

肖丹,胡超,李力根.基于最优TS评分的多模式集成降水预报[J].气象研究与应用,2024,45(3):37-43.

XIAO Dan, HU Chao, LI Ligen. Multi-model ensemble precipitation forecast based on optimal threat score[J]. Journal of Meteorological Research and Application, 2024, 45(3): 37-43.

基于最优TS评分的多模式集成降水预报

肖丹^{1,2}, 胡超¹, 李力根³

(1.眉山市气象局, 四川眉山 620010; 2.高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室, 成都 610072;

3.洪雅县气象局, 四川洪雅 620300)

摘要:利用2020年1月1日至2023年1月2日欧洲中心、美国、德国、中国和日本降水预报资料和眉山市的逐日降水观测资料,用最优TS评分法对模式降水进行订正,再使用概率匹配平均、消除偏差集成平均和加权集成平均三种方案进行多模式集成预报,通过检验评分和个例分析。结果显示,概率匹配平均方案提升晴雨准确率,但对大雨和暴雨的预报效果差。消除偏差集成平均方案对降水预报的提升效果较小。加权集成平均方案和分类站点集成预报均能大幅提升晴雨准确率,并减小暴雨漏报,使暴雨TS评分得到较大提升。

关键词:最优TS评分;多模式集成;概率匹配平均;加权集成平均;分类站点集成

中图分类号: P457.6

文献标识码: A

doi: 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2024.3.05

降水是最主要的天气现象之一,提高降水预报准确率成为天气预报的首要任务之一^[1-2]。数值模式的飞速发展,对降水预报提供强有力的技术支撑。为校正数值模式的系统性偏差,需要对降水产品进行客观订正^[3-4]。应用较多的客观订正方法,包括模式输出统计、卡尔曼滤波、神经网络、频率匹配法(Frequency-Matching, FM)、最优TS评分(Optimal Threat Score, OTS)等。其中,FM由李俊^[5]、Zhu and Luo^[6]等提出和改进,它利用观测和预报降水的频率统计特征对降水进行订正,在研究和业务中得到广泛的应用^[7-8]。吴启树等^[9]认为当降水存在较大变化、大量级降水样本偏少时,FM订正效果受影响,并提出OTS,检验表明OTS订正优于FM订正效果。危国飞等^[10]使用OTS订正ECMWF和华东区域中尺度模式降水,订正后的预报显著优于模式直接输出。范江琳等^[11]使用OTS对ECMWF晴雨预报展开订正试验,订正预报对ECMWF模式晴雨预报有明

显的改进,24 h时效订正效果最优,随时效延长,订正能力略有降低。

全球多个气象中心的数值模式在初值场、动力框架、物理参数化方案等方面的不同,构成多模式集成预报的基础,它的优势在于可以囊括更多预报的不确定性,提高对极端天气事件的把握,并进一步改善预报效果。常用的集成预报方法^[12]包括概率匹配平均(Probability Matching Mean, PMM)法、多模式相似集成法、最优百分位法、消除偏差集成平均(Bias-removed Ensemble Mean, BEM)、加权集成平均(Weighted Ensemble Mean, WEM)等。PMM首先由Ebert^[13]提出并用于“穷人”集合预报。Fang等^[14]、陈博宇等^[15]将PMM应用到台风的多模式集合预报中,提升暴雨的预报质量。智协飞等^[16]使用BEM、WEM等进行强降水多模式集成预报,提高强降水的TS评分。王亚男等^[17]使用BEM等方法进行多模式集成预报,使预报误差下降,明显改进预报

收稿日期: 2023-11-12

基金项目:眉山市科技指导计划项目(2023KJZD167)、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(SCQXKJYJXMS202205)、川西南(雅安)暴雨实验室研究型业务重点专项(CXNBYSYSYWZD202401)和眉山“天府粮仓”气象为农服务创新团队项目

第一作者:肖丹,高级工程师,主要从事天气预报及相关研究工作。E-mail:610158875@qq.com

效果。

本文首先使用OTS订正模式降水,再进行多模式集成预报,首次提出分类站点集成预报(Classed Station Ensemble, CSE),通过对比试验筛选出预报效果较好的集成方案,并投入眉山精细化降水预报业务平台应用,为预报业务工作提供科技支撑。

1 数据与方法

1.1 数据

选取眉山市203个自动气象观测站2020年1月1日08时(北京时,下同)至2023年1月2日08时的逐24 h观测降水,利用历史和周边站点数据进行质量控制。数值预报资料选取TIGGLE欧洲中心(ECMWF)、美国(NCEP)、德国(DWD)、中国(CMA)、日本(JMA)五家数值模式2020—2022年08时起报的逐24 h的3 d降水资料,分辨率为 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 。先将降水预报资料利用双线性插值法插值到站点上,然后对降水进行订正和多模式集成预报。

1.2 最优TS评分

吴启树等^[9]提出用OTS对降水进行订正,其计算公式如下:

$$y = \begin{cases} 0, x < F_1 \\ O_k + (O_{k+1} - O_k) \times \frac{x - F_k}{F_{k+1} - F_k}, F_k \leq x < F_{k+1} (k=1, 2, \dots, 8) \\ x \times \frac{O_9}{F_9}, x \geq F_9 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, x 和 y 分别代表模式降水的预报值和订正值, O_k 为第 $k(k=1, 2, \dots, 9)$ 量级降水阈值,这里取为0.1, 5, 10, 15, 25, 35, 50, 75, 100 mm。 F_k 为预报降水订正到模式模式的降水阈值。调整训练期降水订正系数,使不同量级的降水TS评分达到最高时可求得 F_k 。本文采用准20 d滑动训练期计算 F_k 。根据模式预报的统计特征,需要对 F_k 异常值进行处理,将 F_1 控制在2.0 mm以内,剔除掉小雨的强湿偏差或一些空报的情况;由于模式预报的眉山暴雨以干偏差为主,将 F_7 设定在60 mm以内,剔除发生概率极小的由强湿偏差造成的暴雨空报。

1.3 多模式集成方案

采用以下三种方案进行多模式集成预报。

(1)概率匹配平均(PMM):假设有 m 个预报成员,预报区域内有 n 个站点,计算站点的集合平均场,将其按从大到小的顺序排列得到序列A,并记住原来的位置;计算站点的中位值场,并按从大到小

的顺序排列得到序列B,用序列B的值替换A相同位置的值,并将其放回原来的位置,即得到概率匹配平均场。

(2)消除偏差集成平均(BEM):

$$F_B = \bar{O} + \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (F_i - \bar{F}_i) \quad (2)$$

(3)加权集成平均(WEM):

$$\begin{cases} F_w = \sum_{i=1}^n \alpha_i F_i \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \\ \alpha_i = \frac{OTS_i}{\sum_{i=1}^n OTS_i} \end{cases} \quad (3)$$

公式(2)、(3)中, \bar{O} 为训练期观测平均, F_i 为第 i 个模式的预报值, \bar{F}_i 为第 i 个模式在训练期内的时间平均值, n 为模式总数, F_B 为消除偏差集合平均的预报值。 α_i 为各模式的权重系数, F_w 为多模式权重平均的预报降水。 OTS_i 为第 i 个模式前20 d最优TS评分的滑动平均值。

1.4 检验方法

本文使用TS评分、ETS评分、空报率、漏报率、频率偏差(BIAS)、平均绝对误差(MAE)、晴雨预报准确率(PC)等对降水预报进行检验,其计算公式如下:

$$TS = \frac{na}{na + nb + nc} \quad (4)$$

$$\text{空报率} = \frac{nb}{na + nb} \times 100\% \quad (5)$$

$$\text{漏报率} = \frac{nc}{na + nc} \times 100\% \quad (6)$$

$$\begin{cases} ETS = \frac{na - e}{na + nb + nc - e} \\ e = \frac{(na + nb)(na + nc)}{na + nb + nc + nd} \end{cases} \quad (7)$$

$$BIAS = \frac{na + nb}{na + nc} \quad (8)$$

$$BIAS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F_i - O_i| \quad (9)$$

$$PC = \frac{na + nd}{na + nb + nc + nd} \times 100\% \quad (10)$$

公式(4)~(10)中, na 是某一阈值下预报和实况均出现降水的站点数, nb 、 nc 分别是空报和漏报的站点数, nd 是预报与观测均未达到该阈值的站点数, n 是总站点数, F_i 、 O_i 分别为某一站点的预报值和观测值。

2 多模式集成预报检验

多模式集成预报的效果受各单模式预报能力的制约。从五家模式原始预报质量看, ECMWF 24 h 预报的小雨 TS 评分与其余 4 家接近, 中雨以上量级的 TS 评分均高于其余 4 家。CMA 的小雨 TS 评分虽略高于 ECMWF, 但暴雨 TS 评分显著偏低。ECMWF、NCEP、DWD 的晴雨预报准确率接近, 并明显高于 JMA 和 CMA。总体上, ECMWF 的预报质量最高, NCEP、DWD 次之, JMA 和 CMA 靠后。试验表明, 选择评分较高的 3 家模式进行集成预报, 其质量明显高于 5 家模式的集成预报, 因而本文采用 ECMWF、NCEP、DWD 三家模式进行集成预报。为了更好地利用 ECMWF 在大量级降水预报上的优势, 在 WEM 方案中, 小雨和中雨采用公式(3)中的权重系数计算方法, 但大雨和暴雨的权重系数进行了调整, ECMWF 的系数设定为 0.8, NCEP 和 DWD 的系数均为 0.1。为防止中雨以上量级降水的漏报, 当集合预报没达到某量级降水而集合平均达到时, 采用集合平均的降水值。

分析 3 d 的逐 24 h 集合预报, PMM 各量级降水的 TS 评分都低于 ECMWF, 尤其是大量级降水, 多数时候明显偏低。BEM 的小雨 TS 评分低于 ECMWF, 中雨、大雨与 ECMWF 接近, 暴雨 TS 评分 24 h 略高, 但 48~72 h 明显偏低。WEM 小雨 TS 评分与 ECMWF 接近, 中雨 TS 评分比 ECMWF 略偏低, 24 h、48 h 大雨 TS 评分略偏高, 48 h 暴雨 TS 评分与 ECMWF 接近, 24 h、72 h 暴雨 TS 评分比 ECMWF 提升 10% 以上。除少数时候外, 三种集成方案的降水预报偏差绝大多数都比 ECMWF 小。PMM 和 WEM 都明显提升晴雨预报准确率, 且平均绝对误差比 ECMWF 小。BEM 的晴雨准确率提升幅度小, 72 h 预报甚至略有下降, 且其平均绝对误差比 ECMWF 有所增大。综合来看, WEM 表现较好, 尤其在大量级降水预报上具有优势。

3 分类站点集成预报(CSE)

对眉山 203 个气象观测站, 统计 2021 年各数值模式 OTS 订正降水的晴雨准确率和各量级 TS 评分。计算方法按公式(4)、(10), 但式中物理量的含义有所不同, na 是某气象站在统计时段内某一阈值下预报和实况均出现降水的天数之和, nb 、 nc 分别是空报和漏报的天数之和, nd 是预报与观测均未达到该

阈值的天数之和。选出各站点评分最高者, 分析发现, ECMWF 的晴雨准确率和暴雨 TS 评分在部分站点具有优势, 但其它模式在另外一些站点比 ECMWF 更好(图 1), 中雨和大雨的最优 TS 评分亦如此。其中 CMA、JMA 仅在个别站点上有优势, 绝大多数情况表现较差。

FM、OTS 都是通过量值大小的调整对指定区域降水进行统一订正, 并没有考虑各模式在空间上的预报偏差, 为此, 本文提出分类站点集成预报(CSE)。统计各站点 ECMWF、NCEP、DWD 的晴雨准确率和中雨、大雨、暴雨 TS 评分, 选出得分最高者为最优模式, 将最优模式相应量级的降水赋予对应站点。由于对小量级降水通常更关心它的有无, 而从防灾的角度大量级降水更希望它不被漏报。因此计算各站点三家模式的集合平均, 对中雨以上量级, 如果最优模式的预报没达到该量级而集合平均达到了, 那么该站点采用集合平均降水值。

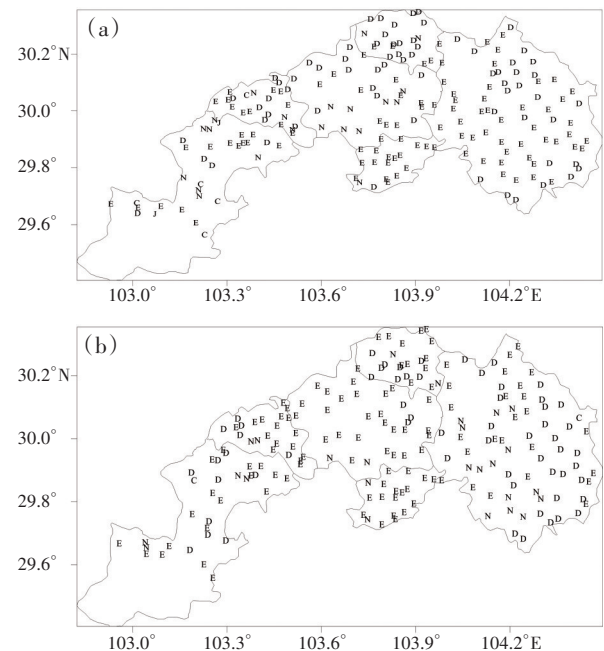


图 1 2021 年 24 h 预报最优晴雨准确率(a)和最优暴雨 TS 评分(b)各模式分布图(E 代表 ECMWF、N 代表 NCEP、D 代表 DWD、C 代表 CMA、J 代表 JAPAN)

利用 WEM、CSE 两种多模式集成方案预报眉山 2022 年的降水, 并进行评分检验(图 2)。和 ECMWF 原始预报相比, 小雨 TS 评分 WEM 以小幅提升为主, 而 CSE 略有下降, 这可能与 CSE 的漏报率增多有关。WEM 中雨 TS 评分除 48 h 预报略有下降外, 24 h、72 h

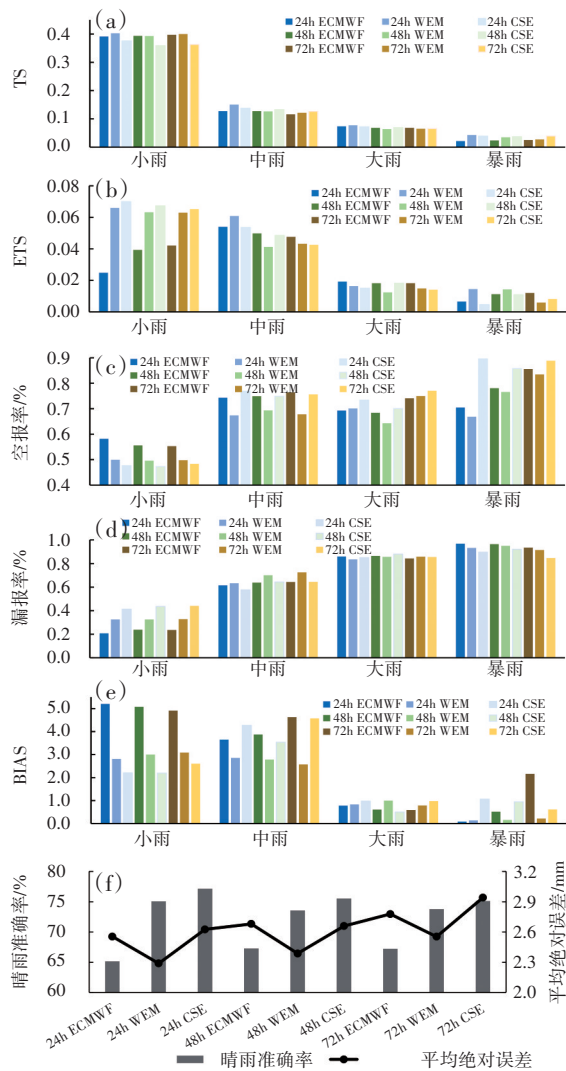


图2 2022年多模式集成降水24~72 h逐24 h预报的TS评分(a)、ETS评分(b)、空报率(c)、漏报率(d)、BIAS(e)和晴雨准确率(f)

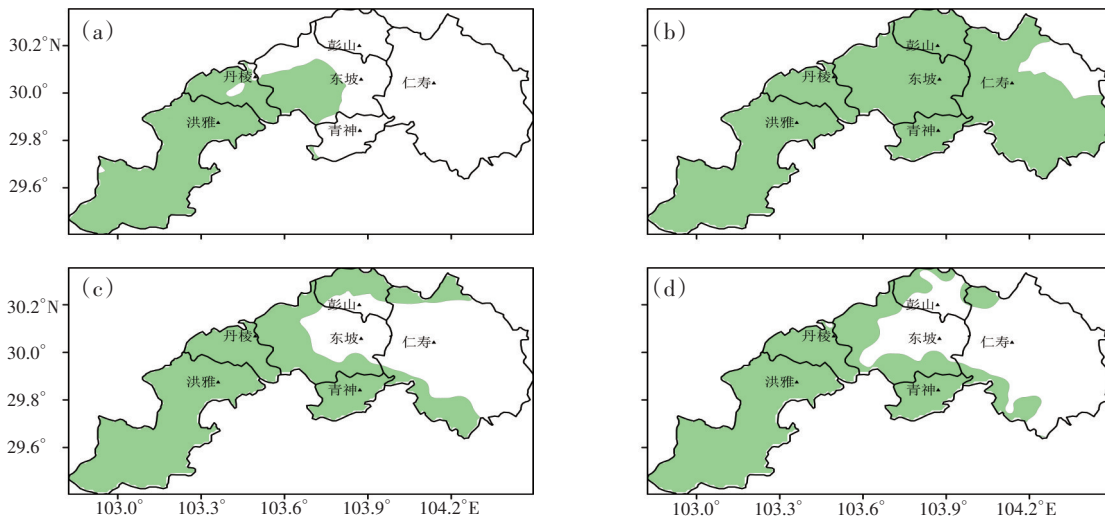


图3 2022年1月30日观测和模式24 h预报雨量
(a)观测;(b)ECMWF;(c)WEM;(d)CSE(绿色阴影为小雨区)

预报均为提升,CSE 24~72 h预报的中雨TS评分均有小幅提升。WEM、CSE大雨TS评分与ECMWF评分接近但主要表现为小幅下降。WEM和CSE 24~72 h预报的暴雨TS评分均出现较大幅度提升,升幅超过30%,尤其是CSE升幅均超过50%,这与暴雨漏报率的下降有关。

WEM、CSE小雨ETS评分均比ECMWF大幅提升,这与空报率明显下降有关。除个别时候外,WEM、CSE中雨、大雨ETS评分比ECMWF略有下降。WEM 24 h、48 h暴雨ETS评分提升,这是因为它的暴雨空报率、漏报率都比ECMWF减小。CSE暴雨ETS评分比ECMWF下降,这与它的空报率增长有关。WEM、CSE小雨BIAS比ECMWF明显减小。WEM中雨BIAS均比ECMWF减小,CSE也以减小为主。WEM、CSE大雨BIAS总体比ECMWF略有增大。WEM 24h预报的暴雨BIAS与ECMWF接近,48 h、72 h预报的明显减小,CSE 24 h、48 h预报的暴雨BIAS比ECMWF增大,72 h预报的减小。WEM、CSE晴雨准确率均比ECMWF明显提升,提升幅度普遍超过10%,且CSE准确率高于WEM。WEM平均绝对误差比ECMWF减小,CSE平均绝对误差比ECMWF略有增大。

4 个例分析

4.1 晴雨预报个例

预报个例可以比较直观地看到多模式集成预报的效果。2022年1月30日在眉山西部的洪雅、丹棱县以及东坡区西部降了小雨(图3)。ECMWF预

报除仁寿东北部外,眉山市其余地区均有降水。显然,ECMWF 预报的雨区比观测范围明显偏大。WEM、CSE 预报的降水落区比 ECMWF 小,与观测更为接近,它们的空报比 ECMWF 明显减小,因而使晴雨预报准确率明显提升。

4.2 暴雨个例

2022 年 5 月 13 日眉山出现区域性暴雨,个别地

方出现大暴雨(图 4)。ECMWF 只预报大雨天气,漏报暴雨。WEM、CSE 都预报较大范围的暴雨,尤其是 CSE,眉山各区县都预报暴雨,与观测最为接近,但美中不足的是 CSE 空报东部部分地方的暴雨。相比 ECMWF, WEM、CSE 明显减小暴雨漏报,可以为暴雨预报提供一个较好的参考,同时也应注意, CSE 存在一定程度的空报。

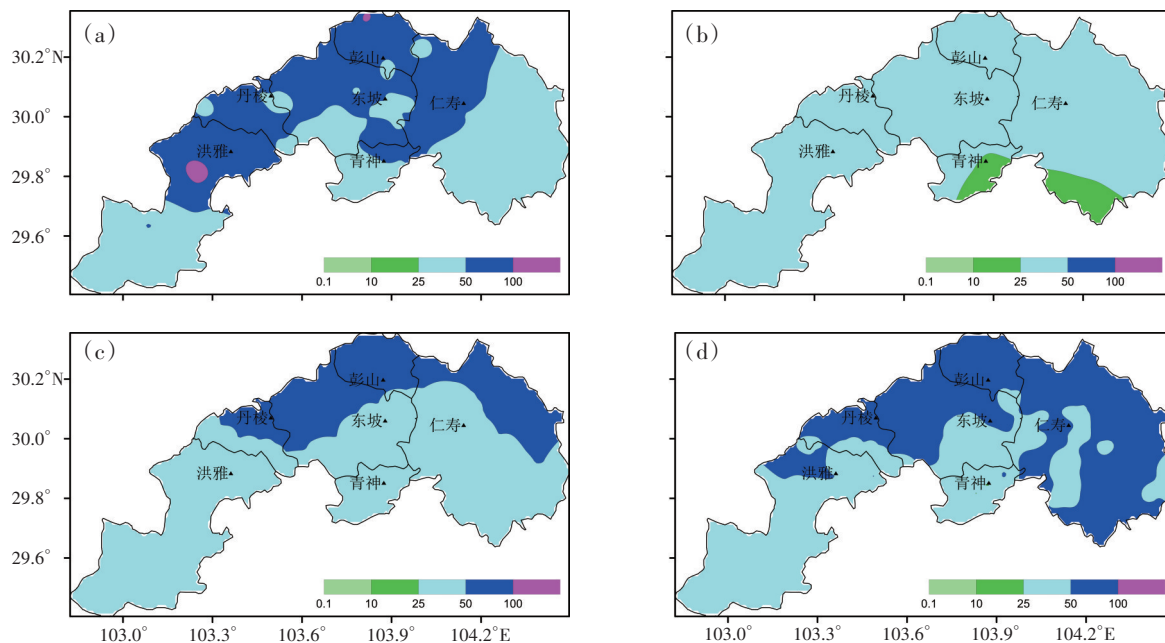


图 4 2022 年 5 月 13 日 08 时至 14 日 08 时观测和模式 24 h 预报雨量(单位:mm)

(a)观测;(b)ECMWF;(c)WEM;(d)CSE

5 结论与讨论

本文使用 OTS 订正模式降水预报,再采用 PMM、BEM 和 WEM 三种方案进行多模式集成预报,为了减小模式空间上的预报偏差,提出 CSE,通过降水检验评分和个例分析,得出以下结论:

(1)CMA、JMA 的晴雨准确率和暴雨 TS 评分明显低于 ECMWF、NCEP、DWD,降低多模式集成预报效果,采用 ECMWF、NCEP、DWD 三家模式进行降水集成预报,预报效果更好。

(2)和 ECMWF 预报相比, PMM 虽较大程度地提高晴雨准确率,但它对大雨和暴雨的预报效果较差, TS 评分明显偏低; BEM 对晴雨准确率的提升幅度较小,且暴雨 TS 评分较低; WEM 根据各模式对不同量级降水的预报效果差异,采用较灵活的模式系数,不仅提高晴雨准确率,且大雨和暴雨 TS 评分多数时候有较大提升。

(3)和 ECMWF 相比, WEM、CSE 对小雨、中雨和暴雨预报有不同程度的改善。WEM、CSE 都明显降低小雨空报率,使小雨 ETS 评分和晴雨准确率大幅提升,中雨 TS 评分多数时候高于 ECMWF,它们都减小暴雨漏报率,使暴雨 TS 评分大幅提高。CSE 在小雨 ETS 评分、晴雨准确率、暴雨 TS 评分上高于 WEM,但 CSE 小雨漏报率和暴雨偏差有所增大。WEM、CSE 对大雨的评分略有下降,对大雨预报效果不佳。

(4)个例分析表明, ECMWF 预报小雨区比观测偏大,小雨空报比较明显, WEM、CSE 减小小雨空报,晴雨预报准确率更高。ECMWF 对暴雨的预报量级比实际偏小,对暴雨漏报比较明显, WEM、CSE 减小暴雨漏报,暴雨落区预报较准确,能为暴雨预报提供较好的参考。

使用 OTS 可以较好地订正数值模式降水预报的干偏差或湿偏差,而模式降水在眉山有明显的小

雨湿偏差和暴雨干偏差^[18],这是基于OTS订正的多模式集成预报可以改善晴雨预报和提升暴雨评分的重要因素之一,但该方法仅通过调整雨量数值来改善降水具有一定局限性。降水误差的来源是多样性的,除了模式系统性的干偏差或湿偏差,还有降水落区预报偏差、预报降水比实际降水提前或者滞后等问题。降水落区或时间上的偏差,往往与模式降水的物理机制有关,而这需要结合天气形势或者气象物理参数等对降水落区或者强度进行订正,这是本研究需要进一步改进以及未来研究的方向。

参考文献:

- [1] 卢小丹,岑妍妍,黄开刚,等. “8·24”百色特大暴雨过程成因和预报难点分析[J]. 气象研究与应用, 2023, 44(4): 52-58.
- [2] 黄远盼,莫丽霞,陈烨,等. 2023年6月22—25日广西持续性暴雨成因及数值预报效果分析[J]. 气象研究与应用, 2024, 45(2): 134-139.
- [3] 肖志祥,黎金玲,罗小莉. 1415号台风“海鸥”广西极端暴雨预报偏差分析及地形订正[J]. 气象研究与应用, 2021, 42(4): 14-19.
- [4] 梁岱云,黄丹萍,苏兆达. 2022年南宁市“龙舟水”暴雨期间模式对比及订正技巧[J]. 气象研究与应用, 2023, 44(1): 51-56.
- [5] 李俊,杜钧,陈超君. 降水偏差订正的频率(或面积)匹配方法介绍和分析[J]. 气象, 2014, 40(5): 580-588.
- [6] ZHU Y J, LUO Y. Precipitation calibration based on the frequency-matching method[J]. Weather and Forecasting, 2015: 1109-1124.
- [7] 肖丹,胡超,陈宁,等. 基于频率匹配法的降水预报订正[J]. 气象研究与应用, 2023, 44(3): 28-33.
- [8] 王丽芳,漆梁波,周伟,等. 频率匹配技术在暴雨预报中的应用及改进分析[J]. 暴雨灾害, 2021, 40(4): 352-361.
- [9] 吴启树,韩美,刘铭,等. 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, 2017, 28(3): 306-317.
- [10] 危国飞,刘会军,吴启树,等. 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, 2020, 31(6): 669-680.
- [11] 范江琳,陈朝平,曹萍萍,等. 四川地区ECWMF模式晴雨预报订正试验研究[J]. 暴雨灾害, 2022, 41(1): 58-65.
- [12] 杜钧,李俊. 集合预报方法在暴雨研究和预报中的应用[J]. 气象科技进展, 2014, 4(5): 6-20.
- [13] EBERT E E. Ability of a poor man ' s ensemble to predict the probability and distribution of precipitation [J]. Monthly Weather Review, 2001: 2461-2480.
- [14] FANG X, KUO Y H. Improving ensemble-based quantitative precipitation forecasts for topography-enhanced typhoon heavy rainfall over Taiwan with a modified probability-matching technique[J]. Monthly Weather Review, 2013, 141(11): 3908-3932.
- [15] 陈博宇,郭云谦,代刊,等. 面向台风暴雨的集合预报成员优选订正技术研究及应用试验[J]. 气象, 2016, 42(12): 1465-1475.
- [16] 智协飞,赵忱. 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, 2020, 31(3): 303-314.
- [17] 王亚男,智协飞. 多模式降水集合预报的统计降尺度研究[J]. 暴雨灾害, 2012, 31(1): 1-7.
- [18] 肖丹,胡超,陈宁,等. 基于频率匹配法和最优TS评分法的降水预报订正效果对比[J]. 气象与减灾研究, 2023, 46(4): 287-295.

Multi-model ensemble precipitation forecast based on optimal threat score

XIAO Dan^{1,2}, HU Chao¹, LI Ligen³

(1. Meishan Meteorological Bureau, Sichuan Meishan 620010, China; 2. Heavy Rain and Drought-Flood Disasters of Plateau and Basin Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610072, China; 3. Hongya Meteorological Bureau, Sichuan Hongya 620300, China)

Abstract: Using precipitation forecast data from European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, National Centers for Environmental Prediction, German meteorological service, China Meteorological Administration, Japan Meteorological Agency, and the daily observed precipitation in Meishan from January 1, 2020 to January 2, 2023, the model precipitation is first revised using the optimal TS score method, and then the multi-model ensemble forecasts are carried out using probability-matching mean, bias-removed ensemble mean and weighted ensemble mean schemes, whose effects are experimented and compared. The results show that the probability-matching mean scheme improves the accuracy of clear-rainy forecast, but poorly forecasts heavy rain and rainstorm. The bias-removed ensemble mean scheme has a smaller improvement for rain prediction. Both the weighted ensemble mean and classified station-ensemble schemes improve the accuracy of clear-rainy forecast greatly, and reduce the omission rate of rainstorm, resulting in a larger improvement in the TS score of rainstorm.

Key words: optimal threat score; multi-model ensemble; probability matching mean; weighted ensemble mean; classified station ensemble