

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210243

一种毫米波雷达快速高分辨三维点云成像方法^{*}

晋良念^{1,2}, 朱 皓¹, 王 燃¹

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004; 2. 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室 桂林 541004)

摘 要:针对现有毫米波雷达三维点云成像方法难以兼顾高分辨性能和运算速度的问题,提出一种结合自适应网格进化和稀疏渐近最小方差(SAMV)的快速高分辨三维点云成像方法。该方法首先在快速傅里叶变换(FFT)获得距离像的基础上利用恒虚警率(CFAR)检测目标的距离单元,以此估计目标的距离,然后对目标的各距离单元使用“划分粗网格-功率谱估计-检测-网格细化”的自适应网格进化方法,得到感兴趣的方位-俯仰角细化网格,对这些细化网格估计功率谱后再次进行检测以快速得到目标的三维点云像。上述过程中,网格分裂前后的功率谱估计均使用 2D SAMV 方法,以提高点云像中的角度信息的精确度、分辨率。实验结果表明,该方法在保持 4° 的角度分辨率的同时,将生成三维点云的速度提升至 2D SAMV 方法的 10 倍左右。

关键词:毫米波雷达;三维点云;自适应网格进化;渐近最小方差方法

中图分类号: TH89 TN957.51 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Fast high-resolution 3D point cloud imaging method of millimeter wave radar

Jin Liangnian^{1,2}, Zhu Hao¹, Wang Ran¹

(1. Institute of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. Guangxi Key Lab of Wireless Wideband Communication & Signal Processing, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problem that the existing three-dimensional point cloud imaging methods for millimeter-wave radar are difficult to give consideration to both high resolution performance and computing speed, a fast high resolution three-dimensional point cloud imaging method combining adaptive grid evolution and SAMV is presented. Based on the range image obtained by FFT, the range bin of the target detected by CFAR is used to estimate the distance of the target. Then, the adaptive mesh evolution method of dividing coarse mesh-power spectrum estimation-detection-mesh refinement is used for the azimuth-elevation angle of each range bin with the target to obtain the refined mesh of interest. After estimating the power spectrum for these thinned grids, the detection is performed again to quickly obtain the three-dimensional point cloud image of the target. The power spectrum of the grid is estimated by using 2D SAMV before and after grid splitting, which improves the information accuracy and resolution. The results show that the proposed method can increase the speed of generating three-dimensional point clouds to about 10 times that of the 2D SAMV method while maintaining the angular resolution of 4 degrees.

Keywords: millimeter wave radar; 3D point cloud; adaptive grid evolution method; asymptotic minimum variance method

0 引 言

毫米波雷达是一种广泛用于军用和民用领域的新型技术,包括在边境线、监狱等场所监测人员入侵和异常行为^[1-2],在室内环境中定位和跟踪人员^[3-4],为无人机、

AGV、机器人等提供定位信息^[5-6],在自动驾驶中感知人和车^[7-9]等。该雷达系统常常使用大带宽-时宽积的调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)信号和多输入多输出(multiple-input and multiple-output, MIMO)阵列来获得探测场景中目标的三维点云像。在三维成像过程中,角度估计是关键,现有的方法包括 Capon

收稿日期:2022-08-01 Received Date: 2022-08-01

^{*} 基金项目:广西创新驱动发展专项(桂科 AA21077008)、广西无线宽带通信与信号处理重点实验室 2020 年主任基金(GXKL06200106)、桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(2022YCX5028)资助

波束形成^[10]、多重信号分类^[11] (multiple signal classification, MUSIC)、快速傅里叶变换方法^[11-12] (fast Fourier transform, FFT) 和常规数字波束形成^[13] (conventional digital beamforming, CDBF) 等。上述方法中, FFT 和 CDBF 方法的角度分辨率低, Capon 波束形成方法则利用自适应波束形成有所提高, 而 MUSIC 则利用谱估计进一步提高。但是, MUSIC 不仅需要较多的快拍数, 还需要已知源数目这一先验信息, 而且对协方差矩阵进行奇异值分解极大增加了算法的复杂度。

近年来, 针对这类谱估计方法存在的问题已有学者将稀疏表示引入谱估计方法中。文献[7]提出一种迭代自适应(iterative adaptive approach, IAA)的角度估计方法, 该方法在角度上划分密集网格, 通过加权最小二乘准则, 推导出信源复振幅的迭代公式, 从而得到高分辨的信号谱, 但 IAA 的效果类似迭代的 DAS, 角分辨率仍待提高。相比而言, 文献[14]则根据渐近最小方差(asymptotic minimum variance, AMV)准则, 迭代估计信号与噪声协方差矩阵, 以降低二者误差为目的, 提出了一种稀疏渐近最小方差(sparse asymptotic minimum variance, SAMV)方法。该方法能得到更好的角度谱, 在少天线数与低 SNR 情况下有着比 Capon 和 MUSIC 更佳的分辨能力。但此方法需要对成像区域进行密集的网格划分, 在得到高分辨性能的同时, 也需要不小的计算量, 无法满足实时性要求。众所周知, 高效的雷达探测系统不仅需要高分辨成像, 还需要降低雷达数据处理的时间, 以满足实时性的要求。为此, 文献[15]提出了一种自适应网格与网格进化方法, 其主要用于偏离网格稀疏信号重构。该方法结合了网格精细化和偏离网格贝叶斯推断的算法框架, 其基于自适应网格模型, 使得网格在求解的迭代过程中非均匀地由疏向密演变, 既降低了信号重构的时间, 又避免了网格划分过密可能带来的稀疏算法性能下降的病态问题。

本文结合 SAMV 方法, 将其从一维拓展到二维, 提高二维角分辨率, 并借鉴自适应网格进化的思想, 以解决角度谱估计时间长的问题。首先, 在已检测出的距离单元上划分二维角度粗网格, 通过构建粗网格下的二维导向矢量矩阵利用 2D SAMV 方法估计粗网格功率谱, 并通过 2D 恒虚警率(constant false alarm rate, CFAR)检测器^[16]检测有目标的粗网格; 然后对粗网格进行网格进化的分裂过程, 以一定的缩放尺度将该粗网格划分细网格, 根据细网格重组新的导向矢量矩阵, 继续利用 2D SAMV 求细网格功率谱, 利用 2D CFAR 检测以快速得到 3D 点云像。本文提出的结合 SAMV 和自适应网格进化的方法, 相比现有的 Capon 等方法, 在得到更高角度分辨率的同时, 避免了因网格划分过细带来的高计算量, 从而降低了 3D 点云成像时间。

1 信号模型

时分 MIMO 雷达阵列如图 1 所示, 有 3 个发射阵元 $TX_1 \sim TX_3$ 和 4 个接收阵元 $RX_1 \sim RX_4$, 其中 TX_1 和 TX_2 的间距为 2λ (λ 为雷达信号的波长), RX_1 到 RX_4 的阵元间距为 $\lambda/2$ 。为了方便建模, 在时分 MIMO 的条件下将图 1 的 MIMO 阵列结构等效为图 2 所示的 12 个虚拟阵元收发共置来进行处理对应的坐标位置矩阵 $\mathbf{r} = [\mathbf{r}_{11}, \dots, \mathbf{r}_{ij}, \dots, \mathbf{r}_{34}] \in \mathbf{R}^{12 \times 3}$ [7]。

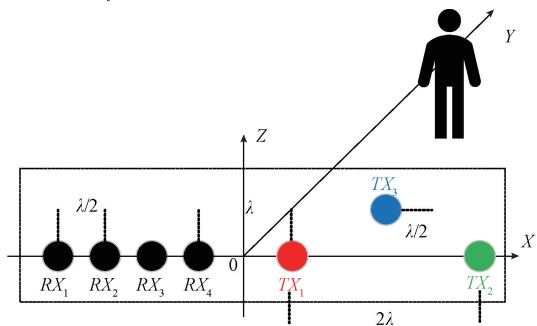


图 1 系统模型

Fig. 1 System model

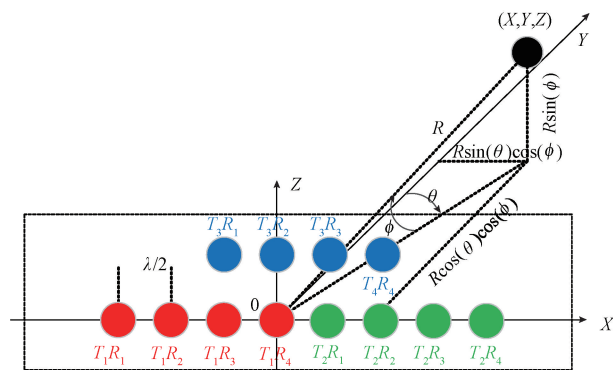


图 2 虚拟阵列模型

Fig. 2 Virtual array model

为了获取处理增益, 毫米波 FMCW 雷达通常在一帧的时间内让每一个发射阵元 $TX_i (i = 1, 2, 3)$ 重复发射相同的 Chirp 脉冲信号, 假设有 M 个, 则第 $m (m = 1, 2, \dots, M)$ 个发射信号为:

$$s_i^m(t) = \exp[j(2\pi f_c t + \pi\beta t^2)], 0 \leq t \leq T_c \quad (1)$$

式中: t 为信号时间; T_c 为每个 Chirp 的调频周期; β 为调频斜率; f_c 为中心频率。根据图 2 可知, $RX_j (j = 1, 2, 3, 4)$ 接收的回波信号可以表示为:

$$\tilde{s}_{ij}^m(t) = \alpha \exp[j(2\pi f_c(t - \tau_{ij}) + \pi\beta(t - \tau_{ij})^2)] \quad (2)$$

式中: α 为目标的反射系数; τ_{ij} 为发射天线 TX_i 到接收天

线 RX_j 的信号传播时延。

$$\tau_{ij} = 2R/c + \mathbf{k}^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c \quad (3)$$

式中: R 为目标和原点的径向距离; $\mathbf{k} = [\sin\theta\cos\varphi, \cos\theta\cos\varphi, \sin\varphi]$ 为单位方向矢量, 其中的 θ 和 φ 分别为方位角和俯仰角。

将 $\tilde{s}_{ij}^m(t)$ 与 $s_i^m(t)$ 进行混频, 并经过低通滤波器滤除高频分量, 得到差拍信号为:

$$y_{ij}^m(t) = \alpha \exp[j2\pi(\beta\tau_{ij}t + f_c\tau_{ij} + 0.5\beta\tau_{ij}^2)] + \omega^m(t) \quad (4)$$

这里, 平方项和二次项相对于其他项可以忽略, 将式(3)代入式(4), 并将其改写为离散形式:

$$y_{ij}^m(n) = \alpha \exp(j2\pi f_c \mathbf{k}_q^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c) \times \exp[j2\pi(2\beta R n/c f_s + 2f_c R/c)] + \omega^m(n) \quad (5)$$

式中: f_s 为采样速率; $n = 1, 2, \dots, N$, N 为快时间采样点数。若将式(5)推广到 $\tilde{Q}$ 个目标, 所在的方位角和俯仰角分别为 $(\theta_1, \varphi_1), \dots, (\theta_{\tilde{Q}}, \varphi_{\tilde{Q}})$, 则式(5)修改为:

$$y_{ij}^m(n) = \sum_{q=1}^{\tilde{Q}} \{ \alpha_q \exp(j2\pi f_c \mathbf{k}_q^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c) \times \exp[j2\pi(2\beta R_q n/c f_s + 2f_c R_q/c)] \} + \omega^m(n) \quad (6)$$

2 方法描述

2.1 目标检测与距离估计

为减少计算量, 避免对所有距离单元进行角度估计, 所以需要先对目标进行检测, 并以此获取目标距离信息。检测的第 1 步是对式(6)的快时间维(N)的差拍采样信号进行 $L \times M$ (L 为空间维虚拟阵元个数)次 K 点 FFT, 得到距离像:

$$y_{ij}^m(k) = \sum_{n=1}^N y_{ij}^m(n) w(n) \exp[-j2\pi nk/K] = \sum_{q=1}^{\tilde{Q}} \{ \exp(-j2\pi f_c \mathbf{k}_q^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c) \times \exp(-j\pi(k - 2BR_q/c)) \times N\alpha_q e^{j\phi} \text{sinc}(k - 2BR_q/c) \} \quad (7)$$

式中: $\phi = 4\pi f_c R/c$; $w(n)$ 为窗函数; $k = 1, \dots, K$ 为距离单元的序列号。

从当前周期中频信号的频谱中减去本帧内所有周期中频信号的频谱均值, 以消除静止杂波和天线耦合波, 即:

$$x_{ij}^m(k) = y_{ij}^m(k) - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M y_{ij}^m(k) \quad (8)$$

联合时间维和空间维的回波信号做非相干积累^[17], 以提高信噪比, 再经对数检波进一步降低孤立噪声的影响, 可得:

$$D(k) = 10 \lg \left(\left(\sum_{j=1}^4 \sum_{i=1}^3 \sum_{m=1}^M |x_{ij}^m(k)|^2 \right) \right), \quad k = 1, \dots, K \quad (9)$$

将其输入到 1D 单元平均选小恒虚警率 (cell-averaging smallest-of-CFAR, CASO-CFAR) 检测器^[16]中, 确定存在目标的距离单元为 k_d ($k_d = 1, \dots, K_d$, K_d 为目标距离单元的个数), 可以估计出目标的距离为:

$$R_{k_d} = k_d \frac{N}{K} \times \frac{c}{2B} \quad (10)$$

根据式(7)可知, $K = N$ 时, k_d 对应的距离为 $R_{k_d} = k_d c/2B$, sinc 函数值为 1。因此, 式(7)可改写为:

$$y_{ij}^m(k_d) = \sum_{q=1}^{\tilde{Q}} N\alpha_q e^{j\phi} \times \{ \exp(-j2\pi f_c \mathbf{k}_q^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c) \times \exp(-j\pi(k_d - 2BR_q/c)) \} \quad (11)$$

2.2 联合自适应网格进化和 2D SAMV 的角度估计

1) 粗网格划分及功率估计

将 θ_{FOV} 和 φ_{FOV} 分别划分为 $Q_{C\theta}$, $Q_{C\varphi}$ 个网格, 2D 的网格数为 $Q_C = Q_{C\theta} \times Q_{C\varphi}$, 如图 3 所示。网格坐标为:

$$(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}), \quad q_{C\theta} = 1, \dots, Q_{C\theta}; q_{C\varphi} = 1, \dots, Q_{C\varphi} \quad (12)$$

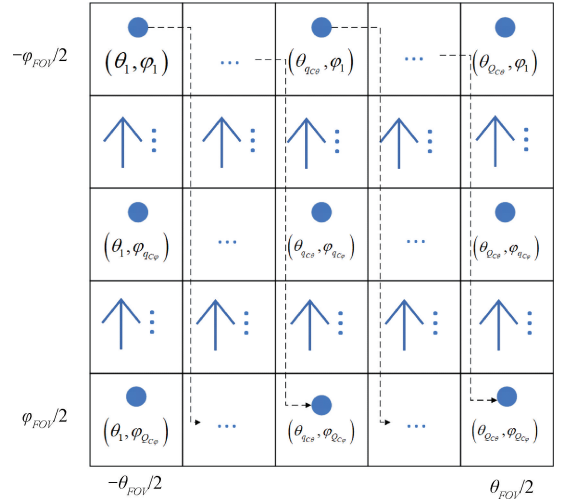


图 3 粗网格

Fig. 3 Coarse grid

按照上述网格单元的划分, 式(11)变为:

$$Y_{ij}^m(k_d) = \sum_{q_{C\theta}=1}^{Q_{C\theta}} \sum_{q_{C\varphi}=1}^{Q_{C\varphi}} \rho_{k_d}^m(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}) \times \exp(-j2\pi f_c \mathbf{k}_{(q_{C\theta}, q_{C\varphi})}^T \cdot \mathbf{r}_{ij}/c) \quad (13)$$

式中: $\rho_{k_d}^m(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}) = N\alpha_{(q_{C\theta}, q_{C\varphi})} \exp(j4\pi f_c R_{k_d}/c)$ 为目标对应第 m 个 Chirp、第 k_d 个距离单元上角度为 $(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})$ 的散射系数。将所有发射阵元和接收阵元组合的 M 个 Chirp 回波数据按照如下形式堆叠和排列:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_{11}^1(k_d) & \cdots & Y_{11}^m(k_d) & \cdots & Y_{11}^M(k_d) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{ij}^1(k_d) & \cdots & Y_{ij}^m(k_d) & \cdots & Y_{ij}^M(k_d) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{34}^1(k_d) & \cdots & Y_{34}^m(k_d) & \cdots & Y_{34}^M(k_d) \end{bmatrix}$$

$$\text{令}$$

$$\boldsymbol{\rho}_c(k_d) = \begin{bmatrix} \rho_{k_d}^1(\theta_1, \varphi_1) & \cdots & \rho_{k_d}^m(\theta_1, \varphi_1) & \cdots & \rho_{k_d}^M(\theta_1, \varphi_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k_d}^1(\theta_1, \varphi_{Q_{C\varphi}}) & \cdots & \rho_{k_d}^m(\theta_1, \varphi_{Q_{C\varphi}}) & \cdots & \rho_{k_d}^M(\theta_1, \varphi_{Q_{C\varphi}}) \\ \rho_{k_d}^1(\theta_2, \varphi_1) & \cdots & \rho_{k_d}^m(\theta_2, \varphi_1) & \cdots & \rho_{k_d}^M(\theta_2, \varphi_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k_d}^1(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}}) & \cdots & \rho_{k_d}^m(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}}) & \cdots & \rho_{k_d}^M(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}}) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A}_c = \begin{bmatrix} \exp\left(-j \frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{k}_{(1,1)}^T \mathbf{r}_{11}\right) & \cdots & \exp\left(-j \frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{k}_{(Q_{C\theta}, Q_{C\varphi})}^T \mathbf{r}_{11}\right) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \exp\left(-j \frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{k}_{(1,1)}^T \mathbf{r}_{34}\right) & \cdots & \exp\left(-j \frac{2\pi f_c}{c} \mathbf{k}_{(Q_{C\theta}, Q_{C\varphi})}^T \mathbf{r}_{34}\right) \end{bmatrix}$$

则式(13)变为:

$$\mathbf{Y}(k_d) = \mathbf{A}_c \mathbf{P}_c(k_d) + \boldsymbol{\omega}_c(k_d) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{Y}(k_d) \in \mathbb{C}^{12 \times M}$ 为在距离单元 k_d 上的接收信号矩阵; $\mathbf{A}_c \in \mathbb{C}^{12 \times Q_c}$ 为信号的方向向量矩阵; $\mathbf{P}_c(k_d) \in \mathbb{C}^{Q_c \times M}$ 为目标在距离单元 k_d 上的散射系数矩阵; $\boldsymbol{\omega}_c(k_d)$ 为噪声矩阵。假设信号和噪声之间相互独立,则接收信号的协方差矩阵定义为:

$$\mathbf{R}_c(k_d) = \mathbf{A}_c \mathbf{P}_c(k_d) \mathbf{A}_c^H + \sigma_c^2(k_d) \mathbf{I}_{12 \times 12} \quad (15)$$

式中: $\sigma_c^2(k_d)$ 为噪声功率, $\mathbf{P}_c(k_d) = \text{diag}(p_{(\theta_1, \varphi_1)}(k_d), \dots, p_{(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}})}(k_d))$, 其对角元素 $p_{(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}(k_d)$ 为粗网格位置为 $(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})$ 上的信号功率谱, $p_{(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}(k_d)$ 和 $\sigma_c^2(k_d)$ 为待求的参数。将协方差矩阵 $\mathbf{R}_c(k_d)$ 向量化,得:

$$\mathbf{r}(\mathbf{p}_c(k_d)) = \text{vec}(\mathbf{R}_c(k_d)) = \mathbf{S}_c \mathbf{p}_c(k_d) \quad (16)$$

式中: $\text{vec}(\mathbf{R}_c(k_d))$ 可以看作未知的参数矢量 $\mathbf{p}_c(k_d)$ 中元素的线性组合; $\mathbf{S}_c$ 为系数矩阵; $\mathbf{p}_c(k_d)$ 为由网格功率与噪声功率构成的矢量。

$$\mathbf{S}_c = [\mathbf{a}^*(\theta_1, \varphi_1) \otimes \mathbf{a}(\theta_1, \varphi_1), \dots, \mathbf{a}^*(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}}) \otimes \mathbf{a}(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}}), \text{vec}(\mathbf{I})] \quad (17)$$

$$\mathbf{p}_c(k_d) = [p_{(\theta_1, \varphi_1)}(k_d), \dots, p_{(\theta_{Q_{C\theta}}, \varphi_{Q_{C\varphi}})}(k_d), \sigma_c^2(k_d)] \quad (18)$$

对于 $\mathbf{R}_c(k_d)$ 的求解,文献[18]和[19]的 AMV 方法则是利用采样协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}(k_d)$ 去估计 $\mathbf{R}_c(k_d)$, 并逐渐地逼近真实协方差矩阵。采样协方差矩阵为:

$$\hat{\mathbf{R}}(k_d) = \mathbf{Y}(k_d) \mathbf{Y}^H(k_d) / M \quad (19)$$

根据文献[20],可利用式(20)估计协方差矩阵的下界。

$$\text{Cov}(\mathbf{p}_c(k_d)) \geq [\mathbf{X}_d^H(k_d) \mathbf{C}_r^{-1}(k_d) \mathbf{X}_d(k_d)]^{-1} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{X}_d(k_d) = d\mathbf{r}(\mathbf{p}_c(k_d))/d\mathbf{p}_c(k_d)$, $\mathbf{C}_r(k_d) = \mathbf{R}_c(k_d)^* \otimes \mathbf{R}_c(k_d)$ 。式(20)下界可以利用 AMV 准则建立的无约束优化问题求解^[14],即:

$$\mathbf{p}_c(k_d) = \underset{\mathbf{p}_c(k_d)}{\text{argmin}} [\mathbf{r}_{\hat{\mathbf{R}}(k_d)} - \mathbf{r}(\mathbf{p}_c(k_d))]^H \mathbf{C}_r^{-1}(k_d) \times [\mathbf{r}_{\hat{\mathbf{R}}(k_d)} - \mathbf{r}(\mathbf{p}_c(k_d))] \quad (21)$$

式中: $\mathbf{r}_{\hat{\mathbf{R}}(k_d)} = \text{vec}(\hat{\mathbf{R}}(k_d))$ 。利用文献[21]的方法求解式(21),得到求解信号功率和噪声功率的迭代式为:

$$\hat{p}_{(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}^{(g+1)}(k_d) = \hat{p}_{(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}^{(g)}(k_d) \times \frac{\mathbf{a}^H(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}) \mathbf{R}_c^{-1(g)}(k_d) \hat{\mathbf{R}}(k_d) \mathbf{R}_c^{-1(g)}(k_d) \mathbf{a}(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}{\mathbf{a}^H(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}) \mathbf{R}_c^{-1(g)}(k_d) \mathbf{a}(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})} \quad (22)$$

$$\hat{\sigma}_c^{(g+1)}(k_d) = \frac{\text{Tr}(\mathbf{R}_c^{-2(g)}(k_d) \hat{\mathbf{R}}(k_d))}{\text{Tr}(\mathbf{R}_c^{-2(g)}(k_d))} \quad (23)$$

在上述迭代过程中,初始值可以通过周期图法求解,即:

$$\hat{p}_{(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}^{(0)}(k_d) = \frac{\mathbf{a}^H(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}}) \hat{\mathbf{R}}(k_d) \mathbf{a}(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})}{\|\mathbf{a}(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})\|^4} \quad (24)$$

$$\hat{\sigma}_c^{(0)}(k_d) = \frac{1}{12 \times M} \sum_{m=1}^M \|\mathbf{Y}^m(k_d)\|^2 \quad (25)$$

式中: $\mathbf{Y}^m(k_d) = [Y_{11}^m(k_d), \dots, Y_{ij}^m(k_d), \dots, Y_{34}^m(k_d)]$ 。依次处理 K_d 个距离单元,可得粗网格下距离-方位角-俯仰角功率谱图为:

$$\mathbf{P}_{R-c} = [\mathbf{P}_c(1), \dots, \mathbf{P}_c(K_d)] \in \mathbb{R}^{Q_{C\varphi} \times Q_{C\theta} \times K_d} \quad (26)$$

式中: $\mathbf{P}_c(k_d)$ 为距离 k_d 处的 $\mathbf{p}_c(k_d)$ 重新排列的粗网格方位角-俯仰角功率谱图。

2) CFAR 检测

将式(26)中 $\mathbf{P}_c(k_d)$ 依次送入降维的 2D CFAR 检测器中,用于检验 2D SAMV 估计的结果,先对每个方位角网格上的所有俯仰角网格做 1D CASO-CFAR,再对检测出来的俯仰角粗网格位置处所有方位角网格做 1D CASO-CFAR,如此检测出存在目标的方位角-俯仰角粗网格位置 $(\theta_{q_{C\theta}}^d, \varphi_{q_{C\varphi}}^d)$ 。

3) 网格细化策略

对检测出来位置为 $(\theta_{q_{C\theta}}^d, \varphi_{q_{C\varphi}}^d)$ 的粗网格及相邻粗网格按尺度因子 $k_{\text{zoom-in}}$ 的比例缩放细化,具体操作如图 4 所示,其中 $k_{\text{zoom-in}} = 5$ 。

经过上述缩放后,细网格的数目为 $Q_s = (2k_{\text{zoom-in}} + 1) \times (2k_{\text{zoom-in}} + 1) = Q_{S\theta} \times Q_{S\varphi}$, 则:

$$(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}}), q_{S\theta} = 1, \dots, Q_{S\theta}, q_{S\varphi} = 1, \dots, Q_{S\varphi} \quad (27)$$

式中: $\theta_{q_{S\theta}}$ 和 $\varphi_{q_{S\varphi}}$ 为 $[\theta_{q_{C\theta}}^d - \theta_{\text{FOV}}/Q_{C\theta}, \theta_{q_{C\theta}}^d + \theta_{\text{FOV}}/Q_{C\theta}]$ 和 $[\varphi_{q_{C\varphi}}^d - \varphi_{\text{FOV}}/Q_{C\varphi}, \varphi_{q_{C\varphi}}^d + \varphi_{\text{FOV}}/Q_{C\varphi}]$ 区间以 $2 \times k_{\text{zoom-in}}$ 的比例均分后的细网格位置。

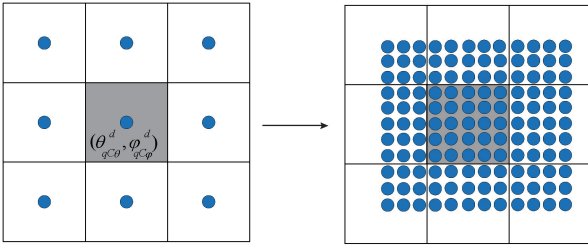


图4 粗网格细化策略

Fig. 4 Coarse-to-fine multi-grid approach

4) 细网格功率估计

将式(14)中的 $(\theta_{q_{C\theta}}, \varphi_{q_{C\varphi}})$ 替换为 $(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})$, 可得:

$$\mathbf{Y}(k_d) = \mathbf{A}_s \mathbf{P}_s(k_d) + \boldsymbol{\omega}(k_d) \quad (28)$$

式中: $\mathbf{A}_s = [\mathbf{a}(\theta_{1_{S\theta}}, \varphi_{1_{S\varphi}}), \dots, \mathbf{a}(\theta_{Q_{S\theta}}, \varphi_{Q_{S\varphi}})]$ 为所有细网格的方向矢量矩阵; $\mathbf{P}_s(k_d) = [\mathbf{p}_{k_d}^1, \dots, \mathbf{p}_{k_d}^M]^T$ 为 M 个 Chirp 在距离单元 k_d 上细网格的散射系数矩阵; $\mathbf{Y}(k_d)$ 为在距离单元 k_d 处的接收信号矩阵; $\boldsymbol{\omega}(k_d)$ 为噪声矩阵。假设信号和噪声之间相互独立,接收信号的协方差矩阵定义为:

$$\mathbf{R}_s(k_d) = \mathbf{A}_s \mathbf{P}_s(k_d) \mathbf{A}_s^H + \sigma_s^2(k_d) \mathbf{I}_{12 \times 12} \quad (29)$$

式中: $\mathbf{P}_s(k_d) = \text{diag}(p_{(\theta_{1_{S\theta}}, \varphi_{1_{S\varphi}})}(k_d), \dots, p_{(\theta_{Q_{S\theta}}, \varphi_{Q_{S\varphi}})}(k_d))$, 其中, $p_{(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})}(k_d)$ 为细网格位置为 $(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})$ 上的信号功率, $\sigma_s^2(k_d)$ 为噪声功率。同样,按照粗网格划分的求解过程,可以得到细网格功率:

$$\hat{p}_{(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})}^{(g+1)}(k_d) = \hat{p}_{(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})}^{(g)}(k_d) \times \frac{\mathbf{a}^H(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}}) \mathbf{R}_s^{-1(g)}(k_d) \hat{\mathbf{R}}(k_d) \mathbf{R}_s^{-1(g)}(k_d) \mathbf{a}(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})}{\mathbf{a}^H(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}}) \mathbf{R}_s^{-1(g)}(k_d) \mathbf{a}(\theta_{q_{S\theta}}, \varphi_{q_{S\varphi}})} \quad (30)$$

$$\hat{\sigma}_s^{2(g+1)}(k_d) = \frac{\text{Tr}(\mathbf{R}_s^{-2(g)}(k_d) \hat{\mathbf{R}}(k_d))}{\text{Tr}(\mathbf{R}_s^{-2(g)}(k_d))} \quad (31)$$

由式(30)、(31)依次处理 K_d 个距离单元,可得细网格下的 2D 角度功率谱图为:

$$\mathbf{P}_{R-S} = [\mathbf{P}_s(1), \dots, \mathbf{P}_s(K_d)] \quad (32)$$

5) 算法流程

综上所述,该方法的流程如图 5 所示,将目标检测的结果经过结合 2D SAMV 的粗/细网格功率估计方法、降维 CFAR 的检测方法以及按照网格细化策略的分裂方法,得到最后的三维点云图。

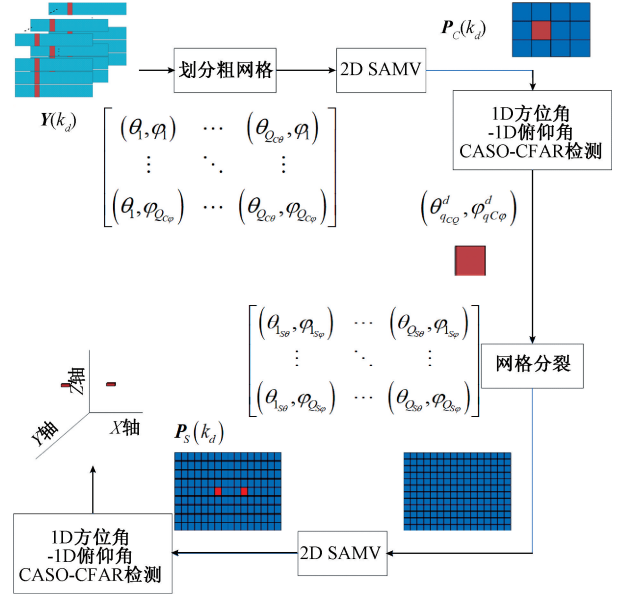


图5 算法流程

Fig. 5 Algorithm flow

和目标的位置,可以得出两个目标均在第 60 个距离单元上,而在粗网格划分下,均落在第 11 个方位角单元及第 3 个俯仰角单元上,在细网格划分下,目标 1 位于第 90 个方位角单元和第 20 个俯仰角单元,目标 2 位于第 93 个方位角单元和第 20 个俯仰角单元。

表1 系统参数

Table 1 System parameters

仿真参数	数值大小
载波频率/GHz	60
有效起始频率/GHz	61.133
有效工作带宽/GHz	1.780 5
采样点数 N	96
Chirp 数 M	96
距离分辨率/m	0.084 2
$\theta_{FOV}/(^{\circ})$	140
$\varphi_{FOV}/(^{\circ})$	40
俯仰维粗网格数	6
方位维粗网格数	19
$k_{\text{zoom-in}}$	9
FFT 点数 K	96

表2 目标参数

Table 2 Target parameters

目标	距离/m	方位角/ $(^{\circ})$	俯仰角/ $(^{\circ})$	速度/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
1	5.05	2.865	-3.111	1.0
2	5.05	5.322	-3.111	1.1

3 实验验证

3.1 仿真结果分析

参数设置如表 1 所示,雷达天线的排布如图 1 所示。设置两个点目标,参数设置如表 2 所示。结合雷达参数

在距离单元 60 处,2D Capon、2D MUSIC、2D IAA 和本文方法生成的粗网格功率谱图以及上述 4 种方法分别经过 2D CFAR 检测后的结果(圆圈代表该网格单元为目标单元)如图 6 所示。从图 6 中可以看出,4 种方法在划分粗网格的情况下均能在两个目标所在粗网格位置有明显的亮点,且经过 CFAR 检测,目标所在的粗网格的单元均被检测出来。

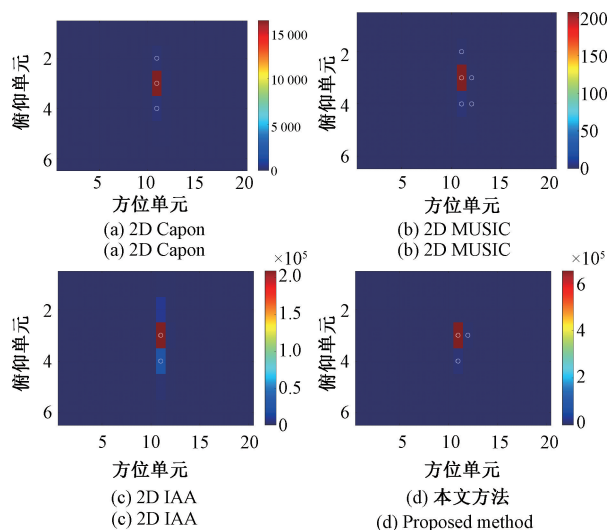


图 6 粗网格功率谱图及检测结果

Fig. 6 Power spectrum of coarse grid and detection result

其中 2D Capon 和 2D MUSIC 方法因为俯仰维阵元数少,因此在俯仰单元上产生了较大的旁瓣。旁瓣越大,需要细化的粗网格单元也就越多。而本文方法生成的功率谱旁瓣较小,则需要细化的粗网格也相应较少。对感兴趣的粗网格单元进行固定尺度的网格细化分裂后,成像以及检测结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出,2D Capon 和 2D MUSIC 方法的细网格谱图中只有一个明显的亮斑,无法分辨出不同方位角单元的目标 1 和 2,并且由于功率谱旁瓣较高,导致周围的细网格单元被误判成目标单元;2D IAA 则因为较高的旁瓣,导致出现虚假的目标。而本文方法所估计的细网格功率谱图上有两个俯仰角度相同、方位角度不同的两个亮点,能被 CFAR 准确地检测出来,且检测出的单元与目标真实位置相吻合。

4 种方法在空间直角坐标系中生成的 3D 点云像如图 8 所示。从图 8 可以看出,2D Capon 和 2D MUSIC 方法生成的点云无法分辨出两个目标;2D IAA 方法生成的点云不仅无法分离两个目标,而且出现不少的虚假目标,与目标所在的角度单元相差较大;而本文方法生成的两个目标的点云得到较好的分离,误差较小,点云效果较好。由此可知,相较于 2D Capon 等方法,本文提出的方法在角度上获得了较高的分辨率,且旁瓣更低,精度更高。

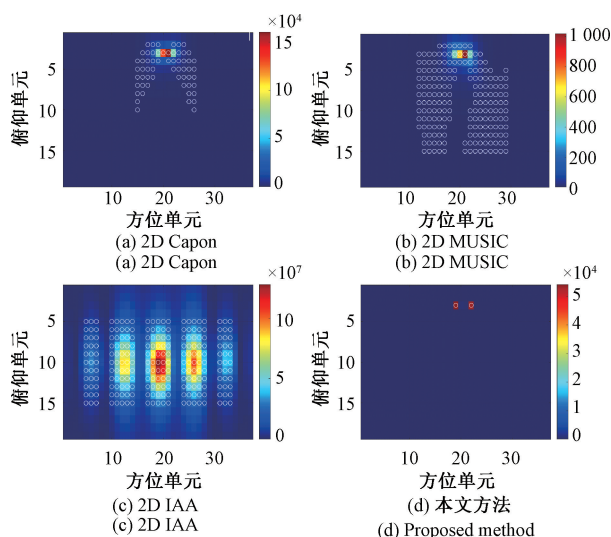


图 7 细网格功率谱图及检测结果

Fig. 7 Power spectrum of fine grid and detection result

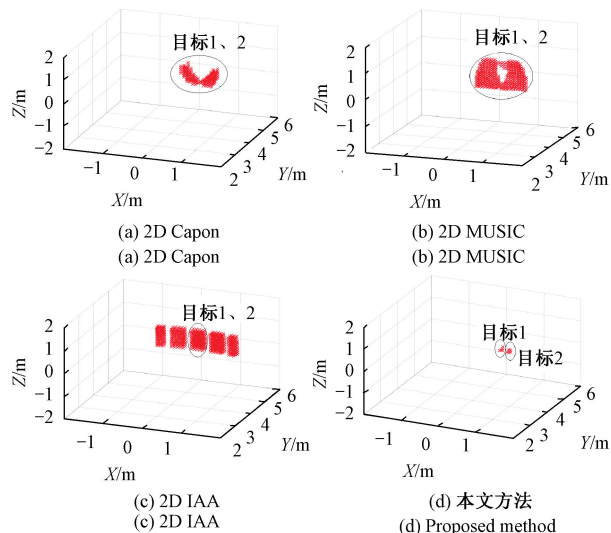


图 8 三维点云像

Fig. 8 3D point cloud image

本文在 CPU 为 AMD (R) Ryzen (TM) R7-4800U、RAM 为 16 GB 的电脑上使用 MATLAB R2021a 软件对数数据进行处理。表 3 为在存在目标的距离单元上生成图 6 和 7 所示的角度功率谱图时各方法的计算时长。结合图 7 和表 3 的结果可知,2D Capon 虽然分辨能力最低,但运行速度快;2D MUSIC 计算时长有所增加;2D IAA 的计算时间最长,无法满足实时性的要求;本文方法不仅有着更高的分辨率,而且运行的时长适中。

图 9 所示为只划分精细网格的 2D SAMV 方法与自适应网格进化的 2D SAMV 方法同时运行 50 次的计算时间对比结果。从图 9 可以看出,本文中自适应网格进化 2D SAMV 方法的计算时间远远低于只划分精细网格的 2D SAMV 方法。

表 3 各方法所用时间对比

Table 3 Comparison of the time used for each method

算法	2D Capon	2D MUSIC	2D IAA	本文方法
粗网格功率估计时间	0.003	0.005	0.423	0.010
细网格功率估计时间	0.002	0.003	1.235	0.048

此外,由于网格数少,粗网格和细网格功率估计所耗的时间较小,同时 CFAR 检测的检测单元数量较少且其中均为实数的加法乘法运算,因此其所需时间可以忽略不计。

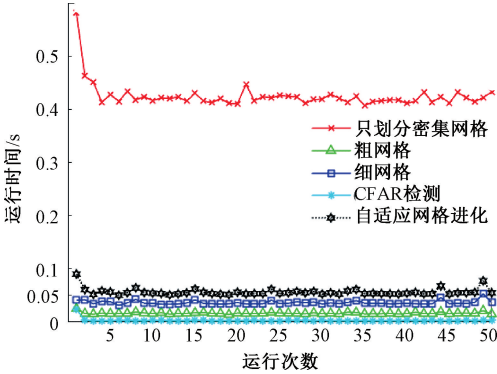


图 9 运行时间对比

Fig. 9 Comparison of running times

3.2 实测结果分析

实验场景 1 如图 10 (a) 所示,雷达的高度约为 1 m,在距其 6.5 m 处有两个人体目标,人体目标的高度大约为 1.7 m,人体的宽度大约为 0.5 m,厚度大约为 0.2 m,两人相距为 1 m,两人之间的方位角度差约为 4°,实测时雷达参数与表 1 中仿真实验的参数相同。实验场景 2 如图 10 (b) 所示,相对于场景 1,背景由室内替换为室外篮球场,为了减小室外粗糙地面对实验结果的影响,雷达的高度升高为 1.2 m,其余的条件保持一致。

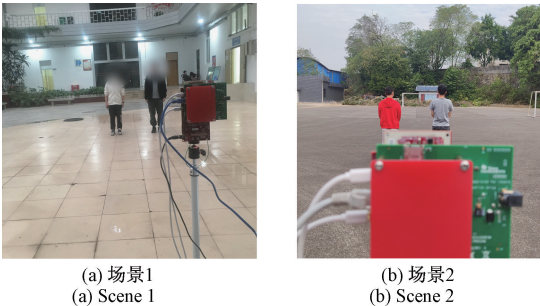


图 10 实验场景

Fig. 10 Experiment scene

2D Capon、2D MUSIC、2D IAA 和本文方法在场景 1、场景 2 中的粗网格成像结果分别如图 11、12 所示。由图 11、12 可以看出,和仿真实验结果类似,在粗网格划分

下,4 种方法均能在两个人体目标所在粗网格位置有明显的亮点,而本文所提方法需要细化的网格单元数量比上述 3 个方法少。图 13、14 所示分别为 4 种方法在场景 1、场景 2 中的细网格成像结果和检测结果。图 15 和 16 所示分别为场景 1、场景 2 的 3D 点云成像结果。

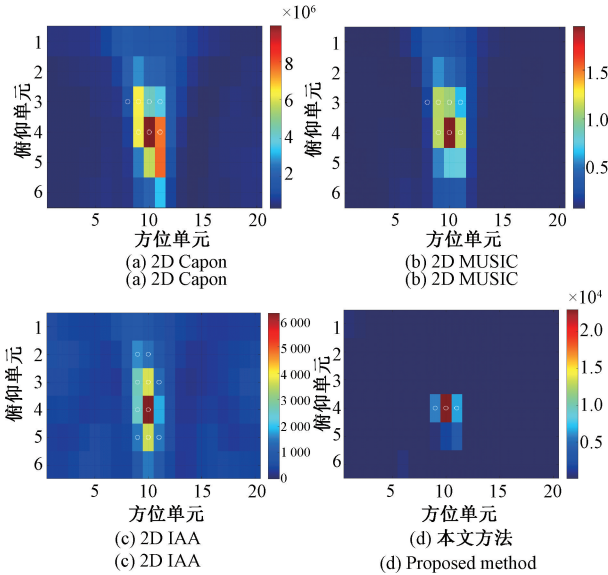


图 11 场景 1 的粗网格功率谱图及检测结果

Fig. 11 Power spectrum of coarse grid and detection results of scene 1

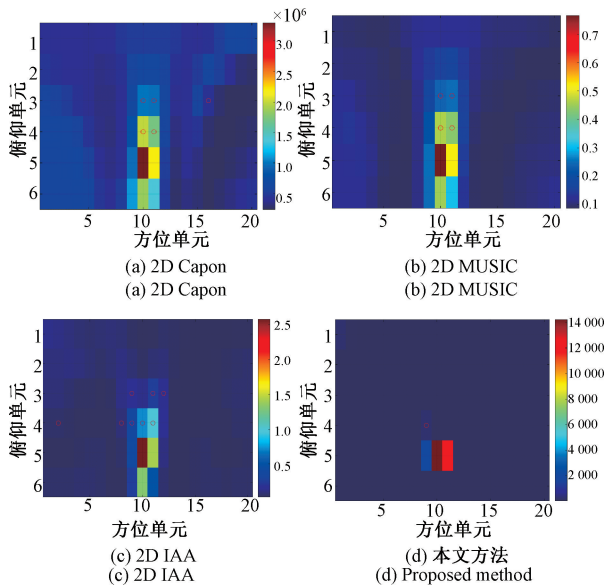


图 12 场景 2 的粗网格功率谱图及检测结果

Fig. 12 Power spectrum of coarse grid and detection results of scene 2

由图 13、14 看出,2D Capon 方法在经过分裂过程后的细网格功率谱图上只有一处明显的谱峰,点云像中也只能分辨出一个目标;2D MUSIC 方法分辨率比 2D Capon 更高,场景 1 中,2D MUSIC 可以从点云像分辨出

两个目标,但场景 2 中的地面较场景 1 更为粗糙,这将会导致地面反射的电磁波能量更大,从而使算法更容易受到环境带来的影响,因此场景 2 中,2D MUSIC 算法也并未分辨出两个目标;2D IAA 方法生成的功率谱中出现 4 个谱峰,点云像中出现了 4 个目标。这 3 种方法所生成的点云像和实际目标所处的空间位置相差较大;而相较于 2D Capon 等方法,本文提出的方法的成像质量更好。

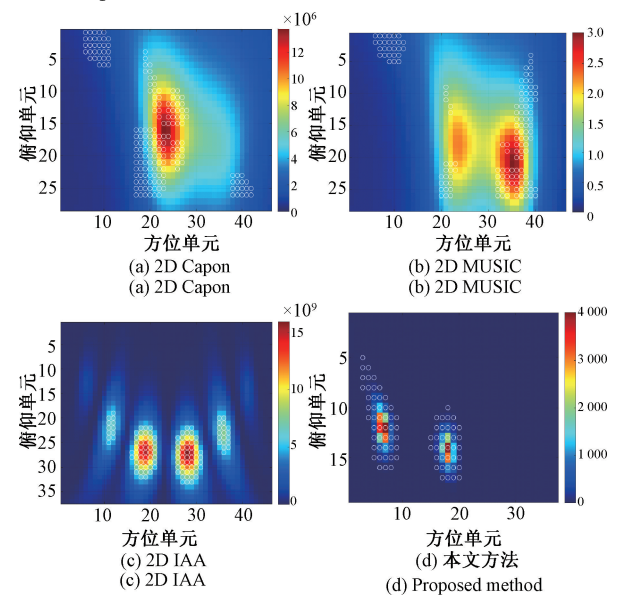


图 13 场景 1 的细网格功率谱图及检测结果
Fig. 13 Power spectrum of fine grid and detection results of scene 1

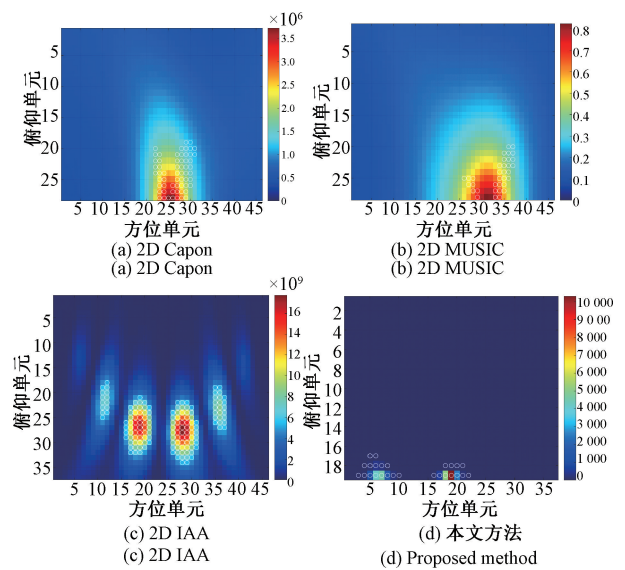


图 14 场景 2 的细网格功率谱图及检测结果
Fig. 14 Power spectrum of fine grid and detection results of scene 2

表 4 和 5 分别为各方法在场景 1、场景 2 中所有存在目标的距离单元上分别生成粗、细网格角度功率谱图所

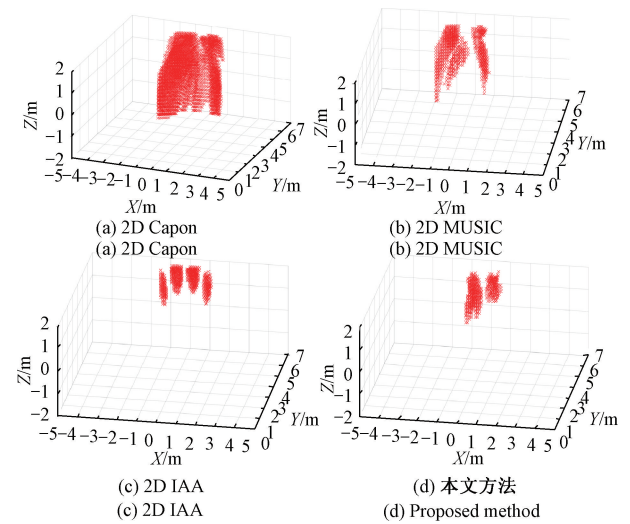


图 15 场景 1 的三维点云像
Fig. 15 3D point cloud image of Scene 1

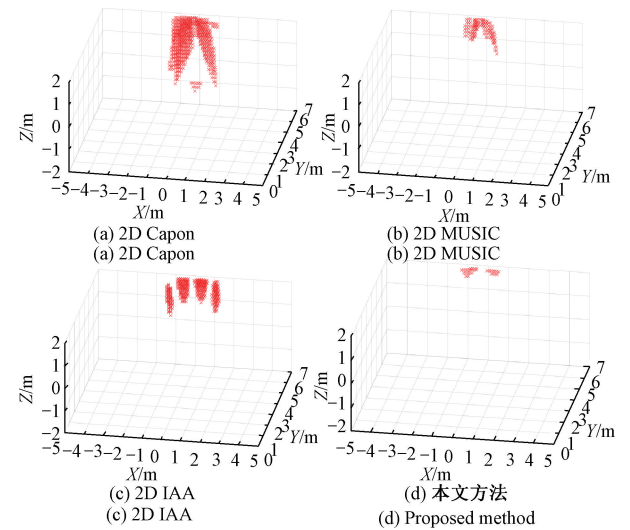


图 16 场景 2 的三维点云像
Fig. 16 3D point cloud image of Scene 2

表 4 场景 1 中各方法计算时长				
Table 4 Calculating time for each method of scene 1 data				
	s			
算法	2D Capon	2D MUSIC	2D IAA	本文方法
粗网格功率估计时间	0.003 0	0.005 0	0.050 0	0.028
细网格功率估计时间	0.000 7	0.000 5	0.967 2	0.008

表 5 场景 2 中各方法计算时长				
Table 5 Calculating time for each method of scene 2 data				
	s			
算法	2D Capon	2D MUSIC	2D IAA	本文方法
粗网格功率估计时间	0.003 0	0.006 0	0.342	0.023 3
细网格功率估计时间	0.000 5	0.000 6	1.875	0.006 0

用计算时长。和仿真结果类似,本文方法不仅有着更高的分辨率,而且运行的时长适中。

图 17 为分别将只划分精细网格的 2D SAMV 方法和自适应网格进化的 2D SAMV 方法在场景 1 中运行 50 次,图 18 所示是将两个算法在场景 2 中分别运行 50 次,得出两个算法分别在两个场景下的计算时间对比结果。

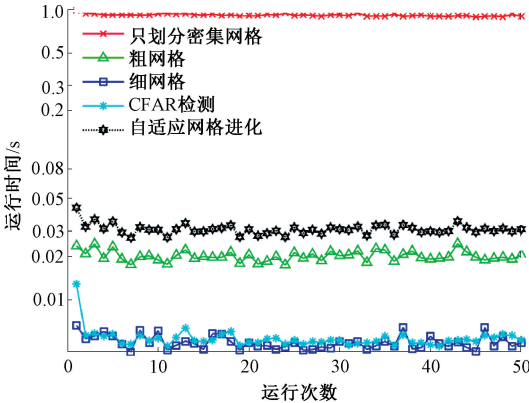


图 17 场景 1 实测数据处理时间对比

Fig. 17 Comparison of measured data processing time of scene 1

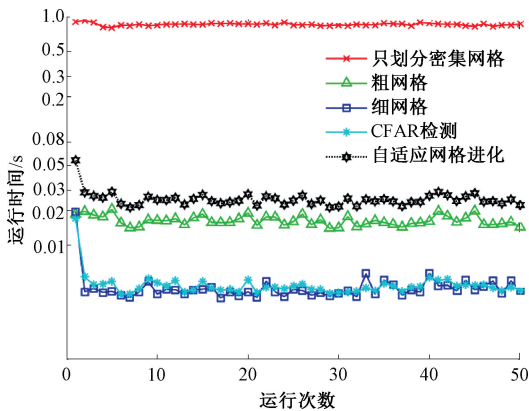


图 18 场景 2 实测数据处理时间对比

Fig. 18 Comparison of measured data processing time of scene 2

由图 17、18 可以看出,本文方法需要的总共计算时长远低于只划分细网格的 2D SAMV 的计算时间,下降倍数约为 20 倍。后者的单帧数据的处理时间在 1 s 左右,远远达不到实时处理的要求。

4 结 论

本文提出的联合自适应网格进化和渐近最小方差稀疏迭代的快速高分辨三维点云成像方法采用自适应网格进化的方法代替单一密集网格的网格划分方法,降低了

运算量,缩短了成像时间;其次,利用 2D SAMV 方法估计网格细化前后的功率谱,相比起 2D MUSIC 和 2D IAA 等高分辨算法,其分辨率更高、旁瓣更小,因此得到了更好的成像结果。仿真和实验结果均表明,相对于 2D MUSIC 等方法,该方法获得了角分辨率更高的 3D 点云结果,使两个目标有着更清晰的分离效果,同时实时性较之 2D IAA、只划分密集网格的 2D SAMV 方法有较大的改善。

参考文献

[1] MONNI S, SIERRA C M, TAJDINI M M, et al. Determining the nominal body contour image using wideband millimeter-wave radar for characterizing person-worn threats[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2021, 14(6): 732-738.

[2] 李雁东,董昱. 基于雷达的铁路直轨环境检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(8):126-134. LI Y D, DONG Y. Research on environment detection method of railway on radar[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (8): 126-134.

[3] NINOS A, HASCH J, HEIZMANN M, et al. Radar-based robust people tracking and consumer applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(4): 3726-3735.

[4] 黄旭,牛洁. cTracker:一种基于毫米波雷达传感器的室内人员快速检测与追踪系统[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(9):130-139. HUANG X, NIU J. cTracker: A fast-indoor people detection and tracking system based on mmWave radar sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(9):130-139.

[5] 郑睿,李方东. 基于调频毫米波的安防移动机器人导航系统[J]. 仪器仪表学报,2021,42(3):105-113. ZHENG R, LI F D. Navigation system of security mobile robot based on FM millimeter wave[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2021,42(9):105-113.

[6] XU X, ZHANG R, QIAN Y. Location-based hybrid precoding schemes and QoS-aware power allocation for radar-aided UAV-UGV cooperative systems[J]. IEEE Access,2022(10):50947-50958.

[7] 黄以兰. 车载毫米波雷达前视成像方法及系统设计[D]. 桂林:桂林电子科技大学,2021. HUANG Y L. Forward-looking imaging method and system Design of vehicular millimeter wave radar[D]. Guilin : Guilin University of Electronic Technology, 2021.

[8] HUANG F, ZHOU J J, ZHAO X T. An improved multi-target tracking algorithm for automotive radar [C]. Journal of Physics: Conference Series,2021.

- [9] SCHEINER N, KRAUS F, APPENRODT N, et al. Object detection for automotive radar point clouds-a comparison[J]. *AI Perspectives*, 2021, 3(1): 1-23.
- [10] 郭翔宇, 鄒社鋒, 王文俠. 基于迭代梯度方法的线性约束稳健 Capon 波束形成快速算法[J]. *信号处理*, 2021, 37(5): 712-723.
- GUO X Y, YAN S H F, WANG W X. A fast algorithm for linear constrained robust capon beamforming based on iterative[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(5): 712-723.
- [11] WITTEMEIER J, AHMED A M, TRAN T N, et al. 3D localization using a scalable FMCW MIMO radar design[C]. 2020 German Microwave Conference (GeMiC), 2020: 100-103.
- [12] TAN Y, WANG K, WANG L, et al. Efficient FFT based multi source DOA estimation for ULA [J]. *Signal Processing*, 2021, 189: 108284.
- [13] GANIS A, NAVARRO E M, SCHOENLINER B, et al. A portable 3-D imaging FMCW MIMO radar demonstrator with a 24×24 antenna array for medium-range applications[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(1): 298-312.
- [14] ABEIDA H, ZHANG Q, LI J, et al. Iterative sparse asymptotic minimum variance based approaches for array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(4): 933-944.
- [15] 王千里. 基于自适应网络的稀疏信号处理方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- WANG Q L. Research on sparse signal processing based on adaptive grid[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [16] 都基焱, 胡军, 张百顺. 七种恒虚警率处理方案及性能分析[J]. *现代雷达*, 2004, 26(4): 47-50.
- DU J Y, HU J, ZHANG B SH. Performance analysis of seven kinds of CFAR processing method [J]. *Morden Radar*, 2004, 26(4): 47-50.
- [17] 陈希信, 李坡, 弓盼. 雷达信号非相参积累的检测性能分析[J]. *现代雷达*, 2020, 42(12): 50-55.
- CHEN X X, LI P, GONG P. Detection performance analysis of radar signal non-coherent integration [J]. *Morden Radar*, 2020, 42(12): 50-55.
- [18] DELMAS J P. Asymptotically minimum variance second-order estimation for noncircular signals with application to DOA estimation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(5): 1235-1241.
- [19] 张翔宇, 孙俊, 曹欣荣, 等. 基于稀疏近似最小方差的宽带 DOA 估计算法[J]. *现代雷达*, 2018, 40(1): 30-35, 42.

ZHANG X Y, SUN J, CAO X R, et al. Wideband signal DOA estimation based on sparse asymptotic minimum variance[J]. *Modern Radar*, 2018, 40(1): 30-35, 42.

- [20] 陈沛, 赵拥军, 刘成城. 基于稀疏重构的共形阵列稳健自适应波束形成算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(2): 301-308.

CHEN P, ZHAO Y J, LIU CH CH. Robust adaptive beamforming algorithm for conformal arrays based on sparse reconstruction [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(2): 301-308.

- [21] ZHANG W, LI H, SUN G, et al. Enhanced detection of Doppler-spread targets for FMCW radar [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(4): 2066-2078.

作者简介



晋良念(通信作者), 分别在 1998 年和 2003 年于桂林电子科技大学获得学士学位和硕士学位, 2012 年于西安电子科技大学科技获得博士学位, 现为桂林电子科技大学教授, 主要研究方向为近距离微波/毫米波雷达系统及信号处理。

E-mail: jinglingling5653@sina.com.cn

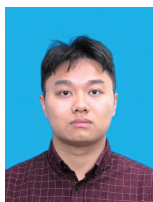
Jin Liangnian (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degree both from Guilin University of Electronic Technology in 1998 and 2003, and Ph. D. degree from Xidian University in 2012, respectively. He is currently a professor at Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research interests include close-range microwave or millimeter-wave radar system and signal processing.



朱皓, 2019 年于桂林电子科技大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向毫米波雷达信号处理。

E-mail: zcar_h@163.com

Zhu Hao received his B. Sc. degree from Guilin University of Electronic Science and Technology in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research direction is millimeter-wave radar signal processing.



王燃, 2017 年于桂林电子科技大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向毫米波雷达信号处理。

E-mail: wrsmzdm@163.com

Wang Ran received his B. Sc. degree from Guilin University of Electronic Science and Technology in 2017. He is currently a M. Sc. candidate Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research direction is millimeter-wave radar signal processing.