

基于形态学改进的毫米波云雷达杂波剔除新算法

刘千辰, 狄慧鸽*, 袁云, 全楚航, 王佳乐, 侯晨涛, 华灯鑫
(西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 西安 710048)

摘要: 针对 ka 波段毫米波云雷达现有杂波滤除方法存在的边缘信号损失问题, 提出一种改进的多特征融合方案。根据反射率、时间和垂直连续性构建判别模型, 进行初步杂波识别, 然后引入形态学二值膨胀操作, 生成云雾边缘候选区, 并借助领域分析进行精确边缘判定。经验证, 该方案可在有效滤除杂波的同时较完整的保留云雾边缘信号, 解决了现有杂波滤除方案的边缘信号损失问题, 提升了毫米波云雷达数据的质量, 为大气物理研究和天气预报提供了更可靠的数据支撑。

关键词: 毫米波云雷达; 杂波剔除; 形态学处理; 边缘信号保留

中图分类号: P41

文献标识码: A

A new algorithm for millimeter-wave cloud radar clutter rejection based on morphological improvement

LIU Qian-Chen, DI Hui-Ge*, YUAN Yun, QUAN Chun-Hang, WANG Jia-Le, HOU Chen-Tao, HUA Deng-Xin

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: An improved multi-feature fusion scheme is proposed to address the problem of edge signal loss in existing clutter filtering methods for Ka-band millimeter-wave cloud radar. A discriminative model is constructed based on reflectivity, time and vertical continuity for preliminary clutter identification, and then a morphological binary expansion operation is introduced to generate cloud edge candidate regions, and an accurate edge determination is performed with the help of domain analysis. It is verified that this scheme can effectively filter out clutter while retaining cloud edge signals more completely, solving the problem of edge signal loss in the existing clutter filtering scheme, improving the quality of millimeter-wave cloud radar data, and providing more reliable data support for atmospheric physics research and weather forecasting.

Key words: Millimeter-wave cloud radar, clutter rejection, morphological processing, edge signal retention

PACS:

0 引言

云在地球的水循环中发挥着非常关键的作用, 云的辐射效应在地气辐射收支平衡方面也有着相当大的影响, 故而云成为研究天气系统以及气候变化时要考虑的一项关键因素。精确探测并表征云, 对于理解大气过程以及提升气象预报精度而言意义重大^[1], 毫米波云雷达由于其主动探测特征, 可以实现云垂直结构的观测, 已经成为人们了解云的重

要工具^[2]。毫米波云雷达是指工作在毫米波段(波长介于 1—10mm 之间的电磁波, 所对应的频率范围为 30GHz—300GHz)的大气探测雷达, 根据大气窗口, 气象上常选用 Ka(35GHz)和 W(94GHz)波段, 利用云粒子对毫米波的散射特性探测云宏观和微观结构, 广泛应用于大气科学研究、人工影响天气、云自动化观测、军事气象保障、机场气象保障等领域。然而因空气中灰尘、昆虫以及花粉等杂波产生影响, 云雾信号可能会遭受严重的污染^[3], 有必要

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(42130612)

Foundation items: National Natural Science Foundation of China Key Program (42130612)

作者简介(Biography): 刘千辰(2000—), 男, 陕西渭南人, 在读硕士, 主要研究毫米波云雷达数据处理算法。E-mail: liuqianchen2025@163.com

*通讯作者(Corresponding author): 狄慧鸽(1981—), 女, 河南人, 教授, 博士生导师, 主要研究大气遥感领域。E-mail: dihuige@xaut.edu.cn

从雷达数据中剔除杂波区域,以此保证云雾信号的纯净。

区分云雾信号与杂波信号极为关键,可帮助人们知晓云雾系统的结构、云的微物理参数以及云与降水的转换过程。然而在云雾信号的边缘地带,常会出现与杂波信号的混叠区域,这成为毫米波云雷达数据质量控制方面的一项关键挑战,云雾信号跟杂波信号的特征较为相似,传统方法难以精确处理杂波与云雾混叠区域的信号,致使云雾系统结构信息不完整。

在过去的近 20 年时间里,国内外众多学者围绕毫米波云雷达杂波识别与滤除技术展开了大量研究。传统的杂波滤除方法主要依靠固定阈值筛选技术,比如经典的双阈值法,借助反射率因子以及线性退极化比,可有效地将昆虫等悬浮杂波滤除^[4]。Gorsdorf 等人把反射率因子小于 -10dBZ 以及线性去极化比大于 -20dBZ 当作阈值,以此消除 Ka 波段雷达回波里悬浮物所带来的干扰^[1];郑佳锋等人针对阳江和那曲 2 千米以下的 Z(反射率因子)和 LDR(线性退偏振比)数据做了统计分析,鉴于悬浮物存在差异,LDR 范围呈现出十分突出的间隔,于是采用不同的双阈值来滤除 Ka 波段雷达数据中的悬浮物杂波^[5];肖佩发现杂波有着十分突出的季节分布特点,凭借划分季节并且为 Z—LDR 设置统计阈值,可以有效滤除 Ka 波段雷达数据中的杂波^[6];万霞等人依据径向速度的特征来设置阈值,除了反射率因子和线性去极化比的双阈值之外,还运用三阈值算法滤除了 Ka 波段雷达观测数据中 90% 的悬浮物回波^[7]。上述这些传统的云雷达杂波识别方法大多是基于简单的阈值判别,虽然可有效区分云信号与杂波信号,但在复杂天气下对云边缘区域会过度滤除,造成云层结构信息出现损失,而且适用范围仅仅局限于一定高度以下。

针对杂波去除和边缘信号保留的问题,学术界提出了多种新方法。Hagelberg 和 Helland 将小波变换引入气象雷达回波薄线特征检测,通过对回波信号进行多尺度分解,分析各尺度上局部梯度的变化,实现了对弱回波边缘的多层次捕获^[8]。王颖针对传统云检测算法处理 Ka 波段和 W 波段的星载毫米波雷达数据容易丢失云边缘的问题,提出基于小波变换的边缘检测方法,弥补了传统算法的不足^[9]。Lin 等人针对 W 波段的雷达提出一种基于距离、多普勒速度和时间的三维连续性云检测方法,通过改

进噪声估计和自适应空间滤波器设计,显著提升了弱云信号(如薄云边缘)的检测性能^[10]。Shi 等人利用 K 均值聚类的方法动态调整反射率因子、径向速度、高度门等阈值范围,使得在滤除 W 波段杂波的同时能够对多阈值杂波滤除方法造成的云雾边缘信号损失进行明显的修复^[11]。Li 等人基于循环生成对抗网络与注意力门构建了毫米波雷达杂波抑制模型,通过无监督对抗训练,将带杂波的距离角度图像映射为“无杂波”图像,并在端到端学习中专门强化边缘特征,实测中对边缘信号保留率较高^[12]。Hu 等人利用多维概率密度函数和贝叶斯分类器实现 Ka 波段毫米波云雷达底层云和杂波的分离,对边缘信号实现了精确的保留^[13]。上述方案中从不同角度提升了云雾边界的检测精度,其中通过小波变换的多尺度分解能力依赖人工参数调整、基于小波变换的边缘优化云边界识别受限于计算复杂度、生成对抗网络模型计算复杂度较高,需结合硬件优化。机器学习在杂波剔除工作中具有巨大潜力,但在物理模型可解释性、微弱边缘信号的精确保留上仍面临挑战。

在此背景下,形态学方法因其低计算成本在雷达信号处理中的潜力逐渐显现。Temlioglu 及其团队基于形态学提出了一种去除杂波的办法,解决了杂波对探地雷达图像造成影响的问题,他们运用“稀疏表示”以及“字典学习”的方法,将地质雷达图像划分成了杂波和目标两部分,让探测目标变得更容易^[14]。Barbaresco 等人借助雷达图像预测雷暴位置,采用比较云层形状的方式来追踪云层的移动和变化^[15]。王海虹等人提出了一种结合小波变换与数学形态学的激光成像雷达图像边缘检测算法,有效兼顾了边缘增强与噪声抑制^[16]。Ilioudis 等人提出一种基于相位拉伸变换的边缘检测方法,结合形态学后处理有效解决了合成孔径雷达图像斑点噪声的影响以及传统边缘检测算法效果不佳的问题^[17]。王新智等人通过小波滤波去除散点噪声后,再利用形态学构造目标结构元,有效剔除了雷达平面位置图像的散点噪声和杂波干扰,显著提升目标检测的准确性^[18]。这些研究充分体现了形态学在雷达信号处理中的潜力,因此本研究针对 Ka 波段毫米波云雷达的观测数据运用二值膨胀操作,在无需大规模训练的前提下,捕获边缘过渡区的微弱信号,构建了一种有效的边缘信号保留策略。

在时间维度与空间维度里,气象信号和杂波信

号呈现出不同特性,像云、雾这类气象现象,一般有良好的时空连续性,而杂波信号相对离散且分布缺乏规律^[19]。毫米波云雷达在去除低层杂波时,面临云雾边缘信号保留的质控难题,针对此难题,本文构建了一种改进的多特征融合杂波识别方案。该方案考量了雷达回波的反射率因子特性、时间连续性以及垂直连续性,并采用形态学处理策略和领域有效信号占比分析方法,对云雾边缘区域的信号保留机制给予优化。实验验证说明,该算法在维持较高杂波识别率的状况下,提升了对云雾边缘信号的保留能力,为毫米波云雷达数据的精准质控提供了更具鲁棒性的技术路径。

1 仪器与方法介绍

本文中所用的探测仪器包含 ka 波段毫米波云雷达以及激光雷达,各个仪器之间以近距离的方式进行布置,针对中国西安地区的云和降水过程展开长期的观测工作,这为多源设备协同开展观测以及不同设备的标定创造了有利的条件。

1.1 毫米波云雷达

本文使用华腾有限公司研制的 HT101 型全固态 Ka 波段毫米波云雷达,其波长为 8.6mm、工作频率为 35GHz、天线扫描模式为垂直固定指向、距离分辨率为 30 米、时间分辨率为 5 秒。该毫米波云雷达主要由天馈线分系统、发射机分系统、接收机分系统、频率源、电源分系统、信号处理分系统和显控与数据处理分系统组成。其基本数据产品有反射率因子、径向速度和速度谱宽,测量范围分别为-40—30dBZ、±15 m/s、0—15 m/s,其中反射率因子为本研究所使用的探测量,使用的观测数据为 2021 年 1 月至 2022 年 12 月以及 2024 年的数据。该设备系统的主要技术参数详细信息请参阅附录表 1。

1.2 激光雷达

文所用的激光雷达为双波长-偏振米散射激光雷达,由西安理工大学激光雷达遥感研究中心自主研发完成。整个激光雷达系统包含激光发射系统、望远镜接收系统、光谱分光系统、光电探测系统、数据采集系统及数据处理终端组成。该激光雷达发射波长为 1064nm 和 532nm 两个波长,激光器选用的是美国 Continuum 公司的 Powerlite9020 型 Nd:YAG 固体激光器,发散角为 0.4~mrad。该设备系统的主要技术参数详细信息请参阅附录表 2。

算法验证使用了与毫米波云雷达同步观测的双波长-偏振米散射激光雷达的 2024 年探测数据,

主要使用的探测量为距离平方校正信号(RSCS@1064nm)。

1.3 方法介绍

本文探讨的杂波包含两类主要非气象回波,其一为地基毫米波云雷达观测里的低空杂波,它主要是由空气中如花粉、灰尘、昆虫等悬浮物所产生,其二是雷达系统自身产生的脉冲压缩残留的旁瓣回波。这两类杂波尽管成因有所不同,不过在数据质量控制过程中都要被准确识别并且剔除,以此保证云雷达数据的纯净性。

传统方案利用固定阈值进行杂波剔除,只适用于一定高度以内且对于复杂天气边缘信号损失明显。基于机器学习的杂波剔除方案需要大量的数据训练且对数据的选择要求严格,同时对硬件要求高、训练周期长。针对目前已有方法的缺陷,本文提出一种基于形态学和领域占比分析改进的多维阈值方案。该方案着重于边缘信号的恢复模块,此模块可较为灵活地嫁接到任意一种初步杂波滤除算法之后,不管是传统的阈值法,还是先进的机器学习方法,它的核心任务是针对初步处理后被误除的边缘区域展开二次识别以及精确恢复,为验证该模块的有效性,本文把三维特征,也就是反射率因子、时间连续性、垂直连续性杂波滤除算法当作基线,呈现出在加入我们的边缘恢复模块后,信号完整性所获得的提升情况。

二值膨胀是数学形态学中与腐蚀互为对偶的基本运算之一,可将前景像素区域的边界向外扩展,从而增大目标区域的尺寸^[20]。在二值图像中,膨胀运算使用一个结构元素对原图像进行扫描,当结构元素覆盖区域内至少有一个前景像素重叠时,就在输出图像对应位置标记为前景。数学上,给定前景集合 $A \subseteq E$ 与结构元素 $B \subseteq E$,二值膨胀定义为

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b, \quad (1)$$

式(1)中, $A_b = \{a + b | a \in A\}$ 表示将 B 平移 b 个单位后与 A 的并集^[20]。如果 B 在原点上有一个中心,那么 A 被 B 膨胀可以理解为当 B 的中心在 A 内移动时,被 B 覆盖的点的轨迹。因此,在实际的边缘检测与信号扩展流程中,膨胀可用于加粗或连接原本断续的边缘信号,从而提高后续处理的连通性与鲁棒性。在云雾信号边缘信号保留方案中,可以选择合适的结构元素对初始识别的云雾信号进行膨胀操作获取边缘候选区域。

为了在有效去除杂波的情况下最大程度地保留结构松散、边界模糊的云雾信号,本算法设计了三步处理流程,依据雷达回波的空间连续性、时间一致性以及信号结构特征,逐步保留目标信号区域,并提高对边缘信息的识别能力,三个步骤相互配合、逐步推进,保障了处理的准确性。据图 1 可知,方案首先利用反射率因子特征与连续性分析作为初始过滤步骤,快速识别并去除低层杂波信号。这些信号一般在空间或时间上呈现离散分布,没有气象现象所呈现的连续性特征,可借助垂直高度、时间序列和反射率因子的综合特征建立判别模型;其次,利用二值膨胀确定疑似气象信号区域,让临近的潜在气象边界信号得以纳入候选范围,构建一个更完整的云雾边缘候选区域。不仅提升了边界识别的敏感性,也为下一步的精细判别提供了空间定位的基础。最后,利用邻域有效信号占比分析对候选区域进行精细化判断,借助计算其周围邻域内有效气象回波的占比,并结合实测统计结果设定阈值,区分出真实的气象边缘信号与仍残留的杂波。当邻域有效信号占比超过设定阈值时,判定为真实边缘信号并给予保留,反之则归为杂波并剔除,最终经过多个阶段的处理,实现杂波抑制以及云雾边缘信号的精准保留。

2 基于形态学改进的多特征融合杂波识别

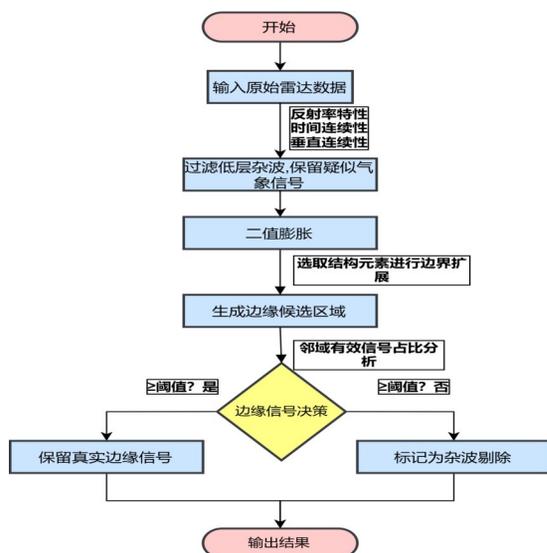


图 1 基于形态学和领域占比分析改进的多维阈值方案流程图

Fig. 1 Flowchart of improved multidimensional thresholding scheme based on morphology and domain occupancy analysis

方案

2.1 基于时空特征—反射率因子阈值去除杂波信号

进行杂波剔除工作之前,杂波数据的选取尤为重要。目前选取毫米波云雷达杂波数据常用的方法有人工标记法和激光雷达数据对比法。由于西安天气复杂,底层常有杂波和雾共同存在的情况,因此采用人工标记底层杂波数据较为困难且耗费时间。而与激光雷达数据对比的方法对仪器要求严格。本文采用一种比较快速方便且不需要激光雷达数据的方法选取数据,即直接通过反射率因子 THI(时间高度反射率)图选取两年 3km 以下含有杂波和少量无降水的气象信号。

筛选标准主要是依据回波在时空方面连续性的差异来确定,云雾这类气象回波,一般有着较强的时间连续性以及垂直连续性,在 THI 图上呈现出形态规整、边界平滑的连续区域,然而杂波回波呈现出来的是时间短暂、空间离散状态的孤立点或者斑块,连续性差。我们对两年内的 THI 图进行人工检查,并且结合天气日志来辅助验证,最终构建起了一个覆盖杂波以及少量没有降水情况的气象信号样本集合。

阈值法是毫米波云雷达杂波识别的基础性方法,其理论依据来源于不同散射体的后向散射特性差异^[21]。因此先对低层混合数据处理,基于反射率因子进行初步筛选。统计分析 2021 和 2022 两年的样本集反射率因子,绘制概率密度图。从图 2 可知混合反射率因子范围为 -50dBZ 到 0dBZ,密度集中区约在 -40 到 -10dBZ。综合传统杂波去除方法中 Gorsdorf 等人^[1]和郑佳峰等人^[5]将反射率因子小于 -10dBZ 设为剔除杂波的实践经验。本文将反射率因子小于 -10dBZ 作为杂波剔除的阈值,将该反射率因子范围作为杂波剔除的第一个参数。

云和雾等气象现象在空间上表现出显著的连续性,而杂波信号通常呈现随机、间断的特征。基于这一特性我们选取十个月的混合数据进行时间连续性和垂直连续性特征统计,结果如图 3 所示。

基于统计可知,混合数据在时间连续性上大约有百分之七十的持续时间低于 180 秒,高度上没有明显的区分,但在 120 米处有明显拐点。2020 年,孙毅等人统计发现黄海的平均雾顶高度约为 200 米,黄海中大多数雾顶高度在 100 米至 40 米之间^[22]。Shi 等人在识别雾信号时,采用 100 米的高度作为判

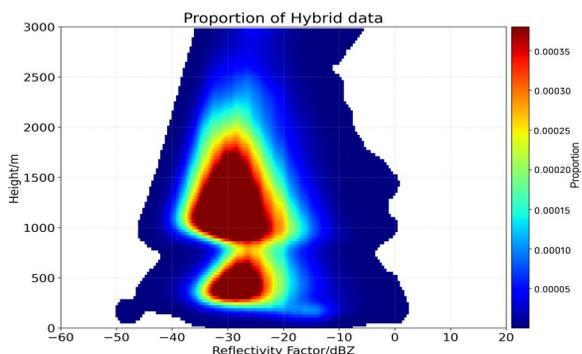


图2 基于2021—2022年所统计的样本集反射率因子分布情况

Fig. 2 Based on the distribution of reflectivity factors of the sample set collected from 2021 to 2022

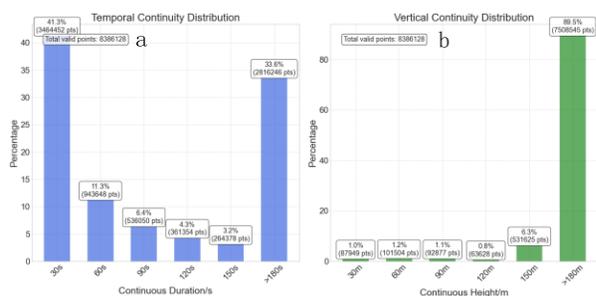


图3 连续性统计:(a): 时间连续性;(b): 垂直连续性 Fig. 3 Continuity statistics

: (a): time continuity; (b): vertical continuity

断条件^[9]。

基于分析和大量阈值检验,为了组合方式在去除杂波和保留气象信号上能较好的兼顾,最终将持续时间小于180秒设置为杂波判断的第二个条件、垂直连续高度小于120米设置为杂波判断的第三个条件。从图4可知杂波被理想剔除,但对边缘信号损失明显。

2.2 基于形态学的云雾边缘信号保留策略

气象信号具有水平连续和垂直连续的特征,在雷达图像上的表现为连续分布的信号区域^[8]。二值膨胀操作充分利用了这一特性在已识别的信号区域扩散,获取了在初步杂波处理中因信号较弱、特性与杂波相似或处于混叠区而除去的含有气象信号的边缘区域。云雾信号边缘区域从内向外呈现逐渐减弱的梯度特性^[23],形态学本质是一种多尺度结构分析方法,能够捕捉到这一变化特性^[24]。因此,二值膨胀可应用于边缘信号处理。图5为二值膨胀处理边缘信号的示例,处理后的边缘信号明显向外扩展,云边缘得到扩充。

本节对边缘识别利用二值膨胀来扩展边缘区

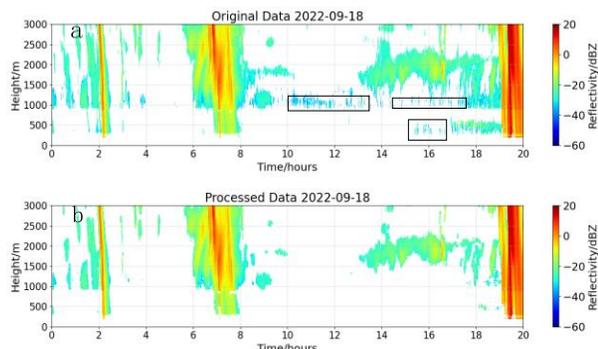


图4 基于三维特征处理的2022年9月18日毫米云雷达观测数据对比注:(a)原始反射率因子;(b)三维特征处理后的反射率因子;图中用矩形标记了部分杂波信号 Fig. 4 Comparison of millimeter cloud radar observations for September 18, 2022 based on 3D feature processing note: (a) Original reflectivity factor; (b) Reflectivity factor after 3D feature processing; some clutter signals are marked with rectangles in the figure

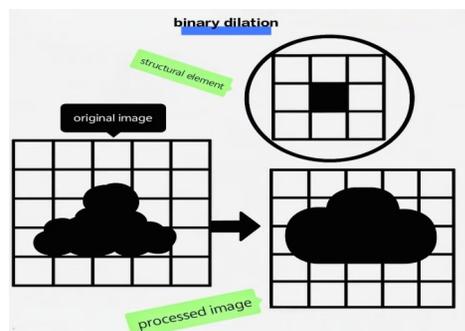


图5 二值膨胀处理云边缘信号示例

Fig. 5 Example of binary expansion processing cloud edge signal

域,并计算云雾掩膜与扩展后的结果之间的差值,把初步有可能是错误的、不需要滤除的信号设定为“边缘候选区”,接下来依据对信号临界比例(文中将在同一3*3窗口内,已确认云雾信号与总信号数的比值大小定义为信号临界比例,即Signal Critical Ratio,简称SCR)的判断来提取最终确定好的边缘区域,再把原始信号填充进去得到有效的边缘信号。

2.2.1 二值膨胀扩展边缘区域

在本研究里,我们是依据结构元素的形状、大小以及迭代膨胀的次数来挑选边缘候选区的,雷达数据有时间和高度这两个维度,而且云雾信号有着一定的空间连续性,基于此我们选取了一个3x3的窗口元素,这种结构元素可在时间维度以及高度维度上同时进行扩展,与THI图上的云雾时空特征相

契合。3x3的窗口元素规模较小,在一定程度上对保留云雾边缘的细节有帮助,大型结构元素虽说可更快速地扩充区域,然而却增加了把杂波点纳入云雾区域的风险。

结构元素选择好之后,将初始识别的云雾信号作为前景区域进行膨胀操作。其中,边缘候选区的范围取决于迭代膨胀的次数。每次膨胀,都要在前一次确定的边缘区域基础上进行膨胀操作和领域判断。迭代次数决定了扩展的总范围。迭代次数过少,边缘区域恢复效果差,云雾信号的损失难以理想的恢复;迭代次数过多,边缘区域得到恢复,但增加了引入非气象信号的风险。因此,必须通过大量实验来确定迭代次数。

观察第二节滤除前后图像,即图4,发现底层云信号损失高度约在100m到200m之间。根据这一信息采用大量不同的膨胀迭代次数对3km以下信号进行实验。图6展示了迭代次数为2、5和20的边缘信号恢复效果:

从图6中的图像可以看出膨胀迭代次数为5时,能够恢复更远一些的信号点,有效覆盖了云雾周围的微弱边缘回波区域,云雾边缘信号恢复较好,且未引入明显的杂波信号;迭代次数取2时,对于连接距离较近的弱边缘信号有效,无法桥接稍大的信号间断区域,导致部分边缘信号遗漏,云边缘恢复不理想;迭代次数取20时,云边缘信号恢复相比迭代次数为5时并未有大量变化,却显著增加了过度膨胀的风险,将距离较远的杂波区域错误恢复,尤其是在低空复杂的杂波环境下。因此,本案例中采用3x3方形结构元素进行五次迭代膨胀(在实验过程中,迭代次数为4、5、6、7时效果极其相似),是在有效保留云边缘信号和控制杂波误判之间取得良好平衡的策略选择。

2.2.2 基于领域分析的边缘信号筛选

从2.2.1可知,膨胀迭代次数的选取需要进行大量的尝试和验算,并且采用不同的方式对杂波进行预剔除造成的边缘信号损失程度不同,因此膨胀迭代次数为5并不一定适用于其他预处理方案。为了避免单纯借助形态学操作获取边缘信号可能包含杂波信号的缺陷和迭代次数选择的局限性,本研究设计了一种依靠邻域统计的边缘验证机制。该机制对每一个边缘候选点进行判断,评估该点所在3x3窗口中已被确认为气象信号的点数除以同一3x3窗口领域内有效信号总数的比例是否大于所设定

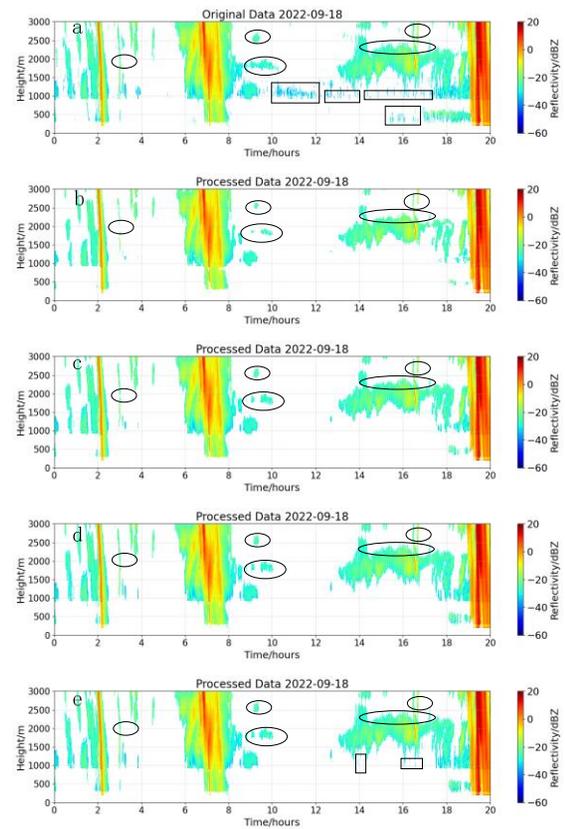


图6 基于二值膨胀和三维特征处理的2022年9月18日毫米云雷达观测数据对比注:(a)原始反射率因子;(b)三维特征处理后的反射率因子;(c)三维特征+迭代膨胀2次处理后的反射率因子;(d)三维特征+迭代膨胀5次处理后的反射率因子;(e)三维特征+迭代膨胀20次处理后的反色汇率因子;图中用矩形标注了部分杂波信号、椭圆标注了部分气象信号
Fig. 6 Comparison of Millimeter Cloud Radar Observations for September 18, 2022 Based on Binary Expansion and Three-Dimensional Feature Processing note: (a) original reflectivity factor; (b) reflectivity factor after 3D feature processing; (c) 3D feature + reflectivity factor after 2 iterations of iterative expansion; (d) 3D feature + reflectivity factor after 5 iterations of iterative expansion; (e) 3D feature + reflectivity factor after 20 iterations of iterative expansion; some of the clutter signals are marked by rectangles, and some of the meteorological signals by ellipses

的比例。

从理论方面推测,纯杂波区域的SCR应当是0,原因在于真正的杂波区域在物理层面不与任何云雾信号相连接,其3x3邻域中也不应该包含任何已识别的云雾信号点,但真实数据中杂波和气象信号的边界并非完全可分。经观察,云信号和杂波之间的物理过渡区域呈现出渐变或者混合的特性,使得边界定义自身变得模糊,因此杂波区域信号的SCR

呈现从0开始的分布,而非理论上的单一零值。在 3×3 的窗口当中,边缘点至少含有三到四个已经被确认的云信号点相邻,如果候选点为总的有效信号,SCR取值应当处于0.33至0.44之间。对于没有杂波混入的云雾信号最外围,领域内已识别的信号可能会略微下降,SCR的分子可能变小,而分母的有效信号总数也可能会减少,此时SCR将会大于0.33或0.44。对于最外围有杂波混入的情况,杂波点会被计入总的有效数据点使得分母稳定或变大,此时SCR可能会小于0.33。

为了确定适宜的SCR取值并证明理论分析的正确性,我们运用直方图、箱形图和概率密度图三种不同的图表(见图7),从多个视角对边缘信号和杂波的SCR分布特征展开分析。显而易见,当采用三维特征和二值膨胀方案处理信号时,迭代次数为2所获得的边缘信号几乎不存在杂波引入,故基于这种处理方法选取2022年9月18日的观测数据进行处理,将得到的边缘信号和杂波数据用来SCR分布统计。

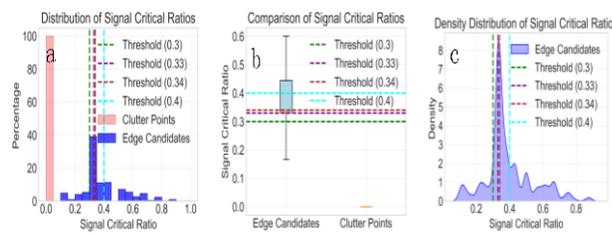


图7 SCR分布统计注:(a):直方图;(b):箱形图;(c):密度分布图 Fig. 7 SCR distribution statistics notes: (a): histograms; (b): box plots; (c): density distribution plots

借助直方图分析可知,杂波点的SCR集中在靠近0的区域,与理论预期相契合。借助箱形图分析可看出,边缘点SCR的中位数大约为0.37,下四分位数处于0.33左右,上四分位数处于0.5左右,因此一半的信号处于SCR为0.33到0.5的区域,其中0.33到0.37为分布密集区域。密度分布图呈现出更细致的概率密度情形,边缘候选点的SCR在约0.33的位置形成了一个突出的峰,在更高区间出现一些小峰值,这种多峰现象反映出候选边缘点内部存在差异,可能是边缘信号的曲率不同所致。其中0.3到0.4为密度密集区,与箱型图结果较一致。

所得到的统计结果说明,边缘候选点SCR分布的主要峰值确实是在0.33附近,且0.33到0.44为密集分布区,这与理论预测相当吻合,为阈值的选

择提供了依据。为检验分析结果的可靠性,我们对边缘候选区的信号设置不同的SCR取值进行判断尝试,从中选取了0.2、0.33和0.34这些值来呈现细节情况(为清晰展示SCR取值对杂波的抑制效果,设置膨胀迭代次数为20):

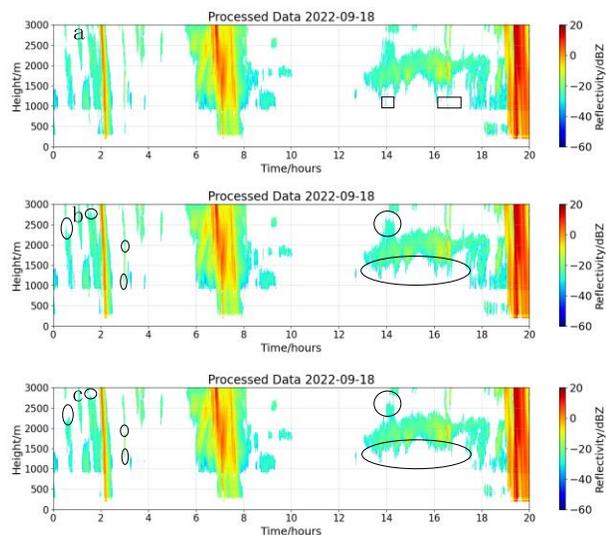


图8 基于邻域分析、二值膨胀和三维特征处理的2022年9月18日毫米云雷达观测数据对比注:(a) 三维特征+迭代膨胀20次+SCR \geq 0.2处理后的反射率因子;(b) 三维特征+迭代膨胀20次+SCR \geq 0.33处理后的反射率因子;(c) 三维特征+迭代膨胀20次+SCR \geq 0.34处理后的反射率因子;图中用方框标记杂波信号、圆圈标记云信号 Fig. 8 Comparison of Millimeter Cloud Radar Observations for September 18, 2022 Based on Neighborhood Analysis, Binary Expansion, and Three-Dimensional Feature Processing note: (a) Reflectivity factor after 3D feature + 20 iterations of expansion + SCR \geq 0.2; (b) Reflectivity factor after 3D feature + 20 iterations of expansion + SCR \geq 0.33; (c) Reflectivity factor after 3D feature + 20 iterations of expansion + SCR \geq 0.34; the box marks the clutter signal and the circle marks the cloud signal

从图8可知,以0.2作为阈值时,并不能较好的剔除迭代膨胀引入的杂波。这是因为真正的边缘点SCR值应该比较高,0.2这个阈值与边缘点的物理连续性特点不太契合。选取0.33作为阈值时,从图中可较为清晰的看到引入的杂波被剔除。而选取0.34作为阈值时,杂波虽被剔除,但云信号也明显损失。因此选择0.33可去除SCR稍高的少数异常杂波,同时让边缘信号基本保持不变。

2.2.3 算法验证与分析

激光雷达有较高的空间分辨率和时间分辨率,凭借这些特性它可精确地捕捉大气里微小的气溶

胶粒子以及云边缘结构,这对验证毫米波云雷达在去除底层杂波之后所保留下来的真实云信号很有帮助。同时激光雷达可更加清晰地探测出云层的顶部边界和底部边界,基于此其观测结果可以当作毫米波云雷达边缘信号处理效果的参照标准。

为检验基于形态学和领域分析的边缘信号恢复策略的有效性,我们将展示其应用于三维特征算法前后的效果对比。采用激光雷达同步观测的同一地点的数据开展了多组测试实验并与激光雷达数据进行对比验证结果的可靠性。图 9 展示了 2024 年 2 月 14 日不同方案处理前的效果变化,对比激光雷达的 RSCS 可知,三维特征方案明显剔除了旁瓣杂波,但云信号损失明显。而基于形态学和 SCR 判定的三维特征改进方案对云信号进行了理想的还原,其中 SCR 取 0.33 时,信号还原度最好。其中,17.00 之后激光雷达出现数据缺失的情况,这主要是因为降雨过后,大量雨滴以及水汽致使激光信号出现强烈衰减,极大地影响了激光雷达的穿透能力,使其难以有效探测云或大气结构,形成数据对比方面的空缺,此现象说明了激光雷达在恶劣天气条件下存在局限性,同时也凸显出毫米波云雷达在复杂天气环境下对云信号进行识别与还原的优势。从案例可以看出,在引入边缘恢复模块后,算法在保留云结构完整性方面的性能得到了理想的提升。与激光雷达观测结果高度吻合,这充分证明了我们所提出的边缘恢复策略是准确且有效的。

综上,SCR 的提出打破了对膨胀迭代次数的选择依赖,只要膨胀迭代次数足够大并设置合理的 SCR 就可以达到保留有效边缘信号和剔除杂波之间的最优平衡点。最佳的参考阈值为 0.33,此项建议充分考虑了云雾系统边缘所有的物理连续性特征,可在有效保留边缘信号的状况下,对杂波的引入加以控制。即便是微弱的边缘信号也可被有效地保留下来,而杂波则可被很好地抑制住。本文提出的方案可在不同季节以及各种天气状况下对杂波进行可靠处理,并且大幅减少了边缘信号的损失。在强天气系统与混合云系统中,该方案可稳定且均衡地处理杂波以及边缘信号,有效解决了传统方法难以平衡这两者的问题。

3 结论

本文使用由西安气象局提供的 Ka 波段毫米波云雷达数据,针对毫米波云雷达数据质量控制中,现有杂波剔除方案存在的边缘信号损失问题,提出

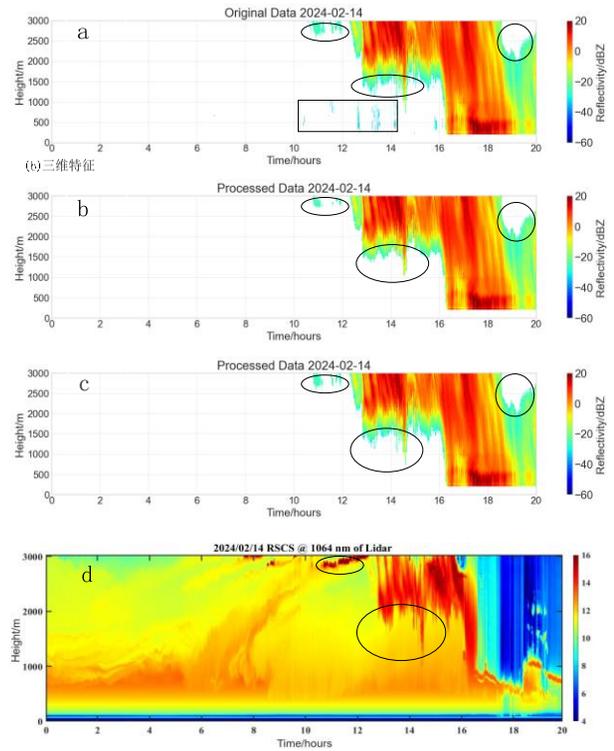


图 9 基于形态学改进的多特征融合杂波识别方案验证案例:(a): 原始反射率因子;(b): 三维特征处理后反射率因子;(c): 三维特征+迭代膨胀 20 次+SCR \geq 0.33 处理后的反射率因子;矩形中为杂波信号,椭圆中为云信号;(d): 激光雷达同步观测的 RSCS@1064nm。Fig. 9 A case of validation of multi-feature fusion clutter recognition scheme based on morphological improvement: (a): original reflectivity factor; (b): reflectivity factor after 3D feature processing; (c): reflectivity factor after 3D feature + iterative expansion 20 times + SCR \geq 0.33 processing; clutter signal in rectangle, cloud signal in ellipse; (d): RSCS@1064nm for LIDAR simultaneous observation

一种基于多特征融合与形态学改进的杂波处理方案,并与激光雷达数据对比说明了方案的准确性。主要结论如下:

1. 杂波信号具有反射率因子低、连续性差的特点,利用反射率因子(小于 -10dBZ)、时间连续性(小于 180s)和垂直连续性(小于 120m)可构建三维特征判别模型,对底层的杂波信号进行有效去除,但云边缘信号会有所损失。

2. 形态学二值膨胀操作可有效恢复边缘信号,迭代膨胀次数大约为 5 时,可还原大部分微弱边缘信号,且不显著引入低空复杂环境下的非气象回波。不足之处是迭代膨胀次数的选择会因边缘损失的程度不同(初步处理方案导致)、地区的气候差异导致不具有普遍适应性。

3. 提出 SCR 这一概念,通过设定合适的 SCR 阈值使边缘信号处理与迭代次数无关,只要迭代次数

足够大,选择合适的SCR就能平衡杂波去除与边缘信号保留。其中SCR的最佳参考值为0.33。

4. 通过典型案例与激光雷达数据对比,证明基于形态学与SCR判定的三维特征改进方案在复杂天气下能稳定还原边缘信号,而单纯多特征方法出现明显的边缘信号丢失现象。

5. 依据形态学以及领域分析所构建的边缘信号恢复方案,可充当一个独立的模块,同现有的各种各样的杂波滤除算法相互结合,以此改进因滤除杂波而产生的边缘信号损失情况,提高最终数据产品的质量以及云结构信息的完整性。

此算法建立在稳固的理论基础之上,经过大量实验验证,可为毫米波云雷达数据质量把控提供一套系统的解决办法,该方法可精准地识别出低层大气中的云信号,并且有效地过滤掉杂波。与传统阈值法相比较,这种混合算法在处理地基Ka波段云雷达数据时有较大优势,可在有效滤除杂波的同时维持真实气象信号的完整性,提升云雾探测的精确程度,为大气物理研究以及天气预报提供更为可靠的数据支撑。

未来展望:本文提出的基于形态学与SCR判定的三维特征改进方案已证明在杂波滤除和边缘信号保留方面取得良好效果,但方案只适用于三公里以下且在实际应用推广中仍有可深入探索的方向。未来工作可考虑以下几个方面:一是探索SCR阈值的自适应调整机制,根据不同高度、气象特征自动优化阈值参数;二是探索形态学处理与其他机器学习技术的结合,在保持计算效率的前提下进一步提高复杂场景下的边缘识别精度;三是尝试将多特征融合与形态学边缘保留应用到其他波段雷达数据处理中,推动毫米波云雷达数据处理技术的发展与应用。这些研究会完善毫米波云雷达数据质量控制体系,还会为大气物理研究以及数值天气预报提供更为精准的云观测资料。

4 参考文献

- [1] Gorsdorf U, Lehmann V, Bauer-Pfundstein M, et al. A 35-GHz Polarimetric Doppler Radar for Long-Term Observations of Cloud Parameters—Description of System and Data Processing[J]. *Journal of Atmospheric & Oceanic Technology*, 2014, 32(4): 675–690.
- [2] Kollias P, Clothiaux E E, Miller M A, et al. Millimeter-Wavelength Radars: New Frontier in Atmospheric Cloud and Precipitation Research[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2007, 88(10): 1608–1624.
- [3] L. Wu, J. He, M. Jian, et al. Fast cloud image segmentation with superpixel analysis based convolutional networks 2017 [C]. *International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, Poznan: Poland, 2017: 1–5.
- [4] Martner B E, Moran K P. Using cloud radar polarization measurements to evaluate stratus cloud and insect echoes [J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2001, 106(D5): 4891–4897.
- [5] ZHENG Jia-Feng, LIU Li-Ping, ZENG Zeng-Mao, et al. Quality control method for Ka-band millimeter-wave cloud radar data [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2016, 35(6): 748–757.
(郑佳锋, 刘黎平, 曾正茂, 等. Ka波段毫米波云雷达数据质量控制方法[J]. *红外与毫米波学报*), 2016, 35(06), 748–757.
- [6] XIAO Pei, HUO Juan, BI Yong-Heng. Research and analysis on data quality control method for ground-based Ka-band cloud radar [J]. *J. Chengdu Univ. Inf. Technol.*, 2018, 33(02): 129–136.
(肖佩, 霍娟, 毕永恒. 地基Ka波段云雷达数据质量控制方法研究分析[J]. *成都信息工程大学学报*), 2018, 33(02), 129–136.
- [7] WAN Xia, XU Gui-Rong, WAN Rong, et al. Analysis of vertical structure characteristics of non-precipitating clouds observed by cloud radar in Ganzi on the east side of the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Torrential Rain Disasters*, 2020, 39(5): 442–450.
(万霞, 徐桂荣, 万蓉, 等. 青藏高原东侧甘孜云雷达观测的非降水云垂直结构特征分析[J]. *暴雨灾害*), 2020, 39(5): 442–450.
- [8] Hagelberg C, Helland J. Thin-line detection in meteorological radar images using wavelet transforms [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1995, 12(3): 633–642.
- [9] WANG Ying. Study on spaceborne millimeter-wave radar for cloud and fog observation [D]. Beijing: Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, 2009.
(王颖. 基于云雾观测的星载毫米波雷达研究 [D]. 北京: 中国科学院电子学研究所, 2009.
- [10] Lin H, Wang J, Ge J. A Cloud Detection Method for Vertically Pointing Millimeter-Wavelength Cloud Radar [J]. *Sensors*, 2023, 23(21): 8891.
- [11] Shi Z, Huang L, Wu F, et al. An improved multi-threshold clutter filtering algorithm for W-band cloud radar based on K-means clustering [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(24): 4640.
- [12] Li Z., Li Y, Wang Y, et al. Millimeter-wave radar clutter suppression based on cycle-consistency generative adversarial network [J]. *Electronics*, 2024, 13(21): 4166.
- [13] Hu X, Ge J, Du J, et al. A robust low-level cloud and clutter discrimination method for ground-based millimeter-wavelength cloud radar [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2021, 14(4): 1743–1759.
- [14] Temlioglu E, Erer I. Clutter Removal in Ground-Penetrating Radar Images Using Morphological Component Analysis [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1802–1806.
- [15] F. Barbaresco and B. Monnier, Rain clouds tracking with radar image processing based on morphological skeleton matching [C] *Proceedings 2001 International Conference*

- on Image Processing, Thessaloniki: Greece, 2001: 830-833.
- [16] Wang Hai-Hong, ZENG Ni, LU Wei, et al. Edge detection of laser imaging radar images based on wavelet transform and mathematical morphology[J]. Chinese J. Lasers, 2008, 35(6): 903-907.
(王海虹, 曾妮, 陆威, 等. 基于小波变换和数学形态学的激光成像雷达图像边缘检测 [J]. 中国激光), 2008, 35(6): 903-907.
- [17] Ilioudis C V, Clemente C, Asghari M H, et al. Edge detection in SAR images using phase stretch transform [C]. 2nd IET International Conference on Intelligent Signal Processing 2015 (ISP), London: UK, 2015: 1-5.
- [18] Wang Xin Zhi, Liu Yu. Application of wavelet and morphology in clutter processing of radar PPI images[J]. Electronics Optics & Control, 2003, 10(1): 47-49.
(王新智, 刘雨. 小波和形态学在雷达平面位置图像杂噪处理中的应用[J]. 电光与控制), 2003, 10(1): 47-49.
- [19] Lin H, Wang J, Ge J. A Cloud Detection Method for Vertically Pointing Millimeter-Wavelength Cloud Radar [J]. Sensors (Basel, Switzerland), 23(21): 8891.
- [20] Wikipedia contributors. Mathematical morphology. [EB/OL]. (2025, April 3) [2025-5-15]. https://en.wikipedia.org/wiki/Mathematical_morphology.
- [21] Wang J, Ge J, Wei M, et al. Theoretical and Experimental Study on Echo Fluctuation Suppression of a Cirrus Cloud by Millimeter Wave MIMO Radar [J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2019, 2019: 1-12.
- [22] Sun Y, Yang Y, Zhen Q. The characteristics of the top height of sea fog over the Yellow Sea in spring and summer based on CALIPSO satellite data [J]. Mar. Forecast, 2020, 37(3): 54-61.
- [23] Hayathini N, Hsu K L, Zhang Y, et al. Effective cloud detection and segmentation using a gradient-based algorithm for satellite imagery: application to improve PERSIANN-CCS [J]. Journal of Hydrometeorology, 2019, 20(5): 901-913.
- [24] Wu Y, Li Q. The Algorithm of Watershed Color Image Segmentation Based on Morphological Gradient. [J]. Sensors, 2022, 22(21): 8202.
- [25] Guo J, He C, Zhang M, et al. Edge-preserving convolutional generative adversarial networks for SAR-to-optical image translation [J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 3575.