

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202602006

基于通信感知一体化的无人机集群 目标参数估计方法

张宇星, 赵建伟*, 贾维敏, 何 芳, 张峰干
(火箭军工程大学, 西安 710025)

摘 要: 针对无人机集群反制的低成本部署以及复杂电磁环境下目标参数估计对实时性与抗噪能力的迫切需求, 提出一种基于通信感知一体化 (integrated sensing and communication, ISAC) 的感知架构。首先, 结合多输入多输出正交频分复用 (multiple input multiple output-orthogonal frequency division multiplexing, MIMO-OFDM) 技术与压缩感知理论, 通过构建适用于 MIMO-OFDM 通信感知一体化系统的信道模型和时频空域联合稀疏信号模型, 将目标参数估计问题转化为稀疏信号重构问题。然后, 提出一种 CBF-OMP 混合算法, 通过常规波束成形 (conventional beamforming, CBF) 实现空域干扰抑制与角度估计, 将接收信号进行空域解耦后, 利用正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法在时频域过完备字典中进行稀疏恢复, 实现距离和速度参数的联合估计。最后, 通过仿真实验将所提方法与传统多目标感知算法进行对比。实验结果表明: 所提方法在较宽网格密度下仍能够保持较低的估计误差。在保证高精度的同时, 其计算效率较 CBF-2D-MUSIC 提升约 51 倍, 且在低信噪比环境下展现出较强的鲁棒性, 能够实现精度、效率与抗噪能力的有效平衡。

关键词: 无人机集群反制; 通信感知一体化; MIMO-OFDM; 压缩感知; CBF-OMP

中图分类号: TP391.9; TN929.5

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2026)02-0066-09



听语音
与作者
聊科研

近年来, 无人机作为推动低空经济高质量发展的关键一环, 以成本低、效率高等特点在智慧城市、空中交通、物流运输、农业植保、消防救援、电力巡检等领域^[1-4]展现出显著优势。鉴于单架无人机在资源与性能方面的局限性, 无人机集群以其覆盖范围广、连续性好和自主性强等特点, 能够在恶劣环境中执行更为困难的任务^[5]。然而, 无人机集群技术的快速发展和应用范围的扩大带来了显著的安全问题和监管挑战。一方面, 有效防御和反制敌方无人机集群的进攻, 保护己方高价值目标和重要区域的安全, 成为各国军事研究的重要课题。另一方面, 在民用领域, “黑飞”“滥飞”、越境飞行等无人机集群非法使用行为频

发, 对个人隐私、公共安全以及国家安全构成了严重威胁。目前部署专门用于无人机探测和反制的设施成本高昂、效费比低^[6], 且传统感知算法在多维联合参数估计中实时性与抗噪能力较差, 难以满足复杂环境下对无人机集群目标参数快速准确估计的需求, 成为制约当前无人机监测技术发展的重要因素。

通信感知一体化技术是 6G 的核心技术之一, 其融合了通信与感知两大功能, 通过共享软硬件资源、优化频段使用, 实现了通信和感知功能的互补增强^[7]。在现有的通信系统如 5G-A 基站中实现通信感知一体化 (integrated sensing and communication, ISAC), 可通过特殊设计的波形和信

收稿日期: 2025-09-03

修回日期: 2025-11-17

录用日期: 2025-12-02

基金项目: 国家自然科学基金 (62001500); 中国博士后面上基金 (20230801)

第一作者: 张宇星 (2003—), 男, 硕士研究生, 主要从事通信感知一体化研究。E-mail: zhangyx32186@163.com

***通信作者:** 赵建伟 (1989—), 男, 副教授, 主要从事通信感知一体化研究。E-mail: zhaojianweiep@163.com

引用格式: 张宇星, 赵建伟, 贾维敏, 等. 基于通信感知一体化的无人机集群目标参数估计方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2026, 40 (2): 66-74. ZHANG Yuxing, ZHAO Jianwei, JIA Weimin, et al. Integrated sensing and communication-based target parameter estimation method for unmanned aerial vehicle swarm [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40 (2): 66-74.

号处理算法, 使得通信系统在完成正常通信任务的同时, 能够具备探测、识别和跟踪无人机集群的能力, 充分发挥集成效益优势, 极大增强对无人机集群感知的准确性和可靠性^[8-10]。目前采用多输入多输出正交频分复用 (multiple input multiple output-orthogonal frequency division multiplexing, MIMO-OFDM) 硬件架构以及信号波形实现感知和无线通信的双重功能已成为 ISAC 中最具前景的技术路径之一^[11-13]。对于感知功能而言, OFDM 信号的多载波结构能确保频谱成分的独立性与正交性, 可实现距离-多普勒域的解耦^[14], 有效提升测距和测速时的精度。此外, MIMO 天线阵列提供的空间自由度可为 ISAC 系统提供波束成形增益、空间复用和波形分集^[15], 从而实现无人机集群的高精度同时感知。

基于 OFDM 信号的 ISAC 系统多目标感知算法主要包括信道信息矩阵法和超分辨率估计方法等^[16]。前者通过构建信道信息矩阵来获取信息, 如 Sturm 等^[17]采用二维离散傅里叶变换 (two dimensional-discrete Fourier transform, 2D-DFT) 算法对联合雷达通信系统的 OFDM 信号在多普勒轴上执行 DFT 运算, 在延时轴上执行 IDFT 运算, 从而实现目标距离和速度的联合估计。后者将接收信号分解为信号子空间和噪声子空间, 从而进行超分辨率参数估计, 如多重信号分类^[18] (multiple signal classification, MUSIC) 算法和旋转不变子空间信号参数估计^[19] (estimation of signal parameters via rotation invariant technique, ESPRIT) 算法等。然而, 这些传统算法普遍存在计算复杂度与精度相制约的根本矛盾。为提升其性能, 近年来衍生出多种改进算法。王晓云等^[20]在 6G 通感一体化场景下, 基于 OFDM 信号从感知精度、通信性能与计算复杂度等维度对 2D-DFT、ESPRIT 和 MUSIC 等 3 种多目标感知算法进行对比分析, 并以感知精度提升为准则提出一种自适应感知算法。Chen 等^[21]提出一种基于 2D-MUSIC 算法和两步下降搜索算法的联合雷达通信系统参数估计方案, 实现了对角度、距离和速度较为精确的估计。Merkofer 等^[22]提出一种 DA-MUSIC 算法, 将深度学习技术与 MUSIC 算法相结合, 提升算法性能与鲁棒性。然而, 以上改进算法更加聚焦于精度和抗噪能力的提升, 仍难以满足目标参数估计的实时性要求。

针对现有方法的不足, 提出一种基于压缩感知的无人机集群目标参数估计方法。利用接收信

号在时频空域的稀疏性, 将高维参数估计问题转化为稀疏信号重构问题, 从而在复杂环境下以低采样率和低计算成本实现较高精度的无人机集群目标参数估计, 主要工作如下。

1) 构建适用于 MIMO-OFDM 通信感知一体化系统的信道模型和时频空域联合稀疏信号模型, 并推导相应的过完备字典。

2) 提出一种 CBF-OMP 两步参数估计架构, 通过空域波束成形与时频域稀疏信号重构的级联处理, 实现角度、距离、速度的联合估计。

3) 通过仿真实验验证所提算法在估计精度、计算效率和抗噪能力等方面的优势。

1 信道建模

考虑一个宽带 MIMO-OFDM 通信感知一体化系统支持的无人机集群感知网络, 如图 1 所示。ISAC 基站工作在毫米波波段, 其配备有 $N_t \times N_r$ 个天线的均匀线性阵列 (uniform linear array, ULA), 负责发送和接收信号, 而无人机则使用单根全向天线。ISAC 基站检测 Q 架非合作无人机并与 U 架合作无人机进行通信, 不同天线并行发送 OFDM 信号进行通信和感知, 同时接收来自目标的回波信号。设 ISAC 基站每次发送的 OFDM 信号由 M 个符号和 K 个子载波构成, 子载波间的频率间隔为 Δf , 则信道带宽 $B = (M - 1) \Delta f$ 。为保证不同子载波间的正交性, OFDM 的有效符号周期为 $T_s = \frac{1}{\Delta f}$ 。设频率最低的子载波频率为 f_0 , 则第 k 个子载波的频率为 $f_k = f_0 + (k - 1) \Delta f$ 。为确保多合作目标通信中波束成形设计的可行性, 同时避免感知目标的信息丢失, 令 $U \leq N_t \leq N_r$ ^[23]。

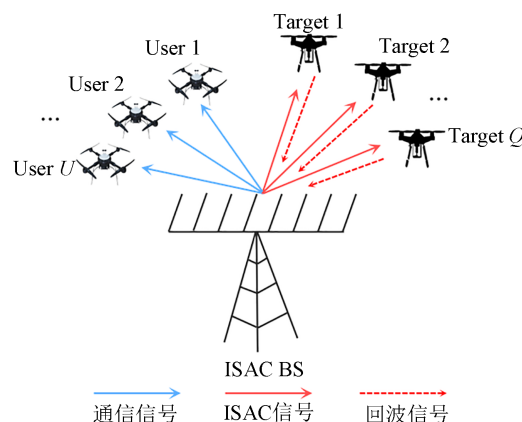


图 1 ISAC 架构下无人机集群感知网络

Fig. 1 ISAC-based UAV swarm perception network

ULA 天线的接收信号示意如图 2 所示。由于 ISAC 基站发射和接收的均为远场信号, 因此, 可视为发射信号和接收信号均能够平行地到达每个阵元。可知, 信号在相邻阵元天线间存在大小为 $d \sin \theta$ 的路程差, 进而在发送或接收信号时产生 $e^{j2\pi \frac{d \sin \theta}{\lambda}}$ 的相位差。其中, j 为虚数单位; d 为阵元的间距; λ 为信号载波波长。

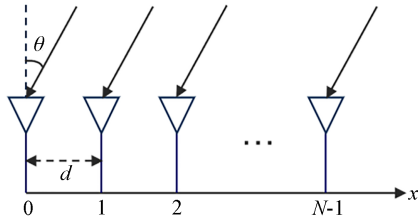


图 2 ULA 接收信号示意

Fig. 2 Received signal schematic for a uniform linear array

设 ISAC 基站相对于无人机的出发角 (angle of departure, AOD) 为 θ , 无人机相对于 ISAC 基站的到达角为 ϕ 。由于发射阵列与接收阵列平行, 故 $\theta = \phi$ 。以天线 0 的相位作为基准相位, 则 ULA 天线在发送信号时的阵列导向矢量为

$$\mathbf{a}(\theta) = \frac{1}{\sqrt{N_t}} \left(1, e^{j2\pi \frac{d \sin \theta}{\lambda}}, \dots, e^{j2\pi (N_t - 1) \frac{d \sin \theta}{\lambda}} \right)^T \quad (1)$$

同理, ULA 天线在接收信号时的阵列导向矢量为

$$\mathbf{b}(\phi) = \frac{1}{\sqrt{N_r}} \left(1, e^{j2\pi \frac{d \sin \phi}{\lambda}}, \dots, e^{j2\pi (N_r - 1) \frac{d \sin \phi}{\lambda}} \right)^T \quad (2)$$

对于 ISAC 基站与非合作无人机的感知信道模型来说, ISAC 基站既作为信号发送端, 也作为信号接收端, 因此, 感知信道采用双向传播模型, 同时具有时间选择性和频率选择性 2 种特性^[24]。则 ISAC 基站与第 q 架非合作无人机之间的双向链路感知信道模型为

$$\mathbf{H}_q(f, t) = \alpha_q e^{-j2\pi \tau_q f} e^{j2\pi \nu_q t} \mathbf{b}(\phi_q) \mathbf{a}^T(\theta_q), \quad q = 1, 2, \dots, Q \quad (3)$$

式中: α_q 为感知信道模型的复信道增益, 与路径损耗等因素有关; τ_q 为感知信号的传播时延; ν_q 为感知信号传播的多普勒频移; t 为时间; f 为信号频率。

设第 m 个 OFDM 符号时刻第 q 架非合作无人机的状态参数为 (r_q, θ_q, μ_q) 。其中, r_q 为非合作目标无人机与 ISAC 基站之间的距离; θ_q 为 ISAC 基站与目标无人机之间的到达角; μ_q 为非合作目标无人机相对于 ISAC 基站的径向速度。可得 $r_q =$

$\frac{c\tau_q}{2}$, $\mu_q = \frac{\lambda \nu_q}{2}$ 。其中, c 为光速。则在第 m 个 OFDM 符号时刻, ISAC 基站与第 q 架无人机在第 k 个子载波上的频域信道模型为

$$\mathbf{H}_q(k, m) = \alpha_q e^{-j2\pi \frac{2r_q}{c} f_k} e^{j4\pi \frac{\mu_q}{\lambda} m T_s} \mathbf{b}(\phi_q) \mathbf{a}^T(\theta_q) \quad (4)$$

可以看出, 基于 MIMO-OFDM 体制的感知信道在时、频、空域 3 个维度上独立表征不同参数, 因此, 可通过多维信号处理实现参数分离。

2 信号模型

OFDM 作为一种多载波调制技术, 将高速的数据流分割成多个较低速率的子数据流, 并将这些子数据流分别调制到相互正交的子载波上, 从而提升频谱效率和传输速率。发射的 OFDM 基带信号可表示为

$$\mathbf{s}(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{x}(k, m) e^{j2\pi k \Delta f (t - m T_s)} \text{rect}\left(\frac{t - m T_s}{T_s}\right) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}(k, m)$ 为该基带信号在第 m 个 OFDM 符号周期的第 k 个子载波上的调制信息; $\text{rect}(\cdot)$ 为矩形函数。对感知和通信功能的一体化设计实际上就是对该调制信息的资源分配, 使其能够同时承载通信数据符号和感知符号, 其基本形式可表示为

$$\mathbf{x}(k, m) = \sum_{q=1}^Q p_{\text{sense}, q}^{k, m} \mathbf{w}_{\text{sense}, q}^{k, m} \mathbf{s}_{\text{sense}, q}^{k, m} + \sum_{u=1}^U p_{\text{comm}, u}^{k, m} \mathbf{w}_{\text{comm}, u}^{k, m} \mathbf{s}_{\text{comm}, u}^{k, m} = \mathbf{W}^{k, m} (\mathbf{S}^{k, m} \odot \mathbf{P}^{k, m}) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{w}_{\text{sense}, q}^{k, m}$ 、 $\mathbf{s}_{\text{sense}, q}^{k, m}$ 分别为 ISAC 基站向非合作无人机 q 传输感知信号的波束成形矢量和感知符号; $\mathbf{w}_{\text{comm}, u}^{k, m}$ 、 $\mathbf{s}_{\text{comm}, u}^{k, m}$ 分别为 ISAC 基站向合作无人机 u 传输通信信号的波束成形矢量和通信数据符号; $p_{\text{sense}, q}^{k, m}$ 、 $p_{\text{comm}, u}^{k, m}$ 分别为感知信号和通信信号的功率分配因子; $\mathbf{W}^{k, m}$ 为集成波束成形矩阵; $\mathbf{S}^{k, m}$ 为 ISAC 信号的传输符号向量; $\mathbf{P}^{k, m}$ 为 ISAC 信号的功率分配向量; $\odot$ 为 Hadamard 积。

为生成高方向性的波束, 令 $\mathbf{w}_{\text{comm}, u}^{k, m} = \mathbf{a}(\theta_u)$, $\mathbf{w}_{\text{sense}, q}^{k, m} = \mathbf{a}(\theta_q)$ 。

由式 (4)、(6) 可得出 ISAC 基站接收到的目标回波信号为

$$\mathbf{y}(k, m) = \sum_{q=1}^Q \mathbf{H}_q(k, m) \mathbf{x}(k, m) + \mathbf{N}(k, m) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{y}(k, m) \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$, $\mathbf{N}(k, m) \in \mathbb{C}^{N_r \times 1}$ 为加性复高斯白噪声。

3 基于CBF-OMP算法的无人机集群目标参数估计

3.1 基于CBF算法的角度估计

为增强来自感知目标方向的信号增益, 抑制多无人机共存引起的干扰, 通过大规模天线阵列波束成形将接收信号的能量集中在对非合作无人机的感知方向上, 引入基站接收端的波束成形矢量 $\mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m}$, 使得 $\mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} = \mathbf{b}(\phi)$, 从而实现空域的匹配滤波。此时ISAC基站处接收到的回波信号为 $\hat{\mathbf{y}}(k, m) = \mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} \mathbf{H}_q(k, m) \mathbf{x}(k, m) + \mathbf{N}(k, m)$ (8)

可得MIMO波束成形后在方向 ϕ 上的输出功率为

$$\begin{aligned} P_{\text{out}}(\phi) &= E[|\hat{\mathbf{y}}(k, m)|^2] = \\ &= E[|\mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} \mathbf{H}_q(k, m) \mathbf{x}(k, m)|^2] = \\ &= \mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} \mathbf{H}_q(k, m) \mathbf{R}_{\text{yy}} \mathbf{H}_q^H(k, m) \mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{R}_{\text{yy}} = E[\mathbf{y}(k, m) \mathbf{y}^H(k, m)]$ 为接收信号的协方差矩阵, 代表信号的空间相关性。通过不断扫描, 当波束正好对准目标即 $\mathbf{w}_{\text{sense}', q}^{k, m} = \mathbf{b}(\phi_q)$ 时, 功率谱 $P_{\text{out}}(\phi)$ 谱峰对应方向即为无人机的估计角度。

3.2 基于OMP算法的距离-速度联合估计

基于3.1节的角度估计结果 $\theta_q = \phi_q$, 对感知接收信号进行空域解耦, 可得

$$\hat{\mathbf{y}}_q(k, m) = p_{\text{sense}, q}^{k, m} s_{\text{sense}, q}^{k, m} \alpha_q e^{-j2\pi\tau_q f_t} e^{j2\pi v_q m T_s} + \hat{\mathbf{N}}_q(k, m) \quad (10)$$

为便于进行参数估计, 将 $\hat{\mathbf{y}}_q(k, m)$ 堆叠为矩阵 $\hat{\mathbf{Y}}_q(k, m) \in \mathbb{C}^{K \times M}$, 可得

$$\hat{\mathbf{Y}}_q(k, m) = p_{\text{sense}, q}^{k, m} s_{\text{sense}, q}^{k, m} \alpha_q [1, e^{-j2\pi\tau_q \Delta f}, \dots, e^{-j2\pi\tau_q (K-1) \Delta f}]^T \cdot [1, e^{j2\pi v_q T_s}, \dots, e^{j2\pi v_q (M-1) T_s}] + \hat{\mathbf{N}}_q(k, m) \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{N}}_q(k, m)$ 为 $\hat{\mathbf{N}}_q(k, m)$ 叠加后的噪声。

由于目标的稀疏特性, 显然解耦后的信号分别在时延域和多普勒域具有稀疏性, 即将时延域、多普勒域的整体物理参数范围视为一个完备的参数集, 那么在该参数集中, 只有少数的元素具有非零值, 在没有信号的位置, 相应的值可以被视为零。

将 $\hat{\mathbf{Y}}_q(k, m)$ 向量化得 $\mathbf{Y} = \text{vec}[\hat{\mathbf{Y}}_q(k, m)]$, 可建立线性观测模型为

$$\mathbf{Y} = \Phi_{\text{delay-doppler}} \mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{KM \times 1}$ 为观测数据矩阵; $\Phi_{\text{delay-doppler}}$ 为距

离-速度联合估计的过完备测量矩阵; $\mathbf{S}$ 为稀疏向量; $\mathbf{N}$ 为加性复高斯白噪声。 $\mathbf{S}$ 中的非零元素的位置反映 Q 个非合作目标无人机的距离和速度信息, 即稀疏度为 Q 。将其转化为 l_0 范数优化问题, 可得

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{S}} \|\mathbf{Y} - \Phi_{\text{delay-doppler}} \mathbf{S}\|_0 \\ \text{s.t. } \|\mathbf{S}\|_0 \leq Q \end{cases} \quad (13)$$

即需要找到尽量少的 $\Phi_{\text{delay-doppler}}$ 原子的线性组合, 使得与观测向量 $\mathbf{Y}$ 的误差最小, 同时满足稀疏度要求。

为解决上述优化问题, 采用OMP算法进行求解。通过迭代计算观测向量 $\mathbf{Y}$ 与过完备的测量矩阵中每个原子的内积来检测出最为匹配的原子, 在每一次迭代过程中, OMP算法^[25]会更新当前的稀疏表示向量, 并相应地更新残差, 以便在下次迭代中更准确地检测出与观测信号最为匹配的原子, 从而逐步逼近无人机集群的真实距离和速度信息, 直到满足预设的迭代次数或残差小于预设的阈值时退出循环。

首先, 构建测量矩阵, 通过对时延-多普勒域参数集进行网格划分, 可将其作为完备的测量矩阵对信号进行压缩采样。可得时延域过完备测量矩阵及其原子分别为

$$\begin{aligned} \Phi_{\text{delay}} &= [\mathbf{d}(\tau_0), \mathbf{d}(\tau_1), \dots, \mathbf{d}(\tau_l), \dots, \mathbf{d}(\tau_{N_a})] \\ \mathbf{d}(\tau_l) &= [e^{-j2\pi\tau_l f_0}, e^{-j2\pi\tau_l f_1}, \dots, e^{-j2\pi\tau_l f_{K-1}}]^H \end{aligned} \quad (14)$$

可得多普勒域过完备测量矩阵及其原子分别为

$$\begin{aligned} \Phi_{\text{doppler}} &= [\mathbf{f}(v_0), \mathbf{f}(v_1), \dots, \mathbf{f}(v_n), \dots, \mathbf{f}(v_{N_b})] \\ \mathbf{f}(v_n) &= [e^{j2\pi v_n T_s \cdot 0}, e^{j2\pi v_n T_s \cdot 1}, \dots, e^{j2\pi v_n T_s \cdot (M-1)}]^H \end{aligned} \quad (15)$$

其中, 时延域测量矩阵 $\Phi_{\text{delay}} \in \mathbb{C}^{K \times N_a}$ 将 $0 \leq \tau \leq \tau_{\text{max}}$ 划分为 N_a 份, 原子 $\mathbf{d}(\tau_l)$ 对应第 l 个时延网格。

$\tau_{\text{max}} = \frac{2d_{\text{max}}}{c}$ 为最大无模糊距离对应时延。同理, 多普勒域测量矩阵 $\Phi_{\text{doppler}} \in \mathbb{C}^{M \times N_b}$ 将 $-v_{\text{max}} \leq v \leq v_{\text{max}}$ 划分为 N_b 份, 原子 $\mathbf{f}(v_n)$ 对应第 n 个多普勒网格, $v_{\text{max}} = \frac{2\mu_{\text{max}}}{\lambda}$ 为最大无模糊速度对应的多普勒频移。

可得距离-速度联合估计的过完备测量矩阵 $\Phi_{\text{delay-doppler}} \in \mathbb{C}^{KM \times N_a N_b}$ 为

$$\Phi_{\text{delay-doppler}} = \Phi_{\text{delay}} \otimes \Phi_{\text{doppler}} \quad (16)$$

式中: $\otimes$ 为克罗内克积。

算法的迭代步骤如下。

1) 匹配选择。设之前的 $t-1$ 次迭代中得到的稀疏向量为 $\hat{\mathbf{S}}$, 其元素数量与支撑集 Ψ_t 包含的索

引数量相同, 则第 t 次迭代时的残差可表示为

$$\mathbf{r}_t = \mathbf{Y} - \Phi_{\text{delay-doppler}, \Psi_t} \hat{\mathbf{S}} \quad (17)$$

式中: $\Phi_{\text{delay-doppler}, \Psi_t}$ 为支撑集 Ψ_t 对应的子矩阵。

在测量矩阵的原子集合中寻找与上一次迭代的残差相关程度最大的原子, 不断更新支撑集 Ψ_t , 其相关程度可由原子与残差信号内积的模进行衡量, 可得最大相关系数对应的原子索引为

$$c_t = \arg \max_{1 \leq j \leq Q} |\Phi_{\text{delay-doppler}}(j)^H \mathbf{r}_{t-1}| \quad (18)$$

2) 稀疏向量更新。利用最小二乘法估计当前支撑集对应的稀疏向量, 可表示为

$$\hat{\mathbf{S}} = \arg \min \|\mathbf{Y} - \Phi_{\text{delay-doppler}, \Psi_t} \mathbf{S}\|_2^2 \quad (19)$$

3) 残差更新。不断计算新残差, 直到迭代次数大于 Q 或残差足够小时停止迭代。输出支撑集 Ψ_Q 对应时延多普勒对 $\{(\tau_q, \nu_q) \mid q = 1, 2, \dots, Q\}$, 进而得到估计的距离和速度值 $\{(r_q, \mu_q) \mid q = 1, 2, \dots, Q\}$ 。

综上所述, 所提的 CBF-OMP 算法是一个完整的参数估计框架, 能够实现对无人机目标角度、距离、速度 3 类参数的联合获取。其通过采用“空域解耦+时频域稀疏恢复”级联架构, 能够实现系统级的端到端输出。

4 仿真分析

为系统验证所提基于 CBF-OMP 算法的无人机集群目标参数估计方法的性能, 首先分析了不同接收阵列阵元数对于角度估计性能的影响, 然后, 将所提算法与传统多目标感知算法进行对比, 从而揭示其在计算复杂度与估计精度之间取得的卓越平衡能力以及良好的抗噪能力。

4.1 角度估计仿真实验

所提 CBF-OMP 算法采用“空域解耦+时频域稀疏恢复”的级联架构, 其中空域角度估计是后续距离-速度联合估计的前提。为验证空域感知模块的有效性并为接收阵列阵元数的选取提供依据, 首先, 对角度估计性能进行单独仿真分析, 在此基础上, 在 4.2 节完成距离与速度的联合估计性能验证。

由瑞利分辨率准则可知, 基于 CBF 算法的角度估计存在瑞利极限, 其角度分辨率只与阵元数和阵列结构有关。由于阵元间距恒定, 为验证不同接收阵列阵元数对角度估计精度的影响, 设置 6 个无人机目标在物理空间中每隔分布以便于进

行估计精度分析, 仿真数据参数如表 1 所示。

表 1 仿真数据参数

Table 1 Parameters of simulation data

参数	符号	量值
载频/GHz	f_c	77
信号带宽/MHz	B	10
OFDM 符号数目	M	32
子载频数	K	64
有效 OFDM 符号周期/ μs	T_s	6.4
循环前缀时间/ μs	T_{cp}	1.6
调制方式	QPSK	—

采用 RMSE 均方根误差作为角度估计性能评价指标, 可表示为

$$\text{RMSE}_{\text{angle}} = \sqrt{\frac{1}{JQ} \sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^Q \left(\frac{\hat{\theta}_q - \theta_q}{\theta_q} \right)^2} \quad (20)$$

式中: $\hat{\theta}_q$ 为在第 j 次 Monte Carlo 实验中第 q 个非合作无人机目标的角度的估计值; θ_q 为无人机的真实角度; J 为总的实验次数。

仿真实验拟设置 6 架无人机在空域中每隔 2° 等间隔分布, 以满足角度分辨能力要求, 信噪比为 20 dB, 发射阵元数为 32。为验证角度估计精度随阵元数增加的变化趋势, 接收阵元数分别设置为 8、16、32、64、96, 覆盖典型阵列规模。在每个阵元数下, 均进行 100 次蒙特卡洛仿真实验并取平均值作为最终结果, 得到不同接收阵列阵元数功率谱如图 3 所示, 同角度下不同接收阵列阵元数对应功率如表 2 所示。

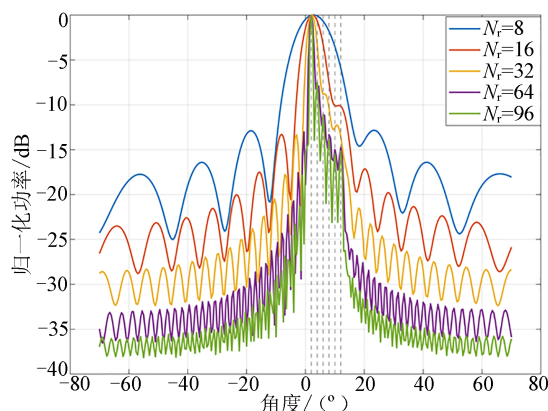


图 3 不同接收阵列阵元数功率谱对比

Fig. 3 Comparison of power spectra for different numbers of received antenna elements

从图 3 可以看出, 随着接收阵列阵元数的增加, 功率谱的主瓣逐渐变窄, 旁瓣逐渐降低, 表

明增加接收阵元数能够有效提升角度估计的分辨力。结合表2中的数据,当天线数量从8增加到96时,在相同角度下对应的功率值显著增大,其平均增益为12.44 dB,进一步验证了增加接收阵元数对角度估计分辨力具有明显改善作用。

表 2 同角度下不同接收阵列阵元数对应功率

Table 2 Power for different numbers of received antenna elements at a fixed angle dB

天线数量	角度/(°)					
	2	4	6	8	10	12
8	-5.61	-5.68	-6.27	-7.50	-10.02	-11.48
16	0.06	-0.58	-3.25	-7.39	-9.10	-10.04
32	5.70	2.28	-3.22	-4.76	-6.82	-7.86
64	11.55	3.53	0.45	-1.79	-3.45	-3.20
96	15.07	7.41	3.98	1.12	0.43	0.07
增益	20.68	13.09	10.25	8.62	10.45	11.55

可得角度估计精度随接收阵列阵元数变化曲线如图4所示。

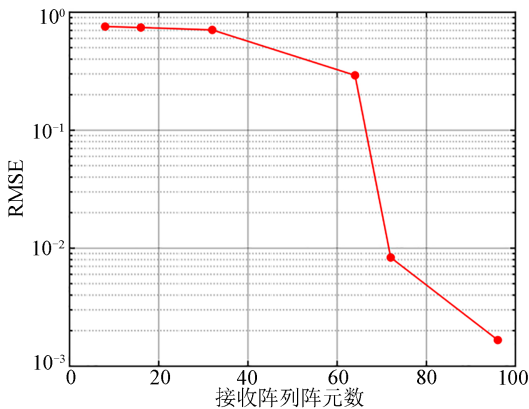


图 4 角度估计精度随接收阵列阵元数变化曲线

Fig. 4 Angle estimation-accuracy curves vs number of received antenna elements

从图4可以看出,随着接收阵元数的增多,角度估计的均方根误差逐渐减小,即角度估计精度逐渐提高。当阵元数目达到72左右时,角度估计的均方根误差已经小于 10^{-2} ,能够满足后续参数估计需求。

4.2 CBF-OMP算法性能仿真

为保证仿真实验对比的公平性与严谨性,本节所有实验均基于第3节所建立的经过空域波束成形预处理的系统信号模型进行。在此框架下,为深刻揭示所提CBF-OMP算法的性能优势,将其与CBF-2D-DFT和CBF-2D-MUSIC方法进行性能对比,以综合评估所提算法在估计精度、计算

效率与鲁棒性之间的卓越平衡性能。

仍采用RMSE作为性能评价指标,可表示为

$$\text{RMSE}_{\text{dd}} = \sqrt{\frac{1}{JQ} \sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^Q \left[\left(\frac{\hat{r}_q - r_q}{r_q} \right)^2 + \left(\frac{\hat{\mu}_q - \mu_q}{\mu_q} \right)^2 \right]} \quad (21)$$

式中: $\hat{r}_q$ 和 $\hat{\mu}_q$ 分别为第 q 个非合作无人机目标在第 j 次Monte Carlo实验中的距离和速度估计值; J 为实验总次数,本实验中 $J=300$ 。采用表1所示参数,同时根据4.1节仿真结果,令发射阵列阵元数 $N_t=32$,接收阵列阵元数 $N_r=72$ 。设有3个非合作无人机被基站探测到,各无人机相对于基站的距离分别为200、240、280 m,速度分别为20、40、-20 m/s,角度分别为 -10° 、 20° 、 35° 。

1) 仿真1: 网格数对算法性能影响分析

仿真实验的信噪比设置为10 dB,网格搜索范围相同,令距离和速度维的搜索网格数相同。可得利用CBF-OMP算法和CBF-2D-MUSIC算法进行距离与速度估计的RMSE和运行时间随网格数变化曲线,分别如图5和图6所示。

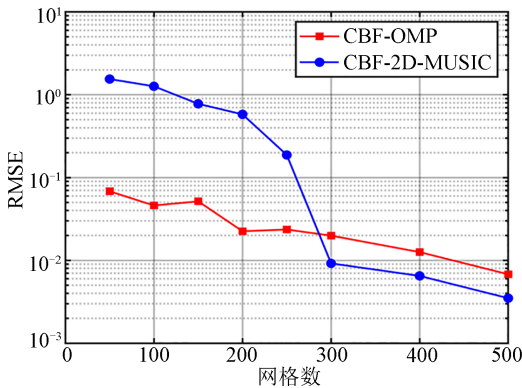


图 5 距离与速度估计均方根误差随网格数变化曲线

Fig. 5 RMSE curves of range and velocity estimation versus grid number

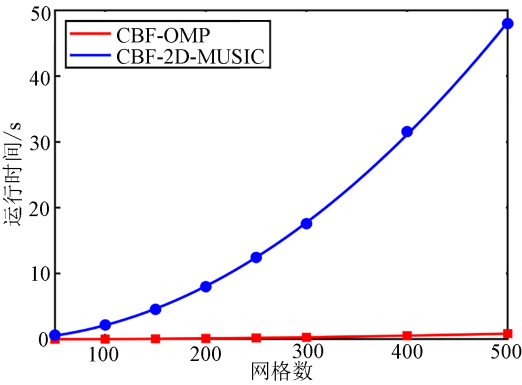


图 6 算法运行时间随网格数变化曲线

Fig. 6 Curves of computational time versus grid number

从图 5 可以看出,随着网格数的增加, CBF-OMP 算法和 CBF-2D-MUSIC 算法的 RMSE 均呈现下降趋势。其中, CBF-OMP 算法的 RMSE 下降缓慢,且在较宽的网格范围内保持较低水平。而 CBF-2D-MUSIC 算法的 RMSE 在网格数较少时相较于 CBF-OMP 算法效果更差,但随着网格数进一步增加,其性能逐渐提升并超过 CBF-OMP 算法。表明 CBF-OMP 算法在低网格密度下具有更强的鲁棒性,而 CBF-2D-MUSIC 算法对网格数的变化更为敏感,需要足够的网格数才能发挥其超分辨能力。

从图 6 可以看出,2 种算法的运行时间均随着网格数的增加而增长,但 CBF-OMP 算法的增长幅度相对平缓,尤其在网格数较大时仍具有较低的计算时长。相比之下, CBF-2D-MUSIC 算法的运行时间随网格数的增加呈现快速增长趋势,表明其计算复杂度更高。

结合图 5 和图 6 可知, CBF-OMP 算法在保证高精度的同时,能够有效降低计算复杂度,满足对无人机集群探测的实时处理需求。

2) 仿真 2: 信噪比对算法性能影响分析

为进一步分析算法在不同信噪比条件下的表现,设置网格数均为 500,将信噪比范围调整为 $-30\sim 10$ dB 进行仿真实验。可得不同信噪比下 CBF-OMP、CBF-2D-DFT 和 CBF-2D-MUSIC 算法的 RMSE 对比曲线和平均运行时间,分别如图 7 和表 3 所示。

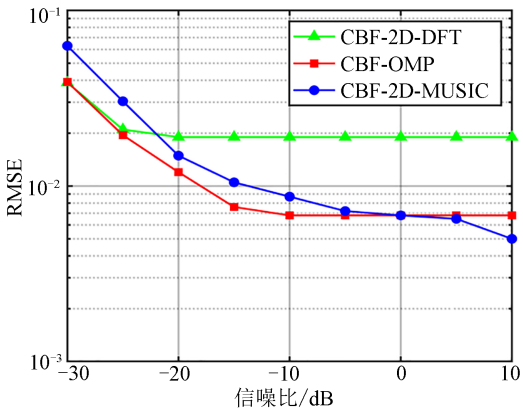


图 7 距离与速度估计均方根误差随信噪比变化曲线
Fig. 7 Curves of RMSE of range and velocity estimation versus signal-to-noise ratio

从图 7 可以看出,随着信噪比的提高,3 种算法的 RMSE 均逐渐减小。其中, CBF-2D-DFT 算法虽然在信噪比小于 -22 dB 时的 RMSE 低于 CBF-2D-MUSIC 算法,但随着信噪比的提升,其

性能改善有限,始终维持在较高误差水平。 CBF-2D-MUSIC 算法在信噪比大于 5 dB 后表现出明显的性能优势,但在低信噪比条件下其性能不如 CBF-OMP 算法。相比之下, CBF-OMP 算法在整个信噪比范围内均保持较低的 RMSE 水平,尤其在低信噪比条件下,其 RMSE 明显低于其他 2 种算法,表现出其良好的抗噪能力。

表 3 算法的平均运行时间

Table 3 Mean computational time of the algorithm			
算法	CBF-2D-DFT	CBF-OMP	CBF-2D-MUSIC
平均运行时间/s	0.000 2	0.930 8	48.830 0

由表 3 可以看出, CBF-2D-DFT 算法的运行时间最短,仅为 0.000 2 s,体现了其基于快速傅里叶变换的计算效率优势,但这种低计算复杂度是以牺牲精度为代价的。 CBF-2D-MUSIC 算法由于需要进行高维协方差矩阵的特征分解和谱峰搜索,其平均运行时间最长。而 CBF-OMP 算法以 0.930 8 s 的平均运行时间介于两者之间,相较于 CBF-2D-MUSIC 算法,其计算效率提升了约 51 倍,结合图 7 可以看出,其在保持相对低计算负担的同时实现了较高的估计精度。

5 结论

针对 MIMO-OFDM 通信感知一体化系统下的无人机集群感知需求,提出了基于压缩感知的目标参数估计方法,实现了目标的角度、距离和速度的联合估计。仿真结果表明,所提算法能够以远低于传统超分辨算法的计算复杂度实现较高精度的目标参数估计,尤其在低信噪比环境下具有较强的鲁棒性。

参考文献

[1] Huang Xun. The small-drone revolution is coming: scientists need to ensure it will be safe[J]. Nature, 2025, 637(8044): 29-30.

[2] 廖小罕, 徐晨晨, 叶虎平. 低空经济发展与低空路网基础设施建设的效益和挑战[J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(11): 1966-1981.

Liao Xiaohan, Xu Chenchen, Ye Huping. Benefits and challenges of constructing low-altitude air route network infrastructure for developing low-altitude economy[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(11): 1966-1981.

- [3] Wang Yixian, Sun Geng, Sun Zemin, et al. Toward realization of low-altitude economy networks: core architecture, integrated technologies, and future directions[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(5): 2788-2820.
- [4] Wu Qingqing, Xu Jie, Zeng Yong, et al. A comprehensive overview on 5G-and-beyond networks with UAVs: from communications to sensing and intelligence[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(10): 2912-2945.
- [5] 张旭东, 李少波, 李传江, 等. 无人机集群综述: 技术、挑战与未来[J]. *无线电工程*, 2023, 53(7): 1487-1501.
Zhang Xudong, Li Shaobo, Li Chuanjiang, et al. A review of UAV swarm: technology, challenges and future[J]. *Radio Engineering*, 2023, 53(7): 1487-1501.
- [6] 邱小剑, 骆博雅, 付珍, 等. 国内外反无人机技术发展综述[J]. *战术导弹技术*, 2024(5): 63-73.
Qiu Xiaojian, Luo Boya, Fu Zhen, et al. An overview on development of domestic and foreign anti-UAV technology[J]. *Tactical Missile Technology*, 2024(5): 63-73.
- [7] Liu Fan, Cui Yuanhao, Masouros 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.
- [8] Tang Jun, Yu Yiming, Pan Cunhua, et al. Cooperative ISAC-empowered low-altitude economy[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(5): 3837-3853.
- [9] Zhao Chuanbin, Feng Yuan, Luo Hongliang, et al. Networked ISAC-based UAV tracking and handover toward low-altitude economy[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(9): 7670-7685.
- [10] Wang Yi, Zu Keke, Xiang Luping, et al. ISAC enabled cooperative detection for cellular-connected UAV network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(2): 1541-1554.
- [11] Li Peishi, Li Ming, Liu Rang, et al. MIMO-OFDM ISAC waveform design for range-Doppler sidelobe suppression[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(2): 1001-1015.
- [12] Xiao Zichao, Liu Rang, Li Ming, et al. A novel joint angle-range-velocity estimation method for MIMO-OFDM ISAC systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 3805-3818.
- [13] Dai Qianglong, Zeng Yong, Wang Huizhi, et al. A tutorial on MIMO-OFDM ISAC: from far-field to near-field[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 4319-4358.
- [14] Keskin M F, Koivunen V, Wymeersch H. Limited feedforward waveform design for OFDM dual-functional radar-communications[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 2955-2970.
- [15] 周金. 联合低秩及稀疏结构特性的毫米波通信下行信道估计[J]. *系统仿真学报*, 2021, 33(1): 99-108.
Zhou Jin. Joint low rank and sparsity-based channel estimation for FDD massive MIMO[J]. *Journal of System Simulation*, 2021, 33(1): 99-108.
- [16] Wei Zhiqing, Qu Hanyang, Wang Yuan, et al. Integrated sensing and communication signals towards 5G-A and 6G: a survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(13): 11068-11092.
- [17] Sturm C, Wiesbeck W. Waveform design and signal processing aspects for fusion of wireless communications and radar sensing[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2011, 99(7): 1236-1259.
- [18] 刘永军, 廖桂生, 杨志伟, 等. 一种超分辨OFDM雷达通信一体化设计方法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(2): 425-433.
Liu Yongjun, Liao Guisheng, Yang Zhiwei, et al. A super-resolution design method for integration of OFDM radar and communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(2): 425-433.
- [19] Xiang Yang, Gao Yuxing, Yang Xinru, et al. An ESPRIT-based moving target sensing method for MIMO-OFDM ISAC systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(12): 3205-3209.
- [20] 王晓云, 张小舟, 马良, 等. 6G通信感知一体化网络的感知算法研究与优化[J]. *通信学报*, 2023, 44(2): 219-230.
Wang Xiaoyun, Zhang Xiaozhou, Ma Liang, et al. Research and optimization on the sensing algorithm for 6G integrated sensing and communication network[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(2): 219-230.
- [21] Chen Xu, Feng Zhiyong, Wei Zhiqing, et al. Multiple signal classification based joint communication and sensing system[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(10): 6504-6517.
- [22] Merkofer J P, Revach G, Shlezinger N, et al. DAMUSIC: data-driven DoA estimation via deep augmented MUSIC algorithm[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(2): 1-14.

- [23] Liu Fan, Liu Yafeng, Li Ang, et al. Cramér-Rao bound optimization for joint radar-communication design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2022, 70: 240-253.
- [24] 宋朋高, 孙立珂, 赵中原. 面向 5G 演进的通感融合链路级仿真平台设计及性能评估[J]. 信息技术与政策, 2022(9): 82-88.
Song Penggao, Sun Like, Zhao Zhongyuan. Design and performance evaluation of a link-level simulation platform for integrated sensing and communication in 5G evolution[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2022(9): 82-88.
- [25] Bhargav P R, Nagaraju L, Kumar P K. Compressive sensing based DOA estimation for multi-path environment[C]//2021 IEEE International Conference on Microwaves, Antennas, Communications and Electronic Systems(COMCAS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 309-313.

Integrated Sensing and Communication-Based Target Parameter Estimation Method for Unmanned Aerial Vehicle Swarm

ZHANG Yuxing, ZHAO Jianwei*, JIA Weimin,
HE Fang, ZHANG Fenggan

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

ABSTRACT: In response to the urgent demand for real-time performance and noise resistance in the low-cost deployment of unmanned aerial vehicle (UAV) swarm countermeasures and the estimation of target parameters in complex electromagnetic environments, a UAV swarm-sensing architecture based on integrated sensing and communication (ISAC) was proposed. This framework combined multiple-input multiple-output-orthogonal frequency-division multiplexing (MIMO-OFDM) technology and compressed sensing theory. By constructing the channel model and joint time-frequency-space sparse signal model for the MIMO-OFDM ISAC system, the issue of target parameter estimation was transformed into a sparse signal reconstruction problem. Subsequently, a hybrid conventional beamforming-orthogonal matching pursuit (CBF-OMP) algorithm that employed a CBF algorithm for spatial interference suppression and angle estimation was proposed. After decoupling the received signal in the spatial domain, the OMP algorithm was used for the sparse recovery of the range and velocity parameters by exploiting a constructed overcomplete dictionary in the time-frequency domain. Finally, the proposed method was compared with traditional multi-target sensing algorithms in a simulation experiment. The results demonstrate that the proposed CBF-OMP method maintains low estimation errors across a wide range of grid densities. It maintains high accuracy while improving computational efficiency by approximately 51 times compared to the CBF-2D-MUSIC method and exhibits strong robustness in low signal-to-noise ratio environments, effectively balancing accuracy, efficiency, and anti-noise capability.

KEYWORDS: UAV swarm countermeasure; integrated sensing and communication; MIMO-OFDM; compressed sensing; CBF-OMP

(编辑: 于福兴)