

基于卷积与熵引导的毫米波雷达扩展目标检测^{*}

陈为波 赵 晨 丁 凡 陈泽宗

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)

摘 要: 高时空分辨率毫米波雷达技术的进步显著提升了距离与速度分辨率,从而使目标在距离-多普勒图中跨越多个相邻单元,形成扩展目标结构。此类结构违背了传统恒虚警率算法所基于的点目标假设,导致背景噪声估计不准确,进而造成扩展目标检测不完整。为解决这一问题,提出了一种基于卷积与熵引导加权采样的毫米波雷达检测方法。该方法首先利用十字形卷积核对距离-多普勒图进行区域增强,以强化目标区域的空间连续性;随后,通过熵分布引导的加权随机采样估计全局背景噪声,取代传统的滑动参考窗结构,从而实现更精确的背景噪声估计。仿真结果表明,所提方法在信噪比(SNR)为 -5 dB 时仍可实现 90% 的检测概率,相较现有算法在扩展目标检测性能上具有明显提升。实测结果进一步验证了该方法在保持目标结构完整性和提高点云密度方面的有效性。在两个典型交通场景中,相比两种对比算法,点云数量分别提升 21.51% 和 111.11%,以及 39.38% 和 136.87%,展现出其在复杂交通环境下实现鲁棒毫米波雷达感知的潜力。

关键词: 毫米波雷达;恒虚警检测;扩展目标;距离-多普勒图

中图分类号: TN952 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1020

Extended target detection for millimeter-wave radar via
convolution and entropy guidance

Chen Weibo Zhao Chen Ding Fan Chen Zezong

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Advances in high spatiotemporal resolution millimeter-wave radar technology have significantly improved range and velocity resolution, thereby causing targets to span multiple adjacent cells in the range-Doppler map and form extended structures. These structures violate the point-target assumption underlying conventional constant false alarm rate algorithms, leading to inaccurate background noise estimation and consequently, incomplete detection of extended targets. To address this issue, this paper proposes a millimeter-wave radar detection method based on convolution and entropy-guided weighted sampling. The method first performs region enhancement on the range-Doppler map using a cross-shaped convolutional kernel, which reinforces spatial continuity within target regions. It then estimates the global background noise using weighted random sampling guided by the entropy distribution across the range-Doppler map, which replaces the conventional sliding reference window structure and achieves more accurate background noise estimation. Simulation results demonstrate that the proposed method achieves 90% detection probability at a signal-to-noise ratio (SNR) of -5 dB, showing a notable improvement in extended target detection performance over existing methods. Field experiments further verify its effectiveness in preserving target structural integrity and enhancing point cloud density. In two representative traffic scenarios, the proposed method increases the number of detected points by 21.51% and 111.11%, and 39.38% and 136.87%, respectively, indicating its potential for robust millimeter-wave radar perception in complex environments.

Keywords: millimeter-wave radar; constant false alarm detection; extended target; range-Doppler map

0 引 言

FMCW)毫米波雷达具备距离与速度分辨率高、小型化和高集成度、成本适中以及全天时全天候工作的优势^[1-2]。近些年来,随着大规模多输入多输出(multiple inputs

调频连续波(frequency modulated continuous wave,

收稿日期:2025-11-11

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(42276190)、稳定支持基金项目(WDZC70202010206)资助

multiple outputs, MIMO)阵列技术的引入,毫米波雷达的空间分辨能力进一步提升,使其在自动驾驶、安防监控、工业自动化等领域中扮演着越来越重要的角色^[3-6]。FMCW毫米波雷达通过发射和接收频率随时间线性变化的信号(称为 chirp 信号)来实现目标的距离和速度测量。相较于其他频段的雷达,其具有更高的带宽,使其能够实现厘米级的高距离分辨率;同时,其高频率和长时间观测(多个 chirp 累积)带来了显著的多普勒频移,这使其实现了厘米/秒级的高速度分辨率。因此,使用 FMCW 毫米波雷达探测目标时,目标通常会在距离-多普勒图(range-Doppler map, RDM)上占据多个距离和速度单元,表现出空时扩展性,而不是单一的反射点^[7-10]。

恒虚警率(constant false alarm rate, CFAR)检测是一种自适应的雷达信号检测方法,能够在不同背景噪声和干扰情况下区分出真实目标并保持虚警概率恒定。传统的 CFAR 算法包括单元平均(cell-averaging, CA)CFAR、最大值(greatest-of, GO)CFAR、最小值(smallest-of, SO)CFAR 和有序统计(ordered-statistics, OS)CFAR,在点目标场景中表现良好。然而,在高分辨率场景下,由于目标的空间扩展性增强,部分目标能量不可避免地泄漏进入参考窗,从而显著抬高背景估计值,导致检测阈值偏高,造成漏检、检测碎片化的情况^[11-12]。

近些年来,为应对高分辨率雷达环境下扩展目标检测的挑战,研究者们相继提出了许多新的 CFAR 算法。一方面,一些研究者尝试在点目标 CFAR 算法的基础上进行改进,通过调整门限估计方式或参考窗结构增强对距离扩展或多普勒扩展目标的检测鲁棒性^[13-15]。文献[16]提出了一种面向距离扩展目标的自适应双阈值检测方法,先通过初始阈值筛选出强散射单元,再基于其数量采用在线梯度下降法动态调整第2阈值,有效提升了复杂噪声环境下的检测性能。文献[17]提出了一种蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)CFAR 方法,该方法采用随机采样结合干扰点滤除与平均估计策略,在无需滑动参考窗口的情况下估计背景噪声功率,显著提升了检测灵敏度。另一方面,一些研究者跳出了经典 CFAR 架构的范畴,转而采用能量积累、稀疏信号建模、跨通道相关等新策略,从而更有效地利用目标在空间或时间域的扩展特征。文献[18]提出一种改进型 OS-CFAR 算法,通过在多普勒维上累加扩展目标在多个速度单元上的能量,有效增强了对步行行人等多普勒扩展目标的检测能力。文献[19]提出基于区域组合(area-based combination, ABC)的 CFAR 方法,将 RDM 上多个相邻单元合并为检测区域,并以其总能量作为检测统计量,从而显著提高了检测信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)与检测概率。文献[20]提出一种幅度加权互相关(amplitude weighted cross correlation, AWCC)的 CFAR 方法,结合并发 RDM 的幅度与稀疏性度量指标,实现多普勒扩展目标的能量聚焦与增强,尤其在微目标检测中表现优越。

尽管上述 CFAR 算法在一定程度上缓解了高分辨率场景下扩展目标检测的难题,但仍存在诸多局限。一方面,基于点目标假设的改进型 CFAR 算法仍易受到目标能量泄漏至参考窗的影响,导致背景估计失真。另一方面,引入区域建模或稀疏性假设的算法往往依赖于对目标尺度或结构的先验信息,限制了算法的泛化能力。针对上述问题,提出一种基于卷积增强与熵引导加权采样(convolutional enhancement and entropy-guided weighted sampling, CES)的扩展目标检测方法。本文的主要贡献包括:

针对高分辨率场景下目标在 RDM 中呈现的扩展结构特征,引入一种十字形结构的可分离高斯核,对雷达回波的 RDM 在距离和速度两个维度上进行加权卷积处理,以增强目标区域的整体能量表达。

针对传统 CFAR 算法中目标能量容易泄漏到参考窗从而影响背景噪声估计准确性的问题,提出利用熵值衡量 RDM 的局部统计特征,然后结合累积分布函数进行加权采样以估计背景噪声,从而提升背景噪声估计的稳定性。

通过仿真分析与实实验证对 CES-CFAR 检测器的性能进行了评估。仿真分析了不同参数设置对检测性能的影响,并将 CES-CFAR 与其他典型 CFAR 算法进行了对比,验证了其在扩展目标检测中的性能优势。实测结果进一步表明,该方法在保持扩展目标完整和丰富点云信息方面表现出更优性能。

1 扩展目标区域增强

为更加清晰地展示本文方法在总体思路上的创新性与定位,表1对比了现有 CFAR 方法与 CES-CFAR 的策略特点及差异。

1.1 区域增强的目的

在 FMCW MIMO 毫米波雷达系统中,假设有 N_t 根发射天线, N_r 根接收天线,根据 MIMO 技术构成虚拟阵列,虚拟天线数为 $N_v = N_t N_r$ 。

第 i 个虚拟天线通道接收到的信号经混频、采样并进行二维快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)处理后,可得到单通道信号的 RDM, $|\mathbf{X}_i(m, n)|^2$, 其中 $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 和 $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 分别是 RDM 中的距离维索引和多普勒维索引, M 和 N 分别为 RDM 的距离维和多普勒维尺寸。对多天线通道的 RDM 进行非相干积累,得到 RDM $\mathbf{Y}$:

$$\mathbf{Y}(m, n) = \sum_{i=1}^{N_v} |\mathbf{X}_i(m, n)|^2 \quad (1)$$

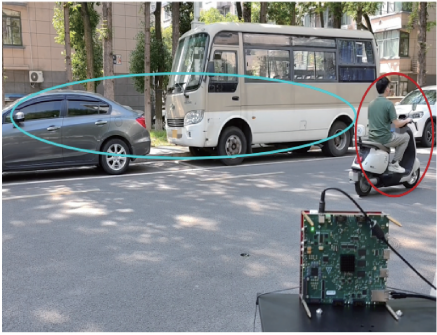
如图1(a)所示,在实际场景中采集数据。采集的多通道数据经处理后生成 RDM。

如图1(b)所示,目标在距离维和多普勒维呈现出跨多个单元的能量带或能量块,对应多个散射点在不同距离与速度单元上的响应。然而,传统的基于点目标假设的检测

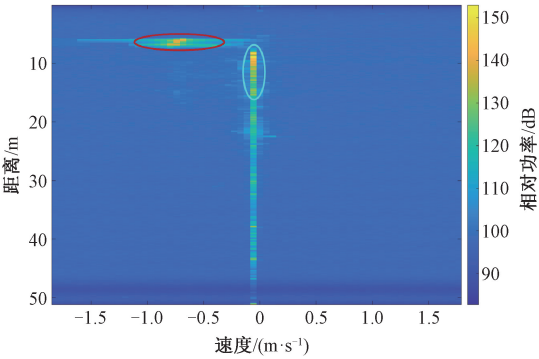
表 1 现有 CFAR 方法与本文方法的对比分析

Table 1 Comparative analysis between existing CFAR methods and the proposed method

方法	关键思路	与本文方法的联系	与本文方法的差异	优势	局限性
CA/GO/SO/ OS-CFAR	滑动窗估计背景噪声， 基于点目标假设	同属于 CFAR 框架	依赖参考窗，不适用于 扩展目标	实现简单	扩展目标检测 易碎片化
MC-CFAR	随机采样估计噪声	均使用噪声采样	未区分目标/噪声，缺乏 空间结构利用	无需滑窗	噪声估计稳定 性依赖样本量
增强型 OS-CFAR	邻域能量聚合 + OS 筛选	都增强目标能量 表达	未进行全局噪声估计	对扩展目标敏感	仍可能受邻域 污染
ABC-CFAR	区域总能量做检测	都利用空间结构 信息	依赖区域大小设定	对扩展目标检测较 稳定	对目标尺度 敏感
AWCC-CFAR	多天线互相关增强扩 展目标	都强化目标在 RDM 上的可分性	检测阈值依赖 Monte- Carlo	对扩展目标增强 显著	计算复杂度高
本文方法 (CES- CFAR)	卷积增强 + 熵引导采 样噪声估计	—	—	扩展目标增强充分， 噪声估计稳健	增强程度受卷 积核参数影响



(a) 真实场景
(a) Real-world scenario



(b) 真实场景对应的RDM
(b) RDM corresponding to real-world scenario

图 1 真实场景及其 RDM

Fig. 1 Real-world scenario and its RDM

方法将检测单元视为相互独立的点状响应，未能充分利用这种结构连续性，易忽略低能量但属于目标的散射单元，尤其在低信噪比下，易导致漏检。这一现象启示需要设计一种新的检测策略，通过有效利用扩展目标在 RDM 上的连续特征来提升检测性能。

1.2 区域增强策略

本文提出一种基于卷积的目标区域增强策略，对 RDM Y 进行平滑处理。具体卷积方式如图 2 所示。

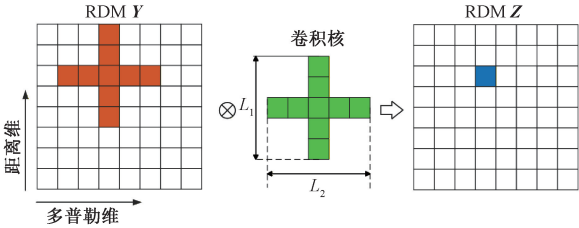


图 2 基于卷积的目标区域增强示意

Fig. 2 Schematic of target area enhancement based on convolution

该方法采用十字形高斯卷积核，沿距离维和多普勒维聚合相邻单元的能量。扩展目标内部的低能量单元能够从周围高能量单元获得一定补偿而得到增强，而高斯加权又能避免对强能量单元的过度平滑。同时，背景噪声由于缺乏空间结构，在卷积后被进一步平滑，局部尖峰被稀释，使其响应更趋于均匀的噪声底。由此，整个扩展目标在噪声背景中更加突出。

此外，该卷积方式在每个位置仅沿该单元所在的行与列汇聚邻域能量，而不会在对角方向产生扩散，避免了不必要的能量外扩。二维卷积核可拆解为两次一维卷积，并可分别设定距离维和多普勒维的高斯权重参数，从而适应不同的场景条件。

距离和速度方向的一维高斯函数分别可以表示为：

$$h_1(k_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} e^{-\frac{k_1^2}{2\sigma_1^2}} \quad (2)$$

$$h_2(k_2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2^2}} e^{-\frac{k_2^2}{2\sigma_2^2}} \quad (3)$$

其中, σ_1 和 σ_2 分别为用于控制距离和速度方向上的平滑强度。假设 L_1 和 L_2 分别表示距离维和多普勒维的卷积核尺寸, 定义 $K_1 = (L_1 - 1)/2$, $K_2 = (L_2 - 1)/2$ 为卷积核在相应维度上的半长度, 则索引 $k_1 \in \{-K_1, \dots, K_1\}$, $k_2 \in \{-K_2, \dots, K_2\}$, 且 $k_1, k_2 \in \mathbb{Z}$ 。

由式(2)和(3)可以得到二维高斯卷积核, 其仅在中心行与列方向非 0:

$$\mathbf{h}(k_1, k_2) = \begin{cases} \mathbf{h}_1(k_1), & k_2 = 0, k_1 \neq 0 \\ \mathbf{h}_2(k_2), & k_1 = 0, k_2 \neq 0 \\ \mathbf{h}_1(0) + \mathbf{h}_2(0), & k_1 = 0, k_2 = 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

对 $\mathbf{h}(k_1, k_2)$ 进行归一化, 得到归一化卷积核 $\tilde{\mathbf{h}}(k_1, k_2)$:

$$\tilde{\mathbf{h}}(k_1, k_2) = \frac{\mathbf{h}(k_1, k_2)}{\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \mathbf{h}(k_1, 0) + \sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \mathbf{h}(0, k_2)} \quad (5)$$

使用归一化卷积核 $\tilde{\mathbf{h}}(k_1, k_2)$ 对 RDM $\mathbf{Y}$ 执行加权求和, 得到平滑处理后的 RDM $\mathbf{Z}$, 计算表达式如下:

$$\mathbf{Z}(m, n) = \mathbf{Y}(m, n) \otimes \tilde{\mathbf{h}}(k_1, k_2) = \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0) \mathbf{Y}(m + k_1, n) + \sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2) \mathbf{Y}(m, n + k_2) \quad (6)$$

需要指出的是, 该卷积增强过程仅依赖于局部能量连续性这一统计特征, 而未对目标的尺度或结构作出任何显式假设, 因此无需引入目标先验信息。

2 熵值引导加权采样的增强检测器设计

2.1 卷积增强后的能量统计建模

目标检测可以被描述为一个二元假设检验问题。其中, H_1 假设表示待检测单元 (cell under test, CUT) 中存在目标, 而 H_0 假设表示 CUT 中只包含噪声。即:

$$\begin{cases} H_0: \text{噪声}, & \mathbf{Z}(m, n) \leq T \\ H_1: \text{目标}, & \mathbf{Z}(m, n) > T \end{cases} \quad (7)$$

其中, T 是检测阈值。为了得到检测阈值, 首先需要获得 $\mathbf{Z}(m, n)$ 的概率密度函数 (probability density function, PDF)。注意, $\mathbf{X}_i(m, n)$ 是在 H_0 假设下具有零均值和噪声方差 σ_0^2 的复高斯随机变量, 即 $\mathbf{X}_{i|H_0}(m, n) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_0^2)$ 。类似地, 假设第 i 根天线采集到的数据的信噪比为 γ_i , 那么在 H_1 假设下, CUT 的 PDF 服从 $\mathbf{X}_{i|H_1}(m, n) \sim \mathcal{CN}(0, (1 + \gamma_i)\sigma_0^2)$ 。

此外, 为了简化概率模型的推导过程, 本文在理论分析中做出理想化假设: 各虚拟接收通道接收到的信号具有相同的信噪比, 即 $\gamma = \gamma_1 = \gamma_2 = \dots = \gamma_{N_v}$, 从而便于构建统一的概率模型进行检测性能分析。

由式(1)和(7)可以推导出, 在假设 H_0 和 H_1 下, $\mathbf{Y}(m, n)$ 的 PDF 分别是:

$$f_{\mathbf{Y}(m, n)/H_0}(y) = \frac{1}{\Gamma(N_v)\lambda} y^{N_v-1} e^{-\frac{y}{\lambda}}, y > 0 \quad (8)$$

$$f_{\mathbf{Y}(m, n)/H_1}(y) = \frac{(1 + \gamma)^{N_v}}{\Gamma(N_v)\lambda} y^{N_v-1} e^{-\frac{(1+\gamma)}{\lambda}y}, y > 0 \quad (9)$$

其中, $\lambda \triangleq \sigma_0^2$ 。从式(8)和(9)可以看出, $\mathbf{Y}(m, n)$ 在 H_0 和 H_1 假设下都服从标准的 Gamma 分布, 其中 $\Gamma(x)$ 表示 Gamma 函数, 即:

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} r^{x-1} e^{-r} dr \quad (10)$$

然而, 受卷积操作影响, $\mathbf{Z}(m, n)$ 作为多个 Gamma 随机变量的加权组合, 其分布形式不再是标准 Gamma 分布, 本文对 $\mathbf{Z}(m, n)$ 的分布形式进行 Gamma 近似。假设近似 Gamma 分布: $\mathbf{Z}(m, n) \sim \text{Gamma}(N_z, \lambda_z)$, 由矩匹配法可得:

$$\begin{aligned} E[\mathbf{Z}(m, n)] &= \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0) E[\mathbf{Y}(m + k_1, n)] + \\ &\sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2) E[\mathbf{Y}(m, n + k_2)] = N_v \lambda \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \text{Var}[\mathbf{Z}(m, n)] &= \sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0)^2 \text{Var}[\mathbf{Y}(m + k_1, n)] + \\ &\sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2)^2 \text{Var}[\mathbf{Y}(m, n + k_2)] = \\ N_v \lambda^2 [&\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0)^2 + \sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2)^2] \end{aligned} \quad (12)$$

进一步可以计算出近似 Gamma 分布的形状参数和尺度参数 N_z 和 λ_z 分别为:

$$\begin{aligned} N_z &= \frac{E[\mathbf{Z}(m, n)]^2}{\text{Var}[\mathbf{Z}(m, n)]} = \\ &\frac{N_v}{\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0)^2 + \sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2)^2} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \lambda_z &= \frac{\text{Var}[\mathbf{Z}(m, n)]}{E[\mathbf{Z}(m, n)]} = \\ &\lambda [\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \tilde{\mathbf{h}}(k_1, 0)^2 + \sum_{k_2=-K_2, k_2 \neq 0}^{K_2} \tilde{\mathbf{h}}(0, k_2)^2] \end{aligned} \quad (14)$$

由式(13)和(14)可以得到, $\mathbf{Z}(m, n)$ 在 H_0 和 H_1 假设下的 PDF 写为:

$$f_{\mathbf{Z}(m, n)/H_0}(z) = \frac{1}{\Gamma(N_z)\lambda_z} z^{N_z-1} e^{-\frac{z}{\lambda_z}}, z > 0 \quad (15)$$

$$f_{\mathbf{Z}(m, n)/H_1}(z) = \frac{(1 + \gamma)^{N_z}}{\Gamma(N_z)\lambda_z} z^{N_z-1} e^{-\frac{(1+\gamma)}{\lambda_z}z}, z > 0 \quad (16)$$

由此可以推导出假设检验问题的虚警概率 P_{fa} :

$$P_{fa} = \int_T^{+\infty} f_{\mathbf{Z}(m, n)/H_0}(z) dz = e^{-\frac{T}{\lambda_z}} \sum_{k=0}^{N_z-1} \frac{T^k}{k! \lambda_z^k} \quad (17)$$

由式(17)可知, 虚警概率与检测阈值 T 密切相关。

进一步, 检测概率 P_d 如式(18)所示。

$$P_d = \int_T^{+\infty} f_{Z(m,n)/H_1}(z) dz = e^{-\frac{(1+\gamma)T}{\lambda_Z}} \sum_{k=0}^{N_Z-1} \frac{(1+\gamma)^k T^k}{k! \lambda_Z^k} \quad (18)$$

2.2 熵值引导采样的背景噪声估计方法

为了计算检测阈值 T , 首要的是获取背景噪声水平。为此, 本文提出了一种基于熵值引导加权采样的背景噪声估计方法。

本文采用局部熵表征 RDM 的功率分布特性。对于能量分布均匀且无明显结构的区域, 其直方图呈分散状态, 对应较高的熵值, 更能反映背景噪声的统计特性; 而能量呈集中或偏置分布的区域具有较低的熵值, 更可能对目标或杂波等结构化回波。利用这一差异, 局部熵能够对背景区域与目标区域进行可靠区分。

首先, 将 RDM $\mathbf{Z}$ 分成 N_{sr} 个子区域, 假设第 ξ 个子区域的功率分布为直方图, 该子区域中的每个距离-多普勒单元的功率值落入某个功率区间, 概率为 p_i , 功率区间的数量为 N_b , 则该子区域的熵定义为:

$$H_\xi = - \sum_{i=1}^{N_b} p_i \cdot \lg(p_i) \quad (19)$$

接着, 采用指数映射进一步放大子区域间的熵值差异, 如式(20)所示。

$$w_\xi = e^{\beta \cdot H_\xi} \quad (20)$$

其中, β 是调节熵放大的参数, 实际应用中 β 的选择较为稳健, 可固定为常数。之后, 将权值 w_ξ 赋值给子区域 ξ 中的所有单元, 得到权值矩阵 $\mathbf{w}(m, n)$, 归一化后得到整个 RDM 的采样权值矩阵:

$$\tilde{\mathbf{w}}(m, n) = \frac{\mathbf{w}(m, n)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \mathbf{w}(m, n)} \quad (21)$$

由此构建累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF):

$$\mathbf{F}(m, n) = \sum_{\rho=1}^m \sum_{\tau=1}^n \tilde{\mathbf{w}}(m, n) \quad (22)$$

在此基础上执行加权采样, 从 RDM $\mathbf{Z}$ 中采样 N_s 个参考单元, 计算其平均值作为背景噪声功率的估计值。

该方法对全局 RDM 进行加权采样, 高熵背景区域具有更大的采样权重, 使目标区域被选中的概率显著降低。相比 MC-CFAR 的随机采样与传统局部参考窗方法, 该策略尽可能避免了目标能量泄漏带来的背景偏估, 从而获得更稳定的噪声估计。

在 H_0 假设下, $\mathbf{Z}(m, n) \sim \text{Gamma}(N_Z, \lambda_Z)$, 根据 Gamma 分布的性质, N_s 个单元的平均值 U 满足 $U \sim \text{Gamma}(N_U, \frac{\lambda_Z}{N_s})$, 其中 $N_U = N_s N_Z$, 那么 U 的概率密度函数为:

$$f_{U/H_0}(u) = \frac{N_s^{N_Z}}{\Gamma(N_U) \lambda_Z^{N_U}} u^{N_U-1} e^{-\frac{N_s u}{\lambda_Z}}, u > 0 \quad (23)$$

检测阈值 T 定义为:

$$T = \alpha \cdot U \quad (24)$$

其中, α 是阈值因子。结合式(17)、(23)和(24), P_{fa} 的表达式可以进一步写为:

$$P_{fa} = \int_0^{+\infty} [e^{-\frac{\alpha u}{\lambda_Z}} \sum_{k=0}^{N_Z-1} \frac{(\alpha u)^k}{k! \lambda_Z^k}] \cdot \frac{N_s^{N_U}}{\Gamma(N_U) \lambda_Z^{N_U}} u^{N_U-1} e^{-\frac{N_s u}{\lambda_Z}} du \quad (25)$$

为简化计算, 定义 $q = u/\lambda_Z$, 则 $du = \lambda_Z dq$, P_{fa} 的计算公式变为:

$$P_{fa} = \int_0^{+\infty} [e^{-\alpha q} \sum_{k=0}^{N_Z-1} \frac{(\alpha q)^k}{k!}] \cdot \frac{N_s^{N_U}}{\Gamma(N_U)} q^{N_U-1} e^{-N_s q} dq = \sum_{k=0}^{N_Z-1} \frac{\alpha^k}{k!} \int_0^{+\infty} q^{k+N_U-1} e^{-(\alpha+N_s)q} \cdot \frac{N_s^{N_U}}{\Gamma(N_U)} dq = \sum_{k=0}^{N_Z-1} \frac{\alpha^k}{k!} \cdot \frac{N_s^{N_U}}{\Gamma(N_U)} \cdot \frac{\Gamma(k+N_U)}{(\alpha+N_s)^{k+N_U}} = \sum_{k=0}^{N_Z-1} \binom{k+N_U-1}{k} \cdot \left(\frac{N_s}{\alpha+N_s}\right)^{N_U} \cdot \left(\frac{\alpha}{\alpha+N_s}\right)^k \quad (26)$$

其中, $\binom{k+N_U-1}{k}$ 是二项系数, 定义为:

$$\binom{k+N_U-1}{k} = \frac{(k+N_U-1)!}{k! (N_U-1)!} \quad (27)$$

式(26)为 P_{fa} 的闭合表达式, 由该表达式可知, P_{fa} 与采样点数 N_s 和等效近似的虚拟天线数量 N_Z 有关。同时, 在给定 P_{fa} 的情况下, 可以离线计算阈值因子 α 。

3 数值仿真

为了验证所提出的 CES-CFAR 算法的检测性能, 本章通过数值仿真进行评估, 在二维距离-多普勒域直接构建仿真 RDM。RDM 维度为 512(距离维) $\times$ 64(多普勒维)。背景噪声建模为单位功率的高斯白噪声。在 RDM 中放置 5 个扩展目标, 其尺寸分别为 100×2 , 30×10 , 20×10 , 20×3 , 16×8 , 以覆盖不同尺度与方向扩展特性。除非特别说明, 天线通道数设置为 $N_v = 192$, 虚警概率设定为 $P_{fa} = 10^{-6}$, 并进行 1 000 次蒙特卡洛实验。

3.1 卷积核标准差 σ_1 、 σ_2 和尺寸 L_1 、 L_2 的影响

本节设置卷积核的尺寸 $L_1 = L_2 = 5$, σ_1 和 σ_2 设置为卷积核尺寸的 $1/8$, $1/6$, $1/4$ 和 $1/2$, 其余参数保持固定, 其中, $N_{sr} = 512$, $N_s = 300$ 。此外, 还引入 ABC-CFAR 做对比分析, ABC-CFAR 的参数设置为 $L_1 = L_2 = 5$, $k = 9$ 。

为了综合评价检测器的性能, 定义指标: 惩罚检测得分 (penalty detection score, PDS), 计算公式如下:

$$PDS = \bar{P}_d - \mu \lg(1 + \bar{P}_{fa}) \quad (28)$$

其中, $\bar{P}_d$ 和 $\bar{P}_{fa}$ 分别表示测量得到的检测概率和虚警概率。该指标在保留检测概率的同时, 对虚警概率施加对数惩罚, PDS 的值越高代表检测器整体性能越好。 μ 的值设为 10。

如图 3 所示, 在 $\bar{P}_d$ 达到饱和前, 增大 σ_1 和 σ_2 会使在相同信噪比下的 $\bar{P}_d$ 值更高, 这表明较大的卷积核标准差会

促进能量聚集并提高检测效果。

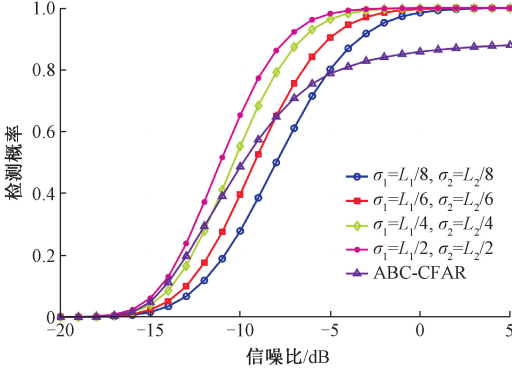


图 3 不同 σ_1 和 σ_2 时检测概率随信噪比的变化趋势

Fig. 3 Variation of detection probability with SNR for different values of σ_1 and σ_2

图 4 显示,当信噪比低于 -5 dB 时,较大的 σ_1 和 σ_2 仍能表现出良好的性能。然而,随着信噪比的增加,尤其是在 0 dB 以上时,PDS 开始随着标准差的增加而降低。其原因在于,在高信噪比下 $\bar{P}_d$ 往往会趋于饱和,而较大的标准差会导致能量扩散更强。因此,靠近目标边缘的非目标区域可能会积累足够的能量超过检测阈值,使 $\bar{P}_{fa}$ 增加,从而导致 PDS 下降。

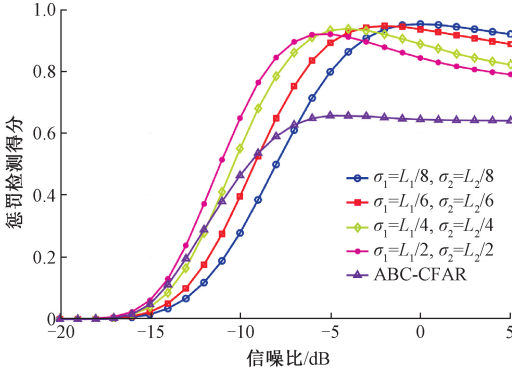


图 4 不同 σ_1 和 σ_2 时惩罚检测得分随信噪比的变化趋势

Fig. 4 Variation of penalty detection score with SNR for different values of σ_1 and σ_2

尽管较大的 σ_1 和 σ_2 可能会在高信噪比条件下提高虚警率,但在信噪比超过 -5 dB 时,CES-CFAR 在 PDS 方面仍明显优于 ABC-CFAR。

卷积核尺寸对 CES-CFAR 性能的影响和标准差类似。设置卷积核尺寸 L_1 和 L_2 相等并分别为 3、5、7、9 和 11, σ_1 和 σ_2 则固定设置为相应卷积核尺寸的 $1/6$, $N_{sr} = 512$, $N_s = 300$ 。

图 5 和 6 展示 $\bar{P}_d$ 和 PDS 随信噪比变化的趋势,从图中可以看出,随着核长度的增加,曲线在低信噪比区间上移,表明较大的卷积核有助于提升对弱目标检测能力。然而,在信噪比较高时,较长的卷积核反而会导致 PDS 下降。

这是由于较长的卷积核引起的扩散范围更大,更容易在目标边缘的非目标区域引入虚警,从而导致 PDS 下降。尽管如此,在较高信噪比条件下,CES-CFAR 在各参数配置下的 PDS 值仍优于 ABC-CFAR。

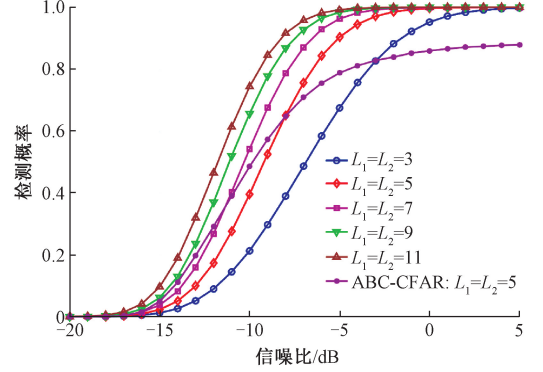


图 5 不同 L_1 和 L_2 时检测概率随信噪比变化的趋势

Fig. 5 Variation of detection probability with SNR for different values of L_1 and L_2

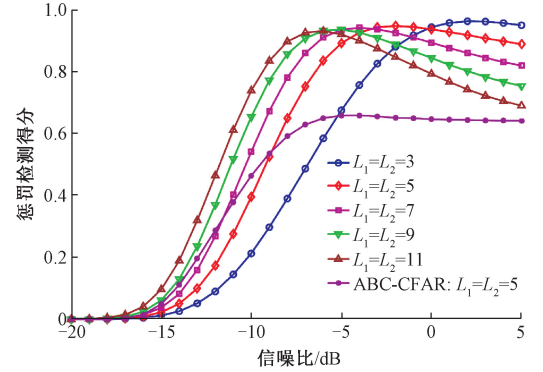


图 6 不同 L_1 和 L_2 时惩罚检测得分随信噪比变化的趋势

Fig. 6 Variation of penalty detection score with SNR for different values of L_1 and L_2

综上所述,虽然较大的 σ_1, σ_2 和 L_1, L_2 的取值有利于提升弱目标信号的检测能力,但在高信噪比环境中,较小的 σ 和 L 反而更有助于维持低虚警,保持整体检测效益。因此,应根据实际应用场景权衡选取 σ_1, σ_2 和 L_1, L_2 , 使检测性能和系统误警之间达到最佳平衡。

3.2 划分的子区域数 N_{sr} 和采样数 N_s 的影响

本节将子区域数量 N_{sr} 分别设定为 8、32、128、512、2 048 和 8 192,固定卷积核参数 $L_1 = L_2 = 5, \sigma_1 = \sigma_2 = 5/6$, 采样数 $N_s = 300$ 。

检测概率 $\bar{P}_d$ 随信噪比的变化趋势如图 7 所示。可以看出,增加 N_{sr} 会导致 $\bar{P}_d$ 略有下降,从 8 个子区域到 8 192 个子区域,其值仅下降了 0.03。这表明过度精细的分区会对检测概率有轻微的影响,因为每个子区域样本数量的减少会使局部熵估计产生偏差,可能导致目标区域被错误地分类为背景区域,并提高检测阈值。然而,过大范围的分区可能会导致采样仅集中在熵值较高的区域,从而

降低对背景区域变化的捕捉能力。在实际应用中,将子区域的数量设置在 128~512 可获得令人满意的性能。

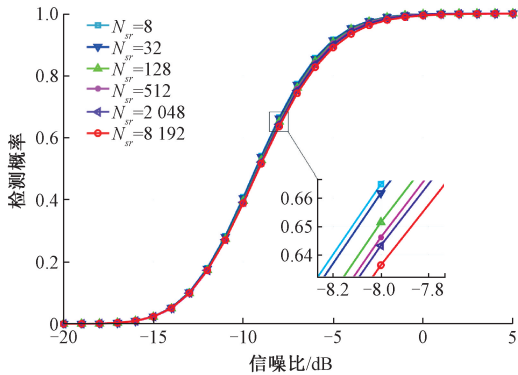


图 7 不同 N_{sr} 时检测概率随信噪比变化的趋势
Fig. 7 Variation of detection probability with SNR for different values of N_{sr}

为了评估用于背景噪声估计的样本数量 N_s 的影响,将 N_s 的值设定为 10, 50, 100, 200, 300, 400 和 500。固定卷积核参数 $L_1 = L_2 = 5, \sigma_1 = \sigma_2 = 5/6$, 子区域数 $N_{sr} = 512$ 。

如图 8 所示,当 N_s 从 10 增加到 100 时,得益于背景噪声估计精度的提高, $\bar{P}_d$ 有所上升。但当 $N_s \geq 100$ 时,各条曲线趋于重合,这表明再增加样本数量并不会带来显著的性能提升,进而说明, CES-CFAR 无需使用过大的 N_s 值也能实现接近最优的性能,从而可以减小实际应用中的计算和存储压力。

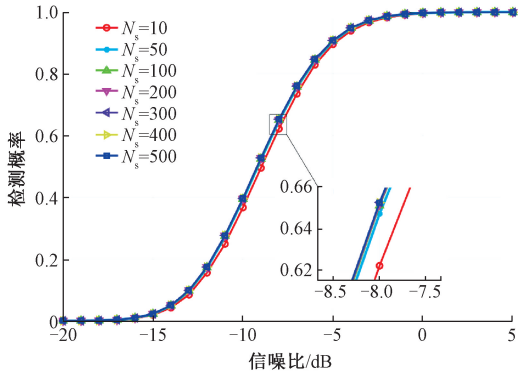


图 8 不同 N_s 时检测概率随信噪比变化的趋势
Fig. 8 Variation of detection probability with SNR for different values of N_s

3.3 检测性能对比

本节对所提出的 CES-CFAR 算法与其他典型 CFAR 算法的检测性能进行了对比分析。比较的方法包括传统 CFAR 方法,如 CA-CFAR、GO-CFAR、SO-CFAR 和 OS-CFAR,以及近年来提出的更先进的 CFAR 方法,包括 MC-CFAR、增强型 OS-CFAR 和 ABC-CFAR。

CES-CFAR 的参数设置为 $L_1 = L_2 = 5, \sigma_1 = \sigma_2 = 5/6$, $N_{sr} = 512$ 和 $N_s = 300$ 。对于传统的 CFAR 方法,滑动窗口在距离维度上每侧配置 8 个参考单元和 8 个保护单元,在多

普勒维度上每侧配置 4 个参考单元和 2 个保护单元。增强型 OS-CFAR 设置能量聚合窗口长度 $D=10$,每侧配置 10 个参考单元,4 个保护单元。MC-CFAR 使用采样数 $N_s = 1000$ 。ABC-CFAR 的设置 $L_1 = L_2 = 5$ 以及 $k = 9$ 。

图 9 展示了上述算法的检测概率随信噪比变化的曲线。

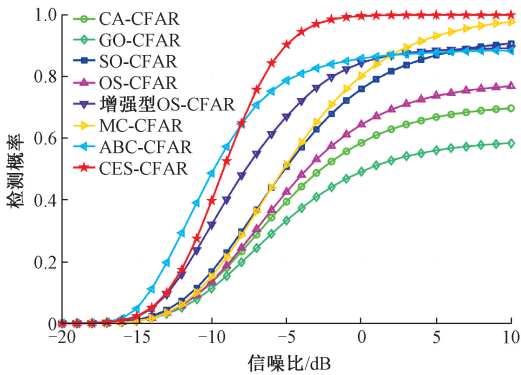


图 9 不同算法的检测概率随信噪比变化的趋势
Fig. 9 Variation of detection probability with SNR for different algorithms

如图 9 所示, CES-CFAR、增强型 OS-CFAR 和 ABC-CFAR 在信噪比低于 -5 dB 时优势明显。随着信噪比的增加, CES-CFAR 的 $\bar{P}_d$ 随之上升并且迅速趋于饱和,即使在相对较低的信噪比水平下也能表现出较高的检测概率。相比之下,增强型 OS-CFAR 和 ABC-CFAR 在信噪比超过 0 dB 时不再有进一步的提升,在该信噪比范围内,其性能与传统的 SO-CFAR 相当。MC-CFAR 在信噪比超过 0 dB 时开始表现良好,并保持相对较高的 $\bar{P}_d$, 突显了其在较高信噪比时的适用性。相比之下, OS-CFAR、CA-CFAR 和 GO-CFAR 由于其保守的结构设计,其 $\bar{P}_d$ 相对较低。

总体而言, CES-CFAR 在各种信噪比水平上表现良好,使其成为扩展目标检测的较优选择。

4 真实场景试验

在本章中,通过真实场景试验验证了所提出的 CES-CFAR 检测器的性能。试验中使用的雷达设备为 TI 公司的 AWR2243 FMCW 毫米波雷达模块,具体的波形参数如表 2 所示。同时,为尽可能保证高角度分辨率,使用最大

表 2 雷达发射波形参数

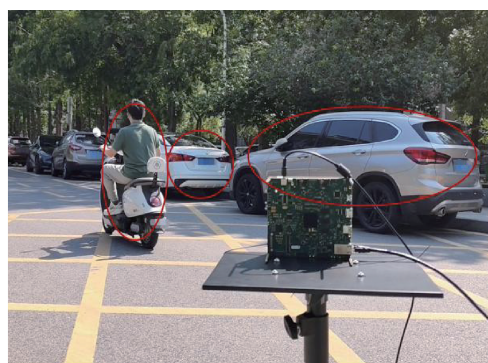
Table 2 Radar transmission waveform parameters	
参数名称	数值
起始频率	77 GHz
调频斜率	44 MHz/ μ s
调频时间	34 μ s
扫频带宽	1.5 GHz
距离维采样点数	512
多普勒维采样点数	64
距离分辨率	0.1 m
速度分辨率	0.057 m/s

发射通道数 $N_t = 12$, 最大接收通道数 $N_r = 16$, 虚拟通道数为 $N_v = 192$ 。

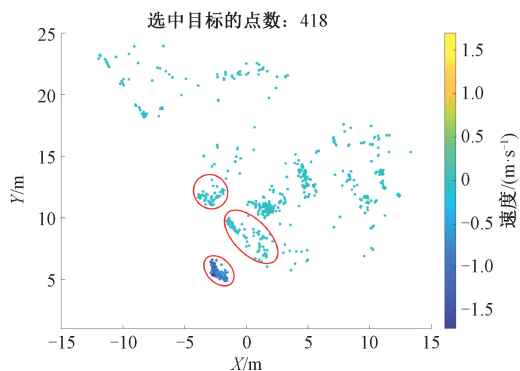
试验场景如图 10(a)和 11(a)所示,场景 1 中包含静止的汽车和运动的电动摩托车。场景 2 中包含静止的汽车和运动的行人。为了评估所提出的 CES-CFAR 检测算法的性能,本文将其与 MC-CFAR 和 SO-CFAR 算法进行了对比。CES-CFAR 的参数设置为 $L_1 = L_2 = 5, \sigma_1 = \sigma_2 = 5/6, N_s = 300$ 和 $N_{sr} = 512$ 。MC-CFAR 使用采样数

$N_s = 1000$ 。SO-CFAR 参数设置为距离维每侧包含 8 个参考单元,8 个保护单元,多普勒维每侧包含 4 个参考单元,2 个保护单元。

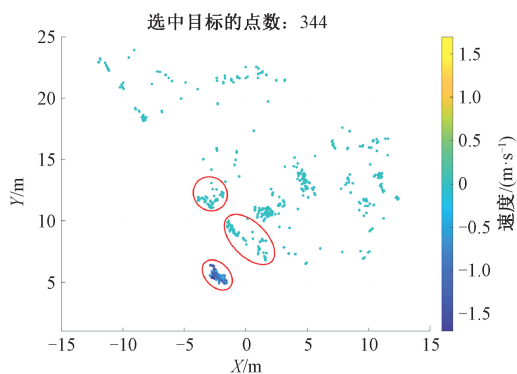
图 10(b)~(d)和图 11(b)~(d)展示了 3 种算法在两个典型场景下的二维点云检测结果。可以明显看出,CES-CFAR 生成的点云最为密集,目标轮廓还原度最高。MC-CFAR 存在一定的漏检,导致点云密度不及 CES-CFAR。SO-CFAR 的检测结果最为稀疏,部分目标信息缺失严重。



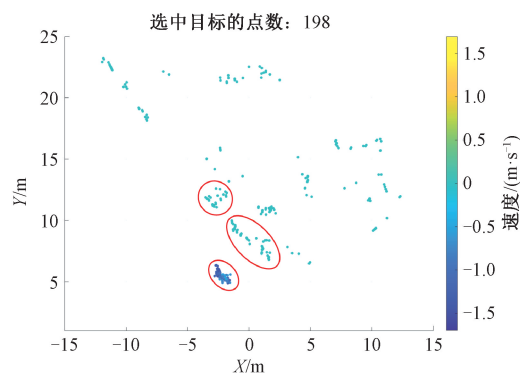
(a) 真实场景1
(a) Real-world scenario 1



(b) 应用CES-CFAR生成的场景1的点云
(b) Point cloud generated by CES-CFAR for scenario 1



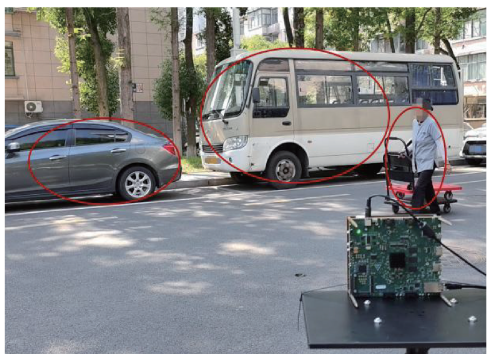
(c) 应用MC-CFAR生成的场景1的点云
(c) Point cloud generated by MC-CFAR for scenario 1



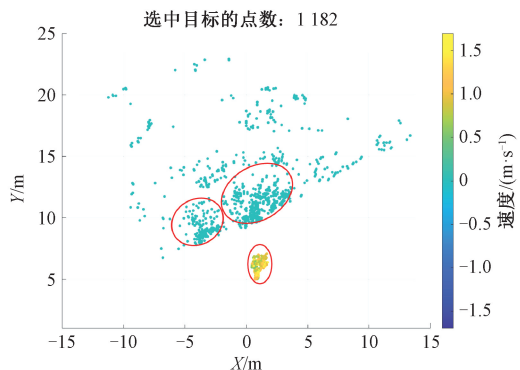
(d) 应用SO-CFAR生成的场景1的点云
(d) Point cloud generated by SO-CFAR for scenario 1

图 10 真实场景 1 及 CES-CFAR、MC-CFAR 和 SO-CFAR 生成的对应点云

Fig. 10 Real scenario 1 and corresponding point clouds generated by CES-CFAR, MC-CFAR and SO-CFAR



(a) 真实场景2
(a) Real-world scenario 2



(b) 应用CES-CFAR生成的场景2的点云
(b) Point cloud generated by CES-CFAR for scenario 2

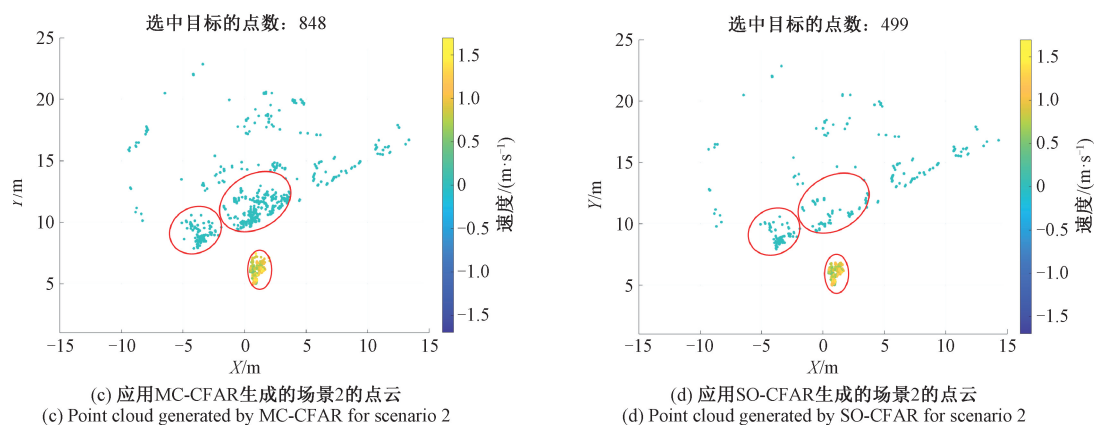


图 11 真实场景 2 及 CES-CFAR、MC-CFAR 和 SO-CFAR 生成的对应点云

Fig. 11 Real scenario 2 and corresponding point clouds generated by CES-CFAR, MC-CFAR and SO-CFAR

为进一步量化检测性能,本文统计了各场景中选中的目标在不同算法下所提取的点云的点数。在场景 1 中, CES-CFAR 检测到的点云点数为 418 个,较 MC-CFAR (344 个) 和 SO-CFAR (198 个) 分别提高了 21.51% 和 111.11%。在场景 2 中, CES-CFAR 检测到 1 182 个点,较 MC-CFAR (848 个) 和 SO-CFAR (499 个) 分别提升 39.38% 和 136.87%,进一步验证了其在真实交通环境下的检测优势。

5 结 论

针对传统的基于点目标模型的 CFAR 算法在扩展目标检测中的适应性不足的问题,本文提出了一种基于卷积和熵值引导采样的扩展目标检测算法。该算法在构建 CUT 时融合了目标区域内的能量分布特性,并引入基于熵的加权采样策略以提升背景噪声估计的稳定性。进一步地,本文从理论上推导了 CES-CFAR 算法的虚警概率闭合表达式。数值仿真结果表明,该方法在低信噪比条件下能够有效提高扩展目标的检测概率。实测结果进一步验证了该算法能有效提升毫米波雷达点云数据的密度与完整性,在两个典型交通场景中,相比两种对比算法,点云数量分别提升 21.51% 和 111.11%,以及 39.38% 和 136.87%,展现出其在高分辨率毫米波雷达系统中的应用价值。

参考文献

- [1] 周浩文,王奇. 基于变分边缘化粒子滤波的车载雷达扩展目标跟踪[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(5): 1306-1322.
ZHOU H W, WANG Q. Extended object tracking based on variational marginalized particle filter for automotive radar[J]. Journal of Radars (Chinese and English), 2025, 14(5): 1306-1322.
- [2] XU Q H, ZHAO C, DING F, et al. Ocean wave measurement using 77 GHz FMCW MIMO radar at

low incidence angles[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 1-5.

- [3] 李璋培,张天骐,孙浩源,等. 基于特征结合的 MIMO-OFDM 系统调制识别算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(19): 106-114.
LI ZH P, ZHANG T Q, SUN H Y, et al. Modulation recognition algorithm for MIMO-OFDM systems based on feature combination [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(19): 106-114.
- [4] 戴虎,郑睿,马小陆,等. 基于粒子群的多毫米波安防机器人环境感知方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 90-100.
DAI H, ZHENG R, MA X L, et al. Environment perception method based on PSO for multi-millimeter wave security robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 90-100.
- [5] 王月,齐庆杰,孙立峰,等. 基于超宽带雷达的穿墙生命体征信号检测研究综述[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(9): 26-40.
WANG Y, QI Q J, SUN L F, et al. Advances on through-wall vital sign signal detection based on ultra-wide band radar[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(9): 26-40.
- [6] 罗彬,常俊,孙江黎,等. 基于 LACNN 的 FMCW 雷达实时跌倒检测方法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(4): 35-43.
LUO B, CHANG J, SUN J L, et al. Real-time fall detection method for FMCW radar based on LACNN[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(4): 35-43.
- [7] ZHOU J, XIE J H. Robust CFAR detector based on KLQ estimator for multiple-target scenario[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,

- 2023,61:1-16.
- [8] 陈泽宗,周章凯,赵晨. 基于分裂基FFT的S波段雷达信号处理单元设计与实现[J]. 电子测量技术,2024,47(17):1-9.
CHEN Z Z, ZHOU Z K, ZHAO C. Design and implementation of S-band radar signal processing unit based on split-radix FFT[J]. Electronic Measurement Technology,2024,47(17):1-9.
- [9] 简涛,马颖亮,谢梓铿,等. 复合高斯杂波下雷达目标自适应检测方法[J]. 信号处理,2025,41(4):739-748.
JIAN T, MA Y L, XIE Z J, et al. Adaptive detectors for radar targets in compound Gaussian clutter[J]. Journal of Signal Processing, 2025, 41(4): 739-748.
- [10] ZHAO Z M, WANG H, CAO L, et al. Doppler-spread target summation variability index CFAR detector for FMCW radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(20):32519-32532.
- [11] 景会成,白英杰,曾凯,等. 基于77 GHz毫米波雷达感知的生命体征检测方法[J]. 电子测量技术,2022,45(22):55-63.
JING H C, BAI Y J, ZENG K, et al. Vital sign detection method based on 77 GHz mmwave radar perception[J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(22):55-63.
- [12] 陈泽宗,杨干,赵晨,等. 基于微波多普勒雷达的海杂波区小目标特征联合检测[J]. 科学技术与工程,2017,17(16):82-86.
CHEN Z Z, YANG G, ZHAO C, et al. Small target detection in sea clutter by joint features based on microwave Doppler radars[J]. Science Technology and Engineering,2017,17(16):82-86.
- [13] REN Z C, YI W, ZHAO W J, et al. Range-spread target detection based on adaptive scattering centers estimation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2023,61:1-14.
- [14] 叶学义,韩卓,蒋甜甜,等. 多尺度反向校正增强和无损下采样的毫米波图像目标检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2025,39(4):50-61.
YE X Y, HAN Z, JIANG T T, et al. Multi scale reverse correction enhancement and lossless downsampling for millimeter wave image object detection method [J]. Journal of Electronic Measurment and Instrumentation, 2025,39(4):50-61.
- [15] HE X B, XU Y W, LIU M G, et al. Inhomogeneity suppression CFAR detection based on statistical modeling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2023,59(2):1231-1238.
- [16] CHEN X L, GAI J Y, LIANG Z N, et al. Adaptive double threshold detection method for range-spread targets[J]. IEEE Signal Processing Letters,2022,29:254-258.
- [17] YANG B, ZHANG H. A CFAR algorithm based on Monte Carlo method for millimeter-wave radar road traffic target detection[J]. Remote Sensing, 2022, 14(8):1779.
- [18] ZHANG W, LI H Y, SUN G H, et al. Enhanced detection of Doppler-spread targets for FMCW radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019,55(4):2066-2078.
- [19] WEI Z P, LI B, FENG T, et al. Area-based CFAR target detection for automotive millimeter-wave radar [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023,72(3):2891-2906.
- [20] YE Y S, DENG Z M, PAN P P, et al. Doppler-spread targets detection for FMCW radar using concurrent RDMs [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2022,71(11):11454-11464.

作者简介

陈为波,硕士研究生,主要研究方向为毫米波雷达目标检测与阵列信号处理。

E-mail:weiboc@whu.edu.cn

赵晨(通信作者),博士,教授,主要研究方向为海洋雷达技术。

E-mail:zhaoc@whu.edu.cn

丁凡,博士,主要研究方向为雷达信号处理与海洋遥感。

E-mail:dingf242@whu.edu.cn

陈泽宗,博士,教授,主要研究方向为无线电海洋遥感。

E-mail:dingf242@whu.edu.cn