

# X波段天气雷达组网扫描策略及协同控制技术研究

何建新<sup>1,2</sup> 李学华<sup>1,2</sup> 徐梓欣<sup>1,2</sup> 杨玲<sup>1,2</sup> 雷波<sup>1,2</sup> 王文明<sup>3</sup>

1 成都信息工程大学电子工程学院, 成都 610225; 2 中国气象局大气探测重点开放实验室, 成都 610225;

3 成都远望科技有限责任公司, 成都 610041

**摘要:** 基于成都X波段天气雷达网络, 设计了一种快速体积扫描+多RHI扫描的雷达组网扫描策略, 通过优化体扫层数和雷达配置参数, 增加对流单体中心RHI扫描, 可获取低层空间、高时间分辨率和精细降水垂直结构; 设计了一种重点区域识别、优先级计算和雷达任务智能调度的组网协同控制流程, 并针对重点区域的天气过程识别问题, 提出了一种基于神经网络的强对流识别算法和基于非监督学习聚类算法的强对流天气回波自动识别和定位方法。通过雷达试验表明, 该组网策略和协同控制方法能有效获取强对流天气过程的垂直精细结构。

**关键词:** 雷达组网, 扫描策略, 协同控制, 神经网络

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2021.04.013

## Research on X Band Weather Radar Network Scanning Strategy and Cooperative Control Technology

He Jianxin<sup>1,2</sup>, Li Xuehua<sup>1,2</sup>, Xu Zixin<sup>1,2</sup>, Yang Ling<sup>1,2</sup>, Lei Bo<sup>1,2</sup>, Wang Wenming<sup>3</sup>

(1 Chengdu University of Information and Technology, Chengdu 610225; 2 Key Laboratory of Atmospheric Sounding, China

Meteorological Administration, Chengdu 610225; 3 Chengdu YuanWang Science and Technology Co., Ltd, Chengdu 610041)

**Abstract:** Based on the X band weather radar network in Chengdu, a radar network scanning strategy of fast-speed volume scanning adding with multiple RHI scanning is designed. Through optimizing the volume scanning layers and radar configuration parameters and increasing the RHI scanning to the convective cell center, It can be used in the radar network to get the detailed precipitation structure with high time resolution, especially in low boundary layer. A flow of radar network cooperative control is also designed based on the technology of key area identification, priority calculation and intelligent scheduling of radar tasks. A strong convection identification algorithm based on neural network, and an unsupervised Learning clustering algorithm for automatic recognition and location of severe convective weather echoes are developed for key area identification. Radar experiments show that the scanning strategy and cooperative control method can obtain the detailed vertical structure of strong convective weather.

**Keywords:** radar network, scanning strategy, cooperative control, neural network

### 0 引言

新一代多普勒天气雷达CINRAD网络是我国灾害性天气过程监测、预警强有力的手段, 然而由于地球曲率、波束阻挡、扫描模式固定等因素影响, CINRAD天气雷达在对地表以上1 km的边界层空间仅能捕获30%的天气目标, 以致对中小尺度强对流天气过程漏失报警、延迟预警现象时有发生<sup>[1-4]</sup>。此外, CINRAD天气雷达固定6分钟的体扫模式, 大大降低了其对诸如龙卷风, 下击暴流等快变天气过程的精细结构探测和跟踪监测能力。为此, 美国CASA项目利

用多部低成本、功率低、短程X波段天气雷达密集组网, 并率先提出采用分布式协同适应探测理念, 目的是提高雷达对低层空间天气过程的探测能力, 弥补大雷达低空探测盲区, 优化空间布局进行全方位扫描, 降低地球曲率与波束阻挡对低层天气过程的影响, 同时协调多部雷达对重点区域进行精细化扫描, 获取目标区域更丰富的观测资料<sup>[5]</sup>。CASA项目于2006年在美国俄克拉何马州西南部建立4部双偏振X波段天气雷达的菱形分布网络, 经过试验表明, 采用分布式协同控制的X波段天气雷达网络, 能有效地提高了天气雷达低空风灾和强对流天气过程的预警能力<sup>[6-8]</sup>。此后, 美国在2013年在CASA雷达网试验成功的基础上, 又在得克萨斯州的达拉斯-沃斯堡地区建立了8部X波段双偏振天气雷达组成的DFW网络, 用以给气象部门提供高时空的二维和三维探测资料, 加强低层大气探测、

收稿日期: 2020年9月9日; 修回日期: 2021年4月23日

第一作者: 何建新(1966—), Email: hjx@cuit.edu.cn

通信作者: 李学华(1979—), Email: lixh@cuit.edu.cn

资助信息: 科技部国家重点研发计划项目(SQ2017YFC150152);  
四川省教育厅重点(2018Z088)

龙卷和冰雹等天气过程的探测。目前,基于雷达组网资料,DFW和CASA雷达网实现了高精度定量估计降水和实时三维风场反演<sup>[9-10]</sup>,并已开发出集雷达系统、软件系统、雷达产品、数据同化和可视化一体的端到端的预警系统<sup>[11]</sup>。鉴于CASA项目分布式协同控制的组网理念和成功应用,各个国家也相继效仿、开展试验。在欧洲意大利,LaMMa实验室在托斯卡纳建立由3部X波段天气雷达组成的雷达网,目的是用雷达网高时空分辨率的数据来提升地区城市的临近预报和早期预警准确度<sup>[12]</sup>。在国内,由中国电子科技集团公司第十四研究所和中国科学院大气物理研究所合作,于2013年在南京周边筹建了国内第一个X波段天气雷达试验网络,4部雷达菱形分布,间距40 km左右,旨在给国内网络化雷达性能优化提供试验数据<sup>[13-15]</sup>。成都信息工程大学于2016年,在双流、龙泉和资阳建立了3部三角形的X波段天气雷达试验网,旨在获取成都平原强对流天气过程精细结构资料,同时不断进行组网策略和协同控制方法优化试验<sup>[16-17]</sup>。近几年,江苏、上海,安徽、广东等省(直辖市)气象局也相继建设并开展X波段天气雷达组网的协同观测,旨在提高龙卷、冰雹、暴雨等强对流天气过程的监测与预警能力。

在X波段天气雷达组网协同观测试验中,除了雷达硬件性能稳定可靠以外,组网策略和协同控制系统是关键。往往随观测目标和应用重点不同,组网策略和协同技术也不同。美国CASA项目分布式协同控制系统开发分为3个阶段,第一阶段是实现网络雷达,预测风暴;第二阶段是实现晴空探测,监视风暴前环境状况变化;第三阶段是分布式自适应大气遥感,实现大范围预警和监测与监控。为此CASA雷达网采用晴空模式+风暴模式的组合扫描策略,或者是低仰角警戒+高仰角扇扫+RHI扫描的组合模式。整个扫描过程控制在3~4 min以内。其中低仰角警戒扫描为了获取全方位的连续资料,高仰角扇扫是为了对一个或多个重点目标进行跟踪探测,RHI扫描可获取对流单体精细的垂直结构。南京雷达试验网在CASA基础上改进,制定了3种自适应扫描模式:7层扇扫+固定层360°全扫,4层扇扫+固定层360°全扫,以及2层360°全扫的模式,整个扫描模式以时间最优为主导,把体积扫描时间控制在2 min以内。成都X波段天气雷达网络的建设之初以获取成都平原强对流天气过程精细结构为目标,同时参与“超大城市垂直综合气象观测技术研究及试验”项目,兼顾获取精细化降水要素的垂直结构。在组网扫描策略和协同控制方面,需要体现从低层空间到高层空间连续结构的观测;雷达体扫时间尽量减少,保持更高时间的分辨率,对降水结构连续性变化有着更好的观测;同时能得到强对流单体精

细垂直结构,可以给出与目标单体相对应的垂直风切变和高反射率核。

本文结合成都X波段天气雷达网络的应用需求,将介绍一种快速体积扫描+多RHI扫描的组网扫描策略和基于重点区域识别、优先级计算及雷达任务智能分配的协同控制流程;同时提出了一种基于神经网络的强对流识别算法和基于非监督学习的聚类算法的强回波自动识别方法,为雷达组网协同控制中的重点区域天气过程的识别提供方法。

## 1 组网扫描策略

如图1所示,成都X波段天气雷达网由成都信息工程大学航港校区、龙泉校区以及资阳3个站点雷达构成,网络形状为三角;覆盖双流国际机场和天府国际机场区域。资阳、龙泉两部雷达为固态体制雷达,航空港雷达为磁控管雷达。3个雷达之间相对距离分别为:航空港雷达—龙泉雷达:28.5 km,航空港雷达—资阳雷达:70 km,龙泉雷达—资阳雷达:65.5 km。当使用最大探测距离100 km的情况下扫描覆盖面积可达约46608 km<sup>2</sup>,其中共同扫描区域面积约为15285 km<sup>2</sup>,占总覆盖面积的32%。

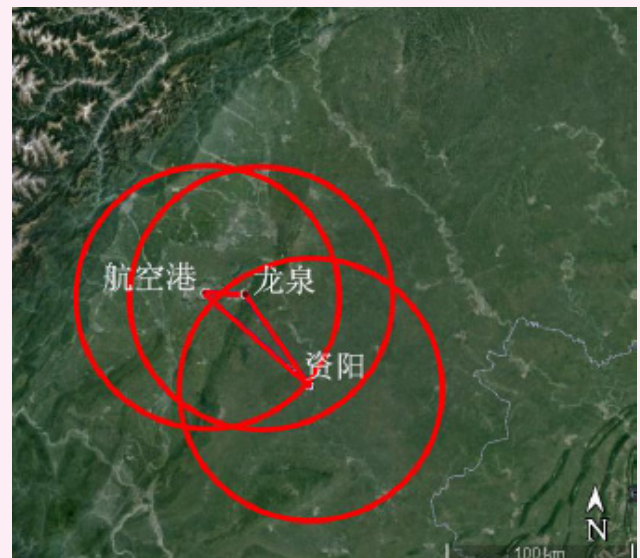


图1 成都X波段天气雷达网布局  
Fig. 1 Chengdu X band weather radar network

成都X波段天气雷达网雷达扫描策略分为两种:普通模式和协同模式。普通模式时各个雷达采用VCP21模式,协同模式时采用快速体扫+RHI扫描模式(VCP02)。普通模式和协同模式可自动触发和人为触发。当普通模式下各个雷达通过强对流识别算法识别出强对流目标时,则自动触发进入协同扫描模式。人为触发模式为手动触发,操作人员可针对感兴趣区域,随时把组网雷达切入协同扫描模式。

具体扫描策略的具体设计需要考虑扫描仰角个数、扫描仰角、PRF、天线转速等参数，综合考虑雷达的性能（如波束宽度、PRF、天线转速、扫描仰角限制等），探测目标的需求（目标类型、目标的变化特征、与雷达之间的距离等）、数据质量（距离折叠—随机相位编码、速度模糊—双PRF和杂波抑制—GMAP等）、分辨率需求（时间和空间分辨率）等，还需考虑区域范围内的零度层高度。零度层对航空飞行显得特别重要，是分析飞机积冰高度的重要因素；对高山雪线高度和洪水预报也起到重要的作用。在西南区域零度层高度最高出现在夏季，一般出现在8月，在5000~5800 m范围内。春秋两季相对偏低，零度层高度最低一般出现在3月和11月，在2400~3000 m范围内。

成都X波段天气雷达网协同模式的设计旨在能获取低层空间层降水结构信息，能高时间分辨率获取强对流过程的变化结构，能获取降水过程的垂直结构信息，因此设计了快速体扫模式+多RHI扫描的扫描策

略。考虑到实际雷达扇扫过程中雷达天线停摆，移动到指定方位的时间和与360°PPI扫描时间基本相当，且雷达扇扫易造成天线伺服系统故障等因素，快速体扫模式均为PPI扫描方式；根据边界层空间观测和时间分辨率的需要，快速扫描模式仰角选择低层5个仰角进行扫描，并把扫描仰角间隔与雷达波束宽度1.5°保持一致。为了获取较精细的扫描数据，提高了每个脉冲的累积数，同时利用较高的重复频率（PRF）以提高最大不模糊速度，利用相位编码技术去除距离折叠。表1给出了一种快速体扫+RHI扫描的扫描参数设置，快速体扫5层体扫时间为1.32 min，再加上体扫前标定时间0.2 min，总体快速体扫时间不超过1.6 min。RHI扫描模式旨在获取强对流天气过程强中心的垂直降水结构数据，强对流区域及对应参数的计算由控制中心进行。RHI扫描模式的最高仰角为40°，单次RHI扫描的用时约为25 s。根据对流单体的强、中、弱及聚类形势，一次快速体扫后，针对同一对流单体的RHI模式最多可执行3次，每次处于不同方位位置。

表1 快速体扫+RHI扫描参数设计

Table 1 Radar parameter design of fast-speed volume scanning and RHI scanning

扫描模式	层数	仰角/(°)	天线速率/(°/s)	一圈时间/s	波形	PRF	脉冲数	50 km距离高度/km
快速体扫模式	0	0.5	21.5	16.7	HCD	1400	64	0.58
	1	2.0	21.5	16.7	HCD	1400	64	1.89
	2	3.5	23.0	16.7	HCD	1400	64	3.20
	3	5	23.0	15.7	HCD	1400	64	4.50
	4	6.5	25.0	15.7	HCD	1400	64	5.80
RHI模式	40	0°~40°	2.65	15.1	HCD	1400	64	

## 2 组网协同控制关键技术

组网协同控制是由网络中多部雷达协同观测同一或多个目标，中心站根据目标的不同，给每部雷达分配不同的扫描任务，最终达到最优的观测效果。组网雷达在协同观测中，当出现一个或多个气象目标时，需要控制中心统一分配各个雷达的扫描目标。根据目标的各种信息，如反射率的强弱、相对雷达的距离、目标区域的重要程度等，对每一部雷达进行任务分配。协同控制算法首先进行重点区域的识别，这一步将锁定目标区域的具体位置，为雷达下一步做出的具体扫描提供坐标。接下来组网雷达将对扫描覆盖范围内的所有重点区域根据优先级进行筛选，再进行RHI扫描，观察其垂直气象结构。根据优先级计算公式划分出目标的重要程度，并对优先级进行排序，重要程度高的将优先对其进行扫描。

### 2.1 协同控制关键流程

协同控制主要有重点区域识别、优先级计算、雷

达任务分配等关键环节。

重点区域识别环节采用基于神经网络的强对流自动识别算法对重点目标区域进行识别，然后利用聚类算法将范围内的重点天气目标划分为各自独立的系统。

优先级的计算由5个因素决定：1) 本区域最高反射率 $Z_k$  ( $k$ 为区域编号)；2) 区域平均反射率 $\bar{Z}_k$ ；3) 区域面积 $S_k$ ；4) 区域重要程度 $I_k$  (人工输入，取决于该区域的人口密度、重要性等)。计算公式如下：

$$P_k = \frac{1}{4} \left[ a_1 \frac{Z_k - \min(Z_k)}{2 \times \text{std}(Z_k)} + a_2 \frac{\bar{Z}_k - \min(\bar{Z}_k)}{2 \times \text{std}(\bar{Z}_k)} + a_3 \frac{S_k - \min(S_k)}{2 \times \text{std}(S_k)} + a_4 I_k \right] \quad (1)$$

式中： $\min()$ 意味着所有重点区域的最小值， $\text{std}()$ 表示标准差， $k \in [1, N]$ ， $N$ 为重点区域的数量。区域重要性根据实际情况由人工输入，其取值为 $I_k \in [0, 1]$ 。实际天气过程观测中，识别出来的重点区域数量可能很

多,通过每个重点区域的优先级的计算,以决策哪一些重点区域需要优先RHI扫描,以获取其垂直降水结构数据。

雷达任务分配时,根据每个重点区域的优先级按降序排列后,由先到后依次分配扫描任务至雷达中,每部雷达建立一个任务列表,任务列表中包含区域编号、重要数据,如中心点坐标、面积、平均反射率、最高反射率等。具体任务分配流程如下:

1) 计算优先级最高的重点区域的质心坐标与每部雷达之间的相对距离,确认该区域处于哪些雷达的观测范围内(每部雷达的有效观测范围设为75 km)。

2) 针对雷达之间的共同扫描区,将尝试把需要探测的扫描目标分配至有效观测范围内的所有雷达中。

3) 在优先级列表中寻找下一个重点区域,并重复以上两个步骤。若优先级列表中所有的目标点均分配完毕,或所有雷达的任务列表都满了,则分配过程结束。分配过程结束后,每部雷达会获取一个任务列表(至多2个观测任务),雷达会根据该任务列表进行RHI扫描。

## 2.2 强回波自动识别技术

强对流天气回波的自动识别技术是雷达组网协同控制流程的重要环节。让雷达控制中心能够自行解决如何扫描的问题。文中结合使用了基于神经网络的强对流识别算法和基于非监督学习的聚类算法,实现强对流天气回波的自动识别和定位。

强对流识别算法基于快速体扫模式所获取的雷达回波数据,进行回波特征提取,并通过训练好的神经网络进行强对流回波识别。

算法基于3 km海拔高度的网格化雷达等高平面显示(CAPPI)数据,提取水平和垂直两个方向的特征,以识别大气边界层附近的降水区域。6个特征分别命名为F1到F6,其具体定义如下:

F1: CAPPI>40 dBz的持续高度(km):该特征主要反映了某区域强降水云的持续高度(即云顶高度减去云底高度),通常来说,层状云对应的该特征值较低,而对流云对应的该特征值较高。

F2: 水平区域反射率(dBz/km<sup>2</sup>):该特征是以目标点为中心,附近1 km<sup>2</sup>的区域的雷达反射率总和,反映了该点周围环境的反射率强度。通常来说,层状云对应的该特征值较低,而对流云对应的该特征值较高。

F3: 云顶高度(km):通常来说,对流云的云顶高度明显比层状云更高。

F4: 反射率水平梯度(dBz/km):该特征反映了目标点附近区域在3 km海拔高度上的反射率水平变化情况。根据对流云与层状云的物理特征,强对流云的运动速度快,其反射率水平梯度远大于层状云的反射率水平梯度。

F5: >35 dBz的区域面积(km<sup>2</sup>):该特征反映了以目标点为中心,其附近区域中雷达反射率>35 dBz的独立区域面积大小。显然,层状云对应的该特征值较低,而对流云对应的该特征值较高。

F6: 垂直积分液态水VIL(kg/m<sup>2</sup>):在天气分析过程中,VIL是一种识别潜在强对流非常敏感的指示参数,通常对流云对应的特征值比较高。

以上6种特征在输入神经网络之前,均经过归一化处理。

神经网络的训练依赖于标记过的训练数据。本文的训练和测试数据集均基于成都地区2017年7月至2018年8月的雷达快速体扫数据,其中训练集包含10个天气过程共计495841个降水点,其中80833个对流降水点,415008个层状云降水点。测试集包含25个天气过程共计有1211711个降水点。交叉验证集总共包含60000个降水点。每一个降水点的实际空间分辨率为200 m×200 m。通过试验与分析,发现6种特征对于对流云和层状云从概率上均有分辨能力,然而任意一种特征的单独运用均无法达到最佳的识别效果。因此,利用神经网络进行特征组合和优化是最佳的方式。本文中使用的神经网络结构有3层,其中输入层包含6个输入结点(即上述6种归一化特征),1个隐藏层包含8个神经单元,1个输出层包含2个输出结点。激活函数为sigmoid函数,学习率设定为1,训练循环次数为100。神经网络的训练代价函数为:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[ \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^K y_k^{(i)} \log((h_{\theta}(x^{(i)}))_k + (1 - y_k^{(i)}) \log(1 - h_{\theta}(x^{(i)}))_k) \right] + \frac{\lambda}{2m} \sum_l (\theta^l)^2 \quad (2)$$

式中; $m$ 为样本总数, $K$ 是输出结点的数量, $y$ 代表真实的参考值, $\lambda$ 为正则化参数设定为1, $L$ 为神经网络的层数, $\theta$ 是神经网络层数之间的参数矩阵。

训练好的神经网络参数,结合6种归一化特征,可以有效地进行强对流天气回波的自动识别。图2展示了2017年8月的一次强对流降水过程的组合反射率图像以及利用本算法计算所得的强对流云/层状云的识别结果,标记为红色的区域为对流云区域,蓝色区域为层状云区域。为了与现有算法的效果作对比,图2中还给出了基于反射率阈值的传统识别算法(SHY95)、SHY95的改进型算法(BL)和基于模糊

逻辑的识别算法（FL）等3种经典强对流识别算法的识别效果。

从图2中对比可发现，基于神经网络算法的处理结果与预报员的判断最为符合，其次是FL算法。基于阈值分割的传统识别算法效果远差于两种基于机器学习的识别算法。3种传统的算法均有不同程度的过度识别现象，导致识别的强对流区域远大于真实值，这是由于3种经典算法对于反射率特征的依赖度过高所造成的。即使FL运用了模糊逻辑算法，但问题并没有

彻底解决。相反，基于神经网络算法的6种特征里，并不包含反射率特征，因此也就解决了过度依赖的问题。

### 2.3 强对流单体聚类技术

聚类算法主要目的是强对流回波识别算法所识别出的强对流回波拟合为个数强对流区域，从而方便雷达控制中心执行任务调度。通常来说，一个强对流云团的覆盖面积有大有小，但都是由一到数个强风暴为中心，聚合在其附近的。针对这一特点，提出一种以

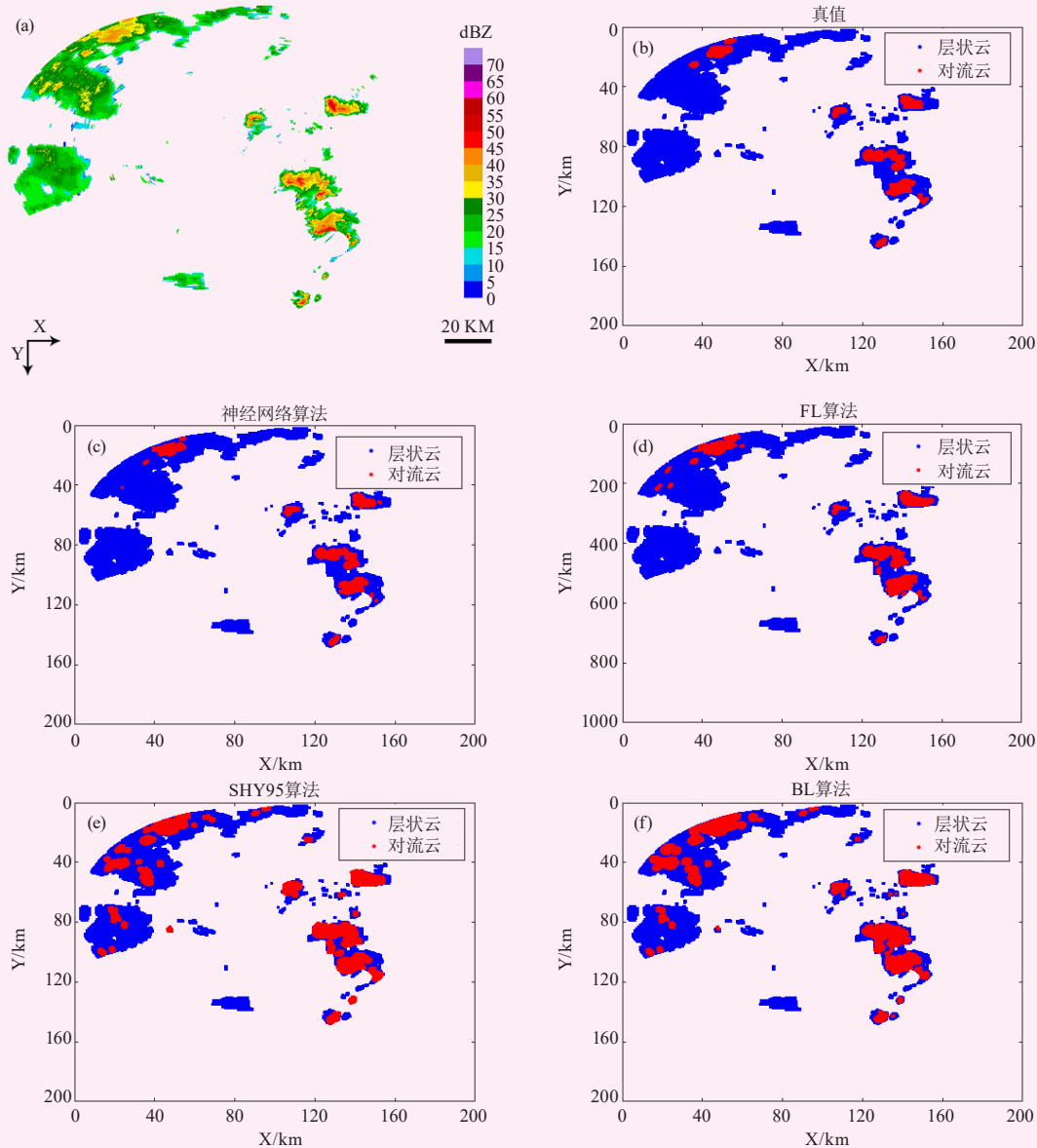


图2 强对流自动识别效果对比图

(a) 2017年8月18日17:06时刻雷达反射率; (b) 预报员标记的强对流/层状云降水回波; (c) 本文神经网络算法结果; (d) 基于模糊逻辑的传统识别算法结果; (e) 基于反射率阈值的传统识别算法结果; (f) 改进型的传统算法结果

Fig. 2 Comparison of automatic identification of severe convection

(a) radar reflectivity on 2017.8.18 17:06; (b) artificial identification of convective and stratiform precipitation echo; (c) identification based on fuzzy logic; (e) identification based on reflectivity threshold; (f) identification based on improved traditional algorithm

强风暴中心为起点的无监督密度聚类算法来实现强对流区域的拟合。算法的步骤如下:

1) 在强对流回波中, 任意选取一个强风暴中心点 $(x_0, y_0)$ 作为起始点, 如果该点满足以下原则:

$$Z_{(x_0, y_0)} \geq 45\text{dBZ}, Z_{(x_0, y_0)} = \max(Z_{(x, y)}), \text{if} \quad \|(x, y) - (x_0, y_0)\| \leq D_{Ep}, \quad (3)$$

式中:  $Z_{(x, y)}$ 表示坐标点 $(x, y)$ 对应的组合反射率,  $\max(\cdot)$ 是进行最大值操作,  $\|\cdot\|$ 表示两个点的欧式距离,  $D_{Ep}$ 门限表示在强风暴中心点附近“寻找”的半径, 文中设定为6。

2) 产生一个仅包含起始点的集合 $C_k$ 。

在剩余的强对流回波点中进行遍历, 如果某一点满足下列条件, 则将其归属于 $C_k$ 中, 直至没有任何点满足条件为止。

$$\text{dist}(p, C_k) \leq D_{Ep}, \quad (4)$$

式中:  $\text{disc}(\cdot)$ 计算点 $p$ 与集合 $C_k$ 中所有点之间的最小欧式距离。

3) 从总样本中, 移除已经归属于集合 $C_k$ 中的点。

4) 重新选取一个新的强风暴起始点并重复

(1) ~ (4) 步骤, 直到所有的强风暴点均处理完毕。

5) 如果若在某一集合 $C_k$ 当中的总点数少于40, 则认为该集合属于噪点, 将其移除。

从以上步骤可以看出, 本聚类算法主要以空间距离作为核心观察点, 根据对流点的空间密度分布特征对其进行聚类。

### 3 协同观测试验结果

成都X波段天气雷达网络使用了基于WEB的协同控制软件云平台, 软件平台包括雷达站软件平台和控制中心软件平台两大部分。雷达站控制软件重点实现雷达数据、状态向中心站的发送、自身单雷达的自适应观测、接收中心站控制命令和发送命令到信号处理、天线伺服等; 控制中心软件平台则需要重点实现接收各个网点雷达回波数据和状态数据、数据融合分析、重点观测区域识别、协同决策并确立扫描模式、发送协同观测命令、组网产品生成及产品显示等。

图3给出了成都X波段天气雷达网对2020年8月23日一次强对流天气过程中的协同观测过程。从图3a和3b中可以看出, 8月23日成都平原出现大面积降水, 而且出现多个强降水中心区域, 但是从组合反射率来看, 无法获得各个区域降水的精细结构信息。成

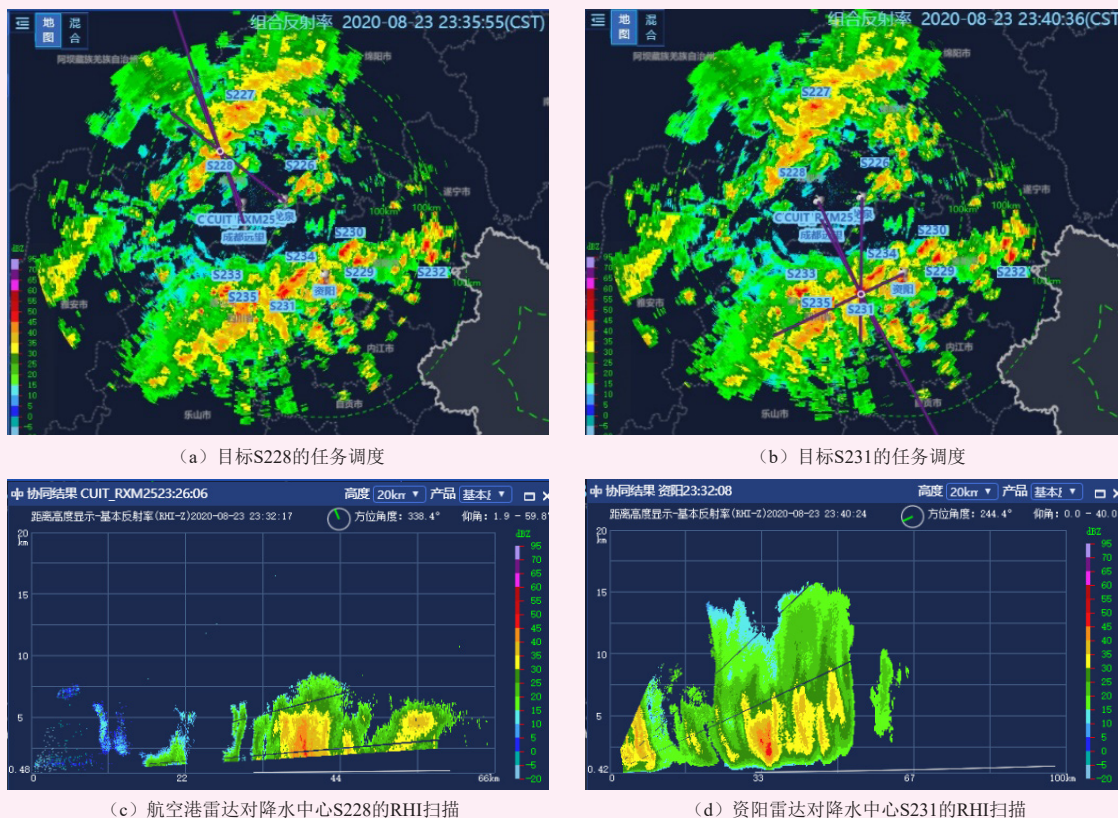


图3 成都X波段天气雷达网络对2020年8月23日一次强降水过程的协同观测过程 (a, b) 组合反射率数据 (图中紫色为生成的任务调度); (c, d) 基本反射率数据

Fig. 3 A cooperative observation on strong precipitation on 23 August 2020 in Chengdu X band weather radar network (a, b) composite reflectivity and the task scheduling, (c, d) base reflectivity

都雷达网通过快速体扫模式, 获取扫描范围内全域信息, 通过强对流回波识别和聚类算法识别确定了多个强中心目标, 并且一一进行编号, 如图3所示, 在航空港雷达附近区域识别强中心有3个, 编号为S226~S228, 在资阳雷达站附近识别强中心有6个, 编号为S229~S234; 然后根据各个雷达距离位置和当前工作状态, 进行优先级计算和任务调度。根据前面所述的最高反射率、区域平均反射率、区域面积等因素判断, 回波强中心S227, S228, S229, S231, S233被列为优先级较高的观测点; 然后根据雷达位置和探测区域关系, 回波强中心S227, S228的RHI扫描任务被分配给航空港雷达执行, 回波强中心S229, S231和S233被分配给资阳雷达执行。图3a和3b分别给出了S228和S231雷达任务分配的过程, 最终分别被航空港雷达和资阳雷达执行RHI扫描任务, 扫描结果如图3c和3d所示。由于RHI扫描位置的不同, 时间有稍微差别, 但几次执行的RHI扫描时间应控制在1~2 min以内, 因此, 虽然识别出来的强中心较多, 但每次体扫中执行部分回波强中心的RHI扫描。

从图3d可看出, 沿降水中心S231的雷达径向方向, 回波出现多个强中心, 回波顶高接近15 km, 降水正处于旺盛期。

#### 4 结果讨论

利用多部X波段天气雷达进行组网观测, 是对新一代多普勒天气雷达网络低空补盲和加强快变对流天气过程探测的有效途径之一, 其中多部雷达扫描策略和协同控制是组网技术的关键。

依托于科技部重点研发计划“超大城市垂直观测技术研究及试验”的研发任务目标, 基于成都X波段天气雷达网络, 文中设计了一种快速体扫+多RHI扫描的组网雷达扫描策略。该扫描策略执行5层的360°全方位扫描和重点区域的RHI垂直高度扫描, 整个扫描过程控制在2~3 min以内; 对单个强对流单体, 执行1次RHI扫描, 对于多个单体对流区域, 执行“头部”“中部”和“尾部”多次RHI扫描, 以获取强对流单体的垂直精细结构。

针对组网雷达的协同控制问题, 文中设计了一种重点区域识别、优先级计算及雷达任务智能调度控制流程。组网雷达控制中心根据全方位扫描资料, 识别出重点区域, 将区域中的重点区域标记后, 根据目标区域的反射率大小、面积和影响地区重要程度等因素计算出所有重点区域的优先级, 并对其进行排序, 然后根据目标的优先级进行雷达分配进行重点观测。

重点区域识别是雷达组网协同控制的前提。文中提出了一种基于神经网络的强对流识别算法和基于非监督学习聚类算法的强对流天气回波自动识别和定位方法。利用天气过程回波信息的6种特征作为后续传播神经网络的输入特征, 在识别出强对流单体的同时, 具有较高的运行速率和识别准确率。

致谢: 美国科罗拉多大学V. Chandra教授、中国气象局气象探测中心李柏研究员、成都空军气象中心张杰高工对成都X波段雷达组网建设及扫描策略的制定提供了许多宝贵建议, 在此表示衷心感谢。

#### 参考文献

- [1] 李柏等. 天气雷达及应用. 北京: 气象出版社, 2011.
- [2] 李柏等. 新一代天气雷达灾害性天气监测能力分析及其未来发展. 气象, 39(3), 2013: 265-280.
- [3] McLaughlin D J, Chandrasekar V. Short wavelength technology and the potential for distributed networks of small radar systems//IEEE. 2009 IEEE Radar Conference. IEEE, 2009: 1-3.
- [4] Mahale V N, Brotzge J A, Bluestein H B. The advantages of a mixed-band radar network for severe weather operations: a case study of 13 May 2009. Weather and Forecasting, 2014, 29(1): 78-98.
- [5] Junyent F, V. Chandrasekar D. McLaughlin, et al. The CASA integrated project 1 networked radar system. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2010, 27: 61-78.
- [6] Brotzge J, Hondl K, Phillips B, et al. Evaluation of distributed collaborative adaptive sensing for the detection of low-level circulation and implications for severe weather warning operations. Weather and Forecasting, 2010, 25: 173-189.
- [7] Bharadwaj N, Chandrasekar V, Junyent F. Signal processing system for the CASA integrated project 1 radars. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2010, 27 (9): 1440-1460.
- [8] Zink M, Lyons E, Westbrook D, et al. Meteorological command & control: architecture and performance evaluation//IEEE. IGARSS 2008-2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2008, 5: V-152-V-155.
- [9] Chen H, V. Chandrasekar. Real-time wind velocity retrieval in the precipitation system using high-resolution operational multi-radar network. Remote Sensing of Aerosols, Clouds, and Precipitation, 2018: 315-339.
- [10] Chen H, V. Chandrasekar. The quantitative precipitation estimation system for Dallas-Fort Worth (DFW) urban remote sensing network. Journal of Hydrology, 2015, 531: 259-271.
- [11] Chen H N, Chandrasekar V, Philips B. Principles of high-resolution radar network for hazard mitigation and disaster management in an urban environment. Journal of the Meteorological Society of Japan, 2018, 96(A): 119-139.
- [12] Antonini A, Melani S, Corongiu M, et al. On the implementation of a regional X-band weather radar network. Atmosphere, 2017, 8: 25
- [13] 李思腾, 陈洪滨, 马舒庆, 等. 网络化天气雷达协同自适应观测技术的实现. 气象科技, 2016, 44(4): 517-527.
- [14] 许旭, 李忱. 分布式网络天气雷达设计. 微波学报, 2014, S2(1): 8-11.
- [15] 陈洪滨, 李兆明, 段树, 等. 天气雷达网络的进展. 遥感技术与应用, 2012, 27(4): 487-495.
- [16] Li X L, He J, Yang L et al. X-band weather radar network in Chengdu, 2019. 2019 International Conference on Meteorology Observations (ICMO), Chengdu, 2019, 12: 1-4
- [17] 雷波. X波段雷达组网的策略和强对流天气识别研究. 成都: 成都信息工程大学, 2020.