



基于分级跨级权重评分的快速更新数值模式集合降水预报订正技术研究

兰明才 周莉 陈静静 张靖

Research on rapid refresh numerical model ensemble precipitation forecasting correction technology based on hierarchical cross-level weighted scoring

LAN Mingcai, ZHOU li, CHEN Jingjing, ZHANG Jing

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12406/byzh.2025-063>

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

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

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

暴雨灾害. 2025, 44(3): 371–379 <https://doi.org/10.12406/byzh.2024-072>

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>

一种基于迁移学习和长短期记忆神经网络的降水预报方法

A precipitation forecast method based on transfer learning and Long Short Term Memory

暴雨灾害. 2024, 43(1): 45–53 <https://doi.org/10.12406/byzh.2023-118>

雷达资料不同同化试验对短时降水预报影响的分析

Analysis of the influence of different assimilation experiments of radar data on short-term precipitation forecast

暴雨灾害. 2022, 41(6): 679–690 <https://doi.org/10.12406/byzh.2021-213>

同化ECMWF短时预报场对区域中尺度模式预报的影响研究

Study on the influence of ECMWF short-term forecast field assimilation on regional mesoscale model forecast

暴雨灾害. 2024, 43(3): 288–298 <https://doi.org/10.12406/byzh.2022-258>

沙颍河流域一次短时极端强降水预报失误剖析

Analysis of forecast error for a short-term extreme precipitation event in the Shaying River Basin

暴雨灾害. 2021, 40(5): 494–504 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.05.006>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

兰明才,周莉,陈静静,等.2026.基于分级跨级权重评分的快速更新数值模式集合降水预报订正技术研究[J].暴雨灾害,45(5):621–632. LAN Mingcai, ZHOU li, CHEN Jingjing, et al. 2026. Research on rapid refresh numerical model ensemble precipitation forecasting correction technology based on hierarchical cross-level weighted scoring [J]. Torrential Rain and Disasters,45(5):621–632 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2025–063

基于分级跨级权重评分的快速更新数值模式集合 降水预报订正技术研究

兰明才^{1, 2, 3}, 周莉^{2, 3, 4}, 陈静静^{2, 3, 4}, 张靖^{3, 4, 5}

(1. 全国暴雨研究中心, 武汉 430205; 2. 湖南省气象台, 长沙 410118; 3. 气象防灾减灾湖南省重点实验室, 长沙 410118;
4. 洞庭湖国家气候观象台, 岳阳 414000; 5. 湖南省株洲市气象局, 株洲 412000)

摘 要: 基于中国气象局广东快速更新同化数值系统 CMA-GD-R3 和中国气象局上海快速更新同化数值预报系统 CMA-SH3 和中国气象局中尺度天气数值预报系统 CMA-MESO (以下简称原模式) 的 24 h 内逐 1 h、3 h 起报降水产品以及湖南区域气象观测站降水实况资料, 在传统降水检验方法的基础上创建了分级跨级权重降水评分法 (Cross-magnitude Weight, CMW), 并设计了基于 CMW 优选的时间滞后和空间平移快速更新数值模式集合降水订正预报模型 (STDA-CMW), 实现了效果更优的逐时更新的未来 12 h 内逐时定量降水预报。为验证 STDA-CMW 各模块 (分别为缺失空间平移模块、缺失强降水融合模块、将 CMW 优选替换为 TS 评分优选方案, 以下简称对比模型) 的有效性, 将该模型、三个原模式和对比模型进行对照试验, 以检验各模块的独立贡献。结果表明: (1) 对于一般性降水 $[0.1, 20) \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$, STDA-CMW 模型 TS 评分 (0.325) 优于所有原模式及对比模型。空间平移、CMW 优选、强降水融合模块均有正贡献, 其中 CMW 优选模块贡献最大, 明显优于传统 TS 评分优选模块, 空间平移与强降水融合模块贡献接近。(2) 对于强降水 ($\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$), STDA-CMW 模型在 TS 评分 (0.011)、空报率 (0.971)、平均绝对误差 (25.141 mm) 和 CMW (-0.004) 均优于原模式及对比模型。三个模块均有正贡献, 但只有三个模块同时集成时, 预报效果才能优于所有原模式预报。(3) 三个模块贡献各有侧重, 空间平移模块主要提升强降水命中率, 强降水订正模块同时提升命中率并降低空报率, CMW 优选模块主要降低强降水空报率, 且对强降水量级的贡献明显大于另外两个模块。三个增强模块对短临降水预报的贡献各有侧重, 且仅在三者协同集成时才能达到最优的强降水预报效果。上述研究成果为基于快速更新中尺度数值模式的短临降水订正提供了一种可行路径, 在降低空报率和减少平均绝对误差等业务关键指标上具有相对优势。

关键词: 时间滞后; 空间平移; 分级跨级权重评分; 快速更新数值模式; 逐小时降水预报; 短时强降水

中图分类号: P456.7

文献标志码: A

DOI: 10.12406/byzh.2025–063

Research on rapid refresh numerical model ensemble precipitation forecasting correction technology based on hierarchical cross-level weighted scoring

LAN Mingcai^{1, 2, 3}, ZHOU li^{2, 3, 4}, CHEN Jingjing^{2, 3, 4}, ZHANG Jing^{3, 4, 5}

(1. Heavy Rainfall Research Center of China, Wuhan 430205; 2. Hunan Meteorological Observatory, Changsha 410118;

3. Key Laboratory of Preventing and Reducing Meteorological Disaster in Hunan Province, Changsha 410118;

4. Dongting Lake National Climatic Observatory, China Meteorological Administration, Yueyang 414000;

5. Zhuzhou Meteorological Bureau of Hunan Province, Zhuzhou 412000)

Abstract: Based on the 1-hourly and 3-hourly updated precipitation products within 24 hours from three models (China Meteorological Administration Guangdong Rapid Refresh and Assimilation Numerical System CMA-GD-R3, China Meteorological Administration Shanghai Rapid Refresh and Assimilation Numerical Prediction System CMA-SH3, and China Meteorological Administration Mesoscale

收稿日期: 2025–03–28; 定稿日期: 2026–06–29

资助项目: 全国暴雨研究开放基金项目 (BYKJ2024M08); 中国气象局复盘总结专项 (FPZJ2026-086); 湖南省重点研发计划项目 (2025AQ2012); 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2023J025, CXFZ2026QA15); 湖南省自然科学基金项目 (2026JJ80889, 2026JJ80880)

第一作者: 兰明才, 主要从事天气预报预测研究工作。E-mail: 372917798@qq.com

通信作者: 周莉, 主要从事天气预报预测技术研究。E-mail: 442601285@qq.com

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

Weather Numerical Prediction System CMA-MESO, hereinafter referred to as the original models) and the precipitation observations from regional automatic weather stations in Hunan Province, this study develops a novel verification metric named Cross-magnitude Weight (CMW) on the basis of traditional precipitation verification methods. A short-term ensemble correction and forecasting model (STDA-CMW) is designed, which incorporates time-lagging and spatial shifting techniques optimized by CMW, to achieve more effective hourly-updated quantitative precipitation forecasts for the next 12 hours. The proposed model is compared with the three original models and three sets of comparative experiments designed to validate the effectiveness of each module of STDA-CMW (namely, the scheme without the spatial shifting module, the scheme without the heavy precipitation fusion module, and the scheme replacing CMW optimization with the traditional TS score optimization), in order to examine the independent contributions of each module. The results are as follows. (1) For general precipitation [$0.1, 20$ mm·h⁻¹], the STDA-CMW model achieves a TS score (0.325) superior to all original models and comparative models. All three enhancement modules (spatial shifting module, CMW optimization module, and heavy precipitation fusion module) make positive contributions, among which the CMW optimization module contributes the most, significantly outperforming the traditional TS score optimization, while the contributions of the spatial shifting module and the heavy precipitation fusion module are comparable. (2) For heavy precipitation (≥ 20 mm·h⁻¹), the STDA-CMW model outperforms the original models and comparative models in terms of TS score (0.011), false alarm rate (0.971), mean absolute error (25.141 mm), and CMW (-0.004). All three modules make positive contributions, but the forecast performance can surpass that of all original models only when the three modules are integrated simultaneously. (3) The contributions of the three modules have distinct focuses. The spatial shifting module primarily improves the hit rate of heavy precipitation; the heavy precipitation correction module enhances both the hit rate and reduces the false alarm rate; the CMW optimization module mainly reduces the false alarm rate of heavy precipitation and makes a significantly greater contribution to the magnitude of heavy precipitation than the other two modules. The three enhancement modules contribute differently to short-term precipitation forecasting, and optimal heavy precipitation forecasts can only be achieved when the three modules are integrated synergistically. The above findings provide a feasible pathway for short-term precipitation correction based on rapidly updated mesoscale numerical models, demonstrating relative advantages in reducing false alarm rates and mean absolute error—key operational early warning metrics.

Key words: time-Lag; space translation; Cross-Magnitude Weigh; rapid refresh numerical forecasting model; hourly precipitation forecast; short term heavy precipitation

引 言

随着社会发展,政府和公众对短时强降水的短时临近预报预警准确率和精细化水平的需求越来越高,但由于其影响系统水平尺度小、生命史短、生消变化快、移动路径复杂等原因,对其落区和影响时段的预报预警一直是预报业务中的难点(毛冬艳等, 2006; 杨楠等, 2025; 廖慕科等, 2026)。伴随数值天气预报技术的不断发展和计算机性能提升,数值天气预报时空分辨率得到了快速的提高,预报模式及其产品越来越丰富。在现行业务中,ECMWF、CMA-GFS 等全球大尺度预报模式发挥着重要作用,其分辨率和预报技巧也不断提升,但对于局地短时强降水天气的预报能力还十分有限(闫之辉等, 2010)。目前针对降水(特别是强降水)的短时临近(0—12 h)预报仍然主要依靠基于雷达回波的外推和高分辨率数值模式预报(程丛兰等, 2013)。

目前,基于雷达回波外推的传统临近预报方法(如单体质心法、交叉相关法和光流法)经过持续改进,其预报效果已显著提升。然而,由于这些方法未充分考虑风暴的动力学和热力学过程,难以准确刻画对流系统的生消和发展机制,导致外推预报仍存

在较大误差(Dixon and Wiener, 1993; 徐月飞等, 2011)。近年来,深度学习作为一种新兴技术,凭借其在数据特征挖掘和物理规律提取方面的优势,在天气雷达图像分析领域展现出良好的应用前景(Shi et al., 2015; Shi et al., 2017; Han et al., 2021)。研究表明,深度学习模型在降水生消和时空演变趋势的预测上表现优于传统外推方法。然而,针对强降水的预报,深度学习模型仍存在系统性低估的问题,这可能与训练数据中强降水样本占比偏低有关(张亚萍等, 2022; 徐成鹏等, 2022, 曹伟华等, 2022; 袁凯等, 2023)。目前,基于深度学习的中尺度数值模式降水订正研究相对较少,曾小团等(2024)提出一种以门控循环网络(GRU)为基础框架的深度学习方法订正广西对流尺度数值预报模式(GRAPES-GX)降水预报产品,具有一定的改进能力,但订正效果随着降水量级的增大和预报时效的延长逐渐减弱。王玉虹等(2025)采用 U-Net 深度学习模型,结合 TS 评分和均方误差的加权函数作为损失函数,对河北省气象台综合分析与时空临近预报系统 3—12 h 短时降水预报进行订正,各量级降水的 TS 评分均有提升。

基于雷达外推的降水预报由于缺乏强对流系统

演化的物理机制,可用的外推时间不足 2 h, 2 h 以后主要依赖于快速更新的高时空分辨率中尺度数值模式系统。相比大尺度模式,中尺度模式能够更精细地解析大气中的中小尺度对流活动,准确描述地形、海陆边界特征以及云物理和近地面次网格过程 (Wilson et al., 2010; 俞小鼎和郑永光, 2020)。这些优势使得快速更新的中尺度数值模式在短时强降水预报预警中发挥着越来越重要的作用。目前,我国华北、华南、华东等区域均已建立了基于快速循环同化框架的数值预报业务系统 (陈敏等, 2010; Benjamin et al., 2016; 张涵斌等, 2020), 显著提升了短临降水预报的准确性和时效性。快速更新的高时空分辨率中尺度数值模式由于其“快速更新”特性, 针对同时一段的预报存在多个不同起报时间的预报, 由于模式“spin-up”以及短时临近预报时效内初始分析场的不确定性, 不同起报时间不同预报时效对同一时间点的模式预报存在不同程度的预报误差, 如何在有限时间内选择更好的预报产品进行有效的决策服务给预报员带来挑战 (崔粉娥等, 2019; 杨丽敏等, 2019)。时间滞后集合订正预报技术有效地解决了这一难题, 该技术最先由 Hoffman 和 Kalnay 提出并应用于中长期预报, 近年来许多学者开始将此技术用于短期时效预报, 取得了许多成效, 尤其是针对高影响天气有效降低了模式漏报率 (Mittermaier, 2007; Lu et al., 2007)。唐文苑和郑永光 (2019) 将该技术应用到短时临近的降水预报, 通过时间滞后集合预报方法构建了 GRAPES-RAFS 模式多个集合成员, 通过 TS 评分自动识别优选预报成员, 显著提高了 GRAPES-RAFS 短时降水预报能力。但 TS 评分并不适用于检验短时降水预报, 且 TS 评分虽然对不同级别的降水能较好地把握, 而对跨量级降水的评估是不足的。

本文基于对快速更新同化模式预报在时间、空间和强度三个方面的系统性偏差分析, 结合多年业务预报实践中的经验认识, 利用中国气象局快速更新同化数值预报系统三个模式的 24 h 内逐 1 h、3 h 起报降水产品以及湖南区域气象观测站 (以下简称区域站) 降水实况资料, 在传统降水检验方法的基础上创建了分级跨级权重降水评分法 (Cross-magnitude Weight, CMW), 并设计了基于 CMW 优选的时间滞后和空间平移短临模式集合降水订正预报模型 (STDA-CMW), 该模型通过采用一个基础模块 (时间滞后模块) 与三个独立增强模块 (空间平移模块、CMW 优选模块和强降水融合模块) 相互匹配试验, 实现了效果更优的逐时更新的未来 12 h 内逐时定量降水预报, 提升了短临降水预报精准度, 为短临预报尤其是 2—12 h 时效的产品优化提供了可行路径。

1 资料与方法

1.1 资料说明

本文使用的实况数据为质控后的湖南全境 3 559 个区域站小时降水实况资料, 来源于湖南省气象信息中心, 数据选取时段为 2015 年 1 月—2024 年 9 月, 用于小时降水分级和检验。使用的模式产品分别为中国气象局中尺度天气数值预报系统 (CMA-MESO)、中国气象局广东快速更新同化数值预报系统 (CMA-GD-R3)、中国气象局上海快速更新同化数值预报系统 (CMA-SH3) 的 24 h 预报时效内的小时降水预报数据产品, 数据选取时段为 2022 年 3 月—2024 年 9 月, 空间分辨率为 3 km, 时间分辨率为 1 h, 用于构建快速更新数值模式集合。其中 CMA-MESO 更新频次为一天 8 次 (逐 3 h), CMA-GD-R3 和 CMA-SH3 更新频次为一天 24 次 (逐 1 h)。

1.2 构建时间滞后和空间平移的集合成员

1.2.1 时间滞后方案

时间滞后集合预报方法通过综合利用不同起报时间、不同预报时效对同一时刻的模式预报结果, 经加权计算得到订正后的小时降水量预报值, 可有效减小模式“spin-up”及初始分析场不确定性带来的预报误差 (唐文苑和郑永光, 2019)。

以模式 24 h 预报时效为限, 对于当前时刻 t , 根据时间滞后集合预报方法, 能预报未来 12 h 的最远起报时次为 $t-12$, 由于模式传输延迟, 设最近起报时刻为 t , dt 为模式起报时间间隔, 选取过去 12 h 内 t 与 $t-12$ 之间逐 1 h、3 h 起报的预报场构造 CMA-GD-R3、CMA-SH3、CMA-MESO 模式的集合成员, 图 1 为当前时刻 t 的时间滞后集合成员构成示意图。在当前业务环境下, 可从 CMA-GD-R3 和 CMA-SH3 模式中分别获取前 10 次预报 ($t-12$ 至 $t-3$), 从 CMA-MESO 模式中获取前 2 或 3 次预报, 共同构成包含 22~23 个成员的预报集合。

1.2.2 空间平移方案

区域数值模式往往对中小尺度对流降水系统的预报存在系统性的位置偏差, 且偏差的方向和距离具

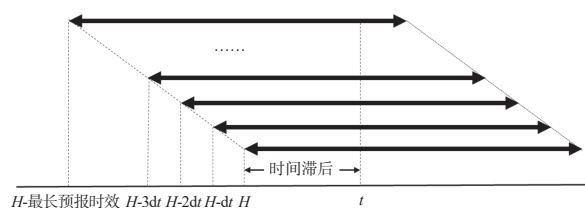


图 1 时间滞后集合预报成员构造示意图

Fig. 1 Schematic diagram of time-lagged ensemble forecast member construction

有不确定性,为弥补这一偏差对预报精度的影响,本文设计了基于空间平移的集成员扩展方案(图2),通过平移降水落区进一步扩展短临模式集合预报成员。具体步骤为:(1)对每个原始预报成员沿正东、正南、正西、正北四个方向各进行3次30 km的等距平移,生成12个基础位移成员;(2)对基础位移成员叠加正交方向的二次平移,产生36个复合位移成员。通过上述两级位移策略,每个原始成员可扩展为49个成员(含原始1个、基础位移12个、复合位移36个)。结合时间滞后方案获得的22或23个原始成员,共可得到1 078 (22×49)或1 127 (23×49)个集成员。该平移方案在方向上覆盖了影响湖南的主要天气系统(如西南低涡东移、冷锋南下)的典型偏差,在距离上以30 km为步长、3次平移覆盖0~90 km范围,兼顾了计算效率与对流系统尺度(β 中尺度),实现了对位置不确定性区间的有效采样。

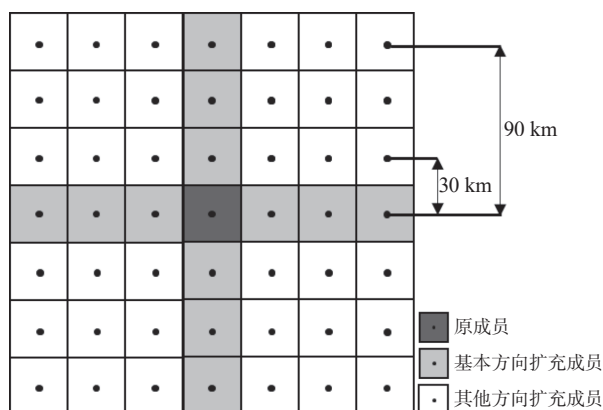


图2 基于空间平移的集成员扩充方案示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the ensemble member expansion method based on spatial displacement

1.3 分级跨级权重降水评分法

为了发挥预报性能较好成员的作用,评估各集成员的预报性能从而赋予不同的权重系数就成为影响最终集合订正预报效果的重要因素。传统的检验和评估降水的指标有晴雨准确率(PC)、平均绝对误差(MAE)和TS评分等,不能很好释用于逐小时降水的检验和评估,特别对于短时强降水都存在一定的不足或缺陷(胡嘉纓等, 2023; 高梦竹等, 2025)。

晴雨准确率能很好反映站点降水和无降水的准确程度,但不能体现降水强度的预报准确程度。平均绝对误差能反映站点上实况降水和预报降水的误差大小,但对不同强度降水的评估能力存在不足(特别是强降水),当无降水和小量级降水站点多且误差小时会拉低平均绝对误差,使得平均绝对误差失去对强降水的反映能力。TS评分虽然对不同级别的降水把握较好,但对跨量级降水的评估是不足的,例如

当降水实况为50 mm的暴雨级别降水,而预报降水为49 mm,在TS评分系统下,降水没有得分,但预报降水的绝对误差很小,实际上降水的预报效果很精准,所以TS评分对于跨量级降水评分效果有限。中国气象局从2007年开始每2a举办一次全国气象行业天气预报技能竞赛,该竞赛中设计的降水预报评分(表1)对跨量级降水的评分有一定的考虑,但该评分办法存在只考虑命中率,不考虑空报率的缺陷,且对不同强度降水预报的命中得分是一样的。对于降水预报评分,没有根据不同级别降水的预报难度和影响程度设置不同量级降水预报的得分权重。

表1 全国气象行业天气预报技能竞赛常规气象要素预报降水量级评分表

Table 1 Precipitation grading standards used in China's National Weather Forecasting Contest

预报降水量级	实况降水量级					
	无降水	小雨	中雨	大雨	暴雨	大暴雨以上
无降水	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
小雨	0.0	1.0	0.6	0.0	0.0	0.0
中雨	0.0	0.6	1.0	0.6	0.0	0.0
大雨	0.0	0.0	0.6	1.0	0.6	0.0
暴雨	0.0	0.0	0.0	0.6	1.0	0.6
大暴雨以上	0.0	0.0	0.0	0.0	0.6	1.0

本文通过计算2015—2023年汛期湖南站点小时雨强在不同区间出现的频次,重新划分小时雨强的等级。把不同小时降雨频次与总降雨频次之比数量级一致的归为一个雨强等级,当出现跨量级时,定义小时雨强出现等级上的变化。

根据不同区间小时雨强(R)出现频次的量级分布,把小时降水等级分为无降水($R < 0.1 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)、小雨($0.1 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1} \leq R < 3 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)、中雨($3 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1} \leq R < 10 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)、大雨($10 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1} \leq R < 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)、强降水($20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1} \leq R < 45 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)和超强降水($R \geq 45 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)6个级别。

在对湖南小时雨强进行客观分级的基础上,借鉴传统的准确率、平均绝对误差、TS评分和全国气象行业天气预报技能竞赛降水评分等降水检验和评估方法的优缺点,综合考虑晴雨准确率、不同量级降水得分权重以及跨量级降水得分权重,创建一种适用于小时降水的新评分方法,即分级跨级权重降水评分法(Cross-Magnitude Weigh, CMW)(表2)。

CMW评分法得分越高,代表降水预报效果越好。该方法对不同量级降水设置差异化权重:小雨、

表2 基于分级跨级权重降水评分法的不同小时预报降水与实况降水等级下的得分

Table 2 The scores obtained under different hourly forecast precipitation magnitudes combined with observed precipitation using the hierarchical cross-level weighted precipitation scoring method

预报降水(R)/mm	实况降水(G)/mm				
	$0 \leq G < 0.1$	$0.1 \leq G < 3$	$3 \leq G < 10$	$10 \leq G < 20$	$20 \leq G$
$0 \leq R < 0.1$	0	-0.2	-0.3	-0.5	-0.8
$0.1 \leq R < 3$	-0.2	$1(R-G \leq 3)$	0.8	0.5	0
$3 \leq R < 10$	-0.3	0.8	$1.5(-3 \leq R-G \leq 5)$	1	0.5
$10 \leq R < 20$	-0.5	0.5	1	$2(-5 \leq R-G \leq 10)$	1.5
$R \geq 20$	-0.8	0	0.5	1.5	$4(G-R \leq 10)$

注:为与业务统一,强降水和超强降水统称为强降水,“(0)”是实况降水与预报降水为相邻量级的有利评分条件,当实况降水量与预报降水量为相邻量级时,差值在“(0)”范围内,得分与预报降水和实况降水同量级一样。

中雨、大雨、强降水的最高得分分别为1分、1.5分、2分、4分,降水量级越大,评分权重越高。

此外,该方法还考虑了晴雨准确率。当实况与预报对于有无降水不一致时实行扣分制,且偏差越大,扣分越多。具体而言:实况无降水而预报有降水时,按预报量级扣分(预报小雨扣0.2分,中雨扣0.3分,大雨扣0.5分,强降水扣0.8分);实况有降水而预报无降水时,按实况量级扣分(实况小雨扣0.2分,中雨扣0.3分,大雨扣0.5分,强降水扣0.8分);当实况和预报均无降水时,不得分。

该方法设置了“相邻量级有利评分”条件。当实况与预报为相邻量级,且实况降水 G 与预报降水 R 的差值较小、满足对应实况量级的有利评分条件时,视为预报效果良好,按实况量级的最高分计分,而非传统评价中的不得分。例如:实况为9 mm(中雨),预报为10 mm(大雨),两者差值 ≤ 5 mm,满足中雨有利评分条件,应得中雨满分1.5分。若实况与预报为相邻量级,但差值较大、不满足有利评分条件,则视为不同量级,按跨级规则计分。

对于非相邻量级(跨级)的情况,该方法依然允许得分,但跨级越多,得分越低。跨级得分的上限低于较低一级降水等级的最高得分。如实况为强降水,预报为大雨且不满足强降水有利评分条件时,得1.5分(低于大雨最高分2分);预报为中雨时,得0.5分(低于中雨最高分1.5分);预报为小雨时,得0分(低于小雨最高分1分)。

综上所述,分级跨级权重降水评分法不仅评估了晴雨准确率,还综合考量了不同量级降水的权重差异以及跨量级预报的误差容忍问题。针对逐1 h

降水预报,分级跨级权重降水评分法较传统评分法能更好地评估降水的整体预报效果。

1.4 基于短临模式集合订正的未來12 h降水预报

通常预报员会主观对比不同起报时间预报场对所关注的时间点的预报准确度来剔除预报效果较差的预报成员,保留具有预报优势的成员(唐文苑和郑永光, 2019)。图3为2021—2023年模式达到最高TS评分的出现概率随起报时间提前量的变化。具体计算方法为:针对2021—2023年中的每一个检验样本,分别计算同一模式在不同起报时间提前量下、对未来同一目标预报时段(未来12 h逐小时)的降水TS评分;然后,比较这些不同提前量起报的预报在该样本上的TS评分,将其中得分最高的一个标记为“最优起报提前量”;统计所有样本后,得到各个提前量成为“最优”的出现概率,即为图3中的“最高TS评分的出现概率”。受数据传输延迟影响,CMA-GD-R3和CMA-SH3模式产品滞后约2 h到达本地,CMA-MESO模式滞后约4 h,因此图3给出CMA-GD-R3和CMA-SH3模式3 h前起报的结果和CMA-MESO模式5 h前起报的结果。不难发现,CMA-GD-R3和CMA-SH3模式在提前3 h起报时,获得最高TS评分的概率最大,但该概率仍不足35%;CMA-MESO模式在提前5~7 h起报时效果最佳,但概率皆低于25%。可见,尽管循环同化预报系统中临近起报时次的预报效果相对更好,但其获得最优评分的概率并未超过35%,即仍有约三分之二的情况下,最近起报的预报并非最佳。这说明模式预报存在较大的不确定性,单纯依赖“最新起报”并不足以保证最优结果,实际业务中仍需结合人工经验进行综合判断。由于模式总在不断地调整更新中,人工选取预报优势的

成员需要较大的时间成本,对预报员的能力要求也很高。通过时间滞后和空间平移集合预报计算,提供直接的订正降水预报产品,可以大幅度提高预报效率。

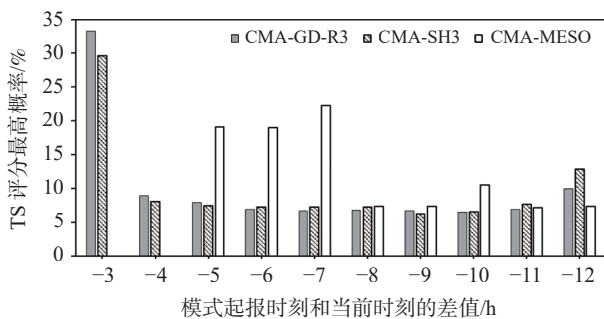


图 3 2021—2023 年三种原模式达到最高 TS 评分的出现概率随起报时间提前量的变化

Fig. 3 Probability of the three original models achieving the highest model TS score as a function of the forecast lead time during 2021–2023

为探究起报前 2 h 的预报表现与未来 12 h 预报效果的关系,图 4 统计了起报时刻 (t) 的模式集合成员,其未来 12 h (t 至 $t+12$) 降水预报 TS 评分进入前三的概率随起报前 2 h ($t-2$ 至 t) 实况检验排名的变化。可以发现,当前 2 h 降水评分排名第 1 时,未来 12 h 评分进入前三的概率超过 50%;当前 2 h 评分排名第 2 或第 3 时,该概率分别超过 45%;而当前 2 h 评分排名降至第 4–10 名时,该概率迅速下降至 30% 以下。可见,集合成员起报前 2 h 内的预报表现 (尤其是排名进入前三) 与未来 12 h 的预报效果之间存在良好的一致性。因此,可优先选取起报前 2 h 评分排名前三的成员,作为未来 12 h 预报的集合成员组合依据。

综上,本文利用湖南区域气象观测站小时降水资料,根据 CMW 对所有成员过去 2 h 的降水预报进

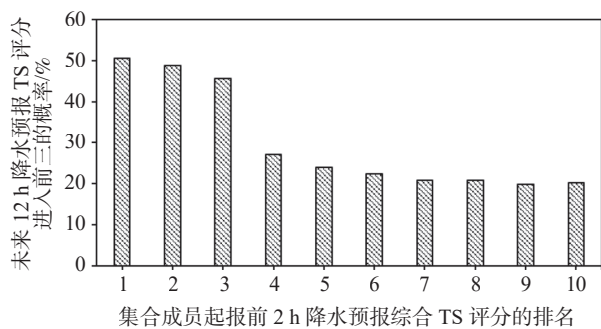


图 4 集合成员未来 12 h 降水预报 TS 评分进入前三的概率随集合成员起报前 2 h 降水预报综合 TS 评分排名的变化

Fig. 4 The variation of the probability that a model ensemble member's 12-hour precipitation forecast TS score ranks in the top three with the ranking of its comprehensive TS score for the 2-hour precipitation forecast prior to initialization

行分级动态检验,选取评分最高的前三名集合成员进行等权平均,得到基础预报场;同时,根据 CMW 对过去 2 h 的所有成员进行强降雨动态检验,选取评分最高的成员,判断其强降雨预报落区与前三名成员等权平均后的中雨以上降雨落区是否存在重叠 (图 5): 若存在重叠,则将重叠区域的降水量替换为该强降雨评分最高成员的预报降水量;若无重叠,则保留基础预报场的原始预报结果,从而完成融合订正,并进行逐小时滚动订正,最终实现基于 STDA-CMW 模型的未来 12 h 逐 1 h 降水预报产品和短时强降雨产品。最终形成基于 CMW 优选的时间滞后和空间平移短临模式集合 (Spatio-Temporal Diffusion short-term model Assemble based on CMW, STDA-CMW) 订正预报模型的建设,图 6 为其整体的技术路线。

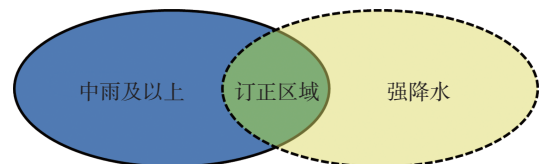


图 5 强降雨融合区域示意图 (蓝色区域为 CMW 分级降水评分前三成员等权平均后的中雨以上降雨区;黄色区域为 CMW 强降雨评分最高成员的强降雨区;绿色区域为两者重叠区域,即强降雨融合区域)

Fig. 5 Schematic diagram of the heavy rainfall fusion region (Blue region represents the area with moderate rain and above after equal-weight averaging of the top three members ranked by CMW categorical precipitation scores, yellow region represents the heavy rainfall area of the member with the highest CMW heavy rainfall score, green region represents the overlapping area of the two, i.e., the heavy rainfall fusion region)

1.5 对比试验设计

STDA-CMW 模型通过采用一个基础模块 (时间滞后模块) 与三个独立增强模块 (空间平移模块、CMW 优选模块和强降雨融合模块) 提升短临降水预报精准度。基础性的时间滞后模块首先基于原模式数据构建时间维度的预报集合以修正相位偏差;在此基础上,空间平移模块通过降水场位移技术解决空间位置偏差问题,CMW 优选模块运用 CMW 评分方法动态调整成员组合,强降雨融合模块则专门针对重叠强降雨区实施强度校准。为评估各增强模块的独立贡献,本文设计了 7 套对照实验方案 (表 3),其中完整模型 (方案 1) 作为基准,三个平行实验组 (方案 2—4) 分别仅缺失或替换某一增强模块,同时设置原始单一模式最邻近预报 (方案 5—7) 作为参照,以区分每个增强模块的独立改进效果。

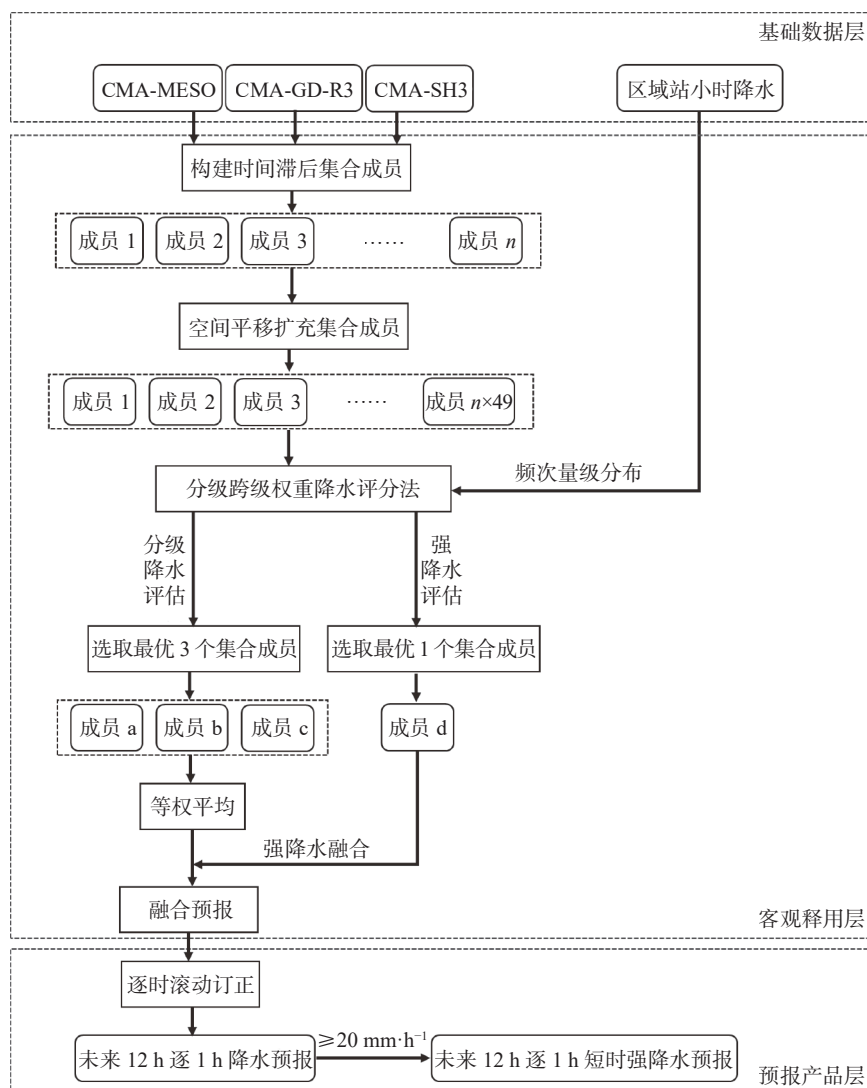


图6 STDA-CMW 模型构建与逐时滚动订正预报流程图

Fig. 6 Flowchart of the STDA-CMW model construction and hourly rolling correction forecasting

表3 STDA-CMW 模型各增强模块组合与单一模式对比试验方案设计

Table 3 Experimental design for comparing combinations of enhancement modules of the STDA-CMW model with a single model

方案类别	方案编号	模块组合			备注
		空间平移模块	强降水订正模块	评分优选模块	
时间滞后短临模式 集合订正方案	方案1	√	√	CMW	STDA-CMW模型
	方案2	×	√	CMW	为了验证空间平移模块有效性
	方案3	√	×	CMW	为了验证强降水融合模块有效性
	方案4	√	√	TS	为了验证CMW优选模块有效性
单一短临模式方案	方案5	×	×	×	CMA-MESO最邻近时刻降水预报产品
	方案6	×	×	×	CMA-GD-R3最邻近时刻降水预报产品
	方案7	×	×	×	CMA-SH3最邻近时刻降水预报产品

2 结果分析

2.1 统计检验

本文基于湖南区域站小时降水资料,利用CMW、MAE、TS、命中率(POD)、空报率(FAR)、漏

报率(FNR)等多种统计指标,对2024年汛期(3—9月)各套方案产品进行检验。

表4为7套对照实验方案一般性降水和强降水预报TS评分。对一般性降水的TS检验结果进行分

析可知,基于时间滞后的短临模式集合订正预报(方案 1—4)比单一模式最邻近时刻预报(方案 5—7)效果更好,TS 评分提高了 5.5%~33.7%。这一改进幅度超过了袁良等(2024)采用概率匹配订正法取得的 6% 提升效果。对比不同时间滞后短临模式集合订正方案(方案 1—4),不难发现方案 1 的 TS 最高,达到 0.325,方案 2 和方案 3 接近,方案 4 的 TS 最低为 0.309。可见,空间平移模块、强降水融合模块以及 CMW 优选模块对于一般性降水都有正贡献,且剔除其中任意一模块,预报效果仍然优于单一模式最邻近时刻预报。其中 CMW 优选模块明显优于 TS 优选模块,且其贡献大于空间平移和强降水融合模块,空间平移模块和强降水融合模块两者贡献接近。

表 4 7 套对照实验方案一般性降水和强降水预报 TS 评分

Table 4 TS for general and heavy precipitation forecasts under seven schemes

方案编号	一般性降水 (0.1~19.9 mm·h ⁻¹)		强降水 (≥20 mm·h ⁻¹)	
	TS	方案1较该方案的 TS提升百分率/%	TS	方案1较该方案的 TS提升百分率/%
方案1	0.325	—	0.011	—
方案2	0.322	0.9	0.006	83.0
方案3	0.323	0.6	0.005	120.0
方案4	0.309	5.2	0.008	37.5
方案5	0.308	5.5	0.009	22.2
方案6	0.291	11.7	0.007	57.1
方案7	0.243	33.7	0.008	37.5

对强降水 TS 的检验结果分析看到,方案 1 的 TS 评分最高为 0.011,其次为方案 5 (CMA-MESO 最邻近时刻预报) 为 0.009,方案 2 和方案 3 的 TS 最低为 0.005。可见,空间平移模块、强降水融合模块以及 CMW 优选模块对于强降水都有正贡献,只有同时集合 3 个模块的时间滞后短临模式集合,其预报效果才会优于所有单一模式最邻近时刻预报。方案 1 的强降水预报 TS 评分较单一模式最邻近时刻预报提升了 22.2%~57.1%。相比之下,传统的概率匹配法虽然能融合集合成员量级和集合平均空间分布,将实时集合预报处理为单一订正产品(陈博宇等, 2015),但仍存在一定局限。苏翔等(2021)指出,由于概率匹配法未引入历史观测数据进行订正,仅能有限提升大雨、中雨及较长时效小雨的预报评分,而对暴雨的预报效果反而比原始预报更差。STDA-CMW 模型通过有效利用观测信息,在强降水预报订正方面具有优势。

以下重点对比在实际业务中更为重要的小时强降水预报。图 7 为 7 套对照实验方案强降水预报 POD 和 FAR。对比单一模式最邻近时刻预报(方案 5—7)不难发现,CMA-SH3 尽管命中率最高,但同时空报率也最高,CMA-MESO 和 CMA-GD-R3 命中率接近,其中 CMA-MESO 的空报率更低。基于时间滞后的短临模式集合订正预报方案(方案 1—3)的 POD 和 FAR 较单一模式最邻近时刻预报(方案 5—7)皆有所降低。对比不同时间滞后短临模式集合订正方案(方案 1—4),发现方案 1 是最优的,在维持较高的 POD(0.017)的基础上,有效降低了 FAR (0.971)。方案 4 尽管 POD 较方案 1 略高,但 FAR 远高于方案 1。方案 2 和方案 3 的 POD 最低,其中方案 2 的 FAR 更低。分别将方案 2—4 与方案 1 进行对比,发现空间平移模块贡献主要体现在提升 POD, CMW 优选模块贡献主要体现在降低 FAR,强降水融合模块贡献在于既提升 POD 又降低 FAR。

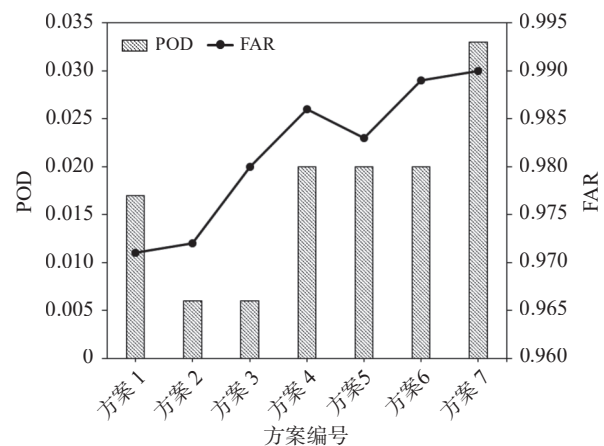


图 7 7 套对照实验方案强降水预报 POD 和 FAR

Fig. 7 POD and FAR of heavy precipitation forecasts for seven schemes

为分析各方案对于强降水量的预报效果,图 8 给出 7 套对照实验方案强降水预报 MAE 和 CMW。MAE 和 CMW 趋势成明显负相关。方案 1—3 无论是 MAE 和 CMW 都是明显优于方案 5—7,尤其是方案 1 的 MAE (25.141) 和 CMW (-0.004) 均达到最优。方案 4 的 MAE 和 CMW 皆不理想,但依然明显优于 CMA-SH3。基于 CMW 优选方案的短临模式集合订正是优于所有单一模式最邻近时刻预报,基于 TS 优选模块的短临模式集合订正效果明显降低,可见对于强降水量的订正上,CMW 优选模块贡献明显大于空间平移和强降水融合模块。

2.2 个例检验

2024 年 7 月 26—29 日,受“格美”台风影响,出现“特强”级极端暴雨天气,降雨综合强度位居历史第 3,为 2000 年以来对湖南影响最大的台风暴雨过

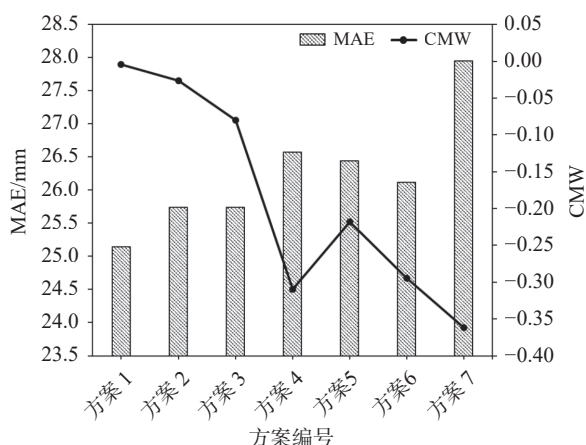


图8 7套对照实验方案强降水预报 MAE 和 CMW

Fig. 8 MAE and CMW of heavy precipitation forecasts for seven schemes

程。本文针对这次过程分别检验 STDA-CMW 模型(方案1)和单一模式最邻近预报(方案5—7)对于降水(特别是强降水)的预报性能。

7月27日19时开始,台风“格美”减弱后的低压环流逐渐减弱,并在北抬一段后折向西移,受其低压环流辐合影响,27日晚为暴雨、大暴雨、特大暴雨站次最多的时段,12 h内湘东湘南地区出现了1552站

暴雨、482站大暴雨、10站特大暴雨,最大出现在株洲市渌口区四房站,为314.5 mm。图9—10对比了4套方案27日19时起报的1—12 h内逐小时降水预报和实况。27日23时前,强降水基本维持在郴州北部、株洲南部和衡阳东部地区,28日00时后开始缓慢向西北移动,最大小时雨强维持在30~50 mm·h⁻¹,方案1的逐小时降水预报准确刻画出降水落区从湘东南开始缓慢向西北方向移动的过程,最大小时雨强为20~50 mm·h⁻¹,与实况降水一致。方案5在28日00时前对于强降水的预报落区偏大,28日01时后对于强降水的预报落区逐渐偏小,且位置偏南。方案6的预报结果和方案1较为接近,总体预报出了强降水落区的移动走向,但对于强降水范围预报略偏大、落区偏南。方案7对于强降水范围预报严重偏小,且落区有较大偏差。表5给出4套方案27日19时起报的未来1—12 h逐小时降水预报评分。总体来看,针对一般性降水,方案1的TS评分高于方案5—7,达到0.648。针对强降水,方案1的TS评分仍然最高,为0.081,POD是低于方案5和方案6,其他指标(POD、FAR、FNR和MAE)方案1都

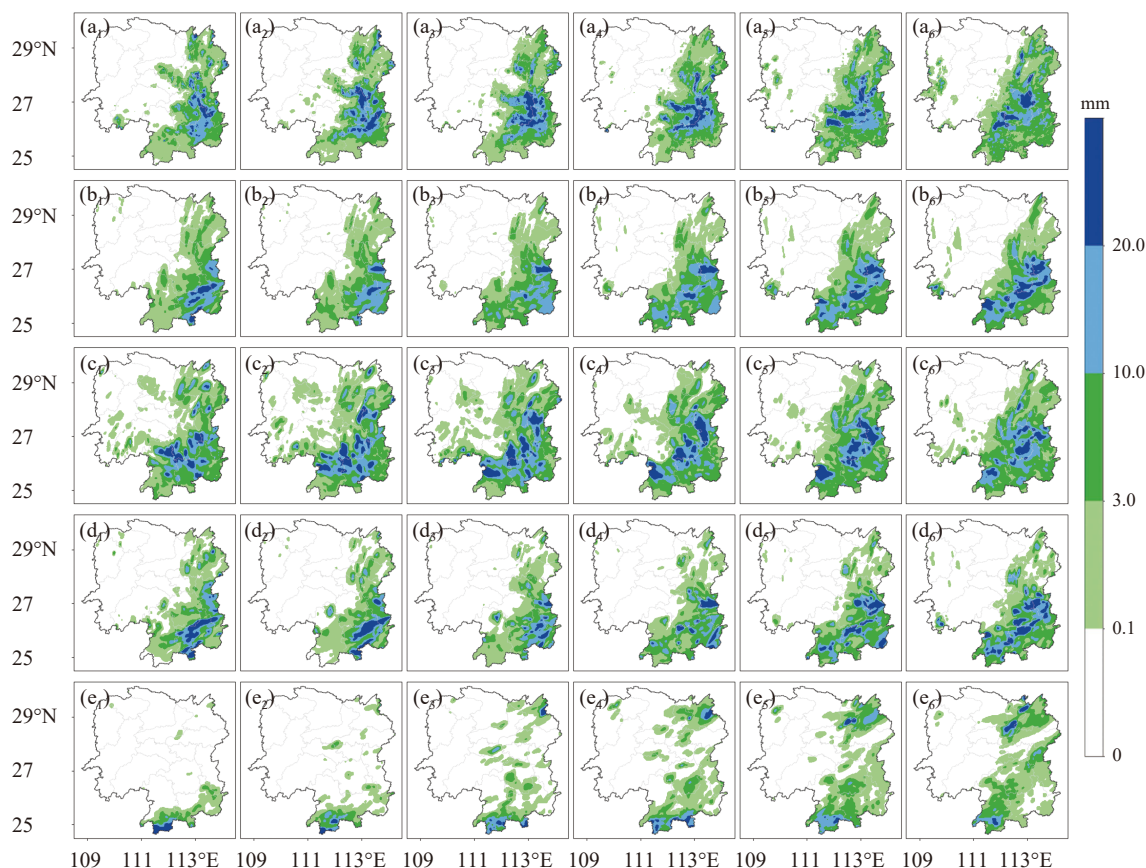


图9 实况(a₁—a₆)与方案1(b₁—b₆)、方案5(c₁—c₆)、方案6(d₁—d₆)、方案7(e₁—e₆)2024年7月27日19时起报的湖南省未来1—6 h逐小时降水预报对比

Fig. 9 Comparison of the 1-6 h hourly precipitation forecasts of Hunan Province between (a₁—a₆) observations and (b₁—b₆) Scheme 1, (c₁—c₆) Scheme 5, (d₁—d₆) Scheme 6, and (e₁—e₆) Scheme 7 initialized at 19:00 BT on July 27, 2024

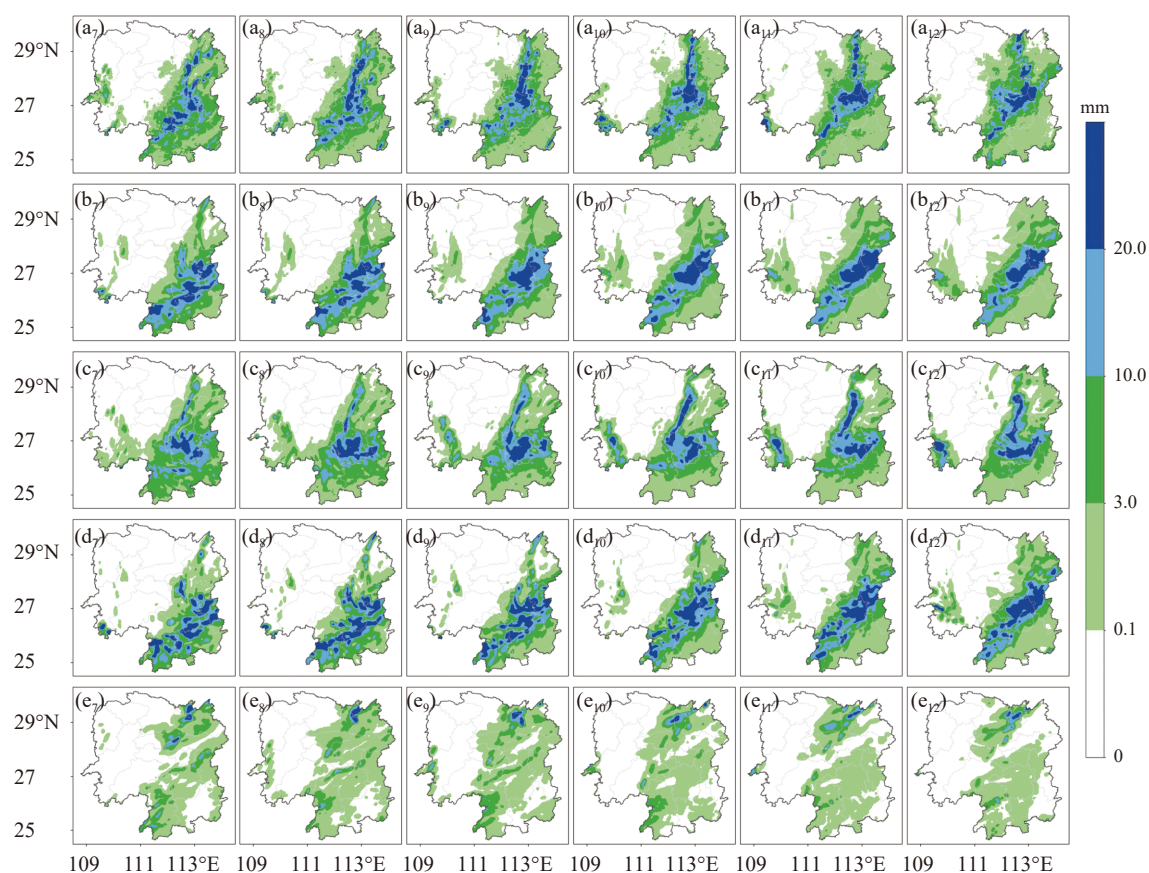


图 10 实况 (a₇—a₁₂) 与方案 1 (b₇—b₁₂)、方案 5 (c₇—c₁₂)、方案 6 (d₇—d₁₂)、方案 7 (e₇—e₁₂) 2024 年 7 月 27 日 19 时起报的湖南省未来 7—12 h 逐小时降水预报对比

Fig. 10 Comparison of the 7-12 h hourly precipitation forecasts of Hunan Province between (a₇—a₁₂) observations and (b₇—b₁₂) Scheme 1, (c₇—c₁₂) Scheme 5, (d₇—d₁₂) Scheme 6, and (e₇—e₁₂) Scheme 7 initialized at 19:00 BT on July 27, 2024

表 5 4 套方案 2024 年 7 月 27 日 19 时起报的未来 1—12 h 逐小时降水预报评分

Table 5 The evaluation scores of 1-12 h hourly precipitation forecasts for four schemes initialized at 19:00 BT on July 27, 2024

方案编号	一般性降水 (0.1~19.9 mm·h ⁻¹)		强降水 (≥20 mm·h ⁻¹)				
	TS	TS	POD	FAR	FNR	MAE/mm	
方案1	0.648	0.081	0.028	0.845	0.854	18.772	
方案5	0.631	0.061	0.033	0.89	0.88	19.504	
方案6	0.595	0.07	0.035	0.878	0.859	21.118	
方案7	0.52	0.001	0.003	0.986	0.999	27.169	

注: 加粗数据对应各项指标最优方案。

是最优的。可见, 方案 1 对 27 日晚至 28 日清晨的强降水预报和服务起到有效的技术支撑作用。

3 结论和讨论

本文基于 CMA-GD-R3、CMA-SH3、CMA-MESO 的 24 h 内逐 1 h 降水产品以及湖南区域站降水实况资料, 在传统降水检验方法的基础上创建了 CMW 降

水评分法, 并设计了基于 CMW 优选的时间滞后和空间平移短临模式集合订正预报模型 (STDA-CMW), 实现未来 12 h 内逐时更新的逐时定量降水预报。为了验证 STDA-CMW 模型中三个增强模块 (空间平移模块、CMW 优选模块、强降水融合模块) 的有效性, 在 STDA-CMW 模型的基础上, 设计了 3 套对比模型 (缺失空间平移模块方案、缺失强降水融合模块方案、将 CMW 优选替换为 TS 评分优选方案), 并与 CMA-GD-R3、CMA-SH3、CMA-MESO 最邻近时刻降水预报进行对比, 得到以下主要结论:

(1) 对于一般性降水, STDA-CMW 模型 TS 评分 (0.325) 优于所有原模式及对比模型。三个增强模块均有正贡献, 其中 CMW 优选模块贡献最大, 明显优于传统 TS 评分优选模块, 空间平移与强降水融合模块贡献接近。

(2) 对于强降水, STDA-CMW 模型在 TS 评分 (0.011)、空报率 (0.971)、平均绝对误差 (25.141 mm) 和 CMW (-0.004) 上均优于原模式及对比模型。三个模块均有正贡献, 但只有三个模块同时集成时, 预报效果才能优于所有原模式预报。

(3) 三个模块贡献各有侧重。空间平移模块主要提升强降水命中率;强降水订正模块同时提升命中率并降低空报率;CMW 优选模块主要降低强降水空报率,且对强降水量级的贡献明显大于另外两个模块。

由于 STDA-CMW 模型采用纯统计方案,不依赖特定的物理框架,因此对天气类型不具有选择敏感性。通过有效优选最接近实况的模式成员,该模型能够实现多模式互补,显著改善单一模式在特定环流背景下的系统性偏差。如,对于副热带高压边缘南风型和切变型降水,CMA-MESO、CMA-GD-R3 预报范围往往偏大;对于西南涡切变型和低槽底部型降水,CMA-MESO 预报强度偏强,CMA-SH3 预报强度偏弱;对于台风外围东风型降水,CMA-GD-R3 预报范围偏小,CMA-MESO 预报强度偏强。STDA-CMW 模型通过系统订正模式在时间、空间和强度三方面的误差,并结合新构建的 CMW 评分法进行动态优选,从而在不同天气型下均表现出稳定的改进能力。

然而,本文中的纯统计后处理方法在物理机制表达上存在局限性。小时级强降水预报本质上是复杂的物理过程问题,不同预报时效(如 0—2 h、2—6 h、6—12 h)对应不同的主导机制,完全依靠数学优化难以根本突破预报瓶颈。本文的意义在于,在当前模式物理预报能力仍有局限的条件下,提供了一种系统性的误差订正与多模式融合思路。即使在 TS 评分极低(如 $20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 以上降水 $\text{TS} < 0.01$)的情况下,该模型仍在降低空报率、减少平均绝对误差等指标上表现出相对改进,为短临预报尤其是 2—12 h 时效的产品优化提供了可行路径。在实际业务中,STDA-CMW 模型可作为雷达外推预报的有效补充,共同构建无缝隙的短临预报流程。

参考文献(References):

- 曹伟华,南刚强,陈明轩,等.2022.基于深度学习的京津冀地区精细尺度降水临近预报研究[J].*气象学报*,80(4):546–564. Cao W H, Nan G Q, Chen M X, et al. 2022. A study on fine scale precipitation nowcasting in Beijing-Tianjin-Hebei region based on deep learning [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,80(4):546–564 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2022.027
- 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. Verification and analysis of precipitation forecasts of ECMWF ensemble statistic products in the rainy season of 2013 [J]. *Torrential Rain and Disasters*,34(1):64–73 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2015.01.009
- 陈敏,范水勇,仲跻芹,等.2010.全球定位系统的可降水量资料在北京地区快速更新循环系统中的同化试验[J].*气象学报*,68(4):450–463. Chen M, Fan S Y, Zhong J Q, et al. 2010. An experimental study of assimilating the global positioning system-precipitable water vapor observations into the rapid updated cycle system for the Beijing area [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,68(4):450–463 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2010.044
- 程丛兰,陈明轩,王建捷,等.2013.基于雷达外推临近预报和中尺度数值预报融合技术的短时定量降水预报试验[J].*气象学报*,71(3):397–415. Cheng C L, Chen M X, Wang J J, et al. 2013. Short-term quantitative precipitation forecasting experiment based on fusion of radar extrapolation nowcasting and mesoscale numerical forecast [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,71(3):397–415 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2013.041
- 崔粉娥,畅巨峥,燕成玉,等.2019.一次燕山南麓局地大暴雨的成因分析及数值预报检验[J].*气象科技进展*,9(6):53–60. Cui F E, Chang J Z, Yan C Y, et al. 2019. Cause analysis and numerical prediction test of a local heavy rain at the southern foot of Yanshan Mountain [J]. *Advances in Meteorological Science and Technology*,9(6):53–60 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.2095-1973.2019.06.009
- 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方法[J].*暴雨灾害*,44(3):371–379. Gao M Z, Liu S T, Chen X, et al. 2025. A multi-model blending precipitation prediction method 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
- 胡嘉纓,董春卿,操俊伟.2023.山西复杂地形下 CMA-MESO 3 km 系统降水预报检验及订正[J].*暴雨灾害*,42(4):384–394. Hu J Y, Dong C Q, Cao J W. 2023. Assessment and correction of precipitation forecast with the CMA-MESO 3 km model under the complex terrain in Shanxi Province [J]. *Torrential Rain and Disasters*,42(4):384–394 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022-218
- 廖慕科,王俊,唐熠,等.2026.短时强降水和持续强降水过程雨滴谱特征对比分析[J].*暴雨灾害*,45(2):229–238. Liao M K, Wang J, Tang Y, et al. 2026. Comparative analysis of raindrop spectrum characteristics between short-term heavy precipitation and continuous heavy precipitation processes [J]. *Torrential Rain and Disasters*,45(2):229–238 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2024-149
- 毛冬艳,周雨华,张芳华.2006.2005 年初夏湖南致洪大暴雨中尺度分析[J].*气象*,32(3):63–70. Mao D Y, Zhou Y H, Zhang F H. 2006. Mesoscale analysis of torrential rain causing flood in Hunan in early summer of 2005 [J]. *Meteorological Monthly*,32(3):63–70 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2006.3.011
- 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. Comparative study of four objective correction methods for quantitative precipitation forecast [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,79(1):132–149 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2020.071
- 唐文苑,郑永光.2019.基于快速更新同化数值预报的小时降水量时间滞后集合订正技术[J].*气象*,45(3):11–23. Tang W Y, Zheng Y G. 2019. Ensemble correction technique of hourly precipitation time lag based on fast updating assimilation numerical forecast [J]. *Meteorological Monthly*,45(3):11–23 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2019.03.002
- 王玉虹,孔德璇,朱寿鹏,等.2025.基于深度学习的京津冀地区短时降水预报订正[J].*应用气象学报*,36(3):257–267. Wang Y H, Kong D X, Zhu S P, et al. 2025. Correction of short-term precipitation forecast in

- the Beijing-Tianjin-Hebei region based on deep learning [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 36(3):257–267 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20250301
- 徐成鹏,曹勇,张恒德,等.2022. U-Net 模型在京津冀临近降水预报中的应用和检验评估[J]. *气象科学*, 42(6):781–792. Xu C P, Cao Y, Zhang H D, et al. 2022. Application and test evaluation of U-Net model in Beijing-Tianjin-Hebei precipitation nowcasting [J]. *Journal of the Meteorological Sciences*, 42(6):781–792 (in Chinese). doi:10.12306/2022jms.0078
- 徐月飞,顾松山,黄兴友,等.2011. 计算几何法在风暴识别中的应用[J]. *热带气象学报*, 27(2):173–178. Xu Y F, Gu S S, Huang X Y, et al. 2011. Application of computational geometry method in storm identification [J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 27(2):173–178 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-4965.2011.02.005
- 闫之辉,王雨,朱国富.2010. 国家气象中心业务数值预报发展的回顾与展望[J]. *气象*, 36(7):26–32. Yan Z H, Wang Y, Zhu G F. 2010. Review and prospect of operational numerical forecast development at National Meteorological Center [J]. *Meteorological Monthly*, 36(7):26–32 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2010.7.007
- 杨丽敏,格央,次旦巴桑,等.2019. SWC-WARMS 模式产品对西藏灾害性天气过程的预报能力检验[J]. *西藏科技*, (5):54–56. Yang L M, Ge Y, Ci D B S, et al. 2019. Prediction ability test of SWC-WARMS model products for disastrous weather processes in Tibet [J]. *Tibet Science and Technology*, (5):54–56 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-3403.2019.05.018
- 杨楠,邓荣耀,张兰英,等.2025. 基于风云卫星产品的一次宜宾强降水过程分析[J]. *高原山地气象研究*, 45(S1):13–18. Yang N, Deng R Y, Zhang L Y, et al. 2025. Analysis of a heavy precipitation process in Yibin based on Fengyun satellite products [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 45(S1):13–18 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184.2025.Z1.003
- 俞小鼎,郑永光.2020. 中国当代强对流天气研究与业务进展[J]. *气象学报*, 78(3):391–418. Yu X D, Zheng Y G. 2020. Research and operational progress of severe convective weather in China [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 78(3):391–418 (in Chinese). doi:10.11676/qxb2020.035
- 袁凯,庞晶,李武阶,等.2023. 深度学习模型在 2021 年汛期武汉市雷达回波临近预报中的应用评估[J]. *干旱气象*, 41(1):173–185. Yuan K, Pang J, Li W J, et al. 2023. Application evaluation of deep learning models in radar echo nowcasting in Wuhan during flood season of 2021 [J]. *Journal of Arid Meteorology*, 41(1):173–185 (in Chinese). doi:10.11755/j.issn.1006-7639(2023)-01-0173
- 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 in precipitation forecast in Xiangyang area of Hubei Province [J]. *Desert and Oasis Meteorology*, 18(2):92–98 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002-0799.2024.02.012
- 曾小团,邹晨曦,范娇,等.2024. 基于 GRU 深度学习的短时临近降水预报订正方法[J]. *应用气象学报*, 35(5):513–525. Zeng X T, Zou C X, Fan J, et al. 2024. Correction method of short-term and nowcasting precipitation forecast based on GRU deep learning [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*, 35(5):513–525 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20240501
- 张涵斌,李玉焕,陈敏,等.2020. 集合变分混合同化方案在快速循环同化系统中的应用研究[J]. *大气科学*, 44(6):1349–1363. Zhang H B, Li Y H, Chen M, et al. 2020. Study on the application of ensemble variational hybrid assimilation scheme in fast cycling assimilation system [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences*, 44(6):1349–1363 (in Chinese). doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2008.20118
- 张亚萍,张焱,翟丹华,等.2022. 深度学习方法在强降水临近预报技术中的应用及其改进思考[J]. *暴雨灾害*, 41(5):506–514. Zhang Y P, Zhang Y, Zhai D H, et al. 2022. Thoughts on application and improvement of deep learning in severe precipitation nowcasting technology [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 41(5):506–514 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022-079
- Benjamin S G, Weygandt S S, Brown J M, et al. 2016. A North American hourly assimilation and model forecast cycle: The Rapid Refresh [J]. *Monthly Weather Review*, 144(4):1669–1694. doi:10.1175/MWR-D-15-0242.1
- Dixon M, Wiener G. 1993. TITAN: Thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting a radar-based methodology [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 10(6):785–797. doi:10.1175/1520-0426(1993)0102.0.CO;2
- Han L, Chen M X, Chen K K, et al. 2021. A deep learning method for bias correction of ECMWF 24–240 h forecasts [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 38(9):1444–1459. doi:10.1007/s00376-021-0215-y
- Lu C, Yuan H L, Schwartz B E, et al. 2007. Short-range numerical weather prediction using time-lagged ensembles [J]. *Weather and Forecasting*, 22(3):580–595. doi:10.1175/WAF999.1
- Mittermaier M P. 2007. Improving short-range high-resolution model precipitation forecast skill using time-lagged ensembles [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 133(627):1487–1500. doi:10.1002/qj.135
- Shi X J, Chen Z, Wang H, et al. 2015. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting [C]//Advances in Neural Information Processing Systems 28 (NIPS 2015): 802–810
- Shi X J, Gao Z, Lausen L, et al. 2017. Deep learning for precipitation nowcasting: A benchmark and a new model [C]//Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017): 5617–5627. doi:10.48550/arXiv.1706.03458
- Wilson J W, Feng Y, Chen M, et al. 2010. Nowcasting challenges during the Beijing Olympics: Successes, failures, and implications for future nowcasting systems [J]. *Weather and Forecasting*, 25(6):1691–1714. doi:10.1175/2010WAF2222417.1

(责任编辑 闵爱荣)