

毫米波低空无人机通感波束训练与追踪技术研究

徐媛¹, 李心怡¹, 沈嘉宇¹, 黄崇文¹, 杨照辉¹, 施淑媛², 王建斌²

(1. 浙江大学信息与电子工程学院, 杭州 310027; 2. 中国电信股份有限公司浙江分公司, 杭州 310040)

摘要: 受信息论的启发, 针对毫米波 (millimeter-Wave, mmWave) 低空无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 场景的波束训练与目标定位追踪问题, 分别提出了基于信道编码原理的分层波束训练算法和基于 mmWave 雷达感知的 UAV 目标定位跟踪算法。两种算法具有强鲁棒性和泛化性, 不仅适用于静态和动态场景, 还适用于远场、近场、多智能超表面 (Reconfigurable intelligent surface, RIS) 辅助通信、分布式无蜂窝网络场景, 以及非法 UAV 入侵感知等多种通信与感知场景, 并通过仿真和硬件平台进行测试。信道编码波束训练算法利用编码增益和纠错机制能够大幅提高训练准确率; mmWave 雷达算法结合 Capon 波束形成、恒虚警率 (Constant false alarm rate, CFAR) 检测和基于噪声密度的聚类 (Density-based spatial clustering of applications with noise, DBScan) 实现了 UAV 的检测和跟踪。仿真和硬件测试结果均表明, 本文算法在 mmWave 低空 UAV 场景下能够有效提高波束训练效率和感知定位精度, 为低空经济进一步的繁荣发展提供技术支撑。

关键词: 低空经济; 毫米波通感一体化; 无人机感知; 波束训练; 追踪

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

Research on mmWave Low-Altitude UAV ISAC Beam Training and Tracking Technology

XU Yuan¹, LI Xinyi¹, SHEN Jiayu¹, HUANG Chongwen¹, YANG Zhaohui¹, SHI Shuyuan², WANG Jianbin²

(1. College of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. Hangzhou Branch, China Telecommunication Co., Ltd., Hangzhou 310040, China)

Abstract: Aiming at the problems of beam training and target localization and tracking in millimeter-wave (mmWave) low-altitude unmanned aerial vehicle (UAV) scenarios, inspired by information theory, this paper proposes a hierarchical beam training algorithm based on the channel coding principle and a UAV target localization and tracking algorithm based on mmWave radar sensing, respectively. The proposed algorithms have high generalization and robustness, and are applicable not only to static and dynamic scenarios, but also to far-field, near-field, reconfigurable intelligent surface (RIS) assisted communication, and distributed cellular-free network scenarios, as well as illegal UAV intrusion sensing, etc. The algorithms are also validated through simulations and hardware platform tests. Specifically, the channel coding beam training algorithm can significantly improve the training accuracy by using coding gain and error correction mechanism. The mmWave radar algorithm combines Capon beam formation, constant

false alarm rate (CFAR) detection and density-based spatial clustering of applications with noise (DBScan) to achieve UAV detection and tracking. Both simulation and hardware test results show that these algorithms can effectively improve the efficiency of beam training and the accuracy of sensing and localization in mmWave low-altitude UAV scenarios, providing technical support for the further prosperous development of low-altitude economy.

Key words: low-altitude economy; mmWave integrated sensing and communication (ISAC); UAV sensing; beam training; tracking

引 言

随着全球范围内对低空空域资源的开发和利用,低空经济(Low-altitude economy, LAE)呈现出蓬勃发展的态势,被视为未来经济发展的重要增长点。低空经济由无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)和有人驾驶飞机,如电动垂直起降飞行器(Electric vertical take-off and landing, eVTOL),参与的各种低空飞行活动组成^[1],主要指在低空空域内的商业、科研及公共服务等经济活动,涵盖了UAV配送、空中交通、农业植保、空中巡检和紧急救援等多个领域。其爆发式增长的市场规模不仅为经济发展注入了新的活力,也为相关技术的创新和应用提供了广阔的空间。然而, LAE的成功实施需要UAV在内的所有飞行器的严格安全操作(如无碰撞、提供增值服务),特别是在存在大量飞行器和未授权目标的情况下^[2]。因此,为授权飞行器提供无缝通信和导航,并对低空空域的未授权目标进行无处不在的监视至关重要。但是,传统的监测感知方式存在诸多弊端,无法实现高精度、低时延和全天候的空域监测。

由于低空环境的特点,低空通感一体化(Integrated sensing and communication, ISAC)技术成为解决这一难题的重要手段和强大技术支撑。通过ISAC,地面基站可为授权飞行器提供通信和导航服务,同时感知低空空域以监控未授权目标^[3]。定位技术是这一框架下推动无线通信系统提供高级服务的关键所在^[4],而毫米波(millimeter-Wave, mmWave)的更高载波频率及更宽带宽,以及新一代移动通信中的多输入多输出(Multiple input multiple output, MIMO)技术^[5]更是促进了高精度定位。通常情况下,波束训练主要用于静态物体的定位,而雷达算法可以实现运动物体的跟踪,特别是UAV等低空飞行目标。通过精准的感知和定位,ISAC技术可以实现对低空飞行器的实时监控,及时发现并处理飞行中的异常情况。进一步地,保障UAV飞行的安全性和可靠性,为低空经济提供更加高效、便捷的通信服务,以及为各类应用提供可靠的数据支持和决策依据。

此外,由于mmWave信号容易受到遮挡和衰减的影响^[6],智能超表面(Reconfigurable intelligent surface, RIS)技术也被集成到mmWave ISAC系统中,通过重新配置信号传输行为来提高信道质量和覆盖^[7-8]。具体来说,RIS由大量价格低廉的无源反射天线元件组成^[7],这些元件可动态控制反射/折射系数,以重新配置无线传播环境,帮助在基站(Base station, BS)和用户之间建立虚拟视距(Line-of-sight, LoS)链路^[9]。在低空UAV感知与目标定位中,RIS通过增强信号传播、抑制多路径干扰、提高定位精度以及优化通信链路,显著提升了UAV在复杂环境中的感知与定位能力,特别适用于室内或复杂环境中的目标追踪任务。MIMO和RIS的大量天线数使得波束具有高方向性和窄波束宽度的特点,带来了高空间分辨率,但这也意味着波束训练时,收发机之间波束的对准变得至关重要。即使是微小的对准错误也会导致信号极大的衰减或丢失。此外,还会导致巨大的波束训练开销,这也是mmWave系统感知定位的一个主要问题,在近场条件下尤为突出^[10]。目前,已经存在一些RIS辅助场景下的远场^[9-13]和近场波束训练^[14-17]的研究,但是其准确率和复杂度的性能仍旧有待改进。此外,在UAV通信场景中,

动态目标的定位追踪是实现高效、稳定通信的关键技术之一。然而,由于 UAV 的高速移动性、复杂的环境干扰、以及通信延迟和带宽限制,导致实时定位精度和系统协调性难以保证。动态目标的定位追踪算法在 UAV 通信场景中得到了广泛研究,主要分为基于雷达和射频信号的方法^[18-23]、基于机器学习的方法^[24-30]以及基于滤波的方法^[31-36]。文献[18]采用了基于圆柱形相控阵雷达的 UAV 探测机制,在对比全向扫描时,该系统对 UAV 的检测性能更好。文献[20]通过实验和分析研究了利用低掠射角、表面安装的 24 GHz 双偏振频率调制连续波(Frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达在岩石地形中探测微型 UAV 的方法。文献[21]利用 5G mmWave 部署来检测违规的 UAV,概述了一种新颖的技术和系统设计视角,包括 BS 密度、定向天线和可用带宽等考虑因素。文献[24]提出了一种基于深度学习的创新方法,通过一系列帧来检测和跟踪合作目标,“你只看一次(You only look once, YOLO)”物体检测系统被集成到一个原始处理架构中。在该架构中,由于编队的合作性质,机器视觉算法得到了导航提示的辅助。文献[25]提出了一种基于深度学习技术的物体跟踪新技术,该技术在斯坦福 UAV 和无人驾驶飞行器基准等标准数据集上达到了最先进的性能。通过整合一系列活动,包括关键参数的适当校准、多尺度训练和特征收集,改进了基于区域的卷积神经网络基线,从而增强了所提出的更快基于区域的卷积神经网络框架。文献[31]提出一种新颖的物体显著性感知双正则化相关滤波器,能够抑制边界效应,从而提高追踪器的性能。文献[35]重点研究了无人飞行器导航中基于视觉的障碍物检测和跟踪问题。通过将物体检测和跟踪有效地集成到动态卡尔曼模型中,开发了一种从单目图像序列中实时定位和跟踪物体的策略。文献[36]提出了一种基于多正则化相关滤波器的新型跟踪方法,通过对响应偏差和信道可靠性进行正则化处理,该跟踪器可同时实现平滑响应变化和自适应信道权重分布,从而实现对物体外观变化的良好适应并提高可辨别性。但是,现有的感知定位算法在提高定位精度的同时,往往牺牲了实时性,难以满足高速移动场景的需求,且多针对特定场景设计,缺乏对复杂环境的普适性。本文针对融合 RIS 和低空 UAV 的 ISAC mmWave 场景,受到信息论的启发,提出了基于信道编码原理的分层波束训练算法,并在此框架下进一步提出了基于哈希的低复杂度高精度波束训练算法,可以实现在辐射远场和近场、多 RIS 辅助和无 RIS 辅助、分布式无蜂窝网络场景等多种模型下对相对静态用户和 UAV 的定位,而对于运动中的 UAV,进一步提出了基于 mmWave 雷达的 UAV 跟踪算法,对非法 UAV 进行实时检测和跟踪。仿真和硬件测试结果表明,在三 RIS 三用户仿真条件下,本文算法将波束训练准确率提升了 20%,同时将训练开销降低到对数级别;在低空微型 UAV 场景中,本文目标定位追踪算法可以达到毫米级误差的精度。以上算法皆通过硬件平台测试,具有较高的泛化性和鲁棒性。

1 毫米波低空无人机通感场景建模

考虑一个下行 ISAC mmWave 低空 UAV 小区,其中分布着 1 个 ISAC BS、1 个 RIS、多个 UAV 和多个用户。如图 1 所示,ISAC 基站配备一个由 M 根天线组成的均匀平面阵列(Uniform planar array, UPA)。基站可以对场景中的 K 个单天线用户与 UAV 进行感知和通信,每个 UAV 配备一个有 N_r 个天线的 UPA。基站与一部分用户之间的直接链路被障碍物阻挡,为了辅助这部分用户的信号传输,RIS 被部署以建立反射链路,它配备一个由 N 个单元组成的 UPA。

由 BS 发送通过直射路径到达用户 k 的信号可表示为

$$y_k = \sqrt{P} \mathbf{h}_k^H \mathbf{v}_k x_k + n_k \quad (1)$$

当直射路径被遮挡时,由 RIS 辅助 BS 和用户 k 通信,则 BS 发送并通过 RIS 反射到达用户 k 的信号可表示为

$$y_k = \sqrt{P} (\mathbf{g}_k^H \mathbf{\Theta} \mathbf{h}_0) \mathbf{v}_k x_k + n_k \quad (2)$$

式(1,2)中: $x_k \in \mathbb{C}$ 和 $\mathbf{v}_k \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 分别表示基站发送给第 k 个用户或 UAV 的信号和相应的波束成形向量;

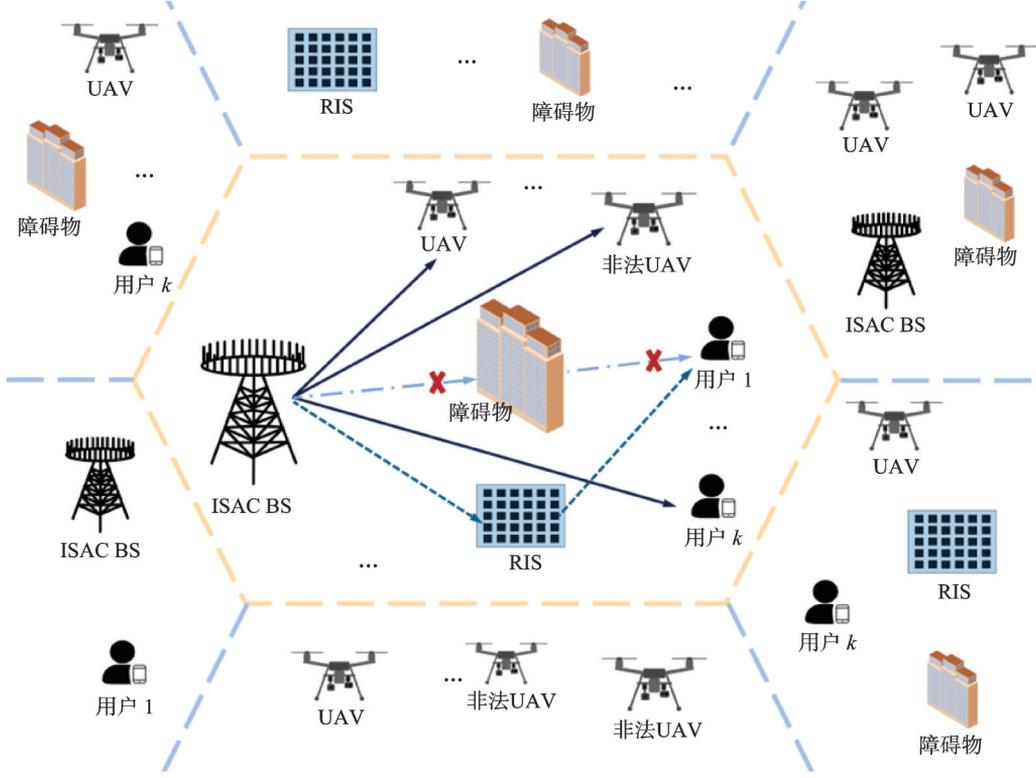


图1 RIS辅助的下行ISAC mmWave低空UAV场景

Fig.1 RIS-assisted downlink ISAC mmWave low-altitude UAV scenarios

$\mathbf{h}_k \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, $\mathbf{h}_0 \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 和 $\mathbf{g}_k \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 分别表示从BS到用户 k 的直射路径、BS-RIS-用户 k 反射路径中从BS到RIS和从第 k 个用户到RIS的有效信道; P 为基站发射功率; $n_k \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$ 表示加性白高斯噪声, σ_n^2 为噪声功率; RIS的反射向量定义为 $\boldsymbol{\Theta} \triangleq \text{diag}([e^{j\psi_1}, e^{j\psi_2}, \dots, e^{j\psi_N}]) \in \mathbb{C}^{1 \times N}$, 其中 ψ_n 表示第 n 个元素的相移。

特别地, mmWave 通信信道通常遵循几何模型^[37]。因此, 信道 \mathbf{h}_k , \mathbf{h}_0 和 \mathbf{g}_k 可以分别表示为

$$\mathbf{h}_k = \tilde{\mathbf{h}}_k \mathbf{a}_B(\phi_k^i, \theta_k^i) \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_0 = \tilde{\mathbf{h}}_0 \mathbf{a}_B(\phi^i, \theta^i) \mathbf{a}_R(\phi^r, \theta^r) \quad (4)$$

$$\mathbf{g}_k = \tilde{\mathbf{g}}_k \mathbf{a}_R(\phi_k^i, \theta_k^i) \quad (5)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}}_k$, $\tilde{\mathbf{h}}_0$ 和 $\tilde{\mathbf{g}}_k$ 分别表示BS-用户 k 信道、BS-RIS信道和RIS-用户 k 信道的复增益; ϕ^i, θ^i (ϕ^r, θ^r) 分别表示BS-RIS链路在BS(RIS)侧的俯仰角和方位角; ϕ_k^i 和 θ_k^i 分别表示RIS(BS)-用户 k 链路在RIS(BS)侧的俯仰角和方位角; \mathbf{a}_B 和 \mathbf{a}_R 分别表示BS和RIS的阵列转向矢量。对于具有 $N = N_h \times N_v$ 根天线的UPA, 其中 N_h 和 N_v 分别代表水平和垂直阵元的数量, 省去角度上标, 近场转向矢量可以近似为^[38]

$$\mathbf{a}(\phi, \theta) = \begin{bmatrix} 1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda_c} \left(d_s \cos\phi + \frac{d_s^2 \sin^2\phi}{2r} \right)}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda_c} \left((N_v - 1) d_s \cos\phi + \frac{(N_v - 1)^2 d_s^2 \sin^2\phi}{2r} \right)} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda_c} \left(d_s \cos\theta \sin\phi + \frac{d_s^2 (1 - \cos^2\theta \sin^2\phi)}{2r} \right)}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda_c} \left((N_h - 1) d_s \cos\theta \sin\phi + \frac{(N_h - 1)^2 d_s^2 (1 - \cos^2\theta \sin^2\phi)}{2r} \right)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $j = \sqrt{-1}$ 为虚数单位; r 表示收发端阵列中心之间的距离; λ_c 表示中心波长; d_a 表示天线间距。类似地, 远场转向矢量可表示为

$$\mathbf{a}(\phi, \theta) = \left[1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda_c} d_a \cos\phi}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda_c} d_a (N_c - 1) \cos\phi} \right] \otimes \left[1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda_c} d_a \cos\theta \sin\phi}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda_c} d_a (N_h - 1) \cos\theta \sin\phi} \right] \quad (7)$$

2 毫米波低空无人机波束训练与目标追踪

本文研究 ISAC mmWave 场景中的用户和低空 UAV 感知定位问题, 对于相对静态的用户和 UAV, 提出了基于信道编码的分层波束训练算法, 可以涵盖辐射远场和近场、多 RIS 辅助和无 RIS 辅助、分布式无蜂窝通感等多种场景。对于运动状态的感知目标, 也提出了基于 mmWave 雷达的 UAV 跟踪算法, 对非法 UAV 进行实时检测和跟踪。

2.1 基于信道编码的分层波束训练算法

文献[39]证明了远场的分层波束训练问题和信道编码的对偶性, 揭示了分层波束训练问题可以转化为设计信道编码, 从而能够利用编码增益。受此启发, 面向近场场景的二维分层波束训练问题也可以转化为信道编码的问题。同时, 利用合适的纠错码, 可以从中得到编码增益。下面将具体介绍基于纠错码的多臂波束训练理论与方法。

首先分别介绍信道编码问题和波束扫描问题的模型。信道编码中存在一个编码函数 f 和解码函数 g 。编码函数 f 将信号 $u \in U$ 映射为码字 $x = f(u) \in \mathcal{X}^n$, 其中 U 为所有待编码信号的集合, \mathcal{X} 为编码的输出字母表, n 为编码长度。信道将用于传输的编码序列 x 随机映射为接收序列 $y \in \mathcal{Y}^n$, 其中 \mathcal{Y} 为接收的字母表。最终, 解码函数 g 将接收序列 y 映射为信号 $\hat{u} = g(y)$ 。其中, 期望 $P(u = \hat{u})$ 接近于 1。信号的所有可能数量 $|U|$ 决定了负载比特数量 $e = \log_2(|U|)$, 则码率定义为 $R = \frac{e}{n}$ 。那么就可以概括信道编码问题为将 e 比特转化为 n 个信道输入符号, 再从 n 个信号输出符号中恢复得到 e 比特的信息。

波束训练则是通过基站发送预先设计的多臂波束训练分层码本 C 之后, 根据接收到的用户反馈信号得出最优的码字和用户的位置。对于一个 M 层的波束训练方案而言, 可以定义分层码本 $C = \{C(l, b) \in C^N, l \in \{1, 2, \dots, M\}, b \in \{1, 2, \dots, b_l\}\}$, 其中 b_l 表示第 l 层的多臂波束码字数量。 $C(l, b)$ 由 $V(l, b) \in C^J$ 决定, $V(l, b)$ 是长度为 J 的比特流, 表示该多臂波束码字由哪些单波束码字合成。此处, 当 $M = \log_2 J$ 时, 即为二分分层波束训练方案。事实上, 从信息论的角度, 因为用户从每层的波束训练中只能知道 1 比特的信息, 所以可以得出 $M \geq O(\log_2 J)$ 。

信道编码问题中的负载比特数对应的信号空间的大小为 2^e , 实际上就对应了近场波束训练问题中的码本维度大小, 或者说扫描的采样点数 J 。信道对应了实际的物理信道, 接收端对应用户端。编码函数对应分层训练的码本设计, 解码函数对应根据用户反馈进行判决。综上, 事实上信道编码和分层波束训练在设计上具有一致性, 可以利用现有信道编码中纠错码的编码增益和纠错机制来设计分层波束训练, 进而设计低复杂度、高准确率方案。

基于信道编码的分层波束训练设计如图 2 所示。令极域码本的采样规模 $J = 2^e$, 不足补零, 则码本的大小为 2^e , 即有 2^e 个近场空间采样点数, 用户可能出现在这中间的任意一点。记 $u^{1 \times e} \in U$ 为传输的信息, 其中 $|U| = 2^e, \log_2 |U| = e$, 即用 u 这一 e 比特的信息载体来记录用户所在的位置的采样点编号。需要做的是在 2^e 规模的空間中找到正确的 u 。下面设计分层波束来实现这个目标。

首先遍历空间 U , 将所有信息通过编码函数 f 编码 $X = f(U)$ 得到编码矩阵 $X^{2^e \times n} = \{x_1, x_2, \dots, x_{2^e}\}$, 其中 n 为编码的长度, 共计 2^e 个编码比特流。下面将通过设计 n 层码本, 使得完成 n 层码本的扫描之后, 分析用户的反馈比特流 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 得到正确的接收编码比特流 $y =$

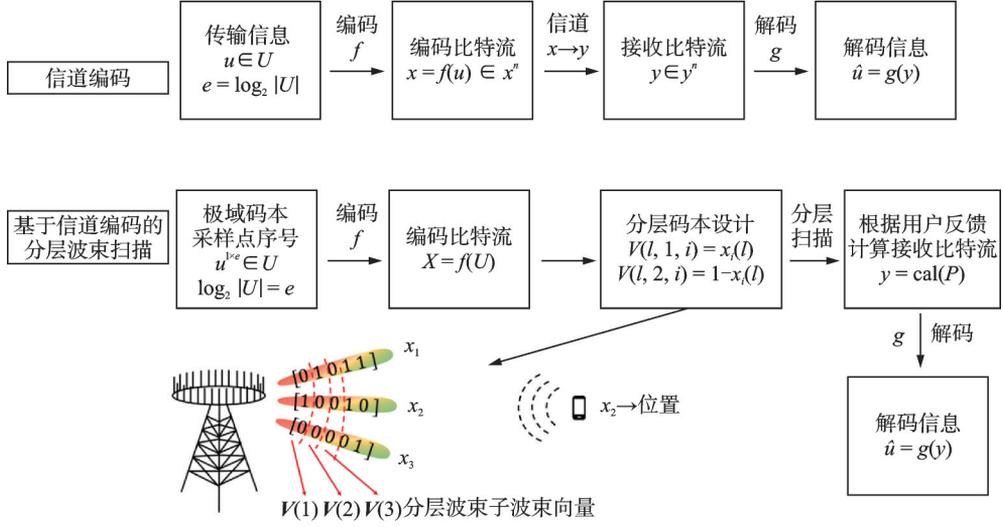


图2 基于信道编码的分层波束训练设计示意图

Fig.2 Schematic of layered beam training design based on channel coding

$\text{cal}(\mathbf{P})$,之后通过解码函数 g 得到传输信息 $\hat{u} = g(y)$,即用户所处的采样点编号。

n 层码本中每一层的码本由两个互补多臂波束码字组成,分别记为 $C(l, 1), C(l, 2)$,其中 l 为层数序号。多臂波束码字的子波束组成向量记为 $V(l, 1)$ 和 $V(l, 2)$ 。若 $V(l, 1, i) = 1$,则表明第 l 层的第 1 个多臂波束码字包含了子波束 w_i , $V(l, 1, i) = 0$ 则表示不包含,其中 i 表示子波束 w_i 在单波束码本 \mathcal{U} 中的下标。由于同一层的两个多臂波束码字是互补的,所以始终满足 $V(l, 1, i) + V(l, 2, i) = 1$ 。如图 2 所示,每层多臂波束码字的子波束组成向量设计如下

$$V(l, 1, i) = x_i(l) \quad i = 1, 2, \dots, 2^k; l = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$$V(l, 2, i) = 1 - x_i(l) \quad i = 1, 2, \dots, 2^k; l = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

这样设计可以使得通过第 l 层多臂波束扫描,分析用户的反馈 P_l 得到正确的传输编码 x 的第 l 个数 $y(l)$ 。如此经过 n 层扫描,就可以得到完整的传输编码 y 。由于多臂波束码字会带来波束宽度的增加和增益的降低以及噪声等因素,导致某一层扫描可能会得到错误的传输编码值,这等同于传统的编码经过信道的映射后发生了变化。这会影响到后续的恢复传输的信息 u 。因此此处可以基于所选择编码方式的纠错机制,对得到的完整传输编码进行纠错,得到最终的接收比特流 y 。之后进行解码函数解码,即 $g(y) = \hat{u}$ 。这样就得到了扫描的结果,即对应单波束码字下标的比特流形式。

本质上,基于纠错码的多臂波束扫描方案是在用常数项的时间复杂度换取最终的准确率。由于选择的编码方式不一定能够覆盖所有的空间 U ,即无法做到 $2^e \geq J$,所以需要执行多次扫描,综合取最优的码字。因为每层只扫描了两个多臂波束码字,所以时间复杂度为 $O(n \times z)$,其中 n 为所选择编码的长度, z 为重复的次数。重复的次数满足 $z = \frac{J}{2^e}$,因此时间复杂度可以化简为 $O\left(n \frac{J}{2^e}\right)$ 。从信息论的角度可以知道 n 需要满足 $n \geq \log_2 J$ 。通过利用信道编码的“自校正”能力,即使上层的宽波束导致错误判决,也可以获得正确的波束成形角度索引,所以该方案既可以获得编码增益带来的训练开销优势,又可以比普通的多臂扫描增加纠正的机制,提高准确率。

为了使得编码的纠错效果更好,可以对近场码本进行重排列,重排列之后每个分块中的近场码字之间的相关性越小,最终获得的波束训练准确性就越高。在分层波束训练中,码本重排列的核心目标

是通过调整码字的空间分布特性,增强相邻层级码本之间的纠错关联性。主要包含两个设计原则:(1)通过离散化高相关性码字的分布最小化码字相似性冲突;(2)最大化纠错码的检错冗余:结合信道编码的校验位设计,使码本排列满足编码约束条件(如汉明码的奇偶校验矩阵),提升错误路径的检测概率。

具体来说,码本重排列可以通过引入混合距离函数,即

$$D(c_i, c_j) = \alpha d_{\text{ang}}(c_i, c_j) + (1 - \alpha) d_{\text{Hamm}}(E(c_i), E(c_j)) \quad (10)$$

式中: d_{ang} 为码字 c_i 和码字 c_j 对应波束方向图主瓣夹角距离; d_{Hamm} 为经过编码 $E(\cdot)$ 后的汉明距离; α 为权重系数。按照距离度量对码字进行重排列,可以执行如下简单的步骤:选择一个起始码字,通常是从码本中随机选择或根据某些启发式规则选择(例如,选择距离其他码字最远的码字作为起始);接下来,选择距离当前选择的码字最远的一个码字,并将其添加到当前生成的码字序列中;继续重复这个过程,直到所有的码字都被加入到生成的序列中。在这个过程中,为了保证纠错码校验发挥作用,需要在码字索引中嵌入编码的校验位(如汉明码的冗余位),并确保重排列后校验位分布满足最小码距要求。因此,由于错误路径隔离和解码增益,基于信道编码的分层波束训练可以提高训练精度,其中前者通过码字空间离散化,可以降低单节点对于整体训练的误差影响;后者则通过有效的校验位分布设计,可以提高纠错码的纠错能力,有效提高训练的鲁棒性。

此外,在此通用框架下,还可以设计出基于哈希多臂波束的低复杂度高准确率训练算法,可适用于多RIS辅助场景。由于BS和RIS的位置是固定的,BS-RIS信道的波束成形可以被预定义,本文集中研究RIS-用户/UAV信道中RIS侧的波束训练问题。由于采用多臂波束训练的方式能够大大降低扫描次数,本文设计哈希函数对采样点序号 $U = \{0, 1, \dots, J-1\}$ 进行编码操作,用上述单波束码字为所有RIS生成不同的多臂波束扫描码本:具体来说,为了将单波束的码字索引 $U = \{0, 1, \dots, J-1\}$ 划分为 B 个桶,本文构建了哈希函数 $f_h: U \rightarrow \mathcal{X}$ 。键值 $\forall u \in U$ 是哈希函数的输入,输出为 $b \in \mathcal{X} = \{0, 1, \dots, B-1\}$ 。此外,本文根据k-wise独立性定理^[39]生成一系列哈希函数 $\mathcal{H} = \{f_{h_1}, f_{h_2}, \dots, f_{h_{|H|}}\}$,可以保证每个哈希函数都能提供独立的信息,确保了这些码字索引划分的结果的不相关性,这对后续解码过程至关重要。

接下来,具体的编码过程为,从生成的 \mathcal{H} 中选择哈希函数 $f_h(u)$ 来确定多臂波束的组合模式。将输出结果相同的索引归类为一个多臂波束,即

$$d_b = \{uf_h(u) = b, u \in U\} = [d_b^1, d_b^2, \dots, d_b^R] \quad (11)$$

式中每个多臂波束包含 $R = J/B$ 个单波束,因此哈希函数产生的所有多臂波束的组合为

$$D = [d_1; d_2; \dots; d_B] \quad (12)$$

然后,可以联合设计各天线的响应,形成波束图案。

为确保精确的波束训练结果,本文总共采用了 \mathcal{S} 轮哈希散列。当有多个RIS存在的条件下,每个RIS随机选择 \mathcal{S} 个不同的哈希函数 $f_{h_1}, f_{h_2}, \dots, f_{h_s}$,从而得到 \mathcal{S} 组多臂波束组合 D_1, D_2, \dots, D_s 和对应的多臂波束码本 $\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, \dots, \tilde{C}_s$ 。如算法1所示,在扫描阶段,BS发送训练符号,每个RIS接收后遍历地使用一个多臂波束将信号反射到空间中,最后由用户接收。值得注意的是,哈希结果的独立性保证了RIS可以实现同时扫描,因此总的扫描时间为 $Q = B\mathcal{S}$ 个符号持续时间,与传统的轮流扫描方式相比大大降低了复杂度。

算法1 基于哈希多臂波束的低复杂度高准确率训练算法

输入:所有RIS的多臂波束 D_1, D_2, \dots, D_s
 对应的多臂波束码本 $\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, \dots, \tilde{C}_s$
 哈希训练轮数 \mathcal{S}
 总的扫描时隙数 $Q = B\mathcal{S}$

功率阈值 ϵ

输出: 每个 RIS 相对于用户的对准方向 $\gamma_i^k \in U$

- (1) for $q = 1 \rightarrow Q$ do
- (2) BS 发送训练符号, 每个 RIS 接收后遍历地使用 $\tilde{C}_1, \tilde{C}_2, \dots, \tilde{C}_S$ 将信号反射;
- (3) 用户 k 将接收信号功率 $\mathbf{P} = [P(1,1), P(1,2), \dots, P(s,b), \dots, P(S,B)]$ 记录并计算 SNR;
- (4) $i = 1$;
- (5) while (剩余信号功率 $> \epsilon$) do
- (6) 按 SNR 值降序排列, 取第 $(i-1)S + 1$ 到第 iS 个值对应的时隙序号 $q =$

$$\text{index} \left\{ \max_{(i-1)S+1:iS} \mathbf{P} \right\};$$

- (7) 对于每个 RIS 第 q 个时隙的多臂波束 $D(q, :)$ 中的子波束都执行投票操作;
- (8) 第 i 强的 RIS 相对于用户 k 的方向 $\gamma_i^k \leftarrow$ 最高票数的子波束下标。

至此, 每个用户可以得到 Q 个接收信号功率, 表示为向量形式 $\mathbf{P} = [P(1,1), P(1,2), \dots, P(s,b), \dots, P(S,B)]$ 。这里, 测量值 $P(s,b)$ 表示第 s 轮哈希散列时所有 RIS 用各自码本的第 b 个多臂波束反射(对应于第 $q = (s-1)B + b$ 个符号持续时间), 用户能接收到的信号功率。

对于每个用户来说, 后续的解码都以同样的步骤同时进行。对于用户 k , 假设其接收到的 $P(s,b)$ 包含由 I_k 个 RIS 反射后叠加的信号, 由于每个 RIS 反射路径的衰减不同, 本文假设从不同 RIS 反射的信号的信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)按降序排列, $\text{SNR}_{1,k} > \text{SNR}_{2,k} > \dots > \text{SNR}_{I_k,k}$ 。为了识别出不同 RIS 对用户 k 的对准方向, 本文对 Q 个接收信号的 SNR 值进行解复用, 分离出由不同 RIS 反射的信号: 最大 S 个 SNR 值对应于 RIS 1 反射路径, 次最大的 S 个 SNR 值对应于 RIS, 以此类推, 直到其余时隙的 SNR 接近于 0, 即接收信号只包含噪声或者干扰信号。这里不会用到接收信号的相位信息或信道状态信息, 只根据接收信号的 SNR 值进行。

最后, 只需要根据解复用得到的额外有用信息进行投票, 就能够得到辅助用户通信的 RIS 对用户 k 的最佳对准方向。具体来说, 对于第 i 强的 RIS, 取第 $(i-1)S + 1$ 到第 iS 个 SNR 值对应的时隙序号 $q = \text{index} \left\{ \max_{(i-1)S+1:iS} \mathbf{P} \right\}$, 对于每个 RIS 第 q 个时隙的多臂波束 $D(q, :)$ 中的子波束都执行投票操作, 票数最高的 RIS 和序号即为第 i 强的 RIS, 以及该 RIS 对用户 k 的最佳对准方向下标。

图 3 展示了在有两个 RIS 辅助的情况下多轮投票机制的示意图。图 3 空间方向被分解为 16 个方向, 每个 1×4 表格代表一次多臂波束编码的结果, 其中 16 个方向被分成 4 个多臂波束, 对应 4 个单元, 每个多臂波束包含 4 个子方向。假设对于用户 k , RIS 1 的信号从方向 3 到达, RIS 2 的信号从方向 5 到达。为了便于说明, 轮数设为 $S = 2$ 。标记为橙色的时隙, 即 $q = 2$ 和 $q = 8$, 对应于每次编码中接收信号功率最大的多臂波束, 包含来自最强 RIS 反射路径的信号。标记为蓝色的时隙(即 $q = 1$ 和 $q = 7$)具有第二高的接收信号功率, 包含来自第二强 RIS 的信号。然后, 本文对每个 RIS 的橙色多臂波束内的方向进行投票。结果发现, RIS 1 中的方向 3 得票最多, 表明 RIS 1 是能提供最强反射的 RIS, 与用户 k 的对应方向是 3。在接下来的投票过程中, 除 RIS 1 外, 本文对 RIS 2 的蓝色标记的多臂波束进行投票, 确定 RIS 2 是能提供次强反射的 RIS, 相对于用户 k 的方向为 5。

2.2 基于毫米波雷达的无人机通感跟踪算法

本文提出的 UAV 检测与跟踪算法框架如图 4 所示, 主要包括距离-方位角图的生成、目标检测和点云聚类 3 个部分。

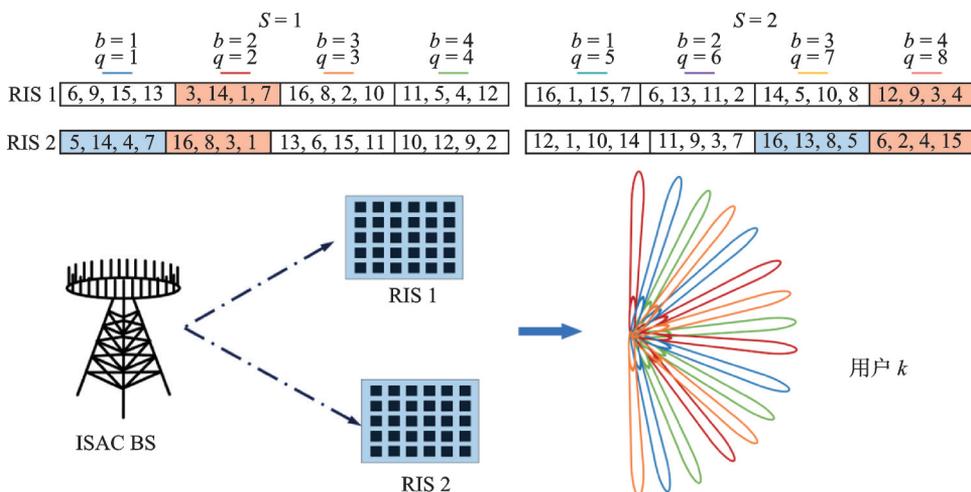


图3 多轮投票示意图

Fig.3 Schematic diagram of multiple rounds voting

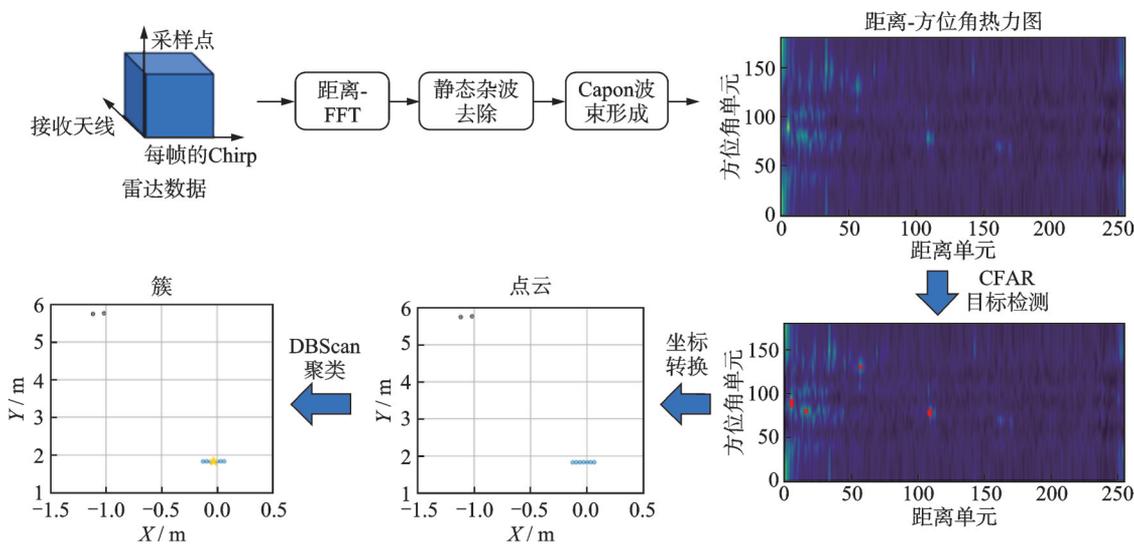


图4 UAV检测与跟踪的算法框架

Fig.4 Framework for UAV detection and tracking algorithm

首先,对雷达数据的快时间维进行快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT),以得到目标的距离信息。接着,用谱减法去除静态杂波的干扰。对于FMCW-MIMO雷达,一般通过计算中频信号的角度-FFT来进行角度估计。但FFT方法的角度分辨率受限于接收天线数量和天线阵列单元之间的间隔,分辨率较小。因此,本文选择使用Capon波束形成方法来进行到达角估计,以实现更高的分辨率。Capon波束形成方法通过最小化波束输出功率的同时保持对期望信号的无失真响应,实现对特定方向信号的增强和干扰的抑制。其核心思想是构建一个加权向量,使得波束对干扰方向具有最低的功率响应。具体实现中,Capon方法首先估计接收信号的协方差矩阵 R ,然后根据天线阵列构造转向矢量,通过扫描不同角度求解谱值的最大化位置,从而获得信号的到达角。协方差矩阵 R 的计算受到信号噪声比的影响,需要进行前后向平滑,以确保估计的稳定性。本文中配置方位角的视场 φ_{FOV} 为 90° ,步进角

度大小 φ_{step} 为 1° , 据此方位角的转向矢量计算公式为

$$\mathbf{a}(\varphi_i) = [e^{-j\pi \sin \varphi_i}, e^{-j\pi 2 \sin \varphi_i}, \dots, e^{-j\pi N_r \sin \varphi_i}]^T \quad i = 0, 1, \dots, N_A - 1 \quad (13)$$

式中: 扫描角度 $\varphi_i = -\varphi_{\text{FOV}} + i\varphi_{\text{step}}$; N_r 为接收天线个数; 转向矢量个数 $N_A = \frac{2\varphi_{\text{FOV}}}{\varphi_{\text{step}}}$ 。

计算每个角度上的输出功率, 得到角度谱为

$$P(\varphi) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\varphi) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\varphi)} \quad (14)$$

经过距离-FFT 和 Capon 波束形成后, 得到距离-方位角图。

为了找到自适应功率阈值以检测目标, 本文选择使用恒虚警率 (Constant false alarm rate, CFAR) 算法进行目标检测。CFAR 算法的核心思想是根据背景噪声的动态变化, 自适应地调整检测阈值, 以保持恒定的虚警率。具体来说, CFAR 通过在目标检测的测试单元周围选择一组邻域单元, 用于估计背景噪声的功率水平, 并排除与测试单元相邻的保护单元以防止目标信号的影响。基于噪声估计结果, CFAR 设置一个由缩放因子控制的检测阈值, 只有当测试单元的信号强度超过该阈值时, 才被认为是目标信号。通过调整参数如窗口大小和缩放因子, 进一步优化性能以适应 UAV 检测的场景。本文使用 CA-CFAR, 设置噪声单元窗口长度 l_n 为 16, 保护单元窗口长度 l_g 为 3, 阈值偏移量 δ 为 2.5。对于当前的测试单元 i , 阈值 θ 计算如下

$$\theta = \frac{1}{2l_n} \sum_{j \in \mathcal{N}} x(j) + \delta \quad (15)$$

式中噪声单元集合 $\mathcal{N} = [i - l_g - l_n, i - l_g - 1] \cup [i + l_g + 1, i + l_g + l_n]$ 。在距离-方位角图的两个维度上分别应用一次 CFAR, 识别出目标。

经过目标检测后识别出点云数据, 需要对点云进行聚类以区分出不同的目标簇, 并根据簇的质心作为该目标的坐标位置。本文使用基于噪声密度的聚类 (Density-based spatial clustering of applications with noise, DBScan) 方法, 它的核心思想是通过定义数据点的邻域范围 ϵ 和密度阈值, 将点云中密度较高的区域聚合为簇, 同时将稀疏区域识别为噪声。对于点云数据, DBScan 能够有效处理不同形状和分布的目标, 通过计算每个点的邻域内点的数量, 判定其为核心点、边界点或噪声点。核心点形成簇的核心区域, 边界点通过密度可达性扩展簇, 而噪声点则不参与聚类。这种方法不需要预先确定簇的数量, 且对点云中的噪声和异常值具有较强的鲁棒性。DBScan 算法的流程如算法 2 所示。经过 DBScan 算法得到多个簇后, 本文选择其中最大的簇作为 UAV 目标, 簇的质心作为 UAV 的位置坐标。

算法 2 DBScan 算法

输入: 经 CFAR 算法并转换到笛卡尔坐标系下的数据点

输出: 簇划分 C

- (1) 初始化簇编号 $C \leftarrow 0$; 所有数据点标记为未访问
- (2) while (存在数据点 $p \in D$ 未被访问) do
- (3) 将 p 标记为已访问;
- (4) 获取 p 的邻域 $N_\epsilon(p) = \{q \in D | \text{distance}(p, q) \leq \epsilon\}$;
- (5) if ($N_\epsilon(p)$ 中的点数 $<$ 密度阈值 MinPts) do
- (6) 标记 p 为噪声点;
- (7) else $C \leftarrow C + 1$; 将 p 添加到簇 C 中;

- (8) for $q \in N_\epsilon(p)$ 并且 q 未被访问过 do
- (9) 将 q 标记为已访问;
- (10) 获取 q 的领域 $N_\epsilon(q)$;
- (11) if ($N_\epsilon(q)$ 中的点数 \geq MinPts) do
- (12) 将 $N_\epsilon(q)$ 加入 $N_\epsilon(p)$;
- (13) if (q 尚未被分配到任何簇) do
- (14) 将 q 添加到簇 C 。

3 数值仿真实验

为了验证前文所提出的两种定位算法,本文分别基于 UAV、mmWave 相控阵和雷达感知模块等设备构建了原型验证系统。

3.1 基于信道编码的分层波束训练算法实验结果

图 5 和图 6 仿真了不同汉明码分块和卷积码分块的采样规模下的测试结果,其中作为对比的基准测试为近场穷举波束训练和远场穷举波束训练。测试的近场波束编码训练有基于汉明码的版本和基于卷积码的版本,由于将采样规模覆盖到整个近场码本的时候,纠错效果无法发挥有效作用,因此将整个码本通过随机排列后再分块进行编码波束训练。仿真结果表明,不同编码方式对波束训练结果的增益不同,卷积码在同等码长下优于汉明码。随着分块码本规模的增大,训练效果逐渐变差;而较小的分块码本规模则能增强编码近场波束训练的纠错性能,其中卷积码展现出更强的纠错能力。

在图 5 中,汉明码和卷积码的分块采样规模分别为 16 和 64,两者的训练结果相近,但卷积码的训练开销仅为汉明码的 1/4,体现了其更高的纠错效率。而在图 6 中,当卷积码的分块采样规模增至 256 时,其性能显著下降,进一步验证了分块采样规模对训练效果的重要影响。仿真结果还表明,更强的编码方案(如卷积码)对近场编码波束训练的增益更为显著,但分块码本规模的增大会导致性能下降。因此,在设计分层编码波束训练时,需在分块码本规模(即训练开销)与训练准确度之间进行权衡。

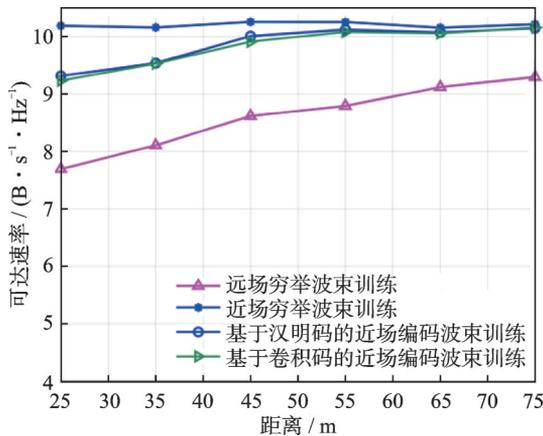


图 5 汉明码分块采样规模 $J=2^4=16$ 、卷积码分块采样规模 $J=2^6=64$ 的测试结果

Fig.5 Test results with sampling scale of Hamming code chunks $J=2^4=16$ and sampling scale of convolutional code chunks $J=2^6=64$

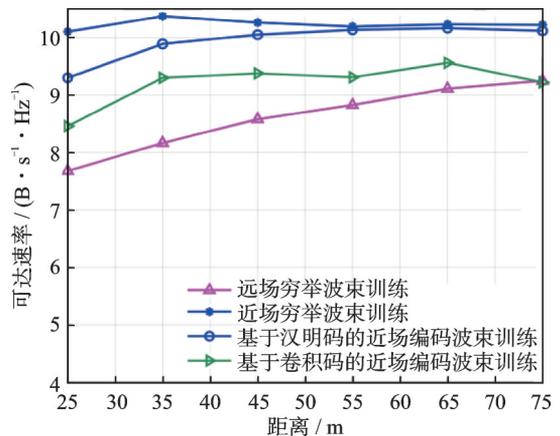


图 6 汉明码分块采样规模 $J=2^4=16$ 、卷积码分块采样规模 $J=2^8=256$ 的测试结果

Fig.6 Test results with sampling scale of Hamming code chunks $J=2^4=16$ and sampling scale of convolutional code chunks $J=2^8=256$

3.2 基于哈希的低复杂度高精度波束训练算法实验结果

本节将介绍哈希多臂波束训练方法的仿真结果,其中用户数和 RIS 数都设定为 3。图 7 仿真了当空间方向数固定为 32 时 SNR 对波束识别准确率的影响。从图中可以看出,随着 SNR 的增加,噪声的影响逐渐减小,从而提高了 4 种方法的识别准确率。当 SNR 超过 0 dB 时,准确度趋于饱和。值得注意的是,当波束数 $B \geq 2$ 时,本文算法始终优于其他 3 种方法,尤其是在低 SNR 时。例如,当波束数 $B = 8$ 时,本文算法能达到约 97.5% 的准确率,与现有方法相比至少提高了 20%。

图 8 仿真了方向数与波束训练开销之间的关系。本文将 SNR 设定为 5 dB,识别准确率设定为 60%。穷举、分层和等间隔多臂波束 (Equally interval multi-arm beam, EIMB) 训练法需要交替训练,而本文提出的哈希多臂波束训练算法是同时训练的,其复杂度不会随着 RIS 或用户数量的增加而增加。可以看出,哈希多臂波束训练算法的复杂度是对数级的,这大大降低了传统方法的训练开销。值得注意的是,虽然当准确率为 60% 时分层训练法的复杂度较低,但从图 7 中可以看出,这种方法将准确率限制在了 75%。

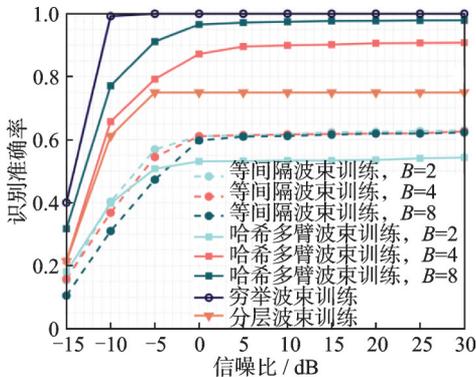


图7 不同训练方法的波束识别准确率与 SNR 的关系

Fig.7 Beam identification accuracy versus SNR by different training methods

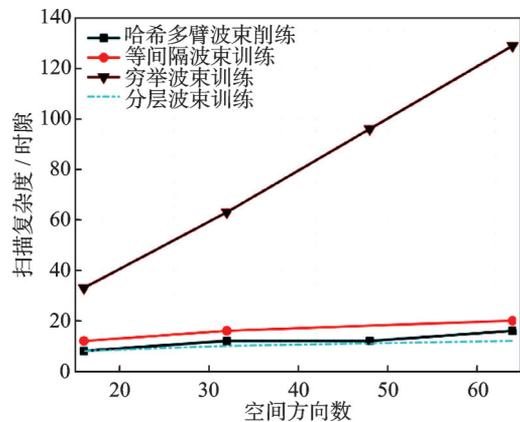


图8 波束训练开销

Fig.8 Overhead of beam training

3.3 基于毫米波雷达的无人机通感跟踪算法实验结果

本文选用 DJI Mini4 Pro 四旋翼 UAV 作为低空经济场景中的非法 UAV,以对其进行检测与跟踪。该 UAV 具有多个模块,包括惯性测量单元 (Inertial measurement unit, IMU)、视觉传感器和 GPS 等,可以提供 UAV 的高度、与返航点的距离等定位信息。该四旋翼 UAV 展开 (含桨叶) 后的尺寸为长 298 mm × 宽 373 mm × 高 101 mm,属于微型 UAV,检测难度较大。

本文所使用的雷达感知模块为德州仪器 (Texas Instruments, TI) 公司的 IWR6843ISK。该雷达评估板上有 3 个发射天线,4 个接收天线。本实验中,3 个发射天线以时分复用的方式轮流发射 FMCW 信号,发射信号的起始频率为 60.25 GHz,带宽为 1.92 GHz,4 个接收天线均接收反射信号,帧周期为 300 ms。使用 TI 配套的 DCA1000EVM 数据采集板获取雷达采集到的原始 ADC 数据,然后通过网线传输到电脑上做进一步的处理。实验场景如图 9 所示,本实验的笛卡尔坐标系以雷达为原点,UAV 前进方向为 y 轴。图 10 测试了 3 种运动轨迹下的跟踪性能,3 个轨迹分别为水平左右飞行、水平前后飞行与垂直上下飞行。其中水平左右飞行和水平前后

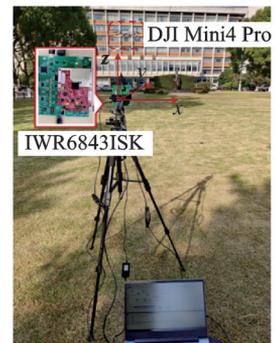


图9 实验场景

Fig.9 Experiment scenario

飞行时,UAV 的高度确保与雷达的高度保持一致。

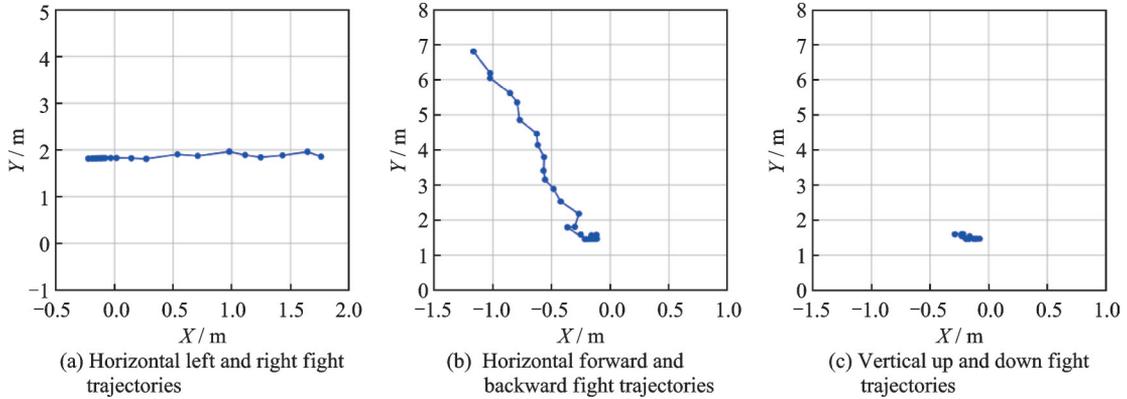


图 10 3种运动轨迹的跟踪曲线

Fig.10 Tracking curves for three motion trajectories

使用 UAV 日志解析工具可以得到带有时间戳的 UAV 位置,该位置信息作为本文性能评估的参考值。考虑到 UAV 日志的时间戳间隔与雷达信号的帧率不同,为便于计算轨迹上每个点的误差,对参考值进行插值。通过计算轨迹上每个点到原点的距离,得到径向距离的平均误差,如表 1 所示。为展示本文算法的有效性,图 11 将本方法与 FFT、多重信号分类(Multiple signal classification, MUSIC)算法进行了比较。实验结果表明,本方法在性能上明显优于 FFT 算法,并且能够达到与 MUSIC 算法近似的效果。然而, MUSIC 算法的计算量较大,运行时间久,难以实现实时的跟踪结果输出,而本方法在实时性和跟踪精度上能达到较好的平衡。此外,本方法在 UAV 水平左右飞行和垂直上下飞行的情况下,定位误差均在分米级范围内。然而,在水平前后飞行场景下,误差相对较大。图 12 展示了该场景下 3 种方法误差的累计分布函数。经分析,主要原因在于 UAV 飞行过程中高度位置发生变化,而本文方法仅对方位角进行了估计,未对仰角进行估计,从而导致轨迹预测结果存在较大误差。

表 1 不同轨迹下的跟踪误差

Table 1 Tracking error under different trajectories

轨迹类型	径向距离的平均误差/m
水平左右飞行	0.25
水平前后飞行	0.02
垂直上下飞行	0.19

此外,本方法在 UAV 水平左右飞行和垂直上下飞行的情况下,定位误差均在分米级范围内。然而,在水平前后飞行场景下,误差相对较大。图 12 展示了该场景下 3 种方法误差的累计分布函数。经分析,主要原因在于 UAV 飞行过程中高度位置发生变化,而本文方法仅对方位角进行了估计,未对仰角进行估计,从而导致轨迹预测结果存在较大误差。

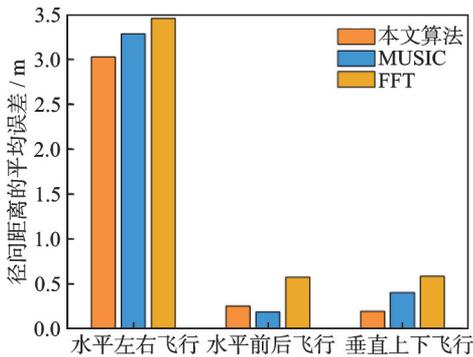


图 11 不同轨迹下的跟踪误差比较

Fig.11 Comparison of tracking errors under different trajectories

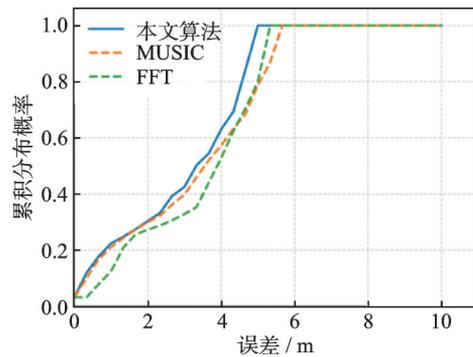


图 12 不同算法得到的误差累计分布概率

Fig.12 Cumulative distribution probability of errors obtained by different algorithms

4 结束语

本文研究了 mmWave 低空 UAV 场景通感场景下的波束训练和目标追踪定位问题,对于静态目标,提出了基于信道编码原理的分层波束训练算法,并在该框架下提出了低复杂度高准确率的哈希多臂波束训练算法。实验表明该算法不仅能适用于远场、近场及多 RIS 辅助通感场景,而且也适用于分布式无蜂窝通感等多种场景。对于动态物体追踪问题,本文进一步提出了 mmWave 雷达结合 Capon 波束赋形、CFAR 检测和 DBScan 聚类的 UAV 目标定位跟踪算法。大量的仿真和实验场景测试结果表明,本文提出的算法在 mmWave 低空 UAV 通感场景下能够有效实现高准确度快速的波束训练以及对非法 UAV 进行精准检测和跟踪。在三 RIS 三用户仿真条件下,本文算法将波束训练准确率提升了 20%,同时将训练开销降低到对数级别;在低空微型 UAV 场景中,本文目标定位追踪算法可以达到毫米级误差的精度。此外,大量实验也表明本文提出的算法具有较高的场景泛化性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] JIANG Y, LI X, ZHU G, et al. 6G non-terrestrial networks enabled low-altitude economy: Opportunities and challenges[EB/OL]. (2023-11-15). <https://arxiv.org/abs/2311.09047v2>.
- [2] MU J, ZHANG R, CUI Y, et al. UAV meets integrated sensing and communication: Challenges and future directions[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2023, 61(5): 62-67.
- [3] LIU F, CUI Y, MASOUIROS C, et al. Integrated sensing and communications: Toward dual-functional wireless networks for 6G and beyond[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [4] GAN X, HUANG C, YANG Z, et al. Near-field localization for holographic RIS assisted mmWave systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(1): 140-144.
- [5] XU W, AN J, HUANG C, et al. Deep reinforcement learning based on location-aware imitation environment for RIS-aided mmWave MIMO systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(7): 1493-1497.
- [6] XU Y, HUANG C, WEI L, et al. Coverage and rate analysis for distributed RISs-assisted mmWave communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 15070-15082.
- [7] JIANG C, ZHANG C, HUANG C, et al. Secure beamforming design for RIS-assisted integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(2): 520-524.
- [8] CHENG Y, HUANG C, PENG W, et al. Achievable rate optimization of the RIS-aided near-field wideband uplink[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(3): 2296-2311.
- [9] XU Y, HUANG C, WEI L, et al. Low-complexity beam training for multi-RIS-assisted multi-user communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(8): 2030-2034.
- [10] SHEN J, YANG C, ZHU Z, et al. Nearfield beam training for holographic MIMO communications: Typical methods, challenges and future directions[J]. *ZTE Communications*, 2024, 22(1): 41-52.
- [11] NOH S, ZOLTOWSKI M D, LOVE D J. Multi-resolution codebook based beamforming sequence design in millimeter-wave systems[C]//Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). San Diego, CA, USA: IEEE, 2015: 1-6.
- [12] YOU C, ZHENG B, ZHANG R. Fast beam training for IRS-assisted multiuser communications[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(11): 1845-1849.
- [13] HASSANIEH H, ABARI O, RODRIGUEZ M, et al. Fast millimeter wave beam alignment[C]//Proceedings of the 2018 Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication. Budapest, Hungary: ACM, 2018.
- [14] VIVES-GILABERT Y, ARCAMBAL C, LOUIS A, et al. Modeling magnetic radiations of electronic circuits using near-field scanning method[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2007, 49(2): 391-400.
- [15] ZHANG Y, WU X, YOU C. Fast near-field beam training for extremely large-scale array[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(12): 2625-2629.
- [16] WEI X, DAI L, ZHAO Y, et al. Codebook design and beam training for extremely large-scale RIS: Far-field or near-field?[J].

- China Communication, 2022, 19(6): 193-204.
- [17] CUI M, DAI L, WANG Z, et al. Near-field rainbow: Wideband beam training for XL-MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(6): 3899-3910.
- [18] YANG J, LU X, DAI Z, et al. A cylindrical phased array radar system for UAV detection[C]//*Proceedings of 2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*. Xi'an, China: IEEE, 2021: 894-898.
- [19] 蒋泽宇, 时晨光, 周建江, 等. 面向无人机集群航迹欺骗的雷达站址和无人机抖动误差分析[J]. *数据采集与处理*, 2024, 39(6): 1370-1383.
- JIANG Zeyu, SHI Chenguang, ZHOU Jianjiang, et al. Analysis of radar station position and UAV jitter error for UAV cluster track deception[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2024, 39(6): 1370-1383.
- [20] EZUMA M, OZDEMIR O, ANJINAPPA C K, et al. Micro-UAV detection with a low-grazing angle millimeter wave radar [C]//*Proceedings of 2019 IEEE Radio and Wireless Symposium (RWS)*. Orlando, FL, USA: IEEE, 2019.
- [21] SOLOMITCKII D, GAPEYENKO M, SEMKIN V, et al. Technologies for efficient amateur drone detection in 5G millimeter-wave cellular infrastructure[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(1): 43-50.
- [22] PAUL B, BLISS D W. Extending joint radar-communications bounds for FMCW radar with Doppler estimation[C]//*Proceedings of 2015 IEEE Radar Conference (RadarCon)*. Arlington, VA, USA: IEEE, 2015: 89-94.
- [23] HOFFMANN F, RITCHIE M, FIORANELLI F, et al. Micro-Doppler based detection and tracking of UAVs with multistatic radar[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf)*. Philadelphia, PA, USA: IEEE, 2016: 1-6.
- [24] OPROMOLLA R, INCHINGOLO G, FASANO G. Airborne visual detection and tracking of cooperative UAVs exploiting deep learning[J]. *Sensors*, 2019, 19(19): 4332.
- [25] DIKE H U, ZHOU Y. A robust quadruplet and faster region-based CNN for UAV video-based multiple object tracking in crowded environment[J]. *Electronics*, 2021, 10(7): 795.
- [26] KAPANIA S, SAINI D, GOYAL S, et al. Multi object tracking with UAVs using deep SORT and YOLOv3 RetinaNet detection framework[C]//*Proceedings of the 1st ACM Workshop on Autonomous and Intelligent Mobile Systems*. Bangalore, India: ACM, 2020.
- [27] TIAN G, LIU J, YANG W. A dual neural network for object detection in UAV images[J]. *Neurocomputing*, 2021, 443: 292-301.
- [28] LIU Y, YANG F, HU P. Small-object detection in UAV-captured images via multi-branch parallel feature pyramid networks [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 145740-145750.
- [29] ZHANG R, SHAO Z, HUANG X, et al. Object detection in UAV images via global density fused convolutional network[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(19): 3140.
- [30] LI M, ZHAO X, LI J, et al. ComNet: Combinational neural network for object detection in UAV-borne thermal images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(8): 6662-6673.
- [31] FU C, XU J, LIN F, et al. Object saliency-aware dual regularized correlation filter for real-time aerial tracking[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(12): 8940-8951.
- [32] 李鹏辉, 仲伟志, 张璐璐, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的无人机毫米波波束跟踪算法[J]. *数据采集与处理*, 2021, 36(6): 1117-1124.
- LI Penghui, ZHONG Weizhi, ZHANG Lulu, et al. Unscented Kalman filter for beam tracking of UAV millimeter wave[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2021, 36(6): 1117-1124.
- [33] 胡本川, 张国宾, 张建龙, 等. 基于改进 Kalman 滤波的可见光极小目标 TBD 跟踪方法[J]. *数据采集与处理*, 2016, 31(4): 799-808.
- HU Benchuan, ZHANG Guobin, ZHANG Jianlong, et al. Minimal target TBD tracking method for visible image based on improved Kalman filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2016, 31(4): 799-808.
- [34] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Venice, Italy: IEEE, 2017: 1144-1152.
- [35] WU Y, SUI Y, WANG G. Vision-based real-time aerial object localization and tracking for UAV sensing system[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 23969-23978.

- [36] YE J, FU C, LIN F, et al. Multi-regularized correlation filter for UAV tracking and self-localization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(6): 6004-6014.
- [37] EL AYACH O, RAJAGOPAL S, ABU-SURRA S, et al. Spatially sparse precoding in millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(3): 1499-1513.
- [38] XU Y, HUANG C, WEI L, et al. Hashing beam training for integrated ground-air-space wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(12): 3477-3489.
- [39] ZHENG T Y, ZHU J A, YU Q M, et al. Coded beam training[EB/OL]. (2024-03-06). <https://arxiv.org/abs/2401.01673>.

作者简介:



徐媛(2001-),女,博士研究生,研究方向:波束训练、电磁信息论,E-mail: yu-an_xu@zju.edu.cn。



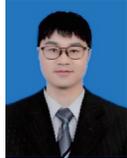
李心怡(2002-),女,硕士研究生,研究方向:无人机检测、无线体征检测,E-mail: 22431152@zju.edu.cn。



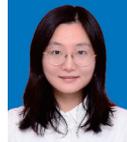
沈嘉宇(2002-),男,硕士研究生,研究方向:无线通信,E-mail: shenjy@zju.edu.cn。



黄崇文(1986-),通信作者,男,博士,研究员,研究方向:智能超表面辅助通感一体化、6G无线AI、电磁信息处理理论与方法,E-mail: chongwenhuang@zju.edu.cn。



杨照辉(1992-),男,研究员,博士生导师,研究方向:通信智能一体化、无线联邦学习、语义通信,E-mail: yang_zhaohui@zju.edu.cn。



施淑媛(1990-),女,硕士,高级工程师,研究方向:5G-A、通感一体、无线网络规划优化,E-mail: shisy.zj@chinatelecom.cn。



王建斌(1977-),男,工程博士,正高级工程师,研究方向:毫米波通信感知一体化、AI-RAN、无线网络新技术、新产品及新应用等,E-mail: zjtelecom@189.cn。

(编辑:张黄群)