

# 两种双偏振雷达降水估测算法对比 检验评估

王鹏飞<sup>1</sup>, 管 理<sup>2</sup>, 储 海<sup>2</sup>, 顾 问<sup>3</sup>, 吴胜蓝<sup>2</sup>

(1. 喀什地区气象台, 新疆 喀什 844000; 2. 上海中心气象台, 上海 200030; 3. 上海市生态气象和卫星遥感中心, 上海 200030)

**摘 要:** 【目的】CSU-HIDRO 算法和 WSR88D 算法是业务中主要的双偏振雷达定量降水估测算法, 但两者在不同气候背景下的可用性存在一定差异, 为详细评估 2 种算法在环上海地区的具体适用情况。【方法】利用上海青浦 S 波段双偏振雷达和雷达扫描范围内的自动站分钟雨量数据, 基于 2023—2024 年环上海地区的 46 次典型降水过程, 采用不分级、降水实况强度分级 (雨强分级)、站点与雷达距离分级 (距离分级)、影响系统分型 4 种方式对 CSU-HIDRO 算法和 WSR88D 算法进行检验评估。【结果】其结果显示: (1) CSU-HIDRO 算法在不分级检验、雨强分级检验和距离分级检验评估中, 其准确度均要高于 WSR88D 算法。且 CSU-HIDRO 算法在小时雨强 35~50 mm 区间内和距离雷达 10~75 km 范围内的降水估测效果最优。(2) 影响系统分型检验显示, 2 种算法对高空冷平流强迫类天气的降水估测能力相当, 但在低层暖平流强迫类天气、准正压类天气和斜压锋生类天气样本中, CSU-HIDRO 算法的定量降水估测效果要优于 WSR88D 算法。【结论】总体上, CSU-HIDRO 算法在环上海地区的综合适用性更强, 尤其在中等雨强和中等距离范围内估测精度更高, 可为该区域的雷达降水反演提供更优选择。

**关键词:** 双偏振雷达; WSR88D; CSU-HIDRO; 降水估测; 检验评估; 影响因素

**中图分类号:** P446 **文献标识码:** A

## Comparative verification and evaluation of two dual-polarization radar quantitative precipitation estimation algorithms

WANG Pengfei<sup>1</sup>, GUAN Li<sup>2</sup>, CHU Hai<sup>2</sup>, GU Wen<sup>3</sup>, WU Shenglan<sup>2</sup>

(1. Kashgar Regional Meteorological Observatory, Kashgar 844000, Xinjiang, China; 2. Shanghai Central Meteorological Observatory, Shanghai 200030, China; 3. Shanghai Ecological Meteorology and Satellite Remote Sensing Center, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** [Objective] The CSU-HIDRO and WSR88D algorithms are the primary dual-polarization radar quantitative precipitation estimation (QPE) algorithms used in operational meteorology. However, their applicability varies under different climatic conditions, necessitating a detailed evaluation of the suitability of these two algorithms in the peri-Shanghai region.

**收稿日期:** 2025-06-19; **修回日期:** 2025-08-25; **录用日期:** 2025-08-27; **网络出版日期:** 2025-

**基金项目:** 国家重点研发计划项目 (2022YFC3003905); 上海市科委自然科学基金 (23ZR1447300); 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2024J001); 中国气象局气象能力提升联合研究专项 (23NLTSZ002); 中国气象局青年创新团队 (CMA2023QN06, CMA2024QN02); 上海市气象局科技人才类项目 (KJRC202403, KJRC202411)

**作者简介:** 王鹏飞 (1995—), 男, 工程师, 学士, 主要研究短临预报预警。E-mail: wangpf1208@163.com

**通信作者:** 管理 (1989—), 男, 高级工程师, 硕士, 主要研究双偏振雷达资料处理与应用。E-mail: [glion2005@163.com](mailto:glion2005@163.com)

储海 (1985—), 男, 高级工程师, 硕士, 主要研究人工智能降水预报方法研发。E-mail: [chhau@163.com](mailto:chhau@163.com)

[Methods] Data from the S-band dual-polarization radar in Qingpu, Shanghai, and minute-level rainfall data from automatic stations within the radar coverage were utilized. Based on 46 typical precipitation events in the peri-Shanghai region from 2023 to 2024, the CSU-HIDRO and WSR88D algorithms were evaluated and verified using four methods: non-stratified assessment, stratification by observed rainfall intensity (rain rate stratification), stratification by station-to-radar distance (distance stratification), and classification of influencing weather systems. [Results] The results showed that: (1) the accuracy of the CSU-HIDRO algorithm was higher than that of the WSR88D algorithm in unstratified, rain rate-stratified, and distance-stratified evaluation. Moreover, the CSU-HIDRO algorithm achieved the best precipitation estimation performance within the range of hourly rainfall intensity between 35 and 50 mm and within distances of 10 to 75 km from the radar. (2) Verification based on weather system types revealed that both algorithms demonstrated comparable precipitation estimation performance for weather systems forced by upper-level cold advection. However, for samples of weather systems forced by low-level warm advection, quasi-barotropic systems, and baroclinic frontogenesis systems, the CSU-HIDRO algorithm outperformed the WSR88D algorithm in quantitative precipitation estimation. [Conclusion] Overall, the CSU-HIDRO algorithm demonstrates stronger applicability in the peri-Shanghai region. It provides higher estimation accuracy, especially for moderate rainfall intensity and medium distances, thereby providing a better option for radar-based precipitation retrieval in this region.

**Keywords:** dual-polarization radar; WSR88D; CSU-HIDRO; precipitation estimation; verification and evaluation; influencing factors



## 0 引言

降水是与城市经济发展和人民生活密切相关的天气现象之一，其量级大小、空间分布通常具有显著的不均匀性<sup>[1-4]</sup>。极端强降水事件可能诱发城市内涝、山洪、泥石流等次生灾害，例如，郑州“07·20”（2021年）、北京“07·21”（2023年）、香港“09·08”（2023年）、上海“09·20”（2024年）等暴雨天气过程均造成了不同程度的影响和灾害<sup>[5-6]</sup>。长期以来，降水的观测多依赖于地面自动气象站，但随着城市化进程的推进，城市的核心区域难以布设高密度的自动气象站，容易造成局地强降水监测的缺失<sup>[7-9]</sup>。天气雷达以其高时空分辨率的特性，自问世以来即在短时临近预报业务中发挥了重要作用<sup>[10-12]</sup>，基于雷达的降水定量估测产品（Quantitative Precipitation Estimation，简称 QPE）可有效弥补自动气象站空间密度分布不足的缺陷，对复杂地形、低密度自动站覆盖区域的降水监测具备重要应用价值<sup>[13-17]</sup>。

早在 20 世纪中叶，国外学者利用单偏振雷达和大量雨滴谱资料率先建立了反射率 ( $Z$ )与降水率( $R$ )的经验公式( $Z=200R^{1.6}$ )和更适用于对流性降水的经验公式( $Z=300R^{1.4}$ )<sup>[18-19]</sup>，然而该方法仅依赖反射率强度这一单一维度信息，无法区分降水粒子相态(雨、雪、冰雹)，在复杂降水条件下(冰雹、融化层亮带等)会出现较大的误差<sup>[20]</sup>。20 世纪 90 年代，双偏振雷达开始逐步应用到业务中。双偏振雷达通过发射水平和垂直两种偏振方向的电磁波，能够获得差分反射率(Differential Reflectivity, 简称 $Z_{DR}$ )和差分传播相移率(Specific Differential Phase, 简称 $K_{DP}$ )等双偏振参量，基于多维度双偏振参量的降水估测产品能够显著提升准确率<sup>[21-22]</sup>。美国气象部门率先实现了业务运行的双偏振 QPE, WSR88D 降水估测算法(简称 WSR88D 算法)作为美国气象业务的标准算法，通过结合相态分类算法，针对不同类型粒子相态采取不同的降水估测方案，重点解决了冰雹类固态降水的降水估测高估的问题，广泛应用于短时临近预报和灾害预警中<sup>[23-24]</sup>。CIFELLI 等<sup>[25]</sup>开发了基于粒子三种相态(固态、液态和混合相态)的降水估测算法(Colorado State University-Hydrometeor Identification Rainfall Optimization, 简称 CSU-HIDRO 方法)，在不同类型相态的降水估测中增加了 $K_{DP}$ 参量的使用，重点提升了混合相态降水估测的准确率。

国内学者针对定量降水估测算法的适应性评估和优化订正，已开展了广泛的研究。郑佳锋等<sup>[26]</sup>利用 C 波段雷达对 12 次降雨事件进行分析，评估了 4 种雷达测雨方程的测雨效果和误差，并运用实例分析了双偏振产品在水凝物识别中的应用。汪东东等<sup>[27]</sup>对 2019—2022 年宁波和舟山的双偏振雷达 QPE 产品在 6 次台风事件中的降水估测效果进行检验评估，发现两部雷达对台风期间的降水估测均以低估为主，且宁波雷达的低估更为严重，表现更差。随着雨强的增加，两部雷达对台风雨量的估测精度均呈下降趋势。陈静等<sup>[28]</sup>利用新一代天气雷达和分钟级自动站降水资料，建立雷达 6 分钟体扫时间内的实时动态  $Z-R$  关系式，提升定量估测降水的准确性和业务可用性。李佳慧等<sup>[29]</sup>将降水估测区域进行瓦片分区，针对各个瓦片利用雷达和自动站数据开展动态  $Z-R$  关系适配，解决了传统降水估测结果对强降水中心削弱的问题。CHEN 等<sup>[30]</sup>利用混合深度神经网络(Hybrid Deep Neural Networks)结合地面雷达数据、TRMM 卫星(Tropical Rainfall Measuring Mission)星载雷达数据以及地面自动站数据，构建了基于多源要素的定量估测降水模型，在取得较好估测精度的同时，解决了地面雷达受地物干扰的弊端和 PR 时空分辨率较低的问题。

前人已针对双偏振雷达定量降水估测算法效果进行了检验，但大多数算法的评估检验往往局限于特定的暴雨个例<sup>[26-27, 31-33]</sup>，缺乏长期性、系统性的业务化算法性能统计评估。且上述工作多将小时定量估测降水(One Hour Precipitation, 简称 OHP)结果与小时整点降水数据进行对比分析，尚未利用分钟数据计算的滑动 60 分钟降水数据进行检验，导致缺乏 OHP 对极端短时强降水的验证结果，无法较完善地给出相应算法在复杂多变实际天气中的适用性分析结果。此外，不同天气系统影响下的降水落区和雨强多存在较大差异<sup>[34]</sup>，结合天气分型的双偏振雷达定量估测降水算法评估工作尚未开展。有鉴于此，本文在前人工作的基础上，选择 WSR88D 算法和 CSU-HIDRO 算法这两种典型方法，结合分钟级雨量数据，对 2023—2024 年环上海地区不同天气系统下的 46 场暴雨天气进行检验评估，利用近 32 万个雷达—雨量计匹配样本，通过不分级、雨强分级、距离分级、影响系统分型 4 种方式分别评估这两种算法在环上海地区的精度和适用范围。两种算法均是业务中最常用的降水估测算法，WSR88D 算法作为美国业务化运行的标准算法，代表了当前业务主流技术，是评估的重要基准；CSU-HIDRO 算法在混合相态估测方面有重要改进，是已被公认较适用于东部沿海地区降水估测业务的算法<sup>[35]</sup>。本文着眼于两种算法在上海地区适用性的评估，进而加深业务人员对双偏振 QPE 算法在多样化天气条件

下性能表现的认识，为本地化短临监测业务中雷达 QPE 产品的选择与误差订正提供科学支撑，从而为环上海地区高分辨率实况网格产品的应用提供一定参考。

## 1 数据来源

本文选用的雷达数据来自青浦CINRAD-SAD型双偏振多普勒天气雷达，波束宽度  $1^\circ$ ，径向分辨率 250 m；自动站数据为选定区域内（ $120^\circ\text{E}$ — $122^\circ\text{E}$ ， $30^\circ\text{N}$ — $32^\circ\text{N}$ ）的分钟级自动站雨量数据（见图 1）。

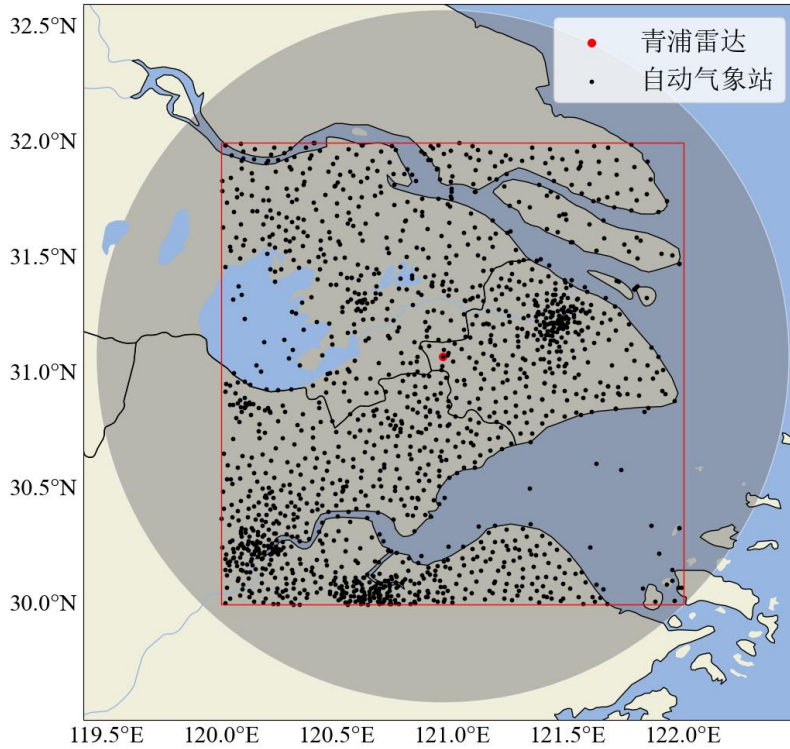


图 1 检验评估区域（灰色阴影为青浦雷达扫描覆盖区域，红色方框为检验区域）

Fig.1 Verification and evaluation area (gray shaded area represents Qingpu radar coverage, and red box indicates verification area)

选取 2023—2024 年 46 场触发上海市暴雨预警的降水过程，在对上海地区的天气特征进行深入分析的基础上，根据许爱华等<sup>[34]</sup>对中国中东部强对流天气形势的分类方法，归纳整理为 4 大类影响系统，即（1）高空冷平流强迫类（A）：江淮气旋；（2）低层暖平流强迫类（B）：暖式切变和台风倒槽；（3）斜压锋生类（C）：静止锋、台风倒槽与西风槽结合；（4）准正压类（D）：副高边缘、副高中心和台风本体，具体过程时段如表 1 所列。

表 1 典型降水日期及天气学分类

Table 1 Typical precipitation dates and meteorological classification

序号	2023 年个例日期	天气学分类	序号	2024 年个例日期	天气学分类
1	2023 年 5 月 27 日	暖式切变 (B)	1	2024 年 6 月 18 日	静止锋 (C)
2	2023 年 6 月 5 日	静止锋 (C)	2	2024 年 6 月 19 日	静止锋 (C)
3	2023 年 6 月 10 日	江淮气旋 (A)	3	2024 年 6 月 21 日	静止锋 (C)
4	2023 年 6 月 18 日	静止锋 (C)	4	2024 年 6 月 22 日	静止锋 (C)
5	2023 年 6 月 23 日	静止锋 (C)	5	2024 年 6 月 26 日	静止锋 (C)

6	2023年6月30日	静止锋 (C)	6	2024年6月29日	静止锋 (C)
7	2023年7月2日	副高边缘 (D)	7	2024年7月3日	静止锋 (C)
8	2023年7月10日	副高边缘 (D)	8	2024年7月10日	副高边缘 (D)
9	2023年7月15日	副高低槽 (D)	9	2024年7月11日	副高边缘 (D)
10	2023年7月16日	副高低槽 (D)	10	2024年8月3日	副高中心 (D)
11	2023年7月20日	副高边缘 (D)	11	2024年8月8日	副高边缘 (D)
12	2023年7月21日	副高低槽 (D)	12	2024年8月11日	副高低槽 (D)
13	2023年7月22日	副高低槽 (D)	13	2024年8月12日	副高低槽 (D)
14	2023年7月24日	副高中心 (D)	14	2024年8月18日	副高中心 (D)
15	2023年7月28日	台风倒槽与西风槽 (C)	15	2024年8月27日	副高低槽 (D)
16	2023年7月29日	台风倒槽与西风槽 (C)	16	2024年9月10日	台风倒槽 (B)
17	2023年8月16日	副高中心 (D)	17	2024年9月15日	台风倒槽 (B)
18	2023年8月17日	副高低槽 (D)	18	2024年9月19日	台风倒槽 (B)
19	2023年8月22日	副高低槽 (D)	19	2024年9月20日	台风本体 (D)
20	2023年8月23日	副高低槽 (D)	20	2024年10月5日	台风倒槽与西风槽 (C)
21	2023年8月28日	副高低槽 (D)	21	2024年10月31日	台风倒槽与西风槽 (C)
22	2023年9月3日	台风倒槽与西风槽 (C)			
23	2023年9月11日	副高低槽 (D)			
24	2023年9月12日	副高低槽 (D)			
25	2023年9月15日	副高低槽 (D)			

## 2 方法介绍

### 2.1 双偏振降水估测算法

选择 WSR88D 算法和 CSU-HIDRO 算法的 OHP 结果与对应的自动站滑动小时雨强进行检验评估,上述两者算法为业务中最常用的算法,且均依托雷达径向数据开展相关计算工作。上述两种算法根据低仰角实时数据进行降水率 (Rain Rate, 简称 RR) 估计,在此基础上针对连续时次的 RR 产品,加权累加得到 OHP 产品。

#### 2.1.1 WSR88D 算法

如图 2(a)所示, WSR88D 算法首先基于水凝物分类算法 (Hydrometeor Classification Algorithm, 简称 HCA) 将粒子相态识别为 RA (小到中雨)、HR (强降雨)、GR (霰)、HA (雨夹霰)、DS (干雪)、WS (湿雪)、IC (冰晶)、BD (大滴)、BI (生物回波)、GC (地物杂波)、UK (未知) 等 11 种类型,而后根据不同的相态识别结果以及融化层高度的判识,依托公式 (1) — (3) 中的  $R(Z)$ 、 $R(Z, Z_{DR})$  和  $R(K_{DP})$  关系式计算 RR 产品。

#### 2.1.2 CSU-HIDRO 算法

如图 2(b)所示, CSU-HIDRO 算法基于相态分类算法 (Hydrometeor Identification, 简称 HID) 将粒子划分为混合相态、液态和固态 3 种类型,而后根据 3 种分类结果再结合  $K_{DP}$ 、 $Z_{DR}$ 、 $Z_H$  的相态分类结果选择不同的雨强反演公式,关系式详见公式 (1)、(2)、(4)、(5)。相较 WSR88D 算法, CSU-HIDRO 算法适当简化了粒子分类的类型,但在反演公式中加强了  $K_{DP}$  参量的使用。

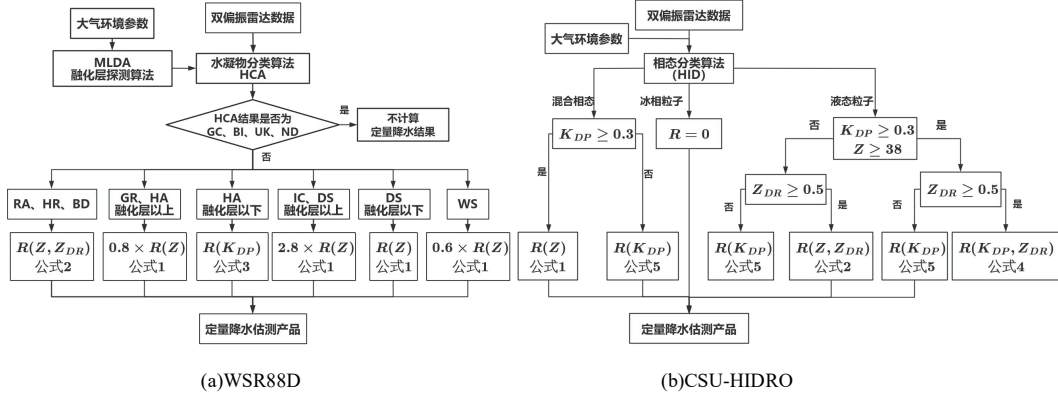


图2 WSR88D 和 CSU-HIDRO 降水估测算法流程图

Fig.2 Flowcharts of WSR88D and CSU-HIDRO precipitation estimation algorithms

WSR88D 和 CSU-HIDRO 算法的降水估测公式为

$$R(Z) = (0.017)Z^{0.714} \quad (1)$$

$$R(Z, Z_{DR}) = 6.7 \times 10^{-3}(Z)^{0.927} \times 10^{(-0.343Z_{DR})} \quad (2)$$

$$R(K_{DP}) = 44.0|K_{DP}|^{0.822}\text{sign}(K_{DP}) \quad (3)$$

$$R(K_{DP}, Z_{DR}) = 90.8(K_{DP})^{0.93} \times 10^{(-0.169Z_{DR})} \quad (4)$$

$$R(K_{DP}) = 40.5(K_{DP})^{0.85} \quad (5)$$

式中,  $R$  为降水率 ( $\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$ );  $Z$  为雷达反射率 ( $\text{mm}^6 \cdot \text{m}^{-3}$ );  $Z_{DR}$  为差分反射率 (dB);  $K_{DP}$  为差分传播相移率 ( $^{\circ} \cdot \text{km}^{-1}$ );  $\text{sign}$  为针对  $K_{DP}$  取符号函数, 当结果为负值时, 不进行降水估测运算。

同时, 中国气象局行业内的天气雷达软件 (Radar Operational Software Engineering, 简称 ROSE) 已实现 WSR88D 算法和 CSU-HIDRO 算法的集成。算法以 C/C++ 语言开发, 可在多个平台下 (Linux 或 Windows) 实现跨平台运行, 算法运行稳定且执行效率高, 对内存及 CPU 的要求较低, 普通个人电脑即可满足算法硬件需求。

## 2.2 检验评估

### 2.2.1 时空匹配

上海自动站在中心城区分布较密, 平均间隔 3 km 左右, 郊区布网密度相对稀疏, 平均间距为 5 km 左右。江苏和浙江的自动站站网密度平均在 5 km 左右。综合以上情况, 如图 3 所示, 选择自动站周边 3 km 范围 (即  $6 \text{ km} \times 6 \text{ km}$  区域范围) 作为单站自动站检验评估区域, 检索检验评估区域内所有 OHP。需要指出的是, 由于 OHP 为雷达径向排布的数据, 雷达近距离处对应更多 OHP 样本, 远距离处 OHP 样本较近距离处偏少。搜索该区域内与自动站雨量最接近的 OHP 样本作为本文的评估检验样本。根据上述规则, 针对 46 场典型降水过程, 共收集到自动站和 OHP 一一对应的样本 4008837 条。由于侧重强降水过程 OHP 的检验评估, 选择自动站滑动小时雨强 10 mm 作为阈值剔除部分弱降水样本, 最终得到有效样本 319634 条。

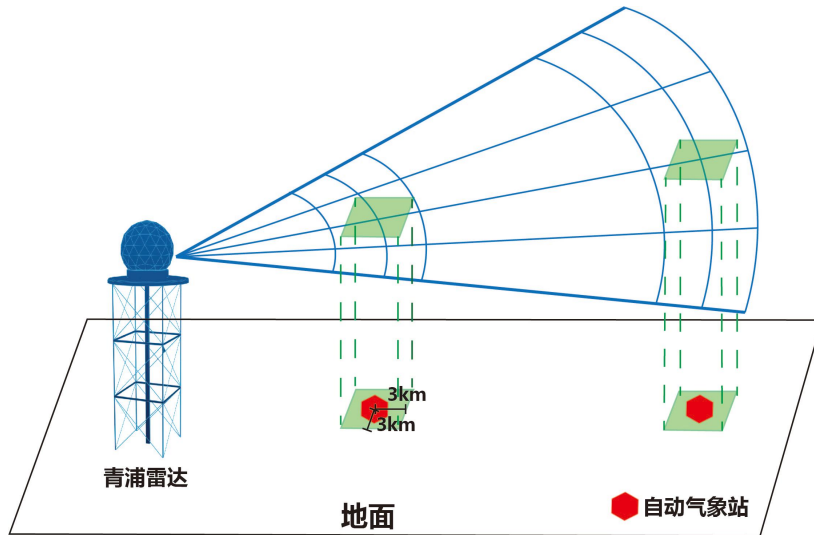


图3 自动站匹配 OHP 样本示意图

Fig.3 Schematic diagram of OHP samples matched with automatic station

## 2.2.2 评估指标

### (1) 平均偏差比

$$MBR = \frac{\sum_{i=1}^N Q_i}{\sum_{i=1}^N G_i} \quad (6)$$

式中， $Q_i$ 为雷达 1 h 降水量估测值 (mm)； $G_i$ 为地面自动站 1 h 降水量观测值 (mm)； $N$ 为总共匹配的数据对数量 (个)； $MBR$ 为衡量雷达降水量估测值与地面自动站降水量观测值之间偏差的统计量，其值大于 1 表示高估，小于 1 表示低估。

### (2) 归一化平均绝对误差

$$NMAE = \frac{\sum_{i=1}^N |Q_i - G_i|}{\sum_{i=1}^N G_i} \times 100\% \quad (7)$$

式中， $NMAE$ 为非负值 (%)，值越小表示误差越小。

### (3) 相关系数

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q}_i)(G_i - \bar{G}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q}_i)^2 \sum_{i=1}^N (G_i - \bar{G}_i)^2}} \quad (8)$$

式中， $\bar{Q}_i$ 为雷达降水 1 h 降水量估测平均值 (mm)； $\bar{G}_i$ 为地面自动站 1 h 降水量平均值 (mm)； $CC$ 为雷达估测降水量与地面自动站降水量观测值之间的关联程度，其值越接近于 1 表示二者关联度越高，估测效果越好。

## 2.2.3 分类评估

通过 4 种检验评估方式，对 OHP 和自动站小时滑动雨强进行检验评估：

(1) 不分级检验：对有效样本内的所有数据进行检验评估；

(2) 雨量分级检验：对照上海市暴雨预警信号中小时雨强的发布标准（暴雨蓝色预警信号：1 h 降雨量达 35 mm 以上；暴雨黄色预警信号：1 h 降雨量达 50 mm 以上；暴雨橙色预警信号：1 h 降雨量达 80 mm 以上），将小时雨量划分为 [10, 35)、[35, 50)、[50, 80)、 $\geq 80$  mm 共 4 个等级进行降雨评估；

(3) 距离分级检验：按照自动站与青浦雷达站的距离进行分级评估，分为 [0, 10)、[10, 75)、 $\geq 75$  km 共 3 个区间；

(4) 天气分型检验：将 46 场暴雨过程划分为高空冷平流强迫类、低层暖平流强迫类、斜压锋生类和准正压类共 4 类天气，进行分类评估。

## 3 结果分析

### 3.1 检验评估结果

### 3.1.1 不分级检验

如表 2 所列，在所有样本中，CSU-HIDRO算法和WSR88D算法的 $MBR$ 均小于 1，两种算法的结果对比自动站降水数据均存在一定程度的低估，CSU-HIDRO算法的 $MBR$ 略高于WSR88D算法，更接近实况。CSU-HIDRO算法的 $NAME$ 较WSR88D算法减小 1.93%，CSU-HIDRO算法的准确性更高。CSU-HIDRO和WSR88D算法的 $CC$ 分别为 0.92 和 0.88，表明两种算法与自动站降水量均存在较高的相关性，CSU-HIDRO算法与实况降水相关性略高于WSR88D算法。CSU-HIDRO算法的线性回归方程为 $y=0.96x-0.97$ ，决定系数 ( $R^2$ ) 为 0.86[见图 4(a)]；WSR88D算法对应为 $y=0.88x+0.25$ ， $R^2$  为 0.78[见图 4(b)]，CSU-HIDRO算法的线性拟合效果较WSR88D算法更优。

由上所述，在不分级检验中，CSU-HIDRO算法的 $MBR$ 、 $NAME$ 、 $CC$ 均要优于WSR88D算法，其在不分级情况下的降水估测性能更佳。

表 2 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法不分级检验

Table 2 Non-stratified verification of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms

评估指标	CSU-HIDRO	WSR88D
$MBR$	0.91	0.89
$NMAE/\%$	9.83	11.76
$CC$	0.92	0.88

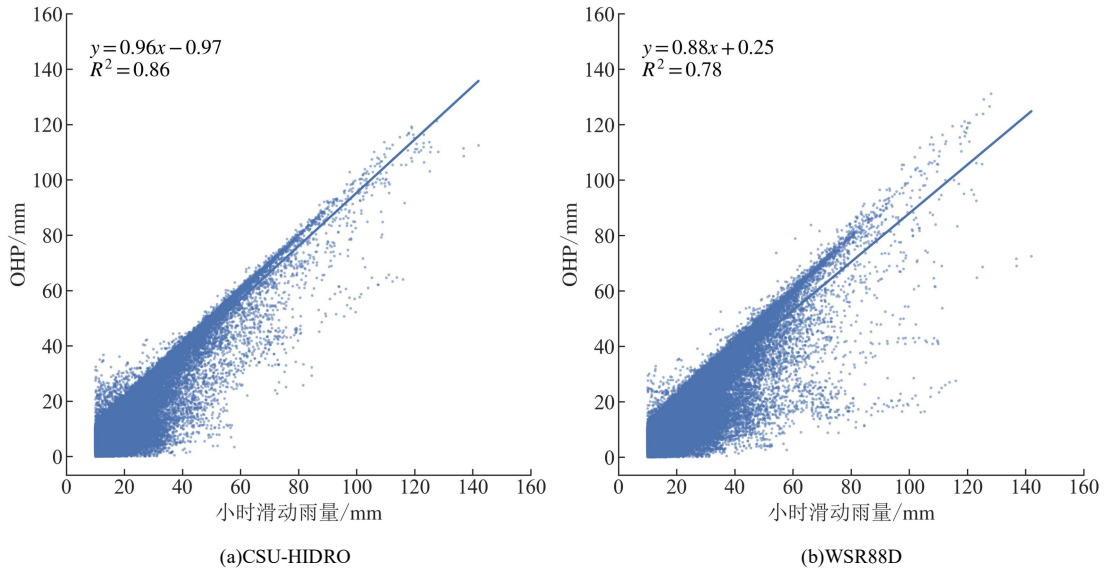


图 4 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法 OHP 不分级评估结果散点和线性拟合图

Fig.4 Scatter plots with linear regression fitting of OHP evaluation results of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms in non-stratified verification

### 3.1.2 雨强分级检验

对小时雨强 10~35 mm、35~50 mm、50~80 mm、 $\geq 80$  mm 共 4 个量级进行OHP产品的分级检验。

如表 3 所列，自动站小时雨强 10~35 mm区间内，CSU-HIDRO算法和WSR88D算法的 $MBR$ 、 $CC$ 差异较小，表明两种算法在该区间的降水估测性能相当。但CSU-HIDRO算法的 $NMAE$ 较WSR88D算法减小 1.12%，在准确性上具备一定优势。此外，CSU-HIDRO算法的线性拟合效果更好[见图 5(a)]。故整体上，CSU-HIDRO算法表现略优于WSR88D算法。在自动站小时雨强 35~50 mm区间，两种算法均存在一定的低估。CSU-HIDRO算法的 $NMAE$ 较WSR88D算法减小 4.77%，CSU-HIDRO算法的线性拟合效果更加优越，CSU-HIDRO算法的

优势进一步凸显[见图 5(b)]。在自动站小时雨强 50~80 mm 区间, WSR88D 算法的  $CC$  显著偏低, 仅为 0.33, 其  $NMAE$  较 CSU-HIDRO 算法增大了 7.65%, 且线性拟合效果差, 数据离散程度高[见图 5(c)], 表明在该段区间内, WSR88D 算法降水估测效果较差。在自动站小时雨强  $\geq 80$  mm 区间, WSR88D 算法的  $MBR$ 、 $CC$  显著偏小,  $NMAE$  高达 22.2%, 对于极端降水的估测能力较弱。相比之下, CSU-HIDRO 算法  $MBR$  维持在 0.9,  $NMAE$  较小, 仅为 9.98%, 且线性拟合效果明显优于 WSR88D 算法[见图 5(d)], 这表明 CSU-HIDRO 算法在处理极端降水事件时具有更好的估测性能和可靠性。

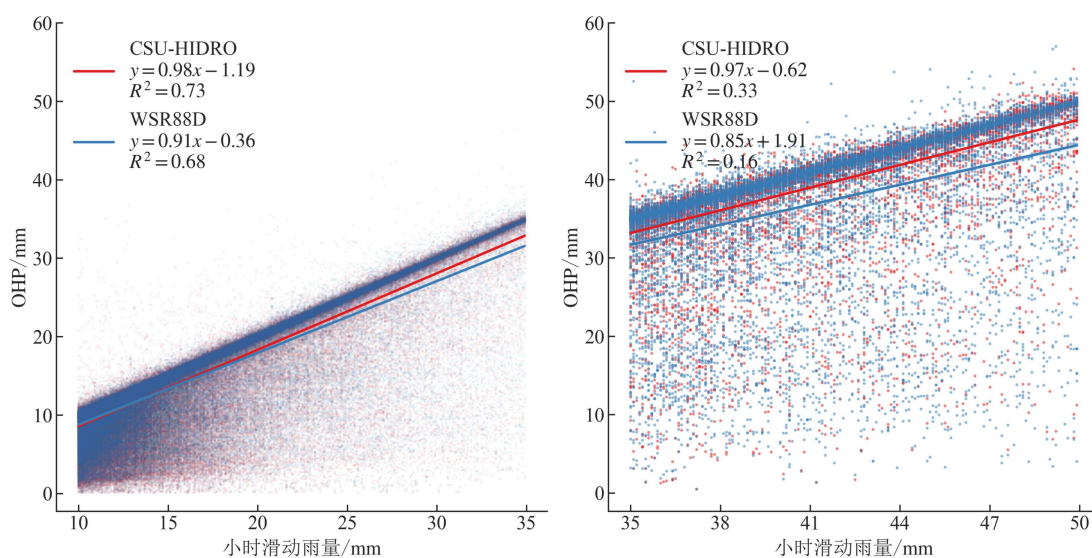
随着雨强增大, WSR88D 算法的  $MBR$  下降趋势明显, 雨强越大, 低估程度越高; 相比之下, CSU-HIDRO 算法的  $MBR$  维持在 0.9~0.94, 低估程度较小, 随雨强变化较小。这是由于随着雨强增大, CSU-HIDRO 算法更多地采用测雨公式  $R(K_{DP}, Z_{DR})$  进行降水估测, 而 WSR88D 算法依旧使用测雨公式  $R(Z, Z_{DR})$ 。从云降水微物理过程来看: 当雨滴过大时, 表面张力无法抵挡空气动力, 扁平的大滴极易破碎分裂成多个近球形的中小滴。而  $Z_{DR}$  对粒子扁率最为敏感, 大滴破碎后,  $Z_{DR}$  不再增大, 达到饱和甚至回落。  $K_{DP}$  只与粒子介电常数和轴比有关, 基本不受粒子扁率变化影响, 能随总液态水含量上升而继续增大。CSU-HIDRO 算法的  $CC$  虽随雨强增大存在下降的情况, 但  $CC$  普遍维持在 0.6 以上; 而 WSR88D 算法的  $CC$  随雨强增大而显著下降, 针对  $50 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$  以上强度的降水, WSR88D 算法的  $CC$  降至 0.33 以下。在 4 个自动站小时雨量区间中, CSU-HIDRO 算法的  $NMAE$  相较 WSR88D 算法减小 1.12%~12.22%, CSU-HIDRO 算法的优势明显。

综上所述, 在自动站小时雨强 10~35 mm、35~50 mm、50~80 mm、 $\geq 80$  mm 四个距离区间中, CSU-HIDRO 降水估测效果均要优于 WSR88D, 尤其在小时雨强 35~50 mm 区间的估测效果最好。

表 3 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法雨强分级检验

Table 3 Rainfall intensity-stratified verification of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms

分类	评估指标	10~35 mm	35~50 mm	50~80 mm	$\geq 80$ mm
CSU-HIDRO	$MBR$	0.90	0.94	0.94	0.90
	$NMAE/\%$	10.49	6.17	6.71	9.98
	$CC$	0.85	0.68	0.61	0.63
WSR88D	$MBR$	0.89	0.90	0.86	0.79
	$NMAE/\%$	11.61	10.94	14.36	22.20
	$CC$	0.82	0.53	0.33	0.26



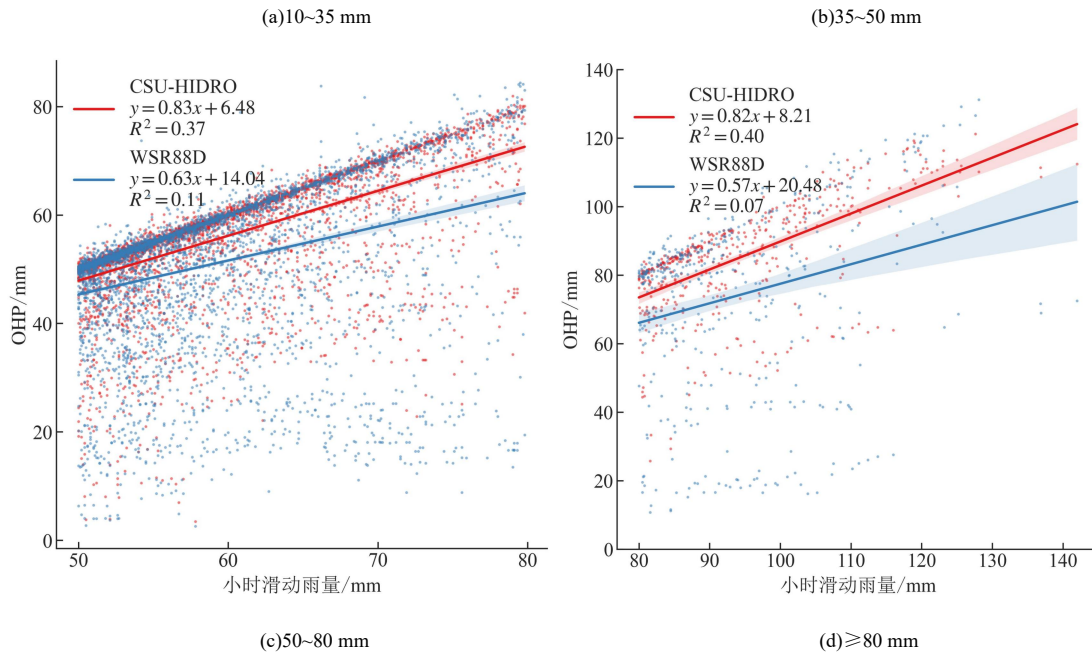


图 5 CSU-HIDRO和WSR88D算法OHP雨强分级评估结果散点和线性拟合图

Fig.5 Scatter plots with linear regression fitting of OHP evaluation results of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms under rainfall intensity stratification

### 3.1.3 距离分级检验

对距离雷达 0~10 km、10~75 km、 $\geq 75$  km 三个范围进行双偏振雷达 OHP 产品的分级检验。

如表 4 所列，在距离雷达 0~10 km 区间，CSU-HIDRO 算法和 WSR88D 算法的 OHP 产品估测结果较为准确，*MBR* 分别为 0.95、0.98，*CC* 分别为 0.96 和 0.98，说明两种算法的 OHP 与实况降水显著相关。WSR88D 算法的 *NMAE* 较 CSU-HIDRO 算法减小 2.07%，两种算法的线性拟合效果近乎一致[见图 6(a)]。需要指出，距离青浦雷达存在 1 km 的探测盲区，且距离雷达 0~10 km 区间范围内，自动气象站的数量相对较少，一定程度上会限制统计结果的代表性和普适性。在距离雷达 10~75 km 区间，CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法仍保持较好的估测效果，两种算法的 *MBR* 和 *CC* 维持在 0.95 以上。CSU-HIDRO 算法的 *MBR*、*NMAE*、*CC* 均略优于 WSR88D 算法，且线性拟合效果更好[见图 6(b)]。相较于 0~10 km 区间，CSU-HIDRO 算法的 *MBR*、*NMAE*、*CC* 表现更佳，而 WSR88D 算法 *NMAE* 增大 2.34%，*MBR* 和 *CC* 均减小 0.03，降水估测结果略差。在距离雷达  $\geq 75$  km 区间，CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法的降水估测效果均有不同程度的下降[图 6(c)]。CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法的 *NMAE* 达 17.14%和 20.93%，较 10~75 km 区间分别增大 12.36%和 15.47%。但相对而言，CSU-HIDRO 算法的 *MBR*、*NMAE*、*CC* 仍要优于 WSR88D 算法，更具参考价值。

整体而言，CSU-HIDRO算法在不同距离上的降水估测效果要优于WSR88D算法，距离雷达 10~75 km区间内的降水估测效果最佳。其主要原因在于，雷达近距离处（0~10 km），受雷达静锥区影响，波束上缘无法探测降水云团的完整结构，且会不同程度受到地物杂波的影响；而在距离雷达较远距离处（ $\geq 75$  km），雷达波束随距离呈扇形展宽（见图 3），空间分辨率降低，平均效应增强，降水估测误差随之增大；10~75 km区间兼顾了波束完整的垂直扫描与较高的水平分辨率，既减少了近距离杂波干扰，又未受远距离展宽限制，成为了 CSU-HIDRO算法表现最为稳健的“黄金距离带”。

表 4 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法距离分级检验

Table 4 Distance-stratified verification of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms

分类	评估指标	0~10 km	10~75 km	≥75 km
CSU-HIDRO	<i>MBR</i>	0.95	0.96	0.84
	<i>NMAE</i> /%	5.19	4.78	17.14
	<i>CC</i>	0.96	0.97	0.87
WSR88D	<i>MBR</i>	0.98	0.95	0.80
	<i>NMAE</i> /%	3.12	5.46	20.93
	<i>CC</i>	0.98	0.95	0.80

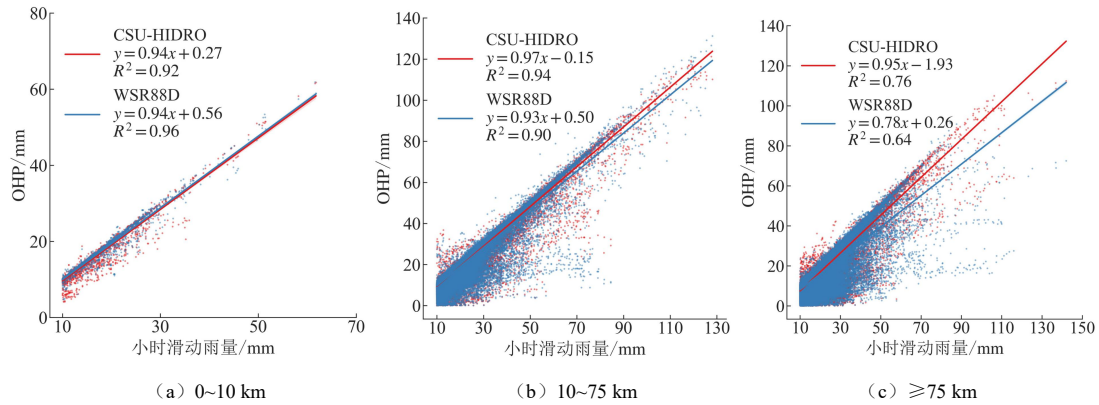


图 6 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法在不同距离上的 OHP 评估结果散点和线性拟合图

Fig.6 Scatter plots with linear regression fitting of OHP evaluation results of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms at different distances

### 3.1.4 天气类型分类检验

在气象领域，不同影响系统往往对应差异化的降水落区和降水量级，为遴选不同天气类型下的最优定量降水估测算法，结合上海地区的实际影响系统和业务需求，基于实况高空形势场，区分高空冷平流强迫类、低层暖平流强迫类、准正压类和斜压锋生类共 4 类天气，进行 OHP 产品的天气类型分类检验评估。

针对高空冷平流强迫类天气，WSR88D 算法和 CSU-HIDRO 算法的 *MBR* 均接近 1；CSU-HIDRO 算法的 *NMAE* 为 5.76%，略低于 WSR88D 算法，两者均表现出较小的误差；两种算法的 *CC* 均为 0.88，与实况雨量高度相关（见表 5）。同时两种算法的线性拟合线几乎一致，斜率均为 0.95，接近 1[见图 7(a)]，与实况雨量之间有良好的线性关系。可见两种算法都适用于高空冷平流强迫类天气的降水估测。

对于低层暖平流强迫类天气，WSR88D 算法和 CSU-HIDRO 算法在各个雨量量级上均以低估为主，CSU-HIDRO 算法的 *NMAE* 较 WSR88D 算法减小 5.04%，数据点更紧密地围绕在拟合线周围[见图 7(b)]。两种算法与实况雨量相关性较好，其中 CSU-HIDRO 算法的 *CC* 更高。WSR88D 算法对极端降水预报能力明显不足，针对  $100 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$  极端降水，WSR88D 算法仅估测  $20\sim 40 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$ ，而 CSU-HIDRO 算法能够估测到  $60\sim 100 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$ ，在低层暖气流强迫类天气中 CSU-HIDRO 算法的降水估测效果更好。

针对准正压类天气条件，两种算法的 OHP 估测误差较小，且与实况降水有很高的相关性，其中 CSU-HIDRO 算法的 *NMAE* 较 WSR88D 算法减小 3.03%，且 *CC* 更高。CSU-HIDRO 算法的数据点更紧密地围绕在拟合线周围，而 WSR88D 算法对  $70 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$  以上的强降水明显低估[见图 7(c)]。

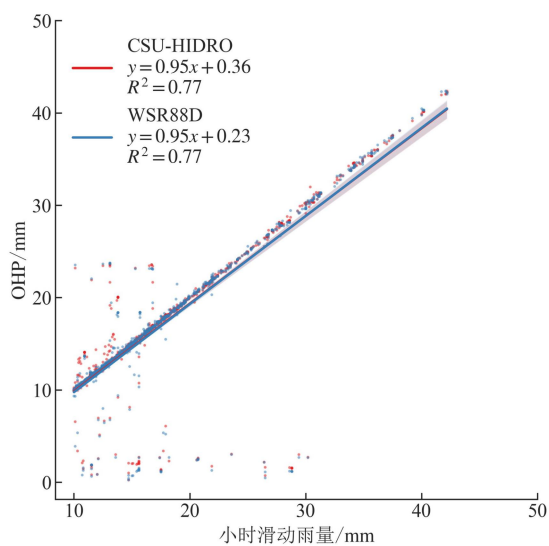
在斜压锋生类天气条件下，CSU-HIDRO 算法和 WSR88D 算法的 *MBR*、*NMAE* 和 *CC* 均比较接近，显示出相似的估测性能，CSU-HIDRO 算法估测准确度和相关性略优。CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法均对  $10\sim 35 \text{ mm}\cdot\text{h}^{-1}$  降水低估明显，但整体而言 CSU-HIDRO 算法的线性拟合效果更好[见图 7(d)]。

高空冷平流强迫类天气在 500 hPa 高度上多表现为冷槽后倾，低层暖湿层浅薄，水汽辐合不足，小时雨强普遍低于 50 mm，出现极端降水的概率最低。该天气背景下 CSU-HIDRO 算法无法发挥  $K_{DP}$  的优势，甚至会使用测雨公式  $R(Z, Z_{DR})$  进行降水估测，与 WSR88D 算法的估测效果近乎一致。而低层暖平流强迫类、准正压类、斜压锋生类天气背景下的降水效率高，易产生极端降水，此时 CSU-HIDRO 算法的  $R(K_{DP}, Z_{DR})$  公式在强降水中优势较为明显，故而整体效果优于 WSR88D 算法。另外，当前气象预报业务中，数值模式预报（Numerical Weather Prediction，简称 NWP）对未来 5 天以内天气形势的预报能力已达到较高水平<sup>[36]</sup>，本节的工作可与 NWP 的形势场预报结合，形成无缝隙的预报体系，进而提高预报预警的准确率。

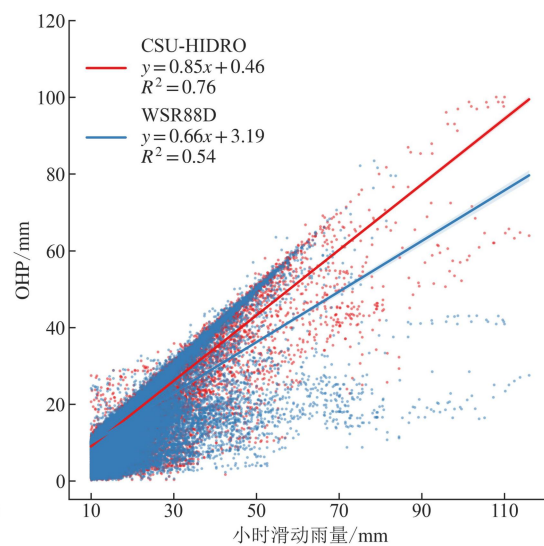
表 5 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法对四种不同类型天气的 OHP 评估结果

Table 5 OHP evaluation results of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms across four weather system types

分类	评估指标	高空冷平流强迫类	低层暖平流强迫类	准正压类	斜压锋生类
CSU-HIDRO	MBR	0.97	0.88	0.98	0.87
	NMAE/%	5.76	13.04	3.08	13.20
	CC	0.88	0.87	0.98	0.88
WSR88D	MBR	0.97	0.83	0.95	0.87
	NMAE/%	5.89	18.08	6.11	13.28
	CC	0.88	0.74	0.95	0.86



(a) 高空冷平流强迫类



(b) 低层暖平流强迫类

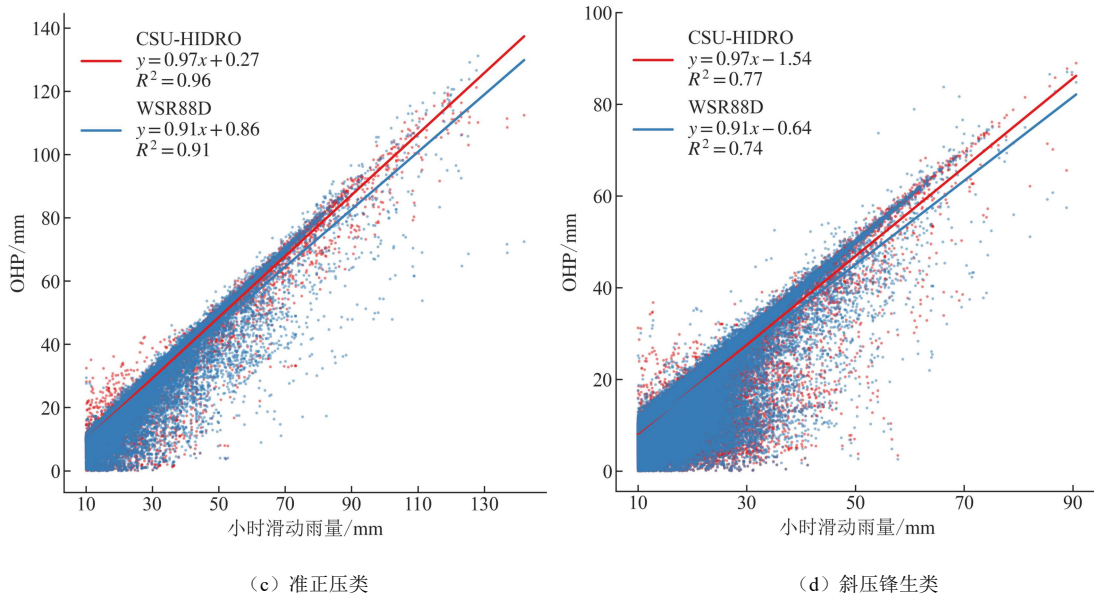


图7 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法在不同天气类型下的 OHP 评估结果散点和线性拟合图  
 Fig.7 Scatter plots with linear regression fitting of OHP evaluation results of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms under different weather system types

### 3.2 典型个例分析

如上所述, CSU-HIDRO 算法和 WSR88D 算法在处理低层暖平流强迫类天气时的估测效果和线性拟合表现最差, 同时在 75 km 以上距离和极端降水事件 ( $\geq 80\text{mm}\cdot\text{h}^{-1}$ ) 的估测中存在显著低估的现象。为深入探讨和评估这两种算法在极端天气条件下的降水估测性能, 选取了 2024 年 9 月 19 日登陆上海的台风“普拉桑”(低层暖平流强迫类) 作为典型案例进行详细分析。

2024 年 9 月 19 日 21:45 台风“普拉桑”在上海奉贤登陆, 上海出现暴雨到大暴雨天气, 奉贤四团镇出现特大暴雨。19 日 23:00—20 日 05:00, 奉贤四团镇杨家宅气象观测站录得 327.7 mm 的 6 小时累积雨量(破历史极值), 对应站点最大小时雨量为 105.2 mm (20 日 03:11—04:11) [见图 8(a)]。该站点与青浦雷达的直线距离约 80 km。

如表 6 所列, 在此次台风天气过程中, CSU-HIDRO 算法的 *MBR* 达 0.92, 接近 1; *CC* 为 0.92, 表明估测值与实际雨量接近且显著相关。相比之下, WSR88D 算法的 *MBR* 为 0.85, 低估明显; *CC* 仅 0.69, 估测值与实际雨量相关性较低; 同时 *NMAE* 较 CSU-HIDRO 算法增大 7.13%。可见, CSU-HIDRO 算法的估测效果要明显优于 WSR88D 算法。

针对最大小时雨量(20 日 03:11—04:11)的估测能力对比分析发现, 在青浦雷达站距离强降水中心超 75 km 且存在建筑物遮挡的不利条件下, CSU-HIDRO 算法仍能较好地反演强降水落区, 估测的最大小时雨量为 70~80 mm, 存在一定的低估[见图 8(b)]。相比之下, WSR88D 算法严重低估此次降水的强度, 估测的最大小时雨量仅为 30~40 mm[见图 8(c)]。在此次台风引发的局地极端降水过程中, WSR88D 算法严重低估实际雨量而缺乏参考价值, 可能对预警决策构成潜在风险。

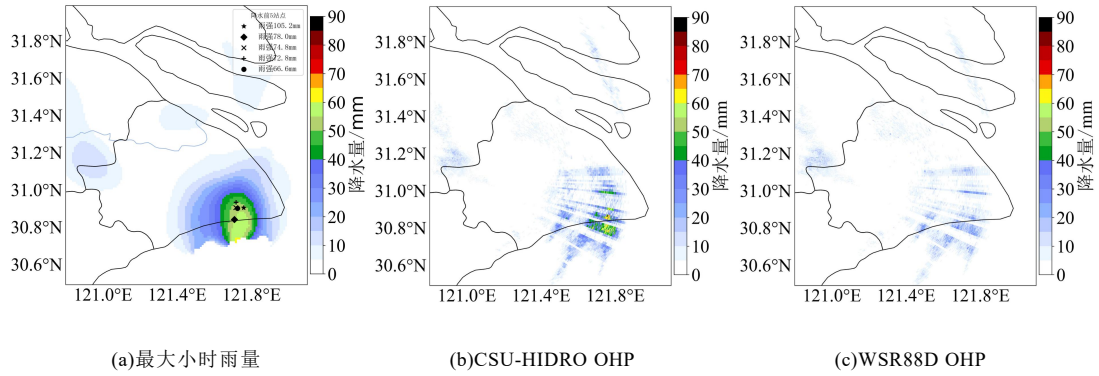


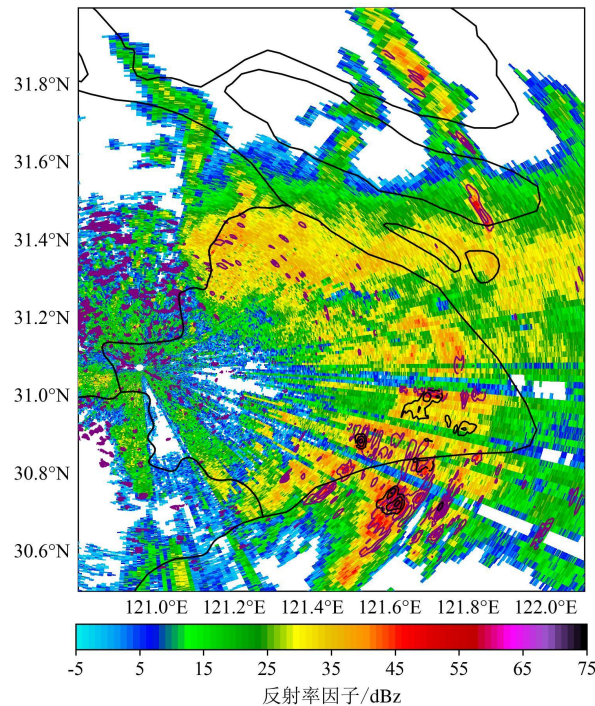
图 8 台风“普拉桑”期间最大小时雨量分布及对应 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法的 OHP 分布  
 Fig.8 Spatial distribution of maximum hourly rainfall and corresponding OHP distribution from CSU-HIDRO and WSR88D algorithms during Typhoon Pulasan

表 6 台风“普拉桑”期间 CSU-HIDRO 和 WSR88D 算法检验评估

Table 6 Verification and evaluation of CSU-HIDRO and WSR88D algorithms during Typhoon Pulasan

评估指标	CSU-HIDRO	WSR88D
<i>MBR</i>	0.92	0.85
<i>NMAE/%</i>	9.15	16.28
<i>CC</i>	0.92	0.69

CSU-HIDRO 算法的优越性本质上源于其精细的公式架构。如图 9 所示，在 04:11 奉贤强降水落区， $0.5^\circ$ 仰角的反射率因子超过 38 dBz， $Z_{DR} \geq 0.5$  dB， $K_{DP} \geq 0.3^\circ \cdot \text{km}^{-1}$ 。对于此次极端降水区域，WSR88D 算法使用  $R(Z, Z_{DR})$  公式进行降水估测，CSU-HIDRO 算法采用  $R(K_{DP}, Z_{DR})$  公式进行降水估测，CSU-HIDRO 算法的反演公式中增加了  $K_{DP}$  参量的使用。 $K_{DP}$  参量由于是差分相位的衍生参量，而差分相位理论上几乎不受路径衰减和波束遮挡的影响。故在距雷达 75 km 以外的区域，CSU-HIDRO 算法的降水估测结果较 WSR88D 算法更优。



填色为反射率因子，紫色等值线为 $Z_{DR} \geq 0.5$  dB 范围，黑色等值线为 $K_{DP} \geq 0.3^\circ \cdot \text{km}^{-1}$  范围

图9 2024年9月20日04:11青浦雷达0.5°仰角的反射率因子(单位:dBz)、 $Z_{DR}$ (单位:dB)、 $K_{DP}$ (单位: $^\circ \cdot \text{km}^{-1}$ )  
Fig.9 Reflectivity factor (unit: dBz),  $Z_{DR}$  (unit: dB), and  $K_{DP}$  (unit:  $^\circ \cdot \text{km}^{-1}$ ) from Qingpu radar at 0.5° elevation angle at 04:11 BT on September 20, 2024

## 4 结果讨论

本研究利用青浦S波段双偏振天气雷达和分钟级自动气象站降水资料，检验评估了业务常用的2种雷达定量估测降水算法(CSU-HIDRO算法和WSR88D算法)在环上海地区暴雨过程中的适用性。对于一般强度降水( $< 35 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ )和近距离( $< 10 \text{ km}$ )，两种算法的估测性能相近，差别较小。然而，在小时雨强 $\geq 35 \text{ mm}$ 区间和距离雷达 $\geq 10 \text{ km}$ 的范围上，CSU-HIDRO算法的 $MBR$ 、 $NMAE$ 和 $CC$ 均要优于WSR88D算法，展现了更高降水估测精度和稳定性。在4种不同类型天气中，CSU-HIDRO算法的整体降水估测效果优于WSR88D算法。特别是在台风“普拉桑”期间，CSU-HIDRO算法通过引入 $K_{DP}$ ，有效减少了路径衰减和波束遮挡的影响，对极端降水的参考价值远大于WSR88D算法。基于本次评估结果，建议在环上海地区优先采用CSU-HIDRO算法进行雷达降水估测。

在本次研究中，天气类型分类的样本比例不均衡，准正压类天气样本占比较高，而其他三类天气的样本数量相对较少。这种不均衡样本可能影响两种双偏振降水估测算法在不同天气类型下性能的全面评估。在未来的研究中，我们将收集更加多样化的天气样本，提高评估结果的代表性和普适性。另外，尽管CSU-HIDRO算法在本次评估中表现出较高的精度，但对各量级降水仍存在一定低估的现象，尤其是针对极端降水( $\geq 80 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ )。在未来研究中将探索更精细的雨滴谱参数化方案，以期进一步提升雷达降水估测产品的精度和可靠性，进而提高其在实际业务应用中的价值。

## 5 结论

基于上海青浦双偏振多普勒天气雷达和分钟级自动气象站的降水资料，选取2023—2024年46场暴雨过程，通过不分级、雨强分级、距离分级、天气分型4种方式对WSR88D和CSU-HIDRO算法进行检验评估，得出以下结论：

(1) 在不分级检验中，CSU-HIDRO算法显著优于WSR88D算法， $NAME$ 较WSR88D算法减少1.93%，且CSU-HIDRO算法的线性拟合效果更佳。

(2) 在雨强分级检验中，相较于WSR88D算法，CSU-HIDRO算法对强降水估测更准确，其优势随雨强增大而越发显著。CSU-HIDRO算法在各雨强区间的 $NAME$ 较WSR88D降低1.12%~12.22%。尤其在自动站小时雨强35~50 mm区间，CSU-HIDRO算法综合性能达到最优， $MBR$ 最接近1， $NMAE$ 最小，且线性拟合优度全面领先。

(3) 在距离分级检验中，CSU-HIDRO算法在距离雷达0~10 km、10~75 km、 $\geq 75 \text{ km}$ 三个距离区间上的降水估测效果总体要优于WSR88D算法，且CSU-HIDRO算法在10~75 km范围内的降水估测误差最小。

(4) CSU-HIDRO算法和WSR88D算法对高空冷平流强迫类天气的降水估测能力相当，在低层暖平流强迫类天气、准正压类天气和斜压锋生类天气样本中，CSU-HIDRO算法的降水估测效果要优于WSR88D算法。

## 参考文献 (References)

[1] 严昌盛, 朱德华, 马燮铤, 等. 基于雷达短时临近降雨预报的王家坝洪水预报研究[J]. 水利水电技术, 2020, 51(9): 13-23.

- YAN C S, ZHU D H, MA X Y, et al. Flood forecasting on Wangjiaba catchment based on radar rainfall nowcasting[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2020, 51(9): 13-23.
- [1] 严昌盛, 朱德华, 马燮桃, 等. 基于雷达短时临近降雨预报的王家坝洪水预报研究[J]. *水利水电技术*, 2020, 51(9): 13-23.
- YAN C S, ZHU D H, MA X Y, et al. Flood forecasting on Wangjiaba catchment based on radar rainfall nowcasting[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2020, 51(9): 13-23.
- [2] 李国英. 进一步全面深化水利改革 为推动水利高质量发展、保障我国水安全作出新的贡献: 在 2025 年全国水利工作会议上的讲话[J]. *水利发展研究*, 2025, 25(1): 1-12.
- LI G Y. Further comprehensively deepen water conservancy reform to promote high-quality development of water conservancy and safeguard national water security: A speech at the 2025 National Water Conservancy Work Conference[J]. *Water Resources Development Research*, 2025, 25(1): 1-12.
- [3] 李国英. 为以中国式现代化全面推进强国建设、民族复兴伟业提供有力的水安全保障[J]. *水利发展研究*, 2024, 24(3): 1-3.
- LI G Y. Improved water security for China's efforts to build itself into a stronger country and rejuvenate the Chinese nation on all fronts by pursuing Chinese modernization[J]. *Water Resources Development Research*, 2024, 24(3): 1-3.
- [4] 陈安琪, 刘玉玉, 高艺雄, 等. 面向洪水预报的雨量站网合理性评估与优化研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(5): 1-14.
- CHEN A Q, LIU Y Y, GAO Y X, et al. Evaluation and optimization of rainfall station network rationality for flood forecasting[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(5): 1-14.
- [5] LI J Z, SHI Y, ZHANG T, et al. Radar precipitation nowcasting based on ConvLSTM model in a small watershed in North China[J]. *Natural Hazards*, 2024, 120(1): 63-85.
- [6] 朱慧琴, 陈生, 李晓俞, 等. GPM 卫星降水产品在“7·21”河南极端暴雨过程中的误差评估[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2022, 53(1): 1-13.
- ZHU H Q, CHEN S, LI X Y, et al. Assessment on error of GPM satellite-based precipitation products during “7·21” extreme rainstorm in Henan[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(1): 1-13.
- [7] 唐佳佳, 潘臻, 唐晓文, 等. 天气雷达定量降水估测订正优化算法[J]. *气象科技*, 2024, 52(5): 619-629.
- TANG J J, PAN Z, TANG X W, et al. Research on optimization of quantitative precipitation estimation calibration method[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2024, 52(5): 619-629.
- [8] HUANGFU J, HU Z Q, ZHENG J F, et al. Study on quantitative precipitation estimation by polarimetric radar using deep learning[J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2024, 41(6): 1147-1160.
- [9] 彭英, 乔时雨, 张阳, 等. 改进的雷达定量降水估测产品在饶河流域洪水预报中的应用研究[J]. *水电能源科学*, 2025, 43(4): 17-21.
- PENG Y, QIAO S Y, ZHANG Y, et al. Study on application of improved radar quantitative precipitation estimation products in flood forecasting for the Raohe River Basin[J]. *Water Resources and Power*, 2025, 43(4): 17-21.
- [10] 张永轩, 黄兴友, 王雪婧, 等. 结合 Causal-LSTM 单元的 CrevNet 深度学习模型在对流降水临近预报中的试验研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(11): 1-14.
- ZHANG Y X, HUANG X Y, WANG X J, et al. Experimental study on convective precipitation nowcasting based on crevnet deep learning model combined with causal-lstm unit[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(11): 1-14.
- [11] 王永灿, 魏加华, 李琼, 等. 基于雷达回波的临近降水预报卷积循环神经网络模型研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2023, 54(1): 24-41.
- WANG Y C, WEI J H, LI Q, et al. Radar echo-based study on convolutional recurrent neural network model for precipitation nowcast[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2023, 54(1): 24-41.
- [12] LIU C S, LI H Q, XUE M, et al. Use of a reflectivity operator based on double-moment Thompson microphysics for direct assimilation of radar reflectivity in GSI-based hybrid En3DVar[J]. *Monthly Weather Review*, 2022, 150(4): 907-926.
- [13] 赵华生, 李晓静. 基于雷达组网拼图和 XGBoost 的雷达定量降水估测[J]. *气象科技*, 2023, 51(3): 338-345.
- ZHAO H S, LI X J. Radar quantitative precipitation estimation based on radar mosaic and XGBoost algorithm[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2023, 51(3): 338-345.

- [14] AREERACHAKUL N, PRONGNUCH S, LONGSOMBOON P, et al. Quantitative precipitation estimation (QPE) rainfall from meteorology radar over Chi Basin[J]. *Hydrology*, 2022, 9(10): 178.
- [15] LI H R, MOISSEEV D, LUO Y L, et al. Assessing specific differential phase ( $K_{DP}$ )-based quantitative precipitation estimation for the record-breaking rainfall over Zhengzhou city on 20 July 2021[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2023, 27(5): 1033-1046.
- [16] GAO Y D, HUYAN L D, WU Z, et al. Improving the gaussianity of radar reflectivity departures between observations and simulations by using the symmetric rain rate[J]. *Atmospheric Measurement Techniques Discussions*, 2024, 17(15): 4675-4686.
- [17] 宋林焯, 陈明轩, 程丛兰, 等. 京津冀夏季雷达定量降水估测的误差统计及定量气候校准[J]. *气象学报*, 2019, 77(3): 497-515.  
SONG L Y, CHEN M X, CHENG C L, et al. Characteristics of summer QPE error and a climatological correction method over Beijing-Tianjin-Hebei region[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2019, 77(3): 497-515.
- [18] BYTHEWAY J L, ABEL M R, CIFELLI R, et al. Demonstrating a probabilistic quantitative precipitation estimate for evaluating precipitation forecasts in complex terrain[J]. *Weather and Forecasting*, 2022, 37(1): 45-64.
- [19] BEST A C. The size distribution of raindrops[J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 1950, 76(327): 16-36.
- [20] 张毅, 谢宸浩, 陈雨欣, 等. 基于三维卷积的双偏振雷达定量降水估测研究[J]. *热带气象学报*, 2025, 41(2): 200-210.  
ZHANG Y, XIE C H, CHEN Y X, et al. Research on quantitative precipitation estimation using dual-polarization radar based on 3D convolution[J]. *Journal of Tropical Meteorology*, 2025, 41(2): 200-210.
- [21] VOORMANSIK T, CREMONINI R, POST P, et al. Evaluation of the dual-polarization weather radar quantitative precipitation estimation using long-term datasets[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(3): 1245-1258.
- [22] 井高飞, 罗丽, 肖辉, 等. 双偏振雷达在地面自动雨量观测资料质量控制中的应用研究[J]. *气象*, 2020, 46(9): 1189-1198.  
JING G F, LUO L, XIAO H, et al. Application research of dual-polarization radar in quality control of automatic rain gauge[J]. *Meteorological Monthly*, 2020, 46(9): 1189-1198.
- [23] RYZHKOV A V, GIANGRANDE S E, SCHUUR T J. Rainfall estimation with a polarimetric prototype of WSR-88D[J]. *Journal of Applied Meteorology (1988-2005)*, 2005, 44(4): 502-515.
- [24] KIM Y, HONG S. Very short-term prediction of weather radar-based rainfall distribution and intensity over the Korean Peninsula using convolutional long short-term memory network[J]. *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences*, 2022, 58(4): 489-506.
- [25] CIFELLI R, CHANDRASEKAR V, LIM S, et al. A new dual-polarization radar rainfall algorithm: Application in Colorado precipitation events[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2011, 28(3): 352-364.
- [26] 郑佳锋, 张杰, 朱克云, 等. 双偏振天气雷达测雨误差及水凝物识别分析[J]. *气象科技*, 2014, 42(3): 364-372.  
ZHENG J F, ZHANG J, ZHU K Y, et al. Analysis of dual polarization weather radar rainfall measuring errors and hydrometeor identification[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2014, 42(3): 364-372.
- [27] 汪冬冬, 吴福浪, 陈生, 等. 宁波和舟山双偏振雷达对估测台风雨降水的对比评估[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2024, 55(10): 38-52.  
WANG D D, WU F L, CHEN S, et al. Comparison and evaluation of typhoon rainfall estimated by dual polarization radar in Ningbo and Zhoushan[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2024, 55(10): 38-52.
- [28] 陈静, 钤伟妙, 韩军彩, 等. 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*, 2015, 41(3): 296-303.  
CHEN J, QIAN W M, HAN J C, et al. An approach for radar quantitative precipitation estimate based on Z-I relations varying with time and space[J]. *Meteorological Monthly*, 2015, 41(3): 296-303.
- [29] 李佳慧, 马建立, 陈明轩, 等. 基于瓦片分区的雷达动态定量降水估测方法研究[J]. *高原气象*, 2025, 44(1): 122-133.  
LI J H, MA J L, CHEN M X, et al. Research on dynamic quantitative precipitation estimation method based on tile partitioning for radar[J]. *Plateau Meteorology*, 2025, 44(1): 122-133.
- [30] CHEN H N, CHANDRASEKAR V, TAN H M, et al. Rainfall estimation from ground radar and TRMM precipitation radar using hybrid deep neural networks[J]. *Geophysical Research Letters*, 2019, 46(17/18): 10669-10678.
- [31] 唐佳琪, 寇蕾蕾, 蒋银丰, 等. C 波段双偏振雷达降水估计的误差分析与建模[J]. *气象学报*, 2022, 80(2): 224-242.  
TANG J Q, KOU L L, JIANG Y F, et al. Error analysis and modeling of C-band dual polarization radar quantitative precipitation estimation[J]. *Acta Meteorologica Sinica*, 2022, 80(2): 224-242.

- [32] 张哲, 戚友存, 李东欢, 等. 2021 年郑州“7·20”极端暴雨雨滴谱特征及其对雷达定量降水估测的影响[J]. 大气科学, 2022, 46(4): 1002-1016.  
ZHANG Z, QI Y C, LI D H, et al. Raindrop size distribution characteristics of the extreme rainstorm event in Zhengzhou 20 July, 2021 and its impacts on radar quantitative precipitation estimation[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2022, 46(4): 1002-1016.
- [33] 黄裔诚, 陈欢欢, 许思涵, 等. 汕头 S 波段双偏振雷达降水估测效果分析[J]. 气象科技, 2024, 52(4): 477-487.  
HUANG Y C, CHEN H H, XU S H, et al. Analysis of precipitation estimation effect of S-band dual-polarization radar in Shantou[J]. Meteorological Science and Technology, 2024, 52(4): 477-487.
- [34] 许爱华, 孙继松, 许东蓓, 等. 中国中东部强对流天气的天气形势分类和基本要素配置特征[J]. 气象, 2014, 40(4): 400-411.  
XU A H, SUN J S, XU D B, et al. Basic synoptic situation classification and element character of severe convection in China[J]. Meteorological Monthly, 2014, 40(4): 400-411.
- [35] 陈昊, 汪章维, 王晗, 等. 基于 CINRAD-SA 双偏振雷达新型定量降水估测方法研究[J]. 气象科技, 2022, 50(5): 611-622.  
CHEN H, WANG Z W, WANG H, et al. Research on a new quantitative precipitation estimation method based on CINRAD-SA dual polarization radar[J]. Meteorological Science and Technology, 2022, 50(5): 611-622.
- [36] 祁春娟, 潘留杰. CMA-GFS 模式对东北半球环流形势预报能力的检验评估[J]. 高原气象, 2023, 42(2): 483-494.  
QI C J, PAN L J. Forecast assessment of CMA-GFS on the meteorological elements in the northeast hemisphere[J]. Plateau Meteorology, 2023, 42(2): 483-494.