

稀疏阵列ISAR联合误差校正与角度超分辨的舰船目标三维成像方法

邵 帅* 陈雪怡 庄晓志 刘宏伟

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 岸基雷达因固定阵位限制探测能力受限, 无人机集群利用其灵活部署特性构成空时混合孔径可实现舰船目标高分辨阵列逆合成孔径雷达(ISAR)三维成像。受海风等海洋环境影响, 无人机集群非理想初始状态和速度同步误差会造成阵列构型畸变与ISAR复图像相位错位, 降低目标测角与三维重构质量。针对上述问题, 该文提出一种稀疏阵列ISAR联合误差校正与角度超分辨的舰船目标三维成像方法。该方法利用多脉冲与ISAR波达方向(DOA)估计的相关性构建关联匹配机制, 抑制时变波程差造成的相位误差累积; 将二维精细化速度误差模型和多准则融合指标嵌入DOA超分辨估计, 实现多维误差补偿与超分辨测角一体化; 依据单、多特显点的空间谱差异, 结合误差时间分布特性与信噪比加权, 提出距离维和方位维联合优化策略, 提高测角精度和运算效率。点目标与电磁仿真结果表明, 所提方法可在非理想稀疏无人机集群条件下实现舰船目标稳健三维成像, 重构误差小于10%, 可为舰船目标预警探测与引导打击提供技术支撑。

关键词: 阵列ISAR; 无人机集群雷达; 三维成像; 舰船目标; 误差校正

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-26

DOI: 10.12000/JR26085

CSTR: 32380.14.JR26085

引用格式: 邵帅, 陈雪怡, 庄晓志, 等. 稀疏阵列ISAR联合误差校正与角度超分辨的舰船目标三维成像方法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR26085.

Reference format: SHAO Shuai, CHEN Xueyi, ZHUANG Xiaozhi, *et al.* Sparse array ISAR 3-D imaging method for ship targets via joint error calibration and super-resolution DOA estimation[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR26085.

Sparse Array ISAR 3-D Imaging Method for Ship Targets via Joint Error Calibration and Super-resolution DOA Estimation

SHAO Shuai* CHEN Xueyi ZHUANG Xiaozhi LIU Hongwei

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Shore-based radar systems are constrained by fixed deployment locations, which limits their detection capability. Owing to their flexible deployment, Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) can form a space-time hybrid aperture to enable high-resolution array Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) three-Dimensional (3-D) imaging of ship targets. However, marine environmental disturbances, such as sea winds, together with nonideal initial states and velocity synchronization errors within the UAV cluster, can distort the array geometry and cause phase misalignment among complex-valued ISAR images, thereby degrading target angle estimation and 3-D reconstruction quality. To address these issues, this paper proposes a sparse-array ISAR 3-D imaging method for ship targets via joint error calibration and super-resolution Direction-of-Arrival (DOA) estimation. The proposed method exploits the correlation between multipulse and ISAR DOA estimates to

收稿日期: 2026-05-01; 改回日期: 2026-07-26; 网络出版: 2026-xx-xx

*通信作者: 邵帅 sshao@xidian.edu.cn

*Corresponding Author: SHAO Shuai, sshao@xidian.edu.cn

基金项目: 中国博士后科学基金(2022M722502), 陕西省博士后科研资助基金(2023BSHYDZZ94), 微波成像国家重点实验室基金

Foundation Items: The China Postdoctoral Science Foundation (2022M722502), The Shaanxi Postdoctoral Sustentation Fund (2023BSHYDZZ94), The National Key Laboratory of Microwave Imaging Open Fund

责任编辑: 王勇 Corresponding Editor: WANG Yong

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

establish an association-matching mechanism that suppresses phase-error accumulation induced by time-varying differential ranges. A refined two-Dimensional (2-D) velocity-error model and a multicriteria fusion metric are incorporated into super-resolution DOA estimation, enabling the integrated estimation of multidimensional errors and angles. In addition, a joint Range-Azimuth Optimization Strategy (RAOS) is developed by exploiting differences in the spatial spectra of range cells containing either a single prominent scatterer or multiple prominent scatterers, together with the temporal distribution of errors and signal-to-noise ratio weighting, thereby improving both angle-estimation accuracy and computational efficiency. Point-target and electromagnetic simulations demonstrate that the proposed method achieves robust 3-D imaging of ship targets under nonideal sparse UAV-cluster conditions, with reconstruction errors below 10%, providing technical support for early-warning detection and strike guidance.

Key words: Array ISAR; UAV cluster radars; 3-D imaging; Ship targets; Error calibration

1 引言

利用高分辨雷达对海面目标进行精细成像,对于海上态势感知与预警探测具有重要意义。当前,可用于实现海面目标三维雷达成像的平台主要包括岸基雷达、舰载雷达、机载雷达等。然而,这些平台存在固有局限:岸基雷达受固定阵位约束,其空间覆盖范围存在固有盲区;舰载雷达体积庞大,雷达特征显著,其观测构型受平台运动约束;机载平台具有观测范围广的优势,然而有人驾驶模式限制了其在前沿部署中的使用,且因面临成本高、协同难、易被打击等现实问题难以构建多机阵列。无人机集群可通过编队飞行实现灵活部署与抵近观测,能够始终保持在视距范围内,且具有零伤亡、低成本、强生存性等优势,为目标探测与高分辨三维成像提供了新的技术路径,但该方法仍受平台航程和安全距离等工程条件限制。在成像体制方面,现有单脉冲逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)与干涉逆合成孔径雷达(Interferometric Inverse Synthetic Aperture Radar, InISAR)三维成像方法仅具备测量能力,不具备分辨能力,本质上属于2.5维成像,仅能获取目标整体轮廓信息,难以还原目标的完整三维空间结构。阵列合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)为实现真正的三维成像并获取更精细的细节信息提供了新途径,并且使用稀疏阵列构型可有效降低系统复杂度与成本,但其主要适用于合作目标或确定性场景,难以应对具有复杂运动的海面非合作目标,需开展阵列ISAR三维成像技术研究。无人机集群受海风等环境影响产生非理想运动,导致阵列构型发生未知且时变的畸变,引入初始状态误差与复杂的速度同步误差,该误差导致导向矢量失配,造成实孔径波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计精度下降。现有方法大多将阵列误差视为固定值或假设可离线标定,无法有效应对此类动态时变

误差。因此,研究非理想稀疏无人机集群阵列ISAR三维成像方法,特别是构建自适应、高精度的速度同步误差补偿机制具有重要意义。

现有的雷达三维成像技术大致可以分为4类:序列ISAR三维成像、InISAR三维成像、阵列SAR三维成像、阵列ISAR三维成像。序列ISAR利用多角度下观测的空间目标ISAR图像序列,通过提取散射点并关联,获取散射点的轨迹矩阵,进而对轨迹矩阵进行分解获取目标的三维散射点结构,最终根据获取的三维散射点结构估计空间目标的姿态和尺寸^[1-3]。该技术对平稳运动的空间目标具有较好的重构效果,但难以应用于具有复杂运动的舰船目标。InISAR成像技术将干涉技术应用到ISAR,可对多种运动目标场景进行成像,具有系统结构简单、天线数量少、易于实现等优点^[4-6]。其固有缺陷在于无法有效分离合成散射点,仅能恢复目标轮廓等整体信息,本质上是2.5维成像,未能实现真正的三维成像。阵列SAR三维成像以层析SAR为代表,通过层析反演获取沿高度向的散射体分布,解决了二维SAR图像中的叠掩问题,实现了建筑物等静止目标的三维成像^[7-10]。然而,此类方法主要面向合作目标,适用于静止场景或大范围区域成像,难以处理具有复杂运动的舰船等非合作目标。阵列ISAR将空间谱估计与二维成像相结合,可直接实现目标的三维成像。该技术能够在空间谱中有效分离位于相同距离-多普勒单元内的散射点,真正实现高质量三维成像,理论上具有更优的成像性能,且适用于多种运动目标场景^[11-13]。然而,阵列ISAR系统因采用多天线构型,对多种阵列误差较为敏感,现有方法大多难以在此条件下获得高质量的三维成像结果。因此,误差校正是保证阵列ISAR三维成像具备准确角度估计能力与高分辨率成像性能的核心环节。

现有研究通常将阵列误差分为3类:阵元位置误差、通道幅相误差及阵元互耦误差。本文针对稀

疏阵列实现三维成像^[14,15], 阵元间距较大, 互耦误差可忽略; 同时, 现有研究对通道幅相误差已有较为充分的探讨。因此, 本文主要聚焦于阵元位置误差进行校正。此外, 无人机集群平台非理想运动引入的速度同步误差是导致测角性能劣化的核心问题, 本文对此重点研究。对于时频同步误差, 其可通过现有时钟同步技术^[16]、自校正技术^[17]等有效抑制, 因此本文暂不将其作为研究重点。阵元位置误差校正可以分为有源误差校正和自校正, 有源误差校正基于一组已知信号源, 通过构建导向矢量, 利用加权子空间拟合建立代价函数, 通过参数估计算法进行迭代运算^[18-20]。此种算法的校正性能较为依赖已知信号源的信噪比, 同时大多算法迭代运算较为复杂。与有源校正算法不同, 自校正算法不需要设置校正源, 主要基于阵列原始接收数据, 结合信号的统计特性, 基于自适应算法等对误差参数进行估计。自校正算法中的一类为矩阵变换算法, 在不相关信号源的情况下, 借助观测协方差矩阵中的信息估计传感器增益和相位, 恢复特征结构方法的性能^[21-23]。然而, 此类算法对阵列几何构型依赖较强, 每种方法通常仅适用于特定的阵列误差结构模型。另一类误差自校正算法是迭代算法, 该类算法针对一般化的阵列误差模型, 基于优化函数实现DOA与阵列误差参数的联合估计^[24-26]。然而此类迭代优化算法计算复杂度较高, 大多仍针对非稀疏阵列和稀疏目标进行实现, 实际应用中仍面临较大局限。针对阵列ISAR三维成像中的误差校正问题, 现有研究主要集中于传统密集阵列构型下的幅相误差与阵元位置误差校正, 而针对非理想稀疏阵列构型下的速度同步误差校正研究相对较少。此外, 现有方法大多假设阵列误差为固定值或可离线标定, 难以应对无人机集群因海风等环境因素导致的速度不同步等动态时变误差特性。因此, 研究面向稀疏无人机集群的自适应、高精度速度同步误差补偿方法, 是推动动平台集群阵列ISAR三维成像技术走向实用的关键。

为解决上述问题, 本文提出稀疏阵列ISAR联合误差校正与角度超分辨的舰船目标三维成像方法, 本文的主要创新点和贡献如下:

(1) 多脉冲与ISAR关联匹配的精确稳健DOA超分辨估计。针对多通道ISAR二维图像时变波程差导致相位误差累积的问题, 本文提出多脉冲与ISAR关联匹配的精确稳健DOA超分辨估计算法(Super-Resolution DOA estimation via multi-pulse and ISAR-based Associated Matching, SRDOA-AM)。其关键技术贡献在于揭示了ISAR与多

脉冲在波程差随慢时间变化特性上的差异, 并利用多脉冲将波程差固定为确定性阵列几何关系特性, 为高精度DOA估计提供了稳定的空间谱基础。通过关联匹配两类观测的DOA估计结果, 该算法抑制了单次观测的相位不确定性, 并缓解了ISAR超分辨存在的离网问题。该机制在保留ISAR宽视角优势的同时, 充分利用多脉冲的测角精度, 实现了散射点的高可靠定位。

(2) 超分辨DOA估计与多维误差补偿一体化处理。针对无人机集群非理想航迹造成的畸变阵列流形, 构建阵列向与航迹向的两维精细化速度时变误差模型。区别于传统分级处理中误差估计与DOA估计的分离架构, 本文提出超分辨DOA估计与多维误差补偿一体化算法(integrated processing of Super-Resolution DOA estimation and multi-dimensional Error Compensation algorithm, SRDOA-EC), 将误差参数估计直接嵌入DOA超分辨迭代框架。通过构建多准则融合评价指标, 算法在空间谱域同步完成多维误差补偿与高精度测角, 从机理上消除了误差传递对角度估计的劣化, 提升三维成像精度。

(3) 距离维和方位维联合优化策略。针对多维误差校正, 本文提出一种距离维和方位维联合优化策略(Range-Azimuth Optimization Strategy, RAOS)。距离维优化策略依据单特显点与多特显点单元的空间谱结构差异, 分别构建差异化评价准则。对于空间谱结构简单的单特显点单元, 以谱峰幅度及其在短时间内的位置稳定性作为核心准则。对于存在谱峰模糊的多特显点单元, 针对旁瓣干扰与杂波加剧问题, 引入局部峰值与主峰幅值之比以及散射点位置标准差构建多准则度量指标, 以增强测角的可靠性。方位维优化策略对多脉冲利用信噪比加权过滤低质量回波干扰, 同时根据误差的时间分布特性分段选取脉冲, 在提高测角精度的同时降低算法复杂度。

上述3部分方法并不是彼此独立的处理环节, 而是围绕非理想稀疏阵列ISAR三维成像中的“定位—校正—优化”逐步展开。SRDOA-AM首先利用多脉冲与ISAR结果的关联匹配, 抑制相位累积误差和离网影响, 为散射点提供较可靠的三维定位基础; 在此基础上, SRDOA-EC将阵列位置误差和速度误差补偿嵌入超分辨DOA迭代过程, 保证非理想阵列条件下的角度估计精度; RAOS进一步从距离维和方位维筛选有效观测单元与高质量脉冲, 减少无效搜索和噪声干扰, 在降低计算复杂度的同时增强算法抗噪性。三者相互配合, 共同支撑高精度、稳健的舰船目标三维成像。

2 基础理论

2.1 研究动机

本文所提算法主要针对前下视场景进行阵列ISAR三维成像。在非理想条件下,无人机载雷达的运动轨迹可能因海洋环境和系统引起的扰动而改变,导致阵列ISAR三维成像性能下降。为验证阵列ISAR成像对叠掩散射点的分辨能力,及其高质量三维成像的实现效果,同时分析阵列固定位置误差与速度误差对成像结果的负面影响,本文先构建阵元间距1 m的一发多收稀疏阵列模型,引入阵列固定位置误差与运动速度误差,开展简易散射点仿真对比实验,直观展现各种ISAR三维成像算法质量的优劣。

各三维成像算法流程均先使用距离-多普勒算法(Range Doppler Algorithm, RDA)对接收回波信号进行二维成像,此后InISAR对各阵元的ISAR二维图像进行图像配准^[27]后,进行干涉处理解算散射点坐标;传统阵列ISAR对图像配准之后的ISAR二维图像提取强散射点,对这些特征点利用稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)算法进行DOA估计,结合散射点角度与二维坐标实现三维重构;所提算法充分考虑阵列各类误差影响,融合全部脉冲的DOA估计结果,对同一散射点的多脉冲测角信息进行平均融合,有效降低角度估计误差,最终实现高精度阵列ISAR三维成像。图1分别展示了InISAR算法、传统阵列ISAR算法和所提算法的DOA估计结果和ISAR三维图像。从图1中可以观察到,InISAR无法解算出位于同一距离和多普勒单元散射点的第三维坐标,仅解算出一个错误

的三维坐标,测角结果存在偏差,重建质量较差。传统阵列ISAR算法因引入阵列固定位置误差与速度误差未得到补偿,重构结果也存在偏差。然而,通过所提算法获得的角度估计精度和三维成像结果均表现出优异的性能,真实角度与估计角度误差较小,点云较为重合。需要特殊说明的是,阵列ISAR能够有效分离叠掩散射点并重构三维图像的前提是,对于同一距离单元内的多个散射点,其角度间隔应大于系统的有效角度分辨门限,该门限与阵列孔径、阵元数以及SBL空间谱估计性能均有关,而这也是本文所提算法的应用前提。因此,研究非理想条件下稀疏无人机集群雷达舰船目标阵列ISAR三维成像的误差补偿尤为重要。

在阵列ISAR三维成像过程中,用于获取空间谱的DOA估计算法有很多,最早的DOA估计算法为常规波束形成算法(Conventional Beamforming, CBF)^[28,29],该方法通过傅里叶变换处理数据,受瑞利限制约,不具备分辨一个波束内多个目标的能力。针对这一问题,此后多重信号分类算法^[30]、旋转不变子空间^[31]算法被相继提出。后引起广泛关注的是压缩感知(Compressive Sensing, CS)技术,被用于描述稀疏信号压缩和重构问题。压缩感知技术应用于DOA估计时,利用入射信号在空间域的稀疏特性,能够分辨同一波束宽度内的多个目标,从而实现超分辨角度估计^[32]。目前利用压缩感知技术的超分辨DOA估计算法有凸优化类算法^[33]、贪婪类算法^[34,35]以及基于贝叶斯框架的重构算法。其中基于贝叶斯框架重构算法中最新提出的是SBL算法^[36,37],该算法中的正则化参数由训练数据自动确定,具有

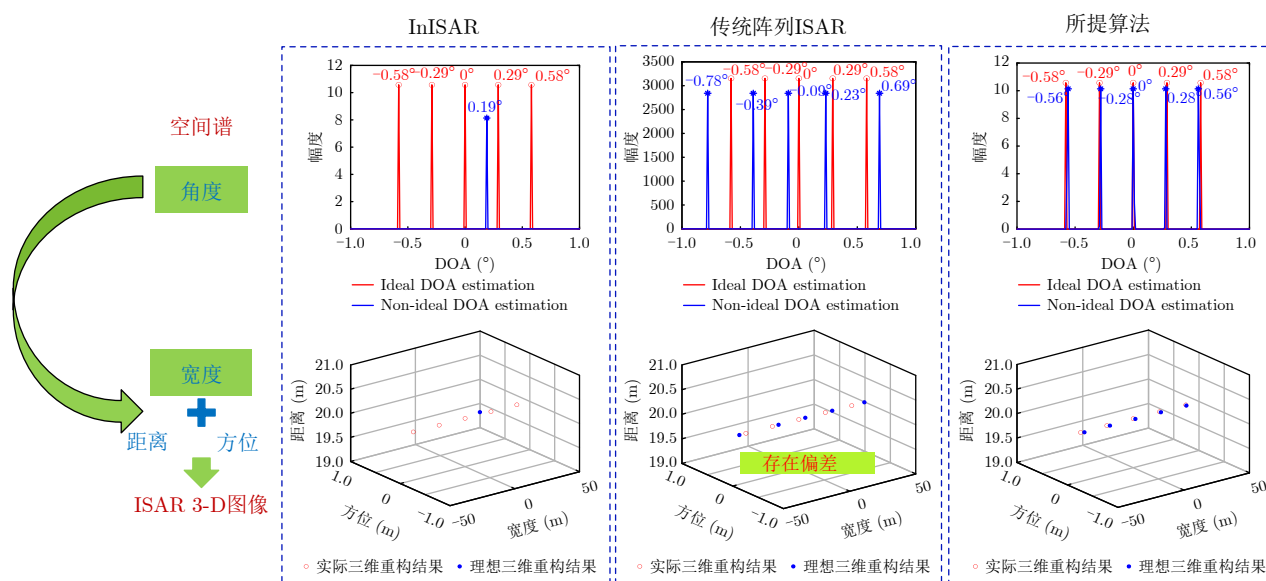


图1 DOA估计和ISAR三维成像结果对比

Fig. 1 Comparison of DOA estimation and ISAR 3-D imaging results

很强的鲁棒性，现已广泛运用于DOA估计中。因此本文主要采用SBL进行DOA估计，后续会对压缩感知以及SBL算法原理进行详细介绍。同时，本文考虑的所有阵列均为稀疏阵列，虽然SBL能有效抑制阵列信号处理中的旁瓣电平，但无法消除栅瓣。栅瓣的出现主要由阵元间距与波长的关系决定。当空间采样不满足奈奎斯特条件时，空间谱中将出现栅瓣。此外，由于SBL的稀疏重建过程依赖于离散字典匹配，如果相应的导向矢量与字典原子相关，算法可能无法区分实际目标和栅瓣，从而引入虚假峰值。因此，仅依靠算法不足以消除栅瓣，必须通过合理设计观测几何或阵列布局来实现抑制。

利用无人机平台的机动特性，可通过合理设计观测几何使栅瓣不出现在目标所在的空域范围内。设置目标舰船长度为 L ，雷达与目标间斜距为 R ，波束宽度为 θ_{beam} ，则波束在目标处的覆盖宽度 W 可近似表示为 $W \approx R \cdot \theta_{\text{beam}}$ 。为保证波束覆盖范围内不出现栅瓣引起的模糊，需使目标尺寸 L 小于波束覆盖宽度 W ，即满足 $L < R \cdot \theta_{\text{beam}}$ ，该约束条件的物理意义在于：将观测空域限制在波束主瓣覆盖范围内，而栅瓣所对应的空间角度因超出此范围被自然排除。此时，尽管栅瓣在理论上仍然存在，但已位于目标区域之外。本文通过合理开展无人机飞行控制、系统参数优化与阵列构型设计，主动规避稀疏阵列成像中的栅瓣干扰问题，弱化其对散射点提取及三维成像结果的不利影响。全文后续算法推导与仿真实验均在该约束条件下开展，保证了研究模型的合理性与有效性。

2.2 阵列ISAR三维成像信号模型

本节针对2.1节中场景进行建模。如图2所示，参考阵元以及发射阵元为无人机载雷达 E_1 ， (X, Y, Z) 为场景坐标系，该坐标系的原点 O 是参考无人机载雷达 E_1 在海面上的投影， (X_S, Y_S, Z_S) 为目标坐标系， Y_S 为舰船航行方向， (x_t, y_t, z_t) 为起始时刻 $O-XYZ$ 坐标系内参考阵元 E_1 的坐标，海面上空共有无人机载雷达 N 个，沿 x 轴方向均匀分布，阵元间距为 d ，各阵元沿 Y 轴方向以 v_u 匀速飞行， (x_0, y_0, z_0) 为起始时刻 $O-XYZ$ 坐标系内舰船目标中心坐标，该目标沿着航线方向 Y_S 以 v_s 匀速运动。

本文所设阵列的工作模式为一发多收式， R_0 为发射阵元到舰船的距离，各阵元处回波信号为

$$S_r(t_r, t_m) = \sigma p \left(t_r - \frac{R_t + R_r}{c} \right) e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_t + R_r)} \quad (1)$$

其中， t_r 为距离向快时间， t_m 为慢时间， σ 为回波振幅， $p(t_r)$ 为回波包络， λ 为雷达波长， R_t 表示慢时间为 t_m 时点目标到发射阵元的距离， R_r 表示慢时间为 t_m 时点目标到接收阵元的距离。

以发射阵元 E_1 为参考，该阵元在 t_m 时刻的位置可以表示为

$$U_{t_m} = (x_{u_{t_m}}, y_{u_{t_m}}, z_{u_{t_m}}) = (x_t, y_t + v_u t_m, z_t) \quad (2)$$

舰船在 t_m 时刻的位置可以表示为

$$S_{t_m} = (x_{s_{t_m}}, y_{s_{t_m}}, z_{s_{t_m}}) = (x_0, y_0 + v_s t_m, z_0) \quad (3)$$

则 R_t 可以表示为

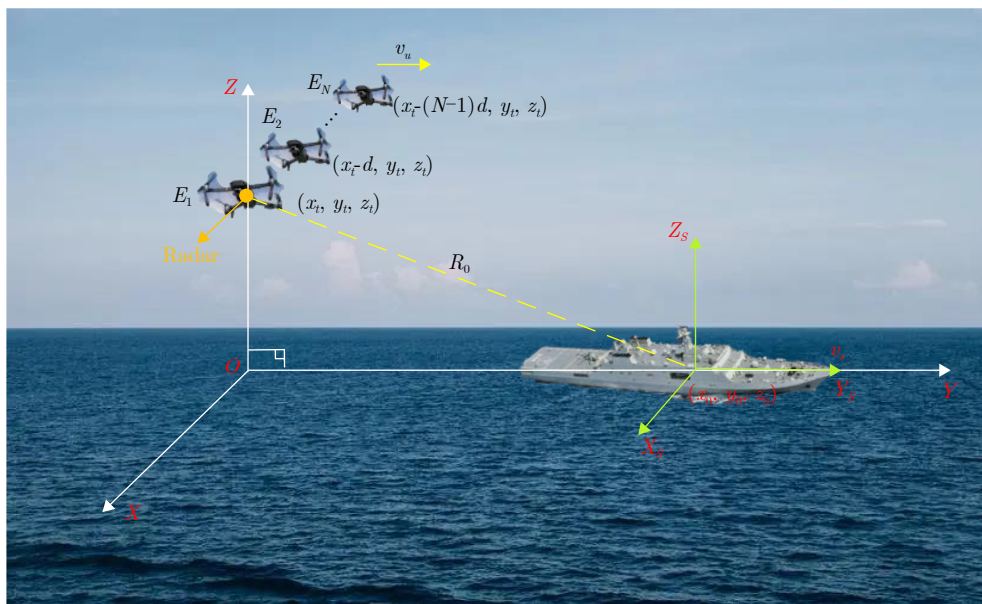


图 2 ISAR成像几何模型

Fig. 2 Geometry of ISAR imaging

$$\begin{aligned}
R_t(t_m) &= \|U_{t_m} - S_{t_m}\|_2 \\
&= \sqrt{(x_{u_{t_m}} - x_{s_{t_m}})^2 + (y_{u_{t_m}} - y_{s_{t_m}})^2 + (z_{u_{t_m}} - z_{s_{t_m}})^2} \\
&= \sqrt{(x_t - x_0)^2 + [y_t - y_0 + (v_u - v_s)t_m]^2 + (z_t - z_0)^2} \quad (4)
\end{aligned}$$

为突出第三维散射点分离和阵列误差补偿这一研究主线,本文暂不考虑舰船摇荡运动,聚焦于平动条件下的方法验证。实际应用中,横摇、纵摇和艏摇的影响不可忽略,但低海情或短相干时间内,通过二维运动补偿可有效抑制其干扰,本文方法仍具适用性;强摇摆或强机动则会引起二维散焦、散射点徙动及角度匹配失稳,需要结合更精细的运动补偿、子孔径处理或姿态辅助校正方法,以保证后续三维重构的稳定性,超出本文讨论范畴。舰船相对于雷达的运动可分解为平动与转动分量,其中,沿雷达视线(Radar Line of Sight, RLOS)方向的平动运动虽不产生用于方位分辨的多普勒信息,但若未经补偿,将引入额外相位误差,造成图像散焦,使后续强散射点提取错误,通道间相干性被破坏,影响测角结果,因此必须对其进行补偿。同时平动补偿残差会造成散射点距离单元位置偏移,影响多脉冲回波与ISAR二维图像之间的距离单元匹配。而舰船的有效旋转运动能够对回波形成多普勒频率调制,也是实现方位向高分辨成像的关键。在选择成像时段后,通过补偿距离向二次相位增加带宽,获取距离向高分辨信息,通过平动补偿消除变化的斜距 $R_t(t_m)$ 和 $R_r(t_m)$ 会对回波信号的包络和相位造成影响,最后对平动补偿后的二维时域信号进行方位向快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)得到ISAR二维图像。

经RDA处理后的ISAR二维图像已经在距离向和方位向实现了聚焦,二维图像为三维舰船目标在成像平面的投影,因此图像中强散射点为舰船目标的特征点,特征点处的回波信息中则包含了待处理

的第三维信息,通过三维重构对其进行分析处理,从而获得第三维的分辨率。本文以均匀线阵为名义编队构型如图3所示,分析线阵测角原理以及后文中阵元初始位置偏移与非理想运动对阵列流形带来的影响。同时,受无人机集群编队飞行安全间距的物理约束,各雷达节点之间的实际间距远大于 $\lambda/2$,构成稀疏阵列。在此条件下,同一距离-多普勒单元内的目标散射点在空间角域呈稀疏分布,满足压缩感知的适用前提,可采用该类方法实现DOA超分辨估计,从而有效分离叠掩散射点。

阵列方向上,各阵元位置可表示为

$$\mathbf{l} = [x_0, x_0 + d, x_0 + 2d, \dots, x_0 + (N-1)d]^T \quad (5)$$

x_0 为参考阵元位置,当信号 θ_k 到达阵元时,与参考阵元的时间延迟 τ_k 可以表示为

$$\begin{aligned}
\tau_k &= [\tau_{1k}, \tau_{2k}, \dots, \tau_{Nk}]^T \\
&= \frac{1}{c} \\
&= \frac{1}{c} [0, d \sin \theta_k, \dots, (N-1)d \sin \theta_k]^T \quad (6)
\end{aligned}$$

假设每个阵元之间相互独立,基于该阵列模型,则第 i 个阵元在 t 时刻接收到的信号可以表示为

$$x_i = \sum_{k=1}^K s_k(t - \tau_{ik}) + n_i(t), i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中, s_k 表示第 k 个入射信号, $n_i(t)$ 表示第 i 个阵元收到的加性噪声,一般为高斯白噪声,与接收信号相互独立, τ_{ik} 为第 k 个信号到达第 i 个阵元时相对于参考阵元的时间延迟,式(7)中的时延可以表示成相移,将式(7)写成由导向矢量构造的矩阵形式为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T$ 为 $N \times 1$ 维接收信号矢量, $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 为 $K \times 1$ 维入射信号源矢量, $\mathbf{N}(t)$ 为 $N \times 1$ 维噪声矢

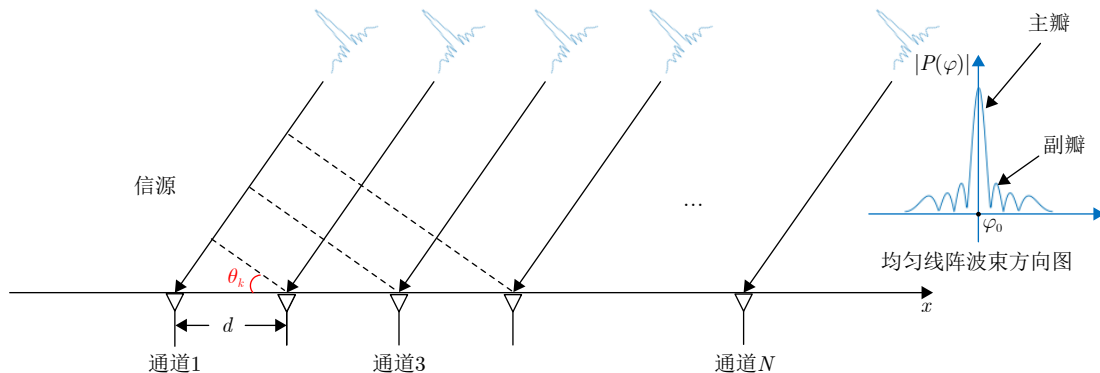


图3 阵列示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the array

量, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]^T$ 为 $N \times K$ 维的阵列流形矩阵, 由导向矢量构成, 如式(9)所示:

$$\mathbf{a}(\theta_k) = [e^{-j2\pi f_c \tau_{1k}}, e^{-j2\pi f_c \tau_{2k}}, \dots, e^{-j2\pi f_c \tau_{Nk}}]^T \quad (9)$$

本文采取压缩感知技术对稀疏信号进行处理, 压缩感知信号处理主要包括3个步骤: 建立测量矩阵、构建信号稀疏模型以及实施重构算法。假设原始信号为 $\mathbf{X}$, 观测矩阵为 Φ , 压缩后的信号为 $\mathbf{y}$, 则有

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{X} \quad (10)$$

其中, Φ 为 $M \times N$ 的矩阵, 一般 $M \ll N$ 。对 $\mathbf{X}$ 的求解可以转化为如下最优化问题:

$$\mathbf{X} = \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{X}\|_2^2 \quad (11)$$

对于原始信号, 重构算法希望仅对其中的有效信息进行重构, 而 $\mathbf{X}$ 可以表示为

$$\mathbf{X} = \Psi \boldsymbol{\theta} \quad (12)$$

其中, Ψ 为转换矩阵, $\boldsymbol{\theta}$ 中所含信息均为有效信息。因此式(10)可以写成

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{X} = \Phi \Psi \boldsymbol{\theta} = \Theta \boldsymbol{\theta} \quad (13)$$

该算法目标是找到 $\boldsymbol{\theta}$, 使其满足式(13), 该求解问题转换成最优化问题如式(14)所示

$$\boldsymbol{\theta} = \arg \min \|\boldsymbol{\theta}\|_0 \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Theta \boldsymbol{\theta} \quad (14)$$

SBL为压缩感知技术在DOA估计中应用的一种, 可解决类似式(14)所示稀疏重构问题, 由于该算法为本文所提SRDOA-EC算法的必要组成部分, 因此将在3.2节中详细描述该算法步骤。在获得ISAR二维图像后, 提取图中的强散射点, 利用SBL对强散射点处的回波信息进行处理, 完成

DOA估计, 还原目标的第三维信息, 从而得到目标的三维图像。

然而受海面复杂环境扰动影响, 无人机载雷达的理想均匀阵列构型会发生畸变。一方面, 实际布设的阵元间距与理论理想间距存在固有偏差; 另一方面, 编队无人机初始阶段虽保持统一航向与飞行速度, 但在海情干扰下, 飞行速率逐渐偏离设定值, 同时产生阵列向速度分量, 最终引发整体阵列构型失准、几何结构发生改变, 如图4所示, 此时整个成像系统引入了阵列向和航向上的固定误差和可变误差, 阵列信号模型发生改变。

当信号 θ_k 到达各阵元时, 沿阵列方向引入阵元位置误差和速度误差, 假设 t_m 时刻阵元真实位置偏离理想位置的误差为

$$\Delta \mathbf{l}_x = [(\Delta v_1 t_m + \Delta u_1) \sin \theta_k, (\Delta v_2 t_m + \Delta u_2) \sin \theta_k, \dots, (\Delta v_N t_m + \Delta u_N) \sin \theta_k]^T \quad (15)$$

当信号 θ_k 到达各阵元时, 在航向上引入速度误差, 假设在 t_m 时刻, 阵元真实位置偏离理想位置的误差为

$$\Delta \mathbf{l}_y = [(\Delta \omega_1 t_m) \cos \theta_k, (\Delta \omega_2 t_m) \cos \theta_k, \dots, (\Delta \omega_N t_m) \cos \theta_k]^T \quad (16)$$

则各阵元与参考阵元的时间延迟产生的相移可以表示为

$$\mathcal{F} = \text{diag} \left\{ \left[e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_1} + \Delta l_{y_1}}{\lambda}}, e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_2} + \Delta l_{y_2}}{\lambda}}, \dots, e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_N} + \Delta l_{y_N}}{\lambda}} \right] \right\} \quad (17)$$

其中, $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示对角化运算符, 该阵列在 t 时刻

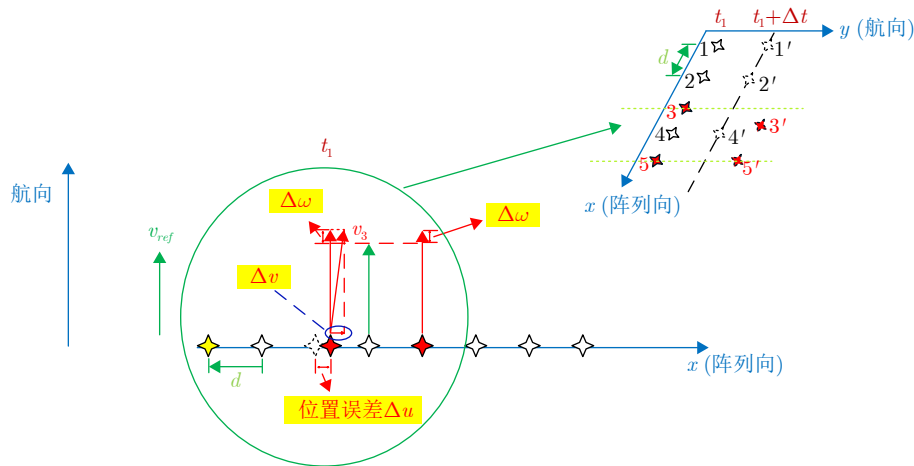


图 4 阵列误差示意图

Fig. 4 Schematic diagram of array errors

接收到的数据可以对式(8)进行改进, 阵列流形矩阵受误差影响变为 $\mathcal{F}\mathbf{A}$, 接收信号表示为

$$\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathcal{F}\mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (18)$$

对式(10)进行更新, 得到

$$\mathbf{y} = \Phi\tilde{\mathbf{X}} = \Phi\mathcal{F}\mathbf{X} = \mathcal{L}\mathbf{X} \quad (19)$$

由式(18)在某一固定慢时间、某一固定距离单元内进行DOA估计时, 不同误差项对空间谱的影响形式具有相似性, 通常主要表现为空间谱峰值偏移、主峰能量下降、旁瓣增强, 而不一定能够仅从单幅空间谱形态上明确区分误差类型。向阵列加入上文所示阵列向误差和航向误差, 提取任一脉冲下散射点所在距离单元回波, 针对待分离的两个目标以及五个目标利用SBL进行DOA估计, 由图5可知, 若不进行误差补偿, 会出现测角偏差, 目标位置估算错误, 因此, 阵列误差会对SBL结果有较大的影响。

3 多维联合误差补偿的阵列ISAR三维成像

2.1节给出了进行误差校正前后阵列ISAR三维成像结果、InISAR成像结果, 2.2节给出了存在误差时超分辨DOA估计的结果。为使各散射点测角结果更加准确, 三维成像质量更加稳健精确, 本节提出了SRDOA-AM算法、SRDOA-EC算法, 其中SRDOA-EC算法结合RAOS算法以降低计算复杂度并改善非理想条件下三维重建的图像质量。

3.1 多脉冲与ISAR关联匹配的精确稳健DOA超分辨估计

在多维阵列误差存在时, 直接依赖ISAR二维图像提取强散射点进行DOA估计效果较差。该方法仅利用ISAR依赖时变波程差获取的相位信息反

演角度, 相位误差沿积累时间累积, 导致测角精度受限; 且未引入多脉冲固定波程差观测进行约束, 缺乏对相位不确定性的抑制机制, 最终得到的第三维角度信息误差较大、精度有限。因此针对这两点问题, 为提升三维成像性能, 本节提出多脉冲与ISAR关联匹配的DOA超分辨估计算法。该方法在包络对齐后进行误差补偿, 利用相干积累过程中的多维脉冲信息获得高精度DOA估计结果。需要说明的是, 多脉冲DOA估计结果仅对应各距离单元, 尚未与方位向信息结合, 因此无法直接获得完整的三维重构结果。要解决这一问题, 需将多脉冲DOA估计与ISAR二维图像相结合—后者提供了目标的方位分辨能力。本文采用最近邻匹配原则进行处理: 对于同一距离单元, 计算多脉冲DOA估计值与ISAR二维图像散射点DOA估计值的差值, 筛选差值最小的多脉冲DOA估计值, 进而实现散射点多普勒单元与多脉冲DOA估计量的一一匹配。

设定提取的强散射点幅值阈值为 $A_{\min}$, 在ISAR二维图像 $\mathbf{G}$ 中提取强散射点 $\mathcal{P}$ 如式(20)所示:

$$\mathcal{P}(\mathbf{x}_p, \mathbf{y}_p) = \max\{\mathbf{G}, A_{\min}\} \quad (20)$$

在包络对齐后回波数据 $\mathcal{R}$ 中选取距离单元 $\mathbf{x}_R$ 如式(21)所示:

$$\mathbf{x}_R = \max\{\mathcal{R}, n_p\} \quad (21)$$

其中, n_p 为 $\mathbf{x}_p$ 中不重复元素个数。此时有

$$\mathbf{x}_R = \langle \mathbf{x}_p \rangle \quad (22)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示集合的基数, 即集合中不重复元素个数。

在 $\mathbf{x}_R$ 处利用SBL算法进行DOA估计后为 $\Theta(\mathbf{y})$, 对所有脉冲求平均得到结果 Θ_R 。

$$\Theta_R = \overline{\Theta(\mathbf{y})} \quad (23)$$

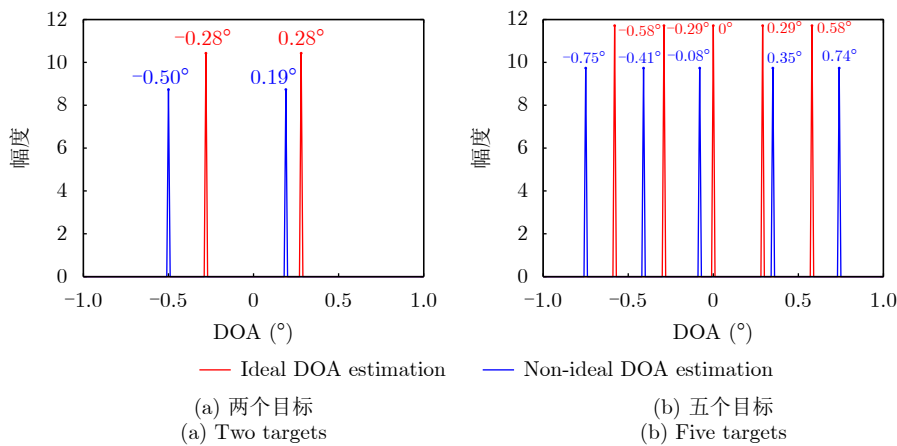


图5 误差存在下使用SBL完成DOA估计结果

Fig. 5 DOA Estimation in one range cell with SBL with errors considered.

在 $\mathbf{x}_P$ 处得到结果 Θ_P ，在 $\mathbf{x}_R(i)$ 处 $\Theta_P(i)$ 对应的脉冲为 $\mathbf{y}_P(i)$ ，则 $\Theta_R(i)$ 对应的脉冲为

$$\mathbf{y}_R(i) = \arg \min_{\mathbf{y}_P(i)} \{|\Theta_R(i) - \Theta_P(i)|\} \quad (24)$$

进行匹配关联后，在 $(\mathbf{x}_P, \mathbf{y}_P)$ 处测角结果最终为 Θ_R ，如式(25)所示：

$$\Theta_R(\mathbf{x}_P, \mathbf{y}_P) = \Theta_R(\mathbf{x}_R, \mathbf{y}_R) \neq \Theta_P(\mathbf{x}_P, \mathbf{y}_P) \quad (25)$$

包络对齐后，已完成对平动运动造成散射点距离偏移的校正，选取能量较强的距离单元 $\mathbf{x}_R$ ，与从ISAR二维像中提取的强散射点距离单元 $\mathbf{x}_P$ 一一对应，距离向匹配关系由此建立，如图6所示。平动补偿机理上提高了该对应关系的可靠性，实际处理中还可利用两组距离单元提取结果进行交叉验证与补充，有效减少单一环节漏检或误检的影响。SRDOA-AM算法从包络对齐后提取距离单元进行DOA估计得到 Θ_R ，从ISAR图像中提取强散射点后进行DOA估计得到 Θ_P ，将相同距离单元处的角度进行匹配，如图7所示。

3.2 超分辨DOA估计与多维误差补偿一体化处理

本节对阵列误差进行补偿，以消除其对DOA估计的影响。首先，根据系统的理想阵元间距与运动速度建立误差边界。在该约束参数空间内，搜索3类误差：阵列向固定位置误差、阵列向速度误差以及航向速度误差。误差估计通过反馈机制运行，因此需要定义合适的适应度函数作为评价准则。由于误差直接影响DOA估计精度，本文利用DOA估计结果中的空间谱特征来构建该适应度函数，从而实现误差参数识别与DOA估计的同步求解。后文将此方法称为SRDOA-EC。

本文将PSO与SBL结合实现该算法。PSO算法本质是对鸟群觅食过程的模拟，该算法将群体中的每个个体视为多维搜索空间中一个没有质量和体积的粒子，这些粒子在搜索空间中以一定的速度飞行，并根据粒子本身的飞行经验以及同伴的飞行经验对自己的飞行速度进行动态调整，即每个粒子通过统计迭代过程中自身的最优值和群体的最优值来不断地修正自己的前进方向和速度大小，从而形成群体寻优的正反馈机制。该方法已被成功应用于常规算法难以求解的非凸、非线性、离散优化问题。

在SRDOA-EC算法中，未知位置误差和速度误差的个数为搜索空间的维度，PSO算法中的粒子位置模拟误差大小，记阵列向位置误差为 $\Delta \mathbf{u} = (\Delta u_1, \Delta u_2, \dots, \Delta u_N)^T$ ，阵列向速度误差为 $\Delta \mathbf{v} = (\Delta v_1, \Delta v_2, \dots, \Delta v_N)^T$ ，航向速度误差为 $\Delta \mathbf{w} = (\Delta w_1, \Delta w_2, \dots, \Delta w_N)^T$ 。则在第*i*次迭代中，式(15)被更新为

$$\Delta \mathbf{l}_x^i = [(\Delta v_1^i t_m + \Delta u_1) \sin \theta_k, (\Delta v_2^i t_m + \Delta u_2) \sin \theta_k, \dots, (\Delta v_N^i t_m + \Delta u_N) \sin \theta_k]^T \quad (26)$$

式(16)被更新为

$$\Delta \mathbf{l}_y^i = [(\Delta w_1^i t_m) \cos \theta_k, (\Delta w_2^i t_m) \cos \theta_k, \dots, (\Delta w_N^i t_m) \cos \theta_k]^T \quad (27)$$

式(17)被更新为

$$\mathcal{F}^i = \text{diag} \left\{ \left[e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_1}^i + \Delta l_{y_1}^i}{\lambda}}, e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_2}^i + \Delta l_{y_2}^i}{\lambda}}, \dots, e^{j2\pi \frac{\Delta l_{x_N}^i + \Delta l_{y_N}^i}{\lambda}} \right] \right\} \quad (28)$$

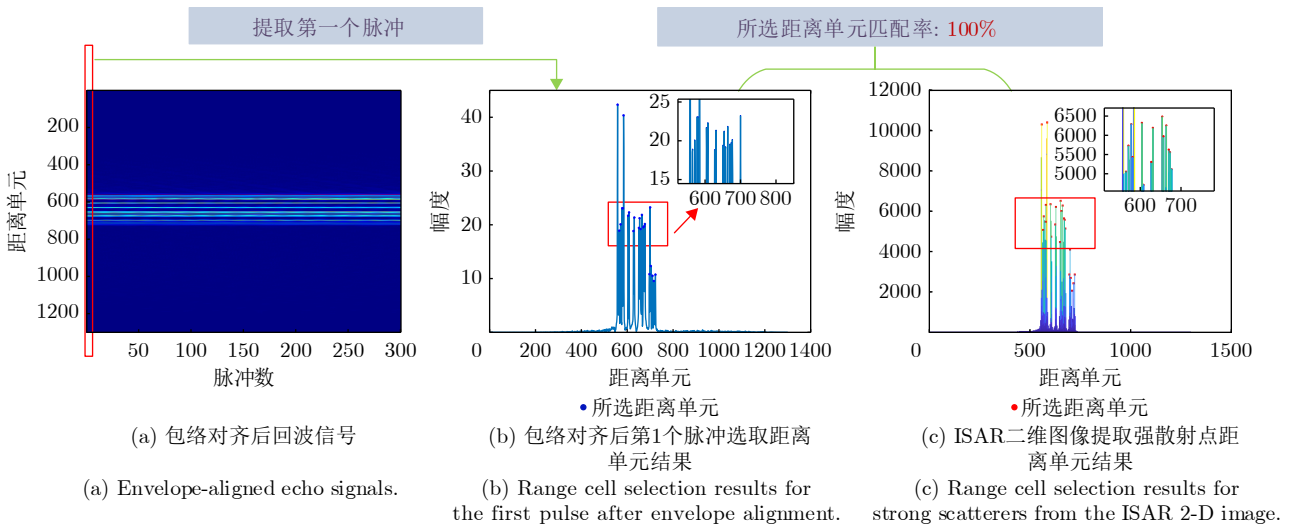


图 6 距离单元匹配示意图

Fig. 6 Schematic of range cell matching.

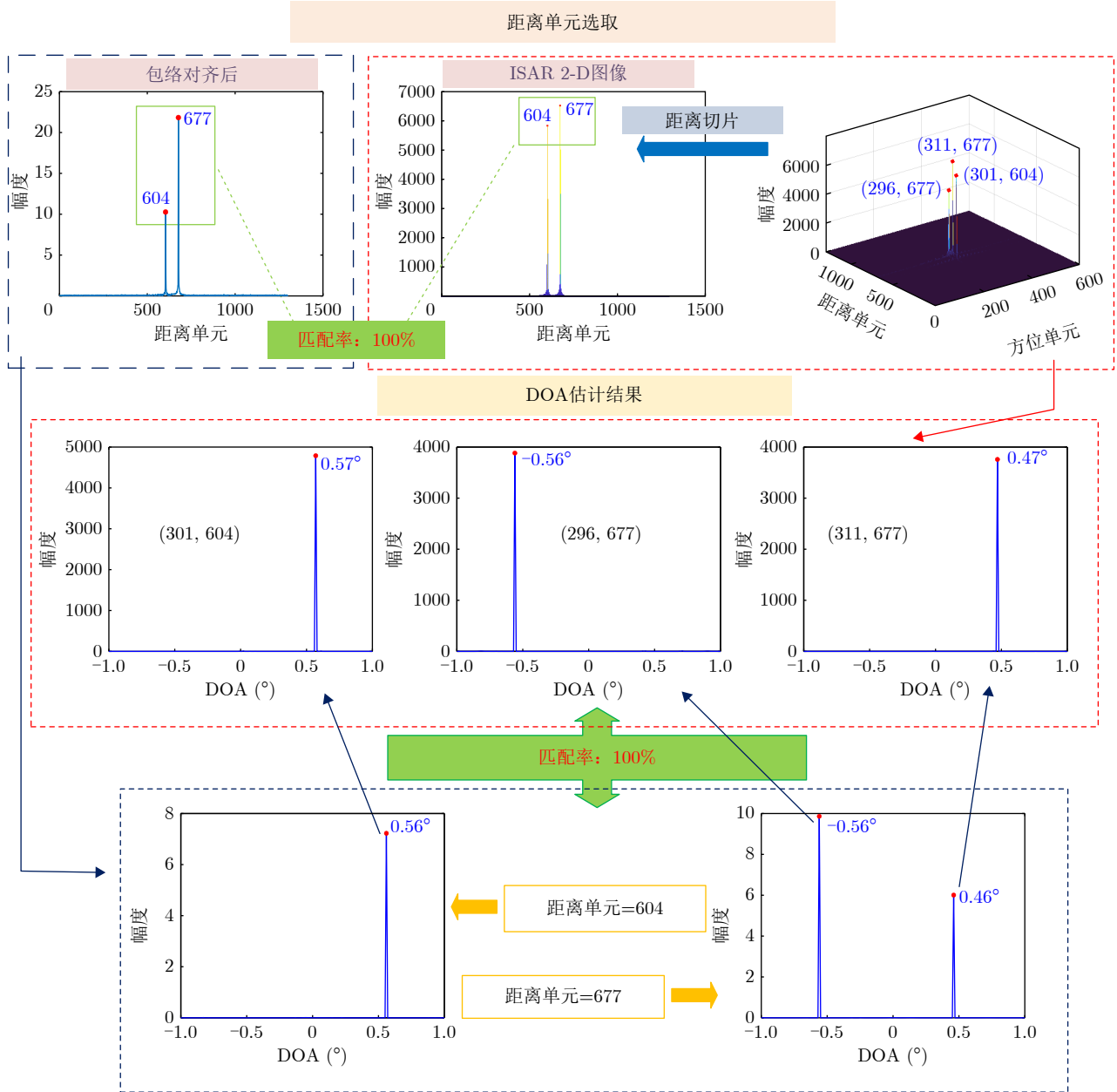


图7 角度匹配示意图

Fig. 7 Schematic diagram of angle matching.

式(19)中的 $\mathcal{L}$ 被更新为

$$\mathcal{L}^i = \Phi \mathcal{F}^i \quad (29)$$

再使用稀疏重构算法进行超分辨DOA估计, 本文采用SBL算法, 该算法在信号重构上表现出优异的性能, 且具有很强的鲁棒性, 其核心思想在于赋予未知向量高斯分布作为先验分布, 利用贝叶斯对未知向量的后验分布进行估计, 对于式(19)所需贝叶斯定理为

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{X}, \mathbf{y})}{p(\mathbf{y})} = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{X})p(\mathbf{X})}{p(\mathbf{y})} \quad (30)$$

其中, $p(\mathbf{y}|\mathbf{X})$ 为先验分布, $p(\mathbf{X}|\mathbf{y})$ 为后验分布,

在压缩感知问题中, 目标 $\mathbf{X}$ 的求解如式(11)所示, 我们将高斯似然先验模型应用于待恢复的信号 $\mathbf{y}$ 。

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \sigma) = (2\pi\sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathcal{L}^i \mathbf{X}\|_2^2}{2\sigma}\right) \quad (31)$$

其中, σ 为高斯分布的方差, 假设它服从参数为 a, b 的伽马分布, 则有

$$p(\sigma) = \Gamma(\sigma|a, b) \quad (32)$$

针对信源向量 $\mathbf{X}$, 假设向量各元素 $\{x_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N$, 服从均值为0, 方差为 α_i^{-1} 的高斯分布, 且各元素之间相互独立, 有

$$p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(x_i|0, \alpha_i^{-1}) \quad (33)$$

假设 α_i 服从参数为 c, d 的伽马分布, 记 $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}^T$, 且 $\boldsymbol{\alpha}$ 各元素之间相互独立, 有

$$p(\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{i=1}^N \Gamma(\alpha_i|c, d) \quad (34)$$

则 $\mathbf{X}$ 服从均值为 $\mathbf{u}$, 方差为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 的后验高斯分布为

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\alpha}, \sigma) = \mathcal{N}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (35)$$

其中均值为 $\mathbf{u}$ 和方差 $\boldsymbol{\Sigma}$, 通过式(36)获得

$$\begin{cases} \mathbf{Q} = \mathbf{I} + \sigma \mathcal{L}^i \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}^{iH} \\ \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}^{iH} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{y} \\ \boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Lambda} - \sigma \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}^{iH} \mathbf{Q}^{-1} \mathcal{L}^i \boldsymbol{\Lambda} \\ \hat{\mathbf{x}} = \sigma \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}^{iH} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{y} \end{cases} \quad (36)$$

其中 $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}\{\alpha_1^{-1}, \alpha_2^{-1}, \dots, \alpha_N^{-1}\}$, 一旦确定了 $\boldsymbol{\alpha}$ 中非零元素位置可立即估计出入射信号的角度, $\boldsymbol{\alpha}$ 和 σ 可通过式(37)和式(38)进行更新

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{\gamma_i + c}{\hat{x}_i^2 + d} \quad (37)$$

$$\sigma_i^{\text{new}} = \frac{\|\mathbf{y} - \mathcal{L}^i \mathbf{X}\|_2^2 + b}{M - \sum_{i=1}^M \gamma_i + a} \quad (38)$$

其中 γ 为

$$\gamma_i = 1 - \alpha_i \Sigma_i \quad (39)$$

通过SBL在理想情况下可以获得信号的空间谱信息, 对其进行分析, 针对单特显点, 在第 i 次迭代后, 提取空间谱信息如式(40)所示计算代价函数, 我们认为该代价函数最大值对应的误差粒子为最接近真实值的误差参数。

$$\mathcal{C}_s^i = h_1 A_s^i + h_2 \Delta \theta^i \quad (40)$$

其中, A_s 为连续脉冲内空间谱内最大峰值之和, $\Delta \theta$ 为连续脉冲内最大峰值位置变化量, 在3.3节中对该准则进行了详细描述。 h_1 和 h_2 分别为 A_s 和 $\Delta \theta$ 对应的权重。

针对多特显点, 在第 i 次迭代后, 我们按式(41)所示计算代价函数, 本文认为该代价函数最大值对应的误差粒子为最接近真实值的误差参数。

$$\mathcal{C}_m^i = h_1 A_s^i + h_2 \Delta \theta^i + h_3 \text{PCR}^i + h_4 \sigma^i \quad (41)$$

其中, PCR为杂峰最大值与散射点最大峰值之比, σ 为散射点位置标准差, 同样在3.3节中对该准则进行了详细描述。 h_3 和 h_4 分别为PCR和 σ 对应的权

重。主要综合式(26)—式(29)、式(36)、式(40)和式(41)可完成一体化循环。结合RAOS最终实现SRDOA-EC算法, 对误差进行精确补偿, 从而获得精确的DOA估计结果。如算法1所示。

上述流程中, limits为搜索范围, N 为PSO算法迭代次数, 设置为40, M 为一次搜索产生的粒子数, 设置为40, p_i 为粒子大小, 即为式(26)、式(27)中的误差数组 $(\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w})$, $f(\cdot)$ 为式(28)所示运算, bestpos和 $\hat{\mathbf{x}}$ 均为SRDOA-EC算法结果, bestpos为误差估计值, $\hat{\mathbf{x}}$ 为超分辨DOA估计值, 本文选取的搜索范围、粒子数和迭代次数能够在误差补偿精度、三维重构质量和算法运行时间之间取得较好平衡, 从而保证所提算法在本文实验条件下具有较好的稳定性和有效性, 需要说明的是, 上述参数并非固定不变, 在实际应用中可根据无人机平台定位精度、海况扰动强度、成像精度要求和实时性需求进行适当调整。至此便实现了SRDOA-EC算法。

算法 1 超分辨DOA估计与多维误差补偿一体化处理

Alg. 1 Integrated processing of super-resolution DOA estimation and multidimensional error compensation

输入: $\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}, \mathbf{Q}, \boldsymbol{\Lambda}$, stopping rule, M, N , limits

初始化: $i = 0, j = 0, \mathbf{p}^i = (p^{i,1}, p^{i,2}, \dots, p^{i,M}) =$

rand{limits}, gbest

直到 $i = N$

1. $i = i + 1$

直到 $j = M$

1) $j = j + 1$

2) $\mathcal{F}^{i,j} = f(p^{i,j})$

3) $\mathcal{L}^{i,j} = \Phi \mathcal{F}^{i,j}$

初始化: $k = 0, \varepsilon = 10^{-2}$

直到满足停止条件

a) $k = k + 1$

b) $\gamma_k = 1 - \alpha_k \Sigma_k$

c) $\alpha_k = \frac{\gamma_k + c}{\hat{x}_k^2 + d}$

d) $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}\{\alpha_1^{-1}, \alpha_2^{-1}, \dots, \alpha_N^{-1}\}$

e) $\sigma = \frac{\|\mathbf{y} - \mathcal{L}_{i,j} \mathbf{X}\|_2^2 + b}{M - \sum \gamma_i + a}$

f) $\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Lambda} - \sigma \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}_{i,j}^{iH} \mathbf{Q}^{-1} \mathcal{L}_{i,j} \boldsymbol{\Lambda}$

g) $\hat{\mathbf{x}} = \sigma \boldsymbol{\Lambda} \mathcal{L}_{i,j}^{iH} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{y}$

h) $\mathcal{C}_m^{i,j} = h_1 A_s^{i,j} + h_2 \Delta \theta^{i,j} + h_3 \text{PCR}^{i,j} + h_4 \sigma^{i,j}$

输出: $\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{y} - \mathcal{L}_{i,j} \mathbf{x}\|_2, \mathcal{C}_m^{i,j}$

4) pbest = max{pbest, $\mathcal{C}_m^{i,j}$ }

2. bestpos = arg max $\mathbf{p}^i$ {gbest, pbest}

3. $\mathbf{p}^{i+1} = c_1 \times [\mathbf{p}^i - \text{pbest}] + c_2 \times [\mathbf{p}^i - \text{bestpos}] + \mathbf{p}^i$

输出: bestpos, $\hat{\mathbf{x}}$

3.3 距离-方位优化策略

本文考虑在包络对齐后对误差进行估计,此时往往需要选定脉冲位置和特显点单元,一方面,仅选用一个或几个特定的脉冲位置或特显点单元时误差估计结果具有局限性和偶然性,不能对误差进行精确补偿,另一方面,为尽可能获得精确的误差估计结果,对所有脉冲的所有特显点单元运用SR-DOA-EC算法,计算复杂度较高,效率较低。因此,本文所提RAOS采用回波自适应策略,综合考虑不同距离单元DOA估计的固有差异以及阵列误差对各脉冲回波的影响,从而策略性地筛选距离单元与脉冲,交由SRDOA-EC进行误差估计,在保证估计精度的同时提升计算效率。RAOS的示意图如图8所示。

RAOS对距离维和方位维均提出了优化策略。

(1) 方位维优化策略

本文首先提出一种脉冲选择策略,该策略考虑阵列误差对慢时间采样回波的影响和脉冲间的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)变化,同时根据固定位置误差和速度误差的不同影响特性分别进行估计。

针对阵列向固定位置误差,由于其不受脉冲位置影响,应尽可能的利用到完整合成孔径时间内的有效信息,首先提出选取的脉冲个数为天线回波信号脉冲总数的5%,遵从信噪比越高对SBL测角结果影响越小的规律选取所有脉冲中信噪比较高的脉冲位置,同时,若信噪比高的脉冲位置较为集中,可能忽略了其他时间段的有效信息,因此,在此基础上对成像时间进行均匀分段,保证取得的脉冲位

置为各时间段中信噪比较高的脉冲;针对速度误差,当其值较小时,短时间内对DOA估计影响较小,进行误差估计时精度不高,因此,我们选择后半段成像时间内信噪比较高的脉冲对速度误差进行搜索。在运用上述策略选定脉冲位置后,需分别估计速度误差与位置误差。由于速度误差随时间累积而位置误差固定,本文先搜索速度误差。以所选脉冲为起点,对连续十个脉冲依次进行误差补偿与DOA估计。在此序列中,固定位置误差对各脉冲的影响恒定,而速度误差引入的相位偏移随脉冲序号递增。利用该差异,可从估计结果的变化趋势中提取速度误差,从而保证搜索结果的准确性。利用估计所得速度误差补偿导向矢量后,再进行固定位置误差的搜索。为提高估计精度,上述速度误差与位置误差的搜索过程迭代进行,直至两者均收敛至稳定值。至此,完成误差估计中的脉冲位置选取,方位维优化策略完成。其中信噪比计算公式为

$$\text{SNR} = 10 \lg(P_S/P_N) \quad (42)$$

其中, P_S 为信号功率, P_N 为噪声功率,根据该公式计算出的信噪比以dB为单位。

本文方位维优化策略中的默认参数处于保证性能较平稳的区间,算法运行时间和效果能够得到平衡。但在低信噪比、强机动目标、散射中心快速变化或阵列非理想误差更严重等特殊情况下,相关参数仍需结合数据质量和目标特性进行适当调整。在此确立方位维优化策略中参数的选取原则为:脉冲选取比例主要在计算复杂度和误差估计稳定性之间折中,比例过低时对噪声和局部散射变化敏感,比例过高时运行时间明显增加且边际收益有限;连续

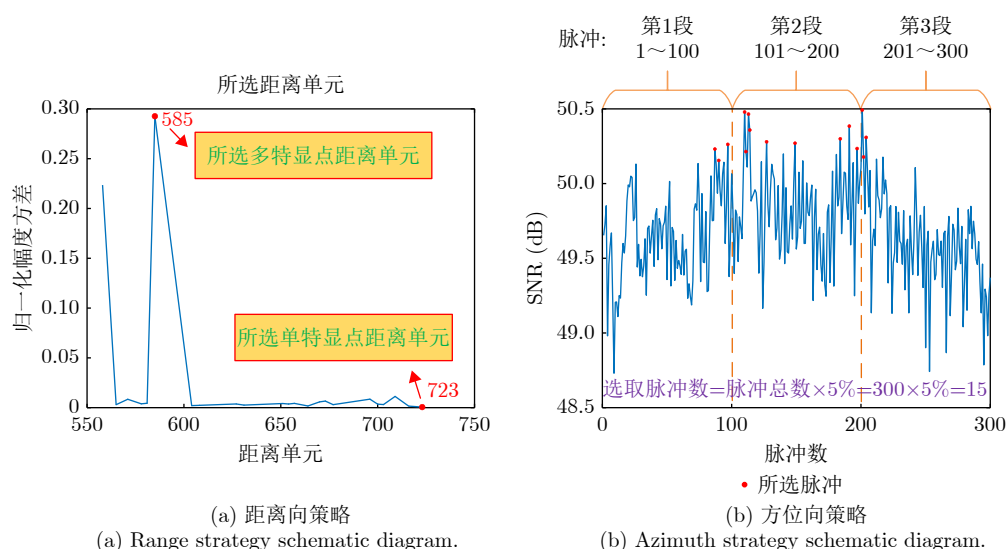


图 8 RAOS示意图

Fig. 8 Schematic diagram of RAOS

脉冲长度用于分离速度误差随慢时间累积的趋势，长度过短则速度误差相位积累不足，长度过长则目标角度缓变假设可能不再成立；归一化幅度方差阈值用于区分单特显点单元和多特显点单元，阈值过低会漏选单特显点，阈值过高会将多特显点误判为单特显点而降低测角与误差估计效率。

(2) 距离维优化策略

单特显点单元与多特显点单元的DOA估计空间谱特性存在本质差异，且不同DOA估计方法在精度与计算效率之间各有取舍：高精度方法(如SBL)性能优越但时间复杂度高，而常规方法效率较高但精度有限。因此本文对两类距离单元分别采用差异化的处理策略。为实现自适应分类，本文以归一化幅度方差作为判别依据：单特显点对应回波序列幅度近似恒定，方差趋近于零；多特显点幅度起伏明显。据此，选取归一化幅度方差最小的距离单元作为单特显点单元，选取归一化幅度方差最大的距离单元作为多特显点参考单元，进而实现精度与效率的平衡。

对单特显点单元而言，一个波束宽度内只会出现一个目标，无需使用超分辨算法进行DOA估计，使用DBF即可完成DOA估计，此时的空间谱相对简单，假设此时获得的空间谱为 q ，空间谱最强峰值处即为目标所在位置，最强峰值 $A_{\max}$ 可以表示为 $\max(|q|)$ ，存在误差时，对导向矢量补偿错误会导致能量无法汇聚，此时空间谱内最强峰值不会大于对导向矢量正确补偿时的空间谱最强峰值，因此，连续脉冲内空间谱中最强峰值之和 A_s 最大时误差补偿最为精确。同时，在较短时间内，目标相对无人机的角度变化较小，在连续脉冲内进行误差搜索时，记录连续脉冲内最强峰对应的角度位置 θ ，以其变化量 $\Delta\theta$ 辅助最大峰值准则进行误差搜索。因此，对单特显点单元而言，误差估计准则 C_s 可确定为DBF后空间谱中最强峰值的大小和角度的变化量，分别设定权重 h_1, h_2 ，权重正负设置保证代价函数越大越优， h_1 为正数， h_2 为负数，代价函数为

$$C_s = h_1 A_s + h_2 \Delta\theta \quad (43)$$

对多特显点单元而言，为突破瑞利限，使用SBL方法进行测角，获得较为复杂的空间谱，首先对谱峰进行筛选，初步判定来波方向，将其作为目标散射点所在的位置，由于SBL算法对采样点数有严格的要求，因此当采样率不够时，可能出现在目标散射点位置附近有剩余能量形成谱峰，将这些谱峰进行合并，仅认作一个散射点。假设根据SBL算法获得的空间谱为 q ，最强峰值 $A_{\max}$ 可以表示为

$\max(|q|)$ ，误差补偿错误会引起杂峰增多，则杂峰最大值 $B_{\max}$ 与散射点峰值最大值之比(Peak-to-Clutter Ratio, PCR)为

$$\text{PCR} = 10\lg(B_{\max}/A_{\max}) \quad (44)$$

其数值大小为负值，我们希望杂峰值越小越优，因此希望该值越小越好。从空间谱中获取的强峰位置为 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M)$ ，误差正确补偿时一般散射点位置相对分散，可选用散射点位置标准差作为评价准则之一，散射点位置标准差 σ 计算公式为

$$\sigma = \sum_{i=1}^M (\theta_i - \bar{\theta}) / M \quad (45)$$

其中， $\bar{\theta}$ 为散射点位置中点， M 为该距离单元中统计的散射点个数。此时可以选择 $A_s, \Delta\theta, \text{PCR}, \sigma$ 作为优化准则，分别设定权重 h_1, h_2, h_3, h_4 ， h_1 和 h_4 为正数， h_2 和 h_3 为负数，权重正负设置保证代价函数越大越优，代价函数 C_m 为

$$C_m = h_1 A_s + h_2 \Delta\theta + h_3 \text{PCR} + h_4 \sigma \quad (46)$$

根据散射点单元的特性，完成单特显点单元和多特显点单元的区分，对二者分治处理，从而完成距离维优化策略的设置，提高计算效率的同时保证了误差补偿的精度。

综上所述，所提联合多维误差校正与超分辨估计的舰船目标非理想稀疏阵列ISAR三维成像方法由3部分组成：SRDOA-AM，SRDOA-EC和RAOS。所有算法的计算复杂度主要来源于复数乘法运算次数。在SRDOA-AM中，对所有脉冲进行DOA估计并计算平均值是算法计算复杂度的主要来源。如果总脉冲数为 U ，特显点单元数为 R ，字典矩阵维度为 M ，则该算法的计算复杂度为 $O(U \cdot R \cdot M^3)$ 。在RAOS中，设筛选后的脉冲数量为 J ，种群大小为 P ，粒子维度为 N ，PSO迭代次数为 T ，则对于单特显点单元，计算复杂度为 $O(J \cdot P \cdot N \cdot T \cdot M)$ ；对于多特显点单元，计算复杂度为 $O(J \cdot P \cdot N \cdot T \cdot M^3)$ ，其中影响计算复杂度的主要因素是SBL中的矩阵求逆运算。将RAOS应用于SRDOA-EC，SRDOA-EC的计算复杂度为 $O(J \cdot P \cdot N \cdot T \cdot M \cdot (1 + M^2))$ 。综上，所提方法的总计算复杂度为 $O(M \cdot (U \cdot R + J \cdot P \cdot N \cdot T \cdot (1 + M^2)))$ 。算法总体流程如图9所示。

4 实验结果与分析

在本节中，我们设置对比算法如表1所示，所有对比算法二维成像和所提算法二维成像相同均使用RDA实现，仅在获取目标第三维信息时有所差异。分别通过点目标仿真实验与电磁仿真实验验证本文所提算法在多种复杂情况下的优势。

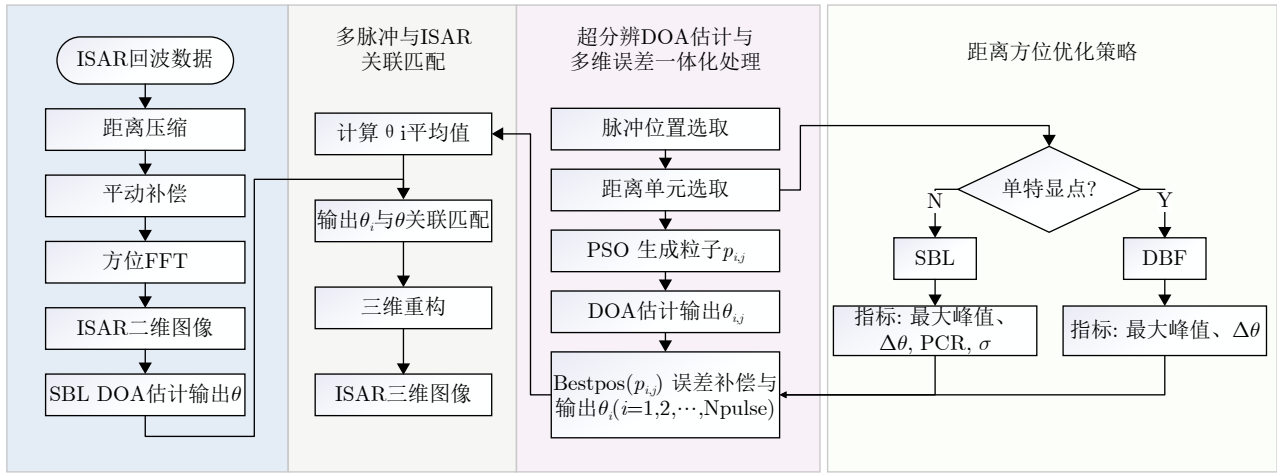


图9 所提阵列ISAR三维成像方法流程图

Fig. 9 Flowchart of the proposed array ISAR 3-D imaging method

表1 实验所用三维成像算法

Tab. 1 3-D Imaging algorithms used in experiments

算法名称	算法细节
单脉冲ISAR	RDA+和差法测角
InISAR	RDA+干涉处理
对比算法1	RDA+SBL
对比算法2	RDA+SRDOA-AM+SRDOA-EC+SPSR
对比算法3	RDA+SRDOA-AM+SRDOA-EC+AOS
对比算法4	RDA+SRDOA-AM+SRDOA-EC+ROS
所提算法	RDA+SRDOA-AM+SRDOA-EC+RAOS

表2 阵列ISAR三维成像系统主要仿真参数

Tab. 2 Main parameters of the electromagnetic simulation scene

参数	数值	参数	数值
中心频率	10 GHz	脉冲宽度	1 μs
带宽	300 MHz	采样频率	400 MHz
PRF	300 Hz	中心斜距	4 km
距离单元	1300	脉冲数	300
阵元间距	1 m	阵元个数	8

文还提取特征点第三维宽度坐标计算重构结果与实际位置之间的相对误差RE，其具体计算公式为

$$RE = |(x_{\text{rec}} - x_{\text{ref}}) / x_{\text{ref}}| \quad (48)$$

其中， x_{rec} 为重构坐标， x_{ref} 为实际坐标。

首先为验证阵列ISAR三维成像相较现有ISAR三维成像算法的优势，本文设计了与单脉冲ISAR三维成像以及InISAR三维成像的对比实验，设计简单船只模型如图10(a)所示，利用距离多普勒算法进行ISAR二维成像结果如图10(b)所示。

对比模型可知，存在第三维信息待恢复，利用单脉冲比幅法进行DOA估计得到的三维重构结果如图11(a)所示，利用InISAR三维成像算法进行DOA估计得到的三维重构结果如图11(b)所示，利用阵列ISAR三维成像算法进行三维重构结果如图11(c)所示，进行对比可以看出本文所提阵列ISAR三维成像算法的三维重构效果最佳，RMSE经计算为0.5413。

在验证算法相较于传统三维成像方法的优势后，进一步考察其在非理想条件下的鲁棒性。采用如图12所示的舰船散射点模型进行仿真实验，模型共包含47个散射点。

(1) 不同误差场景下算法性能对比

所提算法可以在阵列位置误差存在时发挥较大

4.1 点目标仿真实验

本节首先通过点目标仿真实验验证所提算法相对于对比算法的优势。此外，我们对真实舰船进行计算机辅助设计(Computer-Aided Design, CAD)建模，结合实际应用场景参数，对实测场景进行等效仿真，验证所提算法在实际场景下的可行性。设置仿真实验参数如表2所示，后续所有点目标仿真实验都在该场景下进行。为量化二维成像结果的质量，采用图像对比度(Image Contrast, IC)与图像熵(Image Entropy, IE)作为指标。此外，为量化所提算法三维成像结果与预设模型之间的吻合程度，本文引入均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为评价指标。该统计量通过计算预测值与真实值之间的偏差来评估模型精度，具体定义为

RMSE

$$= \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2]} \quad (47)$$

为特别强调恢复第三维宽度信息的准确性，本

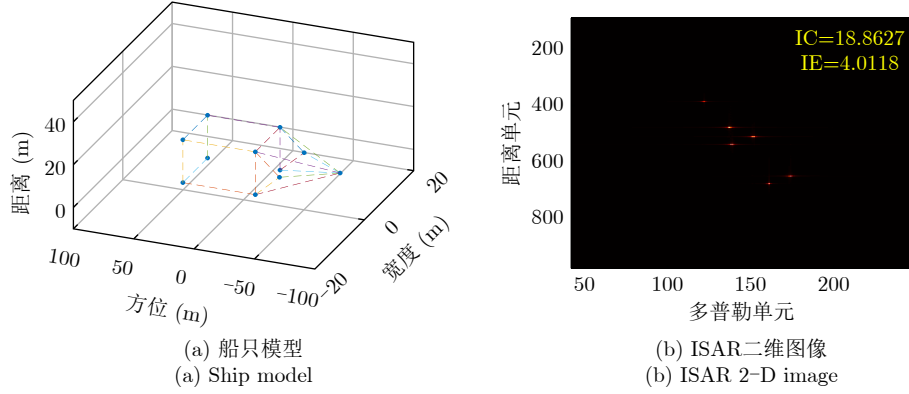


图 10 对比实验模型及ISAR二维成像结果

Fig. 10 Comparison experiment model and ISAR 2-D imaging results

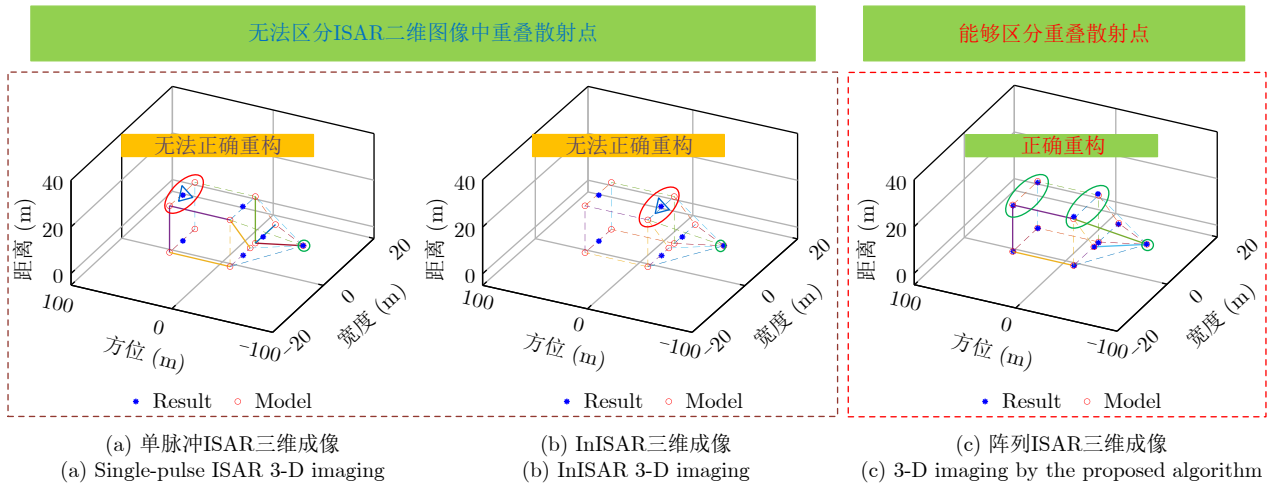


图 11 ISAR三维成像结果对比

Fig. 11 ISAR 3-D images obtained by three methods

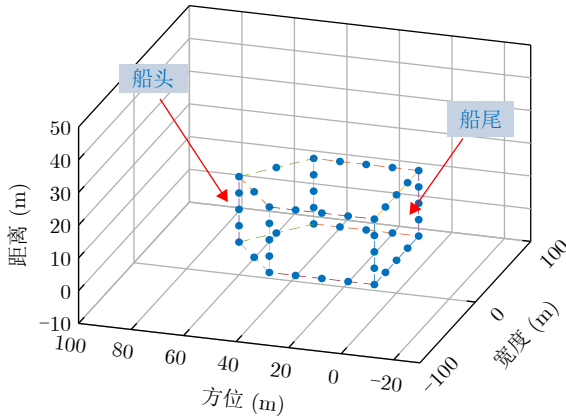


图 12 舰船仿真模型

Fig. 12 Simulated ship model

的作用，本节实验针对阵列向固定位置误差、阵列向速度误差和航向速度误差设置4种误差场景，验证所提算法和对比算法1相比在各种场景下的优势。在无误差(场景1)情况下利用对比算法获得的三维成像结果如图13(b)所示，利用所提算法获得

的三维成像结果如图13(c)所示；当仅设置阵列向误差(场景2)时利用对比算法获得的三维成像结果如图13(e)所示，利用所提算法获得的三维成像结果如图13(f)所示；仅设置航向误差(场景3)时利用对比算法获得的三维成像结果如图13(h)所示，利用所提算法获得的三维成像结果如图13(i)所示；当同时设置阵列向误差和航向误差(场景4)时利用对比算法获得的三维成像结果如图13(k)所示，利用所提算法获得的三维成像结果如图13(l)所示。

从不同误差场景下的三维成像结果与RMSE指标对比来看，本文所提算法的表现优于对比算法1。所提算法重构的目标轮廓与真实模型更为吻合，散射点定位误差整体更小，对误差引起的成像畸变有较好的抑制作用，目标结构保持更完整。相比之下，对比算法1受阵列误差影响较大，重构结果中散射点出现明显偏移，部分区域结构失真。所提算法通过多维误差补偿与多脉冲信息融合，降低了误差对DOA估计和三维重构的干扰，成像质量提升显著。此外，在不同类型和不同大小的阵列误

差下,所提算法的RMSE指标均保持在较低水平,成像结果波动较小,证明其对阵列误差具有良好的适应性。

(2) 距离方位联合优化策略有效性验证

为验证距离方位联合优化策略的有效性,设置如表3第二行所示误差,利用对比算法1获得的三维成像结果如图14(b)所示,成像结果存在严重位置偏移,目标轮廓模糊不清。此后分别在无任何策略

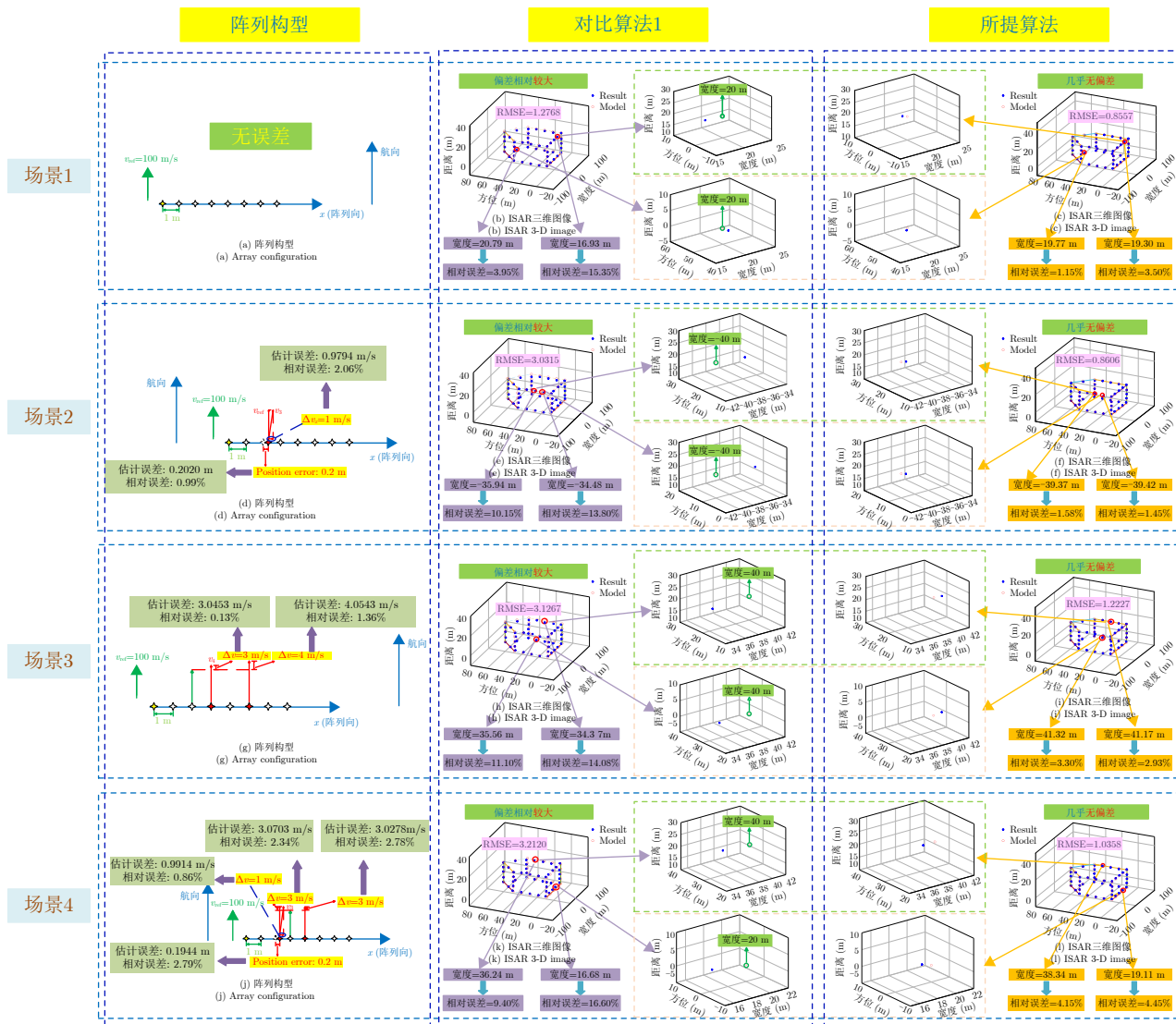


图 13 不同误差场景下对比算法1和所提算法ISAR三维成像结果对比

Fig. 13 Comparison of 3-D ISAR imaging results between Compared Algorithm 1 and the proposed algorithm under varying error scenarios

表 3 4种策略下阵列误差估计结果

Tab. 3 Array errors estimation results with four strategies

算法	指标	真实值	估计值	相对误差(%)	平均误差(%)
对比算法2	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.193486 m	3.26	7.61
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.166218 m/s	16.6	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	3.168175 m/s	5.61	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	3.801440 m/s	4.96	
对比算法3	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.197384 m	1.31	3.45
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.082571 m/s	8.26	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	3.086318 m/s	2.88	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	4.054391 m/s	1.36	

续表 3

算法	指标	真实值	估计值	相对误差(%)	平均误差(%)
对比算法4	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.206382 m	3.19	4.13
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.096488 m/s	9.65	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	2.958247 m/s	1.39	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	3.908311 m/s	2.29	
	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.201541 m	0.77	
所提算法	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	0.967528 m/s	3.25	1.67
	阵元3航向速度误差	3 m/s	3.047742 m/s	1.59	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	3.957633 m/s	1.06	

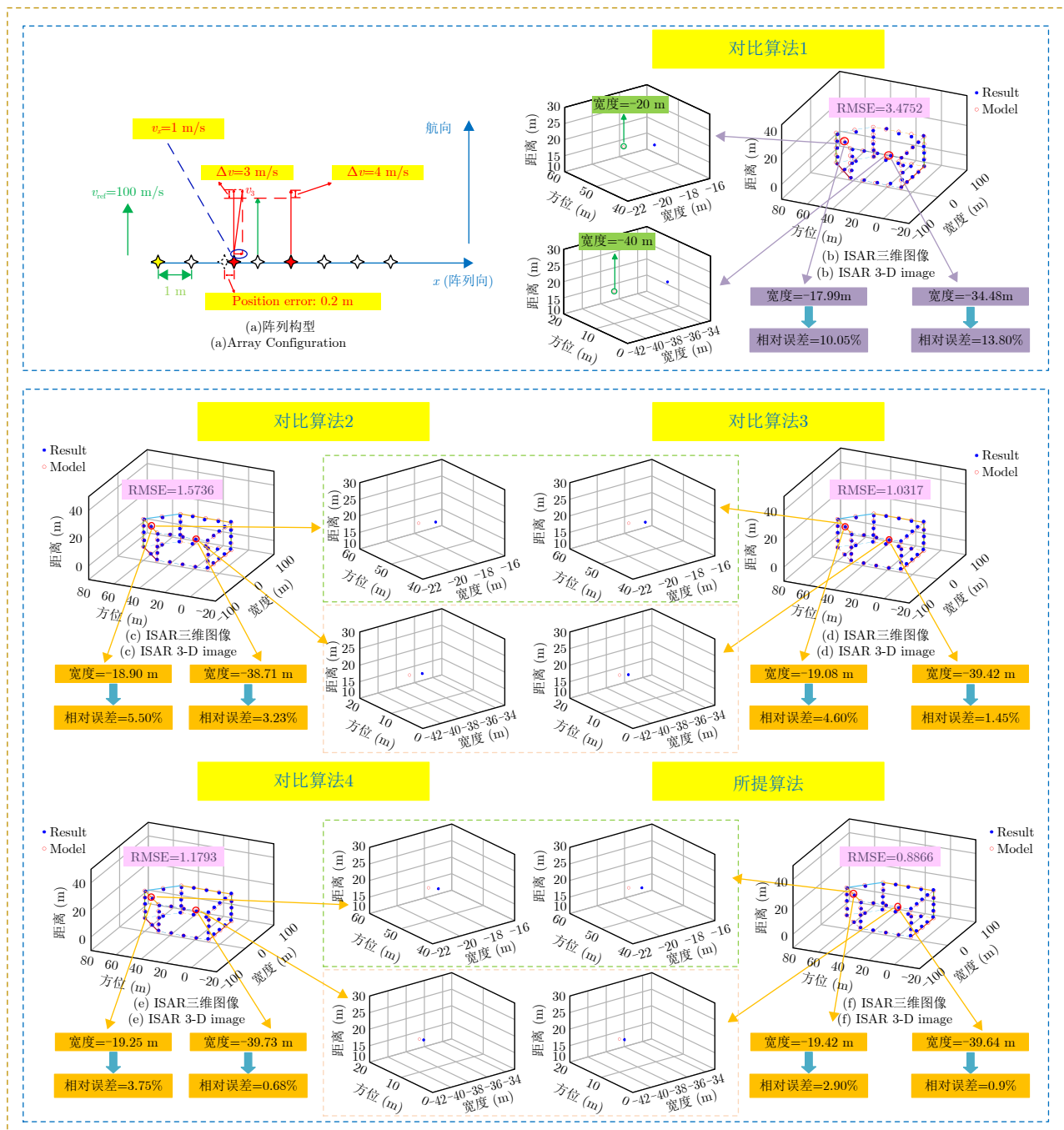


图 14 4种策略下ISAR三维成像结果

Fig. 14 ISAR 3-D images with four strategies

随机选取单个脉冲(SPSR)与距离单元即对比算法2、仅使用方位维优化策略(AOS)即对比算法3、仅使用距离维优化策略(ROS)即对比算法4、使用距离方位联合优化策略即所提算法4种情况下进行误差补偿。利用对比算法2随机选取单个脉冲和单个距离单元即无策略时运用DOA估计与多维阵列误差补偿一体化处理算法得到的误差搜索结果如表3第2, 4, 5行所示, 在该搜索误差补偿下进行三维成像的结果如图14(c)所示。对比算法3仅使用方位维策略, 最终选取15个脉冲, 在所有特显点单元处进行误差搜索, 结果如表3第6, 7, 8行所示, 在该搜索误差补偿下进行三维成像的结果如图14(d)所示, 三维成像结果有所改善, 然而由于未对距离维进行优化, 所有距离单元均采用SBL进行测角, 成像所需时间如表4所示较长, 算法效率较低。对比算法4原则上应对所选单特显点单元与多特显点单元内的全部脉冲进行处理, 以全面考察方位维脉冲筛选策略的作用。然而, 全部脉冲均参与SBL测角和误差搜索会显著增加计算复杂度。为在可接受的计算代价下验证脉冲数量对测角性能和运行时间的影响, 本文从全部脉冲中随机选取50个脉冲参与处理, 进行误差搜索结果如表3第9, 10, 11行所示, 在该搜索误差补偿下进行三维成像的结果如图14(e)所示, 受低质量回波干扰影响, 整体成像结果与模型仍存在一定程度的偏差, 如表4所示算法运行时间也较长。使用距离方位联合优化策略即使用所提算法进行误差搜索时结果如表3第12, 13, 14行所示, 在该搜索误差补偿下进行三维成像的结果如图14(f)所示, 该策略下误差估计精度最高, 成像结果最优: 目标轮廓清晰完整, 各散射点空间位置与真实结构高度吻合, 叠掩散射点得到有效分离, 定位误差显著减小。

(3) 目标间距敏感性实验

对于同一距离单元内的多个散射点, 其角度间隔应大于系统的有效角度分辨门限。该门限与阵列孔径、阵元数、信噪比、阵列误差补偿精度以及SBL空间谱估计性能有关。一般而言, 在阵元数固定时, 适当增大阵元间距可以增大阵列孔径、提高

角度分辨能力, 有利于分离密集散射点; 但阵元间距过大又会增加稀疏阵列栅瓣风险。因此, 阵元间距不能简单地无限增大, 而应在“提高角度分辨率”和“避免目标观测空域内出现栅瓣”之间折中选取, 常规波束形成角度分辨率的计算公式为

$$B_H = 0.886 \frac{\lambda}{(N-1)d \cos \theta_0} \times \frac{180}{\pi} \quad (49)$$

其中, λ 为工作波长, N 为阵元个数, d 为阵元间距, θ_0 为波束法向角度, 在本文所设前下视场景中为0。需要说明的是, 式(49)仅用于给出由阵列孔径决定的常规分辨力基准, 并不作为SBL方法的角度分辨率计算公式。SBL的有效分辨能力受目标稀疏性、信噪比、角度间隔、字典网格和阵列误差补偿效果等因素共同影响, 通常不存在仅由阵列几何参数决定的通用闭式分辨率公式。本文采用该参考尺度在相同阵列孔径条件下提供一个可计算、可对比的基准, 用于分析SBL空间谱对相邻散射点的实际分离能力及其相对于常规波束形成的分辨优势。

本文设置依次减小目标间距的实验分析目标间隔对测角结果以及最终三维像结果影响, 实验结果如图15所示, 阵元间距为1 m, 阵元个数为8时, 根据式(49)计算得到常规波束形成参考分辨尺度约为0.22°, 第1组和第2组目标角度间隔分别为0.58°和0.28°, 均大于该参考尺度。此时, 相邻目标在SBL空间谱中能够形成相对独立的谱峰, 多脉冲DOA估计结果与ISAR二维图像中散射点DOA估计结果之间具有较明确的对应关系, 因此SRDOA-AM能够完成正确关联匹配, 最终三维重构结果较为准确。当第3组目标角度间隔减小至0.15°时, 该间隔已经小于常规波束形成参考分辨尺度0.22°。在当前信噪比、阵列孔径、角度字典和阵列误差条件下, SBL空间谱中相邻目标出现谱峰合并和峰值偏移, DOA估计结果发生明显偏差。由于SRDOA-AM中的最近邻关联匹配依赖于两组测角结果之间的角度接近关系, 当DOA估计结果无法稳定分离相邻目标时, 角度匹配将失去可靠的一一对应基础, 从而出现误匹配, 并进一步造成三维重构结果中的散射点位置偏移或错误关联。该结果说明, SBL虽然具有相对于常规波束形成的超分辨潜力, 但其分辨能力并非无条件成立; 当目标间隔过小, 且受有限阵列孔径、噪声、字典失配和阵列误差共同影响时, 仍可能发生谱峰混叠和测角失效。为进一步验证阵列孔径对密集目标分辨能力的影响, 我们将阵元间距适当增大至2 m, 式(49)对应的常规波束形成参考分辨尺度减小至约0.11°, 此时, 对于角度间隔为0.15°的目标, SBL空间谱峰能够重新

表4 算法运行时间及RMSE对比
Tab. 4 Algorithm Runtime and RMSE Comparison

算法	运行时间(min)	RMSE
对比算法1	0.26	3.4752
对比算法2	0.33	1.5736
对比算法3	7.61	1.0317
对比算法4	15.85	1.1793
对比算法5	1.22	0.8866

分离, DOA估计结果恢复稳定, SRDOA-AM也能完成正确关联匹配, 最终三维重构结果正确。该实验表明增大阵列孔径能够降低常规波束形成参考分辨尺度, 并为SBL稀疏重构提供更有利的空间观测条件, 从而提升密集目标场景下的有效分辨能力。需要指出的是, 增大阵元间距并非提高阵列孔径的唯一方式, 也可通过增加阵元数量等方式扩展有效孔径; 但对于稀疏阵列, 还需同时考虑栅瓣抑制和观测空域约束。

(4) 信噪比实验

分别设置了在0 dB, 5 dB, 10 dB信噪比下进行

ISAR三维成像, 成像结果分别如图16所示, 实验结果表明, 随着信噪比下降, 成像质量仅小幅退化, 目标整体轮廓与主要散射点结构仍可清晰辨识。从RMSE指标来看, 当信噪比由10 dB降至0 dB时, 所提算法的RMSE从0.8842上升至0.8916, 增幅有限, 整体维持在较低水平。因此, 所提算法通过误差校正与多脉冲联合DOA估计处理, 有效抑制了噪声对角度估计的随机扰动, 在低信噪比条件下仍能保持较为稳健的三维成像性能。

(5) CAD模型仿真验证

为更加贴近实测场景, 用CAD生成实际舰船

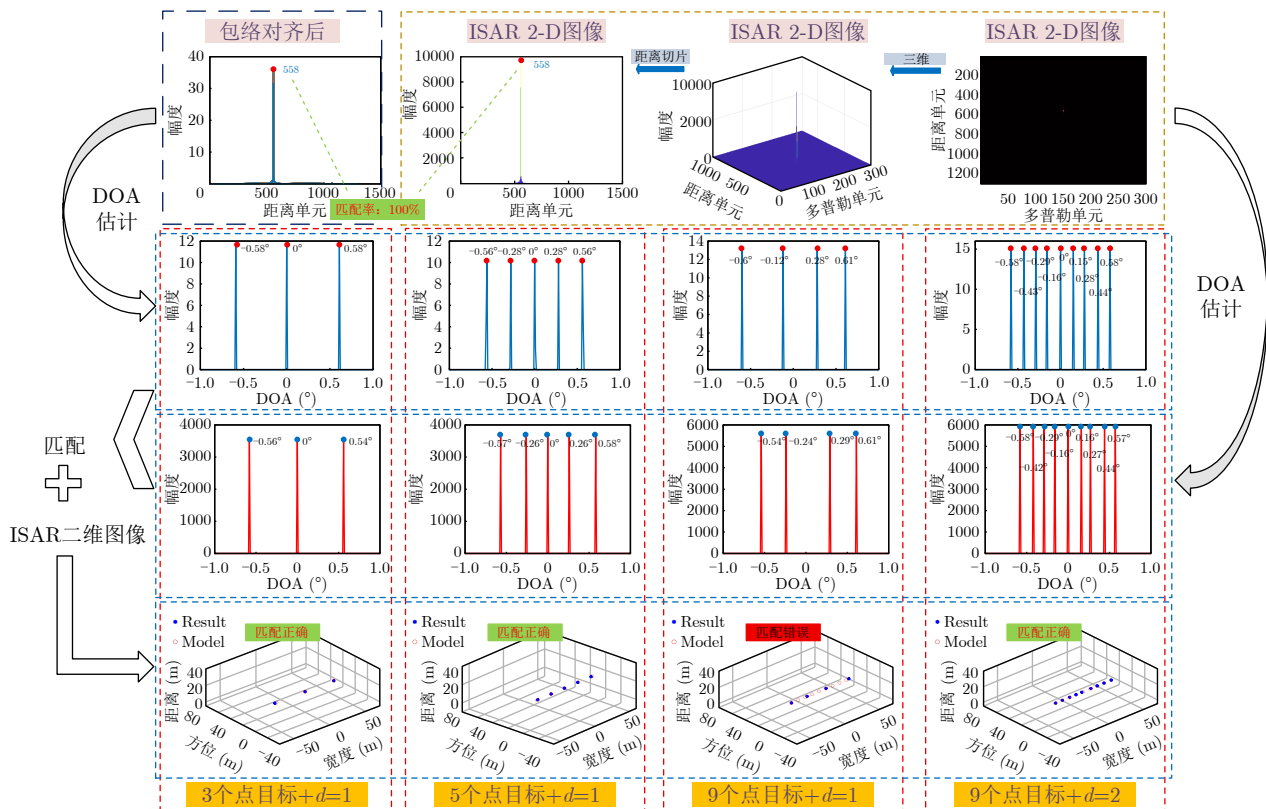


图 15 目标间距敏感性实验结果

Fig. 15 Target spacing sensitivity analysis

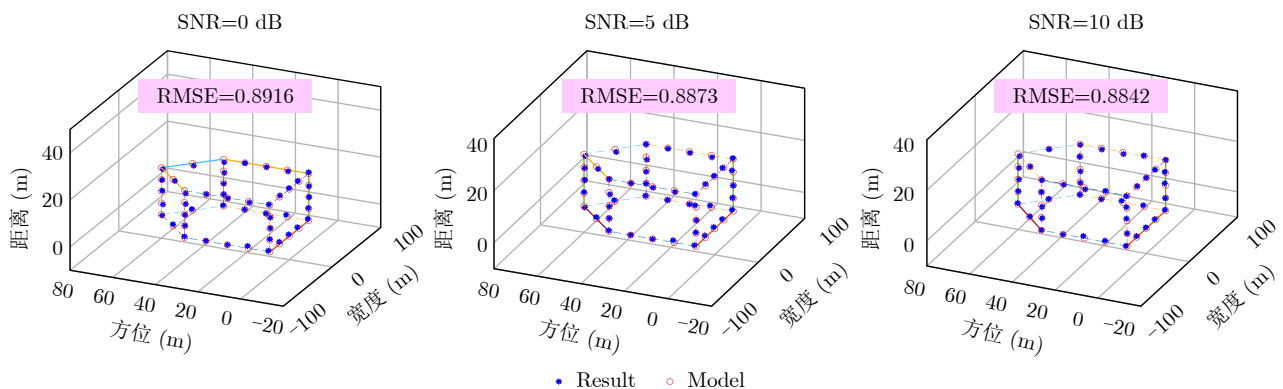


图 16 3种信噪比下所提算法三维成像结果

Fig. 16 3-D Imaging results under different SNRs with proposed algorithm

模型, 结合实际应用场景参数, 对实测场景进行等效仿真, 设置如图17(a)所示具有阵列误差的阵列模型, 对如图17(b)所示舰船利用所提算法进行三维成像, 得到实验结果如图17(c)所示, 轮廓对比图如图17(e)所示, 由轮廓对比图可知, 本文所提算法在该场景下能够恢复出舰船的大致轮廓, 且舰船估计尺寸误差较小。

改变舰船姿态, 利用所提算法进行三维成

像, 得到实验结果如图18(c)所示, 轮廓对比图如图18(e)所示, 由轮廓对比图可知, 本文所提算法在该场景下, 当舰船姿态发生变化时也能够恢复出舰船的大致轮廓, 估计舰船尺寸误差同样较小。

4.2 电磁仿真实验

目前针对海上场景进行线阵ISAR三维成像的实测回波数据较少, 对该领域的研究仍处于起步阶

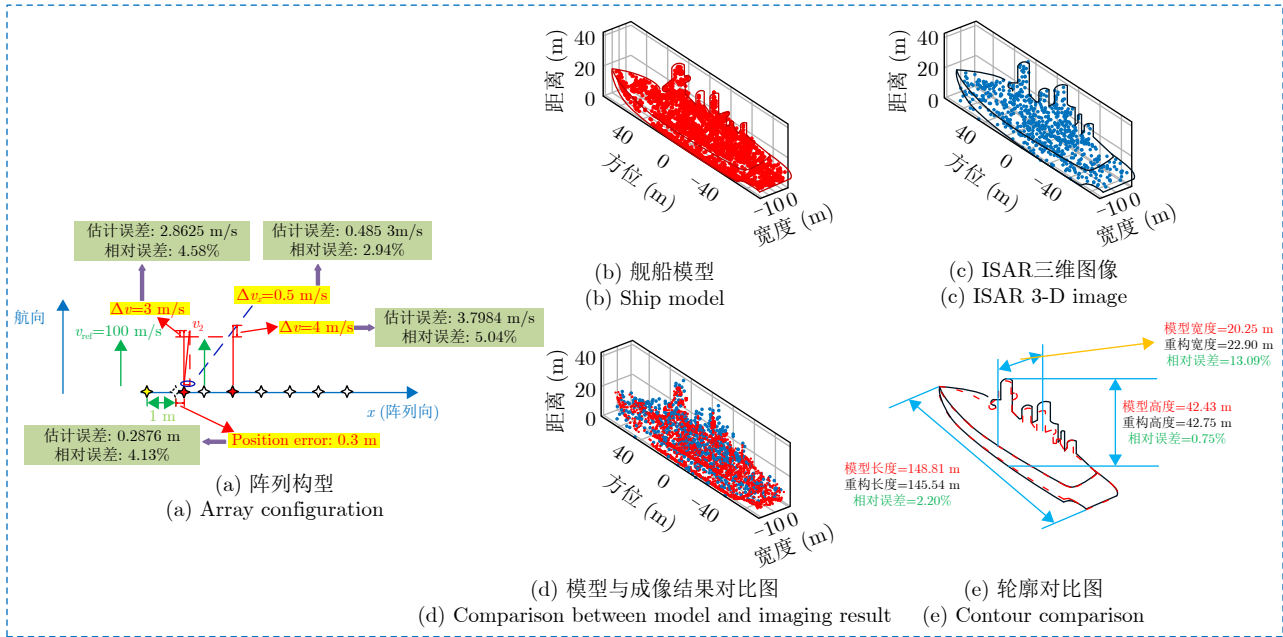


图 17 CAD舰船姿态一所提算法ISAR三维成像结果

Fig. 17 Experimental results in the real-world scenario 1

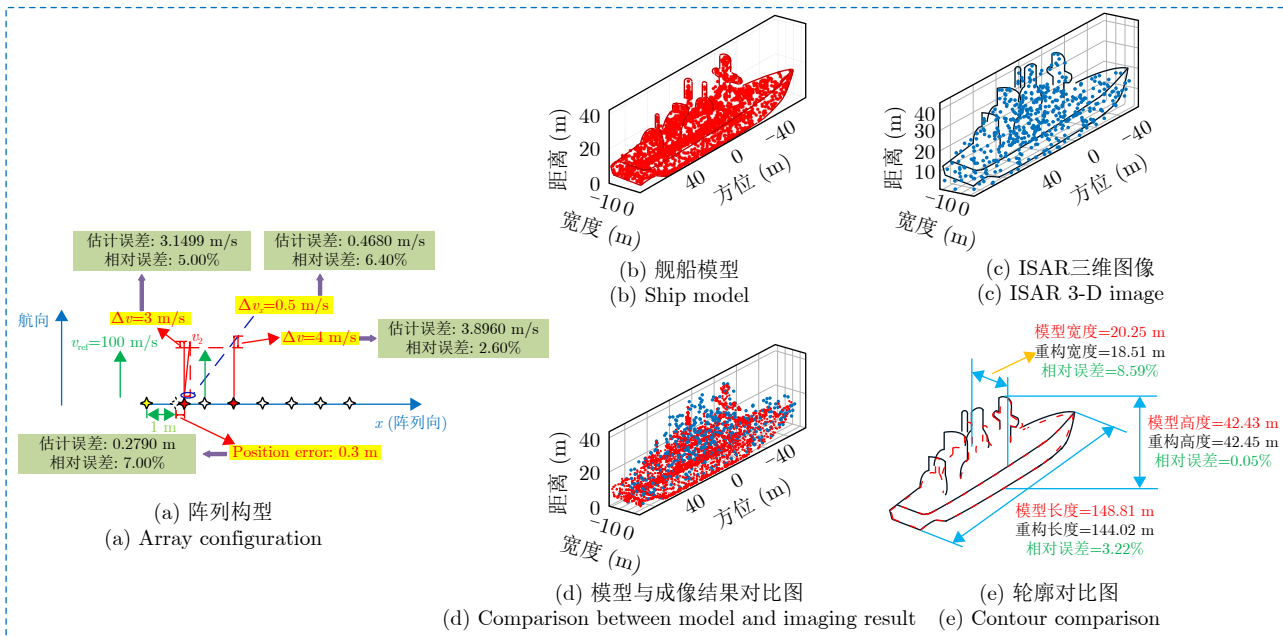


图 18 CAD舰船姿态二所提算法ISAR三维成像结果

Fig. 18 Experimental results in the real-world scenario 2

段,为了更好地模拟实际场景,本文基于电磁仿真的回波数据进行处理,电磁仿真首先将目标表面离散化为大量小平面单元,每个面元携带几何、材料和电磁属性;接着从雷达发射位置向目标发射密集的射线束,每条射线代表一个波前采样。当射线与面元相交时,依据物理光学原理计算局部感应电流,并基于面元法向和粗糙度模型确定反射方向,同时根据双向反射分布函数计入表面散射效应;射线在场景中递归追踪直至能量衰减到阈值以下,最终通过相干累加所有射线的散射贡献,生成目标在特定视角下的高频散射场,为后续ISAR成像提供相位精确的宽带回波数据。这一混合方法兼顾了计算效率与高频精度,特别适合电大尺寸复杂目标的成像仿真。且在电磁仿真过程中充分考虑了实际情况中会出现的海况,融入了海杂波,与实际场景相符,电磁仿真场景参数如表5所示。

为验证算法在复杂海洋环境下的鲁棒性,搭建电磁仿真实验平台,设置无海杂波(Clutter-Free)、对数正态分布海杂波(Log-Normal Distribution Sea Surface Clutter)、威布尔分布海杂波(Weibull Dis-

tribution Sea Surface Clutter)3种典型场景,其中后两种分布为工程中舰船探测场景下最具代表性的海杂波模型,本文参数依据中低海情下典型海杂波幅值分布特性设定,用于构建具有代表性的杂波干扰场景,对数正态分布的均值参数取值为 $\mu = -0.2$,标准差参数取值为 $\sigma = 0.7$;威布尔分布的形状参数取值为 $c = 1.45$,尺度参数取值为 $b = 1.0$ 。实验以舰船为目标,首先对回波信号执行包络对齐操作,再通过相同的成像流程生成ISAR二维图像,采用IC与IE作为量化评价指标,对比不同海杂波背景下的成像性能。

由图19中包络对齐结果来看,无海杂波场景下的回波信号能量分布均匀且背景干净;引入对数正态与Weibull分布海杂波后,回波背景出现明显的杂波噪声,但包络对齐后的目标回波主能量区域仍能被有效保留,未出现严重的对齐偏移。从ISAR二维成像结果分析,无海杂波时目标散射点聚焦性最佳,舰船轮廓清晰完整;加入对数正态分布海杂波后,图像背景噪声显著增加,目标边缘出现轻微模糊;而在Weibull分布海杂波背景下,杂波对成像的干扰进一步加剧,目标散射点弥散程度增大,轮廓辨识度进一步下降。

此后在3种不同信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)条件下开展对比实验,分别采用对比算法1与所提方法对电磁仿真数据完成ISAR三维成像处理。从实际应用角度看,舰船三维成像的主要目的通常不是要求每一个电磁散射点都与目标几何模型上的某一点完全对应,而是希望获得清晰、稳定的目标空间轮廓和较准确的几何尺寸信息。因此,本

表 5 电磁仿真参数

Tab. 5 Main parameters of the electromagnetic simulation scene

参数	数值	参数	数值
中心频率	10 GHz	脉冲宽度	1 μ s
带宽	300 MHz	采样频率	400 MHz
PRF	300 Hz	中心斜距	4 km
距离单元	1024	脉冲数	1024
阵元间距	1 m	阵元个数	8

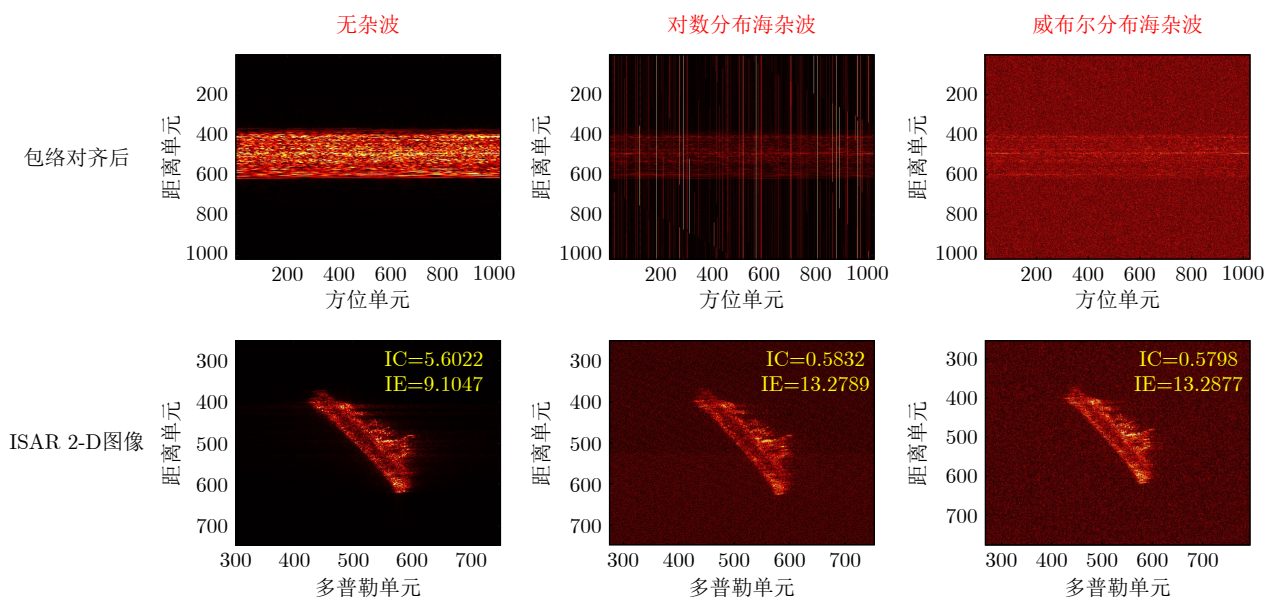


图 19 引入不同海杂波时ISAR二维成像结果

Fig. 19 ISAR 2-D imaging results under different sea clutter conditions

文在电磁仿真实验中采用长、宽、高统计量评价重构结果的几何尺寸精度,同时给出三维成像结果与目标模型轮廓的可视化对比,用于直观反映成像点云与目标主体结构之间的贴合程度。如图20所示,舰船目标已实现良好的二维聚焦,获得了清晰的二维分辨信息。然而,采用对比算法得到的三维重建结果质量较差,重建点云散乱无序,无法呈现舰船的结构特征,相比之下,所提方法的重建结果与真实模型吻合良好,舰艏、舰岛、甲板等关键部位均可清晰辨识。进一步地,对重建结果的几何尺寸进行统计,图21所示的舰船长、宽、高的估计误差均控制在10%以内,其中宽度估计误差最低仅为0.98%,且随着信杂比的增大,估计误差越来越小,重构效果越来越优。上述结果都表明,本节方法在非理想条件下能够实现高精度的舰船目标IS-

AR三维成像,且在不同信杂比环境下均保持良好的稳定性。

从表6和表7的实验结果可以看出,信杂比变化会对算法性能产生一定影响,但整体估计精度仍能保持在较高水平。随着信杂比降低,三维重建的平均相对误差会有所上升,即便在信杂比较低的条件下,算法依然可以有效恢复目标三维结构,说明方法在杂波较强的环境中仍具备可靠的成像性能。在误差参数估计方面,低信杂比条件下各参数估计结果会出现小幅波动,但整体偏差不大,多数参数仍能够接近真实值。以阵元5航向速度误差为例,该参数在不同信杂比下的估计偏差均保持在较小范围,体现出算法对关键误差项具有较强的跟踪能力与稳定性。综合来看,本文方法在不同信杂比条件下均能保持稳定可靠的估计性能,即便杂波增强会

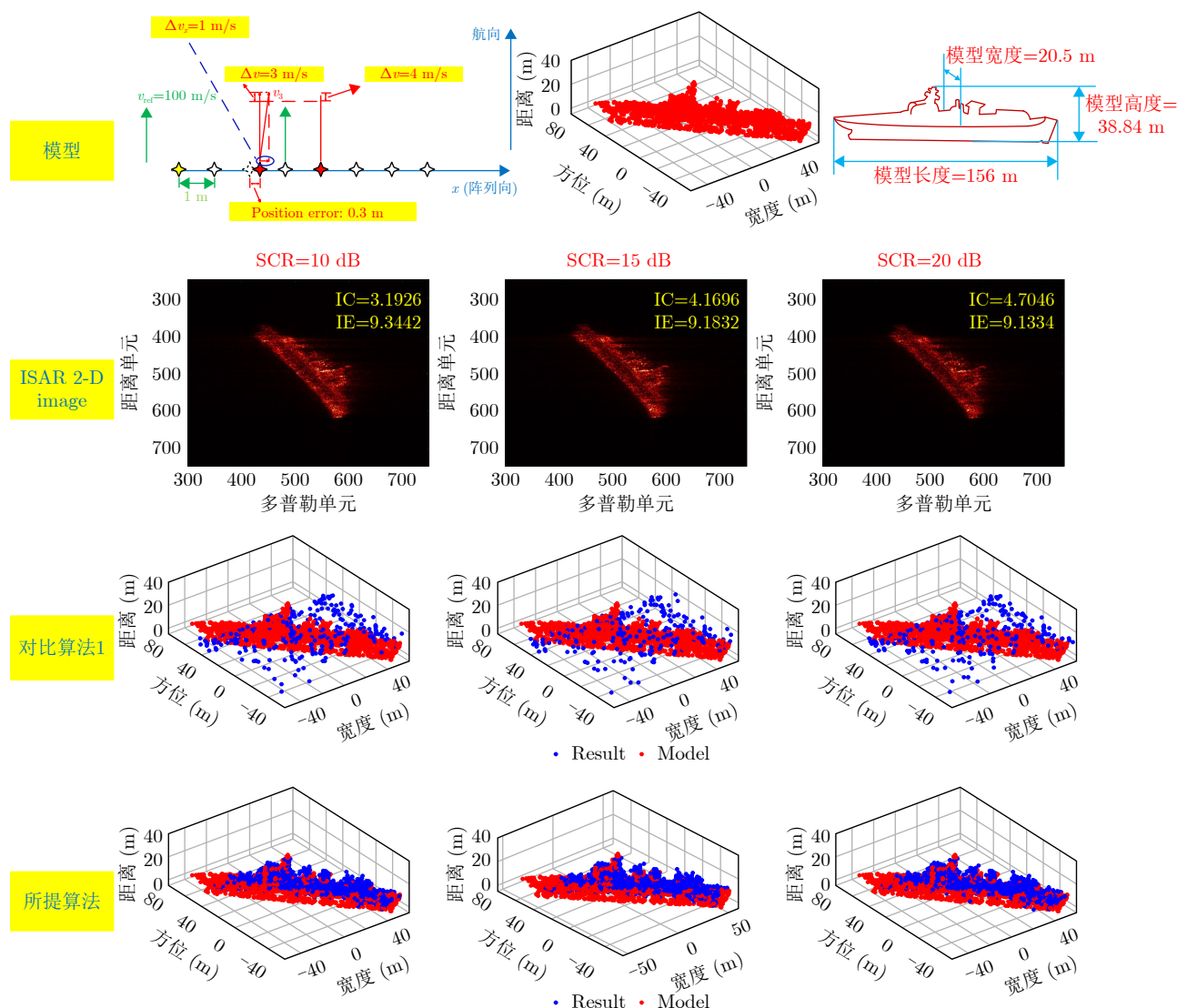


图 20 不同信杂比下对比算法1和所提算法三维成像结果图

Fig. 20 Comparison of 3-D imaging results between Comparison Algorithm 1 and the proposed algorithm under different SCRs

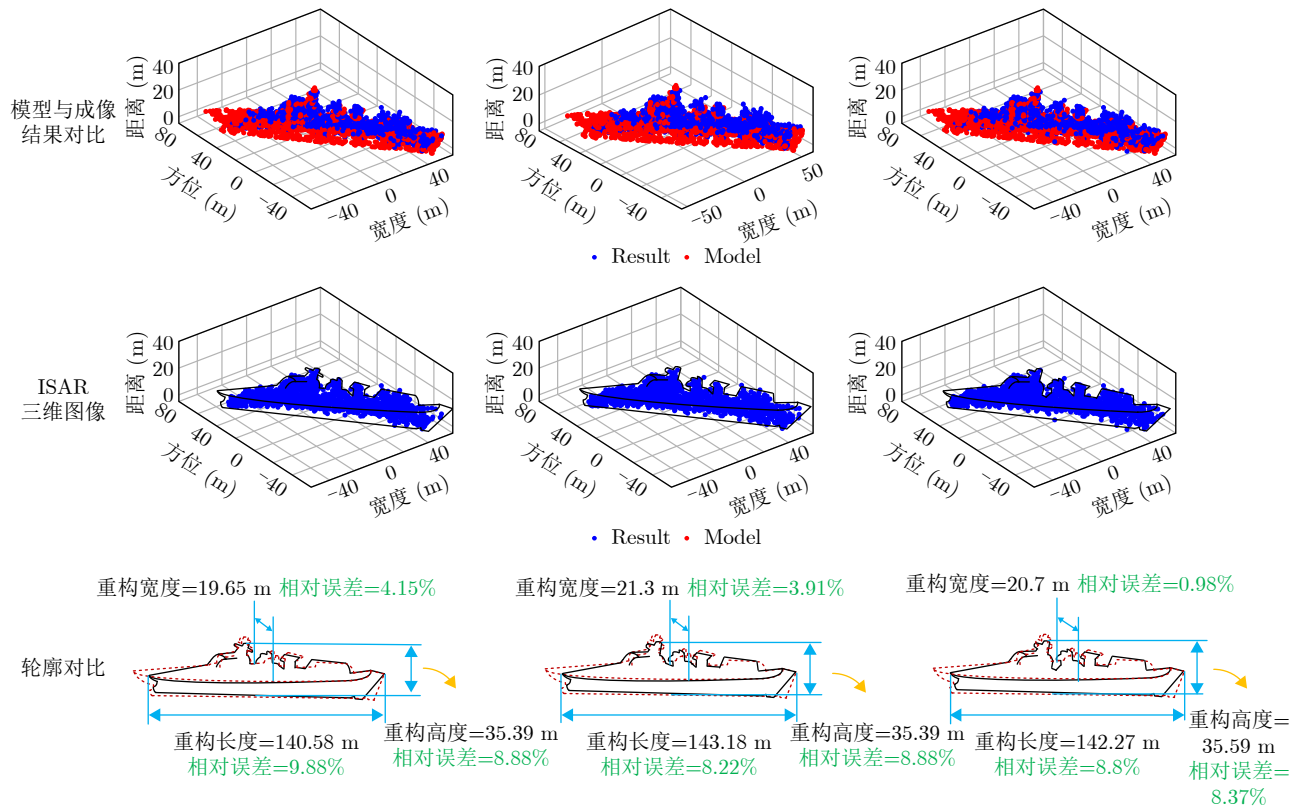


图 21 不同信杂比下所提算法ISAR三维成像结果图

Fig. 21 ISAR 3-D imaging results of the proposed algorithm under different SCRs

表 6 不同信杂比下平均相对误差
Tab. 6 Average relative errors under different SCRs

信杂比(dB)	平均相对误差(%)
10	7.63
15	7.0
20	6.05

使部分指标略有下降，但整体结果并未出现明显恶

化，证明算法在复杂海杂波环境中具有较好的鲁棒性和工程实用性。

5 结语

本文提出了一种稀疏阵列ISAR联合误差校正与角度超分辨的舰船目标三维成像方法。该方法由3部分组成：SRDOA-AM, SRDOA-EC和RAOS。针对ISAR复图像相位错位导致测角精度不足的问题，

表 7 不同信杂比下误差估计结果
Tab. 7 Array errors estimation results under different SCRs

信杂比(dB)	指标	真实值	估计值	相对误差(%)	平均误差(%)
10	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.1852 m	7.4	7.39
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.0812 m/s	8.12	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	3.3233 m/s	10.78	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	3.8702 m/s	3.24	
15	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.2179 m	8.95	6.04
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.0754 m/s	7.54	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	2.8861 m/s	3.80	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	4.1549 m/s	3.87	
20	阵元3阵列向位置误差	0.2 m	0.2182 m	9.1	5.86
	阵元3阵列向速度误差	1 m/s	1.0685 m/s	6.85	
	阵元3航向速度误差	3 m/s	3.1258 m/s	4.19	
	阵元5航向速度误差	4 m/s	3.8687 m/s	3.28	

题, SRDOA-AM算法利用ISAR与多脉冲在波程差特性上的本质差异, 通过关联匹配两类观测的DOA估计结果, 抑制了单次观测的相位不确定性, 实现了散射点精准定位, 从而提升了三维重建性能。针对无人机集群非理想运动导致阵列流形畸变、误差传递造成测角精度下降的问题, SRDOA-EC算法直接处理包络对齐后的回波数据, 将SBL融入到PSO迭代过程中, 在一体化框架下同步完成多维误差补偿与超分辨DOA估计, 避免了误差累积对估计精度的影响。针对多维误差校正中计算复杂度过高与精度不足的问题, RAOS策略从距离和方位两个维度进行联合优化, 在方位维, 根据信噪比自适应筛选脉冲, 滤除低质量回波干扰; 在距离维, 依据散射特性区分单特显点与多特显点单元, 分别匹配差异化的DOA估计方法。通过上述针对性筛选准则, RAOS相对于全量距离单元和全量脉冲的冗余处理, 减少无效距离单元和低质量脉冲参与PSO-SBL联合搜索, 从而在三维重构精度、误差鲁棒性和计算代价之间取得折中。未来将致力于在复杂机动目标和机动平台场景中实现鲁棒且高质量的阵列ISAR三维成像, 以及解决栅瓣问题。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参 考 文 献

- [1] WANG Feng, XU Feng, and JIN Yaqiu. Three-dimensional reconstruction from a multiview sequence of sparse ISAR imaging of a space target[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(2): 611–620. doi: [10.1109/TGRS.2017.2737988](#).
- [2] ZHOU Yejian, ZHANG Lei, CAO Yunhe, *et al.* Attitude estimation and geometry reconstruction of satellite targets based on ISAR image sequence interpretation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(4): 1698–1711. doi: [10.1109/TAES.2018.2875503](#).
- [3] LIU Lei, ZHOU Zuobang, ZHOU Feng, *et al.* A new 3-D geometry reconstruction method of space target utilizing the scatterer energy accumulation of ISAR image sequence[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(12): 8345–8357. doi: [10.1109/TGRS.2020.2986465](#).
- [4] RONG Jiajia, WANG Yong, and HAN Tao. Interferometric ISAR imaging of maneuvering targets with arbitrary three-antenna configuration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(2): 1102–1119. doi: [10.1109/TGRS.2019.2943613](#).
- [5] ZHANG Junqiu and WANG Yong. A three-dimensional imaging method of ship target via multistatic distributed InISAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4511805. doi: [10.1109/LGRS.2022.3195362](#).
- [6] TIAN Biao, WU Wenzhen, LIU Yang, *et al.* Interferometric ISAR imaging of space targets using pulse-level image registration method[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(3): 2188–2203. doi: [10.1109/TAES.2022.3209950](#).
- [7] 胡凤鸣, 田稷钊, 程国振, 等. 城市建筑SAR三维成像域几何连续性表征与少轨数三维成像[J]. 雷达学报(中英文), 2026, 15(1): 26–41. doi: [10.12000/JR24256](#).
HU Fengming, TIAN Jifan, CHENG Guozhen, *et al.* Geometric continuity characterization of urban buildings in SAR 3D imaging domain and few-tracks 3D imaging[J]. *Journal of Radars*, 2026, 15(1): 26–41. doi: [10.12000/JR24256](#).
- [8] HADDAD N, BOUARABA A, HADJ-RABAH K, *et al.* Generalized parametric iterative approach for tomographic SAR reconstruction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 4011005. doi: [10.1109/LGRS.2024.3406894](#).
- [9] 林雨青, 仇晓兰, 彭凌霄, 等. 基于多径模型的建筑区SAR三维成像中非视距目标重定位方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(4): 777–790. doi: [10.12000/JR24057](#).
LIN Yuqing, QIU Xiaolan, PENG Lingxiao, *et al.* Non-line-of-sight target relocation by multipath model in SAR 3D urban area imaging[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(4): 777–790. doi: [10.12000/JR24057](#).
- [10] WANG Yan, DING Zegang, LI Linghao, *et al.* First demonstration of single-pass distributed SAR tomographic imaging with a P-band UAV SAR prototype[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5238618. doi: [10.1109/TGRS.2022.3221859](#).
- [11] MA Changzheng, YEO T S, ZHANG Qun, *et al.* Three-dimensional ISAR imaging based on antenna array[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(2): 504–515. doi: [10.1109/TGRS.2007.909946](#).
- [12] MA Changzheng, YEO T S, TAN C S, *et al.* Sparse array 3-D ISAR imaging based on maximum likelihood estimation and CLEAN technique[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(8): 2127–2142. doi: [10.1109/TIP.2010.2045711](#).
- [13] WANG Yong and LI Xuelu. 3-D imaging based on combination of the ISAR technique and a MIMO radar system[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 6033–6054. doi: [10.1109/TGRS.2018.2829912](#).
- [14] 全英汇, 吴耀君, 段丽宁, 等. 基于稀疏恢复的雷达信号处理研究综述[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(1): 46–67. doi: [10.12000/JR23211](#).
QUAN Yinghui, WU Yaojun, DUAN Lining, *et al.* A review

- of radar signal processing based on sparse recovery[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 46–67. doi: [10.12000/JR23211](#).
- [15] 夏靖远, 杨志雄, 周治兴, 等. 一种基于元学习的稀疏孔径 ISAR 成像算法[J]. 雷达学报, 2023, 12(4): 849–859. doi: [10.12000/JR23121](#).
- XIA Jingyuan, YANG Zhixiong, ZHOU Zhixing, *et al.* A metalearning-based sparse aperture ISAR imaging method[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 849–859. doi: [10.12000/JR23121](#).
- [16] LIU Xin, DU Changhao, WANG Jiacheng, *et al.* An LSTM-assisted calibration approach for self-time transfer performance optimization in multi-UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(6): 17333–17348. doi: [10.1109/TAES.2025.3603798](#).
- [17] SONG Haibo, WEN Gongjian, LIANG Yuanyuan, *et al.* Target localization and clock refinement in distributed MIMO radar systems with time synchronization errors[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 3088–3103. doi: [10.1109/TSP.2021.3081038](#).
- [18] ZHANG Ming and ZHU Zhaoda. DOA estimation with sensor gain, phase and position perturbations[C]. IEEE 1993 National Aerospace and Electronics Conference-NAECON 1993, Dayton, USA, 1993: 67–69. doi: [10.1109/NAECON.1993.290894](#).
- [19] NG B C and SEE C M S. Sensor-array calibration using a maximum-likelihood approach[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1996, 44(6): 827–835. doi: [10.1109/8.509886](#).
- [20] 王鼎, 吴瑛. 一种新的阵列误差有源校正算法[J]. 电子学报, 2010, 38(3): 517–524.
- WANG Ding and WU Ying. A novel array errors active calibration algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(3): 517–524.
- [21] PAULRAJ A and KAILATH T. Direction of arrival estimation by eigenstructure methods with unknown sensor gain and phase[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Tampa, USA, 1985: 640–643. doi: [10.1109/ICASSP.1985.1168341](#).
- [22] CHEN Tao, AN Qi, and LI Minxing. An error self-corrected DOA estimation model for sparse array based on ANM[C]. 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Seoul, Korea, Republic of, 2024: 41–45. doi: [10.1109/ICASSP48485.2024.10447794](#).
- [23] 曹圣红. 存在阵列误差条件下波达方向估计算法研究[D]. [博士学位论文], 中国科学技术大学, 2014.
- CAO Shenghong. Direction of arrival estimation algorithms in the presence of array error[D]. [Ph.D. dissertation], University of Science and Technology of China, 2014.
- [24] FAN Liangyu, ZHU Xiaoqian, ZHU Jiahua, *et al.* MVDR beamforming algorithm for uniform circular array based on gain and phase errors[C]. 2021 4th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP), Shanghai, China, 2021: 147–151. doi: [10.1109/ICICSP54369.2021.9611976](#).
- [25] ZHAO Lifan, BI Guo'an, WANG Lu, *et al.* An improved auto-calibration algorithm based on sparse bayesian learning framework[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(9): 889–892. doi: [10.1109/LSP.2013.2272462](#).
- [26] DAI Fengzhou, FU Haosheng, HONG Ling, *et al.* Off-grid error and amplitude-phase drift calibration for computational microwave imaging with metasurface aperture based on sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5115514. doi: [10.1109/TGRS.2022.3188879](#).
- [27] 周子铂, 蒋李兵, 王壮. 一种基于波程差补偿的InISAR图像配准方法[J]. 雷达学报, 2018, 7(6): 758–769. doi: [10.12000/JR18070](#).
- ZHOU Zibo, JIANG Libing, and WANG Zhuang. Image registration based on wave path difference compensation for InISAR[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(6): 758–769. doi: [10.12000/JR18070](#).
- [28] KRIM H and VIBERG M. Two decades of array signal processing research: The parametric approach[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1996, 13(4): 67–94. doi: [10.1109/79.526899](#).
- [29] LIN Qingqing, XU Jun, CHEN Kai, *et al.* A single-board integrated millimeter-wave asymmetric full-digital beamforming array for B5G/6G applications[J]. *Engineering*, 2024, 41: 35–50. doi: [10.1016/j.eng.2024.04.013](#).
- [30] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. doi: [10.1109/TAP.1986.1143830](#).
- [31] PAN Jingjing, SUN Meng, WANG Yide, *et al.* An enhanced spatial smoothing technique with ESPRIT algorithm for direction of arrival estimation in coherent scenarios[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 3635–3643. doi: [10.1109/TSP.2020.2994514](#).
- [32] 舒月, 傅东宁, 陈展野, 等. 基于RD-ANM的毫米波雷达动目标超分辨DOA估计方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(5): 986–999. doi: [10.12000/JR23040](#).
- SHU Yue, FU Dongning, CHEN Zhanye, *et al.* Super-resolution DOA estimation method for a moving target equipped with a millimeter-wave radar based on RD-ANM[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(5): 986–999. doi: [10.12000/JR23040](#).
- [33] SANTOSA F and SYMES W W. Linear inversion of band-limited reflection seismograms[J]. *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing*, 1986, 7(4): 1307–1330.

- doi: [10.1137/0907087](https://doi.org/10.1137/0907087).
- [34] AGHABABAIYAN K, SHAH-MANSOURI V, and MAHAM B. High-precision OMP-based direction of arrival estimation scheme for hybrid non-uniform array[J]. *IEEE Communications Letters*, 2020, 24(2): 354–357. doi: [10.1109/LCOMM.2019.2952595](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2019.2952595).
- [35] LEITE W S and DE LAMARE R C. List-based OMP and an enhanced model for DOA estimation with nonuniform arrays[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6): 4457–4464. doi: [10.1109/TAES.2021.3087836](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3087836).
- [36] DAI Jisheng and SO H C. Real-valued sparse Bayesian learning for DOA estimation with arbitrary linear arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 4977–4990. doi: [10.1109/TSP.2021.3106741](https://doi.org/10.1109/TSP.2021.3106741).
- [37] FU Haosheng, DAI Fengzhou, and HONG Ling. Two-dimensional off-grid DOA estimation with metasurface aperture based on MMV sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 8005818. doi: [10.1109/TIM.2023.3318716](https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3318716).

作者简介

邵 帅, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理, 雷达成像、目标识别等。

陈雪怡, 硕士生, 主要研究方向为雷达成像等。

庄晓志, 硕士生, 主要研究方向为稀疏信号处理等。

刘宏伟, 教授, 主要研究方向为雷达目标识别、认知雷达、网络化协同探测、雷达智能化探测等。

(责任编辑: 于青)