龙柯吉,康岚,肖递祥,等.2024.基于多模式预报的四川盆地强降水订正方法[J].暴雨灾害,43(1):54-62. LONG Keji, KANG Lan, XIAO Dixiang, et al. 2024. Correction method of heavy rainfall in the Sichuan Basin based on multi-model forecasting [J]. Torrential Rain and Disasters, 43(1):54-62 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023-008

基于多模式预报的四川盆地强降水订正方法

龙柯吉[1,2],康岚[1,2],肖递祥[1,2],杨康权[1,2]
(1. 四川省气象台,成都 610072;2. 高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室,成都 610072)

摘　要:四川盆地地形地貌复杂,强降水预报难度大,对模式降水预报产品进行订正,是提升强降水预报质量的重要手段。本文选取2018—2019年发生在四川盆地的35次强降水过程,对ECMWF、CMA_MESO和SWC_WARMS三种模式的24 h强降水预报采用常规评分和空间平移两个方法进行检验,并利用最优评分、多模式集成和位移订正三种方法进行订正试验。结果表明:最优评分订正方法可以有效改善各模式降水预报的强度,而多模式集成订正法可以改进降水落区和极值预报,在此基础上计算位移偏差,根据最优的位移偏差值对降水预报进行位移订正,可以进一步改进强降水落区预报效果。然后利用2020—2021年强降水过程进行订正效果验证,结果显示:经订正后的降水极值预报更接近实况,各量级降水预报评分明显优于单一模式,暴雨和大暴雨预报的TS评分提高率较最优单模式分别可达24.3%和42.8%,订正后空报率基本维持,漏报率显著下降,订正效果良好。

关键词:多模式集成;最优评分法;空间平移检验;三源融合降水
中图法分类号: P456.7　　**文献标志码:** A　　**DOI:**10.12406/byzh.2023-008

Correction method of heavy rainfall in the Sichuan Basin based on multi-model forecasting

LONG Keji[1,2], KANG Lan[1,2], XIAO Dixiang[1,2], YANG Kangquan[1,2]

(1. *Sichuan Meteorological Observatory, Chengdu* 610072; 2. *Heavy Rain and Drought-Flood Disasters in Plateau and Basin Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu* 610072)

Abstract: The terrain and landform of the Sichuan Basin are complex, which also make the forecast of heavy rainfall challenging,therefore the correction of the model precipitation forecast products is the crucial method to improve the quality of heavy rainfall forecasting. In this paper, a total of 35 heavy rainfall processes that occurred in the Sichuan Basin from 2018 to 2019 were examined to verify the 24-hour heavy rainfall prediction of ECMWF, CMA_MESO, and SWC_WARMS by using conventional score and spatial translation methods. Correction experiments are then conducted on these models using three methods, including optimal score, multi-model integration, and displacement correction. The results show that the optimal score correction method can effectively improve the intensity of precipitation prediction, while the multi-model integration correction method performs better in both the precipitation fall area and extremum prediction. On this basis, the displacement deviation is calculated, which is used to correct the displacement of precipitation prediction according to the optimal value, and thus further improve the forecast of heavy rainfall area. Finally, the performance of the correction is evaluated by using the heavy rainfall processes from 2020 to 2021. The results show that the corrected precipitation extremum prediction is closer to the actual observations, with the precipitation prediction score of each magnitude being obviously better than that of the single model. Compared to the optimal single model, the TS score improvement rate of the rainstorm and heavy rainstorm prediction can reach 24.3 % and 42.8 %, respectively. After correction, the false alarm rate (FAR) basically remains unchanged, while the missing rate (MR) significantly decreases, suggesting good correction effects.

Key word: multi-model integration; optimal score method; spatial translation verification; three-source merged of precipitation

引　言

在降水天气预报和气候模拟中,由于陡峭地形再加上复杂地形的动力和热力物理过程,使得青藏高原东坡是预报偏差最大的地区之一(张歆然和陈昊明,2022)。四川省地处青藏高原大地形的东部,地形复

收稿日期: 2023-01-12;**定稿日期:**2023-10-11
资助项目:四川省自然科学基金重点项目(2022NSFC0021);中国气象局创新发展专项(CXFZ2021J027,CXFZ2023J016);高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室科技发展基金项目(SCQXKJZD2020002,SCQXKJYJXZD202201,SCQXKJZD202101);四川省气象局智能网格预报创新团队(SCQXCXTD-202201);四川省科技计划重点研发专项(2022YFS0542)
第一作者:龙柯吉,主要从事天气学与数值预报研究。E-mail: longkeji945@163.com
通信作者:康岚,主要从事天气预报研究。E-mail: 812700656@qq.com

杂多样，夏季多暴雨洪涝灾害侵袭(齐冬梅等，2016)，是我国降水预报难度最大的省份之一。提高降水定量预报质量，对于防灾减灾和保障公众生产生活都具有重要意义(毕宝贵等，2016)。定量降水预报主要依赖数值模式，然而数值模式系统本身的混沌特性(Lorenz，1963)、模式自身的动力、物理过程误差及初始场误差(Lilly，1990；Palmer，2000)等都会使模式预报存在一定误差，并且由于降水是非线性物理过程，预报难度相对其他要素更大。另外随着模式的不断升级和改进，其偏差特征也随之产生变化，因此有必要不断对模式直接输出的降水预报产品进行主客观检验，在此基础上开展订正，提升降水预报质量。

众多学者开展了多种降水订正技术研究，一是利用统计或人工智能方法建立模型，获得客观的降水预报，如基于配料法的强降水预报(张小玲等，2010)、模式输出统计方法(Antolik，2000)、基于深度学习的降水预报后处理(Ji et al.，2022)；二是对降水预报产品进行订正或集成，如概率匹配法(周迪等，2015)、频率订正技术(李俊等，2014；Zhu and Luo，2015)、多模式集成(Ji et al.，2019，2020；危国飞等，2020；智协飞和赵忱，2020)、评分最优化(吴启树等，2017)等。

ECMWF、CMA_MESO、SWC_WARMS等模式预报降水产品是四川预报员的主要参考，目前一些学者已针对有关模式开展了一些订正技术研究，包括基于概率匹配法对SWC_WARMS、基于配料法对ECMWF模式开展降水的订正试验(曹萍萍等，2018，2020)，基于最优百分位、最优TS评分、概率匹配法等方案对ECMWF的晴雨预报开展订正试验(范江琳等，2022)，通过计算地形降水估算量结合SWC_WARMS降水预报构建地形降水订正方程(黄楚惠等，2022)，基于频率匹配法对SWC_WARMS模式降水进行订正(伍清和李英，2021)。这些方法都取得了一定的订正效果，但主要针对单一模式开展，并且未考虑降水预报极值。全球模式与区域模式各有优劣，前者对降水落区把握更优，而区域模式对降水强度的预报更接近实况，因此有必要对多种模式进行集成。另外，在业务应用中发现，模式降水预报往往存在一定的位移偏差，在订正中也应考虑位移的订正。

为进一步提升四川盆地的强降水预报能力，本研究将对强降水过程中三种模式的降水预报性能进行检验评估，在此基础上采用最优评分、多模式集成和位移订正法开展模式强降水预报订正试验，探索更优的强降水订正方法，以期为业务中的智能网格预报及暴雨预警等提供参考。

1 资料与方法

1.1 数据来源

本研究使用的实况格点资料为国家气象信息中心下发的全国智能网格实况融合分析产品(V1.0)中的地面-卫星-雷达三源融合降水产品，空间分辨率为0.05°×0.05°，检验结果表明该产品优于地面插值分析产品及单一的卫星或雷达降水产品(潘旸等，2018a，2018b)，并且在四川盆地质量较高(龙柯吉等，2020；郭旭等，2021)，可采用该资料对模式进行检验评估，弥补观测站点分布不均等问题。但该产品具有极值较站点实况偏小的特征，因此极值检验时采用站点实况。站点实况为四川省气象探测数据中心提供的2018—2021年四川省5 300多个地面自动气象观测站逐小时降水观测资料，该数据经过质量控制，具有一定的质量保障，站点分布如图1所示。强降水过程筛选标准为：日降水量(20∶00—20∶00，北京时，下同) 50 mm以上国家气象观测站(以下简称国家站)≥8个且区域气象观测站(以下简称区域站)≥250个。根据以上标准，2018—2021年强降水过程合计80次，其中2018、2019、2020和2021年分别发生19、16、25和20次，4—9月均有发生，主要集中在6—9月，占95%，其中7—8月占62.5%。

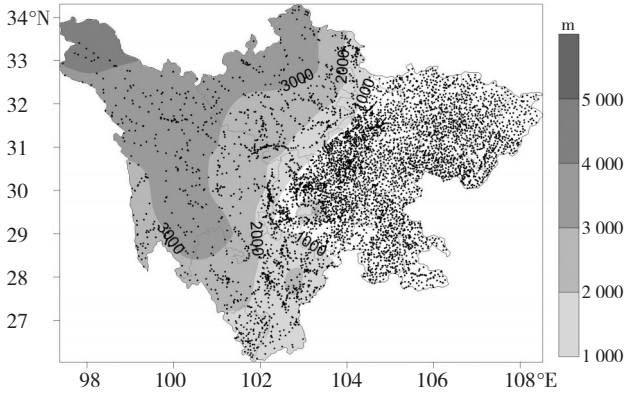


图1 四川省自动气象观测站点(黑点)与地形高度(阴影)的空间分布

Fig.1 Spatial distribution of automatic weather stations (black dot) and elevation height (shaded) in Sichuan Province

研究使用的模式资料包括2018—2021年欧洲中期天气预报中心ECMWF (地面要素水平分辨率为0.125°)，中国气象局中尺度天气数值预报系统CMA-MESO (水平分辨率为0.09°×0.09°)和西南区域数值预报系统SWC-WARMS (水平分辨率为0.1°×0.1°)三种模式的降水预报产品。因为模式随着时效的临近，预报效果更优，所以选择各家模式08∶00起报的36 h预报产品进行检验和订正方法研究，以期为24 h降水的预警预报提供参考。

1.2 研究方法

基于筛选出的2018—2021年四川盆地强降水天气过程，首先对2018—2019年的强降水天气过程通过常规评分和空间平移方法获得三种模式在范围、强度、极值、位移偏差方面的预报性能，并在此基础上开展2018—2019年强降水天气过程的订正试验。由于重点关注强降水，因此主要对大雨(24 h雨量≥25 mm)和暴雨(24 h雨量≥50 mm)量级进行检验和订正，然后通过检验结果最终确定适用于四川盆地的强降水订正方法和订正参数，其中订正参数主要包括三家模式基于最优评分法的大雨和暴雨订正阈值、极值订正系数、位移偏差，最后利用以上订正参数对2020—2021年强降水过程进行订正，验证模式预报订正效果。

1.2.1 检验方法

由于降水预报是不连续的，因此采用双态分类联列表定义几种评分，本文采用中国气象局下发的《中短期天气预报质量检验办法》中TS评分(记为T_s)、BS评分(记为B_s)、空报率FAR(记为R_{fa})和漏报率MR(记为R_m)等来进行常规检验，计算方法如下

$$T_s=\frac{N_a}{N_a+N_b+N_c} \tag{1}$$

$$B_s=\frac{N_a+N_b}{N_a+N_c} \tag{2}$$

$$R_{fa}=\frac{N_b}{N_a+N_b} \tag{3}$$

$$R_m=\frac{N_c}{N_a+N_c} \tag{4}$$

公式(1)—(4)中T_s、B_s、R_{fa}、R_m分别为TS、BS、FAR和MR的评分值，其中，N_a表示预报与实况均发生的站点数，N_b表示预报发生而实况不发生的站点数，N_c表示预报不发生而实况发生的站点数，N_d表示预报和实况均不发生的站点数。

此外，还对降水强度和位移偏差进行检验。降水强度通过预报和实况的极值和某个量级降水强度的比值INT(记为I_{nt})进行检验。

$$I_{nt}=\frac{\sum_{i=1}^{m}F_i}{\sum_{j=1}^{n}O_j}\times\frac{n}{m} \tag{5}$$

公式(5)中I_{nt}为INT的值，其中F_i表示降水预报，O_i表示降水实况，m、n为某量级降水以上的预报和实况格点数。

位移偏差采用空间平移方法获得，将三家模式的降水预报进行空间平移，移动步长为0.2°，最大可向东西南北四个方向移动1.4°，当某量级降水TS评分最大时，对应的平移经纬度为该量级降水的位移偏差。通过该方法获得的位移偏差可以较方便地实现降水雨带的位移订正，从而获得更优的降水评分。

采用评分提高率衡量降水订正效果，某量级降水订正后的TS评分相对于订正前的TS评分的提高率计算公式如下

$$\Delta T_s=\frac{T_{safter}-T_{sbefore}}{T_{sbefore}}\times 100\% \tag{6}$$

式(6)中ΔT_s为TS评分提高率，T_{safter}为订正后的TS评分，$T_{sbefore}$为订正前的TS评分。

为弥补传统点对点检验方式存在的“双重惩罚”缺点，通过面向对象的检验方法(Method of Object-Based Diagnostic Evaluation，MODE)验证订正效果。首先根据50 mm这一阈值识别预报场和观测场中的降水目标，然后计算两对象属性，具体步骤见文献(刘凑华和牛若芸，2013)，根据已有研究(曲巧娜等，2019；王东东等，2022)，对降水预报效果指示意义最大的检验参数依次是位置、面积和形状，因此文中选取的检验参数包括质心距离、重叠面积比和轴角差。

1.2.2 订正方法

为获得更优的降水预报，开展了大量订正试验，结果表明最优评分法可改善模式降水强度预报，有效提升各家模式的降水评分。在此基础上对多家模式降水预报进行集成，包括极值订正、大雨和暴雨降水落区集成，降水评分进一步得到提升，但订正后的预报仍然存在一定位移偏差，因此最后进行位移订正，可再次提升降水评分，最后生成0.05°×0.05°的降水订正预报产品。以上阈值、位移偏差等均由2018—2019年强降水过程获得，最终订正流程如图2所示。

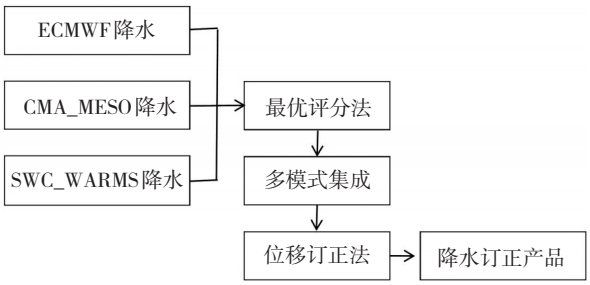


图2 多模式降水预报订正流程

Fig.2 Multi-model precipitation forecasting correction process

(1) 最优评分订正法。选取不同降水预报值作为某量级的订正阈值，将TS评分最优时对应的降水预报值作为该量级降水的订正阈值。如果仅关注TS评分，当TS评分最高时，可能对应的BS评分过大，造成空报过多，因此采用BS评分进行约束，随着量级增大，预报难度相应增加，不同量级降水的BS评分要求略有不同，其中大雨量级BS评分不超过1.4，暴雨量级不超过1.8。图3为获得暴雨量级订正阈值的示意图，当预报

订正阈值取27 mm时，BS评分在1.8以下，对应的TS评分也较高，因此最终订正阈值为27 mm。该方法可改善模式降水强度的预报，获得较高的评分。

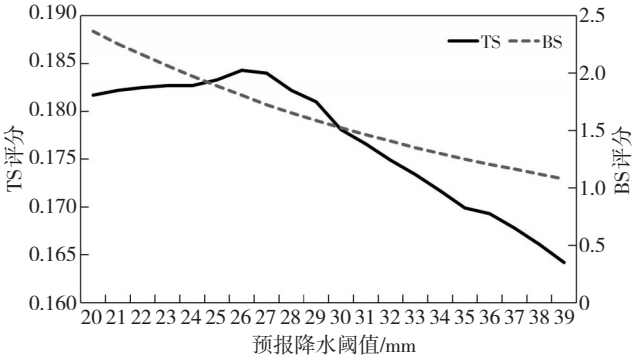


图3 暴雨量级阈值求解示意图

Fig.3 Schematic diagram of rainstorm threshold solution

通过以上方法可以获得不同量级降水的订正阈值F_k，然后根据公式(7)对模式各量级降水进行订正

$$y=\begin{cases}0 & (x<F_1)\\ O_k+(O_{k+1}-O_k)\times\dfrac{x-F_k}{F_{k+1}-F_k} & (F_k\leqslant x<F_{k+1})\end{cases} \tag{7}$$

公式(7)中x，y分别为模式降水的预报值和订正值，O_k为第k量级降水，文中k取值为1、2、3和4，对应的O_k分别为0.1 mm、10 mm、25 mm和50 mm，F_k为预报降水量订正到O_k时对应的订正阈值。$x<F_1$时，y为0，称消空订正。y与x比值为订正系数，F_k相对O_k越大(小)，订正系数就越小(大)。

(2) 多模式集成法。通过最优评分订正法可以有效提高各模式在各量级的评分，但该方法只能改变降水的强度，不改变模式预报的雨带位置和形态，并且会增加一定的空报(吴启树等，2017)。研究表明，通过科学合理的后处理技术将多模式预报综合集成，将得到优于单一模式的预报结果，常见的为等权集成法，但会出现小量级降水范围偏大、大量级降水范围偏小和强度偏弱的特征(危国飞等，2020)。ECMWF模式通过最优评分法订正后(ECMWF_TEST1)在各量级均是评分最优，因此在其基础上利用其他两种模式对大雨及以上量级进行集成。当其他两种模式降水预报均为小雨时，不对原ECMWF降水预报订正，当其他两种模式都预报暴雨时，表明暴雨概率较高，将两种模式平均作为订正后的降水量。

过程最大降水量对政府部门的决策至关重要，因此对降水过程的极值也进行订正，检验表明三种模式降水极值预报偏弱，SWC_WARMS模式预报最接近实况，因此先通过公式(8)计算ECMWF和SWC_WARMS模式在该次过程中的订正极值，再对ECMWF_TEST1的降水预报进行排序，并通过公式(9)对前20%分位的格点进行订正。

$$y_{\max}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\frac{O_i}{F_i}}{n}\times x_{\max} \tag{8}$$

$$y=\begin{cases}\dfrac{y_{\max_ec}}{x_{\max}}\times x & (y_{\max_ec}\geqslant y_{\max_swc})\\ \dfrac{y_{\max_swc}}{x_{\max}}\times x & (y_{\max_ec}<\max_swc)\end{cases} \tag{9}$$

其中O_i和F_i分别为第i次强降水过程中的观测和预报极值，n为强降水过程次数。$y_{\max_ec}$和$y_{\max_swc}$分别为ECMWF_TEST1和SWC_WARMS_TEST1订正后的极值，$x_{\max}$为ECMWF_TEST1降水预报最大值，y为订正后降水量，x为订正前降水量。

(3) 位移订正法。各家模式的大雨和暴雨预报均存在一定的位移偏差，通过位移订正可以有效的提高降水评分，但是经过最优评分法和多模式集成订正后，位移偏差也相应改变，因此对订正后的降水预报进行空间平移检验，结合强降水过程TS评分和TS评分最高时发生的次数(评分最优频次)获得新的位移偏差，然后根据最优的位移偏差值对暴雨及以上量级降水预报进行经向或纬向的平移，获得最终的降水预报订正产品。

2 2018—2019年检验结果

2018—2019年四川盆地强降水过程检验结果如图4所示，TS评分随着量级的增大逐渐减小，大雨量

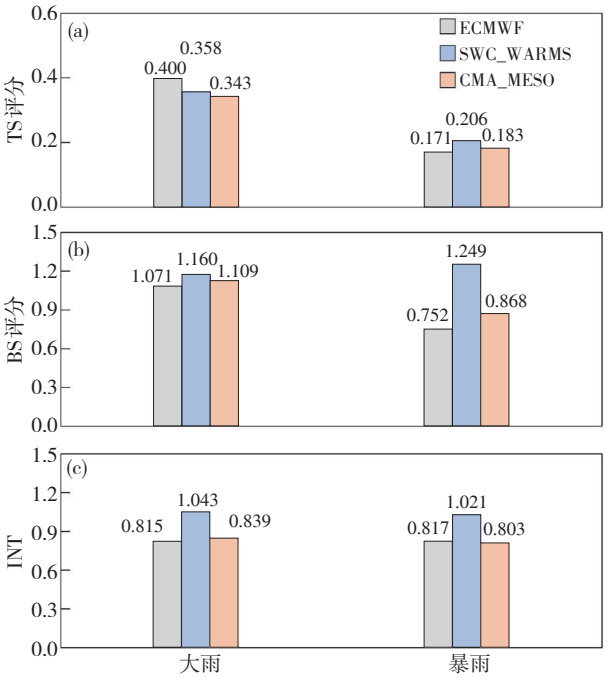


图4 2018—2019年四川盆地强降水过程TS评分(a)、BS评分(b)和降水强度INT检验(c)

Fig.4 The (a) TS score, (b) BS score and (c) precipitation intensity verification of heavy rainfall processes in the Sichuan Basin from 2018 to 2019

级以ECMWF模式最优，评分为0.4，暴雨量级以SWC_WARMS预报最优，评分为0.206。对于BS评分，大雨量级三种模式评分均在1附近，表明预报与实况范围相当，暴雨量级ECMWF和CMA_MESO模式的BS评分均在0.8左右，表明暴雨范围较实况明显偏小，SWC_WARMS则为1.249，暴雨预报范围较实况偏大，总体而言，SWC_WARM模式的BS评分最优。对于降水强度，ECMWF和CMA_MESO模式在各个量级的降水强度都较实况偏弱，SWC_WARMS与实况相当。

对模式降水极值预报进行检验，所有强降水过程均有大暴雨发生，降水极值平均值(图5a)为237 mm，三种模式预报都较实况偏小，对比而言，SWC_WARMS最接近实况，为216 mm，ECMWF模式次之，CMA_MESO极值偏小最多。从大雨位移偏差分布图(图5b)(经向偏差为正表示预报较实况偏南，纬向偏差为正表示模式较实况偏西)可见，各家模式的大雨及以上量级降水落区均存在一定的位移偏差，位移偏差分布均较集中，对比而言，ECMWF模式的偏差最小，ECMWF模式经向偏差以偏北为主，纬向偏差以偏西为主；CMA_MESO模式经向偏差正负相当，纬向偏差以偏东为主，大多个例大雨落区较实况偏东偏北；SWC_WARMS模式经向偏差以偏北、纬向偏差以偏东为主，大多个例大雨落区较实况偏东偏北。

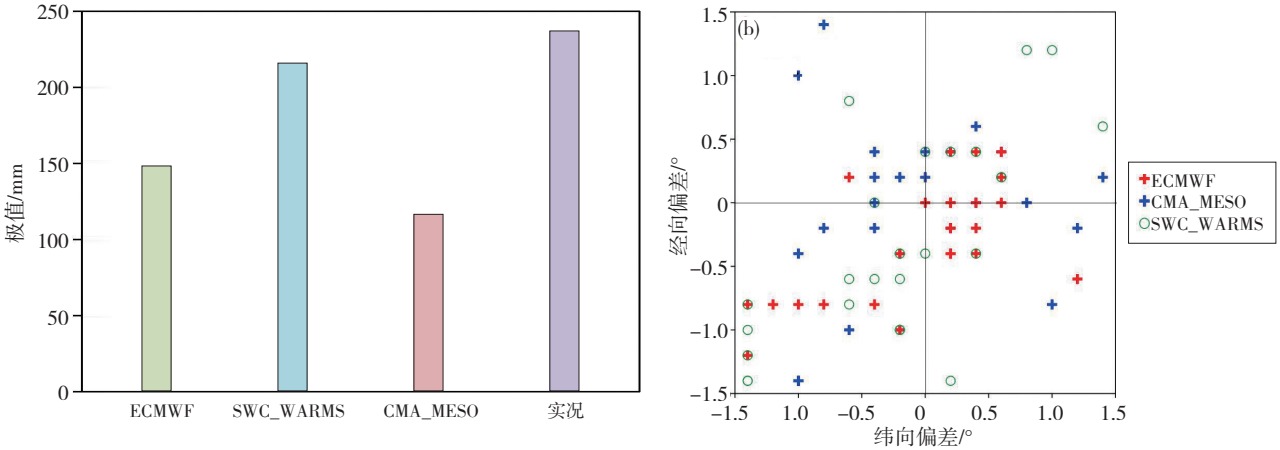


图5 2018—2019年四川盆地强降水过程各模式预报极值(a)及位移偏差(b)检验

Fig.5 (a) Model prediction extremum and (b) displacement deviation verification of heavy rainfall processes in the Sichuan Basin from 2018 to 2019

综上所述，三家模式表现各有优劣，大雨和暴雨量级的TS评分分别以ECMWF和SWC_WARMS最高，SWC_WARMS模式的BS评分最优，降水强度和极值预报也更接近实况，ECMWF和CMA_MESO模式均存在强度偏弱的特点。此外，三家模式大雨以上降水落区存在一定的位移偏差。

3 订正试验结果

针对2018—2019年强降水过程，利用最优评分法、多模式集成和位移订正三种方法逐步进行订正试验，并开展检验以验证订正试验效果。

3.1 最优评分订正

从图5可见，三种模式在降水强度预报上存在系统偏差，尤其大量级降水明显较实况偏弱，范围偏小，因此首先利用最优评分法(简称TEST1)提高模式降水预报的强度。根据2018—2019年强降水个例获得大雨和暴雨量级的订正阈值，不同模式在不同起报时间在各量级的订正阈值略有差异，ECMWF、CMA_MESO和SWC_WARMS大雨的订正阈值分别为18 mm、16 mm、12 mm，暴雨的订正阈值分别为24 mm、26 mm、25 mm，表明三种模式订正阈值都小于对应等级的降水，随量级增大差异越大，即各家模式对大量级降水预报偏弱，这与检验结果一致。基于获得的阈值对模式降水预报进行订正，结果表明三种模式各量级的降水评分都得到提高，并且随着量级的增大提升效果更为明显，其中ECMWF模式的大雨、暴雨的评分分别提高到0.378、0.230，提高率分别为6.1%、45.7%，CMA_MESO对大雨、暴雨的评分分别提高到0.321、0.190，提高率分别为6.0%、21.4%，SWC_WARMS模式大雨、暴雨的评分分别提高到0.341、0.189，提高率分别为7.6%、7.4%(图6)。可以看出，该方法对各家模式的大雨和暴雨评分改善均较为显著，尤其是ECMWF的暴雨量级，提高率高达45.7%。

3.2 多模式集成

在ECMWF_TEST1基础上进行多模式集成订正(简称TEST2)后，大雨、暴雨、大暴雨评分均有所提高，分别提升至0.382、0.239、0.100，相对ECMWF_TEST1提高率为1.0%、3.5%、52.7%，可见该方法可进一步提高大雨及以上量级评分，其中大暴雨最为显著。而从极值散点分布和平均误差(图7)可知，经过订正后的散

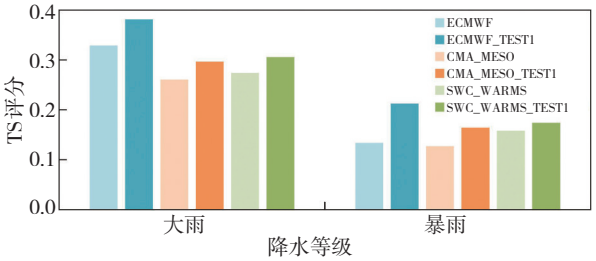


图6 2018—2019年强降水过程各模式最优评分订正前后的降水预报TS评分(TEST1为订正后预报评分)

Fig.6 The TS score of precipitation prediction before and after correction of optimal score for various models of heavy rainfall processes from 2018 to 2019 (TEST1 is the prediction score after correction)

点基本在对角线附近，平均误差和平均绝对误差均为最小，分别为−2.7 mm和60.1 mm，表明该方法可有效消除极值预报的系统偏差。

3.3 位移订正

对TEST2进行空间平移检验，结合不同空间平移距离订正后的暴雨TS评分和评分最优频次分布(图8a)可以发现，经过最优订正法和多模式集成后可有效改进模式经向的位移误差，但仍然存在偏西0.2°左右的纬向误差，因此将订正后的降水预报向东进行平移。进行位移订正后的暴雨、大暴雨评分可以提升到0.243、0.139，相对TEST2提高率为2.1%、39%，可见位移订正对暴雨和大暴雨量级评分均有提高，大暴雨评分提高最为显著。

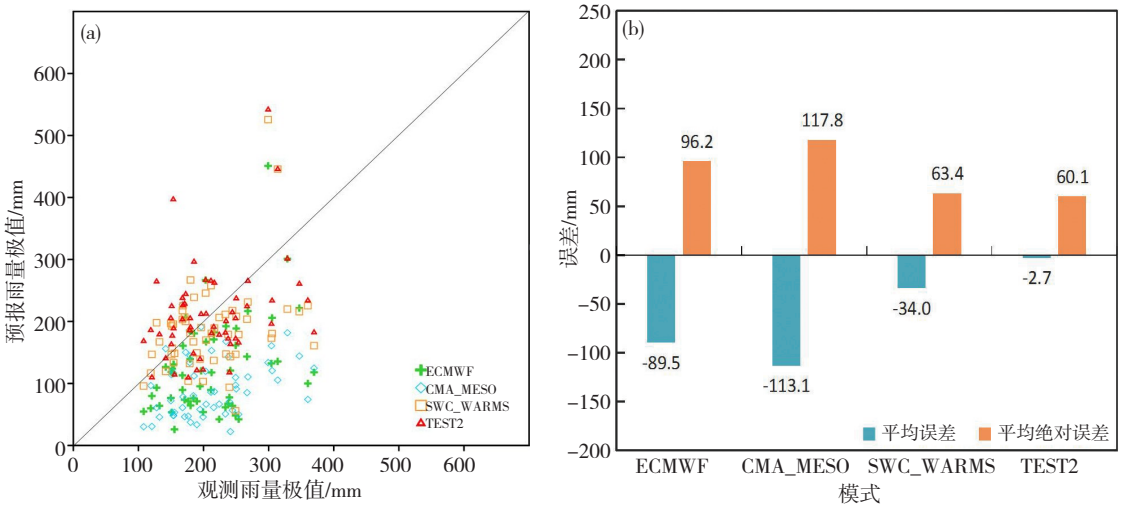


图7 2018—2019年强降水过程极值散点图(a)以及各模式平均误差ME和平均绝对误差MAE(b)

Fig.7 (a) The precipitation extremum scatter plot, (b) ME and MAE of heavy rainfall processes from 2018 to 2019

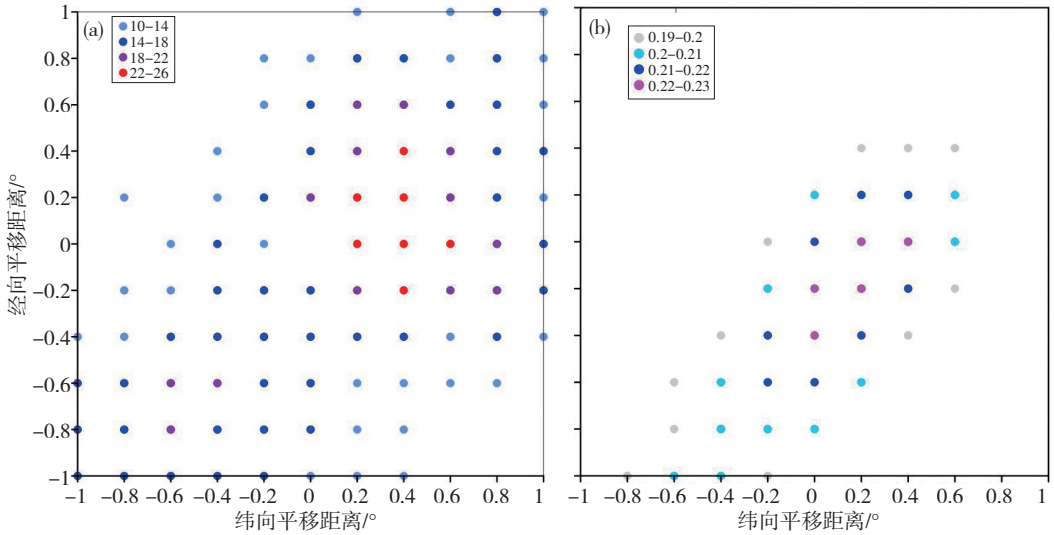


图8 不同空间平移距离订正后降水评分的最优频次(a，单位：次数)及TS评分(b)

Fig.8 (a) Optimal frequency and (b) TS score of precipitation score after spatial translation correction

综上所述，利用2018—2019年强降水个例进行订正试验，结果表明通过最优评分法对降水强度进行订正后，三种模式各个量级的降水评分都得到提高，并且随着量级的增大提升效果更为明显。在此基础上利用多模式集成对降水落区和极值继续订正，进一步提高了大雨及以上量级的评分，大暴雨提高最为明

显。最后进行位移订正，可再次提高暴雨及以上量级的评分，具有较好的订正效果。

4 2020—2021年降水订正效果检验

对2020—2021年发生在四川盆地的强降水天气过程进行订正，并通过常规检验和MODE空间检验对订正效果进行验证。

4.1 常规检验

从原始模式预报总体评分结果(图9)来看，ECMWF各个量级均为最优，其大雨、暴雨和大暴雨TS评分分别为0.417、0.25、0.097，经过订正后的TS评分分别为0.447、0.311、0.139，相对最优模式ECMWF提高率为7.3%、24.3%和42.8%，可见该订正方法效果良好。分析空报率和漏报率，订正后的空报率基本维持，漏报率远远低于单模式。

分析极值预报(图10)可知，CMA_MESO模式较实况明显偏小，其次是ECMWF模式，相对而言，SWC_WARMS的散点分布更接近对角线，表明SWC_WARMS模式对于极值的把握更优，订正后的极值基本都在对角线附近，无明显的系统偏差，从总体的平均误差和平均绝对误差(图10b)来看，ECMWF、CMA_MESO、SWC_WARMS和订正后的平均误差值分别为−77.7 mm、−141.5 mm、−43.4 mm、−1.5 mm，表明三种模式极值都较实况偏小，订正后的误差最小，无明显的系统偏差，平均绝对误差也表现相同的特征，订正后的误差优于所有单一模式。

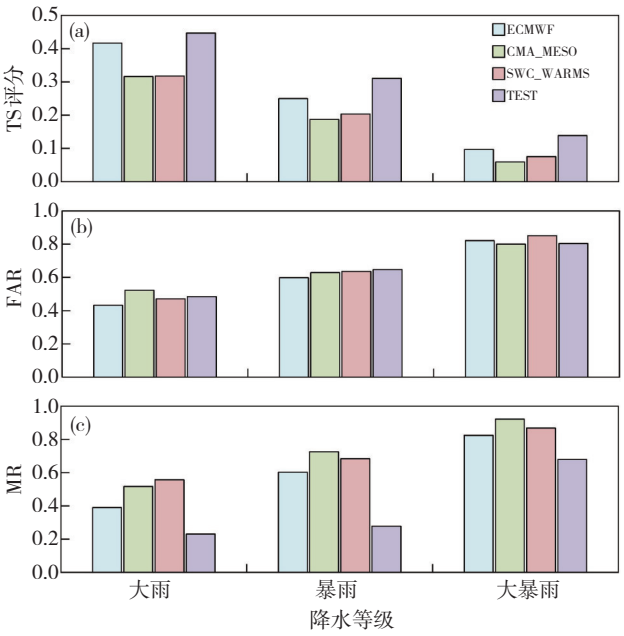


图9 2020—2021年各模式预报及订正后强降水过程TS评分(a)、空报率FAR(b)和漏报率MR(c)

Fig.9 The (a) TS score, (b) FAR and (c) MR of various models prediction and correction prediction of heavy rainfall processes from 2020 to 2021

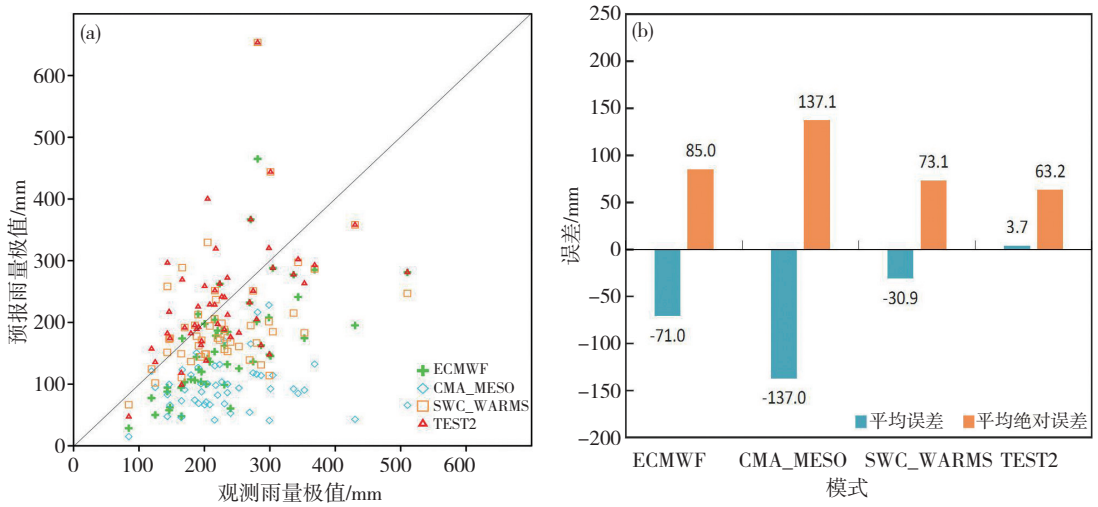


图10 2020—2021年各模式预报及订正后强降水过程的极值散点图(a)、平均误差ME和平均绝对误差MAE(b)

Fig.10 (a) The precipitation extremum scatter plot, (b) ME and MAE of models prediction and correction prediction of heavy rainfall processes from 2020 to 2021

4.2 MODE空间检验

通过MODE空间检验方法对三种模式及订正后预报的50 mm以上落区进行识别，ECMWF、CMA_MESO、SWC_WARMS模式未匹配目标的强降水过程次数分别为1、5和3次，经订正后能匹配所有强降水过程目标。从所有过程质心距离、轴角差和重叠面积比平均值(表1)可以发现，对于质心距离，CMA_MESO模式距离最大，SWC_WARMS模式次之，经订正后的质心距离最小；对于角度差，订正后的轴角差与三种模式相当，以CMA_MESO模式轴角差最小，对于重叠面积比，经订正后的重叠面积比平均达到0.436，明显优于三种单一模式。

综上所述，该订正方法具有较好的订正效果，订正后的极值偏差明显减小，漏报率远远低于单一模式，各个量级降水TS评分相对三种单一模式都得到提高，量级越大，提升率越高。MODE检验表明订正后质心距离和重叠面积比也明显优于单一模式。

表1 2020—2021年强降水过程三种模式及订正后预报的MODE空间检验结果

Table 1 MODE spatial verification results of three models and correction prediction of heavy rainfall processes from 2020 to 2021

检验参量	ECMWF	CMA_MESO	SWC_WARMS	TEST2
质心距离/°	0.743	1.417	0.773	0.594
轴角差/°	29.8	28.3	30.7	30.7
重叠面积比	0.384	0.322	0.28	0.436

4.3 订正方法有效性验证

检验结果表明订正效果较好,为验证订正方法的有效性,对三种模式在2020—2021年强降水过程中预报性能进行检验,结论与2018—2019年类似。大雨和暴雨量级分别以ECMWF和SWC_WARMS预报最优;三种模式大雨量级预报范围与实况相当,暴雨量级ECMWF和CMA_MESO模式则较实况偏小;SWC_WARMS降水强度和极值与实况最相当,其余两种模式偏弱。这些检验结果都表明,虽然随着时间演变模式版本可能有所变化,但模式的总体偏差特征没有显著差异,因此该订正方法有效。

5 结论与讨论

通过常规评分和空间平移方法对2018—2019年发生在四川盆地的强降水天气过程中24 h降水的TS评分、范围、强度、极值和位移偏差进行检验,获得ECMWF、CMA_MESO和SWC_WARMS三种模式在强降水预报中的效果,并在此基础上开展订正试验,最后对2020—2021年强降水过程进行订正及检验,得到以下主要结论:

(1) 2018—2019年强降水过程的模式检验结果表明,对于TS评分,大雨、暴雨量级分别以ECMWF、SWC_WARMS模式最优。对于BS评分,SWC_WARMS在各个量级的评分最优,暴雨量级最为显著。ECMWF和CMA_MESO模式的极值和各个量级的降水强度都较实况偏弱,SWC_WARMS最接近实况。三种模式的大雨和暴雨预报都存在位移偏差,ECMWF模式偏差最小,经向以偏北为主,CMA_MESO模式纬向以偏东为主,SWC_WARMS模式经向以偏北为主,纬向以偏东为主。

(2) 利用2018—2019年强降水个例开展订正试验,结果表明通过最优评分法对降水强度进行订正后,三种模式各量级评分均有所提高,量级越大,提升效果越明显。在此基础上通过多模式集成对降水落区和极值进行订正,进一步提高了大雨及以上量级的评分,最后通过位移订正可再次提高暴雨及以上量级的评分。因此,最终通过最优评分法、多模式集成及位移偏差订正三个步骤可以获得更好的降水预报。

(3) 2020—2021年强降水过程检验结果显示,订正后大雨、暴雨和大暴雨相对最优模式的提高率分别为7.3%、24.3%和42.8%,极值也更接近实况。相对单一模式,订正后的空报率基本维持,漏报率得到显著下降。MODE检验结果也表明,订正后的质心距离和重叠面积比都明显优于单一模式。

另外,采用该方法对20:00起报的48 h预报也进行了订正,大雨、暴雨和大暴雨相对最优模式评分的提升率分别可达11.6%、36.0%和55.5%,同时,该方法对小雨和中雨量级也有一定订正效果。由此可见,本文的订正方法具有较好的订正效果,今后随着模式进一步升级,需对订正阈值更新,另外,该方法的订正效果取决于单一模式的预报,当集成的模式越优,预报质量更高。目前考虑到资料存储时长,仅对三种模式进行集成,以后可以增加更多的模式进行对比评估,并根据检验结果选取最优的模式进行集成。

参考文献(References):

毕宝贵,代刊,王毅,等.2016.定量降水预报技术进展[J].应用气象学报,27(5):534-549. Bi B G, Dai K, Wang Y, et al. 2016. Advances in techniques of quantitative precipitation forecast [J]. Journal of Applied Meteorological Science,27(5):534-549 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20160503

曹萍萍,康岚,王佳津,等.2020.基于ECMWF模式的四川夏季强降水订正试验[J].暴雨灾害,39(1):63-70. Cao P P, Kang L, Wang J J, et al. 2020. Calibration of ECMWF model forecast of summer heavy rain-falls in Sichuan [J]. Torrential Rain and Disasters,39(1):63-70 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2020.01.007

曹萍萍,肖递祥,徐栋夫,等.2018.基于概率匹配的西南区域模式定量降水订正试验[J].气象科技,46(1):102-111. Cao P P, Xiao D X, Xu D F, et al. 2018. Calibration of SWC-WARMS quantitative precipitation based on probability matching method [J]. Meteorological Science and Technology,46(1):102-111(in Chinese).doi:10.19517/j.1671-6345.20170063

范江琳,陈朝平,曹萍萍,等.2022.四川地区ECWMF模式晴雨预报订正试验研究[J].暴雨灾害,41(1):58-65. Fan J L, Chen C P, Cao P P, et al. 2022. Experimental study on revision of ECWMF clear-rainy forecast in Sichuan region [J]. Torrential Rain and Disasters,41(1):58-65 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2022.01.007

郭旭,龙柯吉,范江琳,等.2021.四种降水融合产品在四川持续性强降水过程中的对比评估[J].高原山地气象研究,41(2):42-52. Guo X, Long K J, Fan J L, et al. 2021. Comparative assessment of four merged precipitation products in a sustained heavy rainfall process in Sichuan [J]. Plateau and Mountain Meteorology Research,41(2):42-52 (in Chinese). doi: 10.3969/j.issn.1674-2184.2021.02.005

黄楚惠,牛金龙,李国平,等.2022.基于西南区域中尺度模式系统预报的陡峭地形过渡带降水订正方法[J].干旱气象,40(2):317-326. Huang C H, Niu J L, Li G P, et al. 2022. Correction method of precipitation in steep terrain transition zone forecasted based on southwest center WRF

ADAS real-time modeling system [J]. Journal of Arid Meteorology,40(2):317-326 (in Chinese). doi:10.11755/j.issn.1006-7639(2022)-02-0317

李俊,杜钧,陈超君.2014.降水偏差订正的频率(或面积)匹配方法介绍和分析[J].气象,40(5):580-588. Li J, Du J, Chen C J. 2014. Introduction and analysis to frequency or area matching method applied to precipitation forecast bias correction [J]. Meteorological Monthly,40(5):580-588 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2014.05.008

刘凑华,牛若芸.2013.基于目标的降水检验方法及应用[J].气象,39(6):681-690. Liu C H, Niu R Y. 2013. Object-based precipitation verification method and its application [J]. Meteorological Monthly,39(6):681-690 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2013.06.003

龙柯吉,谷军霞,师春香,等.2020.多种降水实况融合产品在四川一次强降水过程中的评估[J].高原山地气象研究,40(2):31-37. Long K J, Gu J X, Shi C X, et al. 2020. Quality assessment of several merged precipitation products in a heavy rainfall process in Sichuan [J]. Plateau and Mountain Meteorology Research,40(2):31-37 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184·2020.02.005

潘旸,谷军霞,徐宾,等.2018a.多源降水数据融合研究及应用进展[J].气象科技进展, 8(1):143-152. Pan Y, Gu J X, Xu B, et al. 2018. Advances in multi-source precipitation merging research [J]. Advances in Meteorological Science and Technology,8(1):143-152 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.2095-1973.2018.01.019

潘旸,谷军霞,宇婧婧,等.2018b.中国区域高分辨率多源降水观测产品的融合方法试验[J].气象学报,76(5):755-766. Pan Y, Gu J X, Yu J J, et al. 2018. Test of merging methods for multi-source observed precipitation products at high resolution over China [J]. Acta Meteorologica Sinica,76(5):755-766 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2018.034

齐冬梅,李跃清,周长艳,等.2016.夏季青藏高原湿池变化特征及其与降水的关系[J].沙漠与绿洲气象,10(5):29-36. Qi D M, Li Y Q, Zhou C Y, et al. 2016. Characteristics of the moist pool over Qinghai-Xizang Plateau and their association with precipitation over China in summer [J]. Desert and Oasis Meteorology,10(5):29-36 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1002-0799.2016.05.005

曲巧娜,盛春岩,范苏丹,等.2019.基于目标对象检验法的多种模式强降水能力的比较[J].气象,45(7):908-919. Qu Q N, Sheng C Y, Fan S D, et al. 2019. Comparison of the multi model forecasts for severe precipitation based on the object verification [J]. Meteorological Monthly,45(7):908-919 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2019.07.002

王东东,孙丽,杨磊,等.2022.台风"巴威"不同类型降水多模式预报与空间检验对比评估[J].气象与环境学报, 38(4):37-46. Wang D D, Sun L, Yang L, et al. 2022. Multi-model comparison and evaluation of forecast statistics and spatial verification for different precipitation types caused by typhoon Bavi [J]. Journal of Meteorology and Environment,38(4): 37-46 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1673-503X.2022.04.005

危国飞,刘会军,吴启树,等.2020.多模式降水分级最优化权重集成预报技术[J].应用气象学报,31(6):668-680. Wei G F, Liu H J, Wu Q S, et al. 2020. Multi-model consensus forecasting technology with optimal weight for precipitation intensity levels [J]. Journal of Applied Meteorological Science,31(6):668-680 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20200603

吴启树,韩美,刘铭,等.2017.基于评分最优化的模式降水预报订正算法对比[J].应用气象学报,28(3):306-317. Wu Q S, Han M, Liu M, et al. 2017. A comparison of optimal-score-based correction algorithms of model precipitation prediction [J]. Journal of Applied Meteorological Science,28(3):306-317 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20170305

伍清,李英.2021.基于频率匹配法的SWC-WARMS模式降水订正试验[J].高原山地气象研究,41(4):70-75. Wu Q, Li Y. 2021. Precipitation correction of SWC-WARMS model based on frequency matching method [J]. Plateau and Mountain Meteorology Research,41(4):70-75 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184.2021.04.010

张小玲,陶诗言,孙建华.2010.基于"配料"的暴雨预报[J].大气科学,34(4):754-764. Zhang X L, Tao S Y, Sun J H. 2010. Ingredients-based heavy rainfall forecasting [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences,34(4):754-766 (in Chinese). doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2010.04.08

张歆然,陈昊明.2022.CMIP6模式对青藏高原东坡暖季降水的模拟评估[J].气候变化研究进展,18(2):129-141. Zhang X R, Chen H M. 2022. Assessment of warm season precipitation in the eastern slope of the Tibetan Plateau by CMIP6 models [J]. Climate Change Research,18(2):129-141 (in Chinese). doi:10.12006/j.issn.1673-1719.2021.059

智协飞,赵忱.2020.基于集合成员订正的强降水多模式集成预报[J].应用气象学报,31(3):303-314. Zhi X F, Zhao C. 2020. Heavy precipitation forecasts based on multi-model ensemble members [J]. Journal of Applied Meteorological Science,31(3):303-314 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20200305

周迪,陈静,陈朝平,等.2015.暴雨集合预报—观测概率匹配订正法在四川盆地的应用研究[J].暴雨灾害,34(2):97-104. Zhou D, Chen J, Chen C P, et al. 2015. Application research on heavy rainfall calibration based on ensemble forecast vs. observed precipitation probability matching method in the Sichuan Basin [J]. Torrential Rain and Disasters,34(2):97-104 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2015.02.001

Antolik M S. 2000. An overview of the National Weather Service's centralized statistical quantitative precipitation forecast [J]. Journal of Hydrology,239(2000):306-337. doi:10.1016/S0022-1694(00)00361-9

Ji L, Zhi X F, Simmer C, et al. 2020. Multi-model ensemble forecast of precipitation based on an object-based diagnostic evaluation [J]. Monthly Weather Review,148(6):2591-2606. doi:10.1175/MWR-D-19-0266.1

Ji L, Zhi X F, Zhu S P, et al. 2019. Probabilistic precipitation forecasting over east Asia using bayesian model averaging [J]. Weather and Forecasting,34(2):377-392. doi:10.1175/WAF-D-18-0093.1

Ji Y, Zhi X F, Ji L Y, et al. 2022. Deep-learning-based post-processing for probabilistic precipitation forecasting [J]. Frontiers in Earth Science,10:978041. doi:10.3389/feart.2022.978041

Lilly D K. 1990. Numerical prediction of thunderstorms-has its time come? [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society,116(494):779-798. doi:10.1002/qj.49711649402

Lorenz E N. 1963. Deterministic nonperiodic flow [J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 20(2):130-141. doi:10.1007/978-0-387-21830-4_2

Palmer T N. 2000. Predicting uncertainty in forecasts of weather and climate [J]. Reports on Progress in Physics,63(2):71-116. doi:10.1088/0034-4885/63/2/201

Zhu Y J, Luo Y. 2015. Precipitation calibration based on the frequency-matching method [J]. Weather and Forecasting,30(5):1109-1124. doi:10.1175/WAF-D-13-00049.1

(责任编辑 张 文)