



光流融合方法在复杂地形区分钟级降水临近预报中的应用

刘倪 鞠晓雨 温华洋 陆雅君 李江涛

Application of optical-flow fusion in minute-scale precipitation nowcasting over complex terrain

LIU Ni, JU Xiaoyu, WEN Huayang, LU Yajun, LI Jiangtao

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12406/byzh.2025-197>

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

基于光流法雷达外推的2020年长江致洪降水临近预报检验评估

Evaluation of flood-producing rainfall nowcasting based on radar extrapolation with the variational optical flow method in the Yangtze River Basin in 2020

暴雨灾害. 2021, 40(3): 316–325 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.03.010>

偏差订正技术在冬奥会崇礼赛区复杂地形风速预报中的应用

Application of deviation correction technology in wind speed forecasting of complex terrain in Chongli competition area of Winter Olympics

暴雨灾害. 2025, 44(4): 543–553 <https://doi.org/10.12406/byzh.2025-003>

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

Thoughts on application and improvement of deep learning in severe precipitation nowcasting technology

暴雨灾害. 2022, 41(5): 506–514 <https://doi.org/10.12406/byzh.2022-079>

基于深度学习的降水临近预报方法及其在2023年江苏汛期的应用评估

Evaluation of deep learning-based precipitation nowcasting methods during the 2023 flood season in Jiangsu Province

暴雨灾害. 2025, 44(1): 1–8 <https://doi.org/10.12406/byzh.2023-206>

青藏高原东侧复杂地形区极端降水研究进展

A review of the studies on extreme precipitation in the complex terrain region on the eastern side of the Tibetan Plateau

暴雨灾害. 2024, 43(3): 255–265 <https://doi.org/10.12406/byzh.2023-216>

深度学习模型对武汉地区雷达回波临近预报的检验评估

Examination and evaluation of deep learning models for radar echo nowcasting in Wuhan area

暴雨灾害. 2022, 41(4): 458–466 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2022.04.010>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

刘倪,鞠晓雨,温华洋,等. 2026. 光流融合方法在复杂地形区分钟级降水临近预报中的应用[J]. 暴雨灾害, 45(4):479–486. LIU Ni, JU Xiaoyu, WEN Huayang, et al. 2026. Application of optical-flow fusion in minute-scale precipitation nowcasting over complex terrain [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 45(4):479–486 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2025–197

光流融合方法在复杂地形区分钟级降水临近预报中的应用

刘倪^{1, 2}, 鞠晓雨¹, 温华洋¹, 陆雅君¹, 李江涛¹

(1. 淮河流域气象中心, 合肥 230031; 2. 寿县国家气候观象台, 淮南 232242)

摘要: 为提高复杂地形区 0–2 h 降水临近预报精度, 本文融合循环全对场变换 RAFT (Recurrent All-pairs Field Transforms) 光流与经典的 Farneback 稠密光流方法, 并提出“物理–数据双驱动”公里–分钟级光流融合方法 (Fused), 该方法将 RAFT 数据驱动光流场与 Farneback 稠密光流场进行加权融合, 采用四阶龙格–库塔法 (RK4) 四步积分进行高精度平流外推, 并构建残差 AR(2) 模型与 Kalman 误差反馈机制抑制强度漂移, 得到逐 10 min 外推降水场。模型以 2022–2024 年 5–9 月中国区域 5 km 多源融合分析产品为训练样本, 以 2025 年大别山地区 45 次独立降水过程为检验样本, 从强度、空间结构、客体形态三个方面进行评估。结果表明: 在 120 min 预报时效内, Fused 方法的均方根误差为 0.55 mm, 较单独使用 RAFT 方法与 Farneback 方法分别降低 19% 与 34%; 雨区相关系数达 0.51; 基于对象的诊断评估显示, 对象相似度为 0.73, 面积膨胀小于 10%, 质心漂移低于 5 km; 1 h 雨区临界成功指数达 0.42, 2 h 预报仍保持业务可用水平。融合光流场平均绝对散度为 $2.8 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$, 相对误差小于 5%, 满足质量守恒近似要求, 验证了外推雨带在强度演变上的物理合理性以及该降水临近预报的可靠性。

关键词: 复杂地形; 光流融合; RAFT; 分钟级临近预报

中图分类号: P456.9

文献标志码: A

DOI: 10.12406/byzh.2025–197

Application of optical-flow fusion in minute-scale precipitation nowcasting over complex terrain

LIU Ni^{1, 2}, JU Xiaoyu¹, WEN Huayang¹, LU Yajun¹, LI Jiangtao¹

(1. Huaihe River Basin Meteorological Center, Hefei 230031; 2. Shouxian National Climatology Observatory, Huainan 232242)

Abstract: To improve the accuracy of 0–2 h precipitation nowcasting over complex terrain, a kilometer- and minute-scale optical-flow fusion framework (Fused) driven by both physics and data principles is proposed, which integrates the Recurrent All-Pairs Field Transforms (RAFT) optical flow with the classical Farneback dense optical flow. This method performs a weighted fusion of the RAFT data-driven optical flow field and the Farneback dense optical flow field, employs a four-step fourth-order Runge-Kutta (RK4) integration scheme for high-accuracy advection extrapolation, and constructs a residual AR(2) model with Kalman error feedback to suppress intensity drift, thereby generating 10-minute-interval extrapolated precipitation fields. The model is trained on the 5-km multi-source merged precipitation analysis product over China from May to September during 2022–2024, and independently validated against 45 precipitation events in 2025 over the Dabie Mountain region, with evaluations conducted from the perspectives of intensity, spatial structure, and object morphology. Verification results show that, within the 120 min forecast lead time, the Fused method achieves an RMSE of 0.55 mm, representing reductions of 19% and 34% compared with the RAFT and Farneback methods, respectively; the rain-area correlation coefficient reaches 0.51. The object-based diagnostic evaluation reveals an object similarity of 0.73, area expansion below 10%, and centroid displacement less than 5 km. The critical success index (CSI) for 1-h rain areas reaches 0.42, while the 2-h forecast remains operationally usable. The mean absolute divergence of the fused optical flow field is $2.8 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$, with a relative error below 5%, satisfying the mass conservation approximation, which ensures the physical rationality of intensity evolution and the reliability of the nowcast.

收稿日期: 2025–10–07; 定稿日期: 2026–06–20

资助项目: 安徽省气象局创新发展专项 (CXM202403)

第一作者: 刘倪, 主要从事天气预报及预报检验工作。E-mail: jingangxiao@qq.com

通信作者: 鞠晓雨, 主要从事气象服务与应用气象工作。E-mail: 122162686@qq.com

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

Key words: complex terrain; optical-flow fusion; RAFT; minute-scale nowcasting

引 言

0—2 h 短时强降水突发性强、生消迅速,是触发山洪、滑坡与城市内涝的关键因子(邢楠等, 2023; 张博等, 2024; 陈永仁, 2024)。受地形抬升作用影响,山区降水量一般随海拔升高而增大,这类灾害在复杂地形区就更为突出。以大别山核心区域为例,其海拔落差逾 1 500 m,河谷深切、汇流迅速,中小流域对短时强降水的响应极为灵敏。以该区域的佛子岭、磨子潭、白莲崖、响洪甸、梅山、龙河口及花凉亭七座水库为代表的流域(115°—117°E, 30°—32°N),是淠史杭灌区及下游重要城镇防洪与供水安全的关键控制节点(曹子月等, 2017)。在每年的梅雨期,短时强降水频发,该区域是暴雨-山洪-滑坡灾害关键区,因此其短临预报尤为重要。目前短期预报业务主要依赖雷达外推或数值预报更新,雷达外推在 1 h 后误差显著增大(程丛兰等, 2013),而快速更新数值模式 0—2 h 时效内空间分辨率 ≥ 3 km、更新频次 ≥ 1 h,仍难以满足“公里-分钟”级水库调度响应需求(陈明轩等, 2016)。因此,亟需发展兼顾“复杂地形适应、极值稳健、分钟级更新”的短临新技术。

光流法因无需标签、物理意义明确,现已成为短临预报的核心手段,但其在复杂地形区快速演变对流中的适用性仍面临挑战(史小康等, 2022)。曹春燕等(2015)系统介绍了光流法在雷达回波追踪中的原理,但指出经典光流法依赖亮度恒定与运动平滑假设,在山区快速演变对流中易出现“伪移”或“伪散”现象。针对这一问题,田刚等(2021)采用变分光流法构建长江流域雷达外推降水预报产品,检验结果表明,0—3 h 临近降水预报中,10.0 mm 以下量级降水的绝对误差率在 5% 以内,10.0 mm 以上量级的绝对误差率为 6%~11%,且随着降水量级的增大,平均绝对误差、平均绝对误差率、均方根误差均逐渐增大。此后,吴奕霄等(2023)利用 Farneback 光流法进行雷达回波追踪,结果表明该方法估算的位移场空间分辨率为 1 km,精度优于雷达回波相关追踪法 TREC (Tracking Radar Echoes by Correlation),能清晰刻画出风场中的辐合辐散结构。然而,上述光流改进方案仍未能完全克服传统线性外推的固有缺陷,例如因一阶截断与插值平滑,相位-强度误差随积分步长产生指数累积,1 h 后漂移显著(庄潇然等, 2023)。

近年来,“物理-数据双驱动”思路兴起,该方法将数值模式或物理约束嵌入深度学习,可在小样本下提升外推稳定性(郭瀚阳等, 2019; 杨绚等, 2022; 庄

潇然等, 2023)。然而,现有研究多基于平坦沿海雷达拼图,地形梯度造成的波束遮挡、回波折叠等问题仍未解决(黄兴友等, 2018; 马雷, 2018; 袁凯, 2022)。张蕾等(2014)指出,光流法缺乏对“光流散度”的显式约束,导致外推场在强对流区常出现非物理源汇项,进一步加剧强度漂移。Teed 和 Deng (2020)提出的 RAFT (Recurrent All-pairs Field Transforms) 光流算法首次将光流估计彻底重构为端到端可训练的“迭代优化”范式,通过一次性构建全对相关体积,在固定 1/8 分辨率下利用 Conv-GRU 循环查询全局匹配信息,逐步输出流增量并更新隐藏状态,无需多尺度金字塔即可在单次训练后稳健处理大位移、遮挡及复杂形变,实现精度与泛化能力的显著提升。但该算法作为纯数据驱动方案,其光流场缺乏物理约束,且未在复杂地形区下开展分钟级降水预报进行验证。

针对上述问题与不足,本文提出“物理-数据双驱动”的公里-分钟级光流融合方法 (Fused),通过融合 RAFT 光流与 Farneback 光流的优势,生成兼具运动细节捕捉能力与流场稳定性的降水运动矢量场,提升复杂地形区 0—2 h 降水外推精度。该方法由四个模块构成:(1) 采用 RAFT 深度学习模型提供数据驱动的高精度初始位移场;(2) 利用 Farneback 稠密光流法提供稳定的稠密流场;(3) 将二者进行线性加权融合;(4) 采用 RK4 (Four-order Runge-Kutta integration) 四步积分方案进行降水场平流外推,同时以残差 AR(2) (Autoregressive model of order 2) 模型与 Kalman 误差反馈机制订正强度漂移。驱动数据方面,本文以 ART-V1.1 融合降水产品 (China regional 5 km multi-source merged analysis product version 1.1) 直接驱动光流模型,减少雷达反射率-雨量转换的经验性不确定性,实现 10 min 更新、5 km 空间分辨率的 0—2 h 降水外推。方法评估方面,本文计算融合光流场的散度并构建“散度-强度联合分布”以验证其质量守恒性;基于 2025 年大别山地区 45 次降水过程进行独立检验,从强度、空间结构、客体形态三个维度系统评估预报性能,验证业务可行性,以期复杂地形区分钟级降水临近预报提供参考。

1 研究区域与资料介绍

1.1 研究区域

选取大别山核心区七座大型水库集水区(115°—117°E, 30°—32°N)作为研究区域,其总面积约 3.9×10^4 km²,该区域最高点约 1 777 m,与谷底相对高差

>1 500 m, 坡度>5°区域占 51.3%, 总库容 $4.5 \times 10^9 \text{ m}^3$, 属北亚热带湿润季风气候, 平均年降水量 1 200~1 600 mm, 75%—85% 降水集中于 5—9 月; 6 月下旬至 7 月上旬为典型梅雨期, 短时强降水频发, 是大别山地区暴雨诱发山洪及滑坡灾害的高发期。

1.2 资料介绍

采用国家气象信息中心研制的“中国区域 5 km 多源融合降水产品 (ART-V1.1)”来获得高精度且时空连续的网格化降水。该产品分辨率为 5 km, 集成自动站、雷达、FY 卫星及数值模式等多源信息, 通过概率密度匹配、贝叶斯模型平均与最优插值生成, 产品时效 10 min, 覆盖 (70°—140°E, 0°—60°N)。本文选取 2022—2024 年 5—9 月研究区域共 109 次降水过程用于训练, 筛选标准为: 区域内平均降水强度 $\geq 0.1 \text{ mm} \cdot (10 \text{ min})^{-1}$ 且持续 $\geq 120 \text{ min}$, 以 2025 年 5—9 月 45 次过程 (筛选标准与训练样本一致) 独立样本, 对模型进行检验, 确保与训练时段无重叠。

2 研究方法

为构建复杂地形区公里-分钟级降水光流融合临近预报方法, 本文从运动场估计、平流外推与误差修正、检验评估三个层面展开研究, 在整体预报流程的基础上分别介绍并行光流融合策略、RK4 高精度平流外推方法以及残差 AR(2) 误差反馈机制, 并从物

理一致性和 MODE 对象检验两个维度定量评估预报方法。

2.1 预报试验流程设计

为实现公里-分钟级的高精度降水临近预报, 本文构建了一套“物理-数据双驱动”的集成预报流程 (图 1), 该流程并非方法的简单堆砌, 而是物理约束与数据学习的协同, 旨在同时捕捉降水系统的运动规律与强度演变。其核心步骤包括: 首先, 基于 10 min 更新的 ART-V1.1 融合降水产品生成高时空分辨率的初始场; 其次, 利用当前时次 (t_0) 与前一时次 (t_{-1}) 的观测场, 融合运行循环全对场变换 (RAFT) 与 Farneback 光流, 线性权重 $\alpha=0.5$, 优化生成 5 km 运动场。使用连续两个时次的的数据, 以获取更稳定、准确的瞬时运动向量。然后, 采用四阶龙格-库塔积分法 (RK4, $4 \times 2.5 \text{ min}$, $\text{CFL} \leq 1$, Courant-Friedrichs-Lewy) 完成 10 min 外推, 输出融合外推场, 同时引入相位-生消分解残差模型 (AR2) 在线估计强度漂移, 结合前一帧观测-预报作为误差校正机制, 实现闭环修正, 抑制预报偏差的累积; 最后, 通过对象化检验方法, 提取面积、轴角、长宽比、质心等特征, 定量评估预报场的结构相似性和保持能力。整个系统以 10 min 为周期滚动更新, 最终输出 0—2 h、时空分辨率分别为 10 min、5 km 的降水外推产品。

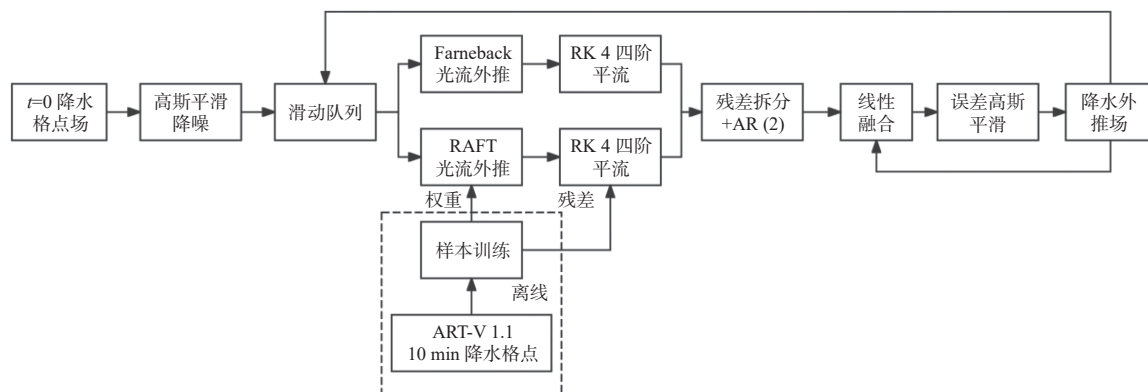


图 1 基于光流融合法的降水临近预报流程框图

Fig. 1 Flowchart of the rain nowcasting process based on the optical flow fusion method

2.2 并行光流估计与融合

为克服单一运动场估计方法在复杂降水系统中的局限性, 本文创新采用并行光流融合策略, 将传统方法的稳定性与深度学习模型对复杂运动的较强识别能力相结合。具体而言, 采用并行运行 OpenCV (Open Source Computer Vision Library) 中的 Farneback 稠密光流法 (3 层金字塔、窗口 15×15 、多项式阶数 5、迭代 3 次) 与 RAFT 深度学习模型 (预训练权重, 输入尺寸 40×40 , 输出 5 km 流场)。前者基于多项式

展开, 对连续渐变运动有良好估计; 后者通过卷积网络提取特征, 能更好地捕捉非线性运动模式。

对同一时次两种流场线性输出, 采用线性加权进行融合

$$V_{\text{fused}} = \alpha V_{\text{RAFT}} + (1 - \alpha) V_{\text{Farneback}}, \alpha = 0.5 \quad (1)$$

其中, 权重 α 通过 2022—2024 年 109 次过程敏感性试验确定。结果表明, 当 $\alpha=0.5$ 时, 融合运动场在预报实验中的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)

最低,且临界成功指数 (Critical Success Index, CSI) 接近峰值 (图 2), 继续增大 α 所带来的性能提升小于 <0.01 , 因此选定 0.5 为最优权重。该融合方法有效提升了系统在多种天气形势下运动场估计的鲁棒性。

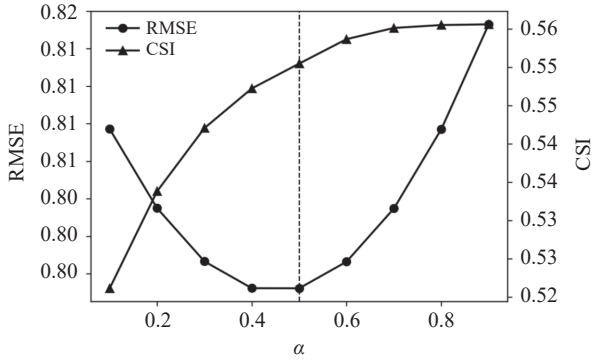


图 2 不同融合权重 (α) 下降降水临近预报误差的演变

Fig. 2 Evolution of precipitation nowcast errors with varying fusion weights (α)

2.3 RK4 平流外推

降水系统的移动是一个连续的平流过程,使用简单的一阶欧拉法进行外推会引入显著的相位误差和数值耗散。为保证外推过程的数值稳定性与高精度,本文采用 RK4 方法进行粒子轨迹追踪 (Williamson, 1980)。该方法将 10 min 的外推时长拆分为 4 个 2.5 min 子步长 (即 $\Delta t=600$ s), 通过在每个子步长内四次采样融合光流场,对任意格点 (x,y) 的位置进行迭代更新

$$\begin{aligned} x^{t+\Delta t} &= x' + \frac{\Delta t}{6} (k_{1x} + 2k_{2x} + 2k_{3x} + k_{4x}), \\ y^{t+\Delta t} &= y' + \frac{\Delta t}{6} (k_{1y} + 2k_{2y} + 2k_{3y} + k_{4y}) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $k_{1x} \sim k_{4x}$ 及 $k_{1y} \sim k_{4y}$ 分别为 x 、 y 方向四个子步长的中间流速,按 1:2:2:1 加权平均,得到该子步长的最优流速估计。

此设计使得整个外推过程满足慢速 CFL 条件 (CFL 数 ≤ 1), 即计算时间步长足够小,以确保数值解的依赖域包含物理扰动的传播域,这是收敛的必要条件,从而有效捕获降水系统的移动。同时, RK4 法相比欧拉法具有更高的截断误差阶数,显著减小了累积相位误差,使预报的雨带位置更为准确。边界处理上,采用复制填充法 (Neumann 边界条件) 以最小化边界效应。

2.4 残差 AR(2) 与误差反馈

研究表明,外推预报中常见强度系统性漂移 (Liu et al., 2024), 为抑制该情况,并避免对随机波动进行过度修正,进一步研究设计了一套基于误差分解的实时反馈机制。该机制的核心思想是:将观测与预

报之间的残差,根据其物理成因分解为不同的分量,并分别进行处理。

首先,将观测残差分解为位移分量 (由快速傅里叶变换相位相关法估计) 与生消分量 (由局地生长率掩膜识别),随后仅对表征系统性移动的位移分量执行二阶自回归 (庄潇然等, 2023; Zhu et al., 2025), 其模型为

$$\hat{\varepsilon}_{t+1} = \beta_1 \varepsilon_t + \beta_2 \varepsilon_{t-1} \quad (3)$$

式中, $\hat{\varepsilon}_{t+1}$ 为 $t+1$ 时刻的位移分量残差预测值, ε_t 为 t 时刻 (当前时次) 的位移分量残差, ε_{t-1} 为 $t-1$ 时刻 (上一时次) 的位移分量残差, β_1 、 β_2 为过去 6 个时次残差序列拟合的自回归系数。

该模型能够依据过去 6 个时次 (60min) 的残差序列,对未来趋势做出最优线性估计。与此同时,对于表征对流快速发展的生消分量,则保留其最新观测值,并施加一个 $\gamma=0.05 \text{ min}^{-1}$ 的物理约束性生长率上限,以防止非物理爆发式增长。最终,前一帧观测-预报误差经 3×3 高斯平滑 (标准差 $\sigma=0.5$) 后,通过卡尔曼 (Kalman) 增益进行加权,实现对预报场的闭环修正。为验证此平滑操作的必要性,进一步进行了消融实验,在相同测试集上,比较了保留与移除高斯平滑两种设置下的性能。结果显示,移除平滑后,120 min 预报的 RMSE 平均增大约 8%,且 CSI 在短时效 (<60 min) 内波动增大。这表明,适度的平滑有效抑制了由残差场中高频噪声引起的非物理扰动,提升了方法的数值稳定性,其带来的收益远大于可能损失的微小尺度信号。此方法能将高频能量增量控制在 5% 以内,在提升预报准确性的同时确保了数值稳定性。

2.5 物理一致性检验

光流法估计的运动场本质上是图像亮度的视觉表现运动,未必完全符合大气运动的物理规律。因此,在将融合光流场用于平流外推前,必须评估其物理合理性。质量守恒是大气运动的基本约束之一,若运动场存在非物理的源汇项,外推过程中将产生虚假的强度漂移。散度是衡量运动场质量守恒性的直接指标,对于不可压缩近似下的二维水平流场,散度为零意味着无辐散无辐合,即满足质量守恒。为此,采用二阶中心差分格式 (Krishnamurti and Bounoua, 1996) 计算融合光流场在每个格点的散度

$$\nabla \cdot \mathbf{V}_{\text{fused}}(i, j) = \frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2\Delta x} + \frac{v_{i,j+1} - v_{i,j-1}}{2\Delta y} \quad (4)$$

式中 u 、 v 分别为融合光流在 x 、 y 方向的速度分量,其单位为 $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$, $\Delta x=\Delta y=0.05^\circ \approx 5 \text{ km}$ 为网格距。

构建“降水强度-散度”联合样本 (图 3), 对 45 个

时次全部样本的融合光流场进行散度统计,平均绝对散度为 $2.8 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$, 95%分位为 $7.46 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$; $10 \text{ mm} \cdot (10 \text{ min})^{-1}$ 以上强降水区的平均绝对散度为 $4.11 \times 10^{-5} \text{ s}^{-1}$ 。散度-强度联合分布显示,随雨强增

大,散度略有上升,但始终维持在 10^{-5} s^{-1} 量级,不足典型对流散度 ($\sim 10^{-3} \text{ s}^{-1}$) 的 5%,相对误差小于 5%,符合物理一致性,满足质量守恒近似,为后续的平流外推提供了可靠的动力场。

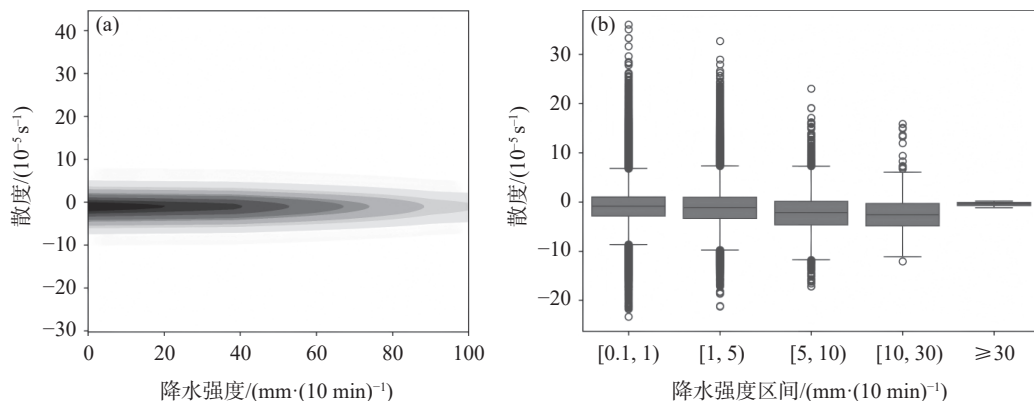


图3 降水强度-散度联合分布的二维密度图 (a) 以及按强度分档的箱线图 (b)

Fig. 3 Joint distribution of (a) rain intensity versus divergence 2-D density and (b) boxplot by intensity bins

2.6 MODE 对象检验

传统的点对点检验指标 (如 RMSE、CSI) 难以全面反映降水预报场在形态与结构上的准确性。为定量评估本文方法对雨带结构特征的保持能力,采用对象化检验方法 (Method for Object-based Diagnostic Evaluation, MODE) (Davis et al., 2006)。检验阈值设定 $0.1 \text{ mm} \cdot (10 \text{ min})^{-1}$, 该值略低于短临预警业务阈值 ($1 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$), 以提高对弱降水及初生对流对象的识别灵敏度。

首先使用卷积-阈值法识别出连通的降水对象,并剔除面积小于 4 个格点的琐碎对象以降低噪声干扰。随后,从每个对象中提取面积、轴角、长宽比、质心经度、质心纬度及相似度这六个维度的特征。这组特征能够综合描述降水对象的空间尺度、走向、形态、位置及其与实况的匹配程度 (孔德璇, 2023)。通过对比预报与观测对象在这些特征上的差异,即可量化评估预报系统在再现降水系统宏观结构方面的性能,这对于降水临近预报的实际应用至关重要。

3 检验结果分析

Fused 方法引入了 RK4 四阶平流外推、残差 AR(2) 模型与误差反馈机制,旨在能够提升降水外推的精度、结构保持能力与形状保真度。为系统评估 Fused 方法在复杂地形区 0—2 h 降水临近预报中的性能,本文对 2025 年 5—9 月 45 次独立降水过程,从强度、空间结构和客体形态三个方面对 Farneback、RAFT 与 Fused 三种方法进行对比检验。强度误差以 RMSE 为核心指标,评价预报场的整体数值精度;

空间结构以雨区空间相关系数(CC)衡量预报场对雨带空间分布的保持能力;客体形态则基于 MODE 检验方法,从面积、主轴角度、长宽比、质心经纬度和对象相似度(SIM)方面,逐对象评估雨带的形状保真度。对三种方法在各预报时效的检验指标,采用 Friedman 非参数检验判别方法间总体差异,并以 Nemenyi 多重比较检验两两差异的显著性。

3.1 强度误差

降水外推的数值精度直接影响业务应用的可靠性,而 RMSE 是衡量预报场与实况场整体偏差的核心指标。图 4 给出 Farneback、RAFT 与 Fused 三种方法在各预报时效的 RMSE 演变。可见,随预报时间延长,三者的 RMSE 均单调递增,符合降水外推误差累积规律;其中 Fused 方法增长最缓,120 min 时 RMSE 为 0.55 mm,比 RAFT 和 Farneback 分别下降 19% 与 34%,这一差异通过了显著性检验 ($p < 0.01$)

对三种方法在 0—120 min 全部预报时效的 RMSE 序列进行 Friedman 非参数检验 (一种用于检验多个匹配组间差异的统计方法) (Janez, 2006),得出 $\chi^2 = 11551.96$, $p < 0.001$,表明三者之间总体差异显著;Nemenyi 多重比较 (Friedman 检验的事后检验方法) (Janez, 2006) 显示,Fused 与 RAFT、Farneback 之间均存在显著差异 ($p < 0.05$),而 RAFT 与 Farneback 之间差异不显著。在 CSI 结果方面,以 $0.1 \text{ mm} \cdot (10 \text{ min})^{-1}$ 为判定雨区的阈值 (对应约 $0.6 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$),Fused 方法 1 h 雨区 CSI 为 0.42,显著高于 RAFT (0.35) 和 Farneback (0.28) 方法,且在 2 h 预报时仍保持在 0.30 的业务可用水平之上 (方巍等, 2023)。综上,Fused 方法可有

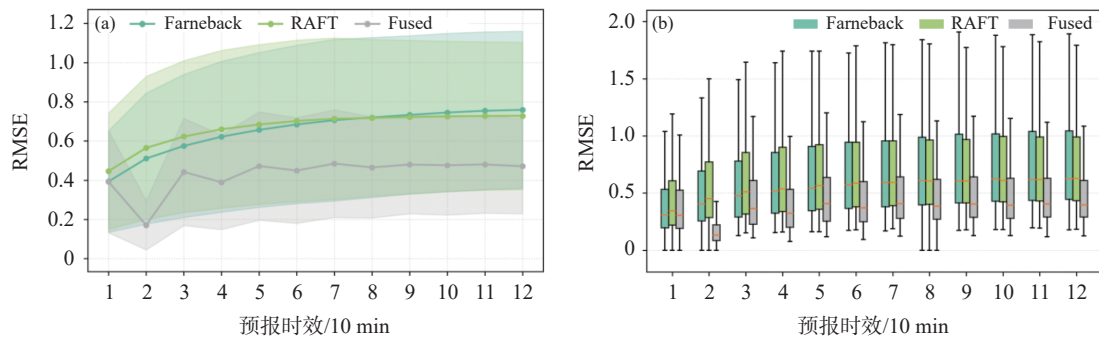


图 4 Farneback、RAFT 和 Fused 方法 RMSE 随预报时效变化折线图 (a) 以及箱线图 (b)(其中, 图 a 中的填色为置信区间范围)
Fig. 4 Line chart (a) and boxplot (b) of RMSE versus forecast lead time for the Farneback, RAFT and Fused methods (especially, where the shading in fig a denotes the confidence interval)

效抑制误差积累, 提高复杂地形区分钟级降水外推精度。

3.2 空间结构

降水预报的空间准确性不仅取决于数值偏差大小, 还取决于预报场能否正确再现雨带的空间分布形态, CC 从格点空间相关性角度衡量这一能力。图 5 为三方法 CC 随预报时效变化的折线图以及箱线图。从中可见, Fused 方法在各预报时效的空间相关系数 (CC) 均高于 Farneback 与 RAFT 方法, 120 min 时 CC 仍达 0.51, 衰减最缓, 差异具有统计学显著性 ($p < 0.01$)。Friedman 非参数检验得出 $\chi^2 = 12\ 258.09$, $p < 0.001$, 表明三方法整体差异显著; Nemenyi 多重比较结果显示 Fused 与 Farneback、RAFT 之间均存在显

著差异 ($p < 0.05$), 而 Farneback 与 RAFT 之间差异不显著。综上, Fused 方法在保持回波空间结构方面具有明显优势, 有助于提升复杂地形区分钟级降水外推的空间准确性。

3.3 客体形态

格点级指标尚不足以全面反映预报对雨带几何形态的保持能力。为量化预报雨带的客体形态, 按照 MODE 检验方法, 计算 Farneback、RAFT 与 Fused 三方法的面积、主轴角度、长宽比、质心经纬度和 SIM 值, 评估预报雨带的结构保真度。图 6 给出 Farneback、RAFT 与 Fused 三方法 0–120 min SIM 演变。三者 SIM 随时间单调递减, 符合回波形态逐渐失真的规律。Fused 方法 120 min 时 SIM 达 0.80, 较

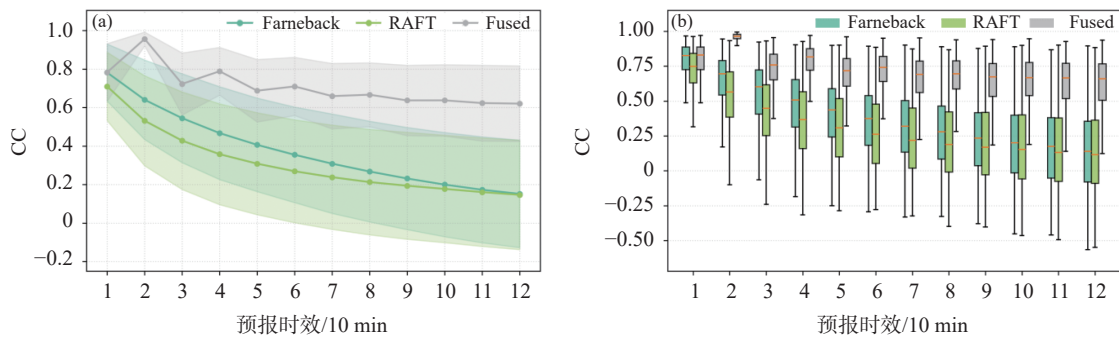


图 5 同图 4, 但为相关系数 CC

Fig. 5 Same as Fig. 4, but for correlation

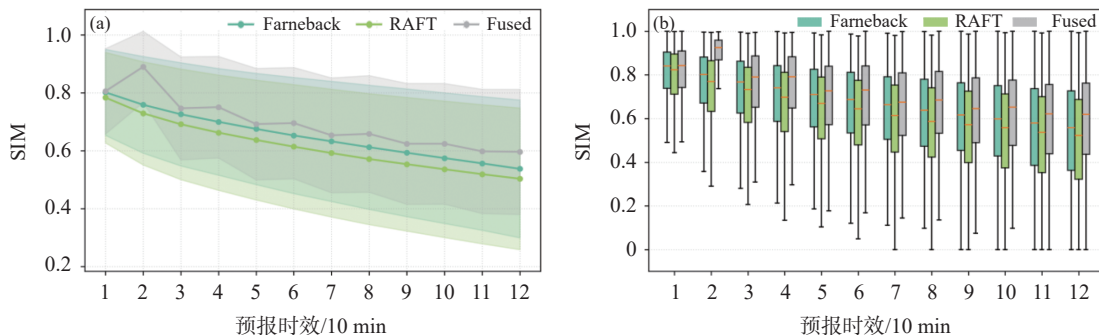


图 6 同图 4, 但为相似度 SIM

Fig. 6 Same as Fig. 4, but for SIM

RAFT (~0.71) 与 Farneback (~0.63) 分别提高 13% 与 27%; 面积膨胀率 <10%, 质心偏移 <5 km ($p < 0.01$)。SIM 曲线全程居上且衰减最缓, 表明其对回波客体形态保持能力最优。

Friedman 检验显示 Fused 平均秩 2.449, 显著优于 RAFT (1.504) 与 Farneback (2.047) ($\chi^2 = 4\,563.34$, $p < 0.001$), Nemenyi 多重比较证实 Fused 与另两方法差异均达显著水平 ($p < 0.05$), 而 RAFT 与 Farneback 间差异不显著。综上, Fused 方法在面积、轴角、质心位移等多维形态指标上均表现最佳, 可为复杂地形区回波结构追踪提供可靠支撑。

4 结论与讨论

本文面向复杂地形区 0—2 h 高影响降水临近预报需求, 构建了一套“物理-数据双驱动”的公里-分钟级光流融合预报方法。该方法以 ART-V1.1 融合降水产品直接驱动, 规避了雷达-雨量转换不确定性, 同时整合 RAFT 与 Farneback 光流优势, 引入 RK4 四阶平流外推、残差 AR(2) 模型与误差反馈机制, 提升了降水外推的精度、结构保持能力与形状保真度。基于 2025 年 45 次降水过程进行独立检验, 系统评估预报效果, 得到主要结论如下:

(1) 通过将 RAFT 与 Farneback 并行融合, 结合 RK4 四步积分 (4×2.5 min, $CFL \leq 1$) 与相位-生消分解的残差 AR(2) 模型, 构建 10 min 更新、 $0.05^\circ \cdot (10\text{ min})^{-1}$ 分辨率的 0—2 h 降水临近预报模式。独立检验表明, 该模式在 120 min 预报时效下, RMSE 降至 0.55 mm, 较 RAFT 与 Farneback 分别降低 19% 与 34%, 保持回波空间结构方面具有明显优势。

(2) Fused 方法在 120 min 时效下 RMSE、CC 与 SIM 均显著提升, 验证了“融合实况即输入”在分钟级临近预报中的可行性与时效优势。

(3) Fused 方法对雨区面积膨胀、长宽比畸变与质心漂移的抑制效果最显著 ($\chi^2 = 4\,563.34$, $p < 0.001$)。120 min 对象相似度达 0.73, 较 RAFT 提升 12%, 较 Farneback 提升 26%, 显著优于单一算法, 可有效控制强度漂移并最大限度保持回波结构, 为复杂地形下回波形态—位置追踪提供了可靠算法支撑。

(4) 以 $0.1\text{ mm} \cdot (10\text{ min})^{-1}$ 为阈值识别雨区, Fused 方法 1 h 雨区 CSI 达 0.42, 2 h 仍维持业务可用水平。结合面积误差 <10%、质心偏差 <5 km, 表明该方法具备良好的可解释性与业务落地潜力, 适用于山洪、城市内涝等灾害链的分钟级预警需求。

本文融合传统与深度学习光流方法, 有效改进了复杂地形下降水系统运动轨迹与强度演变的预

报, 在提升降水落区及强度预报精度的同时, 有效增强了对降水空间结构的保持能力, 为复杂地形区分钟级临近预报提供了可复制、可扩展的技术参考。然而, 光流法本质上是基于运动一致性的外推, 对无历史轨迹可循的对流初生过程仍缺乏有效的捕捉能力。未来, 可进一步结合卫星、雷达以及大气不稳定参数等输入, 将对流初生识别算法与本光流外推模型进行耦合, 并与端到端时空序列模型进行系统对比, 以更全面地评估不同技术路线在复杂地形下的适用性与优劣。

参考文献 (References):

- 曹春燕, 陈元昭, 刘东华, 等. 2015. 光流法及其在临近预报中的应用[J]. *气象学报*, 73(3): 471–480. Cao C Y, Chen Y S, Liu D H, et al. 2015. The optical flow method and its application to nowcasting [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 73(3): 471–480 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2015.034
- 曹子月, 姚成, 李致家, 等. 2017. 基于 DEM 的大别-皖南山区平均洪峰滞时定量分析[J]. *湖泊科学*, 29(3): 765–774. Cao Z Y, Yao C, Li Z J, et al. 2017. DEM-based quantitative analysis of average peak time lag of Dabie-South Anhui mountain area [J]. *Journal of Lake Sciences*, 29(3): 765–774 (in Chinese). doi:10.18307/2017.0326
- 陈明轩, 肖现, 高峰, 等. 2016. 基于雷达四维变分分析系统的强对流高分辨率模拟个例分析和批量检验[J]. *气象学报*, 74(3): 421–441. Chen M X, Xiao X, Gao F, et al. 2016. A case study and batch verification on high resolution numerical simulations of severe convective events using an analysis system based on rapid-refresh 4-D variational radar data assimilation [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 74(3): 421–441 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2016.031
- 陈永仁. 2024. 四川极端性暴雨的研究进展及新认识[J]. *高原山地气象研究*, 44(1): 1–9. Chen Y R. 2024. Research progress and new understanding of extreme rainstorms in Sichuan [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 44(1): 1–9. (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184.2024.01.001
- 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 forecast experiments based on blending of nowcasting with numerical weather prediction [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 71(3): 397–415 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2013.041
- 方巍, 沈亮, 邹立尧, 等. 2023. 基于 GCA-ConvLSTM 预测网格的短临降水雷达回波外推方法[J]. *暴雨灾害*, 42(4): 427–436. Fang W, Shen L, Zou L Y, et al. 2023. Extrapolation method of precipitation nowcasting radar echo based on GCA-ConvLSTM prediction network [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 42(4): 427–436 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2021-245
- 郭瀚阳, 陈明轩, 韩雷, 等. 2019. 基于深度学习的强对流高分辨率临近预报试验[J]. *气象学报*, 77(4): 715–727. Guo H Y, Chen M X, Han L, et al. 2019. High resolution nowcasting experiment of severe convections based on deep learning [J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 77(4): 715–727. (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2019.036
- 黄兴友, 王捷, 刘俊杰, 等. 2018. 基于模糊逻辑的地物回波识别方法及效

- 果检验[J].*热带气象学报*,34(3):305–313. Huang X Y, Wang J, Liu J J, et al. 2018. The algorithm and verification of ground clutter identification based on fuzzy logic [J]. *Journal of tropical meteorology*, 34(3):305–313 (in Chinese). doi:10.16032/j.issn.1004-4965.2018.03.005
- 孔德璇.2023.基于深度学习的贵州地区分钟级临近降水预报研究[D]. 南京:南京信息工程大学. Kong D X. 2023. Study in minute-level near-term precipitation forecasting in Guizhou based on deep learning [D]. Nanjing:Nanjing University of Information Science & Technology (in Chinese)
- 马雷.2018.双偏振雷达反射率因子数据质量控制及在拼图中的应用[D]. 南京:南京信息工程大学. Ma L. 2018. Data quality control for weather radar reflectivity factor and its application in regional radar composite [D]. Nanjing:Nanjing University of Information Science & Technology (in Chinese)
- 史小康,程文聪,张文军,等.2022.基于 FY-4 红外资料和光流法的不同空间尺度云团的外推可预报性研究[J].*气象*,48(9):1101–1112. Shi X K, Cheng W C, Zhang W J, et al. 2022. Study on extrapolation predictability of cloud clusters in different space scales based on FY-4 infrared data and optical flow method [J]. *Meteorological Monthly*, 48(9):1101–1112 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2022.113001
- 田刚,陈良华,魏凡,等.2021.基于光流法雷达外推的 2020 年长江致洪降水临近预报检验评估[J].*暴雨灾害*,40(3):316–325. Tian G, Chen L H, Wei F, et al. 2021. Evaluation of flood-producing rainfall nowcasting based on radar extrapolation with the variational optical flow method in the Yangtze River Basin in 2020 [J]. *Torrential Rain and Disasters*,40(3):316–325 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2021.03.010
- 吴奕霄,李劲,项瑛,等.2023. Farneback 光流法在雷达回波追踪中的应用[J].*气象科学*,43(4):515–522. Wu Y X, Li J, Xiang Y, et al. 2023. Application of Farneback optical flow method in radar echo tracking [J]. *Journal of the Meteorological Sciences*,43(4):515–522 (in Chinese). doi:10.12306/2023jms.0039
- 邢楠,仲跻芹,雷蕾,等.2023.基于 CMA-BJ 的北京地区短时强降水预报试验[J].*应用气象学报*,34(6):641–654. Xing N, Zhong J Q, Lei L, et al. 2023. A probabilistic forecast experiment of short-duration heavy rainfall in Beijing based on CMA-BJ [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*,34(6):641–654 (in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20230306001
- 杨绚,代刊,朱跃建.2022.深度学习技术在智能网格天气预报中的应用进展与挑战[J].*气象学报*,80(5):649–667. Yang X, Dai K, Zhu J J. 2022. Progress and challenges of deep learning techniques in intelligent grid weather forecasting [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,80(5):649–667 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2022.051
- 袁凯,庞晶,李武阶,等.2022.深度学习模型对武汉地区雷达回波临近预报的检验评估[J].*暴雨灾害*,41(4):458–466. Yuan K, Pang J, Li W J, et al. 2022. Examination and evaluation of deep learning models for radar echo nowcasting in Wuhan area [J]. *Torrential Rain and Disasters*,41(4):458–466 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2022.04.010
- 张博,张芳华,李晓兰,等.2024. "23·7"华北特大暴雨数值预报检验评估[J].*应用气象学报*,35(1):17–32. Zhang B, Zhang F H, Li X L, et al. 2024. Verification and assessment of "23·7" severe rainstorm numerical prediction in north China [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*,35(1):17–32(in Chinese). doi:10.11898/1001-7313.20240102002
- 张蕾,魏鸣,李南,等.2014.改进的光流法在回波外推预报中的应用[J].*科学技术与工程*,14(32):133–137. Zhang L, Wei M, Li N, et al. 2014. The compatibility of astragalus membranaceus and salvia miltiorrhiza extract control preliminary study of lipid metabolism in rats [J]. *Science Technology and Engineering*,14(32):133–137 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1671-1815.2014.32.024
- 庄潇然,郑玉,王亚强,等.2023.基于深度学习的融合降水临近预报方法及其在中国东部地区的应用研究[J].*气象学报*,81(2):286–303. Zhuang X R, Zheng Y, Wang Y Q, et al. 2023. A deep learning-based precipitation nowcast model and its application over East China [J]. *Acta Meteorologica Sinica*,81(2): 286–303 (in Chinese). doi:10.11676/qxxb2023.035
- Davis C A, Brown B G, Bullock R. 2006. Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: Methodology and application to mesoscale rain areas[J]. *Monthly Weather Review*,134(6):1772–1784. doi:10.1175/MWR3145.1
- Janez D. 2006. Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets [J]. *Journal of Machine Learning Research*,7:1–30. doi:10.5555/1248547.1248548
- Krishnamurti T N, Bounoua L. 1996. An Introduction to Numerical Weather Prediction Techniques [M]. Boca Raton: CRC Press
- Liu J, Qian X, Peng L, et al. 2024. TEDR: A spatiotemporal attention radar extrapolation network constrained by optical flow and distribution correction [J]. *Atmospheric Research*:311. doi:10.1016/j.atmosres.2024.107702
- Teed Z, Deng J. 2020. Recurrent all-pairs field transforms for optical flow [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Lecture Notes in Computer Science,12347:402–419. doi:10.1007/978-3-030-58536-5_24
- Williamson J H. 1980. Low-storage Runge-Kutta schemes[J].*Journal of Computational Physics*, 35(1): 48–56. doi:10.1016/0021-9991(80)90033-9
- Zhu W, Lu Z, Zhang Y, et al. 2025. A differential transformer-based hybrid deep learning model for radar echo extrapolation [J]. *Remote Sensing*,17(1976):1–30. doi:10.3390/rs17121976

(责任编辑 闵爱荣)