

黄旋旋,陈刚,赵坤,等,2024. 基于双偏振雷达变量垂直廓线特征的短时强降水和雷暴大风短时临近预报方法[J]. 气象,50(12):1519-1530. Huang X X, Chen G, Zhao K, et al, 2024. Improved nowcasting of short-time heavy precipitation and thunderstorm gale based on vertical profile characteristics of dual-polarization radar[J]. Meteor Mon, 50(12):1519-1530(in Chinese).

基于双偏振雷达变量垂直廓线特征的短时强降水和雷暴大风短时临近预报方法^{*}

黄旋旋¹ 陈 刚^{2,4} 赵 坤^{3,4} 李文娟¹ 黄 娟¹ 赵 璐¹ 方 娟^{3,4}

1 浙江省气象台, 杭州 310056

2 南京气象科技创新研究院中国气象局交通气象重点开放实验室, 南京 210041

3 中尺度灾害性天气教育部重点实验室, 南京大学大气科学学院, 南京 210023

4 中国气象局雷达气象重点开放实验室, 北京 100081

提 要: 为提升 0~2 h 短时强降水和雷暴大风短时临近预报效果, 本文提出了一种基于双偏振雷达变量垂直廓线特征的强对流概率预报方法(CSCPVP 方法), 其利用改进后的贝叶斯概率方法将两类强对流灾害的偏振变量垂直廓线特征引入外推模型, 实现强对流属性的提前识别, 并融合区域模式预报的宽泛约束, 确保短时强降水和雷暴大风两类强对流的临近外推预报结果更符合实际动力和微物理特征。2023 年 6—9 月浙江的评估结果表明, CSCPVP 方法对两类强对流短时临近预报能力均较已有业务方法有显著提升。新方法整体改进了两类强对流的短时临近预报能力, 短时强降水的临界成功指数从 8%~16% 提升至 22%~26%, 雷暴大风的临界成功指数从 7% 提升至 10%~11%, 有效改善了现有短时临近预报方法的空报和漏报问题。

关键词: 双偏振雷达, 垂直廓线特征, 短时临近预报, 短时强降水, 雷暴大风

中图分类号: P456

文献标志码: A

DOI: 10. 7519/j. issn. 1000-0526. 2024. 052801

Improved Nowcasting of Short-Time Heavy Precipitation and Thunderstorm Gale Based on Vertical Profile Characteristics of Dual-Polarization Radar

HUANG Xuanxuan¹ CHEN Gang^{2,4} ZHAO Kun^{3,4} LI Wenjuan¹

HUANG Juan¹ ZHAO Lu¹ FANG Juan^{3,4}

1 Zhejiang Meteorological Observatory, Hangzhou 310056

2 Key Laboratory of Transportation Meteorology of CMA, Nanjing Joint Institute for Atmospheric Sciences, Nanjing 210041

3 Key Laboratory for Mesoscale Severe Weather/MOE and School of Atmospheric Science, Nanjing University, Nanjing 210023

4 Key Laboratory of Radar Meteorology, CMA, Beijing 100081

Abstract: In order to enhance the prediction accuracy of 0—2 h nowcasting of short-time heavy precipitation and thunderstorm gale, this paper proposes a severe convection probability nowcasting method based on the vertical profile characteristics of the dual-polarization radar (referred to as the CSCPVP method). By using the improved Bayesian probability method, the vertical profile characteristics of polarization radar of two types of severe convection disasters are introduced into the extrapolation model to realize the advanced identification of severe convection attributes. The broad constraints of regional model prediction are

^{*} 国家自然科学基金项目(U2242204)、浙江省科技厅科技项目(2022C03150)、浙江省自然科学基金项目(LZJMJZ23D050006、LZJMD23D050001、LZJMY24D050003)和中国气象局“揭榜挂帅”科技项目(CMAJBGS202211)共同资助

2024 年 1 月 1 日收稿; 2024 年 5 月 28 日收修定稿

第一作者: 黄旋旋, 主要从事雷达气象、短时临近预报研究. E-mail: 52836883@qq.com

integrated to ensure that the proximity extrapolation prediction results of severe convection are more consistent with the actual dynamic and microphysical characteristics. The evaluation results of the entire rainy season (June–September 2023) in Zhejiang show that the CSCPVP method has significantly improved the nowcasting ability of two types of severe convection than the existing operational methods. Overall, the new method has improved 0–2 h nowcasting ability of systematic, local and distributed severe convection. The critical success index of short-time heavy precipitation increases from 8%–16% to 22%–26%, and the critical success index of thunderstorm gale increases from 7% to 10%–11%. Thus, the problem of false alarms and missing prediction has been effectively improved.

Key words: dual-polarization radar, vertical profile characteristic, nowcasting, short-time heavy precipitation, thunderstorm gale

引 言

雷暴大风($\geq 17.2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)和短时强降水($\geq 20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$)是强对流天气的两种重要类型。我国各类强对流天气频发,极易造成重大人员伤亡与经济损失。然而,强对流天气系统尺度小、局地性强、生消发展快速,因此具有较大的预报难度。

为提升短时强降水和雷暴大风的短时临近预报效果,我国很多研究工作者从雷达回波实况外推、模式释用以及实况和模式融合释用等方向开展了大量研究。综合研究结果表明,虽然实况外推法对强对流短时临近预报能力优于高分辨率数值模式法(周康辉等,2021),但其无法提前预测局地突发性对流的发展和新生,同时外推预报模型也缺乏对流维持和消亡的预测能力(曹春燕等,2015)。模式释用法如配料法(雷蕾等,2012)、模糊逻辑(曾明剑等,2015)、机器学习(李文娟等,2018)等,具有一定的强对流过程预测能力,但由于其基于数值预报的释用结果,受数值模式预报能力的制约较大(俞小鼎等,2012;郑永光等,2015)。强对流可预报性研究(湛芸等,2019;闵锦忠和吴乃庚,2020)表明,目前全球业务数值预报模式和中尺度数值模式对局地性较强的极端性强对流(如暖区强对流)的预报能力仍十分有限。实况和模式融合释用方法(郭瀚阳等,2019;韩丰等,2019;夏侯杰等,2023),通过机器学习或深度学习提取雷达回波水平特征,不仅可以实现对流天气外推预报,而且其准确度相对传统外推方法更高。但该类方法仅对雷达回波图形进行数学处理,缺乏对回波演变过程中气象相关物理量的空间变化特征考虑,因而对预报性能的提高幅度有限(刘新伟等,2021;陈训来等,2021)。

近几年,我国业务天气雷达的双偏振功能升级(Zhao et al,2019),能够提供三维空间的水凝物种类、尺寸、形状及倾角等信息,从而能实时监测强对流系统微物理结构演变特征(刘黎平等,1996;Zhang et al,2001;Zhao et al,2019;夏凡等,2023)。其中,双偏振雷达变量差分反射率因子(Z_{DR})是判断不同类型降水粒子相态和尺寸的一个重要指标;差分传播相移率(K_{DP})可作为判断降水强度的关键指标。 Z_{DR} 柱与 K_{DP} 柱的演变对于地面雨强的变化具有很好的指示性,特别在持续强降水过程中, Z_{DR} (K_{DP})柱的再度发展往往预示着降水系统的再次增强(Kumjian and Prat,2014;Carlin,2017;潘佳文等,2020)。相关研究还发现,不同类型对流系统的降水微物理特征存在显著差异(Dolan et al,2018;Ryu et al,2021;李芳和刁秀广,2023),即使在特定天气系统,对流不同发展阶段及不同区域的微物理结构特征也会有明显变化(Wang et al,2016;Wen et al,2017;Wu et al,2018;Bao et al,2020;Han et al,2021;孙继松,2023)。因此,将强对流的双偏振雷达变量垂直廓线特征信息应用于短时临近外推预报模型,在物理意义上有助于提升复杂对流结构的把握能力,从而进一步提升强对流临近提前预警水平。

贝叶斯概率方法通过引入先验信息并结合极大似然估计法进行参数估计和变量选择,使模型估计和预测结果更为精确(郭晨蕾和李东喜,2023),其在气象风险预测和提前预警领域获得较为广泛的应用(韩焱红等,2013;赵琳娜等,2020;李海等,2022)。本文利用改进的贝叶斯概率方法,将双偏振雷达变量垂直廓线特征引入外推预报模型,实现短时强降水和雷暴大风的提前识别;研究通过融合区域模式预报的宽泛约束,确保两类强对流的临近外推预报

结果更符合动力和物理机制的模拟结果。本研究选取 2023 年 6—9 月浙江地区强对流实况对基于双偏振雷达变量垂直廓线特征的强对流概率预报方法(CSCPVP 方法)进行应用分析,并系统对比检验 CSCPVP 方法、浙江省分类强对流机器学习预报方法(SML 方法)以及国家级强对流天气分类预报方法(SCMOC 方法),评判新方法的预报性能及其改进幅度,揭示其在强对流临近预报上的优势。

1 数据和方法

1.1 数据

本文所用资料包括 2021—2023 年 6—9 月浙江省 10 部新一代 S 波段多普勒双偏振天气雷达(图 1)基数据、全省自动气象站资料以及国家闪电定位仪资料。其中,2021 年杭州雷达及其对应地面实况资料为用于训练建立的短时强降水和雷暴大风的提前识别模型,包含了 61 个存在两类强对流灾害的雷雨日;2023 年全省雷达及其对应地面实况资料用于业务实时测试和数据评估,包含了 95 个存在两类强对流灾害的雷雨日。

双偏振雷达数据使用前需先进行质量控制等预处理工作。质量控制参考 Huang et al(2018)的研究:首先,剔除相关系数低于 0.85 的非气象回波(Giangrande and Ryzhkov, 2008);其次,基于弱降水(雨滴近似球形) Z_{DR} 理论上接近 0 dB(Giangrande and Ryzhkov, 2005)的特征,计算弱降水(水平反射率因子 Z_H 在 10~20 dBz)区域 Z_{DR} 平均值并作为系统偏差进行订正;然后,在径向上对 Z_H 和 Z_{DR} 数据进行五点平滑处理,降低数值异常抖动的影响;最后,对差分传播相移(Φ_{DP})数据进行初始值订正、去折叠和径向平滑处理,并重新计算 K_{DP} 。完成质量控制后将雷达体扫插值成水平分辨率为 1 km,距离地面 1~17 km,垂直分辨率为 500 m 的等高面数据。基于单雷达的径向风资料,采用扩展飓风体积速度处理方法(Harasti, 2003;朱文剑等, 2010)生成的大气环境平均风场信息作为垂直风廓线反演数据。利用雷达等高面上回波强度及梯度特征识别对流方法(Steiner et al, 1995)识别对流区域。CLTREC 方法(黄旋旋等, 2017)是在传统 COTREC 方法基础上,增加了相邻时刻回波强度连续约束检验和矢量全变分修正,从而使得反演的雷达回波移动矢量场更为

连续。因此,本文采用该方法生成区域回波追踪格点移动矢量场数据,并基于双偏振雷达变量显著特征进行匹配位置订正,进而形成更符合对流传播特性的对流云团格点匹配关系。本文中双偏振雷达变量显著特征位置 P_{Note} 满足如下关系:

$$P_{Note}(X, Y) = \max \left\{ \sum_{i=1}^{elNum} K_{DP}(i, X, Y), (X, Y) \in A_{con} \right\} \quad (1)$$

式中: P_{Note} 为以初始化匹配位置为中心,在半径 R_{con} 的区域范围 A_{con} 内逐格点搜索最大垂直累积差分传播相移率 K_{DP} (即从第 1 层一直累加到最顶层 elNum)所在的位置。卢志贤等(2016)研究表明,我国东部陆地深对流水平尺度的频数峰值约分别在 12、30、45 km,本研究参考选取 30 km (即半径 R_{con} 值为 15 km)。

地面实况数据依据气象部门全国智能网格预报产品检验相关办法中的强对流短时预报点对面检验方法进行构建。以浙江省内的 1727 个检验评估站点以及本省周边辖区的检验评估站点为实况基准,扫描半径为 40 km,依据短时强降水和雷暴大风的判别标准,生成本省陆地区域内的两类强对流实况格点数据(空间分辨率 5 km)。短时强降水判别标准:自动气象站小时降水量不低于 20 mm;雷暴大风具体判别标准:基于国家闪电定位仪数据,采用最邻近方法累计到 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ (网格点经纬度为 0.5° 倍数)经纬度网格点上,形成小时累计闪电次数网格数据,再采用最邻近方法将闪电网格数据插值到检验站点。当检验站点小时累计闪电次数大于或等于 1 并且该时次小时阵风风速大于或等于 $17 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$, 则判定该站点出现雷暴大风。



注:红色圈表示 150 km 半径圈,
绿色点为评估站点。

图 1 浙江省组网雷达分布
Fig. 1 Distribution of the radar network
in Zhejiang Province

1.2 方法

本文研发的短时强降水和雷暴大风短时临近概率预报方法,首先基于 2021 年 6—9 月的杭州 S 波段双偏振雷达资料、自动气象站资料、闪电资料以及改进后的贝叶斯概率方法预先建立两类强对流的 CSCPVP 模型;然后在实时业务中调用该模型进行强对流预报。方法具体步骤(图 2)为:(1)基于 CSCPVP 模型实现两类强对流属性的提前识别;(2)利用 CLTREC 方法反演外推矢量场;(3)在区域模式预报的宽泛约束下,对提前识别的两类强对流概率结果按照外推矢量场进行半拉格朗日外推,最后,实现 0~2 h 的短时强降水和雷暴大风确定性预报结果。

1.2.1 CSCPVP 模型

本文选取雷达 20~120 km 范围内的灾害天气过程样本进行短时强降水和雷暴大风灾害特征统计。首先以监测到两类灾害的自动站位置为初始位置;然后利用双偏振雷达变量显著特征[式(1)]进行初始位置订正,之后依据对流云团前后匹配关系,搜索两类强对流灾害发生前 1 h 内的历史对流云格点;最后对统计时段内追踪到的对流云格点进行 3×3 的垂直廓线采样,并生成归一化的双偏振雷达变量垂直廓线,进而生成 CSCPVP 数据集。这里双偏振雷达变量由 Z_H 、 Z_{DR} 、 K_{DP} 和 $K_{DP} \times WS_{VAD}$ 构成,其中, WS_{VAD} 为速度方位显示法计算的环境风速。垂直廓线的归一化处理具体步骤为:首先以温度层结曲线中的 1 km、0℃层、-20℃层以及 17 km 高度作为归一化高度基准,将原有的各个变量的垂直廓

线通过最大最小值归一化方法线性插值处理;标准化后的垂直廓线分为 3 部分(每部分都进行 10 等分),即 1 km 到 0℃层高度、0℃层到 -20℃层高度和 -20℃层到 17 km 高度。归一化的处理方案简化了季节性的 0℃、-20℃层高度的差异问题,使得双偏振雷达变量垂直廓线特征统计结果更为精确。 Z_H 、 Z_{DR} 、 K_{DP} 归一化垂直廓线分别表征雷达观测体积内降水粒子的尺度和密度、大气显著粒子形状以及雷达观测体积内平均液态水含量的垂直分布特征。 $K_{DP} \times WS_{VAD}$ 表示单位时间内通过雷达观测单位横截面的平均液态水含量,因此,其归一化垂直廓线表征水凝物通量的垂直分布特征。

基于 CSCPVP 数据集中样本,利用改进后的贝叶斯概率统计法获得 CSCPVP 模型。改进后的贝叶斯概率统计法首先对数据集内归一化的双偏振雷达变量垂直廓线的每个高度层的数据进行频数统计;然后基于每层均值位置两侧数值对应的先验概率为非对称高斯分布假设,利用极大似然估计法进行分段高斯函数拟合,进而计算获得每个高度层的先验概率分布。采用函数拟合策略可以保留样本显著分布特征,同时能改善不均衡统计样本中的数据噪声和偶然性问题,进而提升先验概率质量。此外,由于 CSCPVP 数据集中也包含了小部分更极端的(8 级以上雷暴大风或 $20 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 以上的短时强降水)强对流灾害样本,而通常在产生更极端的灾害前则需要更强劲的上升气流、水汽等配合,因此,在均值左侧的数值先验概率虽然表现为随数值增大而降低,但实际上其对应发生短时强降水和雷暴大风的概率在增大。由于 CSCPVP 模型是基于概率阈值法判定对流灾害是否发生,因此,这里简单约定 CSCPVP 模型中的双偏振雷达变量最小数值和最大数值分别对应 0% 和 200% 后验概率,均值位置为 100% 概率位置;而当双偏振雷达变量数值大于均值,其后验概率数值为 200% 概率减去其先验概率数值。

1.2.2 CSCPVP 模型融合的微物理特征

图 3 是 CSCPVP 模型中短时强降水和雷暴大风的 100% 概率(平均值)曲线。由图 3a 可见,两类强对流的 30 dBz 的平均高度都达到 -20℃层高度,说明对流均发展深厚且上升运动剧烈(DeMott and Rutledge, 1998)。 K_{DP} 在一定程度上反映了雷达观测体积内的平均液态水含量(Zrnić and Ryzhkov, 1996),两者 K_{DP} 值从 -20℃层的 $0.4^\circ \cdot \text{km}^{-1}$ 左右

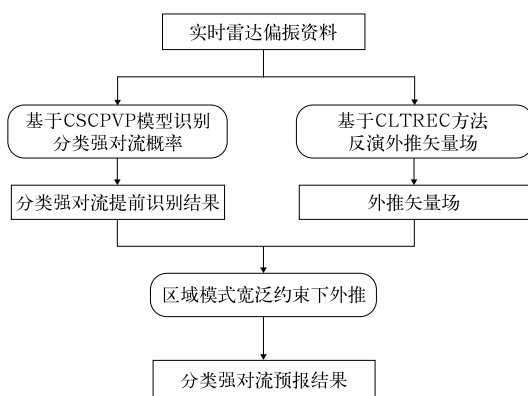


图 2 CSCPVP 方法流程图

Fig. 2 Flow chart of CSCPVP method

向下持续增加至 $1.4 \sim 1.8^{\circ} \cdot \text{km}^{-1}$ (归一化高度第 7 层, 略低于 0°C 层高度, 图 3b), 这意味着 0°C 层以上存在大量过冷水滴。由于雪粒子和霰粒子群可整体近似为球体, 对应 Z_{DR} 值接近 0 dB (Dolan et al, 2013; Friedrich et al, 2016), 因此, 图 3c 中在 0°C 层以上的 Z_{DR} 大值 (图 3c) 反映了在两种类型强对流中均存在上升气流将暖云层的雨滴和云滴输送至对流中上层形成过冷水滴 (Rowe et al, 2011; Wang et al, 2016)。以上分析表明, 持续性深厚且强烈的上升运动是地面极端对流灾害天气发生之前的重要特征之一 (俞小鼎, 2013; 黄美金等, 2022)。暖云层内存在高效率的雨滴和云滴碰并增长过程 (Chen et al, 2019; Kumjian and Prat, 2014), 这会使得其含水量在下降到地面过程中逐渐增加, 即对应的 Z_{H} 、 K_{DP} 逐步增大, 但两种类型的双偏振雷达变量垂直廓线显示这两个变量最大平均值出现在略低于 0°C 层高度位置 (图 3a~3c)。结合垂直廓线时序统计

图 (图略) 进一步分析表明, 各个双偏振雷达变量大值对应的高度呈现随时间逐步下降的特征, 这表明 CSCPVP 模型所包含的双偏振雷达变量质心核的下降特征是地面极端灾害天气发生之前的另一个重要微物理特征。两种类型强对流的水凝物通量 (KF) 特征垂直廓线对比显示, 在 0°C 高度层附近存在水凝物通量峰值 (图 3d), 这表明高空急流是强对流发展维持的重要条件之一。

与短时强降水相比, 雷暴大风类型的 Z_{H} 、 Z_{DR} 、 K_{DP} 整层平均值均明显更强 (图 3a~3c), 这表明要产生雷暴大风需要更深厚和剧烈的上升运动持续配合。此外, 由于浙江 6—9 月暖湿气流通常较显著, 大量的雷暴大风过程个例中同时也伴有较强短时强降水灾害, 这也是导致雷暴大风类型 K_{DP} 整层均值更大的另一个原因。雷暴大风和短时强降水类型的另一个显著差异在于水凝物通量垂直廓线, 雷暴大风对应的高层水凝物通量 (KF) 的峰值 $[15.4^{\circ} \cdot (10^3 \text{ s})^{-1}]$

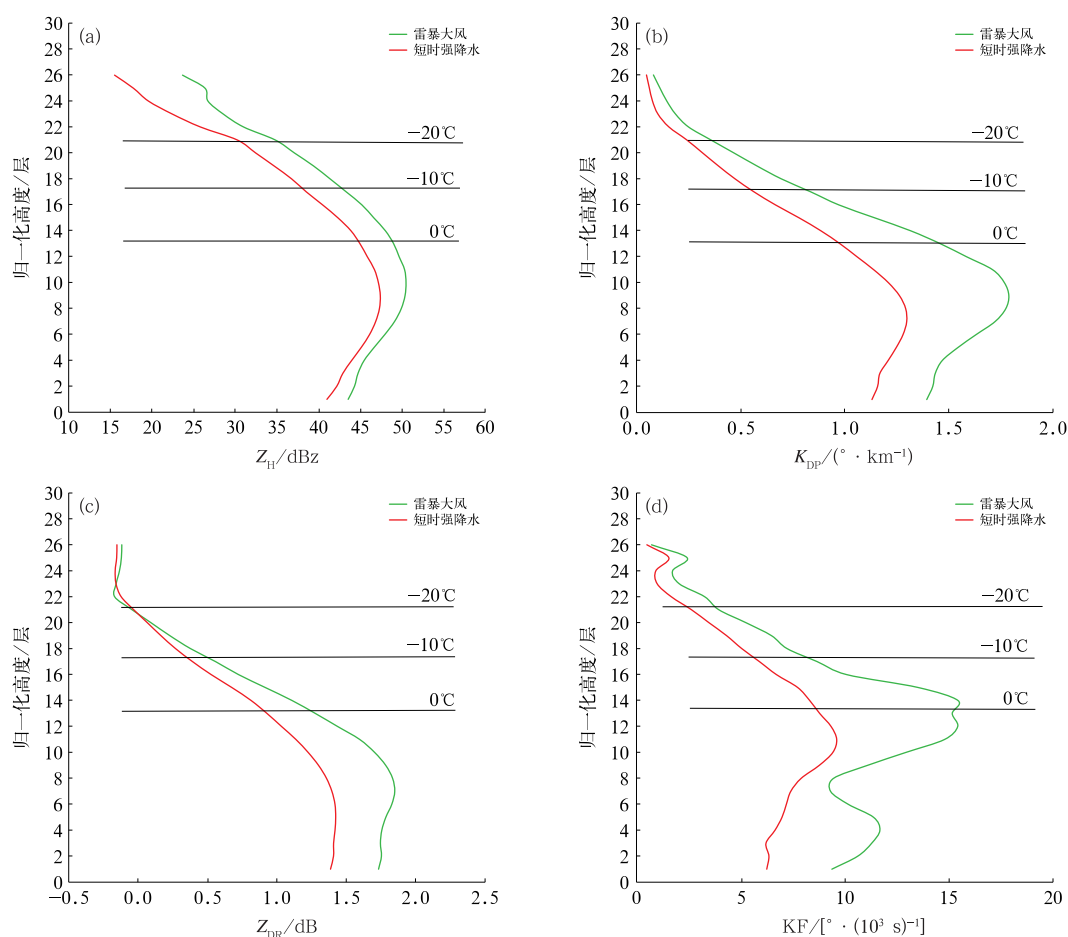


图 3 CSCPVP 模型的 100% 概率 (均值) 曲线比较

Fig. 3 Comparison of 100% probability curves of CSCPVP models

显著大于短时强降水 $[9.6^{\circ} \cdot (10^3 \text{ s})^{-1}]$ (图 3d),这说明更强的高空急流更易于产生雷暴大风。而在水凝物通量第一个峰值之下,短时强降水的水凝物通量数值呈现缓慢减小趋势,一直到近地面,而雷暴大风则出现第二个水凝物通量峰值特征 $[11.7^{\circ} \cdot (10^3 \text{ s})^{-1}]$,这表明中低层垂直风切也是地面发生雷暴大风灾害的前期特征之一。

1.2.3 CSCPVP 模型的释用

在实际应用中,对识别出的对流云中的每个格点进行双偏振雷达变量垂直廓线采样,并进行归一化处理,然后通过调用 CSCPVP 模型,计算每个格点位置的水平反射率因子合成概率(CP_{Z_H})、差分反射率合成概率($CP_{Z_{DR}}$)、差分传播相移率合成概率($CP_{K_{DP}}$)以及水凝物通量合成概率(CP_{KF}),最后通过加权平均计算出后验概率数值 P_C 。由于 CSCPVP 模型是基于概率阈值法判定对流灾害是否发生,因此,本文默认采用平均加权策略来计算后验概率,未来则可以结合机理统计研究进一步优化权重参数。 P_C 的具体计算公式如下:

$$P_C = (CP_{Z_H} + CP_{Z_{DR}} + CP_{K_{DP}} + CP_{KF}) \times 0.25$$

$$CP = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^{N_{pvp}} LP(V_i)}{N_{pvp}} & H_{pvp} \geq H_0 R_{TH1} \\ & \text{且 } T_{pvp} \geq H_0 R_{TH2} \\ 0 & H_{pvp} < H_0 R_{TH1} \\ & \text{或 } T_{pvp} < H_0 R_{TH2} \end{cases} \quad (2)$$

$$B_{con}(X, Y) = \begin{cases} 1 & [F_{con}(X, Y, R) = 1 \text{ 且 } P_{con}(X, Y) \geq P_{TH1}] \text{ 或 } P_{con}(X, Y) \geq P_{TH2} \\ 0 & F_{con}(X, Y, R) = 0 \text{ 且 } P_{con}(X, Y) < P_{TH2} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $F_{con}(X, Y, R)$ 表示数值预报是否存在对流可能,即以当前格点位置为中心的半径(默认取 50 km)范围内的区域模式预报当前时次是否存在回波强度大于 35 dBz 的格点,如存在(不存在)则为 1(0)。如果数值预报存在对流可能,同时当前格点位置的强对流合成概率数值 P_{con} 大于或等于弱概率阈值 P_{TH1} (默认取 0.3)则判定强对流确定性变量 B_{con} 判定为 1(强对流确定性存在);当 P_{con} 大于或等于强概率阈值 P_{TH2} (默认取 0.8),则不考虑数值预报结果,强制判定 B_{con} 为 1。

以上约束条件综合考虑了区域模式预报的局部空间偏差问题,同时又以区域模式预测对流维持时长作为宽泛约束,从而确保短时强降水和雷暴大风的临近外推预报结果更符合动力和物理机制的模拟

式中: N_{pvp} 为标准化后存在采样的垂直廓线的层数, V_i 为第 i 层的双偏振雷达变量,LP 为通过查表法获得的后验概率数值,CP 为垂直廓线平均概率数值, T_{pvp} 为可采样厚度, H_{pvp} 为可采样最大高度, H_0 为 0°C 层高度。判定可信赖的标准化垂直廓线采样标准为:满足可采样最大高度 $H_{pvp} \geq$ 高度阈值(H_0 乘以 R_{TH1} , R_{TH1} 默认取 0.7),并且同时满足 $T_{pvp} \geq$ 厚度阈值(H_0 乘以 R_{TH2} , R_{TH2} 默认取 0.7)。

1.2.4 基于 CSCPVP 模型的 0~2 h 外推预报方法

不同于传统的雷达外推回波强度不变的前提设置,本文所提出的方法假设在外推时间段内强对流的发生概率预期不变:即当监测到首个满足强对流发生概率阈值后,则在外推时间段内该对流云周围有限范围内仍会有相似概率特征的强对流事件发生。

CSCPVP 外推方案首先基于单雷达资料,利用 CSCPVP 模型计算出短时强降水和雷暴大风的合成概率格点数值(外推初始场),采用半拉格朗日法(以 CLTREC 方法反演的矢量场为外推矢量场)进行逐分钟的外推,生成单雷达的 0~2 h 两类强对流合成概率预报数据。然后,采用大值策略将浙江双偏振雷达组网范围内的所有单雷达强对流概率预报结果合成为两类强对流概率组网预报数据。最后,通过融合区域模式预报的宽泛约束[式(3)],生成两类确定性组网预报数据 B_{con} (由于地面实况数据集参考强对流短时预报的点对面检验方法生成,因此这里将确定性预报结果也进行 40 km 半径膨胀处理)。在本工作中,宽泛约束表述为:

结果。此外,约束条件中也考虑到区域模式的漏报问题,即当强对流的合成概率数值大于强概率阈值时,则不用考虑模式约束,强制判定为短时临近时段内强对流灾害即将发生。

2 统计评估

为量化评估 CSCPVP 方法的预报精度以及相对业务方法的改进程度,选择将新方法和 SML 方法(李文娟等,2018)以及 SCMOC 方法(唐文苑等,2017)进行统计对比评估。SML 方法为目前浙江省气象局业务实时运行的逐时分类强对流方法,其基于区域模式资料,以随机森林和 XGBOOST 两种人工智能算法模型输出 0~12 h 短时强降水和雷

暴大风逐时预报。主要评价指标包括临界成功指数(CSI)、命中率(POD)和虚警率(FAR):

$$CSI = \frac{N_A}{N_A + N_B + N_C} \quad (4)$$

$$POD = \frac{N_A}{N_A + N_C} \quad (5)$$

$$FAR = \frac{N_B}{N_A + N_B} \quad (6)$$

式中: N_A 、 N_B 和 N_C 分别为短时强降水或雷暴大风的命中数、空报数和漏报数。

对比评估数据为按全国智能预报技术方法竞赛规则在每天 02、08、14、20 时(北京时,下同)起报的 0~2 h 逐时短时强降水和雷暴大风强对流网格(空间分辨率 5 km)资料;对比评估时段为 2023 年 6—9 月。另外,由于预报竞赛数据上传时间要求以及雷达数据资料获取时间滞后等问题,CSCPVP 方法一般将基于起报时间前 15 min 左右的雷达资料作为初始外推预报数据。

统计检验结果(图 4)表明,无论是 1 h 还是 2 h 的两类强对流预报,相较于 SML 和 SCMOC 方法,CSCPVP 方法的 POD 大幅度提升(短时强降水 POD 从 22%~43% 提升至 75%~80% 左右,雷暴大风 POD 从 22%~26% 提升至 55%~63%)。这表明 CSCPVP 方法具有提前 1~2 h 的两类强对流识别能力,能在对流云的发展阶段就较准确预判出对流云未来将发生的灾害类型。CSCPVP 方法中缺乏对流云减弱和消亡等物理机制的考虑,因此,在其外推策略中引入了融合区域模式的宽泛约束。该约束条件的引入使得 CSCPVP 方法在 POD 大幅提

升情况下,较好地控制了外推预报 FAR(整体略下降)。综合来看,相较于 SML 和 SCMOC 方法,CSCPVP 方法对于 0~2 h 的两类强对流的预报能力提升是十分显著的(短时强降水 CSI 从 8%~16% 提升至 22%~26%;雷暴大风 CSI 从 7% 提升至 10%~11%)。此外,考虑到 CSCPVP 方法中很多的参数只是使用默认数值,因此,未来可依据物理机制对参数进行本地优化,可以更好地权衡 FAR,进而全面提升该方法的临界成功指数。

3 模型检验

为揭示 CSCPVP 方法在不同天气系统影响下的短时强降水和雷暴大风提前识别能力以及改进效果,本节将对比分析 CSCPVP 方法和现有的业务方法在典型的短时强降水和雷暴大风过程的 0~2 h 预报效果。由上述统计评估表明,SML 方法在浙江省整体优于 SCMOC 方法,因此本节用于比较的业务方法选择 SML 方法。

3.1 2023 年 6 月 30 日暖区强对流过程

受副热带高压(以下简称副高)、低涡切变和低层暖湿气流影响,2023 年 6 月 30 日浙江省午后出现暖区强对流天气。14:00 在宁波南部和台州一带出现短时强降水天气;而雷暴大风则主要出现在宁波、金华东部到台州西北部一带(图 5b,5c)。预报初始化时刻(图 5a),在暖湿气流影响下,绍兴、金华东部以及宁波、舟山、台州一带都已出现分散性的强

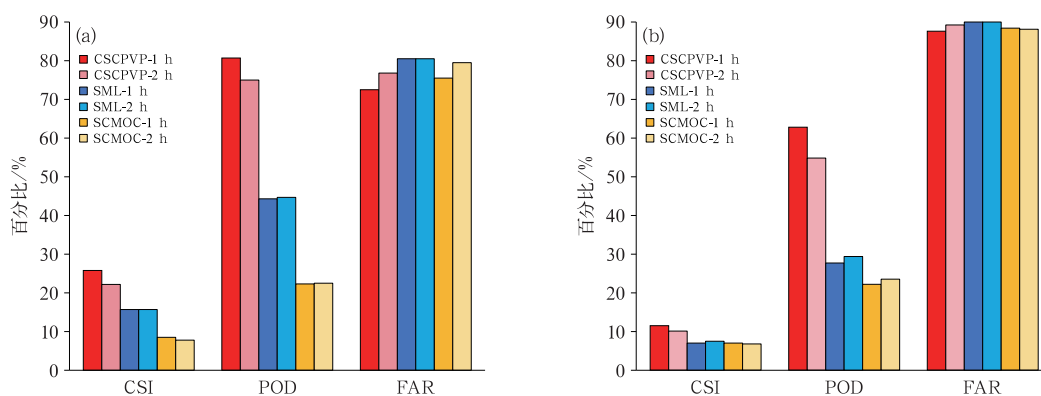


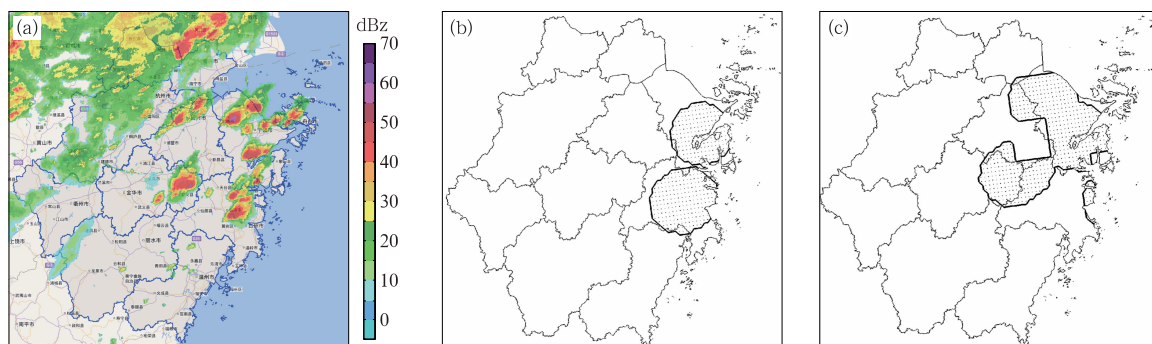
图 4 2023 年 6—9 月 CSCPVP、SML 和 SCMOC 方法的 0~2 h (a) 短时强降水和 (b) 雷暴大风预报结果的 CSI、POD 和 FAR 对比

Fig. 4 Comparison of CSI, POD and FAR of 0~2 h (a) short-time heavy precipitation and (b) thunderstorm gale forecast results by CSCPVP, SML and SCMOC methods from June to September 2023

对流回波。

临近 1 h 预报结果对比(图 6a~6d)表明, SML 方法明显存在局地空报(浙中西部地区)和漏报(浙东地区)问题, 而 CSCPVP 方法由于以雷达实况观测为基准, 并进行短时强降水和雷暴大风的提前识别, 因此较好地改进了上述问题。相较于 SML 方

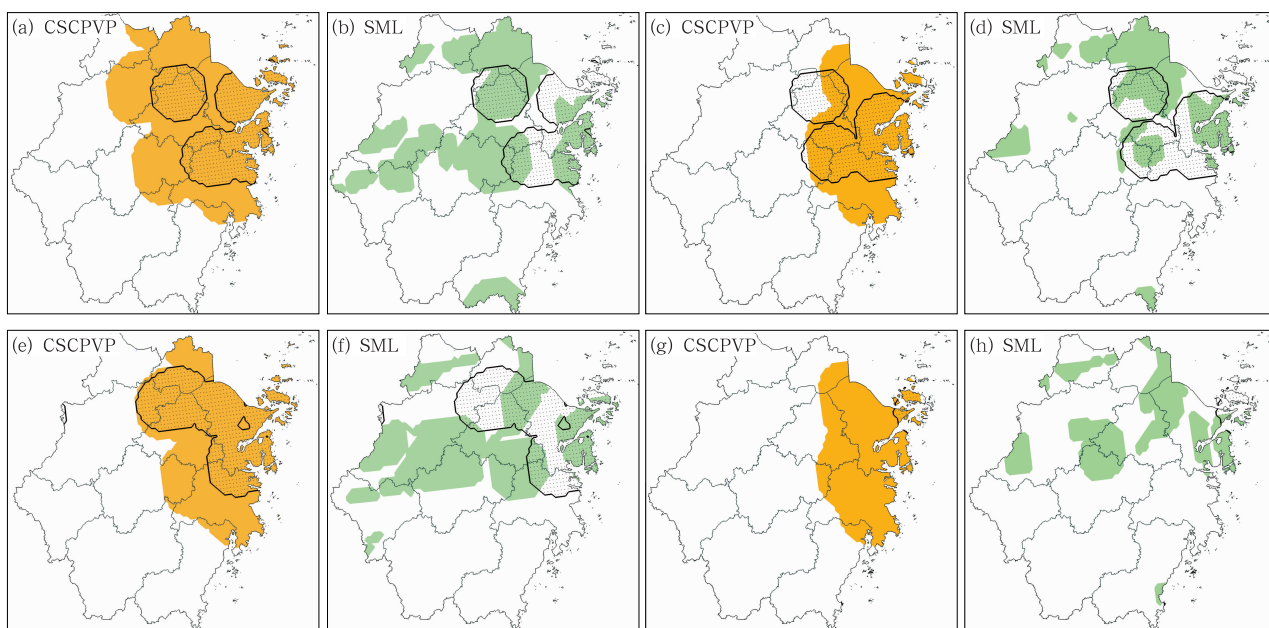
法, CSCPVP 方法明显提升了临近 1 h 的两类强对流预报精度(短时强降水 CSI 从 24% 提升至 38%; 雷暴大风 CSI 从 28% 提升至 50%)。暖区强对流过程的 2 h 预报结果(图 6e~6h)表明, CSCPVP 方法仍能明显提升短时强降水的预报精度(CSI 从 16% 提升至 53%); 雷暴大风的预报能力也有所提升



注: 黑线区域内点状覆盖区域为强对流实况发生区域, 下同。

图 5 2023 年 6 月 30 日 (a) 13:45 组合反射率, (b, c) 14:00 (b) 短时强降水和 (c) 雷暴大风地面实况

Fig. 5 (a) Composite reflectivity at 13:45 BT, (b, c) surface observations of (b) short-time heavy precipitation and (c) thunderstorm gale at 14:00 BT 30 June 2023



注: 黄色区域为 CSCPVP 方法预报结果, 绿色区域为 SML 方法预报结果, 下同。

图 6 2023 年 6 月 30 日 14:00 起报的 (a~d) 15:00 (a, b) 短时强降水预报及 (c, d) 雷暴大风预报, (e~h) 16:00 (e, f) 短时强降水预报及 (g, h) 雷暴大风预报与地面实况比较

Fig. 6 Comparison between the surface observations and the deterministic predictions of (a, b) short-time heavy precipitation and (c, d) thunderstorm gale at 15:00 BT, (e, f) short-time heavy precipitation and (g, h) thunderstorm gale at 16:00 BT initiated at 14:00 BT 30 June 2023

(CSI 从 1% 提升至 4%), 但是由于其外推方案缺乏对暖区雷暴大风的发展、传播等物理机制的考虑, 因此仍存在空报率较高的问题。

3.2 2023 年 7 月 10 日副高边缘的午后强对流过程

受副高边缘的西风槽影响, 2023 年 7 月 10 日浙江省午后出现强对流天气。14:00 在嘉兴地区出现了短时强降水天气; 而雷暴大风则主要出现在嘉兴到宁波一带(图 7b, 7c)。预报初始时刻(图 7a), 副高边缘, 浙江东北地区在弱冷空气渗透下有局地强对流向南发展。较强的回波主要处于湖州、嘉兴

到宁波北部一带; 在宁波中南部、绍兴台州交界处也有局地性对流发展; 另外浙南南部也有局地对流单体新生。

该过程的 0~2 h 的预报结果(图 8)同样表明, 相比 SML 方法, CSCPVP 方法对于这类有一定系统性的强对流具有更好的预报效果(短时强降水 CSI: 1 h 从 28% 提升到 39%, 2 h 从 13% 提升到 40%; 雷暴大风 CSI: 1 h 从 1% 提升到 32%, 2 h 从 3% 提升到 37%)。此外, 新方法中联合区域模式的预报外推约束机制, 较好预报出 2 h 的浙南南部有局地短时强降水和雷暴大风。CSCPVP 方法虽然

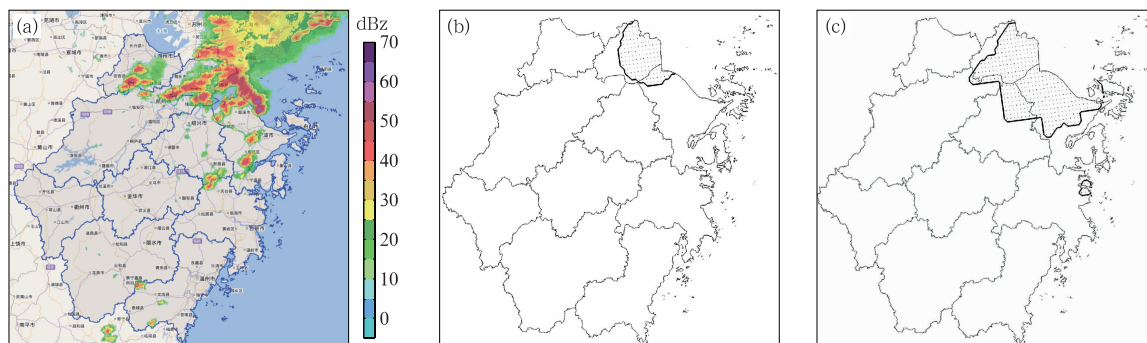


图 7 2023 年 7 月 10 日(a)13:45 组合反射率, (b, c)14:00(b)短时强降水和(c)雷暴大风地面实况

Fig. 7 (a) Composite reflectivity at 13:45 BT, (b, c) surface observations of (b) short-time heavy precipitation and (c) thunderstorm gale at 14:00 BT 10 July 2023

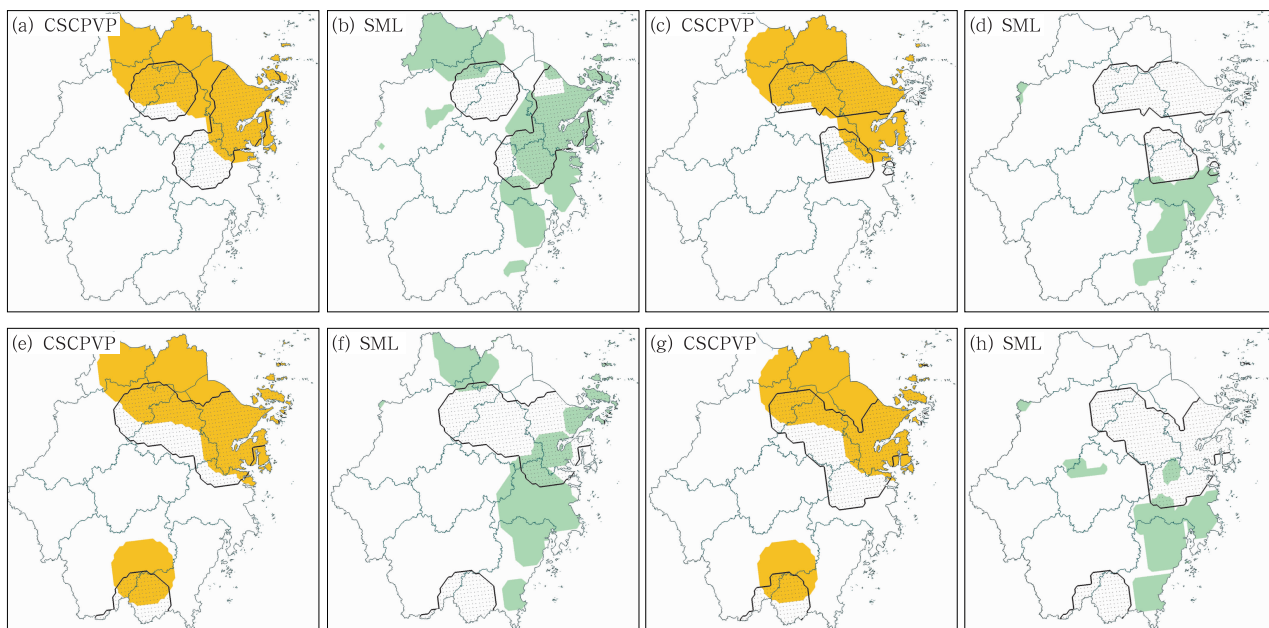


图 8 2023 年 7 月 10 日 14:00 起报的(a~d)15:00(a, b)短时强降水预报及(c, d)雷暴大风预报, (e~h)16:00(e, f)短时强降水预报及(g, h)雷暴大风预报与地面实况比较

Fig. 8 Comparison between the surface observations and the deterministic predictions of

(a, b) short-time heavy precipitation and (c, d) thunderstorm gale at 15:00 BT,

(e, f) short-time heavy precipitation and (g, h) thunderstorm gale at 16:00 BT initiated at 14:00 BT 10 July 2023

整体预报略偏北,但强对流落区形态和实况观测非常相似。

4 结论与讨论

本文提出了一种基于双偏振雷达变量垂直廓线特征的强对流概率预报方法(CSCPVP 方法),其利用改进后的贝叶斯概率方法将两类强对流灾害发生前的双偏振雷达变量垂直廓线特征引入外推模型,实现强对流属性的提前识别;通过融合区域模式预报的宽泛约束,确保两类强对流的临近外推预报结果更符合动力和物理机制的模拟结果。利用 2023 年 6—9 月浙江的强对流实况对 CSCPVP 方法进行应用分析,并将 CSCPVP 方法和 SML 方法以及 SCMOC 方法进行对比检验评估。试验及检验结果如下:

(1)CSCPVP 模型基于灾害发生前 1 h 内的双偏振雷达变量样本进行统计构建,因此,该模型包含了短时强降水和雷暴大风灾害发生前的重要微物理结构特征。

(2)2023 年 6—9 月检验评估表明,CSCPVP 方法具有很好的短时强降水和雷暴大风提前识别能力,可以大幅度提升 0~2 h 的两类强对流预报的命中率;通过在 CSCPVP 外推策略中引入了融合区域模式的宽泛约束,使得 CSCPVP 方法在 POD 大幅提升情况下,较好地控制了外推预报 FAR(整体略下降)。相较于 SML 和 SCMOC 方法,CSCPVP 方法对于 0~2 h 的两类强对流的预报能力提升是十分显著的(短时强降水 CSI 从 8%~16% 提升至 22%~26%;雷暴大风 CSI 从 7% 提升至 10%~11%)。

(3)浙江地区的 2023 年 2 次不同类型的强对流天气过程检验分析表明,CSCPVP 方法适用于不同天气系统影响下的短时强降水和雷暴大风短时临近预报。相较于 SML 方法,CSCPVP 方法对于系统性、局地性和分散性的两类强对流 0~2 h 短时临近预报能力都有所改进,明显改善了短时临近时段的空报和漏报问题。

CSCPVP 方法一定程度上改善了传统的雷达短时临近外推预报中无法提前预测对流发展、增强的难题,同时其通过融合区域模式预报信息,确保临近外推预报结果更符合动力和物理机制的模拟结果。未来还将结合不同天气类型的动力和物理机

制,继续开展分量级的强对流 CSCPVP 模型的构建工作;同时,开展改进外推矢量场研究工作,提升强对流预报落区精度;最后,利用树形结构的机器学习方法(如随机森林、XGBOOST 等)开展本地参数阈值的全局优化工作,进一步全面提升强对流的定量化预报能力。

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).
- 陈训来,刘军,郑群峰,等,2021. 基于卷积门控循环单元神经网络的临近预报方法研究[J]. 高原气象,40(2):411-423. Chen X L, Liu J, Zheng Q F, et al, 2021. A study on radar echo nowcasting based on convolutional gated recurrent unit neural network[J]. Plateau Meteor, 40(2):411-423(in Chinese).
- 湛芸,陈涛,汪玲瑶,等,2019. 中国暖区暴雨的研究进展[J]. 暴雨灾害,38(5):483-493. Chen Y, Chen T, Wang L Y, et al, 2019. A review of the warm-sector rainstorms in China[J]. Torr Rain Dis, 38(5):483-493(in Chinese).
- 郭晨蕾,李东喜,2023. 基于 spike-and-slab 先验的贝叶斯时间序列模型[J]. 计算机科学,50(S2):221200131. Guo C L, Li D X, 2023. Bayesian time-series model based on spike-and-slab prior[J]. Comput Sci, 50(S2):221200131(in Chinese).
- 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 Meteor Sin, 77(4):715-727(in Chinese).
- 韩丰,龙明盛,李月安,等,2019. 循环神经网络在雷达临近预报中的应用[J]. 应用气象学报,30(1):61-69. Han F, Long M S, Li Y A, et al, 2019. The application of recurrent neural network to nowcasting[J]. J Appl Meteor Sci, 30(1):61-69(in Chinese).
- 韩焱红,矫梅燕,陈静,等,2013. 基于贝叶斯理论的集合降水概率预报方法研究[J]. 气象,39(1):1-10. Han Y H, Jiao M Y, Chen J, et al, 2013. Study on the method of rainfall ensemble probability forecast based on Bayesian theory and its preliminary experiments[J]. Meteor Mon, 39(1):1-10(in Chinese).
- 黄美金,俞小鼎,林文,等,2022. 福建沿海冷锋前暖区和季风槽大暴雨环境背景与对流系统特征[J]. 气象,48(5):605-617. Huang M J, Yu X D, Lin W, et al, 2022. Environmental background and convective system characteristics of the prefrontal and the monsoon trough torrential rains in Fujian coastal area[J]. Meteor Mon, 48(5):605-617(in Chinese).
- 黄旋旋,朱科峰,赵坤,2017. 改进后 TREC 外推方法在台风临近降雨预报中的应用[J]. 气象科学,37(5):610-618. Huang X X, Zhu K F, Zhao K, 2017. The improved TREC algorithm and its application to the precipitation nowcasting for landfall typhoon

- [J]. J Meteor Sci, 37(5): 610-618 (in Chinese).
- 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 L, Sun J S, Wang G R, 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 Sin, 70(4): 752-765 (in Chinese).
- 李芳, 刁秀广, 2023. 不同类型强降水风暴低层双偏振参量对比分析[J]. 气象, 49(9): 1075-1084. Li F, Diao X G, 2023. Comparative analysis of low-level dual polarization parameters of different types of severe rainfall storm[J]. Meteor Mon, 49(9): 1075-1084 (in Chinese).
- 李海, 孙婷逸, 程新宇, 2022. 基于增量贝叶斯的双偏振气象雷达降水粒子分类方法[J]. 雷达科学与技术, 20(3): 319-327. Li H, Sun T Y, Cheng X Y, 2022. A classification method for precipitation particles of dual-polarization weather radar based on incremental Bayes[J]. Radar Sci Technol, 20(3): 319-327 (in Chinese).
- 李文娟, 赵放, 郇敏杰, 等, 2018. 基于数值预报和随机森林算法的强对流天气分类预报技术[J]. 气象, 44(12): 1555-1564. Li W J, Zhao F, Li M J, et al, 2018. Forecasting and classification of severe convective weather based on numerical forecast and random forest algorithm[J]. Meteor Mon, 44(12): 1555-1564 (in Chinese).
- 刘黎平, 钱永甫, 王致君, 1996. 用双线偏振雷达研究云内粒子相态及尺度的空间分布[J]. 气象学报, 54(5): 590-599. Liu L P, Qian Y F, Wang Z J, 1996. The study of spacial distribution of phase and size of hydrometeors in cloud by dual linear polarization radar[J]. Acta Meteor Sin, 54(5): 590-599 (in Chinese).
- 刘新伟, 蒋盈沙, 黄武斌, 等, 2021. 基于雷达产品和随机森林算法的冰雹天气分类识别及预报[J]. 高原气象, 40(4): 898-908. Liu X W, Jiang Y S, Huang W B, et al, 2021. Classified identification and nowcast of hail weather based on radar products and random forest algorithm[J]. Plateau Meteor, 40(4): 898-908 (in Chinese).
- 卢志贤, 李响英, 方乐铨, 2016. 中国及周边海域对流云团的水平和垂直尺度[J]. 气象学报, 74(6): 935-946. Lu Z X, Li Y Y, Fang L X, 2016. Horizontal and vertical scales of convective clouds over China and the surrounding oceans[J]. Acta Meteor Sin, 74(6): 935-946 (in Chinese).
- 闵锦忠, 吴乃庚, 2020. 近二十年来暴雨和强对流可预报性研究进展[J]. 大气科学, 44(5): 1039-1056. Min J Z, Wu N G, 2020. Advances in atmospheric predictability of heavy rain and severe convection[J]. Chin J Atmos Sci, 44(5): 1039-1056 (in Chinese).
- 潘佳文, 魏鸣, 郭丽君, 等, 2020. 闽南地区大冰雹超级单体演变的双偏振特征分析[J]. 气象, 46(12): 1608-1620. Pan J W, Wei M, Guo L J, et al, 2020. Dual-polarization radar characteristic analysis of the evolution of heavy hail supercell in southern Fujian[J]. Meteor Mon, 46(12): 1608-1620 (in Chinese).
- 孙继松, 2023. 与直线型对大风相关的强风暴形态结构和热力学过程[J]. 气象, 49(1): 1-11. Sun J S, 2023. The pattern structure and thermodynamic and dynamic processes of severe storms associated with linear convective gales[J]. Meteor Mon, 49(1): 1-11 (in Chinese).
- 唐文苑, 周庆亮, 刘鑫华, 等, 2017. 国家级强对流天气分类预报检验分析[J]. 气象, 43(1): 67-76. Tang W Y, Zhou Q L, Liu X H, et al, 2017. Analysis on verification of national severe convective weather categorical forecasts[J]. Meteor Mon, 43(1): 67-76 (in Chinese).
- 夏凡, 龚佃利, 潘佳文, 等, 2023. 双偏振雷达水凝物分类算法优化及在雹暴云的应用分析[J]. 气象, 49(11): 1343-1358. Xia F, Gong D L, Pan J W, et al, 2023. The hydrometeor classification optimum algorithm for polarimetric radar and its application for the hailstorm cloud[J]. Meteor Mon, 49(11): 1343-1358 (in Chinese).
- 夏侯杰, 肖安, 聂道洋, 2023. 基于观测的短时强降水深度学习预报模型[J]. 高原气象, 42(4): 1005-1017. Xia H J, Xiao A, Nie D Y, 2023. Observation based deep learning model for short-duration heavy rain nowcasting[J]. Plateau Meteor, 42(4): 1005-1017 (in Chinese).
- 俞小鼎, 2013. 短时强降水临近预报的思路与方法[J]. 暴雨灾害, 32(3): 202-209. Yu X D, 2013. Nowcasting thinking and method of flash heavy rain[J]. Torr Rain Dis, 32(3): 202-209 (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).
- 曾明剑, 王桂臣, 吴海英, 等, 2015. 基于中尺度数值模式的分类强对流天气预报方法研究[J]. 气象学报, 73(5): 868-882. Zeng M J, Wang G C, Wu H Y, et al, 2015. Study of the forecasting method for the classified severe convection weather based on a meso-scale numerical model[J]. Acta Meteor Sin, 73(5): 868-882 (in Chinese).
- 赵琳娜, 姚梦颖, 巩远发, 等, 2020. 基于贝叶斯模型平均法的“利奇马”台风暴雨预报订正研究[J]. 暴雨灾害, 39(5): 451-461. Zhao L N, Yao M Y, Gong Y F, et al, 2020. Calibration of prediction for rainstorm event caused by typhoon Lekima based on Bayesian model averaging[J]. Torr Rain Dis, 39(5): 451-461 (in Chinese).
- 郑永光, 周康辉, 盛杰, 等, 2015. 强对流天气监测预报预警技术进展[J]. 应用气象学报, 26(6): 641-657. Zheng Y G, Zhou K H, Sheng J, et al, 2015. Advances in techniques of monitoring, forecasting and warning of severe convective weather[J]. J Appl Meteor Sci, 26(6): 641-657 (in Chinese).
- 周康辉, 郑永光, 王婷波, 2021. 利用深度学习融合 NWP 和多源观测数据的闪电落区短时预报方法[J]. 气象学报, 79(1): 1-14. Zhou K H, Zheng Y G, Wang T B, 2021. Very short-range lightning forecasting with NWP and observation data: a deep learning approach[J]. Acta Meteor Sin, 79(1): 1-14 (in Chinese).
- 朱文剑, 赵坤, 陈小敏, 等, 2010. 用扩展飓风体积速度处理方法分离

- 台风的环境平均风场[J]. 南京大学学报(自然科学版), 46(3): 243-253.
- Zhu W J, Zhao K, Chen X M, et al, 2010. Separation of the environmental wind and typhoon by extended-hurricane volume velocity processing method[J]. J Nanjing Univ (Nat Sci), 46(3): 243-253(in Chinese).
- Bao X W, Wu L G, Zhang S, et al, 2020. Distinct raindrop size distributions of convective inner- and outer-rainband rain in Typhoon Maria (2018) [J]. J Geophys Res Atmos, 125(14): e2020JD-032482.
- Carlin J T, Gao J D, Snyder J C, et al, 2017. Assimilation of Z_{DR} columns for improving the spinup and forecast of convective storms in storm-scale models: proof-of-concept experiments [J]. Mon Wea Rev, 145(12): 5033-5057.
- Chen G, Zhao K, Wen L, et al, 2019. Microphysical characteristics of three convective events with intense rainfall observed by polarimetric radar and disdrometer in eastern China[J]. Remote Sens, 11(17): 2004.
- DeMott C A, Rutledge S A, 1998. The vertical structure of TOGA COARE convection. Part I: radar echo distributions[J]. J Atmos Sci, 55(17): 2730-2747.
- Dolan B, Fuchs B, Rutledge S A, et al, 2018. Primary modes of global drop size distributions[J]. J Atmos Sci, 75(5): 1453-1476.
- Dolan B, Rutledge S A, Lim S, et al, 2013. A robust C-band hydrometeor identification algorithm and application to a long-term polarimetric radar dataset [J]. J Appl Meteor Climatol, 52(9): 2162-2186.
- Friedrich K, Kalina E A, Aikins J, et al, 2016. Precipitation and cloud structures of intense rain during the 2013 great Colorado flood [J]. J Hydrometeorol, 17(1): 27-52.
- Giangrande S E, Ryzhkov A V, 2005. Calibration of dual-polarization radar in the presence of partial beam blockage [J]. J Atmos Ocean Technol, 22(8): 1156-1166.
- Giangrande S E, Ryzhkov A V, 2008. Estimation of rainfall based on the results of polarimetric echo classification[J]. J Appl Meteor Climatol, 47(9): 2445-2462.
- Han B, Du Y, Wu C, et al, 2021. Microphysical characteristics of the coexisting frontal and warm-sector heavy rainfall in South China [J]. J Geophys Res Atmos, 126(21): e2021JD035446.
- Harasti P R, 2003. The hurricane volume velocity processing method [C]//31st Int. Conf. on Radar Meteorology. Seattle, WA: Amer Meteor Soc.
- Huang H, Zhao K, Zhang G F, et al, 2018. Quantitative precipitation estimation with operational polarimetric radar measurements in southern China: a differential phase-based variational approach [J]. J Atmos Ocean Technol, 35(6): 1253-1271.
- Kumjian M R, Prat O P, 2014. The impact of raindrop collisional processes on the polarimetric radar variables[J]. J Atmos Sci, 71(8): 3052-3067.
- Rowe A K, Rutledge S A, Lang T J, 2011. Investigation of microphysical processes occurring in isolated convection during NAME[J]. Mon Wea Rev, 139(2): 424-443.
- Ryu J, Song H J, Sohn B J, et al, 2021. Global distribution of three types of drop size distribution representing heavy rainfall from GPM/DPR measurements [J]. Geophys Res Lett, 48(3): e2020GL090871.
- Steiner M, Houze Jr R A, Yuter S E, 1995. Climatological characterization of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data [J]. J Appl Meteor Climatol, 34(9): 1978-2007.
- Wang M J, Zhao K, Xue M, et al, 2016. Precipitation microphysics characteristics of a Typhoon Matmo (2014) rainband after landfall over eastern China based on polarimetric radar observations [J]. J Geophys Res Atmos, 121(20): 12415-12433.
- Wen J, Zhao K, Huang H, et al, 2017. Evolution of microphysical structure of a subtropical squall line observed by a polarimetric radar and a disdrometer during OPACC in eastern China[J]. J Geophys Res Atmos, 122(15): 8033-8050.
- Wu D, Zhao K, Kumjian M R, et al, 2018. Kinematics and microphysics of convection in the outer rainband of Typhoon Nida (2016) revealed by polarimetric radar[J]. Mon Wea Rev, 146(7): 2147-2159.
- Zhang G F, Vivekanandan J, Brandes E, 2001. A method for estimating rain rate and drop size distribution from polarimetric radar measurements[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 39(4): 830-841.
- Zhao K, Huang H, Wang M J, et al, 2019. Recent progress in dual-polarization radar research and applications in China[J]. Adv Atmos Sci, 36(9): 961-974.
- Zrnić D S, Ryzhkov A, 1996. Advantages of rain measurements using specific differential phase[J]. J Atmos Ocean Technol, 13(2): 454-464.

(本文责编:侯翠梅)