

基于多源资料融合集成的短时强降水短时临近预报技术

张海燕 吴启树 危国飞 付超 林子伦

Short-Term Nowcasting Forecast Technology for Short-Time Heavy Precipitation Based on Multi-source Data Fusion Integration

ZHANG Haiyan WU Qishu WEI Guofei FU Chao LIN Zilun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2501.24061>

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

中国西天山两次短时强降水过程雨滴谱特征研究

Raindrop Size Distribution Characteristics of Two Short-Term Heavy Precipitation Processes in Western Tianshan, China

大气科学. 2023, 47(5): 1495 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2303.21211>

基于累加气候概率的FSS检验方法对多模式短时暴雨预报的评估

Forecast Evaluation of Short-Term Heavy Precipitation from Operational Models by the Fractions Skill Score Method Based on the Cumulative Climatological Probability

大气科学. 2024, 48(4): 1478 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2304.22175>

近20年季风爆发前后珠江三角洲前汛期短时强降水的时空演变特征与成因

Spatiotemporal Evolution Characteristics and Causes of Short-Duration Heavy Rainfall in the Presummer Rainy Season over the Pearl River Delta Region Before and After the South China Sea Summer Monsoon Onset in the Past 20 Years

大气科学. 2024, 48(2): 715 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2208.22102>

降水邻域集合概率方法尺度敏感性试验

Scale Sensitivity Experiments of Precipitation Neighborhood Ensemble Probability Method

大气科学. 2020, 44(2): 282 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.1903.18228>

基于多模式集成的降水空间结构预报改进研究

Improvement in Precipitation Spatial Structure Prediction Based on Multimodel Ensemble Forecasting Technology

大气科学. 2025, 49(1): 257 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2305.23020>

2016年梅雨持续性强降水期间大气环流稳定分量研究

Study on the Stable Components of Atmospheric Circulation during the Continuous Heavy Rainfall of Meiyu in 2016

大气科学. 2021, 45(2): 245 <https://doi.org/10.3878/j.issn.1006-9895.2006.19167>



关注微信公众号，获得更多资讯信息



张海燕, 吴启树, 危国飞, 等. 2025. 基于多源资料融合集成的短时强降水短时临近预报技术 [J]. 大气科学, 49(6): 1711–1726. ZHANG Haiyan, WU Qishu, WEI Guofei, et al. 2025. Short-Term Nowcasting Forecast Technology for Short-Time Heavy Precipitation Based on Multi-source Data Fusion Integration [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 49(6): 1711–1726. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2501.24061

基于多源资料融合集成的短时强降水 短时临近预报技术

张海燕^{1,2} 吴启树^{1,3} 危国飞^{1,3} 付超^{1,3} 林子伦^{3,4}

1 福建省气象台, 福州 350001

2 平潭台湾海峡海洋气象福建省野外科学观测研究站, 平潭 350400

3 福建省灾害天气重点实验室, 福州 350001

4 福建省泉州市气象局, 泉州 362000

摘要 采用福建省及周边邻省 2021~2023 年 4~9 月自动站降水观测数据、中国气象局强对流天气短时临近预报系统的 0~120 min 定量降水预报 (SWAN-QPF)、全球和区域模式的降水预报数据作为预报因子, 以中国气象局对 20 mm h⁻¹ 阈值短时强降水的邻域检验 (检验半径为 40 km) 为检验标准, 基于 TS (Threat Score) 评分最优化原则, 优选各预报因子的最优邻域半径 (R_i), 建立基于邻域的 1~12 h 逐时短时强降水预报模型。结果表明: 自动站降水观测数据采用预报制作时间前 10 min (最优时段) 累计降水量、 R_i ($R_i=0.5^\circ$)、 $N_{top}=5$ (R_i 内取降水量排名前 5 名) 站 (格) 点的平均降水量作为预报降水量进行持续性预报, 经最优消空阈值订正后 2021 和 2022 年 1 h 预报时效的 TS 可达 37.5%、32.2%, 2 h 预报时效可达 22.2%、19.5%, 相比多模式最优权重集成预报 (各模式最优 $R_i=0.6^\circ$ 、 $N_{top}=15$, 1 h 预报时效的 TS 可达 16.2% 和 16.6%、2 h 预报时效可达 18.0% 和 14.2%), 极大提升了临近 1~2 h 的预报准确率。SWAN-QPF 经最优消空阈值订正后的预报 ($R_i=0.3^\circ$ 、 $N_{top}=15$) 在 1~2 h 内的 TS 也优于多模式最优权重集成预报, 但劣于持续性预报。3~12 h 多模式最优权重集成预报的 TS 评分明显高于另两类预报。在 1~4 h 内以最优权重进一步集成三类数据, 5~12 h 采用多模式最优权重集成预报, 建立 1~12 h 逐时短时强降水预报模型。将采用 2021 和 2022 年数据训练所得参数应用于福建 2023 年短时强降水预报, 其 TS 评分在 1~4 h 分别为 42.7%、28.8%、23.1% 和 20.2%, 5~12 h 均在 17% 以上。

关键词 短时强降水 持续性预报 有效邻域半径 最优时段累计降水量

文章编号 1006-9895(2025)06-1711-16

中图分类号 P456

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2501.24061

Short-Term Nowcasting Forecast Technology for Short-Time Heavy Precipitation Based on Multi-source Data Fusion Integration

ZHANG Haiyan^{1,2}, WU Qishu^{1,3}, WEI Guofei^{1,3}, FU Chao^{1,3}, and LIN Zilun^{3,4}

收稿日期 2024-06-10; 网络预出版日期 2025-02-28

作者简介 张海燕, 女, 硕士研究生、工程师, 主要从事智能网格天气预报研究。E-mail: 15951619515@163.com

通讯作者 吴启树, 男, 正研级高级工程师, 主要从事智能网格天气预报研究。E-mail: 172475076@qq.com

资助项目 福建省自然科学基金项目 2024Y0076、2022J011078、2023J011333, 福建省气象局开放式气象科学研究基金项目 2023KJ03, 福建省自然科学基金社会发展引导性 (重点) 项目 2025Y0064, 软件自动生成与智能服务四川省重点实验室开放课题 2022KFKT(10)013

Funded by Natural Science Foundation of Fujian (Grants 2024Y0076, 2022J011078, 2023J011333), Open Meteorological Science Research Fund of Fujian Meteorological Bureau (Grant 2023KJ03), Social Development Guiding (Key) Project of the Natural Science Foundation of Fujian (Grant 2025Y0064), Software Automatic Generation and Intelligent Service Sichuan Key Laboratory Open Project (Grant 2022KFKT(10)013)

1 Fujian Meteorological Observatory, Fuzhou 350001

2 Pingtan Marine Meteorological Observation and Research Station for the Taiwan Strait of Fujian Province, Pingtan 350400

3 Fujian Provincial Key Laboratory of Disaster Weather, Fuzhou 350001

4 Quanzhou Meteorological Bureau, Fujian Province, Quanzhou 362000

Abstract A forecast model for short-time heavy precipitation (greater than 20 mm h^{-1}) for 1–12 h at 1-h intervals in Fujian Province and its neighboring provinces is established based on neighborhood analysis with an optimal TS (threat score). This model utilizes real-time precipitation observational data from automatic weather stations, 0–120 min quantitative precipitation forecast from SWAN-QPF (Severe Weather Automatic Nowcasting) of the China Meteorological Administration, and forecast precipitation data from global and regional models during April–September 2021–2023. A neighborhood test with a radius of 40 km is adopted. The results indicate that the accuracy of the nowcast in the initial hours is greatly improved by incorporating real-time precipitation observations to forecast the short-time heavy precipitation (persistence forecast) compared with forecasts based on multimodel optimal weight integration. After the optimal elimination threshold correction, the TS can reach 37.5% for 2021 and 32.2% in 2022 for 1-h forecast lead time when the forecast precipitation is calculated using 10 min real-time precipitation prior to the forecast production, with a neighborhood radius (R_i) of 0.5° and the average of the top 5 ($N_{\text{top}}=5$) heavy precipitation stations within R_i . The TS can reach 22.2% for 2021 and 19.5% in 2022 in 2-h forecast lead time. The TS of the consensus forecast combining global and regional models with optimized weights can reach 16.2% for 2021 and 16.6% in 2022 for 1-h forecast lead time (18.0% and 14.2% in 2-h forecast lead time, respectively) when the forecast precipitation is calculated using $R_i=0.6^\circ$ for each model and $N_{\text{top}}=15$. The SWAN-QPF short-time heavy precipitation predictions revised by the optimal elimination threshold (with $R_i=0.3^\circ$ and $N_{\text{top}}=15$) are also better than the multimodel optimal weight integration, but they are less effective than predictions using real-time observational precipitation in the first few hours. For the 3–12-h forecast lead time, multimodel optimal weight integration is better than the other two methods. The above mentioned multisource data, revised by the optimal elimination threshold, are further integrated with optimized weights for 1–4-h forecast lead time, whereas multimodel optimal weight integration is adopted in the 5–12-h forecast lead time to establish the short-time heavy precipitation model for 1–12-h forecast lead time at 1-h intervals. The parameters trained with 2021 and 2022 data are applied to forecast short-time heavy precipitation in Fujian in 2023, yielding TS of 42.7%, 28.8%, 23.1%, and 20.2% for the 1–4-h forecast lead time, respectively, with all values exceeding 17% for the 5–12-h forecast lead time.

Keywords Short-time heavy precipitation, Persistence forecast, Effective neighborhood radius, Cumulated precipitation in optimal period

1 引言

我国天气预报业务中一般将超过 20 mm h^{-1} 的降水事件定义为短时强降水，它发生时间短、局地性强、降水效率高，易造成滑坡、山体崩塌、暴洪等局地而短促的灾害，因此一直以来都是气象预报、预警业务工作中的重点和难点（孙继松, 2017; 李林等, 2018）。福建省地处我国东南沿海，依山靠海、海岸线长、山区多、地形独特，在季风气候的影响下，成为全国短时强降水的高发区之一，因短时强降水而引发的生命财产损失时有发生。

关于短时强降水的研究包括时空演变特征分析、个例分析及形成短时强降水的中小尺度对流系统分析等（陈炯等, 2013; 张小玲等, 2014; 刘晶等, 2022; 杨涛等, 2023; 郑淋淋等, 2023），除此之外，诸多

学者也开展了短时强降水的短时临近（简称短临）预报方法研究。关于短时强降水的短临预报方法主要包括实况外推、数值模式、数值预报和统计方法相结合进行订正预报等（赵渊明和漆梁波, 2021）。实况外推主要是基于前期雷达回波的连续观测得到其移动矢量场，再通过外推用于后期预报，其整体预报思路有单体跟踪法和区域跟踪法，目前常见方法有雷暴识别、追踪、分析和临近预报法（Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting, TITAN; Dixon and Wiener, 1993）、交叉相关回波跟踪法（Rinehart and Garvey, 1978; Li et al., 1995）、光流法（Bowler et al., 2004; Liu et al., 2015）、变分回波跟踪法（Laroche and Zawadzki, 1995; 吴剑坤等, 2019）等。基于雷达回波的临近外推预报针对临近 1~2 h 预报能力较好，但由于该

方法缺乏对强对流系统生消演变的物理机制描述，随着预报时效增长，外推预报能力迅速降低。数值模式在动力和物理过程描述上虽存在不足，但对强对流系统活动的刻画原理要优于实况外推方法，因此有学者将数值预报和统计方法相结合，对模式预报结果进行订正，从而提高短时强降水的预报准确率，这种对数值模式进行统计后处理以提高预报技巧的方法在预报业务中应用广泛（吴启树等, 2017; 唐文苑和郑永光, 2019; 赵瑞霞等, 2020）。通过统计方法订正模式预报结果主要有两种途径，一是基于数值模式的物理量场获得与短时强降水发生的统计关系或经验阈值，结合配料法、套叠法等（Maddox et al., 1979; Doswell et al., 1996），对短时强降水的发生与否进行潜势预报（张莹等, 2011; 雷蕾等, 2012; 田付友等, 2015; 谌志刚等, 2017; 洪伟和郑玉兰, 2018）；二是通过多模式集成技术提高短时强降水的预报准确率，各模式在动力框架、物理参数化方案、初始场、地形表征等多方面存在差异，彼此间的预报能力在时间、空间上也存在差异，为充分利用不同模式降水预报结果，多模式集成技术迅速发展（吴政谦等, 2012; 吴振玲等, 2019; Ji et al., 2020; 危国飞等, 2020），研究表明，组合多个模式的有效预报信息可提升预报可靠性，预报技巧优于单一模式（Danard et al., 1968; Thompson, 1977; Zhi et al., 2012）。从以往研究可知，实况外推在临近 1~2 h 对短时强降水的预报能力要优于基于数值模式的预报方法，但在更长预报时效上，基于数值模式的预报方法更优，因此将实况外推和基于模式预报相融合的方法被提出（陈葆德等, 2013; 储海等, 2023），但有研究指出该方法在弱降水预报中会导致空报率偏高（程丛兰等, 2013）。从原理上来说，二者的融合即随着预报时效的增加，外推预报的权重逐渐减少，基于模式预报的权重逐渐增大，从而实现外推预报和基于模式预报之间的平滑过渡（程丛兰等, 2019）。

邻域法在天气预报业务中应用广泛，关键应用领域主要包括两方面。一是用于高分辨率数值模式检验，传统检验方法通常基于预报和观测事件点对点的匹配来评价数值模式的预报表现，这种检验结果往往与预报员对模式的主观评判不尽相同，尤其是在小概率天气事件中（Mass, 2002; 苏翔和袁慧玲, 2020），邻域法通过放宽预报和观测事件在网格尺度上的匹配限制来评价模式的预报表现，可加

深预报员对数值模式预报性能的理解（潘留杰等, 2015; Kochasic et al., 2017; Johnson et al., 2020）。二是用于邻域概率预报，考虑到邻近格点要素的预报信息能够相互补偿，Theis et al. (2005) 基于邻域法从单一确定性预报生成了概率预报并被广泛应用（Ben Bouallègue et al., 2013; Schwartz et al., 2015），且该方法很快被扩展到集合预报领域（Schwartz et al., 2010）。

前人关于邻域法的应用主要为检验和概率预报。本文考虑到在短时强降水中中小尺度系统发生发展的上下游效应，正在发生短时强降水的区域在一定时间内能影响周边其他区域降水的发生发展，故利用邻域法原理充分挖掘预报地点周边范围内的降水信息，提出基于邻域的短时强降水有无的确定性预报方法，基于 TS (Threat Score) 评分最优化原则 (OTS, 吴启树等, 2017)，优选可用资料的最优有效邻域半径和强降水站 (格) 点数。除了设计基于中国气象局强对流天气短时临近预报系统的 0~120 min 定量降水预报 (SWAN-QPF) 数据试验、全球和区域模式最优化权重集成预报试验 (危国飞等, 2020) 外，本文还引入自动站降水观测数据进行持续性预报 (相较于雷达回波外推而言，直接使用自动站实况降水数据可在一定程度上避免雷达回波和雨强转换带来的误差)，通过引入自动站降水观测数据提升短时强降水临近预报准确率，通过多模式最优权重集成提升短时预报准确率。本文研究结果在福建省预报业务中应用表明，采用预报制作时间前 10 min 的自动站实况累计降水量进行短时强降水的持续性预报，可大幅提升临近 1~2 h 的预报准确率。并以最优化权重集成方法在 1~12 h 内集成自动站实况降水数据、SWAN-QPF、全球和区域模式降水预报数据，建立 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型。

2 资料与方法

2.1 资料

以 2021 和 2022 年 4~9 月数据为训练集，2023 年 4~9 月数据为业务测试集。所用数据主要包括福建省及周边邻省气象自动站 4138 站逐 5 min 降水观测数据 (图 1)、中国气象局强对流天气短临预报系统的 0~120 min 定量降水预报 (SWAN-QPF) 产品、全球和区域模式降水预报数据 (表 1)。SWAN-QPF 数据逐 6 min 滚动更新未来 0~120 min

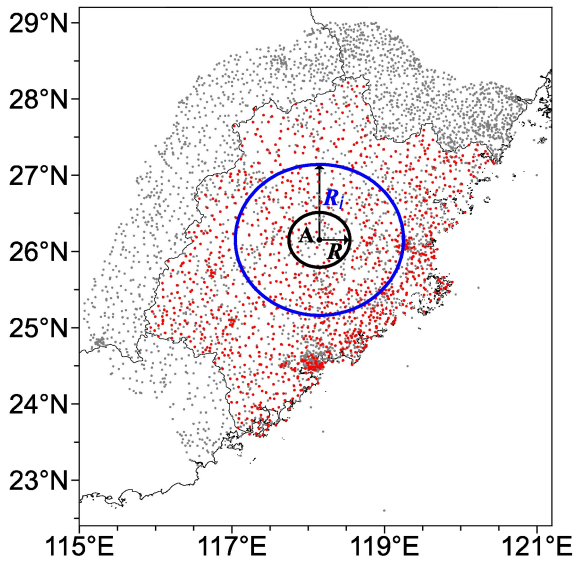


图1 福建省及周边邻省 4138 个气象自动站分布。红色圆点表示福建省预报及检验的 1125 站。以站点 A 为圆心，黑色圆的检验半径 $R=40$ km，蓝色圆表示确定站点 A 降水预报值的邻域半径 R_i 范围。
Fig. 1 The distribution of 4138 automatic weather stations in Fujian Province and its neighboring provinces. The red dots indicate 1125 stations for forecast and inspection in Fujian Province. Taking station A as the center of the circle, the test radius (R) of black circle is 40 km, and the blue circle represents the range of neighborhood radius (R_i) for determining the forecast precipitation of station A.

的降水预报量，时间分辨率为 6 min，空间水平分辨率为 $0.01^\circ \times 0.01^\circ$ 。本文预报和检验站点为第三届全国智能预报技术方法交流大赛中规定的福建省 1125 站。

本文算法均以起报时间之前可用的业务预报模式资料为准。以 08:00（北京时，下同）起报为例，可用的模式资料为前一日 20:00 起报的资料，另加 CMA-MESO 的前一日 23:00、当日 02:00 和 05:00 起报的资料（实际业务运行时，根据资料到报情况，

采用最新 4 次起报资料）。采用多模式最优权重集成，既可综合考虑各模式对短时强降水预报的异同问题，也可在实际业务运行中解决因个别模式某一时次数据缺少而导致的无预报数据问题。

用 2021 和 2022 年的 4~9 月上述数据，按年分别训练参数，以探究在短时强降水预报中被训练参数在不同年份间是否具备稳定性。综合两年评估得到的参数，最终建立福建省 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型，并在 2023 年预报业务中应用检验。

2.2 检验方法

短时强降水预报检验采用第三届全国智能预报技术方法交流大赛强对流检验方案：采用点对点检验方法，扫描半径为 40 km，阈值为 20 mm h^{-1} ，不限于本省（市、自治区）辖区，若以预报地点为中心的周边 40 km 范围内出现降水量超过 20 mm h^{-1} ，则判定该预报地点发生短时强降水。主要采用 TS 评分作为检验指标，偏差（BIAS）评分为辅（Wilks, 2006）：

$$\text{TS} = \frac{N_A}{N_A + N_B + N_C} \times 100\%, \quad (1)$$

$$\text{BIAS} = \frac{N_A + N_B}{N_A + N_C}, \quad (2)$$

式中， N_A 、 N_B 和 N_C 分别为短时强降水的命中站（次）数、空报站（次）数和漏报站（次）数。

2.3 预报方法

考虑到对流系统发生发展的上下游效应，正在发生短时强降水的区域在一定时间内能影响周边其他区域降水的发生发展，故利用邻域法原理挖掘预报地点周边范围内的降水信息，提出基于邻域的短时强降水有无的确定性预报方法，基于 TS 评分最优化原则优选可用资料的最优有效邻域半径和强降

表 1 全球和区域模式的基本信息

Table 1 Basic information of global and regional models

模式的中文全称	模式的英文缩写	起报时间(北京时)	时间分辨率	空间水平分辨率
欧洲中期天气预报中心的确定性预报	ECMWF-IFS	20:00和08:00	3 h	$0.125^\circ \times 0.125^\circ$
欧洲中期天气预报中心的集合预报	ECMWF-EPS	20:00和08:00	3 h	$0.5^\circ \times 0.5^\circ$
中国气象局上海数值预报系统	CMA-SH9	20:00和08:00	1 h	$0.1^\circ \times 0.1^\circ$
广东快速更新同化数值预报系统	CMA-GD	20:00和08:00	1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
中尺度天气数值预报系统	CMA-MESO(2008)	20:00和08:00	1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(2311)	23:00和11:00	1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(0214)	02:00和14:00	1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$
	CMA-MESO(0517)	05:00和17:00	1 h	$0.03^\circ \times 0.03^\circ$

水站(格)点数, 预报短时强降水最有可能发生的落区。本文对比分析三类数据对短时强降水的预报效果, 主要包括气象自动站降水观测数据、SWAN-QPF、全球和区域多个模式降水预报数据。具体步骤为: (1) 多源数据基于不同邻域半径确定降水预报值(详见 2.3.1 节), 其中降水预报值随邻域半径和强降水站(格)点数的变化而变化。(2) 采用 OTS 法开展最优消空阈值订正。即设计系列消空阈值(本文设计为 0~30 mm, 间隔为 0.1 mm), 若降水预报值 ≥ 消空阈值, 则预报有短时强降水, 反之则无; 对全省所有站次检验评估, 获取在某一邻域半径和强降水站(格)点数下 1~12 h 各预报时效的最优 TS 和对应消空阈值。(3) 优选可用资料的最优有效邻域半径和强降水站(格)点数。采用气象自动站实况降水进行持续性预报试验和 SWAN-QPF 数据预报试验时, 二者对短时强降水的预报能力随预报时效的增加迅速降低, 因此以经最优消空阈值订正后、各预报时效 TS 最优确定所需参数最优解; 采用各模式降水预报数据试验时, 考虑到短时强降水本文仅预报未来 1~12 h, 在此预报时效内模式的预报能力随预报时效的增加无显著差异, 因此以经最优消空阈值订正后的所有预报时效 TS 评分平均值最优为目标确定参数最优解, 下文所有与模式相关的算法 TS 均指所有预报时效 TS 评分的平均值。本文先用邻域内最强降水站(格)点的降水量作为预报降水量, 确定较优邻域半径范围, 然后在此范围内采用穷举法确定最优有效邻域半径和较强降水站(格)点数, 以降低计算量。(4) 确定各模式集成的最优权重和在不同预报时效下多源数据集成的最优权重, 建立 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型(详见 2.3.3 节)。本文所提预报时效均指相对于短时强降水预报的起报时间而言的未来 1~12 h。

2.3.1 多源数据基于不同邻域半径确定降水预报值

以站点 A 为例(图 1), 预报未来以站点 A 为圆心的半径 40 km 范围内是否发生短时强降水, 设计系列邻域半径 R_i ($i=1\sim 15$ 对应 $R_i=0.1^\circ\sim 1.5^\circ$, 其中, 1° 表示 1 个经/纬距, 下同), 并将各邻域半径内所有站(格)点的降水量作为因子, 对于站点 A 降水预报值的确定, R_i 是训练及预报的关键参数。为减少邻域内极端预报降水量值不确定性的影响, 采用 R_i 范围内降水量排名前 n 个站(格)点 (N_{top}) 的平均降水量作为站点 A 的 1 h 预报降

水量值 P_f 。以 08:00 起报为例, P_f 的计算公式为

$$P_f = \frac{1}{N_{top}} \sum_{n=1}^{N_{top}} y_n, \quad (3)$$

式中, y_n 为 R_i 范围内排名第 n 个站(格)点的降水量。采用气象自动站降水观测数据开展持续性预报, 1~12 h 各预报时效的 y_n 均为 07:00~08:00 内某个分钟级时段的实况累计降水量(分钟级时段的确定方法详见 2.3.2 节); SWAN-QPF 数据中, 采用 07:48 起报(预报制作时 SWAN-QPF 的最新起报时次)的未来 0~120 min 预报降水量, 1 h 预报时效的 y_n 为 SWAN-QPF 数据 12~72 min 的预报降水量, 2~12 h 各预报时效的 y_n 均为 SWAN-QPF 数据 72~120 min 的预报降水量(持续性预报); 采用各数值模式的预报降水量数据计算 P_f 时, 1~12 h 各预报时效的 y_n 为所用模式对应预报时效的逐 1 h 预报降水量, 其中 ECMWF-IFS 和 ECMWF-EPS 的时间分辨率为逐 3 h, 3 h 内逐 1 h 降水量均采用 3 h 降水量, 如 08:00~09:00、09:00~10:00、10:00~11:00 逐时降水量均采用 08:00~11:00 逐 3 h 降水量。

2.3.2 基于自动站逐 5 min 降水观测数据确定最优可用时段累计降水量

基于自动站整点逐时降水观测数据预报短时强降水, 可能存在两个问题: 其一, 由于实况数据传输至业务平台时间会滞后几分钟, 无法应用非常接近起报时间的降水实况信息, 如 08:00 起报, 07:50~08:00 的降水量数据不能到报; 其二, 应用短时强降水预报制作时间之前哪一时段的累计降水实况来预报短时强降水效果最佳。故采用起报时间前 1 h 自动站逐 5 min 降水观测数据设计如下试验(以 08:00 起报为例):

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1q} \\ & x_{22} & \cdots & x_{2q} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & x_{pq} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{0-5} & r_{0-10} & \cdots & r_{0-60} \\ & r_{5-10} & \cdots & r_{5-60} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & r_{55-60} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

式中, p 和 q 均为 12 (1 h 内有 12 个 5 min), x_{11} 、 x_{12} 分别对应 r_{0-5} 、 r_{0-10} , 表示 07:00~07:05、07:

00~07:10 的时段累计降水量, 其余以此类推, 则在 07:00~08:00 内共有 78 个不同时段累计降水量数据 (\mathbf{X})。沿公式横向各时段起始时间不变, 累计降水时长增长; 沿公式纵向各时段起始时间逐渐临近起报时间。将这 78 个不同时段累计降水量分别代入式 (3) 中计算 P_f , 以 TS 评分最优为目标, 筛选出预报短时强降水的最优可用时段累计降水量。实际业务运行为保证起报时实况数据的可用性, 逐 5 min 降水观测数据仅用到 07:50。

2.3.3 集成多源降水数据最优权重的确定

基于 2.3.1 和 2.3.2 节方法, 分别确定自动站实况降水、SWAN-QPF、各模式降水预报数据预报短时强降水的最优 R_i 、 N_{top} 及实况最优可用时段累计降水量, 再进一步集成多源数据。先集成各模式预报降水数据, 在多模式最优权重集成的基础上, 再集成自动站降水观测数据和 SWAN-QPF。集成方法依据加权平均法原理, 设计如下公式:

$$P_{ft} = \frac{1.0P_{f1} + \sum_{i=2}^m a_i P_{fi}}{1.0 + \sum_{i=2}^m a_i}, \quad (5)$$

式中, P_{ft} 为集成的预报降水量, P_{fi} 为单个预报降水量, a_i 为集成权重系数, m 为需集成的 P_f 个数。确定第一个预报降水量 P_{f1} 的权重为 1.0, 在 P_{f1} 的基础上集成 P_{f2} , 以 TS 评分最优为目标, 确定 a_2 的最优解 (a_i 本文设计取值为 0.0~3.0, 间隔 0.1)。依次再集成第 3、4、……、 m 个 P_f , 最终

得到一组权重系数的最优解。

3 基于自动站观测降水的短时强降水持续性预报试验

3.1 确定最优邻域半径

采用起报时间前 1 h 自动站整点累计降水量数据、在不同邻域半径 (R_i) 下、 R_i 内排名第 1 名 ($N_{top}=1$) 的降水量进行短时强降水的持续性预报, 经最优消空阈值订正后的 1~6 h 各预报时效的检验评估结果如图 2 所示。随预报时效增加, 所测试 R_i 的 TS 评分均下降, 且降幅显著, 1~4 h 预报时效内所测试 R_i 的 TS 评分基本均在 10% 以上, 5~6 h 的 TS 已降至较低水平 (故无需评估 7~12 h), 即在经最优消空阈值订正后的短时强降水持续性预报试验中, 预报时效越短, 预报效果越好, 在临近 1~4 h 预报时效内预报效果较优, 尤其是在临近 1~2 h 内, TS 明显高于其他预报时效。最优 R_i (TS 最大值所对应的 R_i) 随预报时效的增加而增大, 1~4 h 预报时效内, 最优 R_i 由 0.5° 增大至 0.7°, 5~6 h 最优 R_i 已固定不变、均为 0.7°。TS 随 R_i 变化的变幅, 随着预报时效的增加而减小, 即 R_i 变化对 TS 的影响随预报时效的增加而减小, 主要在 1~2 h 预报时效内影响较大。

在实际预报业务中, 为降低预报模型算法复杂度, 提升算法运行效率, 本文预报模型在不同预报时效内采用统一的 R_i , 故以 1~2 h 预报时效的 TS 评分总和最优为目标, 选取临近 1~2 h 整体预报

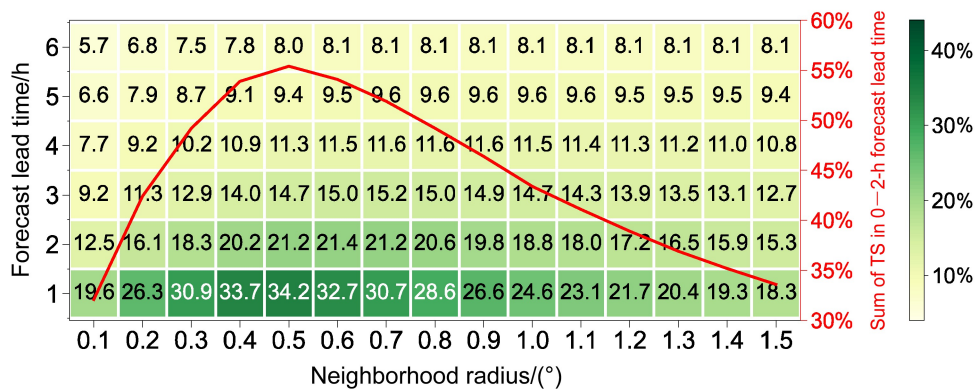


图 2 采用 2021 年起报时间前 1 h 自动站整点累计降水量计算预报降水量的 TS 分布。预报降水量为邻域半径 (R_i) 内排名第一 ($N_{top}=1$) 的降水量, 红色曲线为预报前 2 h 的 TS 总和。

Fig. 2 The TS (Threat Score) distributions of forecast precipitation that is calculated by 1-h automatic weather station precipitation data on the hour before the beginning of forecast in 2021. The forecast precipitation is the first precipitation ($N_{top}=1$) in the range of neighborhood radius (R_i), and the red line is the sum of TS in 0-2-h forecast lead time.

效果最优的 R_i 。1~2 h 预报时效内整体预报效果较优的 R_i 范围为 $0.4^\circ \sim 0.7^\circ$ ，以 0.5° 表现最优。下文在 R_i 为 $0.4^\circ \sim 0.7^\circ$ 范围内进一步确定其他参数。

3.2 确定最优可用时段累计降水量

采用自动站逐 5 min 降水观测数据，在 $N_{top}=1$ 时， R_i 为 $0.4^\circ \sim 0.7^\circ$ ，整点 1 h 内 78 个不同时段累计降水量（具体方法见 2.3.2 节）分别确定持续性预报的降水预报值 P_f ，经最优消空阈值订正后的 1~6 h 各预报时效的检验评估 TS 分布如图 3 所示。 R_i 为 $0.4^\circ \sim 0.7^\circ$ ，在前 6 h 各预报时效内均表现出两个明显特征（图 3a-d）：TS 评分随降水累计时长的增加而增加（图中曲线斜率均为正）；降水累计时段的起始时间越临近起报时间，TS 评分越高。即既要保证所用实况降水数据越临近起报时

间，也要保证一定时长的累计降水，短时强降水预报效果才能达到最佳。这两个特征在前 4 h 预报时效内较为明显，尤其是在前 2 h 内。

根据以上两特征，且在实际业务运行中实况资料会滞后 5~10 min，因此重点对比可用时段累计降水量（ r_{0-50} 、 r_{5-50} 、 r_{10-50} 、 r_{15-50} 、 r_{20-50} 、 r_{25-50} 、 r_{30-50} 、 r_{35-50} 、 r_{40-50} 、 r_{45-50} ）的预报效果（图 3e-h），可确定较优时段累计降水量为 r_{30-50} 、 r_{35-50} 、 r_{40-50} ，前 2 h 预报时效内整体预报效果最优均在邻域半径 R_i 为 0.5° （图 3i）。

3.3 确定最优 N_{top}

由 3.1 和 3.2 节的分析可知，基于自动站降水观测数据进行短时强降水的持续性预报，较优邻域半径（ R_i ）为 $0.4^\circ \sim 0.7^\circ$ ，较优可用时段累计降水量

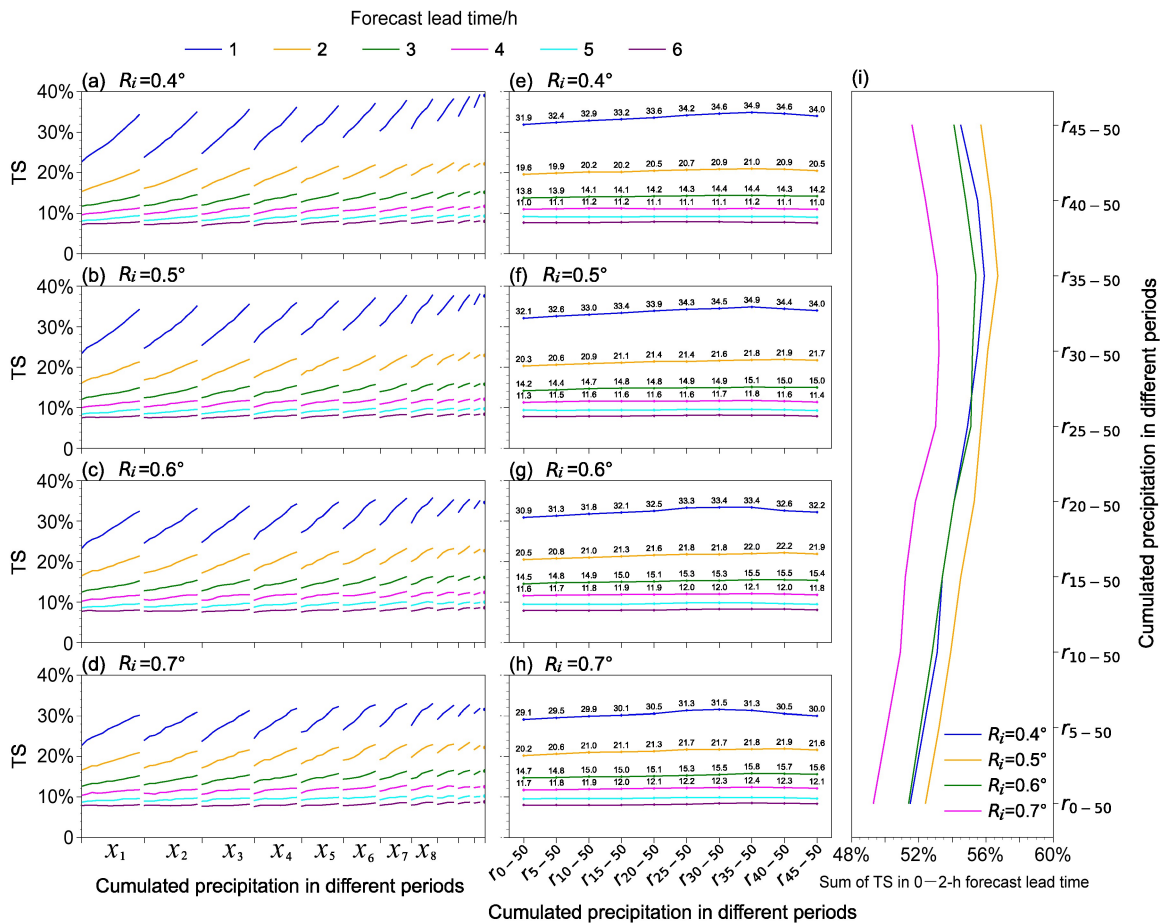


图 3 (a-h) 采用 2021 年起报时间前 1 h 的自动站逐 5 min 降水观测数据计算预报降水量的 TS 分布；(i) 为 (e-h) 中预报前 2 h 的 TS 总和。预报降水量为邻域半径 (R_i) 内排名第一 ($N_{top}=1$) 的不同时段累计降水量； x_1 表示 r_{0-5} 、 r_{0-10} 、 \dots 、 r_{0-60} ， x_2 表示 r_{5-10} 、 r_{5-15} 、 \dots 、 r_{5-60} ，依次类推。

Fig. 3 (a-h) The TS distributions of forecast precipitation that is calculated by automatic weather station 5-min precipitation data one hour before the forecast beginning in 2021; (i) the sum of TS in 0-2-h forecast lead time in (e-h). The forecast precipitation is the cumulative precipitation of different periods ranked first ($N_{top}=1$) at neighborhood radius (R_i); x_1 represents r_{0-5} , r_{0-10} , \dots , r_{0-60} , x_2 represents r_{5-10} , r_{5-15} , \dots , r_{5-60} , and others analogize.

为 r_{30-50} 、 r_{35-50} 、 r_{40-50} ，故本节在相对确定范围中进一步确定 N_{top} 的最优取值。由图 4 可见，经最优消空阈值订正后的 TS 随 N_{top} 的变化，在 1~2 h 预报时效内较为明显，3~4 h 预报时效已无明显变化。

表 2 为 3.1 至 3.3 节中三个试验步骤各自最优参数方案的汇总，可以看出，基于自动站逐 5 min 降水观测数据，采用时段累计降水量 r_{40-50} 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$ 时预报效果最优，1~4 h 各预报时效内在三种参数方案中 TS 均最高，同时 BS 评分总体更接近 1。以前 2 h 预报时效内整体预报效果最优为目标，三个试验步骤选取得到的最优 R_i 均为 0.5° ，

表明采用本文选取最优 R_i 的方法， N_{top} 的变化对最优 R_i 的选取无明显影响。采用 2022 年数据进行同样训练，所得各参数最优解与 3.1 到 3.3 节中的结论基本一致（图略）。

3.4 基于 SWAN-QPF 和各模式数据的对比试验

应用 SWAN-QPF 数据预报短时强降水可得到与自动站实况降水数据类似结论，但预报效果略差。图 5a 为 $N_{top}=1$ 、在不同 R_i 下预报未来 1~6 h 短时强降水的 TS 分布（经最优消空阈值订正）：随预报时效增加，所测试 R_i 的 TS 评分均下降，且降幅显著；在前 4 h 预报时效内预报效果较好，尤其是

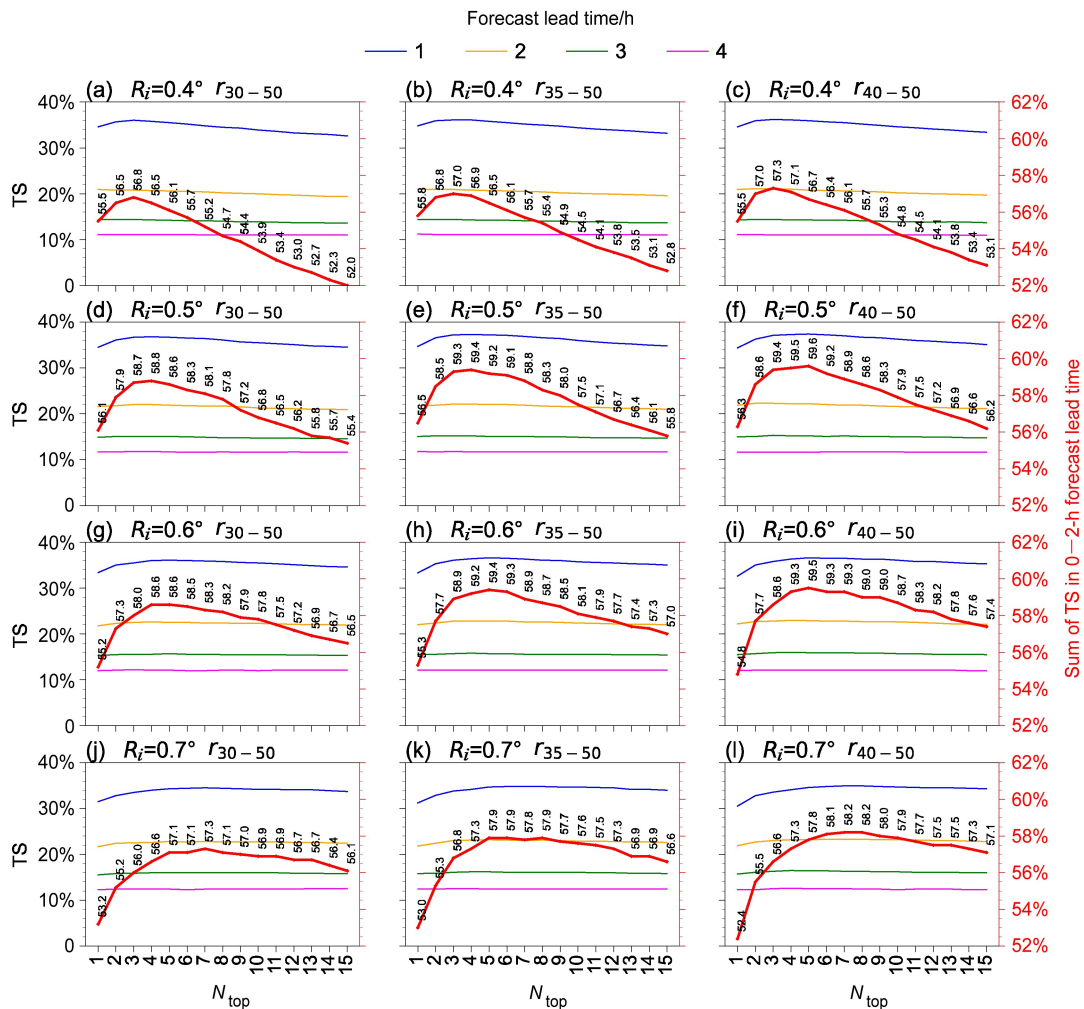


图 4 采用 2021 年起报时间前 1 h 的自动站逐 5 min 降水观测数据计算预报降水量的 TS 分布。预报降水量分别为时段降水量 (a、d、g、j) r_{30-50} 、(b、e、h、k) r_{35-50} 、(c、f、i、l) r_{40-50} 在邻域半径 (R_i) (a、b、c) $R_i=0.4^\circ$ 、(d、e、f) $R_i=0.5^\circ$ 、(g、h、i) $R_i=0.6^\circ$ 、(j、k、l) $R_i=0.7^\circ$ 排名前 1~15 ($N_{top}=1\sim 15$) 的平均降水量。红色曲线为预报前 2 h 的 TS 总和。

Fig. 4 The TS distributions of forecast precipitation that is calculated by automatic weather station 5-min precipitation data one hour before the forecast beginning in 2021. The forecast precipitation is the mean precipitation when N_{top} is from 1 to 15 at (a, d, g, j) r_{30-50} , (b, e, h, k) r_{35-50} , (c, f, i, l) r_{40-50} in the range of (a, b, c) $R_i=0.4^\circ$, (d, e, f) $R_i=0.5^\circ$, (g, h, i) $R_i=0.6^\circ$, (j, k, l) $R_i=0.7^\circ$, respectively. The red line is the sum of TS in 0-2-h forecast lead time.

前 2 h；最优 R_i 随预报时效的增加而增大。综合考虑临近 1~2 h 预报时效内预报效果整体最优， $R_i=0.3^\circ$ 预报效果最好。图 5b 为 $R_i=0.3^\circ$ ，在不同 N_{top} 下预报未来 1~4 h 短时强降水的 TS 分布：在不同预报时效下，TS 均随 N_{top} 的增大而增加，并逐渐趋于平稳；随着预报时效的增加，TS 随 N_{top} 增大的增幅减小，在 1 h 预报时效， N_{top} 由 1 增加到 15，TS 增幅最大，上升 0.7%。因此，选定采用 SWAN-QPF 数据预报短时强降水的最佳 $R_i=0.3^\circ$ 、 $N_{top}=15$ ，但前 4 h 预报时效内预报效果均不如自动站实时降水数据（详细数据对比见表 3）。采用

2022 年 SWAN-QPF 数据进行训练，所得各参数最优解与 2021 年一致（图略）。

各模式数据在 $N_{top}=1$ 和不同 R_i 下分别计算预报降水量，经最优消空阈值订正后的 TS 分布（各预报时效 TS 平均值）如图 6a 所示。各模式数据的最优 R_i 均不太一致，但基本在 $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ ，且每个模式的 TS 评分在 $0.4^\circ\sim 0.7^\circ$ 之间均相差不大，因此本文统一选取多模式最优 $R_i=0.6^\circ$ ；各模式对短时强水的预报能力也不一致，CMA-MESO 表现最优，ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD 和 CMA-SH9 对短时强降水的预报能力相差不大。

表 2 基于 2021 年自动站降水数据采用不同最优参数方案计算预报降水量的 TS 和 BS 评分

Table 2 The TS and BS (BIAS) score of forecast precipitation that calculated by different optimal parameter schemes based precipitation data from automatic weather station in 2021

最优参数方案	1 h 预报时效		2 h 预报时效		3 h 预报时效		4 h 预报时效	
	TS	BS	TS	BS	TS	BS	TS	BS
整点 1 h 累计降水量、 $N_{top}=1$ 、 $R_i=0.5^\circ$	34.2%	1.44	21.2%	1.90	14.7%	2.37	11.3%	2.73
r_{40-50} 、 $N_{top}=1$ 、 $R_i=0.5^\circ$	34.4%	1.39	21.9%	1.44	15.0%	2.05	11.6%	2.20
r_{40-50} 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$	37.5%	1.13	22.2%	1.53	15.2%	1.89	11.6%	2.20

注：最优参数方案分别为 3.1 至 3.3 节中三个试验步骤各自最优参数方案。

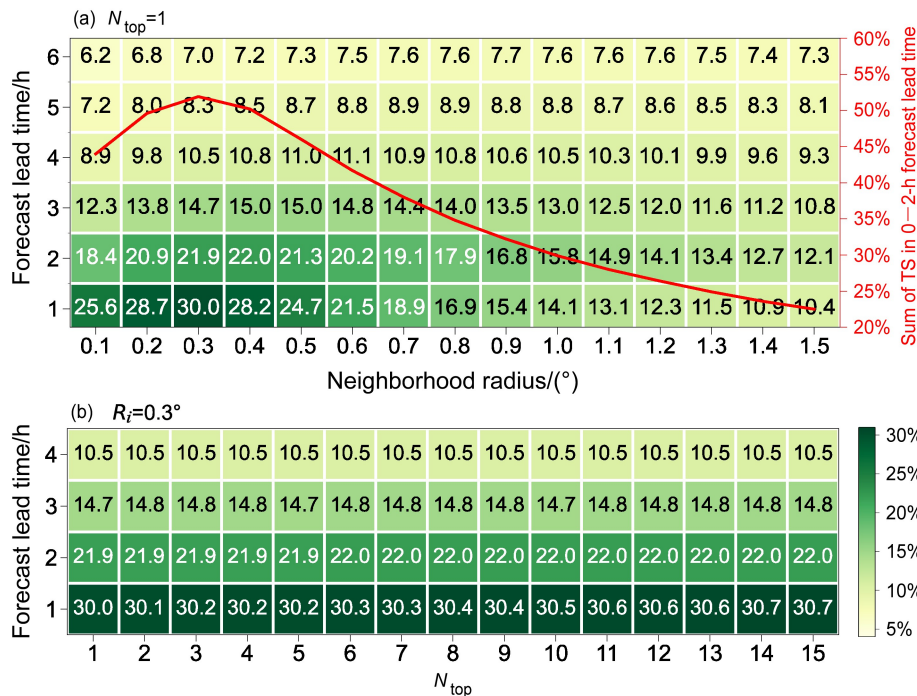


图 5 采用 2021 年 SWAN-QPF 数据计算预报降水量的 TS 分布。图 a 中，预报降水量为邻域半径 (R_i) 内排名第一 ($N_{top}=1$) 的降水量，红色曲线为预报前 2 h 的 TS 总和；图 b 中，预报降水量分别为 $R_i=0.3^\circ$ 时排名前 1~15 ($N_{top}=1\sim 15$) 的平均降水量。

Fig. 5 The TS distributions of forecast precipitation that is calculated by SWAN-QPF data in 2021. In Fig. a, the forecast precipitation is the first precipitation ($N_{top}=1$) at neighborhood radius (R_i), and the red line is the sum of TS in 0–2-h forecast lead time; in Fig. b, the forecast precipitation is the mean precipitation when N_{top} is from 1 to 15 at $R_i=0.3^\circ$, respectively.

表 3 2021 和 2022 年多源降水数据在最优参数方案下计算预报降水量的 TS 和 BS 评分

Table 3 The TS and BS score of forecast precipitation calculated by multi-source precipitation data under the optimal parameter schemes

年份	最优参数方案	1 h 预报时效		2 h 预报时效		3 h 预报时效		4 h 预报时效	
		TS	BS	TS	BS	TS	BS	TS	BS
2021	自动站时段累计降水量 r_{40-50} 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$	37.5%	1.13	22.2%	1.53	15.2%	1.89	11.6%	2.20
	SWAN-QPF、 $N_{top}=15$ 、 $R_i=0.3^\circ$	30.7%	1.65	22.0%	1.74	14.8%	2.34	10.5%	2.73
	多模式最优权重集成、 $N_{top}=15$ 、 $R_i=0.6^\circ$	16.2%	1.42	18.0%	1.97	16.3%	1.60	14.9%	1.34
	多源数据最优权重集成	40.5%	1.19	25.8%	1.61	19.9%	1.74	18.8%	1.89
2022	自动站时段累计降水量 r_{40-50} 、 $N_{top}=5$ 、 $R_i=0.5^\circ$	32.2%	1.28	19.5%	1.68	13.8%	2.32	10.6%	2.65
	SWAN-QPF、 $N_{top}=15$ 、 $R_i=0.3^\circ$	28.7%	1.57	19.1%	1.80	12.6%	2.68	8.9%	3.79
	多模式最优权重集成、 $N_{top}=15$ 、 $R_i=0.6^\circ$	16.6%	1.62	14.2%	2.19	12.3%	1.93	13.4%	2.18
	多源数据最优权重集成	36.0%	1.29	23.1%	1.64	17.2%	2.01	15.2%	1.96

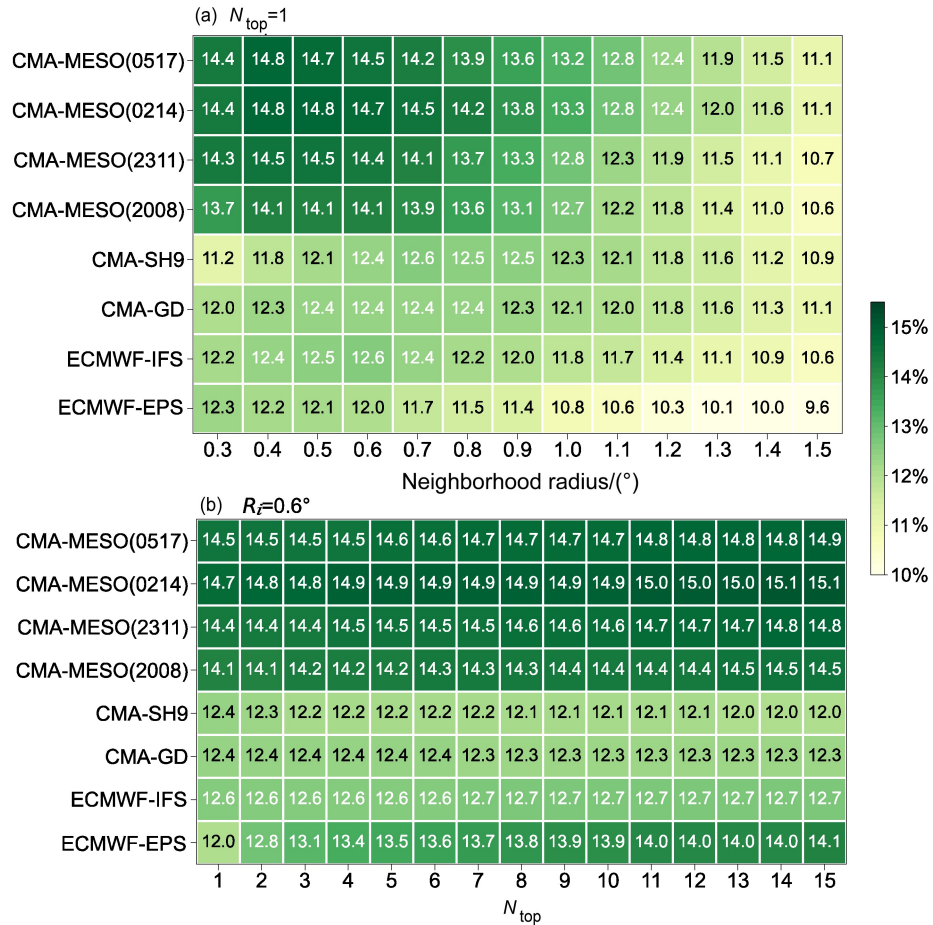


图 6 采用 2021 年各模式降水预报数据计算预报降水量的 TS 分布。图 a 中，预报降水量为邻域半径 (R_i) 内排名第一 ($N_{top}=1$) 的降水量，其中 CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(0214)、CMA-MESO(0517) 为 23:00 和 11:00，02:00 和 14:00，05:00 和 17:00 起报，其余模式均为 20:00 和 08:00 起报；图 b 中，预报降水量分别为 $R_i=0.6^\circ$ 时排名前 1~15 ($N_{top}=1\sim 15$) 的平均降水量。

Fig. 6 The TS distributions of forecast precipitation that is calculated by multi-model forecast precipitation in 2021. In Fig. a, the forecast precipitation is the first precipitation ($N_{top}=1$) at neighborhood radius (R_i), CMA-MESO(2311), CMA-MESO(0214), CMA-MESO(0517) models forecast started from 2300 BJT and 1100 BJT, 0200 BJT and 1400 BJT, 0500 BJT and 1700 BJT, respectively, other models forecast started from 2000 BJT and 0800 BJT; in Fig. b, the forecast precipitation is the mean precipitation when N_{top} is from 1 to 15 at $R_i=0.6^\circ$, respectively.

图 6b 为各模式数据在 $R_i=0.6^\circ$ 和 N_{top} 为 1~15 分别计算预报降水量、经最优消空阈值订正后的 TS 分布，除 CMA-GD 和 CMA-SH9 外，各模式 TS 均随 N_{top} 的增大而有所上升。因此，选定采用多模式数据预报短时强降水的最优 $R_i=0.6^\circ$ 、 $N_{top}=15$ 。采用 2022 年多模式降水数据进行训练，最优 R_i 与 2021 年一致（图略）。

在各模式选取 $R_i=0.6^\circ$ 和 $N_{top}=15$ 时，按照各模式的 TS 评分由高到低，以 CMA-MESO(0214) 预报降水量数据为基础（权重系数 $a_1=1.0$ ），按不同 a_i 依次集成 CMA-MESO(0517)、CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(2008)、ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD、CMA-SH9，以 TS 最优为目标，选取各模式集成的最优 a_i 。由图 7 可见，2021 和 2022 年的 TS 均随着集成的模式个数增加而增加，集成后的短时强降水预报质量（2021 年 TS 可达 18.8%，2022 年可达 14.8%）优于任一单一模式订正预报；各模式的最优 a_i 在两年间均有重合部分，表明各模式的最优 a_i 在不同年份间相对平稳，具有可用性。

多模式最优权重集成的短时强降水预报，在临近 1~2 h 内的预报质量低于基于自动站实况降水

的持续性预报和基于 SWAN-QPF 产品预报，但对于 3~12 h 的短时预报，多模式最优权重集成的预报质量明显高于另两类（表 3）。

3.5 多源数据集成的对比试验

多模式降水预报数据、自动站逐 5 min 实况降水数据和 SWAN-QPF 数据在选定最优参数方案后，以多模式最优权重集成后的预报降水量为基础（ $a_1=1.0$ ），依次集成自动站逐 5 min 实时降水数据和 SWAN-QPF 数据，可进一步提升短时强降水的预报质量。由图 8 可见，随着自动站逐 5 min 实时降水数据和 SWAN-QPF 数据的加入，经最优消空阈值订正后，2021 和 2022 年在不同预报时效下、短时强降水预报的 TS 均在多模式最优权重集成的基础上稳步提升，且最优 a_i 在两年间均有重合部分；随着预报时效的增加，自动站逐 5 min 实时降水数据和 SWAN-QPF 数据的最优权重均在下降，在 4 h 预报时效时已降为 0.1，即对短时强降水的预报已没有明显贡献。

由表 3 可见，多源数据最优权重集成的短时强降水预报，在 1~4 h 预报时效内的 TS 均优于单一数据类型预报。尤其是 1~2 h 内，由于自动站逐

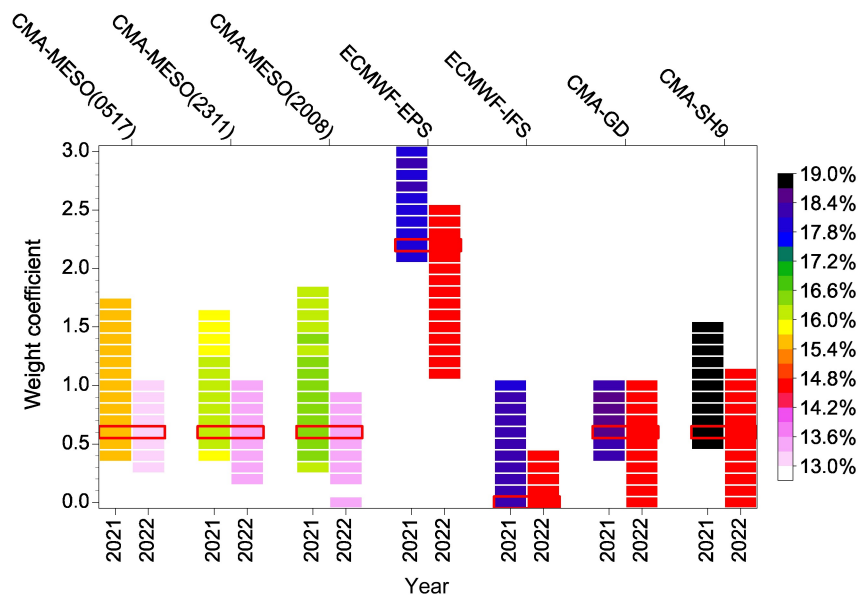


图 7 2021 和 2022 年以 CMA-MESO(0214) 模式的预报降水量为基础（权重系数 $a_1=1.0$ ），按不同 a_i 依次集成 CMA-MESO(0517)、CMA-MESO(2311)、CMA-MESO(2008)、ECMWF-EPS、ECMWF-IFS、CMA-GD、CMA-SH9 模式预报降水量的 TS 分布。各模式预报降水量为 $R_i=0.6^\circ$ 和 $N_{top}=15$ 时的平均降水量。彩色阴影为 TS 的最大值和次大值；红色方框为各模式选定的最优 a_i 。

Fig. 7 The TS distributions of forecast precipitation when CMA-MESO(0517), CMA-MESO(2311), CMA-MESO(2008), ECMWF-EPS, ECMWF-IFS, CMA-GD, CMA-SH9 models are integrated in turn according to different weight coefficients (a_i) based on the forecast precipitation of CMA-MESO(0214) model ($a_1=1.0$) in 2021 and 2022. The forecast precipitation of all models is the mean precipitation when N_{top} is 15 at $R_i=0.6^\circ$. The color shadings indicate the maximum and secondary maximum of TS; the red boxes indicate the optimal a_i for each model.

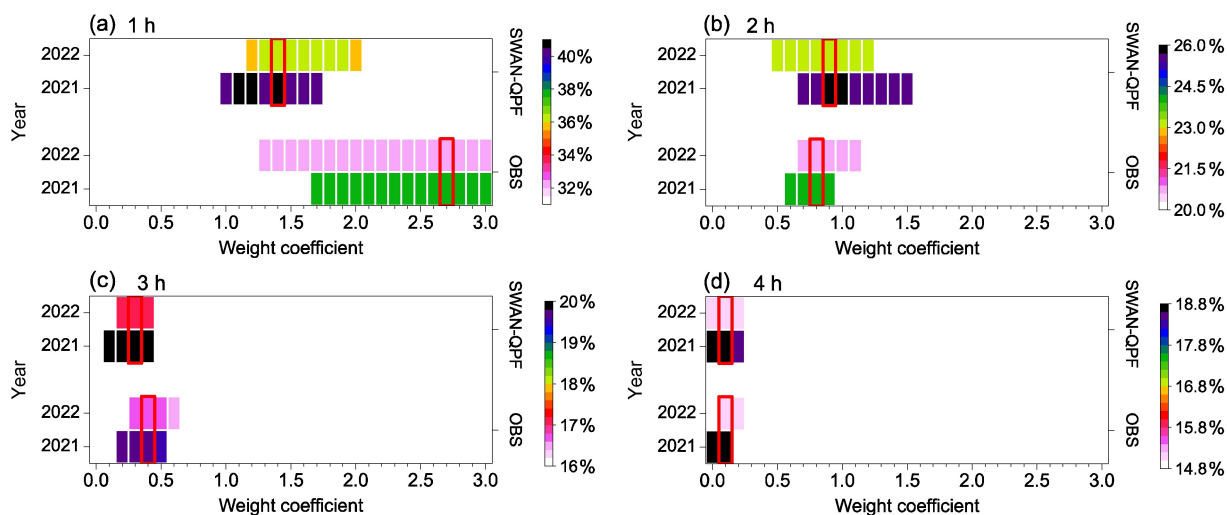


图 8 多源数据在 (a) 1 h、(b) 2 h、(c) 3 h、(d) 4 h 预报时效下按不同 a_i 集成的 TS 分布。彩色阴影为 TS 的最大值和次大值，红色方框为自动站逐 5 min 降水数据 (OBS) 和 SWAN-QPF 数据选定的最优 a_i 。

Fig. 8 The TS distributions of multi-source data integrated according to different a_i under (a) 1-h, (b) 2-h, (c) 3-h, (d) 4-h forecast lead time. The color shadings indicate the maximum and secondary maximum of TS, and the red boxes indicate the optimal a_i for OBS (automatic weather station 5-min precipitation data) and SWAN-QPF data.

5 min 实况降水数据和 SWAN-QPF 数据的加入，在多模式最优权重集成基础上极大提升了短时强降水的预报准确率。但在多源数据最优权重集成方案中，1~2 h 预报时效内的 BS 评分比自动站实况降水数据持续性预报方案略偏高，说明其他两类数据的加入导致短时强降水空报率有所增加。

4 模型预报效果检验

将基于 2021 和 2022 年的自动站逐 5 min 实况降水数据、SWAN-QPF 数据和多模式降水数据形成的多源数据最优权重集成的短时强降水预报模型，应用于福建 2023 年 4~9 月短时强降水逐日 4 次预报 (02:00、08:00、14:00、20:00; 表 4)，1~12 h 逐时 TS 均在 15% 以上，远高于国家气象中心指导预报产品 (尤其是临近 1~2 h 预报)，预报模型的 TS 是国家气象中心指导预报产品的 2.5 倍以上。在 2023 年全国智能预报技术方法交流大赛中，应用该模型预报福建省的短时强降水，TS 评分排名全国第一。

2023 年台风“杜苏芮”给福建带来明显强降水，在其影响期间 (7 月 27~29 日)，利用本文预报模型预报短时强降水，在 1~12 h 预报时效内逐时 TS 均在 28% 以上。尤其是在 1~2 h 预报时效内，TS 评分分别为 60.3% 和 46.9% (表略)。

图 9 分析了 2023 年 7 月 28 日夜间的短时强降水。台风“杜苏芮”西北行深入内陆后，其尾部环流和本体环流分别在福建沿海和西北部山区形成明显强降水 (图略)。从短时强降水实况 (图 9 蓝色点) 分布可见，随着时间推移，福建西北部强降水趋于减弱，而由台风尾部环流造成的沿海强降水一直持续；29 日早晨西南部山区出现分散性局地短时强降水，持续时间不长。分析本文预报模型的预报结果 (图 9 阴影)，预报与实况总体较为一致。模型对于台风尾部环流在沿海地区造成的系统性短时强降水在 1~12 h 预报时效内预报均较好，而对于台风本体环流在西北部山区造成的短时强降水出现一定程度空报现象 (图 9b-d 阴影)；对于西南部山区分散性局地短时强降水出现漏报现象 (图 9i-l 阴影)。总体而言，本文算法对于预报系统性短时强降水具有较好参考意义，尤其是在福建沿海地区的强降水带。

5 结论与讨论

本文利用邻域法挖掘预报地点周边范围内的降水信息，提出基于邻域的短时强降水有无的确定性预报方法，并结合 OTS 法，以自动站降水观测数据、SWAN-QPF 数据、全球和区域模式的降水预报数据作为预报因子，优选可用资料的最优有效邻

域半径和强降水站（格）点数，建立 1~12 h 逐时短时强降水滚动订正预报模型。主要结论如下：

(1) 将气象自动站降水观测数据应用于短时强降水的确定性预报中，可极大提升临近 1~2 h 预报时效的预报准确率。采用预报制作时间前 10 min 实况累计降水量、邻域半径 $R_f=0.5^\circ$ 、 R_f 内选取排名前 5 名 ($N_{top}=5$) 站点的降水量平均值作为预报降水量进行持续性预报，经最优消空阈值订正后，2021 和 2022 年 1h 的 TS 可达 37.5%、32.2%，2h 的 TS 可达 22.2%、19.5%（多模式最优权重集成预报 1 h 的 TS 达 16.2% 和 16.6%、2 h 达 18.0%

和 14.2%）。SWAN-QPF 数据 ($R_f=0.3^\circ$ 、 $N_{top}=15$) 经最优消空阈值订正后，在临近 1~2 h 内预报效果也较好，但不如自动站实况降水数据。

(2) 采用自动站降水观测数据和 SWAN-QPF 数据进行短时强降水预报，在临近 1~2 h 预报时效内预报效果好，随着预报时效的增加，预报准确率明显降低；3~12 h 短时预报仍主要依赖于全球和区域模式最优权重集成预报。以最优权重集成三类数据，在 1~4 h 预报时效内可进一步提升短时强降水预报准确率，2021 和 2022 年 1 h 的 TS 可达 40.5%、36.0%，2 h 的 TS 可达 25.8%、23.1%，

表 4 2023 年 4~9 月福建省短时强降水 1~12 h 逐时预报的 TS 评分

Table 4 The TS of short-time heavy precipitation for 1–12-h forecast lead time at 1-h intervals in Fujian Province from April to September in 2023

	TS评分											
	1 h	2 h	3 h	4 h	5 h	6 h	7 h	8 h	9 h	10 h	11 h	12 h
本文预报模型	42.7%	28.8%	23.1%	20.2%	18.6%	17.8%	19.2%	20.3%	20.0%	18.5%	17.8%	18.0%
国家气象中心指导预报	10.4%	11.3%	10.3%	10.0%	9.8%	9.6%	10.1%	11.0%	10.0%	9.3%	9.4%	9.3%

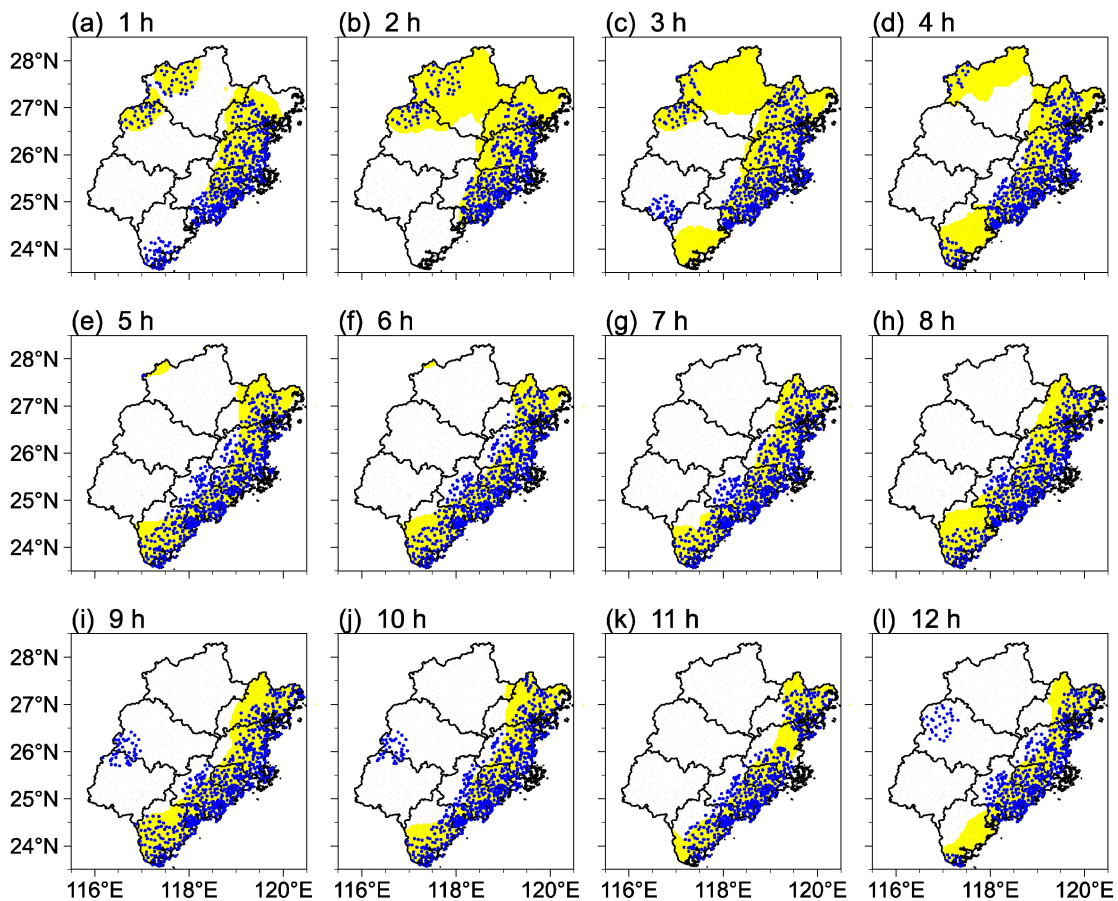


图 9 2023 年 7 月 28 日 20:00 起预报的（观测的）短时强降水落区（黄色阴影：预报的；蓝色点：实况的）。

Fig. 9 The forecasted (yellow shadings) and observed (blue dots) areas of short-time heavy precipitation started from 2000 BJT 28 July 2023.

3 h 的 TS 可达 19.9%、17.2%，4 h 的 TS 可达 18.8%、15.2%。

(3) R_i 和 N_{top} 的变化对短时强降水预报准确率的影响在不同数据中不一样。基于自动站降水观测数据进行短时强降水持续性预报，在 1~2 h 预报时效内， R_i 和 N_{top} 的变化对短时强降水预报准确率影响均较大；采用 SWAN-QPF 数据预报短时强降水，在 1~2 h 预报时效内 R_i 的变化对准确率影响较大， N_{top} 影响不大；而在全球和区域模式预报降水量数据中， R_i 和 N_{top} 的变化对短时强降水预报准确率的影响均没有前两类数据大。这是否和不同类型降水预报数据空间分辨率及它们对降水量预报的空间差异大小有关，还值得进一步探讨。

应用本文预报算法，2023 年 4~9 月福建 1~12 h 预报时效内逐 1 h 预报准确率均在 15% 以上，尤其是前 4 h 内均在 20% 以上，1 h 的 TS 达 42.7%，对预报短时强降水具有较好参考意义。但从预报个例分析中发现，对于系统性短时强降水，预报模型的预报效果较好，而对于局地突发性短时强降水的预报能力还有待进一步提升。

参考文献 (References)

- Ben Bouallègue Z, Theis S E, Gebhardt C. 2013. Enhancing COSMO-DE ensemble forecasts by inexpensive techniques [J]. Meteor. Z., 22(1): 49–59. doi:10.1127/0941-2948/2013/0374
- Bowler N E H, Pierce C E, Seed A. 2004. Development of a precipitation nowcasting algorithm based upon optical flow techniques [J]. J. Hydrol., 288(1–2): 74–91. doi:10.1016/j.jhydrol.2003.11.011
- 陈葆德, 王晓峰, 李泓, 等. 2013. 快速更新同化预报的关键技术综述 [J]. 气象科技进展, 3(2): 29–35. Chen Baode, Wang Xiaofeng, Li Hong, et al. 2013. An overview of the key techniques in rapid refresh assimilation and forecast [J]. Advances in Meteorological Science and Technology (in Chinese), 3(2): 29–35. doi:10.3969/j.issn.2095-1973.2013.02.003
- 陈炯, 郑永光, 张小玲, 等. 2013. 中国暖季短时强降水分布和日变化特征及其与中尺度对流系统日变化关系分析 [J]. 气象学报, 71(3): 367–382. Chen Jiong, Zheng Yongguang, Zhang Xiaoling, et al. 2013. Analysis of the climatological distribution and diurnal variations of the short-duration heavy rain and its relation with diurnal variations of the MCSs over China during the warm season [J]. Acta Meteor. Sinica (in Chinese), 71(3): 367–382. doi:10.11676/qxxb2013.035
- 谌志刚, 张羽, 刘云香, 等. 2017. 基于天气形势分型的珠江三角洲强对流潜势预报方法 [J]. 气象科技, 45(3): 460–468. Chen Zhigang, Zhang Yu, Liu Yunxiang, et al. 2017. Methods for predicting convective weather potential in Pearl River Delta based weather situation classification [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 45(3): 460–468. doi:10.19517/j.1671-6345.20160334
- 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 Conglan, Chen Mingxuan, Wang Jianjie, et al. 2013. Short-term quantitative precipitation forecast experiments based on blending of nowcasting with numerical weather prediction [J]. Acta Meteor. Sinica (in Chinese), 71(3): 397–415. doi:10.11676/qxxb2013.041
- 程丛兰, 陈敏, 陈明轩, 等. 2019. 临近预报的两种高时空分辨率定量降水预报融合算法的对比试验 [J]. 气象学报, 77(4): 701–714. Cheng Conglan, Chen Min, Chen Mingxuan, et al. 2019. Comparative experiments on two high spatiotemporal resolution blending algorithms for quantitative precipitation nowcasting [J]. Acta Meteor. Sinica (in Chinese), 77(4): 701–714. doi:10.11676/qxxb2019.017
- 储海, 孙敏, 刘梦娟, 等. 2023. 长三角地区短时临近融合定量降水预报 [J]. 气象, 49(2): 188–200. Chu Hai, Sun Min, Liu Mengjuan, et al. 2023. Quantitative precipitation forecast by blending radar extrapolation and numerical weather prediction in the Yangtze River Delta region [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 49(2): 188–200. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2022.081001
- Danard M B, Holl M M, Clark J R. 1968. Fields by correlation assembly: A numerical analysis technique [J]. Mon. Wea. Rev., 96(3): 141–149. doi:10.1175/1520-0493(1968)096<0141:fbcaan>2.0.co;2
- Dixon M, Wiener G. 1993. TITAN: Thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting—A radar-based methodology [J]. J. Atmos. Oceanic Technol., 10(6): 785–797. doi:10.1175/1520-0426(1993)010<0785:TITATA>2.0.CO;2
- Doswell III C A, Brooks H E, Maddox R A. 1996. Flash flood forecasting: An ingredients-based methodology [J]. Wea. Forecasting, 11(4): 560–581. doi:10.1175/1520-0434(1996)011<0560:FFFAIB>2.0.CO;2
- 洪伟, 郑玉兰. 2018. 基于 ECMWF 产品福建省前汛期短时强降水预报方法 [J]. 应用气象学报, 29(5): 584–595. Hong Wei, Zheng Yulan. 2018. A method of short-time strong rainfall forecasting during pre-rainy season in Fujian based on ECMWF productions [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 29(5): 584–595. doi:10.11898/1001-7313.20180507
- Ji L Y, Zhi X F, Simmer C, et al. 2020. Multimodel ensemble forecasts of precipitation based on an object-based diagnostic evaluation [J]. Mon. Wea. Rev., 148(6): 2591–2606. doi:10.1175/mwr-d-19-0266.1
- Johnson A, Wang X G, Wang Y M, et al. 2020. Neighborhood- and object-based probabilistic verification of the OU MAP ensemble forecasts during 2017 and 2018 Hazardous Weather Testbeds [J]. Wea. Forecasting, 35(1): 169–191. doi:10.1175/WAF-D-19-0060.1
- Kochasic M C, Gallus Jr W A, Schaffer C J. 2017. Further evaluation of probabilistic convective precipitation forecasts using the QPF-POP neighborhood relationship [J]. Wea. Forecasting, 32(4): 1423–1440. doi:10.1175/WAF-D-16-0227.1
- Laroche S, Zawadzki I. 1995. Retrievals of horizontal winds from single-Doppler clear-air data by methods of cross correlation and

- variational analysis [J]. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 12(4): 721–738. doi:10.1175/1520-0426(1995)012<0721:ROHWFS>2.0.CO;2
- 雷蕾, 孙继松, 王国荣, 等. 2012. 基于中尺度数值模式快速循环系统的强对流天气分类概率预报试验 [J]. *气象学报*, 70(4): 752–765. Lei Lei, Sun Jisong, Wang Guorong, et al. 2012. An experimental study of the summer convective weather categorical probability forecast based on the rapid updated cycle system for the Beijing area (BJ-RUC) [J]. *Acta Meteor. Sinica* (in Chinese), 70(4): 752–765. doi:10.11676/qxxb2012.061
- Li L, Schmid W, Joss J. 1995. Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography [J]. *J. Appl. Meteor.*, 34(6): 1286–1300. doi:10.1175/1520-0450(1995)034<1286:NOMAGO>2.0.CO;2
- 李林, 张子日, 范雪波, 等. 2018. 基于短时强降水特征的北京暴雨蓝色预警指标研究 [J]. *气候与环境研究*, 23(3): 268–274. Li Lin, Zhang Ziyue, Fan Xuebo, et al. 2018. A study on the blue rainstorm warning index based on characteristics of short-period heavy rainfall in Beijing [J]. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 23(3): 268–274. doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2017.17089
- 刘晶, 刘兆旭, 张晋茹, 等. 2022. 东天山哈密地区典型暴雨事件对流触发机制对比分析 [J]. *大气科学*, 46(4): 965–988. Liu Jing, Liu Zhaoxu, Zhang Jinru, et al. 2022. Comparison of convective triggering mechanisms of typical rainstorm events in the Hami area of East Tianshan mountains [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in Chinese), 46(4): 965–988. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2201.21095
- Liu Y, Xi D G, Li Z L, et al. 2015. A new methodology for pixel-quantitative precipitation nowcasting using a pyramid Lucas Kanade optical flow approach [J]. *J. Hydrol.*, 529: 354–364. doi:10.1016/j.jhydrol.2015.07.042
- Maddox R A, Chappell C F, Hoxit L R. 1979. Synoptic and Meso- α scale aspects of flash flood events [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 60(2): 115–123. doi:10.1175/1520-0477-60.2.115
- Mass C F, Ovens D, Westrick K, et al. 2002. Does increasing horizontal resolution produce more skillful forecasts? [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 83(3): 407–430. doi:10.1175/1520-0477(2002)083<0407:DIHRPM>2.3.CO;2
- 潘留杰, 张宏芳, 陈小婷, 等. 2015. 基于邻域法的高分辨率模式降水的预报能力分析 [J]. *热带气象学报*, 31(5): 632–642. Pan Liujie, Zhang Hongfang, Chen Xiaoting, et al. 2015. Neighborhood-based precipitation forecasting capability analysis of high-resolution models [J]. *Journal of Tropical Meteorology* (in Chinese), 31(5): 632–642. doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2015.05.006
- Rinehart R F, Garvey E T. 1978. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar [J]. *Nature*, 273(5660): 287–289. doi:10.1038/273287a0
- Schwartz C S, Kain J S, Weiss S J, et al. 2010. Toward improved convection-allowing ensembles: Model physics sensitivities and optimizing probabilistic guidance with small ensemble membership [J]. *Wea. Forecasting*, 25(1): 263–280. doi:10.1175/2009WAF2222267.1
- Schwartz C S, Romine G S, Sobash R A, et al. 2015. NCAR's experimental real-time convection-allowing ensemble prediction system [J]. *Wea. Forecasting*, 30(6): 1645–1654. doi:10.1175/WAF-D-15-0103.1
- 苏翔, 袁慧玲. 2020. 集合预报统计学后处理技术研究进展 [J]. *气象科技进展*, 10(2): 30–41. Su Xiang, Yuan Huiling. The research progress of ensemble statistical postprocessing methods [J]. *Advances in Meteorological Science and Technology* (in Chinese), 10(2): 30–41. doi:10.3969/j.issn.2095-1973.2020.02.005
- 孙继松. 2017. 短时强降水和暴雨的区别与联系 [J]. *暴雨灾害*, 36(6): 498–506. Sun Jisong. 2017. Differences and relationship between flash heavy rain and heavy rainfall [J]. *Torrential Rain and Disasters* (in Chinese), 36(6): 498–506. doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2017.06.002
- 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): 305–317. Tang Wen yuan, Zheng Yongguang. 2019. Improvement of hourly precipitation forecast using a time-lagged ensemble based on rapid refresh assimilation and forecast [J]. *Meteorological Monthly* (in Chinese), 45(3): 305–317. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2019.03.002
- Theis S E, Hense A, Damrath U. 2005. Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model: A pragmatic approach [J]. *Meteor. Appl.*, 12(3): 257–268. doi:10.1017/S1350482705001763
- Thompson P D. 1977. How to improve accuracy by combining independent forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 105(2): 228–229. doi:10.1175/1520-0493(1977)105<0228:htiabc>2.0.co;2
- 田付友, 郑永光, 张涛, 等. 2015. 短时强降水诊断物理量敏感性的点对面检验 [J]. *应用气象学报*, 26(4): 385–396. Tian Fuyou, Zheng Yongguang, Zhang Tao, et al. 2015. Sensitivity analysis of short-duration heavy rainfall related diagnostic parameters with point-area verification [J]. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 26(4): 385–396. doi:10.11898/1001-7313.20150401
- 危国飞, 刘会军, 吴启树, 等. 2020. 多模式降水分级最优权重集成预报技术 [J]. *应用气象学报*, 31(6): 668–680. Wei Guofei, Liu Huijun, Wu Qishu, et al. 2020. Multi-model consensus forecasting technology with optimal weight for precipitation intensity levels [J]. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 31(6): 668–680. doi:10.11898/1001-7313.20200603
- Wilks D S. 2006. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* [M]. London: Biswas Hope Press, 627pp.
- 吴剑坤, 陈明轩, 秦睿, 等. 2019. 变分回波跟踪算法及其在对流临近预报中的应用试验 [J]. *气象学报*, 77(6): 999–1014. Wu Jiankun, Chen Mingxuan, Qin Rui, et al. 2019. The variational echo tracking method and its application in convective storm nowcasting [J]. *Acta Meteor. Sinica* (in Chinese), 77(6): 999–1014. doi:10.11676/qxxb2019.062
- 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 Qishu, Han Mei, Liu Ming, et al. 2017. A comparison of optimal-score-based correction algorithms of model precipitation prediction [J]. *Journal of Applied Meteorological Science* (in Chinese), 28(3): 306–317. doi:10.11898/1001-7313.20170305
- 吴振玲, 张楠, 徐姝, 等. 2019. 多模式集成分级降水概率及落区预报

- 试验 [J]. 灾害学, 34(4): 100–106. Wu Zhenling, Zhang Nan, Xu Shu, et al. 2019. Multimodal integrated graded precipitation probability and falling area prediction experiments [J]. Journal of Catastrophology (in Chinese), 34(4): 100–106. doi:10.3969/j.issn.1000-811x.2019.04.018
- 吴政谦, 徐海明, 王东海, 等. 2012. 中尺度多模式超级集合预报对 2010 年 6 月 19~20 日中国南方大暴雨过程的分析 [J]. 热带气象学报, 28(5): 653–663. Wu Zhengqian, Xu Haiming, Wang Donghai, et al. 2012. Analysis of a heavy rain process on June 19–20, 2010 in southern China by using a multi-mode mesoscale super-ensemble forecasting system [J]. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 28(5): 653–663. doi:10.3969/j.issn.1004-4965.2012.05.005
- 杨涛, 杨莲梅, 刘凡, 等. 2023. 中国西天山两次短时强降水过程雨滴谱特征研究 [J]. 大气科学, 47(5): 1495–1509. Yang Tao, Yang Lianmei, Liu Fan, et al. 2023. Raindrop size distribution characteristics of two short-term heavy precipitation processes in western Tianshan, China [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 47(5): 1495–1509. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2303.21211
- 张小玲, 余蓉, 杜牧云. 2014. 梅雨锋上短时强降水系统的发展模态 [J]. 大气科学, 38(4): 770–781. Zhang Xiaoling, Yu Rong, Du Muyun. 2014. Evolution pattern of short-time intense precipitation-producing systems associated with Meiyu front [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 38(4): 770–781. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.1401.13249
- 张莹, 袁志勇, 徐春阳, 等. 2011. 短时强降水历史个例查询与潜势预报平台 [J]. 气象科学, 31(S1): 149–154. Zhang Ying, Yuan Zhiyong, Xu Chunyang, et al. 2011. The platform for historical case inquiry and potential trend forecast of the severe short-range precipitation [J]. Journal of the Meteorological Sciences (in Chinese), 31(S1): 149–154. doi:10.3969/j.issn.1009-0827.2011.z1.024
- 赵瑞霞, 代刊, 金荣花, 等. 2020. OTS、MOS 和 OMOS 方法及其优化组合应用于 72 h 内逐 3 h 降水预报的试验分析研究 [J]. 气象, 46(3): 420–428. Zhao Ruixia, Dai Kan, Jin Ronghua, et al. 2020. Comparison of OTS, MOS, OMOS methods and their combinations applied in 3 h precipitation forecasting out to 72 h [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 46(3): 420–428. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2020.03.013
- 赵渊明, 漆梁波. 2021. 短时强降水概率预报的多模式集成技术研究 [J]. 气象, 47(5): 529–538. Zhao Yuanming, Qi Liangbo. 2021. Multi-model integration technology for probabilistic forecasting of short-time severe rainfall [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 47(5): 529–538. doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2021.05.002
- 郑淋淋, 张申尧, 邱学兴, 等. 2023. 大别山对一次冷涡对流的作用分析 [J]. 大气科学, 47(6): 2001–2019. Zheng Linlin, Zhang Shenyan, Qiu Xuexing, et al. 2023. Impacts of the Dabie Mountains on a mesoscale convective system that occurred in the background of the northeast cold vortex [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 47(6): 2001–2019. doi:10.3878/j.issn.1006-9895.2205.21023
- Zhi X F, Qi H X, Bai Y Q, et al. 2012. A comparison of three kinds of multimodel ensemble forecast techniques based on the TIGGE data [J]. Acta Meteor. Sinica, 26(1): 41–51. doi:10.1007/s13351-012-0104-5