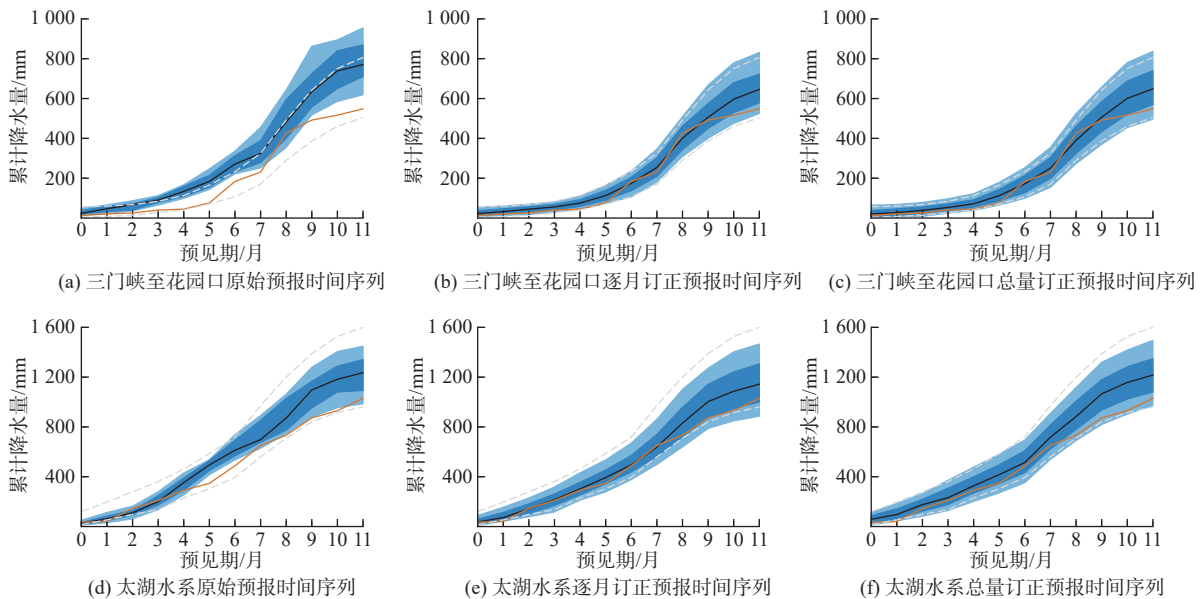
二级水资源区上原始、订正预报可靠性随预见期的变化如图 6 的 E_a 箱形图所示。整体上,原始预报值的 E_a 集中在 0.4~0.8,表明其可靠性较低。同时, E_a 也呈现与 E_{RB} 相似的季节变化(图 5),2—4 月的预报可靠性较低,逐月预报可靠性的降低进一步影响了累计预报。如式(9)所示,当系统偏差较大时,概率积分变换值将趋向于 0 或 1,从而导致 E_a 较低,这反映了预报的可靠性较低。另一方面,原始预报中的随机误差(图 4)也会影响可靠性^[23]。对于经过逐月和总量订正的预报值,其 E_a 值普遍较高,大多数超过 0.8,即使在较长的预见期, E_a 值依然保持在较高水平。这表明预报订正能够降低系统与随机误差的影响,有效提高逐月、累计降水预报值的可靠性。

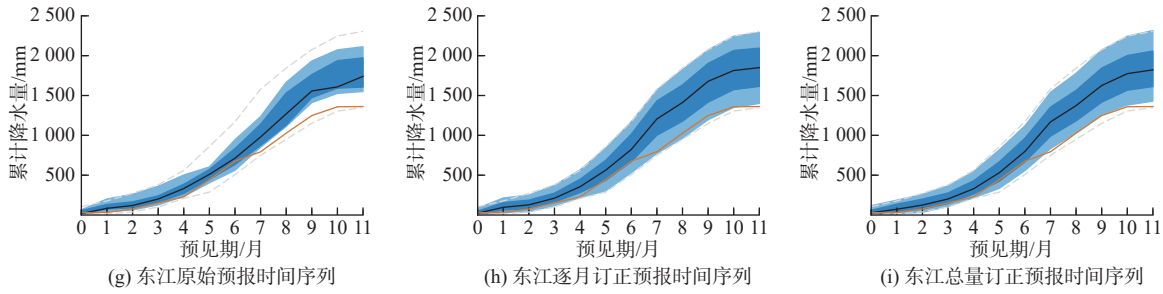


深蓝色区间表示预报 [25%, 75%] 的分位数范围; 浅蓝色区间表示 [10%, 90%] 的分位数范围; 红色点表示观测值; 灰色区间表示多年历史观测 [10%, 90%] 的分位数范围。

图3 三门峡至花园口、太湖水系、东江的降水预报值的诊断图

Fig. 3 Diagnostic plots of precipitation forecasts for the Sanmenxia to Huayankou, Taihu Lake and East River





深蓝色区间表示预报 [25%, 75%] 的分位数范围; 浅蓝色区间表示 [10%, 90%] 的分位数范围; 黑色折线表示集合预报中位数; 橙色折线表示累计降水观测值; 灰色虚线表示参考预报 [10%, 90%] 的分位数范围。

图 4 三门峡至花园口、太湖水系、东江的累计降水预报时间序列图

Fig. 4 Time series plots of accumulated precipitation forecasts for the Sanmenxia to Huayuankou, Taihu Lake and East River

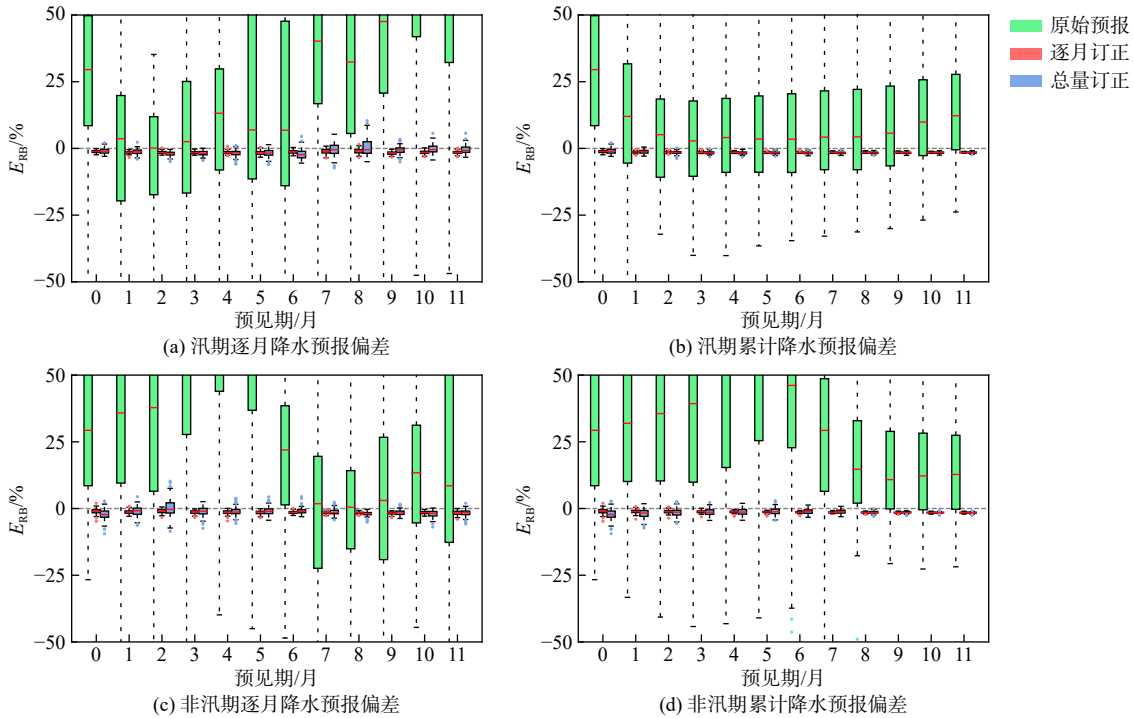


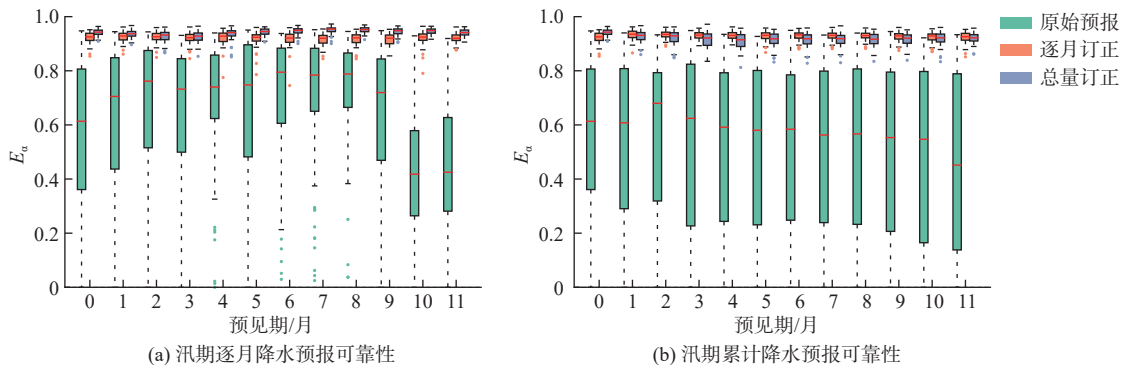
图 5 原始预报值与订正预报值的 E_{RB} 箱形图

Fig. 5 Boxplots of E_{RB} for raw and calibrated forecasts

3.4 预报精度

图 7 展示了 10 个一级水资源区上 E_{CRPSS} 随起报时间、水资源区和预见期的变化。可以看到, 原始预报的 E_{CRPSS} 通常小于 0, 例如西南诸河区与西北诸河区的 E_{CRPSS} 小于 -20%。结合图 3 的分析可知, E_{CRPSS} 主要受系统偏差与随机误差影响而降低。伯努利-伽马-高斯模型能够有效地订正系统偏差并提高可靠性, 使

订正预报值整体呈现更高的精度, 逐月和累计降水的 E_{CRPSS} 分别提高约 25% 和 45%。同时, 逐月订正整体比总量订正具有更好的预报改良作用, 在黄河区、长江区和东南诸河等区, 6 个月乃至 1 年预见期的累计降水预报值仍呈现较高的 E_{CRPSS} 。如式(5)与(6)所示, 围绕逐月预报构建模型进行订正, 能够充分挖掘不同预见期的预报信息, 整体上呈现更好的预报改良效果。



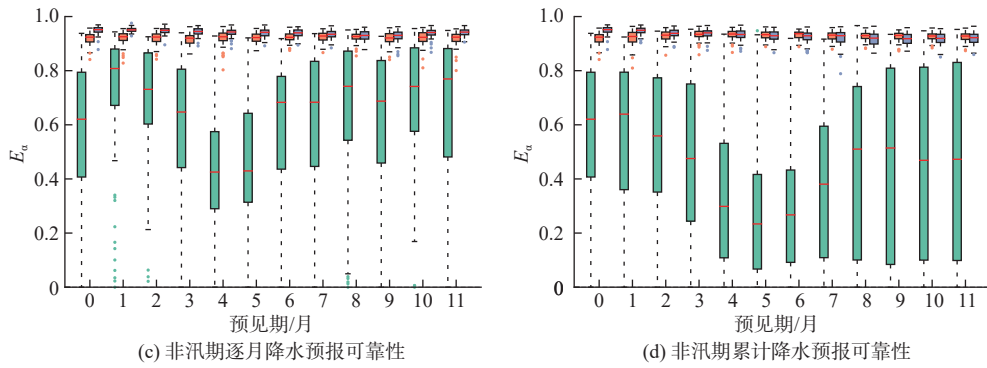
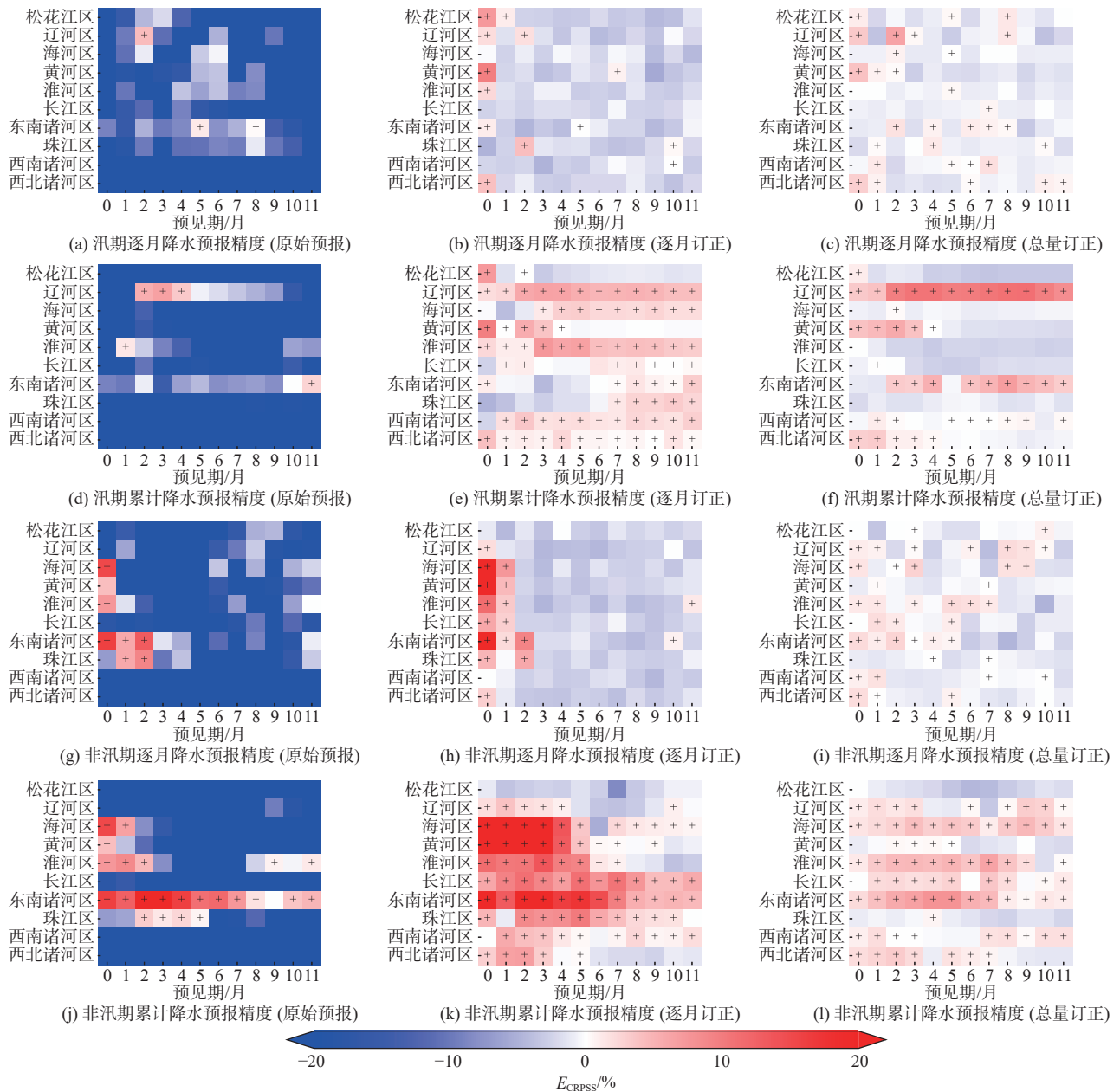


图 6 原始预报值与订正预报值的 E_a 箱形图
Fig. 6 Boxplots of E_a for raw and calibrated forecasts



该图展示一级水资源区上 E_{CRSS} 的中位数, +号表示 E_{CRSS} 值大于 0。

图 7 逐月、累计降水的原始预报值与订正预报值在不同起报时间、水资源区和预见期的 E_{CRSS}

Fig. 7 For monthly and accumulated precipitation, E_{CRSS} of raw and calibrated forecasts at different start time, water resources regionalization and lead time

4 结论

本研究主要评估了全球气象模型 GFDL-SPEAR 对我国汛期与非汛期降水的预报性能。面向我国二级水资源区,对比实验构建伯努利-伽马-高斯模型并以逐月订正与总量订正的方式对预报进行改进;通过计算相关性、偏差、可靠性与预报精度的检验指标,全面评估 GFDL-SPEAR 的原始和订正预报值。实验结果表明 GFDL-SPEAR 模型可提供相当的降水预报信息,但 E_{RB} 常大于 0 且 E_a 小于 0.8,表明原始预报整体高估了降水且可靠性较低,导致 E_{CRPSS} 小于 0,预报精度不足。伯努利-伽马-高斯模型能够有效订正原始预报值的系统偏差并提高可靠性,使订正预报值的 E_{RB} 接近于 0 且 E_a 大于 0.8。相比总量订正,逐月订正的方式有利于充分挖掘不同预见期的预报信息,呈现出更好的预报改良效果,预报精度 E_{CRPSS} 大于 0 的预见期可达 6 个月乃至 1 年。整体上,伯努利-伽马-高斯模型对 GFDL-SPEAR 逐月降水预报值有良好的改良作用,未来将采用该模型挖掘多个全球气象模型的预报信息,并通过 Schaafe Shuffle 法形成集合预报时间序列,可为水文预报与水资源管理提供未来 1 年的降水预报数据。

参考文献:

- [1] BAUER P, THORPE A, BRUNET G. The quiet revolution of numerical weather prediction[J]. *Nature*, 2015, 525(7567): 47-55. DOI: 10.1038/nature14956.
- [2] YUAN X, WOOD E F, MA Z. A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting: Physical understanding and system development[J]. *WIREs Water*, 2015, 2(5): 523-536. DOI: 10.1002/wat2.1088.
- [3] ROBERTSON D E, CHIEW F H S, POTTER N. Adapting rainfall bias-corrections to improve hydrological simulations generated from climate model forcings[J]. *Journal of Hydrology*, 2023, 619: 129322. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2023.129322.
- [4] BECKER E J, KIRTMAN B P, L'HEUREUX M, et al. A decade of the North American Multimodel Ensemble (NMME): Research, application, and future directions[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2022, 103(3): E973-E995. DOI: 10.1175/BAMS-D-20-0327.1.
- [5] 屈艳萍, 吕娟, 苏志诚, 等. 抗旱减灾研究综述及展望[J]. *水利学报*, 2018, 49(1): 115-125. DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20170751.
- [6] DELWORTH T L, COOKE W F, ADCROFT A, et al. SPEAR: The next generation GFDL modeling system for seasonal to multidecadal prediction and projection[J]. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 2020, 12(3): e2019MS001895. DOI: 10.1029/2019MS001895.
- [7] 韦经豪, 黄迎春, 姚成. 降水预报产品在不同水文气象分区中小流域的适应性评估[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2022, 20(6): 1208-1219. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2022.0119.
- [8] HUANG Z, ZHAO T. pyNMME: A Python toolkit to retrieve, calibrate and verify seasonal precipitation forecasts[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2023, 166: 105732. DOI: 10.1016/j.envsoft.2023.105732.
- [9] 郭渠, 刘向文, 吴统文, 等. 基于BCC_CSM模式的中国东部夏季降水预测检验及订正[J]. *大气科学*, 2017, 41(1): 71-90. DOI: 10.3878/j.issn.1006-9895.1602.15280.
- [10] 黄赛男, 李文韬, 段青云. GEFSv12降水再预报数据在淮河流域的适用性评估[J]. *南水北调与水利科技(中英文)*, 2022, 20(5): 925-934. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2022.0092.
- [11] LI W, DUAN Q, MIAO C, et al. A review on statistical postprocessing methods for hydrometeorological ensemble forecasting[J]. *WIREs Water*, 2017, 4(6): e1246. DOI: 10.1002/wat2.1246.
- [12] 黄泽青, 刘洋, 杨振华, 等. 北美多模型集合预报实验(NMME)全球降水预报对长江上游流域夏季降水适用性研究[J]. *水文*, 2020, 40(6): 16-23. DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20190246.
- [13] 苏翔, 袁慧玲. 集合预报统计学后处理技术研究进展[J]. *气象科技进展*, 2020, 10(2): 30-41. DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2020.02.005.
- [14] HUANG Z, ZHAO T, ZHANG Y, et al. A five-parameter Gamma-Gaussian model to calibrate monthly and seasonal GCM precipitation forecasts[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 603: 126893. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.126893.
- [15] 刘章君, 郭生练, 许新发, 等. 贝叶斯概率水文预报研究进展与展望[J]. *水利学报*, 2019, 50(12): 1467-1478. DOI: 10.13243/j.cnki.slxb.20190424.
- [16] 俞明哲, 刘剑宇, 游元媛, 等. 基于贝叶斯模型平均的全球洪水中长期预报评估研究[J]. *地理科学*, 2022, 42(9): 1646-1653. DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2022.09.014.
- [17] 胡义明, 梁忠民, 蒋晓蕾, 等. GFS集合降雨预报的校正后处理研究[J]. *南水北调与水利科技*, 2019, 17(1): 15-19. DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2019.0003.

- [18] 徐静,叶爱中,毛玉娜,等. 水文集合预报研究与应用综述[J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(1): 82-87. DOI: [10.3724/SP.J.1201.2014.01082](https://doi.org/10.3724/SP.J.1201.2014.01082).
- [19] HUANG Z, ZHAO T, XU W, et al. A seven-parameter Bernoulli-Gamma-Gaussian model to calibrate subseasonal to seasonal precipitation forecasts[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 610: 127896. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2022.127896](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127896).
- [20] 吴佳,高学杰. 一套格点化的中国区域逐日观测资料及与其它资料的对比[J]. *地球物理学报*, 2013, 56(4): 1102-1111. DOI: [10.6038/cjg20130406](https://doi.org/10.6038/cjg20130406).
- [21] CLARK M, GANGOPADHYAY S, HAY L, et al. The Schaake Shuffle: A method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2004, 5(1): 243-262. DOI: [10.1175/1525-7541\(2004\)005<0243:TSSAMF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2004)005<0243:TSSAMF>2.0.CO;2).
- [22] HUANG Z, ZHAO T. Predictive performance of ensemble hydroclimatic forecasts: Verification metrics, diagnostic plots and forecast attributes[J]. *WIREs Water*, 2022, 9(2): e1580. DOI: [10.1002/wat2.1580](https://doi.org/10.1002/wat2.1580).
- [23] ZHAO T, XIONG S, WANG J, et al. A two-stage framework for bias and reliability tests of ensemble hydroclimatic forecasts[J]. *Water Resources Research*, 2022, 58(9): e2022WR032568. DOI: [10.1029/2022WR032568](https://doi.org/10.1029/2022WR032568).
- [24] GIULIANI M, CROCHEMORE L, PECHLIVANIDIS I, et al. From skill to value: Isolating the influence of end user behavior on seasonal forecast assessment[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2020, 24(12): 5891-5902. DOI: [10.5194/hess-24-5891-2020](https://doi.org/10.5194/hess-24-5891-2020).

Calibration and verification of monthly precipitation forecasts from GFDL-SPEAR global climate model

HUANG Zeqing^{1,2}, ZHAO Tongtiegang^{1,2}, TIAN Yu³, WU Yongyan^{1,4}, LI Bo^{1,4}, CHEN Xiaohong^{1,2}

(1. Key Laboratory of Water Network Engineering and Scheduling, Ministry of Water Resources, Wuhan 430010; 2. Southern Marine Science and Engineering Guangdong Laboratory (Zhuhai), Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519080, China; 3. Water Resources Department, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100036, China; 4. Changjiang Survey, Planning, Design and Research Co., Ltd, Wuhan 430019, China)

Abstract: Global climate models, formulating complex processes in the atmosphere, oceans, land, and sea ice, serve as effective tools to provide meteorological forecasts at the global scale for water resources management. Precipitation is one of the most important variables in hydrological processes. The predictive performances of streamflow, soil moisture, and other hydrological variables can be improved by utilizing precipitation forecasts from global climate models to drive hydrological models. In recent years, operational climate centers have developed different global climate models and produced global precipitation forecasts. Since 2020, the Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL) has been operating the Seamless System for Prediction and Earth System Research (SPEAR) to generate monthly climate forecasts with lead times of up to twelve months. Monthly precipitation forecasts can be used to facilitate hydrological forecasting for wet season (May to October) and dry season (November to April of the subsequent year) in China.

Three steps were taken to evaluate the predictive performances of GFDL-SPEAR monthly precipitation forecasts in China. Firstly, the time-series forecasts are extracted from global datasets for second-level water resources regionalization in China. The start times are set to be the beginning of May and November from 1991 to 2020 so that the obtained forecasts with twelve lead times can span the subsequent wet and dry seasons. Secondly, the Bernoulli-Gamma-Gaussian model is formulated to calibrate raw forecasts. Comparative experiments are devised to investigate the effectiveness of calibration on monthly amounts and accumulated totals. Thirdly, the Pearson correlation coefficient (E_{PCC}), relative bias (E_{RB}), alpha index (E_{α}) and continuous ranked probability skill score (E_{CRPSS}) are computed to verify the association, bias, reliability, and skill of raw and calibrated forecasts in terms of monthly and accumulated precipitation. The results show that the predictive performance of the GFDL-SPEAR model tends to vary by season and region. Raw forecasts can be reasonably correlated with observations at a short lead time while the correlation tends to decrease with lead time. In particular, a reasonable correlation can be observed in the Yellow River, Yangtze River, and Southeast Rivers regions even at the one-year lead time. Raw

forecasts usually suffer from substantial biases and random errors. Specifically, the values of E_{RB} range from -20% to 50% and the values of E_a fall between 0.4 to 0.8, primarily owing to positive biases and too-narrow ensemble spreads in raw forecasts. In the meantime, forecast errors can accumulate with lead time and then deteriorate predictive performances of accumulated precipitation. The Bernoulli-Gamma-Gaussian model is effective in removing systematic biases and generating reliable time-series forecasts. For calibrated forecasts, it is shown that the values of E_{RB} tend to be nearly zero and that the values of E_a are mostly larger than 0.8 across all lead times. While raw forecasts can be negatively skillful due to impacts of systematic and random errors, the values of E_{CRPSS} for calibrated forecasts are overall improved by 25% and 45% for monthly and accumulated precipitation, respectively. Compared with the calibration on accumulated totals, the calibration on monthly amounts can further improve forecast skill, leading to higher E_{CRPSS} for accumulated precipitation.

The applicability of the GFDL-SPEAR monthly precipitation forecasts over second-level water resources regionalization in China was evaluated. The GFDL-SPEAR provides informative forecasts but suffers from systematic and random errors. The Bernoulli-Gamma-Gaussian model can effectively correct bias and generate reliable calibrated forecasts. The calibration on monthly amounts tends to outperform the calibration on accumulated totals by effectively leveraging forecasts across different lead times. Overall, the GFDL-SPEAR monthly precipitation forecasts calibrated by the Bernoulli-Gamma-Gaussian model can be used to inform hydrological forecasting and water resource management at a one-year lead time in China.

Key words: GFDL-SPEAR forecast; forecast calibration; Bernoulli-Gamma-Gaussian model; monthly precipitation; accumulated precipitation.



摄影|曲帅超