暴雨灾害
Torrential Rain and Disasters
中国科技核心期刊
中国科技论文统计源期刊

基于多量级TS评分动态权重的多模式融合降水预报算法研究及应用

高梦竹 刘松涛 陈雪 齐铎 王承伟 姜兵

Research and application on multi-model blending precipitation forecast based on the dynamic weight of multi-level TS score

GAO Mengzhu，LIU Songtao，CHEN Xue，QI Duo，WANG Chengwei，JIANG Bing

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12406/byzh.2024-072

您可能感兴趣的其他文章 Articles you may be interested in

基于多模式预报的四川盆地强降水订正方法

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

暴雨灾害. 2024, 43(1): 54-62 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-008

四川地区精细化降水预报融合订正试验及检验

Experiment and verification of fine gridded precipitation forecast fusion correction in Sichuan

暴雨灾害. 2024, 43(2): 176-184 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-077

一种适用于评估降水预报服务能力的评分方法

An evaluation method suitable for precipitation forecasts and services

暴雨灾害. 2022, 41(6): 712-719 https://doi.org/10.12406/byzh.2021-203

基于降水空间分布相似的最优集成降水预报及其检验

Prediction and test of optimal integrated precipitation based on similar spatial distribution of precipitation

暴雨灾害. 2022, 41(3): 324-335 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.03.009

高分辨率区域模式降水预报在云南的检验

Verifications of high-resolution regional numerical model precipitation forecast in Yunnan Province

暴雨灾害. 2021, 40(1): 78-86 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.01.010

基于ECMWF集合预报系统降水预报的空间后处理方法及其应用效果评估

A spatial postprocessing method of precipitation forecast based on ECMWF ensemble predication system and application effect evaluation

暴雨灾害. 2023, 42(3): 324-333 https://doi.org/10.12406/byzh.2022-262

关注微信公众号，获得更多资讯信息

高梦竹,刘松涛,陈雪,等.2025.基于多量级 TS 评分动态权重的多模式融合降水预报算法研究及应用[J].暴雨灾害,44(3):371−379.
GAO Mengzhu, LIU Songtao, CHEN Xue, et al. 2025. Research and application on multi-model blending precipitation forecast based on the dynamic weight of multi-level TS score [J]. Torrential Rain and Disasters,44(3):371−379 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2024−072

基于多量级 TS 评分动态权重的多模式融合降水预报算法研究及应用

高梦竹[1], 刘松涛[1], 陈雪[2], 齐铎[1], 王承伟[1], 姜兵[3]

(1. 黑龙江省气象台, 哈尔滨 150030; 2. 黑龙江省气象服务中心, 哈尔滨 150036; 3. 哈尔滨市气象局, 哈尔滨 150000)

摘　要: 为提高定量降水网格预报的准确性, 设计了一种综合不同量级降水预报性能的多模式融合算法, 基于全球尺度模式预报系统 (ECMWF)、中尺度模式预报系统 (CMA-MESO、CMA-SH9) 的 24 h 累积降水预报, 首先采用最优 TS 评分法对模式预报进行订正, 然后基于多量级 TS 评分计算动态权重融合系数, 最后利用概率预报对弱降水消空, 并对 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省的融合预报结果进行检验及个例应用。结果表明: (1) 最优 TS 评分法改善了模式预报小量级降水范围偏大的问题, 并减小了定量误差, 为后续融合提供更高质量成员。(2) 与 ECMWF、CMA-MESO、CMA-SH9 三种模式预报相比, 融合预报晴雨准确率分别提升了 12.71%、9.36%、6.4%, 暴雨 TS 评分分别提升了 27.14%、45.6%、79.27%。(3) 分析两次典型个例发现, 融合算法能弥补模式预报强降水落区偏差, 有效调整雨区位置和量级, 以及改善降水预报空报问题。

关键词: 多模式融合; TS 评分; 定量降水预报

中图法分类号: P456.7　　**文献标志码**: A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2024−072

Research and application on multi-model blending precipitation forecast based on the dynamic weight of multi-level TS score

GAO Mengzhu[1], LIU Songtao[1], CHEN Xue[2], QI Duo[1], WANG Chengwei[1], JIANG Bing[3]

(1. *Heilongjiang Meteorological Observatory*, *Harbin* 150030; 2. *Heilongjiang Meteorological Service Center*, *Harbin* 150036; 3. *Harbin Meteorological Service*, *Harbin* 150000)

Abstract: To improve the accuracy of quantitative precipitation grid forecast, a muti-mode blending method was conducted which can fully consider the prediction performance of different orders. Based on the global scale model forecast ECMWF, the mesoscale model forecast CMA-MESO, and the CMA-SH9 forecast 24 h cumulative precipitation forecast. The optimal TS score algorithm was used to revise the numerical model, and then the multi-level dynamic weight was used to fuse the revised forecast products. the probability forecast was used to eliminate the weak precipitation. The blending forecast was verified and case applicated for Heilongjiang Province from November 2022 to October 2023. The results are as follows. (1) The forecast corrected by OTS can effectively improve the small precipitation false alarms, reduced quantitative errors, provide higher quality members. (2) Compared with ECMWF, CMA-MESO and CMA-SH9, the accuracy rate of the blending forecast was improved by 12.71%, 9.36% and 6.4%. And the TS score of the rainstorm was improved by 27.14%, 45.6% and 79.27%. (3) Two typical case analyses found that the blending forecast can improve the deviation of the model in the heavy rainfall area, effectively adjust the location and magnitude of rain areas, effectively improve the problem of precipitation false alarms.

Key words: multi-model blending; threat score; quantitative precipitation

收稿日期: 2024−04−24; **定稿日期**: 2024−10−22

资助项目: 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2023J011, CXFZ2023J014); 中国气象局复盘专项 (FPZJ2024-038); 黑龙江省气象局科技创新发展项目 (HQGG2022001)

第一作者: 高梦竹, 主要从事数值模式释用与检验评估。E-mail: 1327068226@qq.com

通信作者: 刘松涛, 主要从事数值预报释用方法研究。E-mail: 19019754@qq.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY−NC−ND 4.0

引　言

随着社会和经济的飞速发展，政府和公众对降水预报的精准、精细化程度需求越来越高。因此开展定量降水预报研究对于防灾减灾、保障服务具有重要意义 (毕宝贵等, 2016)。

数值模式预报是定量降水预报的基础，然而由于模式本身的不确定性和模式初始场误差等 (Palmer et al., 2000) 导致模式预报存在一定的误差。需要对模式输出产品进行后处理，通过客观订正提升降水预报准确率，以此对单个模式预报进行系统性偏差订正。常用的客观订正方法包括频率匹配法 (李俊等, 2014; Zhu et al., 2015)、最优 TS 评分法 (吴启树等, 2017)、概率匹配平均法 (陈博宇等, 2015; 苏翔等, 2021; 袁良等, 2024)、最优百分位法和分位数回归法 (代刊等, 2018) 等。

随着数值模式快速发展，可供业务参考的降水产品越来越多。当前业务中常用的全球尺度模式主要为欧洲中期天气预报中心 (ECMWF)、中尺度模式包括中国气象局中尺度天气数值预报系统 (CMA-MESO)、华东区域数值预报系统 (CMA-SH9)、广东区域数值预报系统 (CMA-GD) 等。不同的模式降水预报性能各有不同，ECMWF 对于大尺度天气预报效果较好 (刘静等, 2014; 任宏昌, 2018)，而中尺度模式预报对于局地性降水有一定预报能力，但对大量级降水表现为预报范围偏大，空报现象明显 (王晓峰等, 2017; 龙柯吉等, 2024)。因此，需要利用多模式融合方法将不同模式预报进行有效融合，发挥各自性能优势。

多模式融合方法有集合平均法、消除偏差集合平均法、加权融合法、多模式相似融合法等 (Ebert, 2001; Ji et al., 2020; 钱磊等, 2022; 朱文刚等, 2024)。智协飞等 (2020) 对多种模式预报进行频率匹配法订正，在此基础上对比了卡尔曼滤波、超级集合预报、消除偏差集合平均等不同融合算法的预报效果，融合预报在强降水落区和量级预报效果均优于单模式结果；Wang 等 (2021) 采用分位映射法订正模式预报，并利用 TS 评分、偏差评分实时更新动态融合权重，融合算法可有效改进各量级降水评分；危国飞等 (2020) 利用穷举法训练 TS 评分并计算分级权重系数，对两种模式订正预报进行融合，融合预报效果优于单模式预报。以上研究表明单模式的系统性误差订正、多模式的融合方法均可以有效提高降水预报准确率。

前人研究中大多以定量误差、TS 评分、偏差评分等指标为基础进行加权融合，但未能体现出各成员在不同降水量级上的预报优势，因此本文设计了以多量级 TS 评分为基础的综合评分，进行更精细化的权重融合，以兼顾各降水量级预报性能，提高降水预报在业务上的可用性；利用多源预报数据，开展基于最优 TS 评分法的模式降水偏差订正、以多量级 TS 评分为动态权重的多模式融合、利用概率预报解决弱降水空报问题，并对 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省的融合预报结果进行检验及个例应用，以期进一步提升黑龙江省网格降水预报质量。

1　资料与方法

1.1　资料

本文使用资料时间段均为 2020 年 10 月 1 日—2023 年 10 月 31 日，主要包括站点实况资料和模式预报资料。

站点实况资料来源于“天擎”数据平台的黑龙江省 83 个国家自动气象观测站 (以下简称为国家站) 和 896 个区域自动气象观测站 (以下简称为区域站) 的 24 h 累积降水量数据。

模式预报资料包括：(1) 来源于欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 模式 (以下简称 EC)，空间分辨率 0.125°×0.125°；(2) 中国气象局中尺度天气数值预报系统 (CMA-MESO)，空间分辨率 0.03°×0.03°；(2) 中国气象局上海华东区域数值预报系统 (CMA-SH9) 预报资料，空间分辨率 0.09°×0.09°。以上站点实况和模式预报资料用于检验和订正方法研究。

使用三种模式预报均为每日 08、20 时 (北京时，下同) 起报，考虑业务中接收预报资料延时 12 h，因此使用模式预报的 12—36 h 预报产品，最终生成产品为 24 h 降水预报，将以上三种模式的降水预报产品插值至 0.05°×0.05°网格上。

1.2　方法

本文首先利用最优 TS 评分法对 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 模式预报分别进行订正，然后在此基础上应用三种模式订正预报产品开展多模式动态权重融合预报试验，并对弱降水进行消空，最终生成降水客观预报产品。

1.2.1 最优 TS 评分订正算法

本文利用最优 TS 评分法 (以下简称为 OTS 法) (吴启树等, 2017) 订正模式预报误差，统计训练期内不同阈值降水量预报，经调整达到 TS 评分最优化，计算分级降水预报订正系数从而订正预报偏差，计算公式如下

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

其中, x和y分别为模式降水的原始预报值、订正值。O_k为第 k 量级降水阈值 (k=1, 2, ⋯, n), 共分为 n 个降水量级。F_k为O_k量级对应模式降水量阈值, 通过检验训练期内第 k 量级降水 TS 评分达到最高时求得。吴启树等 (2017) 研究中关于降水分级订正阈值划分为 0.1~150 mm, 而本文考虑黑龙江省降水特点, 阈值设定为 0.1、1、5、10、15、20、25、30、35、50 mm 共 10 个量级。

关于训练期的选取, 吴启树等 (2017) 应用一年期准对称滑动训练期, 即滑动选取当年预报日之前和上一年预报日之后 20 d, 苏翔等 (2021) 应用一年期准对称滑动 30 d 的滑动对称训练样本。参考前人研究, 本文针对准对称滑动一年期 (year-1)、二年期 (year-2), 以及分别对应的 20 d、30 d 进行测试, 结果表明准对称滑动二年期 30 d 的预报检验结果略优于其他, 因此本文建模应用二年期准对称滑动训练期 (mov=30 d) 滑动计算各量级F_k (图 1), 具体为: 本年度预报日之前的 30 d, 上一年度预报日之前的 30 d、之后的 30 d, 上两年度预报日之后的 30 d, 样本数量充足, 能够适应近期模式预报系统偏差的变化, 同时又包含预报当日前后的降水量季节变化背景特征。

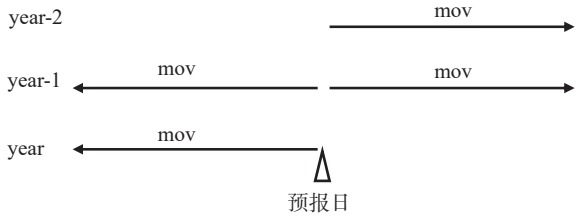


图 1 滑动训练期示意图

Fig. 1 Schematic diagram of sliding training period

利用 OTS 法分别计算 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 模式预报的订正预报, 分别简称为 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS。

1.2.2 多模式动态权重融合预报算法

应用订正预报 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS, 作为参与融合的成员, 进行动态权重融合。设计了综合评分并以此计算动态权重, 综合评分考虑了多量级 TS (记为 T_S) 评分, 以兼顾各降水量级预报性能。在训练期内各融合成员的权重如下

$$w_{i,j}=s_{i,j}/\sum_{i=1}^{3}s_{i,j}\tag{2}$$

其中, $w_{i,j}$为训练期 j 内的第 i 个 (i=1, 2, 3) 融合成员权重, j 采用持续滑动窗口取样 (j=14 d), 即选取距离计算时次最近可用的 14 d 滑动训练样本。取样时间短, 侧重于各融合成员在近期预报性能的变化。$s_{i,j}$为训练期 j 内的第 i 个成员的综合评分, 公式为

$$s_{i,j}=\sum_{k=1}^{4}\beta_k T_{S(k,i,j)}\tag{3}$$

其中, k 表示降水量级 (k=1, 2, 3, 4), 本文选取量级为 24 h 降水量为[0.1, 10) mm、[10, 25) mm、[25, 50) mm、≥50 mm (分别为小雨、中雨、大雨、暴雨及以上)。综合评分为各量级分级 TS 评分$T_{S(k,i,j)}$加权求和, 各量级系数β_k值分别为 1/7.5、1.5/7.5、2/7.5、3/7.5, β_k用于平衡各量级评分在综合评分中的占比, 取值具体说明见下文。

利用滑动平均以计算当前时次各成员权重, 公式如下

$$w_{i,t}=\alpha w_{i,t-1}+(1-\alpha)w_{i,j}\tag{4}$$

其中, $w_{i,t}$为当前时次 t 的第 i 个融合成员权重, $w_{i,t-1}$为前一时次 t−1 的第 i 个成员权重, 设定参数α=0.85, 使得式 (4) 中当前时次的训练期内权重$w_{i,j}$的系数小, 而前一时次权重$w_{i,t-1}$的系数大, 参数α用于平滑各成员权重在时间序列上的波动, 相关讨论见下文。

基于各融合成员预报值和权重, 计算融合预报如下

$$y_{f,t}=\sum_{i=1}^{3}w_{i,t}\cdot\bar{y}_{i,t}\tag{5}$$

其中, $\bar{y}_{i,t}$为当前时次订正预报 (EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS) 的降水值, $y_{f,t}$为融合预报降水值。

1.2.3 消空算法

研究表明, 模式降水预报存在预报落区偏大的现象 (苏翔等, 2021), 本文利用概率预报 (Wang 等, 2021) 确定降水区域, 尽可能合理的降低小雨量级的空报现象。针对融合后的降水场, 对逐网格点进行如下判定: 第一步, 统计该网格点参与融合的三个预报成员 (EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS) 中, 降水量=0 mm 的次数, 记为 N。第二步, 如果 $N\geqslant 2$, 则将该网格点标记为无降水点, 并将该点降水量定义为 0 mm; 否则, 标记为有降水点。通过以上步骤, 利用概率预报对预报进行消空。

1.2.4 检验方法

检验时间为 2022 年 11 月 1 日—2023 年 10 月 31 日。以观测站点资料作为“真值”, 将网格预报插值到站点, 提取与站点观测数据时空匹配的预报数

据对比序列。考虑到黑龙江省冬季只有国家站对固态降水进行观测校准, 区域站的冬季降水数据有较大误差, 因此检验过程中针对夏半年、冬半年进行区分, 冬半年 (11 月—次年 4 月) 只针对 83 个国家站进行检验, 其余时段针对 979 个国家和区域站进行检验。

检验评估方法包括计算平均绝对误差 MAE (记为 E_{MA})、晴雨准确率 PC (记为 P_C)、TS 评分、偏差 Bias (记为 B_{ias})、空报率 FAR (记为 R_{FA})、相对订正量 R (即预报技巧评分, 用于衡量订正效果)。具体计算公式如下

$$E_{MA}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|G_i-O_i| \tag{6}$$

其中, O_i为站点观测值, G_i为预报值, N 为参与检验的总样本数 (站次数)。

$$P_C=\frac{N_A+N_D}{N_A+N_B+N_C+N_D} \tag{7}$$

$$T_S=\frac{N_A}{N_A+N_B+N_C} \tag{8}$$

$$B_{ias}=\frac{N_A+N_B}{N_A+N_C} \tag{9}$$

$$R_{FA}=\frac{N_B}{N_A+N_B} \tag{10}$$

其中, N_A 为有降水且预报正确站点数, N_B 为空报站点数, N_C 为漏报站点数, N_D 为无降水且预报正确的站点数。

$$R=\frac{(T_{cor}-T_{ini})}{T_{ini}}\times 100\% \tag{11}$$

其中, T 为检验指标得分, 当 T 为 TS 评分时, T_{ini} 为订正前预报 TS 评分, T_{cor} 为订正后预报 TS 评分, R 表示订正后 TS 评分相对于订正前 TS 评分的提升程度; 当 T 为 PC 得分时, 同理。

2 结果分析

2.1 最优 TS 评分方法订正效果检验

利用 OTS 法对 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 三种模式降水预报进行订正, 对比模式预报和订正预报的预报效果。由表 1 可见, 三种模式预报中 EC 预报空报率最高, CMA-SH9 预报空报率最低。与模式预报相比, 对应的订正预报空报率均明显降低, EC_OTS 订正预报空报率降幅最大, 由模式预报 0.409 降至 0.238, 模式预报和订正预报六种预报相比, EC_OTS 订正预报空报率最小。同时, 与模式预报相比, 三种订正预报的 PC 得分均有不同程度提升, EC_OTS 订正预报由模式预报 0.722 提升至 0.805, EC_OTS 为六种预报中得分最高。平均绝对误差项, 三种订正预报在模式预报基础上定量误差均有不同程度的减小, 六种预报中 MAE 最小的是 EC_OTS 订正预报。

表 1 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省模式预报 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 和订正预报 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 的空报率 (FAR)、晴雨准确率(PC)、平均绝对误差 (MAE) 检验评分

Table 1 The FAR, PC, MAE of EC, CMA-MESO, CMA-SH9, EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS in November 2022 to October 2023 in Heilongjiang Province

模式	FAR	PC	MAE
EC	0.409	0.722	2.484
EC_OTS	0.238	0.805	2.405
CMA-MESO	0.374	0.744	2.977
MESO_OTS	0.252	0.783	2.803
CMA-SH9	0.354	0.765	3.254
SH9_OTS	0.271	0.794	3.075

综合分析分级 TS 评分和 Bias 评分 (表 2), 小雨量级, EC_OTS 预报分级 TS 评分由模式预报 0.465 提升至 0.477, 偏差 Bias 得分由模式预报 1.79 降至 0.922, 偏差值更接近 1, 表明 EC 模式预报降水范围明显偏大, 经 OTS 法订正后有效缩小了降水范围。而 MESO_OTS、SH9_OTS 订正预报虽然 TS 评分较模式预报有所降低, 但 Bias 得分更接近 1, 有效改善了模式预报降水范围显著偏大的问题。

中雨、大雨量级, 对比模式预报和订正预报可以看到由 OTS 法订正后, TS 评分无明显变化或略降低, 但 Bias 值更接近 1; 暴雨量级, EC_OTS 订正预报 TS 评分由模式预报 0.145 提升至 0.16, EC 预报降水范围偏小, EC_OTS 订正预报有效扩大了强降水范围, 更接近实况。MESO_OTS 订正预报 TS 评分和模式预报相比无明显变化, SH9_OTS 订正预报由 0.103 提升至 0.105, CMA-MESO、CMA-SH9 模式预报的暴雨量级预报落区偏大, 经 OTS 法订正后强降水范围略扩大。

利用 OTS 法对三种模式预报进行客观订正, 有效降低了模式预报 FAR、提升了 PC, 并减小了 MAE。在小雨量级上, 有效改善了模式预报降水范围显著偏大的问题, 在暴雨量级上, EC_OTS、SH9_OTS 订正预报 TS 评分较模式预报提升。为后续融合预报提供更高质量的融合成员。

2.2 融合算法效果检验

本文融合算法构建了基于多量级 TS 评分的综合评分, 以此计算动态权重。由表 2 可见, 参与融合

表 2 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省模式预报 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 和订正预报 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 的分级 TS、Bias 检验评分

Table 2 The TS, Bias of different grades from EC, CMA-MESO, CMA-SH9, EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS in November 2022 to October 2023 in Heilongjiang Province

模式	小雨		中雨		大雨		暴雨	
	TS	Bias	TS	Bias	TS	Bias	TS	Bias
EC	0.465	1.79	0.252	1.283	0.173	0.88	0.145	0.681
EC_OTS	0.477	0.922	0.235	1.146	0.173	1.064	0.16	0.997
CMA-MESO	0.456	1.504	0.204	1.306	0.146	1.612	0.126	1.899
MESO_OTS	0.424	0.842	0.207	1.087	0.143	1.316	0.126	1.977
CMA-SH9	0.484	1.49	0.207	1.406	0.135	1.665	0.103	2.335
SH9_OTS	0.467	1.007	0.209	1.269	0.127	1.389	0.105	2.364

的三个成员 (EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS) 的小、中、大、暴雨的分级 TS 评分, 随着量级增大, 评分明显降低。计算综合评分 (1.2.2 节) 时通过加权求和的方式赋予大量级降水更高的比例系数。综合三个成员分级 TS 评分具体数值, 将式 (3) 小、中、大、暴雨四个量级系数取值定义为 1/7.5、1.5/7.5、2/7.5、3/7.5, 以此平衡各量级评分在综合评分中的占比, 在融合过程中综合考虑到不同成员在不同量级的预报性能。

由图 2 可见, 2022 年 11 月—2023 年 10 月, 模式预报、订正预报和融合预报 (blending) 共七种预报相比较, 融合预报 PC 得分最高, 由 2.1 节可知, 模式预报和订正预报相比, EC_OTS 订正预报得分最高, 得分为 0.805, 融合预报在其基础上得分提升至 0.814。进一步计算融合预报和模式预报的 *R* 得分, 得分越大说明订正能力越强、提升程度越大, 经计算, 与 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 三种模式预报相比, 融合预报 PC 得分分别提升了 12.71%、9.36%、6.4%。

通过计算 MAE, 融合预报在七种预报中误差最小, 模式预报和订正预报中 EC_OTS 预报误差最小, MAE 为 2.405, 融合预报在其基础上误差降至 2.38。

由降水量分级检验结果 (图 3) 可见, 模式预报、订正预报和融合预报相比, 小雨、中雨量级均为融合预报 TS 得分最高; 大雨量级, 融合预报 TS 得分 0.167, 高于 MESO_OTS 和 SH9_OTS 预报, 略低于 EC_OTS 预报 (TS 得分为 0.173); 暴雨量级, 融合预报在七种预报中 TS 得分最高, 计算 *R* 得分, 与 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 三种模式预报相比, 融合预报的 TS 得分分别提升了 27.14%、45.6%、79.27%。EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 的 Bias 得分分别为 0.997、1.977、2.364, 可以看到 MESO_OTS、SH9_OTS 预报偏差显著偏大, 而融合后 Bias 值降至 1.29, 融合预报降水范围更合理。

上述结果表明, 与三个订正预报相比, 融合预报在有效提升 TS 得分的基础上, 对 Bias 得分也有较好的控制。对于大量级降水, 模式普遍倾向空报 (体现为高 Bias 得分), 而动态加权平均, 能够将融合成员空报的大量值降水, 通过加权系数降低为较低量级降水, 因此可以有效降低 Bias 得分。

进一步分析在融合过程中三个融合成员 (EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS) 的权重变化, 从 2023 年 6—

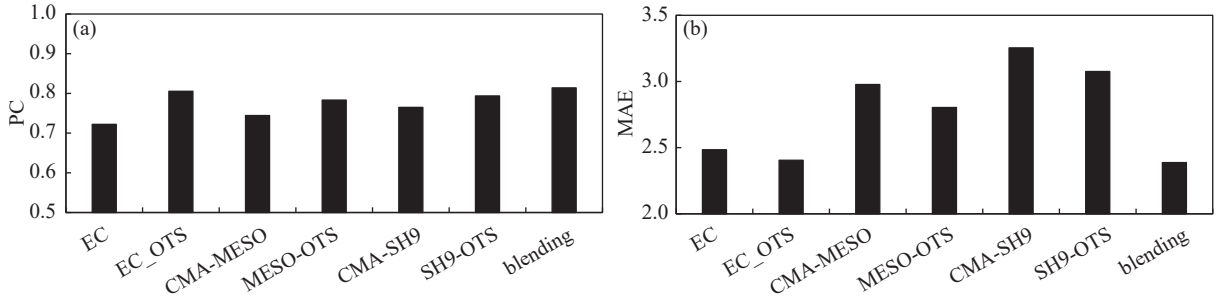


图 2 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省 EC、CMA-MESO、CMA-SH9、EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS、融合预报 (blending) 的晴雨准确率 (PC) (a)、平均绝对误差 (MAE) (b) 检验评分

Fig. 2 The (a) PC, (b) MAE of EC, CMA-MESO, CMA-SH9, EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS and blending in November 2022 to October 2023 in Heilongjiang Province

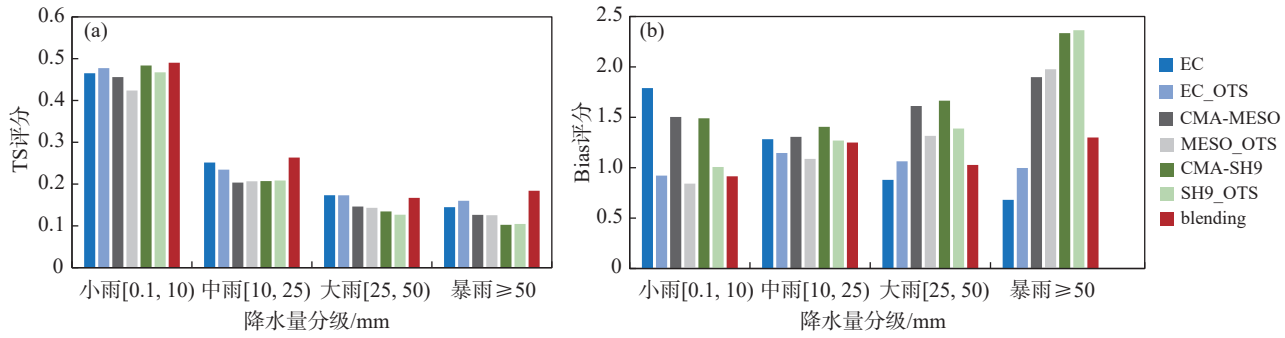


图 3 2022 年 11 月—2023 年 10 月黑龙江省 EC、CMA-MESO、CMA-SH9、EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS、blending 的分级 TS 评分 (a)、Bias 评分 (b)

Fig. 3 The (a) TS and (b) Bias of different grades of EC, CMA-MESO, CMA-SH9, EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS and blending in November 2022 to October 2023 in Heilongjiang Province

9 月期间 20 时起报的预报逐日权重系数 ($w_{i,t}$) 变化 (图 4) 可见, EC_OTS 预报 (橘色曲线) 所占权重一直大于其他两种成员, 这与 EC_OTS 预报 TS 得分较高 (图 3) 保持一致。6 月 1 日—7 月 19 日, SH9_OTS 预报 (黑色曲线) 权重大于 MESO_OTS (蓝色曲线), 7 月 20 日—8 月 24 日, MESO_OTS 和 SH9_OTS 两种中尺度订正预报权重上下浮动, 8 月 24 日以后, MESO_OTS 预报权重大于 SH9_OTS。经计算, EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 逐日权重的平均值分别为 0.368、0.316 8、0.315 2, 全球模式订正预报权重最大, 两种中尺度模式订正预报所占权重接近。此外, 三个成员逐日权重的标准差分别为 0.011 9、0.014 5、0.011 5, MESO_OTS 权重的波动幅度大于其他两个成员, 表明 MESO_OTS 预报效果的稳定性略差于 EC_OTS、SH9_OTS 预报。

黑龙江省主汛期 (7 月下旬—8 月上旬) 期间, EC_OTS 预报权重占比下降, 这主要是由于在汛期强对流天气突发, 全球尺度模式对于大尺度系统把握较好, 而中尺度模式对于中小尺度, 特别是短历时暴雨预报较好, 因此, 汛期全球尺度预报权重有所下降, 中尺度预报权重小幅上升。

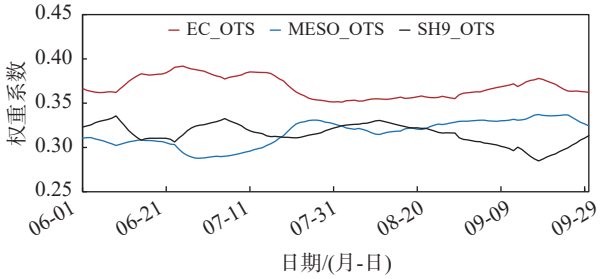


图 4 2023 年 6 月 1 日—2023 年 9 月 31 日 20 时起报的 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 权重系数逐日变化图

Fig. 4 Changes in the weight of EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS during the blending process initiated at 20:00 BT from 1 June to 31 September in 2023

此外, 本文融合算法采用滑动平均方法计算权重, 在公式 (4) 中参数α用于平滑权重波动, 针对α取值 (α=0.85、0.6、0.35) 进行了测试, 结果表明在不同取值下融合预报检验结果无明显变化。从表 3 可见α取值变小时, 各成员权重的时间序列上的平均值无明显变化, 而标准差变大, 表明权重波动变大。本文α=0.85, 使得权重整体变化趋势较为平缓, 融合预报在日常业务中预报效果更稳定。

表 3 2023 年 6 月 1 日—2023 年 9 月 31 日公式 (4) 中不同参数 α 取值对应 EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 融合权重标准差、平均值

Table 3 Standard deviation and mean value of the weight for EC_OTS, MESO_OTS, SH9_OTS by different values of parameter α in Formula 4 from 1 June to 31September in 2023

模式	α=0.85		α=0.6		α=0.35	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
EC_OTS	0.368	0.011 9	0.367 9	0.016 8	0.368 1	0.022 2
MESO_OTS	0.316 8	0.014 5	0.316 9	0.018 2	0.316 9	0.023 9
SH9_OTS	0.315 2	0.011 5	0.315 2	0.016 2	0.315	0.022

由图 3 中可见, 在中雨、大雨、暴雨三个量级上, 模式预报 EC 和订正预报 EC_OTS 的 TS 评分均显著优于 CMA-MESO、CMA-SH9 和 MESO_OTS、SH9_OTS, 而小雨量级上模式预报 EC 和订正预报 EC_OTS 无明显优势。若仅以单一量级预报性能确定融合权重, 则无法体现 EC_OTS 预报优势。在本文融合算法中 EC_OTS 预报权重最大, 这一结果进一步证明了融合算法设计的综合评分的合理性, 充分考虑了各融合成员在不同量级预报性能。

2.3 个例应用效果检验

选取 2023 年 8 月 1 日 20 时—2 日 20 时发生在黑龙江省南部地区的强降水个例, 进一步讨论融合

预报效果, 此次过程中降水落区主要位于哈尔滨南部、牡丹江南部, 87 个观测站出现暴雨、11 个观测站出现大暴雨。对比模式预报、订正预报的预报效果(图 5), 可见 EC 预报虽然预报出了大量级雨带的整体位置, 但在牡丹江南部地区预报量级偏小, 经过 OTS 法订正, 有效扩大了牡丹江南部的暴雨落区; CMA-MESO 预报的强降水落区明显偏南, 对大庆南部、绥化南部、哈尔滨西南部地区的强降水落区出现明显漏报, 经 OTS 法订正后无明显变化; CMA-SH9 预报整体量级偏大, 南部地区预报了大范围大暴雨, 比实况明显偏大, 经 OTS 法订正后, 缩小了大暴雨落区。

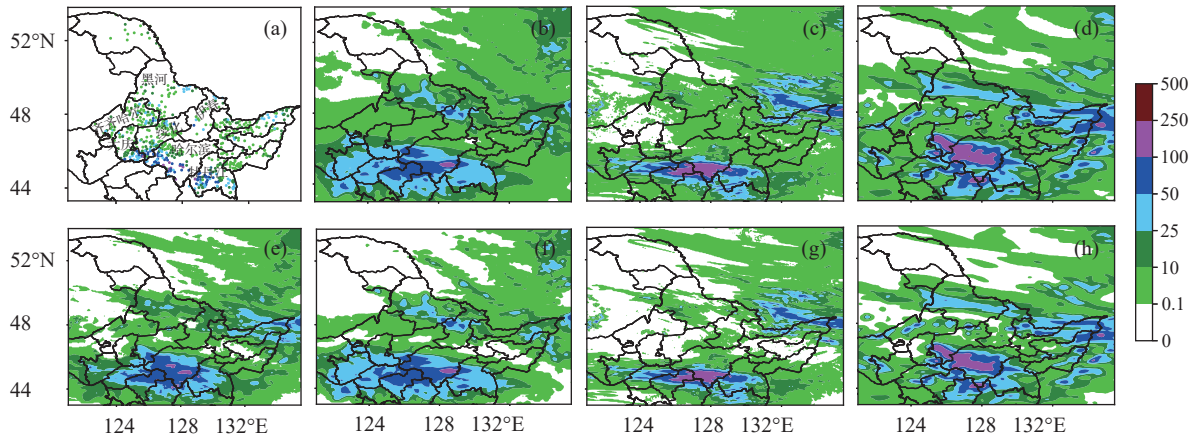


图 5 黑龙江省 2023 年 8 月 1 日 20 时—2 日 20 时降水站点实况 (a), EC (b)、CMA_MESO (c)、CMA_SH9 (d) 模式预报 1 日 08 时起报 12—36 h 预报时效累积降水预报, 对应的融合预报 (e)、EC_OTS (f)、MESO_OTS (g)、SH9_OTS (h) 订正预报 1 日 20 时起报 24 h 预报时效累积降水预报 (单位: mm) 空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of precipitation (unit:mm) of (a) observed, (b) EC, (c) CMA-MESO, (d) CMA-SH9 model forecast initiated at 8:00 BT 1 August by lead time of 12-36 h, (e) blending, (f) EC_OTS, (g) MESO_OTS, (h) SH9_OTS correct forecast initiated at 20:00 BT 1 August 2023 by lead time of 24 h in Heilongjiang Province

进一步对比模式预报、订正预报和融合预报, 针对 EC 预报在黑龙江省东南部地区预报量级偏小的问题, 融合预报能将东南部地区降水量级有效调整为暴雨, 局地大暴雨; 针对 CMA-MESO 预报落区偏南的问题, 融合预报能将强雨带向北调整; 针对 CMA-SH9 预报整体量级偏大的问题, 融合预报能有效将大暴雨落区缩小。EC、CMA-MESO、CMA-SH9 模式预报暴雨 TS 评分分别为 0.285、0.101、0.083, EC_OTS、MESO_OTS、SH9_OTS 预报评分分别为 0.33、0.136、0.077, 相比之下, 融合预报的暴雨 TS 评分最高, 评分为 0.349。

综上, OTS 法能对模式预报的量级误差进行有效订正, 但无法对雨区位置进行调整。融合算法能在此基础上弥补各家模式预报的不足, 通过融合改善强降水落区和量级, 融合预报与实况更为接近。

融合预报一方面能综合各成员降水信息调整最终产品的雨带位置, 另一方面也可以对大面积空报的小雨进行有效消空。如图 6 所示降水个例, 2023 年 6 月 4 日 20 时—5 日 20 时, 对比实况和三种模式预报 (图 6a—d) 可见, 在黑龙江省黑河市、伊春市、齐齐哈尔市、大庆市等地区, 三种模式预报都存在不同程度的空报现象; 进一步对比融合预报 (图 6e), 融合预报对上述地区做了有效的消空, 同时又保留了主要降水区域, 预报降水面积更接近实况。从评分上看, EC 预报 PC 得分为 0.548, CMA-MESO 预报为 0.569, CMA-SH9 预报为 0.539, 融合预报为 0.661, 融合预报得分最高。

这主要是因为在利用 OTS 法订正模式预报过程中, 对预报湿偏差特征进行了有效改善, 使得大部分空报的小雨雨区得到有效削弱; 另一方面, 利用概率预报进行消空, 有效控制了单个融合成员对最终融合预报的影响。

3 结论与讨论

本文开展了一种综合不同量级降水预报性能的多模式融合算法研究, 基于全球尺度模式 EC 预报和中尺度模式 CMA-MESO、CMA-SH9 预报, 采用最优 TS 评分方法对单个数值模式预报进行订正, 再利用多量级动态权重对订正预报进行融合, 最后采用概率预报对弱降水消空, 并在黑龙江省开展预报性能试验, 对 2022 年 11 月—2023 年 10 月模式预报、订正预报、融合预报检验评估及个例应用, 得到以下主要结论:

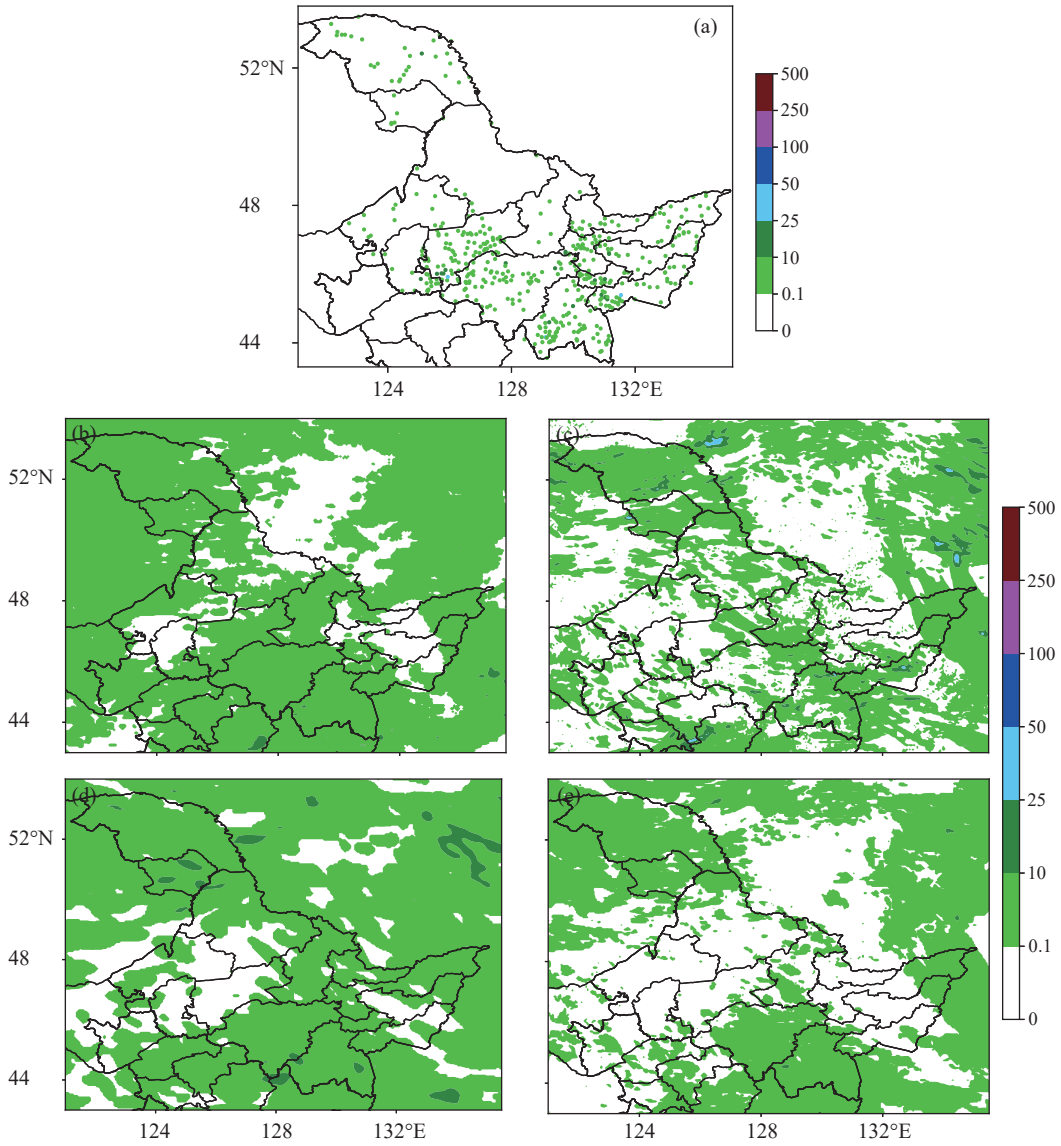


图 6 黑龙江省 2023 年 6 月 4 日 20 时—5 日 20 时降水站点实况 (a), EC (b)、CMA_MESO (c)、CMA_SH9 (d) 模式预报的 4 日 08 时起报 12—36 h 预报时效累积降水预报, 对应融合预报 (e) 的 4 日 20 时起报 24 h 预报时效累积降水预报 (单位: mm) 空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of precipitation (unit:mm) of (a) observed, (b) EC, (c) CMA-MESO, (d) CMA-SH9 model forecast initiated at 8:00 BT 4 June by lead time of 12-36 h, (e) blending forecast initiated at 20:00 BT 4 June 2023 by lead time of 24 h in Heilongjiang Province

(1) 利用最优 TS 评分方法订正模式降水预报, 有效改善了模式预报的小量级降水范围显著偏大的问题, 提升晴雨准确率, 并减小了定量误差。订正预报预报能力优于模式直接输出, 为后续融合预报提供更高质量的融合成员。

(2) 对于订正后的单模式降水预报, 经过动态权重融合并消空后生成融合预报, 与 EC、CMA-MESO、CMA-SH9 三种模式预报相比, 对小量级降水, 大范围小雨空报有较好改善, 融合预报晴雨准确率分别提升了 12.71%、9.36%、6.4%; 对暴雨量级, 融合预报 TS 得分分别提升了 27.14%、45.6%、79.27%, 在将 TS 得分提升的同时, Bias 得分更接近 1, 预报降水范围更接近实况。

(3) 融合预报以多量级 TS 得分为基础计算权重系数, 充分考虑不同模式预报在不同量级预报性能, 融合过程中 EC_OTS 预报权重大于其他两种预报, 突出了全球模式预报在中雨、大雨、暴雨量级的预报优势。

(4) 分析两次个例发现, 最优 TS 方法能对模式预报的量级误差进行有效订正, 但无法对雨区位置进行调整。融合算法能在此基础上改善强降水落区, 融合预报与实况更为接近。在小量级降水方面, 利用概率预报进行消空, 有效控制了单个模式预报对最终融合预报的影响。

本文通过与模式预报、订正预报的对比检验和个例应用分析, 多模式融合预报有效提升了降水预报质量, 为黑龙江省定量降水网格预报业务提供有意义的参考。目前, 本文构建的融合算法中虽然计算权重系数考虑了不同模式预报在不同量级预报性

能, 但仍主要以 TS 得分为主导, 下一步将展开不同评分 (例如 Bias 等) 或者建立新综合评分为权重系数的融合算法。

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

陈博宇,代刊,郭云谦.2015. 2013 年汛期 ECMWF 集合统计量产品的降水预报检验与分析[J].暴雨灾害,34(1):64−73. Chen B Y, Dai K, Guo Y Q. 2015. Precipitation verification and analysis of ECMWF ensemble statistic products in 2013 flooding season [J]. Torrential Rain and Disasters,34(1):64−73 (in Chinese). doi:10.3969/j.isssn.1004−9045.2015.01.009

代刊,朱跃建,毕宝贵.2018.集合模式定量降水预报的统计后处理技术研究综述[J].气象学报,76(4):493−510. Dai K, Zhu Y J, Bi B G. 2018. The review of statistical post-process technologies for quantitative precipitation forecast of ensemble prediction system [J]. Acta Meteorologica Sinica,76(4):493−510 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2018.015

刘静,叶金印,张晓红,等.2014.淮河流域汛期面雨量多模式预报检验评估[J].暴雨灾害,33(1):58−64. Liu J, Ye J Y, Zhang X H, et al. 2014. The performance evaluation of the multi-model forecasting of areal rainfall for Huaihe River Basin during flood season [J]. Torrential Rain and Disasters,33(1):58−64 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2014.01.008

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

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 K J, Kang L, Xiao D X, 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

钱磊,邱学兴,郑淋淋,等.2022.基于降水空间分布相似的最优集成降水预报及其检验[J].暴雨灾害,41(3):324−335. Qian L, Qiu X X, Zheng L L, et al. 2022. Prediction and test of optimal integrated precipitation based on similar spatial distribution of precipitation [J]. Torrential Rain and Disasters,41(3):324−335 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2022.03.009

任宏昌.2018. 2018 年 3—5 月 T639、ECMWF 及日本模式中期预报性能检验[J].气象,44(8):1104−1109. Ren H C. 2018. Performance verification of medium range forecasts by T639, ECMWF and Japan models from March to May 2018 [J]. Meteorological Monthly,44(8):1104−1109 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.10000526.2018.08.01

苏翔,袁慧玲,朱跃建.2021.四种定量降水预报客观订正方法对比研究[J].气象学报,79(1):132−149. Su X, Yuan H L, Zhu Y J. 2021. A comparative study of four objective quantitative precipitation forecast calibration methods [J]. Acta Meteorologica Sinica,79(1):132−149 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2020.071

王晓峰,许晓林,徐同,等.2017.华东区域数值预报系统对极端降水预报能力的评估[J].气象科技进展,7(6):67−74. Wang X F, Xu X L, Xu T, et al. 2017. Verification of the extreme precipitation forecast from SMS-WARMSV2.0 [J]. Advances in Meteorological Science and Technology,7(6):67−74 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.2095−1973.2017.06.008

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. Muti-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:10.11898/1002−7313.20170305

袁良,谭江红,闫彩霞,等.2024.概率匹配订正法在湖北襄阳地区降水预报中的应用[J].沙漠与绿洲气象,18(2):92−98. Yuan L, Tan J H, Yan C X, et al. 2024. Application of probability matching correction method to precipitation forecast in Xiangyang of Hubei Province [J]. Desert and Oasis Meteorology,18(2):92−98 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002−0799.2024.02.012

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

朱文刚,盛春岩,范苏丹,等.2024.基于前馈神经网络的多模式集成降水预报研究[J].干旱气象,42(1):117−128. Zhu W G, Sheng C Y, Fan S D, et al. 2024. Research on multi-model integrated precipitation forecast based on feed forward neural network [J]. Journal of Arid Meteorology,42(1):117−128 (in Chinese). doi:10.11755/j.issn.1006−7639(2024)−01−0117

Ebert E E. 2001. Ability of a poor man's ensemble to predict the probability and distribution of precipitation [J]. Monthly Weather Review,129(10):2461−2480. doi:10.1175/1520−0493(2001)1292.0.CO;2

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

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

Wang Y, Dai K, Zong Z, et al. 2021. Quantitative precipitation forecasting using multi-model blending with supplemental grid points: experiments and prospects in China [J]. Journal of Meteorological Research,35(3):521−536. doi:10.1007/s13351−021−0172−5

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

(责任编辑　唐国瑛)