http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0387

密集无人机目标雷达非凸DOA估计方法

何贵栋[1]，雷鹏[1,*]，王俊[2]
(1. 北京航空航天大学 电子信息工程学院，北京 100191；2. 北京航空航天大学杭州创新研究院，杭州 310000)

摘 要：随着低空经济的蓬勃发展，无人机（UAV）在物流、巡检、监测等领域得到广泛应用，其规模化部署带来了对目标检测与识别能力的更高要求。然而，在实际场景中，密集无人机常导致多目标角度接近、回波能量差异显著，给传统到达角估计方法带来较大挑战。为此，提出一种基于非凸优化的到达角（DOA）估计方法，利用协方差矩阵特征值分析自适应估计近角目标数目，避免对先验信息的依赖；首先构建引入拉普拉斯先验的非凸稀疏约束模型，在保留角度离散化的同时弱化栅格失配影响，并通过迭代优化实现超分辨角度估计；所设计的非凸正则项在强弱目标共存条件下具备抑制主瓣干扰与提升弱目标检测能力的特性，从而增强了对回波能量不一致的鲁棒性。仿真实验表明：所提方法在复杂无人机探测中的有效性与鲁棒性具有更高的估计成功率与估计精度。

关 键 词：无人机目标；到达角估计；角度超分辨；非凸优化；雷达探测
中图分类号：TN953.5; V279
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)09-3100-08

随着低空经济的迅速发展，无人机在物流配送、智能巡检、环境监测、应急救援等多个领域展现出广泛应用前景[1]。无人机系统灵活高效，但其大规模、集群式部署也带来了监管与安全的挑战，对其空域管理、实时监测和目标识别提出了更高要求。作为关键感知手段，雷达因其全天候、远距离、高精度的探测能力，成为实现无人机目标探测与跟踪的重要技术手段[2]。其中，基于阵列信号处理的到达角（direction of arrival, DOA）估计技术在无人机目标定位与识别中扮演着至关重要的角色[3]。

在实际场景中，由于无人机集群运行密集、姿态多样，常出现多个目标角度接近，且因尺寸、材质、姿态差异，其回波能量相差较大[4]。这种近角分布+能量差异显著的复杂信号环境，对DOA估计方法提出了双重挑战：一方面需具备足够的角度分辨率以区分紧邻目标，另一方面需具备弱目标的检测能力，以避免其被强目标谱峰掩盖。

经典的DOA估计方法主要包括基于特征空间分解的子空间方法和波束形成方法。其中，多信号分类法（multiple signal classification, MUSIC）[5]和基于旋转不变性的信号参数估计方法（estimation of signal parameters via rotational invariance techniques, ESPRIT）[6]是子空间方法的典型代表，它们通过对阵列接收数据的协方差矩阵进行特征分解，将信号子空间与噪声子空间加以区分，并利用噪声子空间的正交性在角度域上实现超分辨估计。该类方法在中高信噪比、目标角度间隔较大的条件下具有优良的分辨性能，计算复杂度适中，因而在传统阵列信号处理领域得到了广泛应用。然而，其性能高度依赖于快拍数和信噪比，在弱信号、近角目标或能量动态范围较大的场景中，谱峰容易发生融合或失

收稿日期：2025-06-20；录用日期：2025-08-06；网络出版时间：2025-08-22 15:47
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250822.1454.001
基金项目：实时毫米波成像芯片与设备研制 (2023C01148)；毫米波视频智能感知创新团队 (TD2022006)
*通信作者. E-mail：buaaray@gmail.com

引用格式：何贵栋，雷鹏，王俊. 密集无人机目标雷达非凸DOA估计方法[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（9）：3100-3107.
He G D，Lei P，Wang J. Nonconvex radar DOA estimation method for dense UAV targets[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（9）：3100-3107（in Chinese）.

真, 导致分辨失败。此外, 当阵列存在幅相误差或通道不一致时, 子空间方法的稳定性也会显著下降。数字波束形成(digital beamforming, DBF)[7]方法则直接利用阵列加权合成波束形成角度谱, 具有实现简单、硬件友好等优点, 但其角度分辨率受限于阵列孔径, 易出现主瓣展宽、旁瓣抬升等现象, 难以满足密集目标的高分辨需求。

为进一步提升稀疏目标条件下的分辨能力, 压缩感知(compressed sensing, CS)[8-9]方法被引入 DOA 估计领域。其基本思想是将连续角度空间离散化为有限网格, 并利用L_1范数正则化实现稀疏谱的精确重构。典型的 CS 方法, 如基于L_1范数最小化的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)[10]、迭代阈值(iterative shrinkage-thresholding, IST)方法[11]等, 能够在快拍数较少、信噪比较低的情况下仍保持较高的分辨率, 适用于部分稀疏场景。然而, 这类方法存在一个固有问题——栅格失配误差[12-14], 即当真实目标位置不在预设角度网格点上时, 会导致估计结果产生偏差, 严重影响分辨精度和稳定性。为缓解该问题, 原子范数最小化(atomic norm minimization, ANM)方法[15-19]被提出, 通过在连续角度域建立稀疏模型, 理论上实现了网格无关的最优稀疏估计, 能够在角度间隔较小的情况下保持较强的分辨能力。然而, ANM 方法默认各原子具有相同权重, 未能有效建模实际信号中强弱目标能量差异, 因此, 在强弱目标共存的场景下, 弱目标的检测性能往往不足。同时, ANM 方法的凸优化过程计算量较大, 尤其是在大规模阵列或多目标场景下, 求解效率和鲁棒性仍存在一定限制[20-21]。

针对上述挑战, 本文提出一种基于非凸优化的 DOA 估计方法, 旨在同时提升角度分辨率与弱目标检测能力。该方法首先基于接收数据的协方差矩阵进行特征值分析, 实现对无人机目标数目的自适应估计, 从而避免对先验信息的依赖。在此基础上, 基于拉普拉斯型[22]非凸稀疏先验构建 DOA 估计模型, 通过迭代优化实现超分辨角度估计, 并具备对无人机目标能量不一致的鲁棒性。与 ANM 等连续建模方法不同, 本文保留了角度离散化方式, 但结合非凸正则策略减弱了栅格失配影响, 并显著提升了在能量不一致条件下的谱分辨能力。仿真实验设计了多个典型的多无人机目标场景, 包括近角分布与强弱目标共存情况, 并在不同信噪比下与多种方法进行对比分析。结果表明, 本文方法复杂条件下, 仍能稳定分辨多个近角无人机目标, 并保持较高的估计成功率与精度, 验证了本文方法在复杂无人机探测任务中的有效性与鲁棒性。

1　无人机集群的雷达阵列信号模型

考虑一个基于调频连续波(frequency modulated continuous wave, FMCW)雷达的单基地系统, 用于对密集编队飞行的无人机群体目标进行探测与角度估计。雷达发射的 Chirp 信号可表示为

$$s_{\mathrm{tx}}(t)=\exp\left\{\mathrm{j}\left(2\pi f_{\mathrm{c}}t+\pi\mu t^2\right)\right\}\qquad 0\leqslant t\leqslant T_{\mathrm{c}}\tag{1}$$

式中: f_{c}为载波频率; $\mu=B/T_{\mathrm{c}}$为调频斜率, B为带宽, T_{c}为每个脉冲的持续时间。设接收阵列为M元均匀线阵, 阵元间距$d_{\mathrm{r}}=\lambda/2$, 共发射N个脉冲用于提取多普勒信息。假设目标场景中存在K架无人机, 每架无人机可视为一个点目标。第k个无人机目标的距离为R_k、径向速度为v_k、空间方向为θ_k。

FMCW 雷达接收到混频后的中频信号经过低通滤波后, 快时间信号中包含无人机距离信息, 而慢时间维度上的多脉冲观测则包含多普勒频率信息。在第m个阵元、第n个脉冲下, 对应的快时间采样点t_q的接收信号为

$$s_{n,m}(t_q)=\sum_{k=1}^{K}\alpha_k\exp\left\{-\mathrm{j}2\pi\left(f_{\mathrm{b}}^k t_q+f_{\mathrm{d}}^k nT_{\mathrm{c}}-\frac{md_{\mathrm{r}}\sin\theta_k}{\lambda}\right)\right\}+w_{n,m}(t_q)\tag{2}$$

式中: $f_{\mathrm{b}}^k=2\mu R_k/c$为目标的拍频, 反映其径向距离; $f_{\mathrm{d}}^k=2v_k/\lambda$为多普勒频率; α_k为复数回波幅度, 含雷达散射截面与传播衰减; θ_k为第 k 个无人机目标的角度; $w_{n,m}(t_q)$为加性白噪声。

对每个脉冲的快时间数据$s_{n,m}(t_q)$进行距离向快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT), 提取出第b个距离单元的频谱:

$$S_{n,m}[b]=\sum_{q=0}^{Q-1}s_{n,m}(t_q)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi bq/Q}\tag{3}$$

式中: Q为快时间采样点数; b为距离单元索引。然后对N个脉冲在慢时间维进行 FFT 提取多普勒频谱, 得到二维距离-多普勒谱:

$$\boldsymbol{Z}_m[b,d]=\sum_{n=0}^{N-1}S_{n,m}[b]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi dn/N}\tag{4}$$

式中: d表示多普勒频率单元的索引。最终形成的二维数据张量$\boldsymbol{Z}_m[b,d]$中, 每个距离-多普勒单元对应一个$M\times1$的阵列观测向量, 表示该单元在各阵元接收到的复数幅度。

在常规检测流程中, 采用二维恒虚警检测方法(constant false alarm rate, CFAR)[23]在(b,d)平面上进行门限判决。若某个单元的功率满足式(5), 则可

判断该距离-多普勒单元是否存在目标回波。

$$\begin{cases} \text{H1}: |Z_m[b,d]|^2 \geqslant T_{\text{CFAR}} \dfrac{1}{N_{\text{ref}}} \displaystyle\sum_{(i,j)\in W} |Z_m[i,j]|^2 \\ \text{H0}: |Z_m[b,d]|^2 < T_{\text{CFAR}} \dfrac{1}{N_{\text{ref}}} \displaystyle\sum_{(i,j)\in W} |Z_m[i,j]|^2 \end{cases} \tag{5}$$

式中：W表示CFAR参考单元集合；N_{ref}为参考单元数量；T_{CFAR}恒虚警门限比例因子；H1和H0分别表示检测问题中的2类统计假设：H0目标不存在(该单元仅包含噪声)，H1为目标存在(该单元中含有目标回波信号)。

然而在无人机群体目标场景中，多个目标可能落入同一个(b,d)单元中，即同一距离和速度范围内存在多个角度差异较小的目标。此时，二维FFT无法区分这些目标，仅在该单元中形成一个强能量峰值。为实现进一步分辨，本文提取该单元在空间阵列维度上的观测向量：

$$\boldsymbol{x} = [Z_0[b,d], Z_1[b,d], \cdots, Z_{M-1}[b,d]]^{\text{T}} = \sum_{k=1}^{K_b} \beta_k \cdot \boldsymbol{a}(\theta_k) + \boldsymbol{n} \tag{6}$$

式中：K_b表示该单元中实际存在的目标数；$\boldsymbol{a}(\theta_k)$为阵列导向矢量：

$$\boldsymbol{a}(\theta_k) = \left[1, \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{2\pi d}{\lambda}\sin\theta_k}, \cdots, \mathrm{e}^{-\mathrm{j}\frac{2\pi d}{\lambda}(M-1)\sin\theta_k}\right]^{\text{T}} \tag{7}$$

其中：β_k为第k个目标在该单元中的复数反射幅度；$\boldsymbol{n}$为噪声向量。

在式(6)中，目标角度信息完全嵌入在导向矢量$\boldsymbol{a}(\theta_k)$中。若目标数K_b已知，理论上可采用MUSIC或ESPRIT等子空间方法进行估计；若K_b未知或角度过近、信噪比偏低，则这些方法往往失效，难以准确分辨多个无人机目标。

2 基于非凸优化的DOA估计方法

本节首先基于接收数据协方差矩阵的特征值分析，实现无人机目标数目的自适应估计；随后，构建了基于拉普拉斯范数诱导的非凸稀疏DOA估计模型，并给出了相应的迭代求解框架。

2.1 无人机数目估计

在实际应用中，无人机目标数量K_b往往未知。为开展高分辨方向估计，本文首先需要估计当前距离-多普勒单元中实际存在的无人机数量K_b。该问题可形式化为对阵列观测向量中的稀疏度进行估计。传统的稀疏重构方法通常依赖人为设定稀疏度参数，然而在实际场景中，目标数量往往未知或动态变化，若估计不足则可能遗漏目标，估计过多则可能引入噪声伪峰。因此，稀疏度的准确估计对于后续稀疏建模质量至关重要。

为此，本文采用基于Marčenko-Pastur边界[24]理论的特征值统计法来估计信号子空间维度，即估计目标数K_b。设当前距离-多普勒单元对应的阵列观测矩阵$\boldsymbol{Y} \in \boldsymbol{C}^{M\times L}$，其中，$M$为阵列元数，$L$为快拍数(或独立采样数)，则其协方差矩阵估计为

$$\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{Y}} = \boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\text{H}}/L \tag{8}$$

对协方差矩阵$\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{Y}}$进行特征值分解，记其特征值按照降序排列为$\lambda_1 \geqslant \lambda_2 \geqslant \cdots \geqslant \lambda_M$。

在纯噪声假设下，Marčenko-Pastur定理指出协方差矩阵的特征值将集中分布在一个有限区间内，其上限可由下式给出：

$$\lambda_{\text{MP}}^{\max} = \sigma_{\text{n}}^2 (1 + \sqrt{\beta})^2 \tag{9}$$

式中：σ_{n}^2为噪声功率，$\beta = M/L$为维数比。由于实际噪声功率不可知，本文使用最小一部分特征值的平均作为σ_{n}^2的估计，即

$$\hat{\sigma}_{\text{n}}^2 = \frac{1}{M-k} \sum_{i=k+1}^{M} \lambda_i \tag{10}$$

式中：k为一个较小的初始信号源数猜测(如$k=5$或取为$0.5M$以内)。然后，据此计算理论上限$\lambda_{\text{MP}}^{\max}$。最后，所有大于该上限的特征值数量即为估计的目标数：

$$\hat{K}_b = \left\{ i \mid \lambda_i > \lambda_{\text{MP}}^{\max} \right\} \tag{11}$$

2.2 非凸DOA估计模型

在估计出该单元内可能存在的目标数K_b后，不妨设其真实角度为$\{\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_{K_b}\}$，对应的阵列流形列向量分别为$\{\boldsymbol{a}(\theta_1), \boldsymbol{a}(\theta_2), \cdots, \boldsymbol{a}(\theta_{K_b})\}$。为了进行方向估计，通常预先设定一个包含真实目标方向的完备角度搜索网格$\boldsymbol{\Theta} = \{\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_N\}$，构造角度域上的阵列流形矩阵：

$$\boldsymbol{A} = [\boldsymbol{a}(\theta_1), \boldsymbol{a}(\theta_2), \cdots, \boldsymbol{a}(\theta_N)] \in \boldsymbol{C}^{M\times N} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{a}(\theta_n)$表示方向θ_n下的阵列响应向量。由于目标数远小于角度网格数量，目标方向对应的系数在$\boldsymbol{\Theta}$上呈现稀疏性，因此，可以建立如下角度域稀疏观测模型：

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{X} + \boldsymbol{N} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{X} \in \boldsymbol{C}^{N\times L}$为待估的角度系数矩阵，仅在对应目标角度的行上非零；$\boldsymbol{N} \in \boldsymbol{C}^{M\times L}$表示加性噪声项。该模型刻画了快拍观测数据在角度域的稀疏表达，方向估计问题即转化为从$\boldsymbol{Y}$中恢复出具有行稀疏结构的$\boldsymbol{X}$，进而确定非零行所对应的角度位置。

若采用最直接的稀疏建模方式，即基于L_0范数的稀疏约束模型，则可写为

$$\begin{cases}\min_{\boldsymbol{X}}\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}\|_{\mathrm{F}}^2 \\ \text{s.t.}\,\|\boldsymbol{X}\|_{2,0}\leqslant r\end{cases} \tag{14}$$

式中: $\|\boldsymbol{X}\|_{2,0}$表示非零行数, 等价于目标个数; r表示稀疏度, 一般情况下可认为$r=\hat{K}_b$。然而L_0范数非凸、非连续, 求解难度极高, 属于 NP-hard 问题。为此, 文献中常通过引入连续可导的稀疏正则函数对其进行近似[10-14]。常见的凸替代如L_1范数虽然具备计算简洁的优势, 但在近角、高相干、信号幅度差异较大时往往恢复性能不足, 容易出现虚假目标、弱目标漏检等问题。

为克服上述限制, 本文引入一种基于拉普拉斯先验构造的非凸稀疏正则项, 更精确地逼近L_0行稀疏结构, 同时具备较强的稀疏激励能力与抗主瓣干扰能力。具体而言, 对角度索引第i行的快拍向量$\boldsymbol{x}_i\in\boldsymbol{C}^{1\times L}$, 定义稀疏约束函数为

$$\rho(\boldsymbol{x}_i)=1-\exp(-\|\boldsymbol{x}_i\|_1/\gamma) \tag{15}$$

式中: $\gamma>0$为调节参数。该函数在小幅度区域诱导稀疏性较强, 有助于抑制虚假目标; 在大幅度区域呈现饱和性, 避免过度惩罚真实目标。

基于该正则项, 本文构建如下非凸稀疏优化模型:

$$\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}\|_{\mathrm{F}}^2+\lambda\sum_{i=1}^{N}\rho(\boldsymbol{x}_i) \tag{16}$$

式中: $\lambda>0$为正则化系数, 用于平衡数据拟合与稀疏结构的权重。由于正则项$\rho(\cdot)$非凸且不可分离, 该优化问题无法直接采用解析形式求解。为此, 本文设计了一种近似求解策略, 结合残差反馈、非凸扰动构造与稀疏结构投影, 构成一种迭代更新的硬阈值方法。

该方法首先将目标函数分解为数据保真项与稀疏正则项两部分。对于数据项$f(\boldsymbol{X})=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}\|_{\mathrm{F}}^2$, 其梯度可近似表示为

$$\nabla f(\boldsymbol{X})=-\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}) \tag{17}$$

结合当前估计值构造残差反馈方向:

$$\boldsymbol{B}^k=\boldsymbol{X}^k+\boldsymbol{A}^{\mathrm{H}}(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}^k) \tag{18}$$

对于稀疏正则项$\lambda\sum_{i=1}^{N}\rho(\boldsymbol{x}_i)$, 其元素级导数为

$$\frac{\partial\rho(x)}{\partial x}=\frac{\lambda}{\gamma}\cdot\exp(-|x|/\gamma)\cdot\operatorname{sign}(x) \tag{19}$$

从而构造扰动向量:

$$\boldsymbol{v}^k=\alpha\lambda\cdot\operatorname{sign}(\boldsymbol{X}^k)-\frac{\lambda}{\gamma}\cdot\exp\left(-|\boldsymbol{X}^k|/\gamma\right)\cdot\operatorname{sign}(\boldsymbol{X}^k) \tag{20}$$

将两者合成, 构造更新方向:

$$\boldsymbol{D}^k=\boldsymbol{B}^k+\boldsymbol{v}^k/2 \tag{21}$$

为提高更新稳定性, 引入自适应步长

$$\mu_k=\frac{\|\boldsymbol{B}^k\|_{\mathrm{F}}^2}{\|\boldsymbol{A}\boldsymbol{B}^k\|_{\mathrm{F}}^2+\varepsilon} \tag{22}$$

式中: $\varepsilon>0$为防止除 0 的微小常数。最后, 对更新结果施加硬阈值稀疏投影:

$$\boldsymbol{X}^{k+1}=H_r\left(\boldsymbol{X}^k+\mu_k\cdot\boldsymbol{D}^k\right) \tag{23}$$

式中: $H_r(\cdot)$表示行硬阈值操作, 即保留行范数最大的r行, 其余清零, 保持稀疏结构。

通过对式 (18)～式 (23) 的不断迭代, 直到满足收敛条件或达到最大迭代次数, 即可得到最终的 DOA 估计结果。

此外, 本文提出的非凸稀疏建模方法本身即具备一定的能量不一致鲁棒性。具体而言, 非凸稀疏正则在小幅值区域具有较大的梯度响应, 能在优化过程中优先“激活”弱目标, 从而有效避免其被压缩为 0; 而对大幅值强目标的正则惩罚则相对饱和, 有助于减弱其主导地位。这种“强目标抑制、弱目标提升”的非对称响应机制, 使得非凸方法能实现对不同能量级别目标的稳定恢复。

3　仿真实验

本节通过仿真实验验证本文方法的有效性。雷达发射 FMCW 信号, 具体雷达参数如表 1 所示。

表 1　雷达仿真参数

Table 1　Radar simulation parameters

雷达参数	数值
雷达载频f_c/ GHz	77
调频斜率μ/(MHz·μs^{-1})	58
距离采样数	256
Chirp数	40
脉冲重复周期/μs	100
帧数	300
快拍数	4
带宽B/GHz	1.5
距离分辨率/ m	0.1
速度分辨率/(m·s^{-1})	0.5
虚拟阵元数	86
角度分辨率/(°)	1.33

获得雷达回波后, 用本文方法进行 DOA 估计, 并且与 MUSIC、DBF、OMP、ANM 方法进行对比。

实验 1　为验证方法的超分辨能力, 本文设定一个近角测试场景: 假设在 CFAR 检测后的某一距离单元内, 存在 3 个角度接近的无人机, 信噪比为 5 dB (高斯白噪声背景下), 3 个目标的入射角分别为 −6°、−1°和 0°, 且其回波能量相等。图 1 展示了 5 种

DOA 估计方法在该场景下的估计结果。

图 1 中红色虚线表示 3 个无人机目标的真实方向，可见，3 个无人机回波能量相同，体现了等强度目标的场景设定；蓝色线则分别表示各 DOA 估计方法输出的归一化谱强度。

图 1(a)～图 1(d) 分别展示了 MUSIC、DBF、OMP 及 ANM 这 4 种方法在本实验场景下的估计结果。可以看出，MUSIC 和 DBF 能获得 2 个谱峰，但−1°和 0°处的目标响应存在谱峰融合现象，角度谱分辨能力有限，存在较宽主瓣，无法有效区分 3 个目标；OMP 和 ANM 虽然具有较高的谱峰尖锐性与光滑性，但同样未能正确识别−1°和 0°目标，说明在该信噪比下它们仍面临分辨性能不足的问题。图 1(e) 为本文方法的估计结果，可以看出，其能够准确分辨出 3 个目标的位置，谱峰位置与真实角度高度一致，且无明显主瓣展宽或假峰出现，展现出优越的角度分辨能力。

实验 2 为验证方法在回波能量不一致时的性能，本文设定一个测试场景：假设在 CFAR 检测后的某一距离单元内，存在 3 个角度接近的无人机，信噪比为 5 dB(高斯白噪声背景下)，3 个目标的入射角分别为−6°、−1°和 2°，且其回波能量不一致。图 2 展示了 5 种 DOA 估计方法在该场景下的估计结果。

由图 2 中红色虚线可见，3 个无人机目标的回波能量存在明显不一致，−1°方向目标的能量最强，−6°次之，2°最弱，构成了一个典型的强弱目标共存场景。

图 2(a)～图 2(c) 分别展示了 MUSIC、DBF 和 OMP 的估计结果。3 种方法均在−1°处形成明显的主峰，对该最强目标的检测较为准确；在−6°附近也能形成次级谱峰，幅度略低；然而，对于最弱的 2°目标，3 个方法均未能有效分辨，其响应被噪声或旁瓣淹没，无法体现出谱峰，表现出对能量动态范围变化的不敏感或鲁棒性不足。

图 2(d) 显示了 ANM 方法的估计结果。可以看出，ANM 成功识别出能量较强的−6°和−1°这 2 个目标，峰值清晰且尖锐，但 2°弱目标被完全淹没，未在谱图中体现出来，说明 ANM 在弱目标旁存在较强目标时分辨能力受限，存在“谱峰遮蔽”问题。

图 2(e) 为本文方法的估计结果。可以看到，3 个目标的角度均被准确定位，且谱峰强度与目标能量基本对应。即使是 2°的弱目标，也能在谱图中形成清晰而准确的响应，未被强目标遮蔽，体现出较强的动态能量分辨能力和稳定性。

实验 3 为评价本文方法在不同信噪比条件下

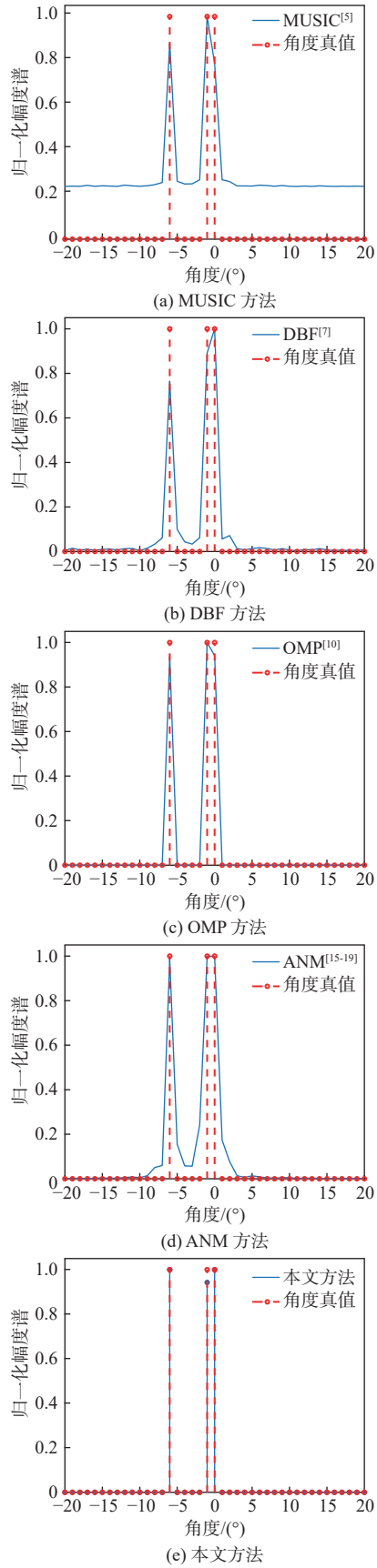
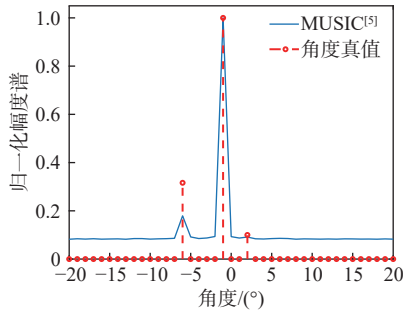
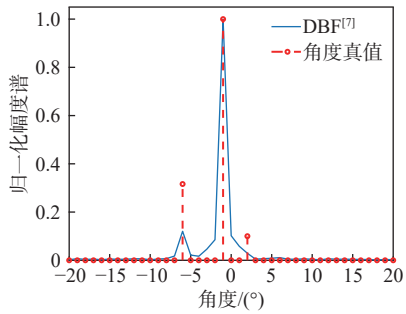


图 1 MUSIC、DBF、OMP、ANM 和本文方法在三目标近角场景下的 DOA 谱估计结果

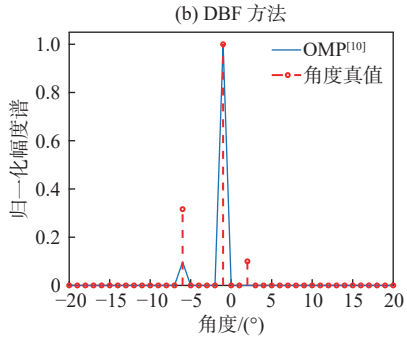
Fig. 1 DOA spectrum estimation results of MUSIC, DBF, OMP, ANM and the proposed method in a three closely spaced target scenario



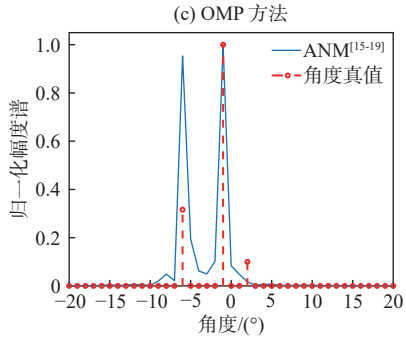
(a) MUSIC 方法



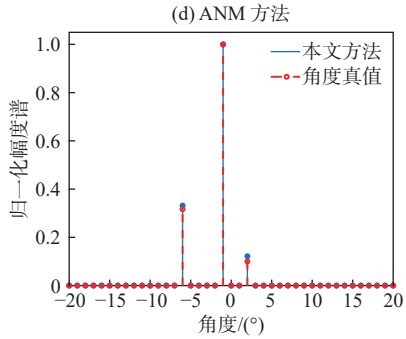
(b) DBF 方法



(c) OMP 方法



(d) ANM 方法



(e) 本文方法

图 2　MUSIC、DBF、OMP、ANM 和本文方法在三目标能量不一致场景下的 DOA 谱估计结果

Fig. 2　DOA spectrum estimation results of MUSIC, DBF, OMP, ANM and the proposed method in a three-target scenario with unequal target powers

的稳健性与平均性能, 本文设计了 Monte Carlo 模拟实验: 在每次仿真中, 假设场景中存在 3 个无人机目标, 其角度分别位于 [−11°, −6°]、[−1°, 0°] 与 [1°, 2°] 的区间内, 表示 3 个近角目标簇; 同时, 为模拟不同目标的能量差异, 其回波能量在 [0.1,10] 范围内均匀随机分布。噪声为加性高斯白噪声, 信噪比在 0～25 dB 范围内变化, 步长为 5 dB。

对于每个信噪比设置, 进行 500 次 Monte Carlo 实验, 采用估计成功率和均方根误差(root mean square error, RMSE)作为性能评价指标。成功率定义为: 若估计结果中成功检测出所有 3 个目标, 且每个估计角度与对应真实角度之间的误差小于某一容差阈值(如 1°), 则视为一次成功估计。

在计算 RMSE 时, 只使用估计成功的估计结果。图 3 给出了不同 DOA 方法在各信噪比下的估计成功率曲线。可以看出, 本文方法在各信噪比条件下均表现出较高的成功率, 平均估计成功率超过其他方法约 9.3%; 在低信噪比区间(0～5 dB)下依然保持较强的鲁棒性, 相比其他方法具有更优的稳健性。

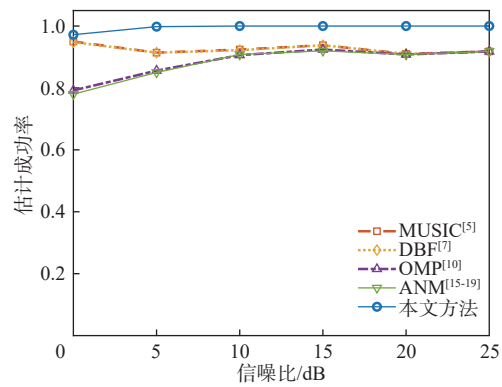


图 3　MUSIC、DBF、OMP、ANM 及本文方法在不同信噪比下的 DOA 估计成功率对比结果

Fig. 3　Comparison of DOA estimation success rates for MUSIC, DBF, OMP, ANM and the proposed method under different SNRs

图 4 给出了不同 DOA 方法在各信噪比下的 RMSE 曲线。可以看出, 本文方法在各信噪比条件下均保持较低的角度估计误差, 整体精度优于其他对比方法, 平均提升约 0.12°。相比之下, 其他方法在目标角度接近或能量不一致的情况下, 谱峰易出现畸变或偏移, 导致估计误差显著增大。

尽管本文方法在近角强弱目标共存的复杂场景中表现出较高的分辨能力与鲁棒性, 但仍存在一定局限性。首先, 在极低信噪比条件下, 目标数估计易受噪声特征值扰动影响而产生偏差, 从而影响后续角度估计精度。其次, 当阵列存在较大幅相误差或目标呈现非点源散射特性时, 所采用的理想阵列与点目标假设可能不再完全成立, 导致模型拟合

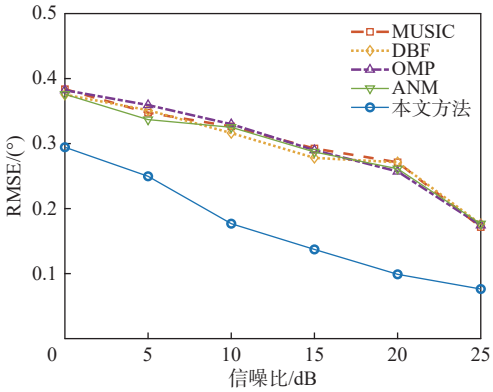


图4 MUSIC、DBF、OMP、ANM及本文方法在不同信噪比下的DOA估计RMSE对比结果

Fig. 4 Comparison of DOA estimation RMSE for MUSIC, DBF, OMP, ANM and the proposed method under different SNRs

精度下降，可能造成角度估计错误。最后，相较于部分凸优化方法，该方法在超大规模阵列或长时间观测数据处理时的计算开销仍有提升空间。因此，后续工作将围绕阵列误差建模、弱信号条件下的鲁棒目标数估计及高效求解策略优化等方向展开进一步研究。

4 结 论

本文针对近角强弱目标共存条件下无人机目标的角度估计问题，提出一种基于非凸优化的DOA估计方法，并设计仿真实验对本文方法进行了验证。结论如下：

1）在目标角度间隔较小（相差1°）、能量差异显著时，本文方法能够准确分辨，明显优于MUSIC、DBF、OMP和ANM方法；

2）在0～25 dB条件下表现出较高的估计成功率，平均估计成功率超过其他方法约9.3%；

3）在0～25 dB条件下均保持较低的角度估计误差，整体精度优于其他对比方法，平均提升约0.12°。

参考文献（References）

[1] 裘德馨. 低空经济中无人机产业发展概述[J]. 商业全球化, 2024(3): 117-122.
Qiu D X. Overview of the development of the UAV industry in the low-altitude economy[J]. Business and Globalization, 2024(3): 117-122(in Chinese).

[2] Ahmad B I, Rogers C, Harman S, et al. A review of automatic classification of drones using radar: key considerations, performance evaluation, and prospects[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2024, 39(2): 18-33.

[3] Almasri S A, Johannsen N L, Hoeher P A. Direction-of-arrival estimation for unmanned aerial vehicles and aircraft transponders using a multi-mode multi-port antenna[J]. Sensors, 2024, 24(11): 3452.

[4] Zhang C H, Wang W J, Hong X, et al. A multi-sources DOA localization method based on UAV cluster systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(6): 8681-8692.

[5] Schmidt R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34(3): 276-280.

[6] Roy R, Kailath T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 37(7): 984-995.

[7] Capon J. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 1969, 57(8): 1408-1418.

[8] Malioutov D, Cetin M, Willsky A S. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 3010-3022.

[9] Stoica P, Babu P. Sparse estimation of spectral lines: grid selection problems and their solutions[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(2): 962-967.

[10] Yang Z, Xie L H. Enhancing sparsity and resolution via reweighted atomic norm minimization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(4): 995-1006.

[11] Hu Y Q, Sun S Q. IHT-inspired neural network for single-snapshot DOA estimation with sparse linear arrays[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2024: 13081-13085.

[12] Jagannath R, Leus G, Pribić R. Grid matching for sparse signal recovery in compressive sensing[C]//Proceedings of the 9th European Radar Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 111-114.

[13] Yang Z, Xie L H, Zhang C S. Off-grid direction of arrival estimation using sparse Bayesian inference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(1): 38-43.

[14] Xenaki A, Gerstoft P. Grid-free compressive beamforming[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2015, 137(4): 1923-1935.

[15] Fu J, Cao Y H, Yeo T S, et al. A super-resolution method based on iterative weighted atomic norm minimization for UAV swarms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 4669-4684.

[16] Li R, Yang J C, Dai Z, et al. High-resolution and robust one-bit direct-of-arrival estimation via reweighted atomic norm estimation[J]. Sensors, 2024, 24(18): 5936.

[17] Zhu H G, Feng W K, Feng C Q, et al. Deep unfolded gridless DOA estimation networks based on atomic norm minimization[J]. Remote Sensing, 2023, 15(1): 13.

[18] Gao S Z, Ma H, Liu H W, et al. A gridless DOA estimation method for sparse sensor array[J]. Remote Sensing, 2023, 15(22): 5281.

[19] Gao S L, Wang M H, Zhang Z, et al. Efficient gridless 2D DOA estimation based on generalized matrix-form atomic norm minimization[J]. Electronics Letters, 2024, 60(10): e13212.

[20] Tian Z, Zhang Z, Wang Y. Low-complexity optimization for two-dimensional direction-of-arrival estimation via decoupled atomic norm minimization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2017: 3071-3075.

[21] Wei Z Y, Wang W, Dong F W, et al. Gridless one-bit direction-of-

arrival estimation via atomic norm denoising[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2177-2181.

[22] Cui A G, He H Z, Xie Z Q, et al. Iterative difference hard-thresholding algorithm for sparse signal recovery[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2023, 71: 1093-1102.

[23] Richards M A. Fundamentals of radar signal processing[M]. New York: McGraw-Hill, 2005.

[24] Couillet R, Pascal F, Silverstein J W. The random matrix regime of Maronna's M-estimator with elliptically distributed samples[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2015, 139(C): 56-78.

Nonconvex radar DOA estimation method for dense UAV targets

HE Guidong[1], LEI Peng[1,*], WANG Jun[2]

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. The Hangzhou Innovation Institute of Beihang University, Hangzhou 310000, China)

Abstract: With the rapid development of the low-altitude economy, unmanned aerial vehicles (UAV) have been widely deployed in fields such as logistics, inspection, and surveillance. Their large-scale deployment imposes increasing demands on target detection and identification capabilities. However, in real-world situations, UAV swarms frequently result in widely separated arrival angles and notable variations in echo energy, which provide major difficulties for conventional direction of arrival (DOA) estimate techniques. To address this, this paper proposes a DOA estimation algorithm based on non-convex optimization. First, the number of closely spaced targets is adaptively estimated via eigenvalue analysis of the covariance matrix, thereby avoiding dependence on prior information. Then, a non-convex sparse constraint model incorporating a Laplacian prior is constructed, which preserves angle discretization while mitigating the off-grid effect, and achieves super-resolution angle estimation through iterative optimization. In the presence of coexisting strong and weak targets, the suggested non-convex regularization term can improve robustness to echo power imbalance by suppressing main-lobe interference and increasing weak target detection. Simulation results validate the effectiveness and robustness of the proposed method in complex UAV detection scenarios, demonstrating higher estimation accuracy and success rate.

Keywords: unmanned aerial vehicles targets; direction of arrival estimation; angle super-resolution; non-convex optimization; radar sensing

Received: 2025-06-20; **Accepted**: 2025-08-06; **Published Online**: 2025-08-22 15:47

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250822.1454.001

Foundation items: Development of Real-Time Millimeter-Wave Imaging Chips and Devices (2023C01148); Millimeter-Wave Video Intelligent Perception Innovation Team (TD2022006)

* **Corresponding author**. E-mail: buaaray@gmail.com