

基于雷暴演变特征的强降水外推订正技术*

罗辉^{1,2} 苟阿宁^{3,4} 杨康权^{2,5,6} 肖递祥¹ 张武龙¹ 郭云云¹

1 四川省气象台, 成都 610072

2 高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室, 成都 610213

3 武汉市气象局, 武汉 430040

4 武汉东湖新技术开发区气象局, 武汉 430205

5 中国气象科学研究院青藏高原气象研究院, 北京 100081

6 中国气象局成都高原气象研究所, 成都 610213

摘要: 针对现有雷达降水外推技术对雷暴发展演变刻画不足, 导致强降水预报存在较大偏差的问题, 提出了一种融合雷暴演变特征的强降水外推订正技术。在风暴识别 (SCIT) 算法的基础上, 针对不同雷暴, 结合回波强梯度区、新生单体、回波面积变化等关键因子构建雷暴发展趋势判别模型 (P 值), 利用反射率因子、光流矢量与动态 $Z-I$ 关系, 实现对强降水外推过程的演变约束与订正。2025 年主汛期的检验表明: 在 0~1 h 预报中, 订正产品在 20 mm·h⁻¹ 和 50 mm·h⁻¹ 量级的 TS 评分均优于 SWAN (光流法) 产品, 且优势随量级增大而增强; 在 1~2 h 预报中, 两个量级订正产品的评分相比 SWAN (光流法) 产品仍有明显提升, 但 50 mm·h⁻¹ 量级评分仅为 0.004, 业务指导价值很低。典型个例检验进一步表明, 订正技术能一定程度的捕捉快速移动与发展型对流系统的降水特征, 有效缓解传统外推“强度偏弱、范围偏小”的问题。

关键词: 临近预报, 回波特征, 发展演变, 降水订正

* 四川省科技计划重点研发项目 (2024YFFK0408)、高原与盆地暴雨旱涝灾害四川省重点实验室科技发展基金 (SCQXKJZDGG202501、SCQXKJZD202501)、中国气象局创新发展专项 (CXFZ2024J013、CXFZ2025J014)、中国气象局水文气象重点开放实验室开放研究课题 (24SWQXZ032)、湖北省自然科学基金联合基金重点项目 (2024AFD205)、武汉市气象联合基金 (2025021101030375)、四川省气象局重点创新团队 (SCQXZDCXTD202401)、四川省气象局青年创新团队 (SCQXQNCXTD202401) 和武汉市气象局强对流创新团队 (WHQX2025ZD01) 共同资助

第一作者: 罗辉, 主要从事短临天气预报与产品研发工作。E-mail: 623885263@qq.com

通讯作者: 杨康权, 主要从事天气预报及相关技术研究。E-mail: yangkangquan@aliyun.com

Based on the Evolution Characteristics of Thunderstorms

LUO Hui^{1,2} GOU A'ning^{3,4} YANG Kangquan^{2,5,6} XIAO Dixiang¹ ZHANG Wulong¹ GUO Yunyun¹

1 Sichuan Meteorological Observatory, Chengdu 610072

2 Sichuan Key Laboratory of Heavy Rain and Drought-Flood Disasters in Plateaus and Basins, Chengdu 610213

3 Wuhan Meteorological Office of Hubei Province, Wuhan 430040

4 Wuhan East Lake High-Tech Development Zone Meteorological Station of Hubei Province, Wuhan 430205

5 Institute of Tibetan Plateau Meteorology, Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081

6 Institute of Tibetan Plateau Meteorology, CMA, Chengdu 610213

Abstract: To address the issue that existing radar-based precipitation extrapolation techniques cannot adequately characterize the evolution of thunderstorms and cause systematic biases in heavy rainfall forecasts, this paper proposes a heavy precipitation extrapolation and correction method which integrates the evolution features of thunderstorms. Based on the Storm Cell Identification and Tracking (SCIT) algorithm, a thunderstorm development trend discrimination model (P -value) is constructed for different thunderstorms by combining key factors including strong gradient zones, newly generated cells, and echo area changes. By utilizing radar reflectivity factor, optical flow vectors and dynamic Z - I relationship, we implement evolutionary constraints and corrections during the extrapolating process of heavy precipitation. Verification on the precipitation forecasts in the main flood season of 2025 shows that in the 0-1 h forecasts, the TS scores of the corrected products at the level of $20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ and $50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ are both higher than those of the SWAN (optical flow) system, with the advantage increasing with rainfall intensity. In the 1-2 h forecasts, the TS scores at $20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ and $50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ are still significantly improved compared with those of the SWAN system, but the score at $50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ is only 0.004, indicating very limited operational guidance value. Further analysis of typical cases of heavy rainfall demonstrates that the correction technique can capture precipitation characteristics of convective systems rapidly moving and developing to a greater extent and effectively alleviate the problems of underestimating intensity and coverage that exist inherently in traditional extrapolation methods.

Key words: nowcasting, echo characteristics, development and evolution, precipitation correction

引言

随着极端天气气候事件频发重发,由中小尺度对流系统触发的短时强降水事件日益增多,其突发性和致灾性对人民群众生命财产安全和区域社会经济发展构成严峻威胁。近年频发的高影响天气事件暴露了当前强降水临近预报中,落区与强度预报能力的不足,尤其在 0~2 h 短时临近预报时效内,现有技术难以满足防灾减灾的精细化需求。

基于雷达回波外推的临近预报技术已成为业务预报的核心手段。当前主流外推算法可分

为两大类：一类是基于单体的跟踪算法，如风暴单体识别与跟踪算法（SCIT）、雷暴识别跟踪分析与临近预报系统（TITAN），通过识别三维雷暴单体质心并追踪其运动，在有组织强风暴单体预报中表现优异（Barclay and Wilk, 1970; 俞小鼎等, 2012; Chung and Yao, 2020），但对分散对流系统或大范围层状云降水的预报效果欠佳；另一类是基于区域的跟踪算法，以交叉相关法（TREC或COTREC）、光流法为代表（Rinehart and Garvey, 1978; Bowler et al, 2004; 陈明轩等, 2007; 陈雷等, 2009; 曹春燕等, 2015; Ayzel et al, 2019; 罗义等, 2022），通过计算连续时次雷达回波的整体运动矢量，适配各类降水系统预报需求，其中光流法因运动矢量反演的连续性与平滑性优势，已成为中国气象局强对流天气短时临近预报系统（SWAN）等业务平台的核心算法（韩丰和沃伟峰, 2018; 吴剑坤等, 2019; 韩丰等, 2023）。

然而，现有外推技术的局限性已成为制约预报精度提升的瓶颈。一方面，无论是光流法还是交叉相关法，其预报技巧均随预报时效延长显著衰减，表现为临界成功指数（CSI）下降、虚警率（FAR）上升（曹春燕等, 2015; 吴剑坤等, 2019）；另一方面，对强降水中心及极端值的预报能力不足，如 SWAN（光流法）系统的定量降水预报产品普遍“量级和范围明显偏小”（陈静等, 2015; 韩丰等, 2023）。究其原因，传统外推技术本质是“平移 + 衰减”的线性模型，误差主要源于三方面：一是外推矢量反演的不准确性，如交叉相关法易因回波形变导致矢量离散，光流法在回波稀疏区域易出现矢量失真；二是雷达回波反演降水的误差，尽管动态 $Z-I$ 关系（陈静等, 2015）、分雨团订正（韩丰等, 2023）等技术可优化回波-降水转换，但在复杂下垫面（如山区、沿海）仍存在反演偏差；三是难以刻画降水云团自身发展演变的非线性过程，这也是最核心的技术瓶颈，云团的新生、合并、增强与消散等过程，传统线性外推无法捕捉此类非线性特征（杨吉等, 2012; 张智察等, 2022; 孙泓川等, 2022; 周康辉等, 2025）。

在强降水发生发展过程中，雷达回波结构、形态等变化特征蕴含着降水发生的前兆信息，现有外推技术并未充分挖掘此类信息，且忽略了雷暴个体演变与群体组织化过程的关联：例如，孤立雷暴的“脉冲式增强”与飑线系统的“后向传播”对降水的影响机制差异显著，若采用统一外推策略，易导致强降水漏报或空报（俞小鼎等, 2012; 杨吉等, 2012）；变分回波跟踪算法（VET）虽通过反射率因子守恒与平滑约束优化运动矢量（吴剑坤和陈明轩, 2018），但仍未将雷暴的演变特征作为约束条件融入外推过程（Wilson et al, 1998; Nisi et al, 2014; Pulkkinen et al, 2019）。因此，有效的将雷暴回波演变特征的变化信息引入外推算法，可作为提升短时强降水外推预报精度的另一种技术途径。基于这一思路，提出“基于雷暴演变特征的强降水外推订正技术”，构建更贴合强降水真实演变过程的 0~2 h 临近预报模型，为短

时强降水灾害预警提供技术支撑。

1 数据与方法

1.1 数据来源

雷达拼图数据是由四川 12 部（成都、绵阳、广元、巴中、达州、南充、雅安、乐山、宜宾、康定、红原、西昌）新一代 SC、SA、CA、CD 型号多普勒天气雷达组成，数据经质量控制，数据水平分辨率为 $0.01^{\circ} \times 0.01^{\circ}$ ；垂直包括 21 层，6 km 以下间隔为 0.5 km，以上为 1 km，时间分辨率为 6 min，用于外推的风场数据为 SWAN3.0 系统基于光流法处理的结果，水平分辨率为 $0.08^{\circ} \times 0.08^{\circ}$ ，时间分辨率和拼图保持一致。地形数据采用 90 m 分辨率 SRTM V4.1 数字高程数据（Jarvis et al, 2008），该数据由 NASA 于 2000 年通过 C 波段雷达获取，覆盖全球 $56^{\circ}\text{S} \sim 60^{\circ}\text{N}$ ，高程基准为 EGM96，坐标系为 WGS84。通过融合辅助地形数据显著减少空洞，适用于大尺度地形分析，经双线性插值填补原始空洞，并裁剪至研究区范围。地面气象观测站降水实况来源于四川天擎系统，全省共 7800 余站，6 min 降水通过 1 min 降水累加获得，分辨率为 0.1 mm。

1.2 算法框架

为降低雷暴发展演变导致的外推误差，融合雷暴演变特征识别信息，结合多种客观算法对强降水外推过程进行订正。具体流程见图 1，首先，基于雷达三维拼图、DEM 地形数据及 6 min 实况降水等数据，在风暴识别的基础上，针对不同水平尺度的雷暴及线状对流系统，识别其是否具有强水平梯度区、前侧新生单体等特征，通过特征的有无加权，判断雷暴的发展趋势。其次，以雷暴为单位，利用光流矢量计算其移动矢量，确定线性外推的风向风速；同时提取地面以上多层次的雷达回波，生成与地面降水对应较好的融合反射率因子，作为外推的基础场。最后，将雷暴演变趋势作为约束条件，在融合反射率因子外推过程中进行强度订正，并结合动态 $Z-I$ 关系反演降水，生成未来 0~2 h 降水预报结果。

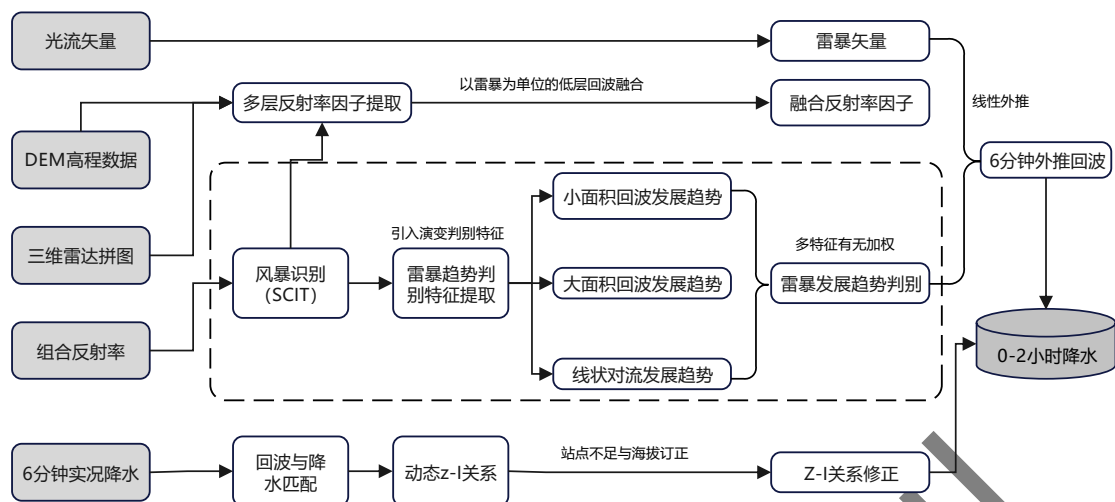


图 1 降水外推算法流程

Fig.1 Flowchart of the precipitation extrapolation algorithm

1.2.1 雷暴识别与分类

雷暴演变特征的精准识别依赖于其位置、强度等关键信息的计算。考虑到实际强降水往往源于多单体、飑线及复杂难分类的回波系统，研究将识别目标统一界定为强度 ≥ 35 dBz的强回波区。经典的风暴单体识别与追踪算法（SCIT）（Johnson et al, 1998; 俞小鼎等, 2006; 韩雷等, 2007）最初基于单部天气雷达基数据开发设计（极坐标），通过在极坐标系中分层搜索、合并回波段实现识别，近年来，基于雷达拼图数据的风暴识别技术已在研究与业务中取得较好改进效果（王改利等, 2010; 杨吉等, 2015）。以中国气象局短临预报业务系统（SWAN3.0）的雷达组网拼图数据为基础，参考 SCIT 算法框架，设计了适用于组合反射率因子网格数据的强回波识别与追踪算法。该算法主要包括强回波识别与追踪两部分：在强回波识别中，将原算法沿径向的搜索方式改为沿纬向（行方向）搜索，并将基于方位角的邻域合并策略调整为沿经向（列方向）合并；在强回波追踪中，基于光流法外推强回波区未来 6 min 的位置，再依据回波中心位置、最大强度、垂直积分液态水含量（VIL）等特征进行匹配，得到最终追踪结果。

为区分雷暴强回波区的组织结构特征，依据其水平尺度将其划分为小面积回波与大面积回波两类。小面积回波主要包括普通单体与超级单体雷暴，其中典型超级单体雷暴的水平尺度约为 20~30 km（张培昌等, 2001）；大面积回波则主要包括多单体雷暴和飑线等组织形式。具体划分以 35 dBz 回波覆盖面积为标准：假设超级单体呈圆形，面积约为 500 km²（对应直径约为 25 km），若回波面积小于该阈值则为小面积回波；反之则为大面积回波。

线状对流作为雷暴的一种典型形态，其结构特征易引发“列车效应”，导致降水强度大、

影响范围广且持续时间长，致灾风险高。陈双等（2022）对四川盆地三次强降水过程的分析表明，在对流初生阶段，其回波结构均表现为沿地形呈线状排列的若干孤立中 γ 尺度对流单体。此类系统中，强回波区沿移动路径分布范围广，有利于维持较长强降水时间，并对应观测到最强小时降水强度。为提升此类对流的外推预报精度，需对其进行有效识别，具体方法为：对回波区内所有达到设定阈值（如 35 dBz）的回波点位置，采用最小二乘法进行线性拟合；若拟合相关系数超过预设阈值，则判定该大面积回波区具有显著线状结构，进而对其发展趋势进行判别。

1.2.2 雷暴演变特征

对流性降水几乎是由大气不稳定导致的 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以下量级的空气垂直运动引起的，雷达探测对流性降水时表现为强的反射率因子，大的水平反射率因子梯度（肖艳姣和刘黎平，2007）。水平强回波梯度区的强上升气流促使雷暴能够继续发展，其强上升气流使得雷暴前侧水汽向雷暴一侧汇集，在伴随大风的强雷暴中，强水平梯度区前侧存在冷出流，在环境条件有利时，出流边界会触发形成新的雷暴，雷暴的增强与减弱可以直接从回波强度的时间变化来反映。基于以上特征，提出以下 4 个参数做为雷暴发展趋势的判别因子。

（1）强梯度区识别

肖艳姣和刘黎平（2007）提出组合反射率因子水平梯度的计算公式，用于识别层状云和对流云回波，为了能够更全面地识别回波强梯度区，在其基础上，将梯度计算方向由原来的水平与垂直 2 个方向，拓展至经向、纬向及两个对角线共 4 个方向， G 定义为 Z 在以上四个方向上梯度中的最大值，计算如式（1）所示：

$$G = \max \left(\left| \lg \frac{|Z_{(i-n,j-n)} - Z_{(i+n,j+n)}|}{2n} \right|, \left| \lg \frac{|Z_{(i-n,j)} - Z_{(i+n,j)}|}{2n} \right|, \left| \lg \frac{|Z_{(i-n,j+n)} - Z_{(i+n,j-n)}|}{2n} \right|, \left| \lg \frac{|Z_{(i,j-n)} - Z_{(i,j+n)}|}{2n} \right| \right) \quad (1)$$

式中： Z 表示组合反射率因子，单位为 $\text{mm}^6 \cdot \text{m}^{-3}$ ； i 代表纬向的第 i 个格点， j 代表经向的第 j 个格点，梯度的矩阵范围为 $2n+1$ 。

（2）强梯度区位于移动前侧

强水平梯度区前方是否存在新生单体，首先根据光流矢量计算雷暴回波的移动方向，再对识别出的强梯度区进行关联计算，确定强梯度区的起始和终止位置，结合回波中心位置计算强梯度区的起始和终止方向，如果回波移动方向位于起始和终止方向之间，则认为回波的强梯度区位于移动前侧，具体判定条件为：

$$D_{\text{start}} \times V \geq 0 \quad \text{且} \quad V \times D_{\text{end}} \geq 0 \quad (2)$$

式中： V 表示回波移动方向矢量， D_{start} 表示从回波中心指向强梯度区起始点的方向矢量， D_{end} 表示从回波中心指向强梯度区终止点的方向矢量。 $D_{\text{start}} \times V \geq 0$ 表示 V 在 D_{start} 的逆时针一侧， $V \times D_{\text{end}} \geq 0$ 表示 V 在 D_{end} 的顺时针一侧，同时满足时， V 位于 D_{start} 和 D_{end} 组成的扇形区域内。

（3）移动前侧新生单体

对于识别出的小面积回波，选取普通单体雷暴，计算强回波区中心与普通单体雷暴中心的位置矢量，利用式（1）确定单体雷暴是否位于回波移动前侧，再通过与强梯度区的距离确定移动前侧是否有新生单体。

（4）回波面积增大

针对当前时刻强回波识别信息和过去相邻时刻的追踪信息，分别计算当前时刻两类雷暴强回波区（ $35\text{dBz} \leq Z < 45\text{ dBz}$ 、 $Z \geq 45\text{ dBz}$ ）相对上一时次的面积变化特征，包括平均回波强度变化、平均回波半径变化，计算不同回波面积的增长信息。

1.2.3 雷暴发展趋势与降水外推

采用前侧是否有水平强回波梯度区、水平梯度前方是否有新生单体、 $\geq 45\text{ dBz}$ 回波面积相对前1个体扫是否增大、 $35\text{dBz} \leq Z < 45\text{ dBz}$ 以上回波面积相对前1个体扫是否增大作为雷暴增强与减弱的判别特征。雷暴移动前侧存在强水平梯度区，则特征值记为1，否则为0；水平梯度前方有新生单体，则特征值记为1，否则为0；第一强度范围的回波面积相对前1个体扫增大，则特征值记为1，否则为0；第二强度范围的回波面积相对前1个体扫是否增大，则特征值记为1，否则为0。根据4个特征的重要性分别设置特征因子的权重系数，雷暴发展状态 P 的计算见式（3），通过设置 P 的阈值范围判断雷暴为减弱、维持和发展。

$$P = 0.3X_1 + 0.3X_2 + 0.3X_3 + 0.1X_4 \quad (3)$$

式中： $P < a$ 为雷暴减弱， $a \leq P \leq b$ 为雷暴维持， $P > b$ 为雷暴发展；利用雷暴演变回波特征与雷暴发展趋势进行分析、试验，确定 $a=0.3$ ， $b=0.6$ 。说明： X_1 ：水平强回波梯度区； X_2 ：水平梯度前方新生单体； X_3 ： $\geq 45\text{ dBz}$ 波面积增大； X_4 ： $35 \leq Z < 45\text{ dBz}$ 回波面积增大。

由COTREC、SCIT等方法获取的风暴移动速度存在不稳定，尤其是在风暴移动缓慢且回波数据质量较差时，风速存在较大误差。相对而言，光流法反演的风场更加可靠，通过与识别的雷暴区域进行空间匹配，确定雷暴的平均移动矢量，并对光流矢量进行滤波处理，得到雷暴回波线性外推的风速与风向。组合反射率因子能够反映完整的雷暴范围，但与降水的相关性不高，针对识别的雷暴区域，利用地形海拔和三维回波数据计算低层回波（ $\leq 3\text{ km}$ ）的融合回波强度，赋予低层回波更大的权重系数，通过多个层次回波的加权求和，得到融合

反射率因子。根据雷暴演变特征的识别结果，计算雷暴发展趋势、持续时间以及强度变化值，开展反射率因子的线性外推。最后结合 6 min 更新的 $Z-I$ 关系，实现外推回波的降水反演。

2 检验评估与结果分析

2.1 检验数据与方法

选取 2025 年 5—9 月（主汛期）四川 2238 个地面气象站点观测资料，开展短时强降水外推检验，检验对象为每日 02、05、08、11、14、17、20、23 时（北京时，下同）起报的 1 km 分辨率格点 0~2 h 逐小时降水预报；检验阈值分为不分级短时强降水（ $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ ）和分级短时降水（ $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ ）。对比检验产品为中国气象局 SWAN 系统降水产品（以下简称光流法产品）。选取 2025 年 8 月 9 日夜間四川盆地西部强降水过程（多单体雷暴）和 2024 年 7 月 24 日盆地西部强降水过程（线状对流）作为典型个例，用于强降水外推订正效果的对比分析。

检验方法采用“第四届全国智能预报技术方法交流大赛检验方案”，不分级短时强降水检验内容为 0~1 h 和 1~2 h 的 TS 评分、漏报率（MAR）、空报率（FAR）、偏差幅度（Bias），采用点对面检验方法，扫描半径为 20 km。分级短时强降水检验内容为 0~2 h 的逐小时预报等级偏差，采用点对面检验方法（扫描半径为 20 km），针对 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 的短时强降水，通过式（4）计算分级短时强降水预报得分。

$$ME = \frac{\sum_{i=1}^N SE_i}{N} \tag{4}$$

式中：通过表 1 中查得 SE_i ，即短时强降水站点预报和实况对比的技巧得分， N 为表 1 中除了得分为 NaN 之外的总样本数。将各个站次的得分求和再除以总样本数，得到平均分 ME 。

表 1 分级短时强降水预报得分等级

Table 1 Scoring criteria for graded short-time heavy precipitation forecasts

预报/ ($\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$)	实况/ ($\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$)						
	(0,50)	[50~60)	[60~70)	[70~80)	[80,90)	[90,100)	[100,+\infty)
(0,50)	NaN	0	0	0	0	0	0
[50~60)	0	1	0.8	0.6	0.4	0.1	0
[60~70)	0	0.8	1	0.8	0.6	0.4	0.1
[70~80)	0	0.6	0.8	1	0.8	0.6	0.4
[80,90)	0	0.4	0.6	0.8	1	0.8	0.6
[90,100)	0	0.1	0.4	0.6	0.8	1	0.8
[100,+\infty)	0	0	0.1	0.4	0.6	0.8	1

2.2 定量检验结果

对 2025 年 5—9 月 0~2 h 预报时效光流法产品与经雷暴演变特征订正的强降水预报产品（以下简称订正产品）开展定量对比检验，结果表明，订正产品在强降水预报性能方面实

现了显著的提升。0~1 h 时效 $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 强降水(见图 2a), 订正后预报 TS 评分为 0.252, 显著高于光流法的 0.121。核心改进体现在将 MAR 从 0.864 大幅降至 0.503, 同时 Bias 偏差幅度由 0.744 降低至 0.467, 反映出订正产品在强降水落区与量级捕捉能力上的进步, 有效缓解了原光流法对强降水预报的系统性低估。1~2 h 时效(见图 2b), 订正产品的 TS 评分(0.123)仍高于光流法(0.045), MAR 由 0.946 下降至 0.751, Bias 偏差幅度从 0.749 降低至 0.274, 进一步验证算法的订正效果。对于 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级的降水预报(见图 3), 尽管两类产品的整体评分均处于较低水平, 但订正产品仍表现出相对明显的改进效果: 0~1 h, 其 TS 评分(0.039)显著高于光流法(0.022); 1~2 h, 订正评分为 0.004, 同样高于光流法的 0.001。

综合来看, 该订正技术的关键优势在于融合了对雷暴发展趋势的合理判断, 通过引入雷暴增强的趋势信息, 显著提升了强降水的捕捉能力与外推预报的有效时效。尽管伴随 FAR 的上升(0~1 h 从 0.468 增至 0.661, 1~2 h 从 0.768 增至 0.805), 但以此换取了 MAR 的大幅下降和整体预报性能的显著改善, 具备较好的业务应用价值。值得关注的是, 订正产品 1~2 h 预报时效的评分仍然优于光流法 0~1 h 的结果, 显示了其在延长强降水预报时效方面具备一定技术改进效果。

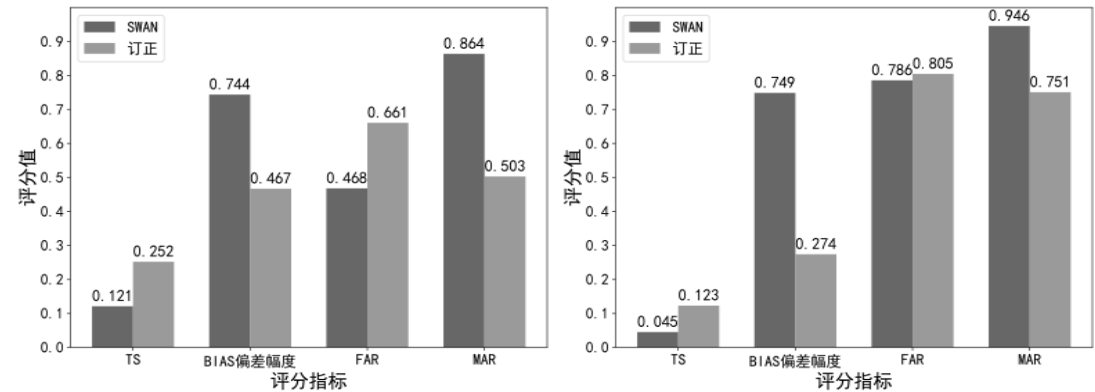


图 2 2025 年 5—9 月四川 $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 的 (a) 0~1 h 和 (b) 1~2 h 预报时效累计降水量临近预报检验结果

Fig. 2 Verification of nowcasts for accumulated precipitation $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ with the lead time of (a) 0-1 h and (b) 1-2 h in Sichuan from May to September 2025

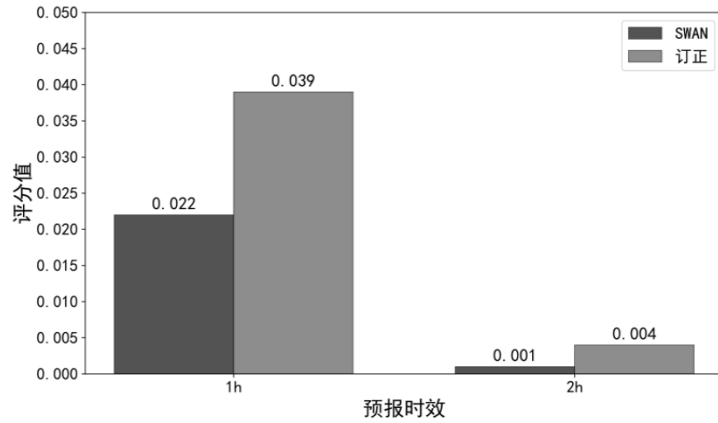


图 3 2025 年 5—9 月四川 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水强度不同预报时效累计降水量预报 TS 评分

Fig. 3 TS scores for accumulated precipitation $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ with different lead times in Sichuan from May to September 2025

2.3 典型个例分析

2.3.1 2025 年 8 月 10 日盆地西部多单体强降水

2025 年 8 月 9 日夜间接至 10 日上午成都、雅安、眉山等地出现强降水，最强时段为 02—05 时。10 日 04 时强降水集中在眉山， $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水区较为集中，最大小时降水量为 81.6 mm，雅安、成都、德阳等地也有局地强降水（见图 4a）。雷达回波显示，眉山地区对流组织性增强，其东北侧有回波新生与合并；成都等地则有多单体雷暴发展（见图 4b）。在光流法 0~1 h 时效外推预报中， $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 预报落区位于眉山，但较实况偏小、偏南； $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级基本漏报，对成都等地 $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 的降水预报也明显偏弱、偏小（见图 4d、f）。经订正后， $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级范围与实况更加接近，从预报与实况站点的偏差对比，对于眉山东部和北部的强降水，订正后的降水量预报偏差更小（见图 4c、e）。回波自眉山向北发展增强，光流法未能捕捉到该发展趋势，导致预报偏弱偏小；而订正算法因引入趋势判断，成功优化了该区域强降水预报效果。

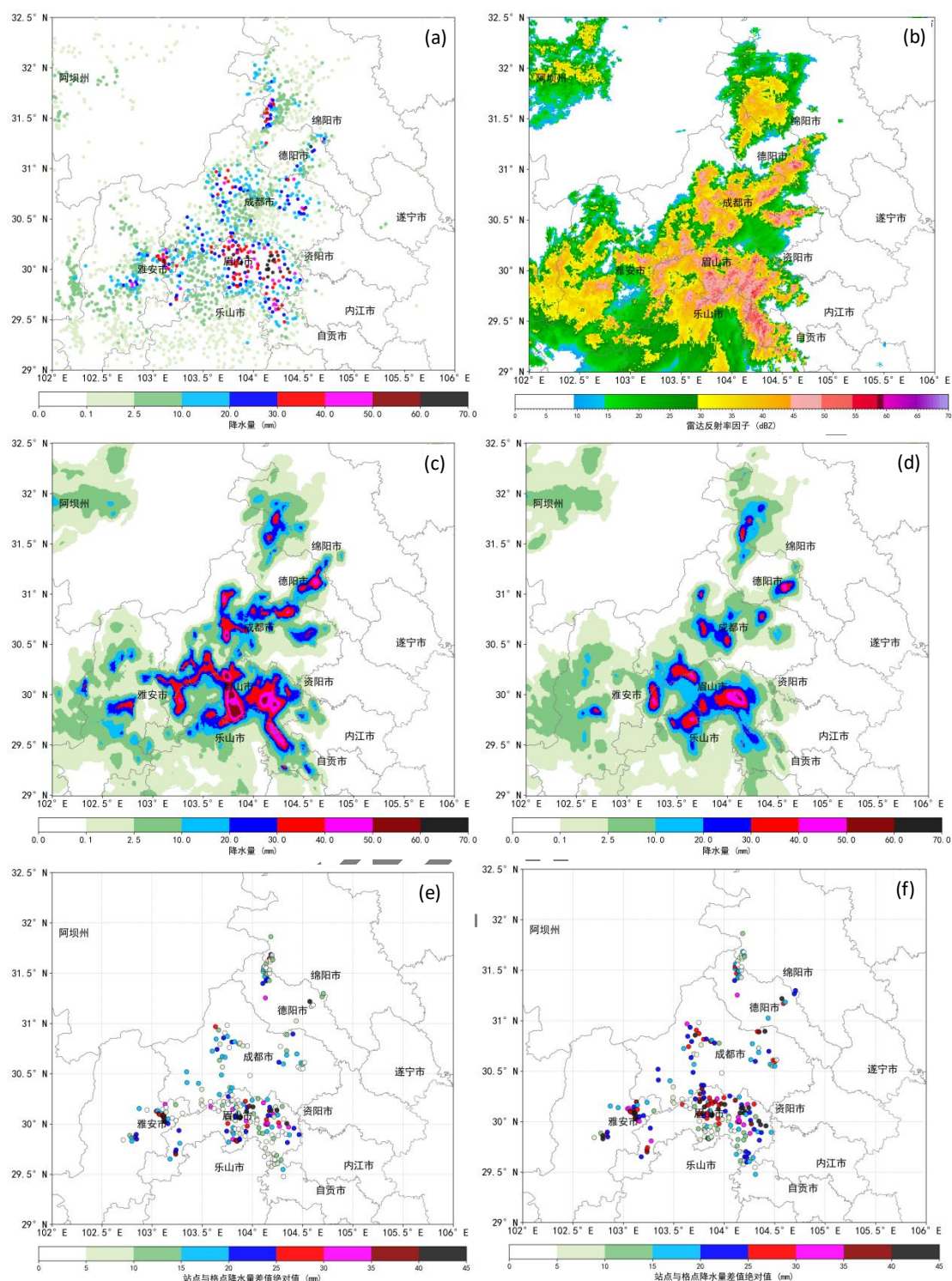
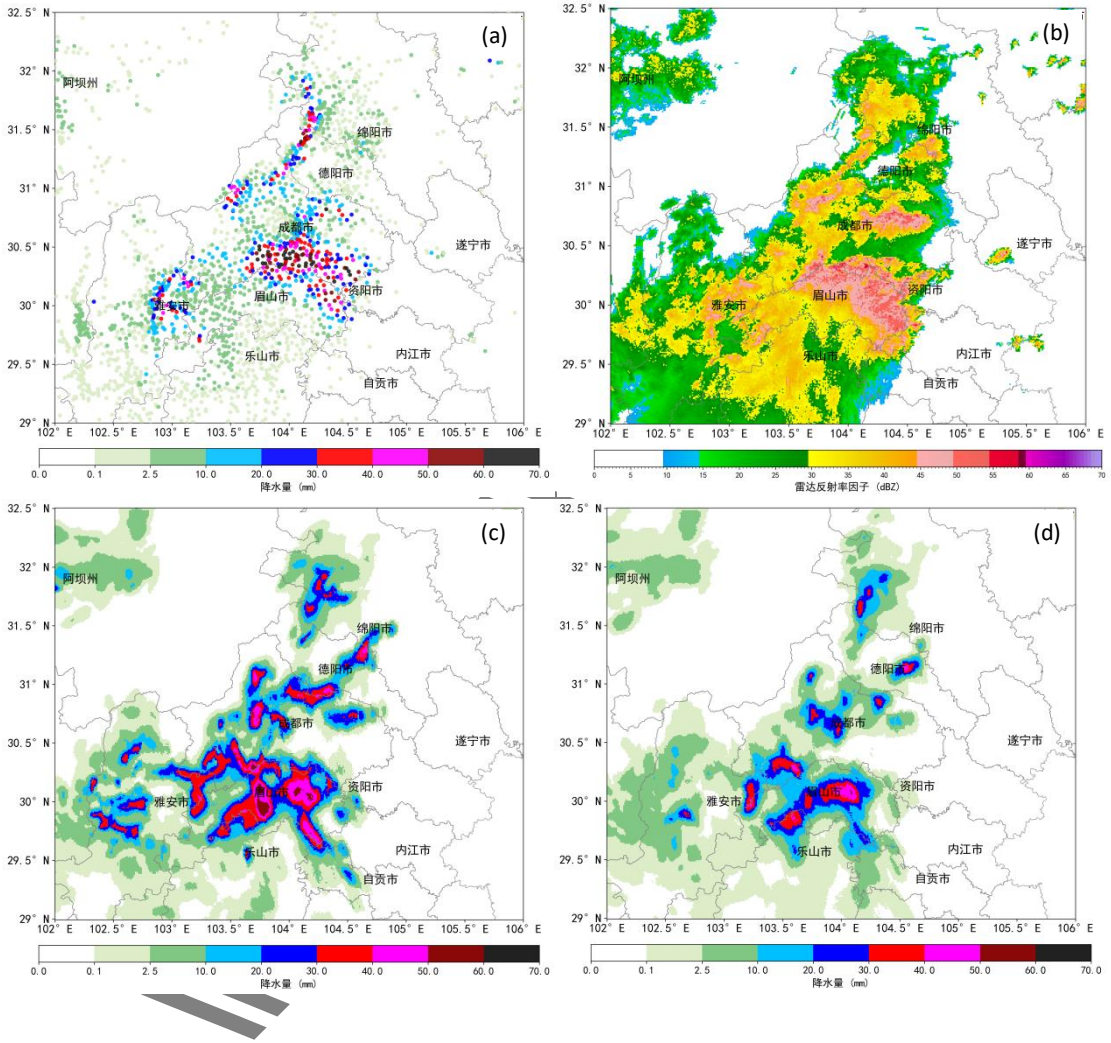


图 4 2025 年 8 月 10 日四川 (a) 04 时实况降水量, (b) 03 时雷达组合反射率因子, 03 时 (c) 订正产品和 (d) 光流法起报的 0~1 h 预报时效降水量, 以及 (e) 订正产品和 (f) 光流法预报的降水量偏差

Fig.4 (a) Observed rainfall at 04:00 BT, (b) composite reflectivity factor at 03:00 BT, (c) corrected precipitation and (d) optical flow extrapolated precipitation with 0–1 h lead time initialized at 03:00 BT, as well as (e) corrected precipitation bias and (f) optical flow extrapolated precipitation bias in Sichuan on 10 August 2025

10 日 05 时强降水主体已北移至成都南部, 眉山降水减弱, $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 强中心集中于成都南部, 最大降水强度达 $102.9 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$, 雅安、德阳等地降水同步增强 (见图 5a)。雷

达回波表明，03 时起对流组织化程度提高、移速加快，至 04 时原位于眉山的强回波已快速移入成都地区（见图 5b）。在光流法 1~2 h 时效外推预报中， $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 以上降水落区仍错误地停留在眉山一带，范围较实况仍然偏小、偏南，成都南部地区基本漏报， $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水基本未预报，未体现回波实际发展，降水强度与范围较 0~1 h 有所下降（见图 5d、f）。订正后预报虽仍略有偏南，但在强度与范围上均有明显改进，对比预报与实况站点的偏差，订正后眉山北部与成都南部交界处的强降水预报偏差更小（见图 5c、e）。在订正算法中融入雷暴发展趋势判断，提升了对快速移动和发展型对流的预报能力。



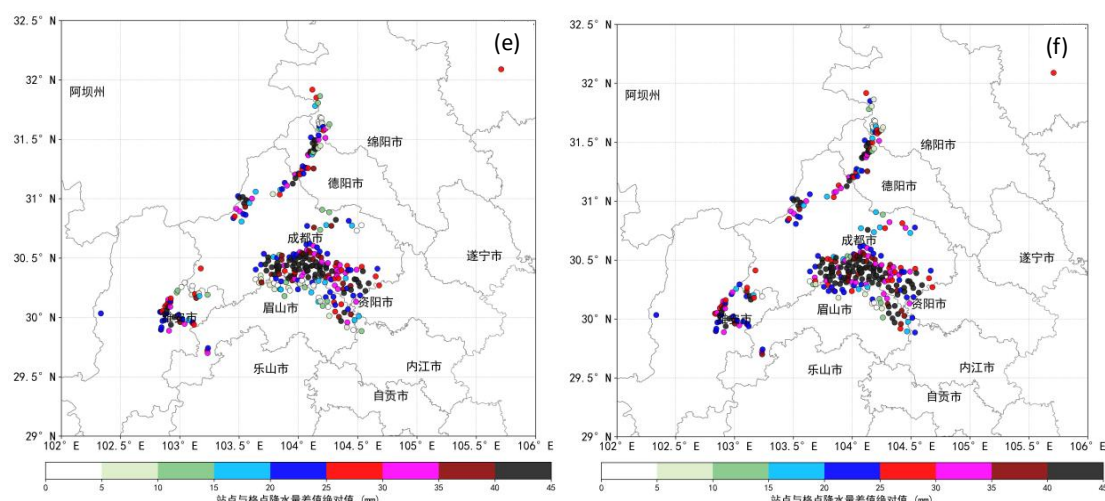


图 5 2025 年 8 月 10 日四川 (a) 05 时实况降水量, (b) 04 时雷达组合反射率因子, 03 时 (c) 订正产品和 (d) 光流法起报的 1~2 h 预报时效降水量, 以及 (e) 订正产品和 (f) 光流法预报的降水量偏差

Fig.5 (a) Observed rainfall at 05:00 BT, (b) composite reflectivity factor at 04:00 BT, (c) corrected precipitation and (d) optical flow extrapolated precipitation with 1–2 h lead time initialized at 03:00 BT, as well as (e) corrected precipitation bias and (f) optical flow extrapolated precipitation bias in Sichuan on 10 August 2025

2.3.2 2024 年 7 月 24 日盆地西部线状对流强降水

2024 年 7 月 23 日夜间至 24 日上午, 盆地西部沿山一带出现强降水, 12 h 累计降水量超过 100 mm 的站点达 239 个, 最强降水出现在 02—04 时。24 日 03 时强降水集中于雅安中部和成都西部, $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水区较为集中, 最大降水强度为 $96.3 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ (见图 6a)。雷达回波显示, 线状对流南端强度 $> 55 \text{ dBz}$ 且梯度显著; 雅安多单体雷暴发展旺盛, 有向北发展与线状对流合并的趋势; 北端回波较弱、结构松散 (见图 6b)。在光流法 0~1 h 时效外推预报中, $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 预报落区位于德阳、成都西部和雅安中部, 范围与实况较接近; $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 在雅安中部预报范围偏小, 在德阳西部则范围偏大、强度偏强 (见图 6d、f)。订正后雅安强降水范围和位置与实况更为接近, 对该区域强降水的预报偏差明显减小 (见图 5c、e)。雅安回波持续北向发展增强, 光流法未能体现该发展趋势, 导致预报偏弱偏小; 而订正算法因引入趋势判断, 有效优化了该区域强降水预报效果。

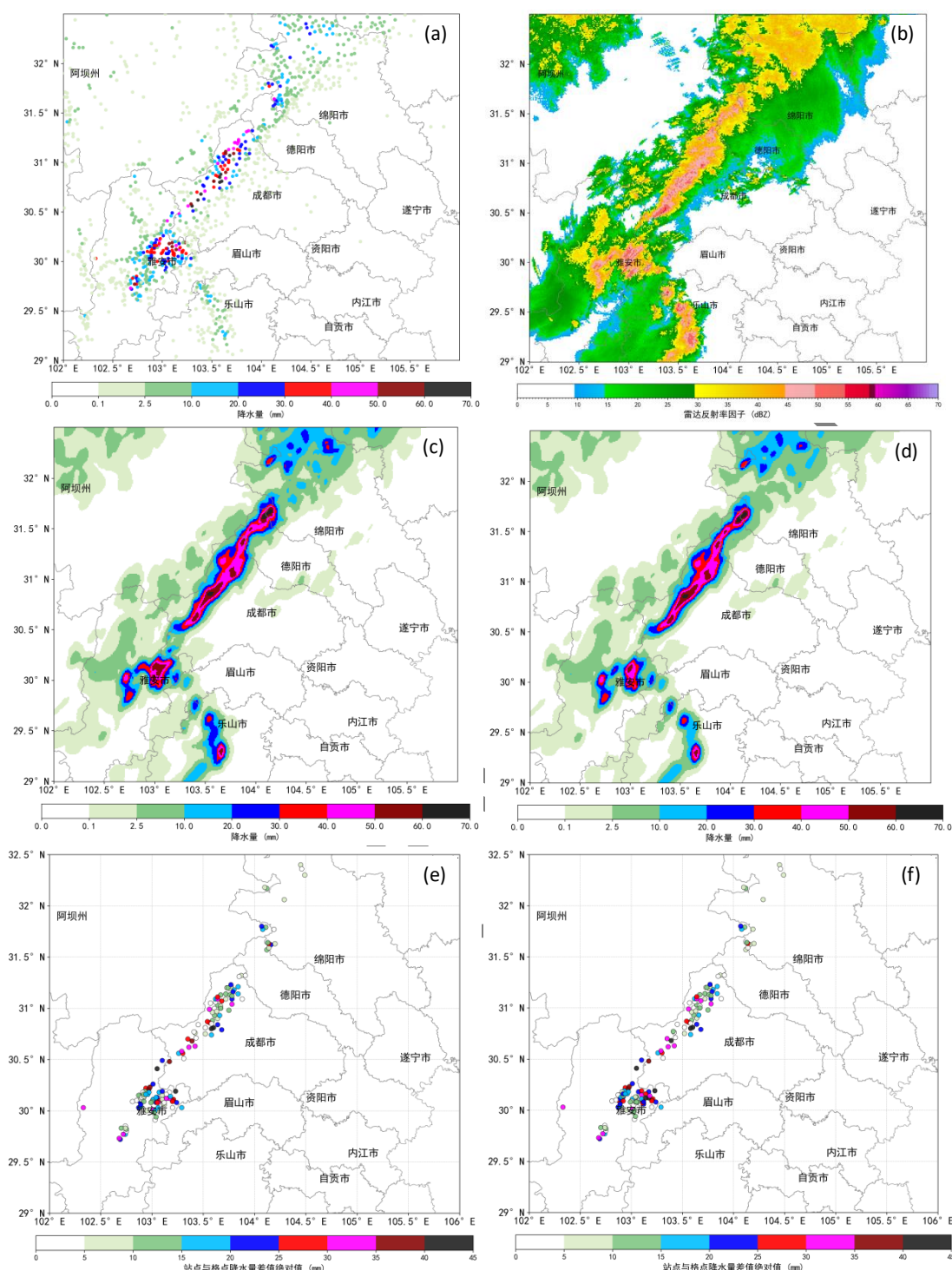


图 6 2024 年 7 月 24 日四川 (a) 03 时实况降水量, (b) 02 时雷达组合反射率因子, 02 时 (c) 订正产品和 (d) 光流法起报的 0~1 h 预报时效降水量, 以及 (e) 订正产品和 (f) 光流法预报的降水量偏差

Fig. 6 (a) Observed rainfall at 03:00 BT, (b) composite reflectivity factor at 02:00 BT, (c) corrected precipitation and (d) optical flow extrapolated precipitation with 0–1 h lead time initialized at 02:00 BT, as well as (e) corrected precipitation bias and (f) optical flow extrapolated precipitation bias in Sichuan on 24 July 2024

24 日 04 时, 成都西部强降水维持, 雅安与成都交界区域 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水范围显著扩大, 最大降水强度达 178.3 mm h^{-1} (见图 7a)。雷达回波显示, 线状对流南端与雅安北向发

展的回波合并增强，导致该区域强降水快速增强， $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 站数达到过程最多，而线状对流北侧结构趋于松散（见图 7b）。在光流法 1~2 h 时效外推预报中， $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 落区位于德阳、成都西部和雅安中部，范围与实况较接近，但对雅安与成都交界区域的强降水预报范围偏小、强度偏弱（见图 7d、f）。订正后降水范围和位置与实况更为接近，尤其预报出了雅安降水向北发展的趋势及较大范围 $\geq 10 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 降水，对雅安中部强降水的预报偏差明显减小；不过，因雷暴发展趋势判别误差，部分区域降水预报偏强（见图 7c、e）。

《气象》
待刊

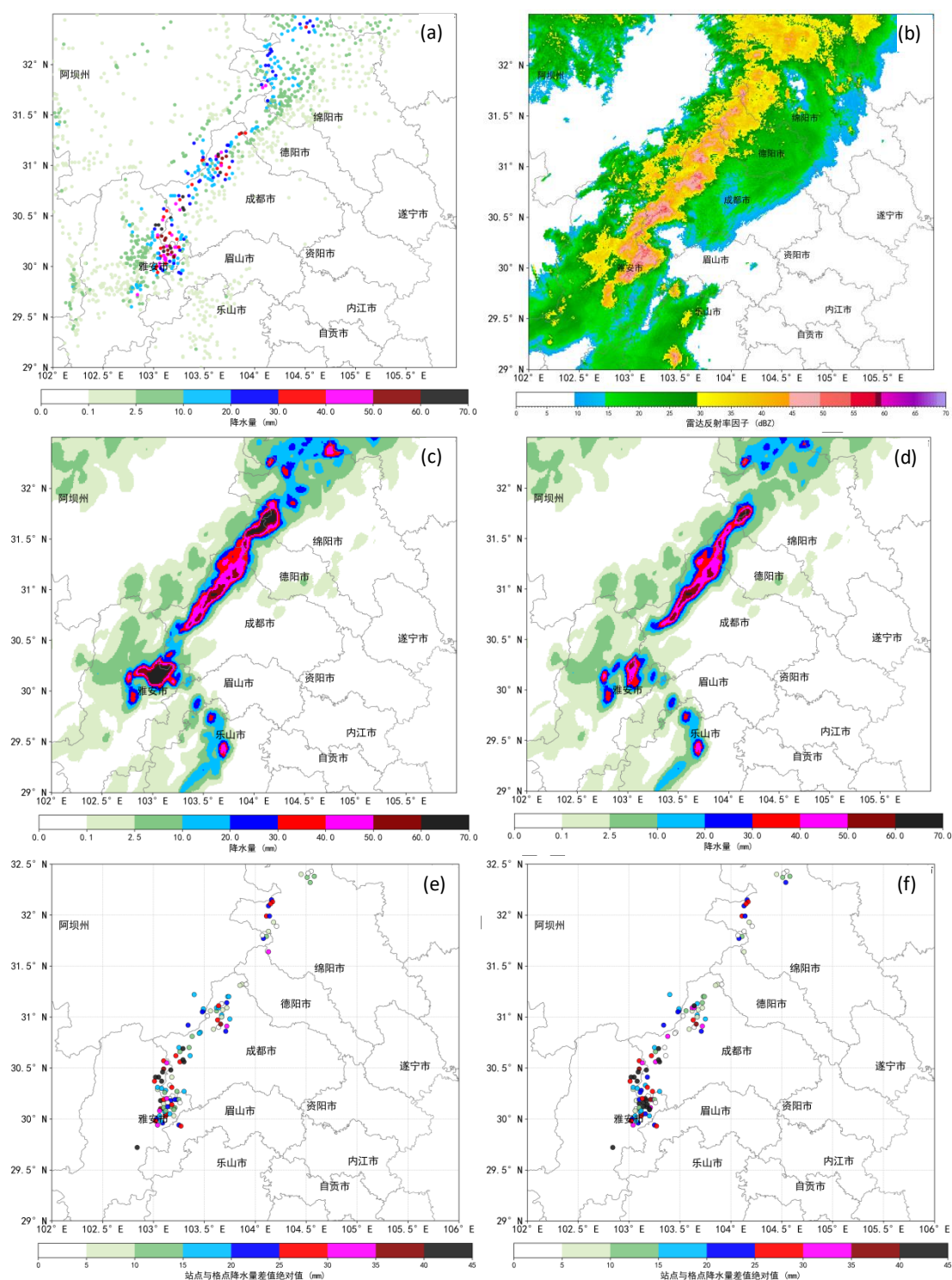


图 7 2024 年 7 月 24 日四川 (a) 04 时实况降水量, (b) 05 时雷达组合反射率因子, 02 时 (c) 订正产品和 (d) 光流法起报的 1~2 h 预报时效降水量, 以及 (e) 订正产品和 (e) 光流法预报的降水量偏差

Fig. 7 (a) Observed rainfall at 04:00 BT, (b) composite reflectivity factor at 05:00 BT, (c) corrected precipitation and (d) optical flow extrapolated precipitation with 1–2 h lead time initialized at 02:00 BT, as well as (e) corrected precipitation bias and (f) optical flow extrapolated precipitation bias in Sichuan on 24 July 2024

3 结论与展望

针对现有雷达降水外推技术对雷暴发展演变刻画不足,导致强降水预报存在系统性偏差的问题,提出了一种融合雷暴演变特征的强降水外推订正技术。主要结论如下:

(1) 采用雷达三维拼图、DEM、6 分钟降水实况,基于多种算法提取雷暴梯度、新生单体等特征,并通过量化特征因子判识风暴的演变趋势;结合光流矢量、多层雷达回波信息、趋势判别结果订正回波外推强度,利用动态 $Z-I$ 关系完成降水反演,实现降水外推产品的优化。

(2) 2025 年主汛期检验表明:在 0~1 h 时效外推预报中,订正产品在 $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级的 TS 评分均优于光流法,且优势随降水量级增大而增强;在 1~2 h 预报时效,订正产品在 $\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 和 $\geq 50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级评分相比光流法仍有明显提升,但 $50 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 量级评分仅为 0.004,业务指导价值很低。典型个例也进一步证明,该方法能一定程度的反映快速移动和发展型对流系统的降水特征。

(3) 该技术改善了传统外推算法忽视雷暴发展过程带来的预报偏差,有效缓解降水预报强度低估、落区范围偏小的缺陷,具备实际业务推广价值,为短时强降水精细化预报提供可行的技术支撑。

该技术仍存在若干待优化之处:当前算法对雷达三维拼图数据质量依赖较高,在资料覆盖薄弱或地形复杂区域效果受限;动态 $Z-I$ 关系在小范围降水场景中拟合稳定性不足;仅采用四种典型特征判别雷暴发展趋势(尤其是减弱与新生过程)时易出现误判,进而导致强降水的强度与范围预报偏大。同时,雷暴发展状态依据 a 、 b 值进行判定,但由于对部分雷暴阈值设置不合理,可能导致外推效果欠佳;后续将重点突破这些瓶颈:通过引入环境场参数与机器学习方法,构建更稳定的雷暴生消判别模型;结合高分辨率数值模式,增强复杂地形条件下的算法适应性;将深度学习与传统方法在风场优化、趋势分类等关键环节进行融合,形成优势互补;并开展长期业务化试验评估,持续优化算法的稳定性和泛化能力。

参考文献

- 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 Z, Liu D H, et al, 2015. The optical flow method and its application to nowcasting[J]. Acta Meteor Sin, 73(3): 471-480. (in Chinese)
- 陈静, 铃伟妙, 韩军彩, 等, 2015. 基于动态 $Z-I$ 关系雷达回波定量估测降水方法研究[J]. 气象, 41(3): 296-303. Chen J, Qian W M, Han J C, et al, 2015. An approach for radar quantitative precipitation estimate based on $Z-I$ relations varying with time and space[J]. Meteor Mon, 41(3): 296-303. (in Chinese)
- 陈雷, 戴建华, 陶岚, 2009. 一种改进后的交叉相关法(COTREC)在降水临近预报中的应用[J]. 热带气象学报, 25(1): 117-122. Chen L, Dai J H, Tao L, 2009. Application of an improved TREC algorithm (COTREC) for precipitation nowcast[J]. J Trop Meteor, 25(1): 117-122. (in Chinese)
- 陈明轩, 王迎春, 俞小鼎, 2007. 交叉相关外推算法的改进及其在对流临近预报中的应用[J]. 应用气象学报, 18(5): 690-701. Chen M X, Wang Y C, Yu X D, 2007. Improvement and application test of TREC algorithm for convective storm nowcast[J]. J Appl Meteor Sci, 18(5): 690-701. (in Chinese)

- 陈双, 孙继松, 何立富, 2022. 四川盆地不同落区的三次强降水过程多尺度特征分析[J]. 高原气象, 41(5): 1190-1208. Chen S, Sun J S, He L F, 2022. Analysis of multi-scale characteristics of three different types of heavy rainfall in Sichuan basin[J]. Plateau Meteor, 41(5): 1190-1208. (in Chinese)
- 韩丰, 沃伟峰, 2018. SWAN2.0 系统的设计与实现[J]. 应用气象学报, 29(1): 25-34. Han F, Wo W F, 2018. Design and implementation of SWAN2.0 platform[J]. J Appl Meteor Sci, 29(1): 25-34. (in Chinese)
- 韩丰, 唐文苑, 周楚炫, 等, 2023. 基于 SWAN 系统的降水临近预报算法改进和应用评估[J]. 气象学报, 81(2): 304-315. Han F, Tang W Y, Zhou C X, et al, 2023. Improving a precipitation nowcasting algorithm based on the SWAN system and related application assessment[J]. Acta Meteor Sin, 81(2): 304-315. (in Chinese)
- 韩雷, 王洪庆, 谭晓光, 等, 2007. 基于雷达数据的风暴识别、追踪及预警的研究进展[J]. 气象, 33(1): 3-10. Han L, Wang H Q, Tan X G, et al, 2007. Review on development of radar-based storm identification, tracking and forecasting[J]. Meteor Mon, 33(1): 3-10. (in Chinese)
- 罗义, 梁旭东, 王刚, 等, 2022. 自适应尺度的雷达回波交叉相关跟踪算法研究[J]. 气象, 48(3): 372-385. Luo Y, Liang X D, Wang G, et al, 2022. A study of the adaptive-scale tracking radar echoes by correlation method[J]. Meteor Mon, 48(3): 372-385. (in Chinese).
- 孙泓川, 吴海英, 曾明剑, 等, 2022. 结合中尺度模式物理约束的雷达回波临近外推预报方法研究[J]. 气象学报, 80(2): 257-268. Sun H C, Wu H Y, Zeng M J, et al, 2022. A study on radar echo extrapolation nowcasting method combined with physical constraints of mesoscale model[J]. Acta Meteor Sin, 80(2): 257-268. (in Chinese)
- 王改利, 刘黎平, 阮征, 等, 2010. 基于雷达回波拼图资料的风暴识别、跟踪及临近预报技术[J]. 高原气象, 29(6): 1546-1555. Wang G L, Liu L P, Ruan Z, et al, 2010. Storm identification, tracking and nowcasting techniques based on the radar mosaic data[J]. Plateau Meteor, 29(6): 1546-1555. (in Chinese)
- 吴剑坤, 陈明轩, 2018. 基于雷达回波区域跟踪算法的临近预报技术进展[J]. 气象科技, 46(5): 899-909. Wu J K, Chen M X, 2018. Advances in nowcasting techniques based on radar echo area tracking algorithm[J]. Meteor Sci Technol, 46(5): 899-909. (in Chinese)
- 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 J K, Chen M X, Qin R, et al, 2019. The variational echo tracking method and its application in convective storm nowcasting[J]. Acta Meteor Sin, 77(6): 999-1014. (in Chinese)
- 肖艳姣, 刘黎平, 2007. 三维雷达反射率资料用于层状云和对流云的识别研究[J]. 大气科学, 31(4): 645-654. Xiao Y J, Liu L P, 2007. Identification of stratiform and convective cloud using 3D radar reflectivity data[J]. Chin J Atmos Sci, 31(4): 645-654. (in Chinese)
- 杨吉, 郑媛媛, 夏文梅, 等, 2015. 雷达拼图资料上中尺度对流系统的跟踪与预报. 气象, 41(6): 738-744. Yang J, Zheng Y Y, Xia W M, et al, 2015. Mesoscale Convective Systems (MCSs) Tracking and Nowcasting Based on Radar Mosaic Data. Meteorological Monthly, 41(6): 738-744. (in Chinese)
- 杨吉, 刘黎平, 李国平, 等, 2012. 基于雷达回波拼图资料的风暴单体和中尺度对流系统识别、跟踪及预报技术[J]. 气象学报, 70(6): 1347-1355. Yang J, Liu L P, Li G P, et al, 2012. A new technique for storm cell and mesoscale convective systems identification, tracking and nowcasting based on the radar mosaic data[J]. Acta Meteor Sin, 70(6): 1347-1355. (in Chinese)
- 俞小鼎, 姚秀萍, 熊廷南, 等, 2006. 多普勒天气雷达原理与业务应用[M]. 北京: 气象出版社: 187-197. Yu X D, Yao X P, Xiong T N, et al, 2006. Doppler Weather Radar Principles and Applications[M]. Beijing: China Meteorological Press: 187-197. (in Chinese)
- 俞小鼎, 周小刚, 王秀明, 2012. 雷暴与强对流临近天气预报技术进展[J]. 气象学报, 70(3): 311-337. Yu X D, Zhou X G, Wang X M, 2012. The advances in the nowcasting techniques on thunderstorms and severe convection[J]. Acta Meteor Sin, 70(3): 311-337. (in Chinese)
- 张培昌, 杜秉玉, 戴铁丕, 2001. 雷达气象学[M]. 北京: 气象出版社: 346-353. Zhang P C, Du B Y, Dai T P, 2001. Radar Meteorology[M]. Beijing: China Meteorological Press: 346-353. (in Chinese)
- 张智察, 罗玲, 陈列, 等, 2022. 卷积门控循环单元神经网络与光流法在临近预报中的适用性研究[J]. 气象, 48(11): 1361-1372. Zhang Z C, Luo L, Chen L, et al, 2022. Applicability of convolutional gated recurrent unit neural network and optical flow method in nowcasting[J]. Meteor Mon, 48(11): 1361-1372. (in Chinese)
- 周康辉, 郑永光, 杨波, 等, 2025. 强对流天气客观临近预报技术进展和展望[J]. 气象学报, 83(3): 798-812. Zhou K H, Zheng Y G,

- Yang B, et al, 2025. Objective nowcasting of severe convective weather: Technological progress and outlook[J]. Acta Meteor Sin, 83(3): 798-812. (in Chinese)
- Ayzel G, Heistermann M, Winterrath T, 2019. Optical flow models as an open benchmark for radar-based precipitation nowcasting (rainymotion v0.1)[J]. Geosci Model Dev, 12(4): 1387-1402.
- Barclay P A, Wilk K E, 1970. Severe thunderstorm radar echo motion and related weather events hazardous to aviation operations[R/OL]. ESSA Tech Mem, ERLTM-NSSL 46. <https://library.metoffice.gov.uk/Portal/Default/en-GB/RecordView/Index/230932>.
- 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.
- Chung K S, Yao I A, 2020. Improving radar echo Lagrangian extrapolation nowcasting by blending numerical model wind information: statistical performance of 16 typhoon cases[J]. Mon Wea Rev, 148(3): 1099-1120.
- Johnson J, Mackeen P A, Witt E M, et al. 1998. The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm. Wea Forecasting, 13(2): 263-276.
- Jarvis A, Reuter H I, Nelson A, et al, 2008. Hole-filled seamless SRTM data V4[R/OL]. International Centre for Tropical Agriculture (CIAT). https://www.researchgate.net/publication/255267222_Hole-filled_seamless_SRTM_data_v4.
- Nisi L, Ambrosetti P, Clementi L, 2014. Nowcasting severe convection in the Alpine region: The COALITION approach[J]. Quart J Roy Meteor Soc, 140(682): 1684-1699.
- Pulkkinen S, Nerini D, Hortal A A P, et al, 2019. Pysteps: An open-source Python library for probabilistic precipitation nowcasting (v1.0)[J]. Geosci Model Dev, 12(10): 4185-4219.
- Rinehart R E, Garvey E T, 1978. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar[J]. Nature, 273(5660): 287-289.
- Wilson J W, Crook N A, Mueller C K, et al, 1998. Nowcasting thunderstorms: A status report[J]. Bull Amer Meteor Soc, 79(10): 2079-2100.