

海上舰载多基地 OFDM 无源雷达探测研究

曹亮¹, 姜名², 栗武华², 蔡玉宝^{2*}, 孙海信³

(1. 海装某军代室, 河南 郑州 450000; 2. 中国电子科技集团公司第二十七研究所, 河南 郑州 450047;

3. 厦门大学信息学院, 福建 厦门 361100)

摘要: [目的] 动态海面环境的强多径干扰与信道时变性导致正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 调制信号的直达波解调误差累积, 严重劣化时延-多普勒联合估计精度, 而现有抗误差算法难以兼顾估计性能与计算效率。[方法] 针对此问题, 本文创新性地提出一种基于解耦原子范数最小化框架的 OFDM 信号解调算法: 通过对时频域观测矩阵进行一维重排, 构建一个参数可分离的估计模型, 在抑制解调误差干扰的同时提升计算效率。[结果] 在高解调错误率环境下, 所提方法的仿真结果较传统算法显著降低时延估计均方误差并减少运算耗时。[结论] 本文方法可用于舰载动态海面复杂场景中。

关键词: 无源雷达; 舰载多基地; 原子范数最小化; 时延估计; 多普勒估计

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 0438-0479(2025)06-0941-09

Research on marine shipborne multistatic OFDM passive radar detection

CAO Liang¹, JIANG Ming², LI Wuhua², CAI Yubao^{2*}, SUN Haixin³

(1. A Military Representative Office of the PLA Naval Equipment Department, Zhengzhou 450000, China; 2. The 27th Research Institute of CETC, Zhengzhou 450047, China; 3. School of Informatics, Xiamen University, Xiamen 361100, China)

Abstract: [Objective] Orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) signals are ideal non-cooperative illumination sources for shipborne multistatic passive radar receivers. However, the severe multipath interference and channel time-varying characteristics in dynamic maritime environments lead to accumulating demodulation errors of direct waves, thus degrading the accuracy of joint delay-Doppler estimation ultimately severely. Furthermore, existing algorithms struggle to strike a balance between estimation performance and computational efficiency. [Methods] To address this issue, we propose a decoupled atomic norm minimization (D-ANM) framework. By performing one-dimensional rearrangement of the time-frequency observation matrix to construct a parameter-separable estimation model, the method suppresses demodulation error interference while enhancing computational efficiency. [Result] Simulation results demonstrate that, under high demodulation error rates, the proposed D-ANM significantly reduces the mean squared error of delay estimation and shortens computation time compared to conventional approaches. [Conclusion] The approach presented in this paper is applicable to complex shipborne dynamic maritime scenarios.

Keywords: passive radar; shipborne multistatic; atomic norm minimization; delay estimation; Doppler estimation

随着海洋权益争夺的日益激烈, 海上目标监视和防御需求不断提升。舰载雷达系统因其机动性和快速部署能力, 在海上监视、反舰导弹防御等任务中扮演

着关键角色, 受到广泛关注^[1-3]。传统有源雷达虽然探测距离较远, 但容易被敌方侦测, 且受限于发射功率; 相比之下, 无源雷达利用环境中的通信信号进行目标

收稿日期: 2025-05-28 录用日期: 2025-09-15

* 通信作者: 417665344@qq.com

引文格式: 曹亮, 姜名, 栗武华, 等. 海上舰载多基地 OFDM 无源雷达探测研究[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2025, 64(6): 941-948, 957.

Citation: CAO L, JIANG M, LI W H, et al. Research on marine shipborne multistatic OFDM passive radar detection[J]. J Xiamen Univ Nat Sci, 2025, 64(6): 941-948, 957. (in Chinese)



感知,具备更强的隐蔽性和抗摧毁能力^[4-6],其中,正交频分复用(OFDM)信号凭借其宽带覆盖特性和对多径衰落的鲁棒性,已成为多基地无源雷达系统中典型的照射源^[7-9].近年来,通信技术的进步使得 OFDM 信号的海域覆盖能力进一步增强^[10-11],为舰载 OFDM 无源雷达的应用提供了可能性.然而,舰载动态海面环境中的多径效应与信道时变性会相互叠加,导致直达波解调误码率增大,从而影响时延与多普勒参数的联合估计精度^[12],进而导致舰载 OFDM 无源雷达性能降低,限制了其实际应用价值.

无源雷达的时延与多普勒参数估计算法经历了多阶段发展.早期的相关性方法结构简单、计算量低,但分辨率有限^[13].随后提出的调制符号域(modulation symbol domain, MSD)方法能够获得更高的峰侧比,然而其性能受制于积分时间和信号带宽^[14].为提升分辨率,研究者先后采用延长积分时间和利用信号稀疏性技术.随后,多信号分类(multiple signal classification, MUSIC)^[15-16]和压缩感知(compressed sensing, CS)^[17-19]算法被引入无源雷达领域,虽然因此提高了计算分辨率,却因为字典维度膨胀的问题导致计算复杂度上升.近年来,原子范数最小化(atomic norm minimization, ANM)因无需离散化网格且具备超分辨率优势^[20-21],被用于估计无源雷达参数^[22-23].但 ANM 算法依赖于无源雷达参考信号的解调正确率,难以在恶劣环境下保持稳定性能.

为了抑制解调误差,维持 ANM 算法在复杂环境的可用性,已有工作用原子范数去噪(atomic norm

denoising, AND)的思路来进行无源雷达联合参数估计.例如,Zheng 等^[12]提出的 CS-AN- L_1 算法,假设无源雷达的解调误码呈稀疏分布,并通过 ℓ_1 范数约束来减弱误码影响;Li 等^[24]以 CS-AN- L_1 算法为基础模型,并将目标优化问题从非凸问题转化为平滑无约束优化问题,再利用共轭梯度下降(conjugate gradient descent, CGD)算法进行求解,进而提高解调精度.然而,以上提到的算法计算复杂度高,并且对误码率预设了稀疏性,这些问题限制了它们在高误码率场景下的实用性.

针对舰载动态海面的高解调错误率场景,亟需一种既能有效抑制误码干扰又能大幅降低计算复杂度的参数估计框架.为此,本文基于解耦的原子范数最小化(decoupled-ANM, D-ANM)算法,通过对时-频域观测矩阵进行一维重排,实现参数的分离估计,从根本上避免了大规模半正定规划求解的计算成本;同时,结合谱峰搜索策略,在迭代过程中动态平衡估计精度与计算耗时.

1 系统模型与问题建模

1.1 系统模型

如图 1 所示,本文针对海上舰载环境研究了一种基于单个 OFDM 非合作信号源和多个舰载接收机构建的无源雷达系统,用于监测监视区域内的多个独立运动目标(如飞机或其他海空目标).考虑每个舰载接收机的目标回波反射情况,设辐射源与无源雷达接收机的三维空间坐标为 $\mathbf{P}_T = [x^T, y^T, z^T]^T$ 和 $\mathbf{P}_R = [x^R,$

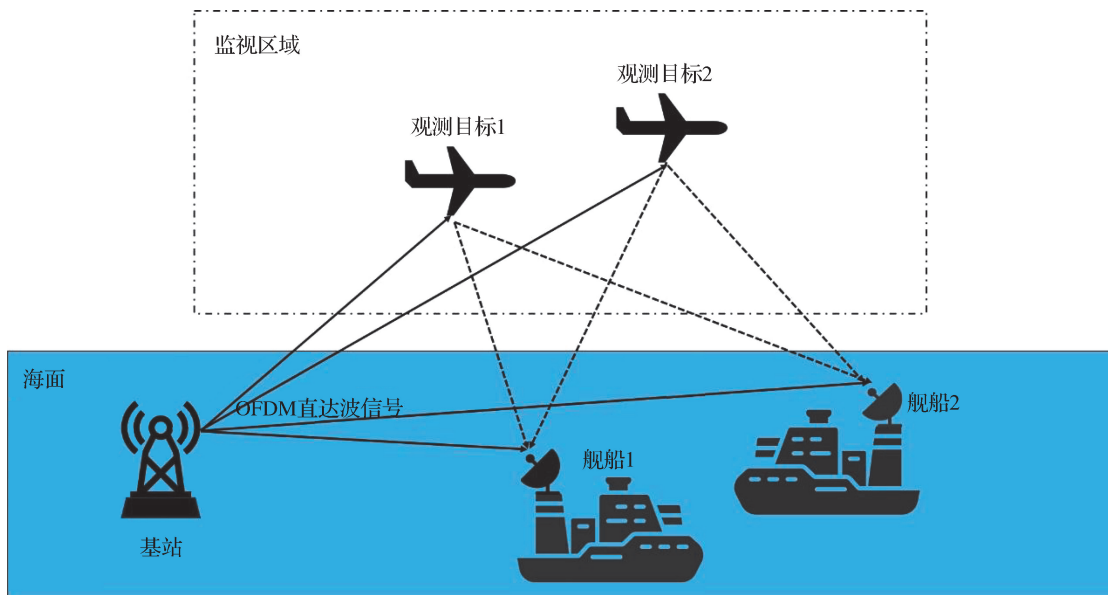


图 1 系统模型

Fig. 1 System model

$y^R, z^R]^T$. 另设监视区域内有 L 个运动目标, 这些目标的坐标和运动速度分别用 $\mathbf{P}_\ell = [x^\ell, y^\ell, z^\ell]^T$ 以及 $\mathbf{V}_\ell = [v_x^\ell, v_y^\ell, v_z^\ell]^T, \ell \in [1, L] \cap \mathbb{Z}$. 因此, 从辐射源位置 \mathbf{P}_1 发射的信号经过第 ℓ 个目标反射后到达舰载接收机 \mathbf{P}_R 的时延为

$$\bar{\tau}_\ell = \frac{1}{c} (\|\mathbf{P}_1 - \mathbf{P}_\ell\|_2 + \|\mathbf{P}_R - \mathbf{P}_\ell\|_2), \quad \ell \in [1, L] \cap \mathbb{Z}, \quad (1)$$

其中, c 为光速. 目标的多普勒频移可以表示为

$$\bar{f}_\ell = \frac{\mathbf{V}_\ell^T}{\lambda_c} \left(\frac{\mathbf{P}_1 - \mathbf{P}_\ell}{\|\mathbf{P}_1 - \mathbf{P}_\ell\|_2} + \frac{\mathbf{P}_R - \mathbf{P}_\ell}{\|\mathbf{P}_R - \mathbf{P}_\ell\|_2} \right), \quad \ell \in [1, L] \cap \mathbb{Z}. \quad (2)$$

其中 λ_c 为载波频率. 对于 L 个目标, 可以将上述公式表示为向量形式为 $\bar{\boldsymbol{\tau}} = \{\bar{\tau}_1, \bar{\tau}_2, \dots, \bar{\tau}_L\}$ 以及 $\bar{\mathbf{f}} = \{\bar{f}_1, \bar{f}_2, \dots, \bar{f}_L\}$. 每一个接收机监视信道的接收信号 $y(t)$ 设为

$$y(t) = s_d(t) + \sum_{\ell=1}^L c_\ell e^{i2\pi\bar{f}_\ell t} s(t - \bar{\tau}_\ell) + \omega(t), \quad (3)$$

其中: $s_d(t) = c_0 s(t - \bar{\tau}_0)$, 表示直达波路径接收信号, c_0 和 $\bar{\tau}_0$ 分别为直达波信号的复数增益加权和传播时延; L 个观测目标的反射路径复数加权重用 c_1, c_2, \dots, c_L 表示, $\omega(t)$ 为随机高斯白噪声. 在之后的流程中, 每艘舰载接收机利用反射信号独立完成目标的时延与多普勒频移参数估计, 并将获取的估计结果 $(\hat{\tau}_{\ell,k}, \hat{f}_{\ell,k})$ 通过舰队通信网络汇总, 进一步融合各接收机的估计结果, 最终获取监视区域内目标的空间位置与速度信息. 本文的研究重点在于海上舰载接收机中参数估计算法的优化, 而非直达波与杂波抑制、舰载接收机与中央主机之间的数据传输机制或主机端目标位置与速度的综合计算. 因此, 以下问题建模与算法分析均基于已完成参考信道的直达波抑制、杂波抑制以及匹配滤波后的舰载接收信号展开.

1.2 问题建模

假设信号源的通信信号波形为 $s(t)$, 为一段含有 M 个 OFDM 帧的通信信号, 其中每个帧内含有 N 个数据符号和 N_{CP} 个循环前缀 (cyclic prefix, CP), 每个符号的持续时间为 T 秒. $s(t)$ 的基带形式可以表示为

$$s(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \bar{b}_m[n] e^{i\frac{2\pi n}{NT} t} u(t - m(N + N_{CP})T), \quad (4)$$

其中: $\bar{b}_m[n]$ 表示第 m 个 OFDM 帧的第 n 个数据符号; $u(x)$ 为指示函数,

$$u(x) = \begin{cases} 1, & x \in (-N_{CP}T, NT], \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

考虑 OFDM 作为目标信号, 将式(4)代入式(3)中, 便可以得到经过下变频技术去除载波频率后的基带接收信号表达式

$$y(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} c_0 \bar{b}_m[n] e^{i\frac{2\pi n}{NT} t} u(t - \bar{\tau}_0 - m(N + N_{CP})T) + \sum_{\ell=1}^L \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} c_\ell \bar{b}_m[n] e^{i2\pi(\bar{f}_\ell t + \frac{n}{NT}(t - \bar{\tau}_\ell))} u(t - \bar{\tau}_\ell - m(N + N_{CP})T) + \omega(t). \quad (6)$$

在接收机上, 除了要从监视信道获取上述接收信号, 还需要通过参考信道来获取辐射源的直达波信号. 通过这一步骤, 可以对直达波信号进行解调以获取符号 $\bar{b}_m[n]$ 的信息, 同时将监视信道中的直达分量去除. 但由于舰载的无源雷达工作环境恶劣, 信噪比低, 在进行解调时难以保证高准确性, 为此定义解调结果 $b_m[n]$ 和解调错误 $e_m[n]$, 满足 $\bar{b}_m[n] = b_m[n] + e_m[n], m \in [0, M-1] \cap \mathbb{Z}, n \in [0, N-1] \cap \mathbb{Z}$. 之后经过去除循环前缀和匹配滤波等步骤, 可以得到匹配滤波结果^[12]为

$$y_m[n] = \bar{b}_m[n] \sum_{\ell=1}^L c_\ell e^{i2\pi(nf_\ell - n\tau_\ell)} + \omega'[n]. \quad (7)$$

其中, 归一化时延 $\boldsymbol{\tau} = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_L\}$ 以及多普勒参数 $\mathbf{f} = \{f_1, f_2, \dots, f_L\}$ 分别满足 $\boldsymbol{\tau} = \frac{1}{NT} \bar{\boldsymbol{\tau}}$ 和 $\mathbf{f} = \bar{\mathbf{f}}(N + N_{CP})T$, 且满足规定 $\forall \ell \in [1, L] \cap \mathbb{Z}, \tau_\ell \in [0, 1), f_\ell \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]$. 接下来, 将 M 个 OFDM 帧的匹配滤波结果排列为向量 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$, 此时关于 \mathbf{y} 的计算式为

$$\mathbf{y} = \text{diag}(\mathbf{b} + \mathbf{e})\boldsymbol{\Psi} + \mathbf{w}. \quad (8)$$

其中, $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 是经匹配滤波处理的噪声序列; $\mathbf{b}, \mathbf{e} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 为解调结果与解调错误的顺序排列, 满足 $\mathbf{b} + \mathbf{e} = \bar{\mathbf{b}}, \bar{\mathbf{b}} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 为通信信号携带的数据符号. $\boldsymbol{\Psi} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$ 可表示为

$$\boldsymbol{\Psi} = [\mathbf{S}(\mathbf{f}) \odot \mathbf{D}^*(\boldsymbol{\tau})] \mathbf{c} = ([s(f_1), s(f_2), \dots, s(f_L)] \odot [\mathbf{d}^*(\tau_1), \mathbf{d}^*(\tau_2), \dots, \mathbf{d}^*(\tau_L)]) \mathbf{c}, \quad (9)$$

其中: $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_L]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$, 为 L 个目标的反射路径的复数增益加权重; $\mathbf{s}(\mathbf{f}) = [1, e^{i2\pi f}, e^{i2\pi 2f}, \dots, e^{i2\pi(M-1)f}]^T$ 和 $\mathbf{d}(\boldsymbol{\tau}) = [1, e^{i2\pi\tau}, e^{i2\pi 2\tau}, \dots, e^{i2\pi(N-1)\tau}]^T$ 为一维范德蒙向量; \odot 为 khatri-Rao 积, 其结果的每一列由两个相同列数矩阵的每列求 kronecker 积得到. 式(8)为联合参数估计所要求解的问题, 已知匹配滤波结果 \mathbf{y} 与解调结果 \mathbf{b} , 需要剔除环境噪声 \mathbf{w} , 并且能够有效抑制由舰载环境带来的解调错误 \mathbf{e} , 最终获取探测目标的信息包括归一化时延 $\boldsymbol{\tau}$ 与多普勒频移 \mathbf{f} .

2 D-ANM 求解方法

现有的算法 CS-AN- L_1 ^[12] 因其半正定矩阵部分边长较大, 在实际中需要较长的计算耗时. 为此本文引入解耦原子范数最小化(D-ANM)算法. D-ANM 是一种特殊的原子范数, 能够在凸优化运算中缩短半正定矩阵的边长, 以获得更低的复杂度和更少的运算耗时, 这与无源雷达的短延时需求相匹配. D-ANM 本质是一维范德蒙向量形式的多重测量向量(MMV)条件下的 ANM 算法在原子为二维范德蒙向量形式的单一测量向量(SMV)条件下的一种推广, 通过重排二维原子中的一个维度以在 SMV 条件下应用 MMV 的结论.

本文用原子形式 $\mathbf{a}(x, y) = [1, e^{i2\pi x}, e^{i2\pi 2x}, \dots, e^{i2\pi(y-1)x}]^T$ 来表示 $s(f)$ 和 $d(\tau)$, 即 $s(f) = \mathbf{a}(f, M)$, $d(\tau) = \mathbf{a}(\tau, N)$, 从而有 $\mathbf{a}(\tau, f) = \mathbf{a}(f, M) \otimes \mathbf{a}^*(\tau, N)$ ^[25]. 在此之后, 对每一个目标点的 (τ, f) 对应的原子 $\mathbf{a}(\tau, f)$ 进行重新排序, 可以得到如下形式

$$\mathbf{A}(\tau, f) = \mathbf{a}(f, M)\mathbf{a}^H(\tau, N). \quad (10)$$

其满足关系 $\mathbf{a}(\tau, f) = \text{vec}(\mathbf{A}^T(\tau, f))$. 将 $\mathbf{A}(\tau, f) \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 的矩阵作为原子, 本文构建了新的原子集

$$A_d = \{e^{i\theta}\mathbf{A}(\tau, f)\} = \{e^{i\theta}\mathbf{a}(f, M)\mathbf{a}^H(\tau, N),$$

$$\tau \in [0, 1), f \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}), \theta \in [0, 2\pi)\}. \quad (11)$$

在原子集上的原子范数定义为

$$\|\mathbf{X}\|_{A_d} = \inf\left\{\sum_{\ell} c_{\ell} \cdot e^{i\theta_{\ell}}\mathbf{A}(\tau, f)\right\}, c_{\ell} \geq 0,$$

$$\theta_{\ell} \in [0, 2\pi). \quad (12)$$

通过上述流程构造的原子范数若满足 $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{X}^T)$, 则有 $\|\mathbf{x}\|_A = \|\mathbf{X}\|_{A_d}$, 并且基于 A_d 的原子范数最小化算法存在强对偶性^[25]. 通过 D-ANM, 在 \mathbf{X} 所含目标点数 L 满足 $L \leq \min\{M, N\}$ 的条件下, 可通过下列公式计算 $\|\mathbf{X}\|_{A_d}$:

$$\|\mathbf{X}\|_{A_d} = \inf\left\{\frac{1}{2\sqrt{MN}}(\text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{p}_M)) + \text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{p}_N))) \left| \begin{bmatrix} \mathbf{T}(\mathbf{p}_M) & \mathbf{X} \\ \mathbf{X}^H & \mathbf{T}(\mathbf{p}_N) \end{bmatrix} \geq \mathbf{0} \right.\right\}. \quad (13)$$

其中, $\mathbf{T}(\mathbf{p}_M) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 和 $\mathbf{T}(\mathbf{p}_N) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 分别为通过向量 $\mathbf{p}_M \in \mathbb{C}^{(2M-1) \times 1}$ 和 $\mathbf{p}_N \in \mathbb{C}^{(2N-1) \times 1}$ 构造的一阶厄米特托普利兹矩阵. 下面本文将给出式(13)的详细证明, 首先给出多重测量向量(MMV)条件下一维范德蒙向量形式的原子范数定义. 原子长度为 M 、拥有 N 个测量向量的 MMV 原子集定义为

$$A_m = \{e^{i\theta}\mathbf{a}(f, M)\mathbf{v}^H, \tau \in [0, 1), f \in [-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}),$$

$$\theta \in [0, 2\pi)\}, \quad (14)$$

其中 $\mathbf{v} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 满足 $\|\mathbf{v}\|_2 = 1$. 基于上述的原子集, Yang 等^[26] 证明了 MMV 条件下的一维范德蒙原子范数的计算式

$$\|\mathbf{X}\|_{A_m} = \inf\left\{\frac{1}{2\sqrt{M}}(\text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{p})) + \text{tr}(\mathbf{Q})) \left| \begin{bmatrix} \mathbf{T}(\mathbf{p}) & \mathbf{X} \\ \mathbf{X}^H & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \geq \mathbf{0} \right.\right\}, \quad (15)$$

其中 $\mathbf{T}(\mathbf{p}) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为一阶厄米特托普利兹矩阵, $\mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为厄米特矩阵. 设式(13)右侧部分的最优解为 $\hat{\mathbf{p}}_M$ 和 $\hat{\mathbf{p}}_N$, 同时构造函数 $g(\mathbf{X}) = \frac{1}{2\sqrt{MN}}(\text{tr}(\mathbf{T}(\hat{\mathbf{p}}_M)) + \text{tr}(\mathbf{T}(\hat{\mathbf{p}}_N)))$. 接下来, 证明 $g(\mathbf{X}) = \|\mathbf{X}\|_{A_d}$.

由于对任意 $\tau \in [0, 1)$ 均有 $\|\mathbf{a}(\tau, N)\|_2 = \sqrt{N}$, 对比式(14)可以看出, 除去系数 \sqrt{N} , A_d 可以看作是对 \mathbf{v} 进行额外约束的 A_m . 假设 \mathbf{X} 在原子集 A_d 内的系数和最小的分解形式为 $\mathbf{X} = \sum_{k=0}^{L-1} c_k e^{i\theta_k} \mathbf{A}(\tau_k, f_k)$,

其中 $c_k \in \mathbb{R}_+$ 与在 A_d 内的同名系数大小相同, 从而可以得到 $\|\mathbf{X}\|_{A_m} = \sum_{k=0}^{L-1} \sqrt{N}c_k = \sqrt{N}\|\mathbf{X}\|_{A_d}$. 假设通过式(15)计算 $\|\mathbf{X}\|_{A_m}$ 所使用的参数为 $\hat{\mathbf{p}}$ 和 $\hat{\mathbf{Q}}$, 则有:

$$g(\mathbf{X}) \geq \frac{1}{\sqrt{N}}(\text{tr}(\mathbf{T}(\hat{\mathbf{p}})) + \text{tr}(\hat{\mathbf{Q}})) = \frac{1}{\sqrt{N}}\|\mathbf{X}\|_{A_m} = \|\mathbf{X}\|_{A_d}. \quad (16)$$

另一方面, 可构造向量 $\mathbf{h}_k = \left[\left(\frac{N}{M}\right)^{\frac{1}{4}}\mathbf{a}(f_k, M)^T,$

$\left(\frac{M}{N}\right)^{\frac{1}{4}}\mathbf{a}(\tau_k, N)^T\right]^T$ 从而有

$$\sum_{k=0}^{L-1} c_k \mathbf{h}_k \mathbf{h}_k^H = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_M & \mathbf{X} \\ \mathbf{X}^H & \mathbf{H}_N \end{bmatrix} \geq \mathbf{0}, \quad (17)$$

其中, \mathbf{H}_M 与 \mathbf{H}_N 分别为边长为 M 和 N 的一阶厄米特托普利兹矩阵, 且它们的对角线上的元素分别为 $\sqrt{\frac{N}{M}}\sum_{k=0}^{L-1} c_k$ 和 $\sqrt{\frac{M}{N}}\sum_{k=0}^{L-1} c_k$, 所以有 $\frac{1}{2\sqrt{MN}}(\text{tr}(\mathbf{H}_M) +$

$\text{tr}(\mathbf{H}_N))) = \sum_{k=0}^{L-1} c_k = \|\mathbf{X}\|_{A_d}$, 由此得到

$$g(\mathbf{X}) \leq \frac{1}{2\sqrt{MN}}(\text{tr}(\mathbf{H}_M) + \text{tr}(\mathbf{H}_N))) = \|\mathbf{X}\|_{A_d}, \quad (18)$$

综合式(16)和(18), 可以证明 $g(\mathbf{X}) = \|\mathbf{X}\|_{A_d}$.

基于 D-ANM, 解调有误时的参数估计问题转化为以下的优化问题来求解:

$$\arg \min_{\mathbf{y}, \mathbf{z} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \text{diag}(\mathbf{b})\Psi - \mathbf{z}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2\sqrt{MN}} (\text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{P}_1)) + \text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{P}_2))) + \mu \|\mathbf{z}\|_1, \quad (19)$$

$$\text{s. t. } \begin{bmatrix} \mathbf{T}(\mathbf{P}_1) & \Phi \\ \Phi^H & \mathbf{T}(\mathbf{P}_2) \end{bmatrix} \geq 0, \Phi \in \mathbb{C}^{M \times N}, \Psi = \text{vec}(\Phi^T),$$

其中 $\mathbf{T}(\mathbf{P}_1) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 和 $\mathbf{T}(\mathbf{P}_2) \in \mathbb{C}^{N \times N}$ 为厄米特托普利兹矩阵. 通过上式得到的最优解 $\hat{\Psi}$ 和 $\hat{\mathbf{z}}$ 并不是期望的参数, 还需进行以下步骤得到归一化时延 $\hat{\tau}$ 与归一化多普勒频移 \hat{f} 的估计结果. 根据该问题的强对偶性, 对偶问题的解可由下式解出:

$$\hat{\phi} = \text{diag}(\mathbf{b}^*) (\mathbf{y} - \text{diag}(\mathbf{b})\hat{\Psi} - \hat{\mathbf{z}}). \quad (20)$$

通过解出的 $\hat{\phi}$, 可以构造如下函数:

$$p_{\hat{\phi}}(\tau, f) = \|\hat{\phi}^H(s(f) \otimes \mathbf{d}^*(\tau))\|_2^2, \tau \in [0, 1),$$

$$f \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right), \quad (21)$$

该函数的二维曲面称为谱图. 求得该函数之后, 本文对谱图进行峰值搜索, 选取各个局部的极值位置对应的参数对 $\{\tau', f'\}$ 作为归一化时延和多普勒频移的估计结果.

因为环境噪声的影响, $p_{\hat{\phi}}(\tau, f)$ 在局部极值处的峰尖高度是有限的. 除此之外, 参数估计的高精度与峰值搜索的计算量是正相关的, 采用较小的搜索步长可以提升估计精度, 但搜索耗时相应地也要延长. 对于该问题, 本文采用一种“先粗筛、后细筛”的办法, 即确定一个步长缩小比例 $r \in (0, 1)$, 首先采用较大的初始搜索步长 s^0 粗略定位各个局部极值的位置, 然后在每个极值附近以 s^0 为半径的范围内采用更小的步长 $s^1 = rs^0$ 进行搜索并更新极值的位置, 这之后以此类推不断地进行迭代搜索. 由于每轮细筛中计算 $p_{\hat{\phi}}(\tau, f)$ 的次数仅取决于局部极值的数目, 上述过程的计算轮数与运算次数为线性关系. 通过这一方法, 只需要较少次数的峰值搜索计算即可得到高精度的参数估计结果.

3 实 验

本节通过计算机仿真的方式对该部分提出的算法性能进行校验, 对比对象为此前经典算法 CS-AN- L_1 ^[12]. 为了方便对比, 将本文 D-ANM 算法采用 L_1 范数约束进行求解, 算法记为 DAN- L_1 . 舰载场景下, 海面多径干扰和信道时变性会导致监视信道的解调出现错误, 本文选用解调误符号率 (SER) 的值作为对海洋环境恶劣程度的模拟. 主要比较标准为在不同的解调误符号率和信噪比条件下的联合均方根误差 (joint root mean square error, E_{J-RMS}), 以及选取不同尺寸原

子时的计算耗时.

3.1 实验环境与参数设置

考察目标个数 L 为 3 的情况, 也就是由单一辐射源的发射波经过 3 个运动目标反射到达某个舰载接收机上. 舰载接收机通过获取的信号获得这 3 个目标的归一化时延以及多普勒频移. 主要的参数由表 1 给出. 其中单 OFDM 帧内的符号数目 N 只表示在计算中使用的符号数目, 并不等同于这些帧内实际含有的符号数目.

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters

仿真关键参数	数值
接收信号的信噪比 (SNR)/dB	0~25
接收信号的 SER/%	1~5
信号的调制方式	QPSK
信号的 OFDM 帧数 M	5~20
OFDM 帧内所含数据符号数目 N	5~20
运动目标数目 L	3
各个点目标的归一化时延 τ	{0.45, 0.25, 0.63}
各个点目标的归一化多普勒频率 f	{-0.25, 0, 0.14}
各个点目标的反射路径复加权 c	{-0.5+1i, 0.6-0.2i, 0.3+0.7i}
原子范数项正则化系数 λ	0.16
ℓ_1 范数项正则化系数 μ	0.02
蒙特卡罗仿真次数	100
初始搜索步长 s^0	1/(10 * M)
步长缩小比例 r	0.1

3.2 谱图与谱峰搜索结果对比

在仿真中, 本文首先给出两种算法在参数估计时构建的三维谱图, 如图 2 所示. 三维谱图的仿真条件为 SNR=20 dB, SER=1%, $M=N=10$, 步长搜索初始长度与缩小比例等参数如表 1 所示. 可以看到, 两种算法的三维谱图所含有的局部极大值 (峰尖) 数目均远超真实的目标数目, 这使得从光谱中分辨出真实的参数位置是较为困难的, 因此需要进行滤除. 非真实参数位置的局部极大值在谱图中体现为虚假的峰尖, 被称为杂峰或者鬼峰 (ghost peak), 它们主要由主峰旁瓣

以及环境噪声的影响产生. 在目标数目 L 已知的条件下, 对峰值进行滤除, 结果如图 3 所示. 在该示例中 DAN- L_1 正确地得到了三个目标点的真实参数, 而 CS-

AN- L_1 算法得到的估计参数中有一个参数估计产生了误差, 表明该参数对应位置的峰尖高度低于某个杂峰高度, 这种情况下导致的估计误差是无法避免的.

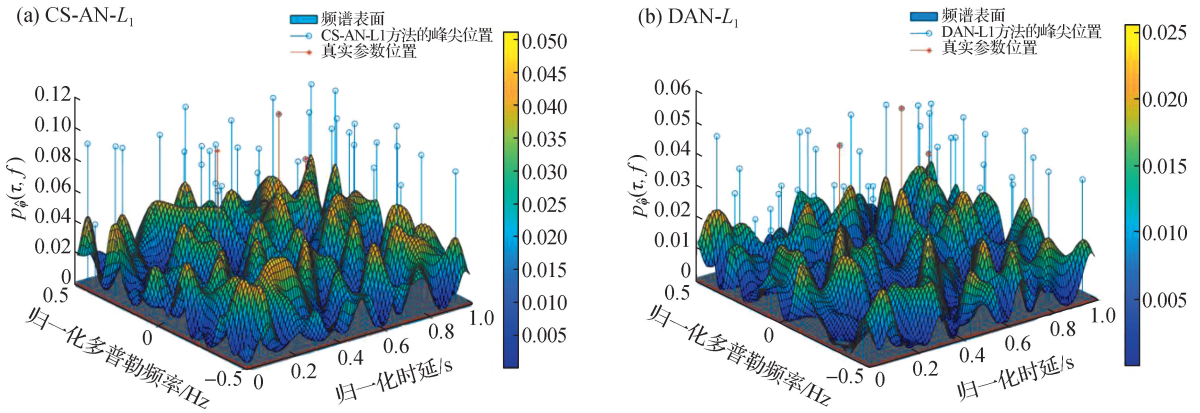


图 2 不同算法三维谱图

Fig. 2 3D spectrum of different algorithms

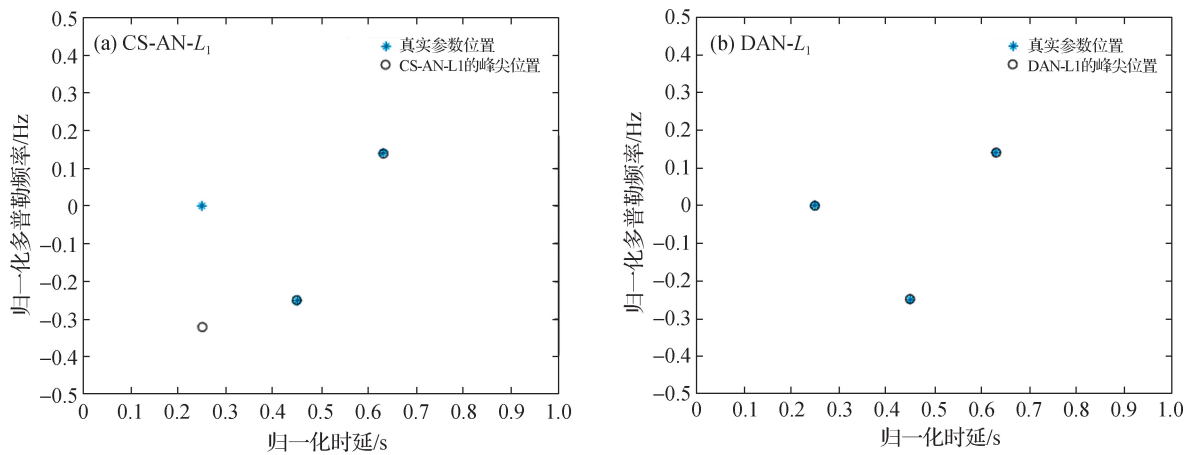


图 3 不同算法已知目标点数的谱峰过滤结果

Fig. 3 Spectral peak filtering results of different algorithms with known numbers of target point

3.3 参数估计性能对比

在本节中, 本文将对比 CS-AN- L_1 , DAN- L_1 , CS- L_1 ^[27] 与 2D-MUSIC^[28] 算法的联合均方根误差, 以衡量各自的估计精度. 其中 CS- L_1 采用 4 倍过采样, 2D-MUSIC 搜索步长为 0.01. 这里, 联合均方根误差定义为关于 τ 与 f 两者的均方根误差之和, 可以表示为

$$E_{J-RMS} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |\hat{\tau}_i - \tau_i|^2} + \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |\hat{f}_i - f_i|^2}, \quad (22)$$

其中, $\hat{\tau}_i$ 和 \hat{f}_i 分别为对第 i 个目标的时延与多普勒频移参数估计结果. 在这里本文利用点集配准 (point

matching) 算法建立估计结果的点集与真实目标点集之间的映射, 在此基础上计算联合均方根误差. 克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 是无偏参数估计中估计量能达到的最低方差的下界, 本文将其作为参考的性能标准. 在 $M = N = 10$ 时, 4 种算法在不同信噪比和误符号率条件下的联合均方根误差由图 4 所示. 在信噪比为 $-5 \sim 5$ dB 时, 4 种算法均不能正常发挥效果. 随着信噪比的上升, DAN- L_1 算法的联合均方根误差不断下降, 在信噪比 > 20 dB 时其精度能达到接近 10^{-3} . 作为对比, 其余算法的曲线随着信噪比上升发生的变化有限, 在信噪比为 25 dB 时, 其联合均方根误差均在 10^{-1} 以上. 这表明在误符号率为 1% 与 5% 的情况下, DAN- L_1 算法的联合均方根误差

已降低到 10^{-3} , 而 CS-AN- L_1 和 2D-MUSIC 算法几乎不具备正常工作的能力. CS- L_1 的表现相对于 CS-AN- L_1 和 2D-MUSIC 算法较优, 但误差在高信噪比时误差率仍在 10^{-1} 水平线. 在误符号率为 10% 时, 代表着监视信道受到了严重的干扰, 根据图 4 所示, 各种算法的性能都受到了严重的制约, 不能发挥正常效果. 整体来看 DAN- L_1 算法在相同环境下表现相对优秀, 在信噪比较高的环境下能将误差降低到合理的水平.

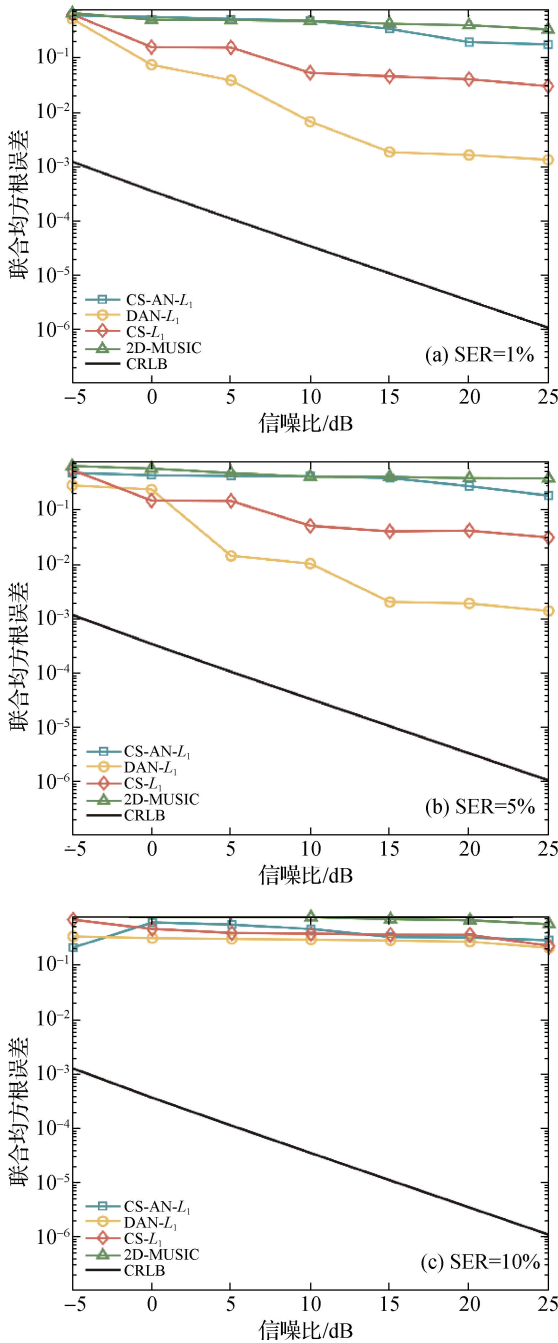


图 4 不同 SER 下各算法的联合均方根误差对比
Fig. 4 Comparison of joint root mean square errors of each algorithms under different SERs

在实际环境中, 不同的信号处理长度选择也会影响算法的实际准确度. 因此本文设计实验, 计算算法在不同的 $M(N)$ 下的联合均方根误差变化. 实验设置在 $\text{SNR}=25 \text{ dB}$, SER 设置在接近 1% 的水平, 所得到的联合均方根误差变化如图 5 所示, 可以看出本文的算法随着 $M(N)$ 的增大, 误差率逐渐下降, 在 $M=20$ 的条件下, 能降低到 10^{-3} .

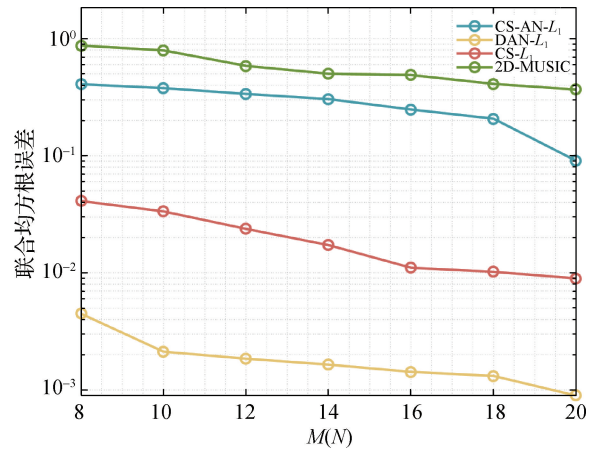


图 5 不同信号长度下各种算法的联合均方根误差对比
Fig. 5 Comparison of joint root mean square errors for various algorithms under different signal lengths

3.4 计算复杂度对比

在本节中将对比引入 D-ANM 方法前后的计算复杂度. 半定规划问题的计算成本来源主要是半正定矩阵的边长 N_1 与所含变量的个数 N_2 . 在最坏情况下, 求解一个半定规划问题需要执行的浮点计算次数为 $O(N_1^{2.5} N_2^2)$. 对于 CS-AN- L_1 算法, 半正定矩阵的边长为 $N_1 = MN + 1$, 所含变量数目为 $N_2 = MN + M + 1$, 因此时间复杂度为 $O(M^{4.5} N^{4.5})$, 引入 D-ANM 后, DAN- L_1 算法的参数为 $N_1 = M + N, N_2 = MN + M + N$, 因此时间复杂度为 $O((M + N)^{2.5} M^2 N^2)$. 当 $M = N$ 时, 两种算法的复杂度分别为 $O(M^9)$ 与 $O(M^{6.5})$.

接下来, 本文通过比较 4 种算法在不同尺寸的 M 与 N 下的求解用时来考察算法的计算复杂度. 本文取信噪比为 20 dB, 解调的误符号率维持在 5%. 在主频为 2.4 GHz, 内存为 32 GB 的桌面端设备下, 各个算法计算用时对比图如图 6 所示. 可以看出, 在各个尺寸下, 本文的算法相比 CS- L_1 算法与 CS-AN- L_1 , 计算用时更短, 且用时随着尺寸上升的变化幅度也要更加平缓. 本文的算法虽然比 2D-MUSIC 算法用时略长, 但综合考虑性能和计算成本, 本文的算法表现更优.

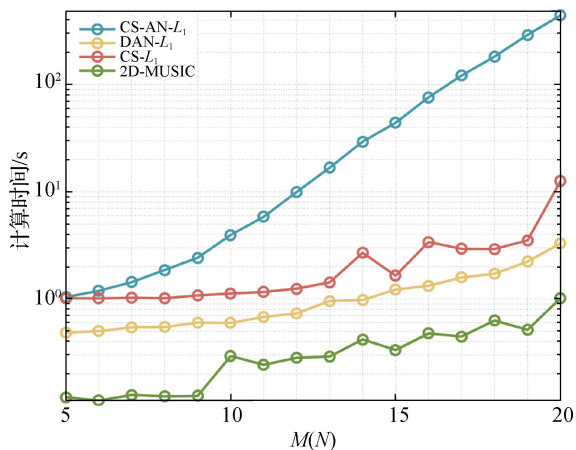


图 6 不同信号长度下各种算法的计算用时对比

Fig. 6 Comparison of calculation time for various algorithms under different signal lengths

4 结 论

本文针对直达波解调误差累积导致的时延与多普勒联合估计精度受限与计算复杂度过高的问题,提出了一种基于解耦原子范数最小化的参数估计算法,并设计了谱搜索策略以动态平衡估计精度与计算复杂度. 仿真结果表明:在误码率为 1% 和 5% 的高误码环境下,所提 D-ANM 算法在时延估计均方差上优于对比算法,在高信噪比条件下,算法误差趋近 10^{-3} 量级,在定位精度与时间复杂度上充分满足无源雷达在舰载动态海面环境下的探测需求. 未来工作将聚焦于在高解调误码率场景下的虚警率抑制,以进一步提升算法的综合性能和工程适用性.

参考文献:

[1] WU S T, ZHAO C, CHEN Z Z, et al. A new Doppler model for shipboard coherent microwave ocean radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5107113.

[2] WU S T, ZHAO C, CHEN Z Z, et al. Doppler frequency components estimation from range-Doppler spectrum using shipboard coherent microwave radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5106412.

[3] HUANG Y X, CHEN Z Z, ZHAO C, et al. Wave parameter inversion for shipboard coherent S-band radar under shadow modulation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 4207815.

[4] PARK D H, PARK G H, PARK J H, et al. Interference

suppression for an FM-radio-based passive radar *via* deep convolutional autoencoder [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(1): 106-118.

[5] JIANG Y H, GAO F F, JIN S. Electromagnetic property sensing: a new paradigm of integrated sensing and communication [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(10): 13471-13483.

[6] LIU Y, CHENG F, YI J X, et al. PAPR and sidelobe reduction using tone reservation in OFDM RadCom systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(16): 26645-26658.

[7] WANG C J, WAN X R, YI J X, et al. Coarse-fine joint target parameter estimation method based on AN-RSC in OFDM passive radar[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2024, 35(2): 339-349.

[8] DWIVEDI M, HULEDE I E L, VENEGAS O, et al. 5G-based passive radar sensing for human activity recognition using deep learning[C] // 2024 IEEE Radar Conference (RadarConf24). Piscataway: IEEE, 2024: 1-6.

[9] WANG C J, WAN X R, YI J X, et al. Super-resolution time delay estimation of OFDM passive radar based on fully convolutional networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(21): 26347-26356.

[10] ALQURASHI F S, TRICHILI A, SAEED N, et al. Maritime communications: a survey on enabling technologies, opportunities, and challenges [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(4): 3525-3547.

[11] PAN T, JIANG Z W, MO X H, et al. Research on sea area coverage scheme based on microwave transmission technology [M] // Signal and Information Processing, Networking and Computers. Singapore: Springer Nature, 2025: 1017-1025.

[12] ZHENG L, WANG X D. Super-resolution delay-Doppler estimation for OFDM passive radar [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(9): 2197-2210.

[13] BERGER C R, DEMISSIE B, HECKENBACH J, et al. Signal processing for passive radar using OFDM waveforms [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(1): 226-238.

[14] 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.

[15] ZHOU Y T, WAN H J. Dual-branch attention module-based network with parameter sharing for joint sound event detection and localization [J]. EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing, 2023, 2023(1): 27.

- based convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-13.
- [14] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [15] GUO Y R, PAN Z X, WANG M M, et al. Learning capsules for SAR target recognition[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 4663-4673.
- [16] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C] // 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Piscataway: IEEE, 2024: 1-6. doi:10.1109/adics58448.2024.10533619.
- [16] XIE R, HU D Y, LUO K, et al. Performance analysis of joint range-velocity estimator with 2D-MUSIC in OFDM radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 4787-4800.
- [17] DEMISSIE B, BERGER C R. High-resolution range-Doppler processing by coherent block-sparse estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2): 843-857.
- [18] HADI M A, TABASSUM M N, ALSHEBEILI S. Compressive sensing based high-resolution passive bistatic radar[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(4): 635-642.
- [19] FILIP-DHAUBHADEL A, SHUTIN D. Long coherent integration in passive radar systems using super-resolution sparse bayesian learning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 554-572.
- [20] TANG G G, BHASKAR B N, SHAH P, et al. Compressed sensing off the grid[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2013, 59(11): 7465-7490.
- [21] 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.
- [22] CHEN P, CHEN Z M, MIAO P, et al. RIS-ADMM: a RIS and ADMM-based passive and sparse sensing method with interference removal[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(4): 867-871.
- [23] SUI J X, WANG J, GAO J. Clutter suppression algorithm via covariance matrix reconstruction with airborne passive radar[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025: 1. doi: 10.1109/IIOT.2025.3588861.
- [24] LI Y C, WANG X D, DING Z G. Multi-target position and velocity estimation using OFDM communication signals[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(2): 1160-1174.
- [25] ZHANG Z, WANG Y, TIAN Z. Efficient two-dimensional line spectrum estimation based on decoupled atomic norm minimization[J]. Signal Processing, 2019, 163: 95-106.
- [26] YANG Z, XIE L H. Exact joint sparse frequency recovery via optimization methods[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(19): 5145-5157.
- [27] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [28] NAHA A, SAMANTA A K, ROUTRAY A, et al. Determining autocorrelation matrix size and sampling frequency for MUSIC algorithm[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(8): 1016-1020.

(责任编辑:任滢滢)

[上接第 948 页]

(责任编辑:任滢滢)