

## 基于广义松弛算法的多频段SAR信号融合方法

黄佳洁<sup>①②</sup> 董婧雯<sup>①②</sup> 刘宸钰<sup>③</sup> 李王哲<sup>\*①②</sup>

<sup>①</sup>(中国科学院空天信息创新研究院 北京 100190)

<sup>②</sup>(中国科学院大学电子电气与通信工程学院 北京 100049)

<sup>③</sup>(中国科学院空天信息创新研究院网络电磁空间信息技术研究部 北京 100190)

**摘要:** 多子带融合技术是突破雷达硬件带宽限制、提升图像分辨率的重要途径。相较于非参数化方法,基于散射模型的参数化方法在抑制噪声与实现超分辨成像方面优势显著;然而,现有基于几何绕射理论模型由于缺乏对目标结构特性的描述,难以准确表征稀疏场景中的人造金属目标的频率响应特性。为此,该文提出一种面向稀疏场景中的人造金属目标的多子带融合方法。首先,构建了简化属性散射中心(SASC)模型,通过引入散射体长度等结构参数对频谱的影响,增强了对复杂结构散射特性的刻画能力。其次,针对该模型的阶数估计问题,提出一种改进的最大奇异值差分准则,以实现模型阶数的稳健判定。在此基础上,进一步设计了一种广义松弛算法,能够对SASC模型进行高精度参数估计,从而完成多子带信号的有效融合。实验结果表明,所提算法在保持目标结构的清晰与完整的基础上,完成了相对于单子带分辨率的6.7倍提升。

**关键词:** 合成孔径雷达;超分辨成像;子带融合;超宽带信号重构;参数估计

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-14

DOI: 10.12000/JR26036

CSTR: 32380.14.JR26036

**引用格式:** 黄佳洁,董婧雯,刘宸钰,等.基于广义松弛算法的多频段SAR信号融合方法[J].雷达学报(中英文),待出版. doi: 10.12000/JR26036.

**Reference format:** HUANG Jiajie, DONG Jingwen, LIU Chenyu, *et al.* Generalized RELAX-based multiband fusion method for SAR using an SASC model[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR26036.

## Generalized RELAX-based Multiband Fusion Method for SAR Using an SASC Model

HUANG Jiajie<sup>①②</sup> DONG Jingwen<sup>①②</sup> LIU Chenyu<sup>③</sup> LI Wangzhe<sup>\*①②</sup>

<sup>①</sup>(Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

<sup>②</sup>(School of Electronic, Electrical and Communication Engineering,  
University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

<sup>③</sup>(Research Department of Cyber-electromagnetic Space Information Technology,  
Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** Multiband fusion technology is essential for enhancing radar image resolution by overcoming the hardware bandwidth limits of radar systems. Compared with nonparametric approaches, parametric methods

收稿日期: 2026-01-30; 改回日期: 2026-03-24; 网络出版: 2026-04-30

\*通信作者: 李王哲 wzli@mail.ie.ac.cn \*Corresponding Author: LI Wangzhe, wzli@mail.ie.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金国家重大科研仪器研制项目(62327806), 中国科学院战略性先导科技专项(XDB0870203, XDB0870200, XDB0870000)

Foundation Items: The Major Scientific Research Instruments Development Project of the National Natural Science Foundation of China (62327806), The Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (XDB0870203, XDB0870200, XDB0870000)

责任编辑: 毕辉 Corresponding Editor: BI Hui

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

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

based on scattering models offer notable advantages in noise suppression and super-resolution imaging. However, models based on the Geometric Theory of Diffraction (GTD) are inherently limited for analyzing scatterers with continuous structures, as GTD is an asymptotic high-frequency method suited primarily for discrete scattering centers. Consequently, it fails to adequately characterize the frequency response of such continuous scatterers. To address this issue, a multiband fusion method tailored for targets that can be sparsely represented by strong scattering centers is proposed. First, a Simplified Attributed Scattering Center (SASC) model is constructed, which improves the characterization of scattering properties by incorporating the influence of the scatterer length on the frequency spectrum. Second, to address the model order estimation problem, a modified maximum singular value difference criterion is introduced to robustly estimate the model order. Building on this, a generalized RELAX-based algorithm is designed to achieve high-precision parameter estimation for the SASC model, thereby enabling effective fusion of multiband signals. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm achieves a 6.7-fold improvement in resolution relative to the single sub-band case, while preserving the clarity and integrity of the target structure.

**Key words:** Synthetic Aperture Radar (SAR); Super-resolution imaging; Multiband fusion; Ultra-wide band reconstruction; Parameter estimation

## 1 引言

现代SAR应用的需求已经不仅是单纯的几何形态描绘,更追求目标的精细结构、电磁散射信息等。而这种目的的实现,对信号带宽提出了较高要求。然而,受限于硬件技术,直接生成和发射大时宽-超宽带信号极具挑战性且成本高昂。因此,如何通过先进的信号处理技术突破硬件带宽的物理限制,以获取蕴含丰富目标属性的超宽带信息,成为提升SAR系统认知能力的关键课题。

多子带融合技术是解决上述问题的有效途径。其基本思想是通过发射多个中心频率不同但带宽相对较窄的子带信号,然后在数据处理端将这些子带在频域进行合成,等效地重构出一个超宽带信号,从而突破单个子带的带宽限制。该方法有效规避了硬件瓶颈,是提升现有系统性能性价比极高的方案。

现有的多子带融合技术主要可分为以下3类:第1类基于目标模型参数估计,该类方法将信号使用统一的数学模型进行表征,通过估计模型参数来对频谱进行扩展。各种研究基于全极点模型展开,并逐渐发展为更精细的散射中心模型,以更精准地刻画频率响应<sup>[1-3]</sup>。例如林肯实验室将信号表征为全极点模型,提出了使用root-MUSIC算法进行参数估计与频谱展宽<sup>[4]</sup>; Naishadham等人<sup>[5]</sup>提出了鲁棒的状态空间模型,用于表征和提取分布式散射体的扩展回波特征,提升了对非点散射中心的建模能力。该类方法的性能在很大程度上取决于模型阶数等关键参数的估计准确性,对模型失配较为敏感。第2类方法利用信号在变换域,如傅里叶字典、GTD字典下的稀疏性,通过压缩感知或贪婪算法重

构宽带频谱<sup>[6-8]</sup>。有研究结合稀疏贝叶斯学习和支持向量回归,在复杂噪声环境下实现鲁棒融合<sup>[9,10]</sup>。另有工作结合自回归模型和平滑 $l_0$ 算法,通过稀疏约束增强抗噪能力<sup>[11]</sup>。还有研究提出了峰值搜索与压缩感知结合的策略,通过提取图像中的强散射中心位置来简化感知字典<sup>[12]</sup>。此类方法通常不依赖于强参数化假设,适用于高维信号处理,但其计算复杂度较高,且性能受限于字典的设计质量与相干性条件<sup>[13]</sup>。第3类基于矩阵补全理论,此类方法将频谱缺失问题建模为低秩矩阵补全,利用信号在特定变换下的低秩性恢复全带宽频谱。相关研究提出了基于截断Schatten-p范数约束的TSPN-ADMM-Net等算法,在处理大间隔频带缺失及噪声干扰时表现出较好性能<sup>[14,15]</sup>。然而,此类方法的效果依赖于正则化参数等超参数的选择,计算负担较重,且优化过程易陷入局部最优解。

以上对现有3类多子带融合技术的分析表明,各类方法在适用场景、性能表现及计算复杂度上均存在差异。综合比较,第1类基于目标模型参数估计的方法在物理可解释性、模型灵活性及计算效率方面具有明显优势,为后续研究提供了较为理想的起点。因此,本研究拟以该类方法为基础框架,进一步开展深入探索与算法优化,以提升频谱扩展的精度与适应性。

然而现有的基于目标模型参数估计的子带融合技术多基于几何绕射(Geometric Theory of Diffraction, GTD)模型甚至更简单的雷达散射中心模型(Scattering Center Model, SCM)<sup>[16,17]</sup>。这类模型对稀疏场景中的人造金属目标存在散射特性刻画精度有限的问题。这类目标通常具备强散射中心,同时也具备连续散射结构,典型代表为飞机、车辆等。

对此,本研究针对上述目标提出一种多子带融合方法。针对现有模型在刻画目标结构特性时的局限性,首先构建了一种简化属性散射中心(Simplified Attributed Scattering Center, SASC)模型。该模型在GTD模型基础上,进一步引入了散射体结构参数对回波频谱的影响,从而能更准确地表征人造金属目标的散射特性。为保障该模型在实际应用中的可靠性,需解决其模型阶数估计问题,为此本文提出一种改进的最大奇异值差分准则,以实现阶数的精准判定,为后续参数估计奠定基础。在此基础上,进一步推导出一种广义松弛算法,该方法区别于仅处理幅度和相位参数的传统RELAX算法,可对含sinc调制项的SASC模型实现高精度参数估计,最终完成多子带频谱的有效融合。实验表明,所提方法能够在目标区域实现分辨率更高、特征更精细的成像效果。

## 2 基于SASC模型的子带融合理论模型

本节详细阐述了所提多子带融合方法的原理。多子带融合技术旨在通过整合多个不相邻的窄带子带信号的信息来合成超宽带信号以实现雷达图像分辨率的提升。然而,传统的融合方法多假设目标为理想点散射体,难以适用于稀疏场景中的人造金属目标。这类目标通常具备强散射中心,同时也具备连续散射结构,在方位向或距离向上具有一定的物理尺寸,其频率响应通常表现出扩展特性。为准确描述该类目标的散射行为,属性散射中心模型通过一系列物理参数(如位置、长度、频率依赖因子等)对散射特性进行精确建模。假设各子带都具备相等的带宽,其频谱分布如图1所示。则各子带回波由ASC模型可以表示为

$$S_i(f_{r,i}, t_a) = \sum_{p=1}^{P_i} A_p \left( j \frac{f_{r,i}}{f_{c,i}} \right)^{\alpha_p} \times \exp(-2\pi f_{r,i} \gamma_p \sin \varphi) \times \text{sinc} \left[ 2\pi \frac{f_{r,i}}{f_{c,i}} L_p \sin(\varphi - \varphi_p) \right] \times \exp \left( -j4\pi f_{r,i} \frac{R_p(t_a)}{c} \right) \times \exp(-j2\pi(\mu_i f_{r,i} + \beta_i)) + e(f_{r,i}) \quad (1)$$

其中,  $S_i$  表示第  $i$  个子带,  $i = 1, 2, \dots, N_s$ ,  $N_s$  为子带总数;  $f_{r,i} = f_{c,i} + [-B_s/2, B_s/2]$  为子带的频率轴,  $f_{c,i}$  表示子带  $i$  中心频率,  $B_i$  表示子带  $i$  的带宽, 各子带带宽相等;  $t_a$  表示方位向采样时间,  $\varphi$  表示方位向观测角度;  $P_i$  表示子带  $i$  的散射体数量,  $p$  表示其中的第  $p$  个散射体;  $A_p$  表示第  $p$  个散射体的反射强度, 频率依赖因子  $\alpha_p$  的取值为  $[0, -0.5, 0.5, -1.0, 1.0]$ 。  $\gamma_p$  表示第  $p$  个散射体的角度依赖因子,  $L_p$  表示第  $p$  个散射体的长度,  $\varphi_p$  表示第  $p$  个散射体的方位向散射倾角, 散射中心的射程历史用  $R_p(t_a)$  表示, 光速用  $c$  表示,  $j$  为虚单位;  $e$  表示回波中的加性噪声<sup>[18]</sup>。而最后一个指数项表示子带间的非相干相位, 其中  $\mu_i$  和  $\beta_i$  分别表示相位的线性和常数项, 反映了子带间的频率偏移和初始相位差异。

显然, 完备的ASC模型参数众多, 且参数间高度耦合, 若直接引入本文的RELAX求解框架, 将导致优化问题非凸、求解极其困难。为此, 本研究在确保模型对距离向融合关键物理机理保真度的前提下, 对ASC模型进行两项针对性简化, 提出一种适于高效求解的简化属性散射中心模型。

首先, 方位倾角调制项系数  $\gamma_p$  描述了后向散射场随方位角变化的幅度变化, 对于理想连续散射体,  $\gamma_p = 0$ 。而对于局部散射体,  $\gamma_p$  的量级在  $1 \times 10^{-11}$ 。结合实际场景下的方位观测角大小可知调制项  $\exp(-2\pi f_{r,i} \gamma_p \sin \varphi)$  对幅度的影响非常微弱, 通常可以忽略不计<sup>[19,20]</sup>。

其次, 针对问题适配与精度权衡, 子带融合处理位于距离徙动校正与运动补偿之后, 此时方位向信息已通过处理被固定在某一慢时间单元。因此, 原模型中与方位角  $\varphi$  的相关项  $L_p \sin(\varphi - \varphi_p)$  可视为一个与当前处理单元绑定的复合常数参数  $H_p$ 。这一简化将二维方位-距离耦合模型, 合理降维为一维距离向模型, 使我们能聚焦于距离向频谱的融合这一核心问题。其代价是模型暂时失去了对方位变化的精确描述能力, 但这与本文处理阶段的目标完全一致, 是面向任务的合理取舍。

通过上述两项简化, 我们在保留刻画距离向目标散射特性核心能力的同时, 得到了一个参数集紧

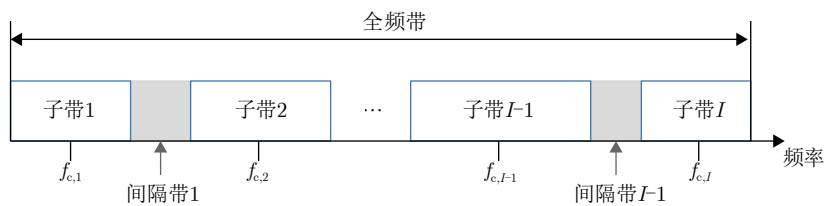


图1 子带频谱分布图

Fig. 1 Distribution of subbands in frequency domain

凑、适于数值优化求解的SASC模型。对于某一固定方位单元，基于SASC模型的子带回波可表示为

$$S_i(f_{r,i}) = \sum_{p=1}^{P_i} A_p \left( j \frac{f_{r,i}}{f_{c,i}} \right)^{\alpha_p} \times \exp(-j2\pi\beta_i) \\ \times \text{sinc} \left( 2\pi \frac{f_{r,i}}{f_{c,i}} H_p \right) \\ \times \exp \left( -j4\pi f_{r,i} \left( \frac{R_p}{c} + \frac{\mu_i}{2} \right) \right) + e(f_{r,i}) \quad (2)$$

该模型相较于GTD模型增加了由 $H_p$ 调制的幅度项，该项表示了散射中心的长度与方位倾角对后向散射场的共同影响，在模型复杂度小幅提升的前提下尽可能保持模型对目标散射特性的表征能力。基于SASC模型，目标在频域响应描述为一组具有特定物理意义的参数 $\Phi_p = \{A_p, \alpha_p, H_p, R_p\}$ ，即散射强度、频率依赖因子、长度倾角耦合、距离向位置。尽管各子带因观测条件差异可能导致提取的参数存在微小波动，但其主要物理参数在理论上源于同一散射体，因而在不同子带间应具有高度一致性或强相关性。通过鲁棒的估计算法，可以从各子带中提取出这些共有的参数分量，为跨频带的信号外推与融合提供物理基础。

基于上述的简化属性散射中心模型，本文提出了一种参数化的子带融合框架，其核心流程如图2所示。该框架的核心在于，将子带融合问题转化为一个“相干补偿-模型参数估计-宽带信号重构”的三步过程。

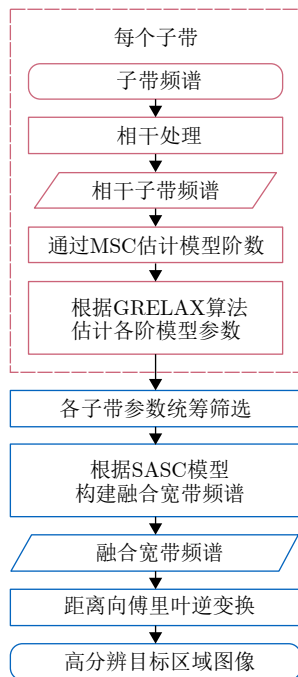


图2 基于广义松弛算法的多子带融合方法流程图

Fig. 2 Flowchart of the proposed multiband fusion method

在相干补偿阶段，子带中的非相干相位包括线性项 $\mu_i$ 和常数项 $\beta_i$ ，线性项由于与频率相关，会导致散射中心位置估计结果的偏移，而常数项则会引起复包络的相位偏差。由于复包络的相位在融合中的影响较小，因此本文仅对线性项进行补偿。通过计算子带的互相关函数，提取出线性相位项 $\mu_i$ ，其计算方式如下：

$$\mu_i = \frac{1}{2\pi} \arg \max_{\mu_i} \mathcal{F}^{-1} \left( \sum_{f_{r,i}} S_i(f_{r,i}) S_1^*(f_{r,1}) \right) \quad (3)$$

其中， $S_1$ 表示第1个子带的频谱数据， $\mathcal{F}^{-1}$ 表示频域到时域的傅里叶逆变换。通过上述补偿，可以将各子带的频谱对齐，为后续的参数估计提供一致的输入。

在参数估计阶段，每个子带的频谱数据均使用SASC模型进行表征。为从含噪子带数据中高精度地估计出模型参数集 $\Phi_p = \{A_p, \alpha_p, H_p, R_p\}$ ，本文提出了一种基于改进最大奇异值差分准则与广义松弛算法的联合估计方法。该方法能有效克服传统算法在对具有sinc调制的SASC模型进行参数估计时面临的模型定阶难、收敛精度不足等问题，其输出为一系列具有物理意义的散射中心参数，这些参数在不同子带间具有强相关性，是后续信号融合的基础。在宽带信号重构阶段，将上述估计得到的各子带参数集进行筛选与统筹，通过一致性筛选形成全频带统一的参数集 $\hat{\Phi}_p = \{\hat{A}_p, \hat{\alpha}_p, \hat{H}_p, \hat{R}_p\}$ ，将该参数集代入覆盖目标超宽带范围的全局SASC频率响应表达式中，即可直接合成融合后的超宽带频域信号。最后得到的融合全频带表达式如下：

$$S(f_r) = \sum_{p=1}^{\hat{P}} \hat{A}_p \left( j \frac{f_r}{f_c} \right)^{\hat{\alpha}_p} \times \text{sinc} \left( 2\pi \frac{f_r}{f_c} \hat{H}_p \right) \\ \times \exp \left( -j4\pi f_r \frac{\hat{R}_p}{c} \right) \quad (4)$$

其中， $f_r$ 和 $f_c$ 分别表示全频带的频率轴和中心频率。

综上所述，本文提出的参数化子带融合方法将融合问题转化为具有明确物理意义的优化与合成过程。该框架的有效实现依赖于参数估计阶段的高精度与高稳健性。为此，需要在算法层面解决模型定阶与参数估计两大关键问题。下面将依次介绍所提出的改进最大奇异值差分准则与广义松弛算法。

### 3 基于广义松弛算法的多子带融合方法

本节将详细阐述基于广义松弛算法的多子带融合方法。围绕第2节所提出的参数估计需求，本节

依次介绍模型定阶、参数估计与参数融合3个关键环节。首先，提出一种改进的最大奇异值差分准则，实现含sinc调制信号的稳健模型定阶；其次，基于广义松弛算法实现对SASC模型参数的高精度估计；最后，对各子带估计结果进行筛选与统筹，得到适用于全频段融合的全局参数集。

### 3.1 基于最大奇异值差分准则的模型定阶

准确的模型阶数估计是后续参数估计的前提。若阶数估计过低，会遗漏真实散射中心，导致目标特征丢失；若估计过高，则会引入过多噪声成分，产生虚假散射中心，降低成像质量。当前参数估计常用的传统的赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)和最小描述长度准则(Minimum Description Length, MDL)等信息论准则在低信噪比或复杂散射体场景下性能显著下降。为此，本节提出一种改进最大奇异值差分准则，旨在实现对SASC模型阶数的稳健估计。

对于一个子带频谱向量  $\mathbf{S}_i = [S_i(1), S_i(2), \dots, S_i(M)]$ ，按照以下形式构建子带的Hankel矩阵：

$$\mathbf{H}_i = \begin{bmatrix} S_i(1) & S_i(2) & \dots & S_i(L) \\ S_i(2) & S_i(3) & \dots & S_i(L+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_i(M-L+1) & S_i(M-L+2) & \dots & S_i(M) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中， $L$ 是相关窗口长度， $M$ 为子带向量的采样长度， $L$ 的值一般设定为子带采样长度的1/3。构建Hankel矩阵的本质，是将一维频谱信号重构成一个能反映其内部动态结构的二维空间。该矩阵的行向量可以看作信号在不同起始点的频移序列，其秩理论上由描述该信号所需独立分量的最小数目决定，即模型的真实阶数。

将该矩阵进行奇异值分解，得到  $\mathbf{H}_i = \mathbf{U}_i \mathbf{S}_i \mathbf{V}_i$ 。计算  $\mathbf{H}_i$  的奇异值并按照降序排列，得到  $\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L\}$ 。这些奇异值表征数据能量在各个主成分方向上的分布，在理想无噪情况下，对于一个由  $p$  个独立散射中心构成的信号，会得到  $p$  个较大的奇异值，而从第  $p+1$  个开始奇异值理论上应为零。然而，在实际含噪环境中，第  $p+1$  个奇异值并不会突变为零，而是表现为一个缓慢衰减的“拖尾”，使得信号与噪声的界限变得模糊。

为了精准定位信号子空间与噪声子空间的边界，即估计模型阶数  $P$ ，寻找最大差分点是一种直观思路。根据奇异值计算差分函数：

$$D(l) = (L-l-1) \frac{\gamma_l - \gamma_{l+1}}{\gamma_{l+1} - \gamma_L} \quad (6)$$

通过对该函数寻找最大差分点即可得到模型阶数。但在有sinc调制的SASC模型中，奇异值衰减曲线可能呈现多个“台阶”，导致最大差分点未必对应真实阶数。由实测数据计算出的函数  $D(l)$  出现多个峰值，第1个峰值对应的  $l$  被识别为估计的模型阶数  $P$ 。

综上所述，改进的MSC准则  $D(l)$  的第1个峰值对应的阶数  $l$  被识别为估计的子带模型阶数  $\hat{P}_i$ ，其原理在于：该位置最有可能标志着信号能量主导区域与噪声能量主导区域之间的最显著“相对跳变”。仿真实验验证了，相较于传统差分谱方法，该方法在对sinc调制引起的复杂奇异值衰减曲线具有更强的鲁棒性和更高的定阶准确性。

### 3.2 基于广义松弛算法的模型参数估计

传统松弛算法将信号视为全极点模型，逐步迭代计算极点与极点强度。然而，对于SASC模型，由于存在sinc调制项，传统松弛算法不再适应，因此，本节提出了适用于SASC模型的广义松弛算法，可以实现对模型参数的准确、稳健估计。

已知子带频谱的表达式为式(2)。现将其离散化，令离散后的频率  $f_{r,i} = f_{c,i} + m\Delta f$ ， $m = [-M/2, M/2]$ 。则式中的频率依赖项满足：

$$\left( j \frac{f_{r,i}}{f_{c,i}} \right)^{\alpha_p} = j^{\alpha_p} \exp \left\{ \alpha_p \ln \left( 1 + \frac{\Delta f}{f_{c,i}} m \right) \right\}$$

如果  $\max |(\Delta f/f_{c,i})m| < 0.1$ ，则  $\ln(1 + (m\Delta f)/f_{c,i}) \approx (m\Delta f)/f_{c,i}$ 。在实际应用中，该条件一般都得到满足。因此，子带频谱可重写为

$$S_i(m) = \sum_{p=1}^{P_i} A_p j^{\alpha_p} \exp \left( -j4\pi f_{c,i} \frac{R_p}{c} \right) \times \text{sinc} \left( 2\pi \frac{\Delta f m}{f_{c,i}} H_p \right) \times \exp \left( \alpha_p \frac{\Delta f}{f_{c,i}} m \right) \times \exp \left( -j4\pi \Delta f m \frac{R_p}{c} \right) + e(m) \quad (7)$$

对式(7)进行变量代换，可得到：

$$S_i(m) = \sum_{p=1}^{P_i} C_p \text{sinc}(g_p m) \exp \{ -d_p m + j\omega_p m \} \quad (8)$$

其中，

$$\begin{cases} C_p = A_p j^{\alpha_p} \exp \left( -j4\pi f_{c,i} \frac{R_p}{c} \right) \\ g_p = 2\pi \frac{\Delta f H_p}{f_{c,i}} \\ d_p = -\alpha_p \frac{\Delta f}{f_{c,i}} \\ \omega_p = -4\pi R_p \frac{\Delta f}{c} \end{cases} \quad (9)$$

参数集  $\Theta_i = \{C_p, g_p, d_p, \omega_p\}_{P_i \times 4}$  的估计是一个复杂的多参数非线性优化问题, 本文采用一种基于松弛思想的交替优化框架。该框架的核心在于将复杂的联合估计问题分解为一系列简单的子问题, 通过交替迭代的方式逐步逼近全局最优解。算法的基本流程始于非线性最小二乘准则, 代价函数如下所示:

$$\hat{\Theta}_i = \arg \min_{\Theta_i} \left\| \mathbf{S}_i - \sum_{p=1}^{P_i} \phi_p \right\|_2^2 \quad (10)$$

其中,  $\phi_p$  为第  $p$  个分量构成的向量,  $\|\cdot\|_2^2$  为  $L_2$  范数。

求解过程以逐步剥离的方式迭代进行。首先, 假设信号中只存在一个分量, 即  $P_i = 1$ , 并估计其参数  $\Theta_1$ 。随后, 假设信号存在两个分量, 即  $P_i = 2$ , 将已估计出的第1个分量从原始信号中减去, 得到残差信号  $\mathbf{y}_2 = \mathbf{S}_i - \hat{\phi}_1$ , 再从残差中估计第2个分量的参数  $\Theta_1$ , 再返回利用残差  $\mathbf{y}_1 = \mathbf{S}_i - \hat{\phi}_2$  更新参数  $P_i = 1$ 。反复迭代此过程直至达到收敛条件, 则继续增加  $P_i$  直至  $P_i = \hat{P}_i$ 。这种策略有效降低了不同分量间的相互干扰。

该算法的关键在于对于单个分量参数的估计。当估计第  $k$  个分量的参数集  $\Theta_k$  时, 首先从观测信号中减去其余所有分量的当前估计值, 得到针对该分量的残差信号

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{S}_i - \sum_{p \neq k} \phi_p \quad (11)$$

随后, 通过交替更新第  $k$  个分量的参数集。具体而言, 第  $l$  次迭代  $\omega_k^l$  的估计可以通过傅里叶变换峰值检测来完成。对残差信号进行 sinc 加权可得

$$\mathbf{y}_k^{\text{weighted}} = \mathbf{y}_k \odot \text{sinc}(\hat{g}_k^{l-1} \mathbf{m}) \odot \exp(\hat{d}_k^{l-1} \mathbf{m}) \quad (12)$$

其中,  $d_k^{l-1}$  和  $g_k^{l-1}$  为上次迭代中  $k$  分量的估计值,  $\mathbf{m} = [1, 2, \dots, M]^T$  为频谱采样点向量,  $\odot$  表示哈达玛积。对式(2)进行补零傅里叶变换之后进行峰值搜索, 峰值对应的位置即为本次迭代  $\omega_k^l$  的估计值。 $\omega_k^l$  的估计精度与傅里叶变换的点数相关, 点数越大, 精度越高。

随后,  $d_k^{l-1}$  通过最小化如下相关函数获得

$$\hat{d}_k^l = \arg \max_{d_k^l} \frac{\|\mathbf{v}^H(\hat{g}_k^{l-1}, \hat{\omega}_k^l, d_k^l) \mathbf{y}_k\|^2}{\|\mathbf{v}(\hat{g}_k^{l-1}, \hat{\omega}_k^l, d_k^l)\|_2^2} \quad (13)$$

其中,  $(\cdot)^H$  表示共轭转置。 $\mathbf{v}^H(\hat{g}_k^{l-1}, \hat{\omega}_k^l, d_k^l) = \text{sinc}(\hat{g}_k^{l-1} \mathbf{m}) \odot \exp(-\mathbf{m} d_k^l + \mathbf{j} \mathbf{m} \hat{\omega}_k^l)$  是在当前固定参数下生成的基向量。由于  $d_k^{l-1}$  的值由频率依赖因子决定, 因此只有5个值, 只需对列表进行搜索即可获取。

$g_k^{l-1}$  的估计同样采用最大化相关性的原则:

$$\hat{g}_k^l = \arg \max_{g_k^l} \frac{\|\mathbf{v}^H(\hat{g}_k^l, \hat{\omega}_k^l, \hat{d}_k^l) \mathbf{y}_k\|^2}{\|\mathbf{v}(\hat{g}_k^l, \hat{\omega}_k^l, \hat{d}_k^l)\|_2^2} \quad (14)$$

在前3个参数确定的前提下, 复幅度参数  $C_k^l$  存在闭式解, 可通过最小二乘准则直接计算:

$$\hat{C}_k^l = \frac{\mathbf{v}^H(\hat{g}_k^l, \hat{\omega}_k^l, \hat{d}_k^l) \mathbf{y}_k}{\|\mathbf{v}(\hat{g}_k^l, \hat{\omega}_k^l, \hat{d}_k^l)\|_2} \quad (15)$$

该解保证了在当前参数组合下代价函数最小。该算法的关键在于对于单个分量参数的估计。

上述单分量参数估计过程在其内部也构成一个交替优化的内循环, 即固定其中3个参数, 优化剩下一个, 并迭代直至收敛。整个算法的外循环则遍历所有分量, 重复执行“估计-重构-消去”的步骤。收敛性由代价函数值或参数估计值的相对变化量来判定, 当连续两次迭代的变化小于预设阈值时, 认为算法收敛, 迭代终止。该交替优化方法将高维非线性搜索问题转化为一系列低维搜索问题, 显著降低了计算复杂度, 并具有良好的数值稳定性。所提参数估计算法的伪代码如算法1所示。

### 3.3 子带参数融合与全频带重构

基于3.2节所述方法, 各子带可独立估计出一组散射中心参数。然而, 由于各子带分别观测, 同一物理散射中心可能在不同子带中被重复观测并估计出多组参数。为获得准确、一致的全频带散射中心描述, 必须对各子带估计结果进行融合处理。本

算法 1 基于G-RELAX算法的参数估计伪代码流程  
Alg. 1 Pseudocode of parameter estimation based on G-RELAX algorithm

---

**初始化:** 设置初始参数  $\mathbf{y} \leftarrow \mathbf{S}_i, \hat{\Theta} \leftarrow \mathbf{0}$

循环1: 对每个分量  $k = 1$  到  $P_i$  逐个分量进行参数估计

1.1: 频率估计  
 $\hat{\omega}_k = \arg \max_{\omega} |\text{FFT}[\mathbf{y}_k \odot \text{sinc}(\hat{g}_k \mathbf{m}) \odot \exp(\hat{d}_k \mathbf{m})]|$

1.2: 阻尼因子估计  $\hat{d}_k = \arg \max_d \frac{\|\mathbf{v}^H \mathbf{y}_k\|^2}{\|\mathbf{v}\|_2^2}$

1.3: sinc参数估计  $\hat{g}_k = \arg \max_g \frac{\|\mathbf{v}^H \mathbf{y}_k\|^2}{\|\mathbf{v}\|_2^2}$

1.4: 幅度参数估计  $\hat{C}_k = \frac{\mathbf{v}^H \mathbf{y}_k}{\|\mathbf{v}\|_2^2}$

1.5: 收敛判断  $\Delta \text{cost} < \epsilon$

1.6: 更新残差  $\mathbf{y}_k \leftarrow (\mathbf{y} - \hat{\phi}_k)$

循环2: 全局精化迭代对所有分量进行联合优化

2.1: 重新估计各分量固定其他分量, 优化每个分量参数

2.2: 全局收敛判断  $\Delta \text{global\_cost} < \epsilon$

---

**输出:** 返回估计结果  $\{\hat{C}_k, \hat{g}_k, \hat{\omega}_k, \hat{d}_k\}_{k=1}^{P_i}$

---

节将详细阐述所提出的多子带参数融合策略及其物理依据，并最终给出全频带信号重构方法。

各子带观测的物理目标相同，因此其提取的散射中心参数应具备强相关性，尤其是散射中心的位置参数。然而，实际处理中存在两类关键问题：其一，受限于各子带的带宽，同一散射中心在不同子带中的位置估计存在固有偏差；其二，噪声干扰与估计误差可能导致虚假散射中心的出现。为此，本文提出基于空间一致性的融合准则：全频带中的散射中心集合应为各子带散射中心集的并集，但需对空间位置相近的散射中心进行合并。

该融合准则的合理性基于以下物理事实：雷达散射中心是目标上具有显著电磁散射特性的局部结构，其在特定观测几何下的位置基本固定。当两个来自不同子带的估计散射中心空间位置十分接近时，且小于系统分辨率，它们极有可能对应同一物理散射中心。若将此类估计视为独立散射中心，将导致重构全频带的成像结果呈展宽失真的单一主瓣而非两个锐利可变的主瓣。反之，若简单合并所有参数，则会丢失各子带提供的互补信息。因此，本文采用“保留最优估计”的合并策略：当两个散射中心间距小于全频带分辨率时，仅保留复幅度最大者。这一选择基于信噪比考量：较强的散射信号通常对应更可靠的参数估计。

散射中心的位置可由 $\omega_{p_i}$ 获取。根据式(9)，可知散射体的位置可表示为 $R_{p_i} = -c\omega_{p_i}/(4\pi\Delta f)$ 。而全频带的距离向分辨率为 $\delta R = c/(2B)$ ， $B$ 为全频带带宽。在此基础上，多子带参数融合的流程如下。

(1) 参数汇集：将所有子带独立估计得到的散射中心参数汇集，构成候选参数集合 $\Theta_{\text{total}} = \{C_p, g_p, d_p, \omega_p\}_{p=1}^{P_{\text{total}}}$ ，其中 $P_{\text{total}} = \sum P_i$ 为所有子带估计出的散射中心总数。

(2) 排序：计算各散射中心对应的距离向位置 $R_p$ （可根据参数 $\omega_p$ 换算得到），并按照 $R_p$ 升序对 $\Theta_{\text{total}}$ 进行排序。

(3) 迭代合并：

(a) 初始化：令 $p = 1$ ，并创建空集合 $\Theta_{\text{fused}}$ 用于存放融合后的散射中心。

(b) 判断：计算当前散射中心 $p$ 与下一散射中心 $p+1$ 的位置间距 $\Delta R = R_{p+1} - R_p$ 。若 $\Delta R > \delta R$ （ $\delta R$ 为预设的距离合并门限），则认为二者属于不同的物理散射中心，将当前散射中心 $p$ 的参数加入 $\Theta_{\text{fused}}$ ，然后令 $p \leftarrow p+1$ 继续处理下一个散射中心。

(c) 合并：若 $\Delta R \leq \delta R$ ，则认为二者对应于同一物理散射中心，但由于估计误差而呈现为两个邻近的估计值。此时，根据二者幅度 $|C|$ 的大小，保

留幅度较大的一个作为该物理散射中心的代表。具体而言，若 $|C_p| \geq |C_{p+1}|$ ，则保留第 $p$ 个散射中心；否则保留第 $p+1$ 个。然后将保留的散射中心加入 $\Theta_{\text{fused}}$ ，并令 $p \leftarrow p+2$ （跳过已被合并的第 $p+1$ 个散射中心）。

(d) 循环：重复步骤(b)—步骤(c)，直至处理完所有 $P_{\text{total}}$ 个散射中心。

(4) 输出：最终得到的 $\Theta_{\text{fused}} = \{C_k, g_k, d_k, \omega_k\}_{k=1}^{P_{\text{fused}}}$ 即为融合后的散射中心参数集合，其中 $P_{\text{fused}}$ 为合并后的散射中心数量。

最终，基于融合后的散射中心参数，可按信号模型重构全频带信号：

$$\mathbf{S}_{\text{fused}}(m) = \sum_{p=1}^{P_{\text{fused}}} C_p \cdot \text{sinc}(g_p m) \cdot \exp(-d_p m + j\omega_p m) \quad (16)$$

该重构信号在保留各子带有效信息的同时，消除了冗余散射中心，形成了物理一致且估计稳健的全频带目标表示。值得注意的是，子带融合的带宽提升极限受到信噪比与目标特性的限制。一般而言，总子带带宽应高于融合全频带带宽的10%才能保证融合的有效性<sup>[21]</sup>。因此，在实际应用中，融合带宽应根据系统性能与目标特性进行合理选择，以实现最佳的成像效果。

## 4 实验验证与性能分析

在本节中，为了证明所提多子带融合方法的有效性，分别使用仿真数据和实测数据进行了实验。

### 4.1 参数估计准确性仿真实验验证

为了验证所提的算法估计参数的准确性，我们开展了蒙特卡罗仿真实验。根据式(2)，利用MATLAB生成仿真信号以进行性能测试，具体的信号参数详见表1。每次测试中，仿真信号的频率范围为4~8 GHz，观测目标对应的散射中心数量在5~50随机抽取，且各散射中心参数为随机生成。实验将在5 dB步进、覆盖-20~20 dB的信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)条件下，分别检验参数估计的准确性。SNR表达式为 $10\lg(P_{\text{subband}}/$

表 1 参数估计仿真信号参数

Tab. 1 Simulated signal parameters for parameter estimation

参数	数值
频率范围	4~8 GHz
采样点数	600
散射中心数	[5, 50]
散射参数	随机
信噪比	5*[-4, 4] dB

$P_{\text{noise}}$ ), 其中 $P_{\text{subband}}$ 和 $P_{\text{noise}}$ 分别为子带信号功率和噪声功率。

评估指标选用均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE), 其具体计算公式如下:

$$\text{RMSE}_{\theta} = \sqrt{\frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (\hat{\theta}_{x,y} - \theta_{x,y})^2} \quad (17)$$

其中,  $X$ 为参数向量长度,  $Y$ 为蒙特卡罗仿真次数, 本实验中 $Y = 100$ 。 $\hat{\theta}_{x,y}$ 为第 $y$ 次仿真中第 $x$ 个参数的估计值,  $\theta_{x,y}$ 为该次仿真中第 $x$ 个参数的实际值。

首先是阶数估计。分别使用赤池信息准则(AIC)<sup>[22]</sup>、最小描述长度准则(MDL)<sup>[23]</sup>、最大奇异值差分准则(Maximum Singular Value Difference, MSVD)<sup>[16]</sup>与所提MSC准则对信号阶数估计, 不同信噪比下各方法的均方根误差如图3所示。所有方法的估计误差均随信噪比提升而单调下降, 这与理论预期相符。在低信噪比区域( $\text{SNR} < 0$  dB), 各方法受噪声影响显著, RMSE值均维持在较高水平; 随着信噪比改善, 其估计性能均得到稳步提升。横向对比显示, 本文所提的MSC方法在所有测试信噪比条件下均取得了最低的RMSE值, 表现出了最优且稳健的估计性能。尤其在低信噪比的恶劣条件下, MSC的RMSE为20~25, 显著低于其他方案。随着信噪比升高, MSC的优势依然得以保持, 其误差曲线始终处于最下方。上述结果充分验证了所提MSC准则的有效性与优越性。其通过改进奇异值差分策略, 增强了对信号子空间与噪声子空间的分辨能力, 从而在宽泛的信噪比范围内实现了对模型阶数更为精准、稳定的估计, 为后续参数估计环节提供了可靠保障。

其次是其他参数估计, 包括 $C, g, d, \omega$ 的参数的估计精度。分别采用MRA<sup>[16]</sup>, ERA<sup>[17]</sup>及本文所提GRA算法进行估计, 并计算其均方根误差。图4展示了不同总子带占比(Total Subband Bandwidth Percentage, TSBP)时在不同信噪比条件下, 各方法对参数 $C, g, d, \omega$ 的估计RMSE。总体而言, 所提GRA算法在所有参数的估计上均显著优于MRA和ERA方法。在低信噪比条件下, 其RMSE值略高于其他两种方法。而随着信噪比提升, GRA的RMSE则明显下降, 展现出显著优势, 进一步验证了该算法在参数估计方面的卓越性能。

#### 4.2 多子带融合准确性仿真实验验证

为验证所提融合算法的有效性, 本节基于仿真数据开展了多子带融合一维像对比实验。实验中, 仿真生成带宽为4 GHz的信号作为全频带参考信号,

并将其直接成像结果作为参考一维像。实验考察了不同子带数、不同总子带占比以及不同信噪比情况下, 使用不同融合算法迭代的结果质量。采用的方法分别是A1(MRA)<sup>[16]</sup>, A2(ERA)<sup>[17]</sup>及本文所提GRA算法。最终, 通过对比不同方法重建的全频带一维像与参考一维像的吻合程度, 并计算其均方根误差, 综合评价各算法的性能。主要仿真参数与4.1节保持一致, 见表1。

图5展示了TSBPR为50%时, 子带数为2, 3, 4时, 采用不同融合算法重建的4 GHz全频带一维像结果。横向对比不同子带数的结果可见, 全频带带宽不变时, 子带数越多, 单子带带宽越窄, 重建结果与理想结果偏离越远。整体而言, 本文所提GRA算法重建的一维像在所有条件下均与参考一维像高度重合, 表明其具备优异的融合精度与稳定性。尤其在单子带带宽较短情况下, 可用子带信息显著受限, 其他算法出现明显的目标漏估现象, 重建质量下降; 而GRA算法仍能保持与参考一维像基本一致的结构, 凸显了其在有限频谱资源下的鲁棒性与高保真重建能力。该结果进一步说明, GRA算法通过精准估计散射中心参数, 有效克服了低信息量条件下传统方法出现的目标特征模糊与失真问题。

图6展示了在子带数为2时, 信噪比从-10 dB到10 dB(步进5 dB)及总子带占比从40%到80%(步进10%)的不同条件下, 各种方法重建的全频带一维像与参考一维像之间的均方根误差, 其计算方式见式(18), 其中 $N$ 为一维像长度,  $\hat{s}$ 和 $s_{\text{ref}}$ 分别为融合全频带的一维像与参考全频带的一维像。总体而言, 在全部测试条件下, 本文所提方法的RMSE均显著低于其余两种对比方法, 表明其在重建精度与鲁棒性方面均具有明显优势。特别在低信噪比条件下, 两种对比算法的RMSE出现显著上升, 而所提算法的RMSE始终稳定在较低水平, 进一步证明了该方法在极端场景下仍能保持可靠的重建性能。

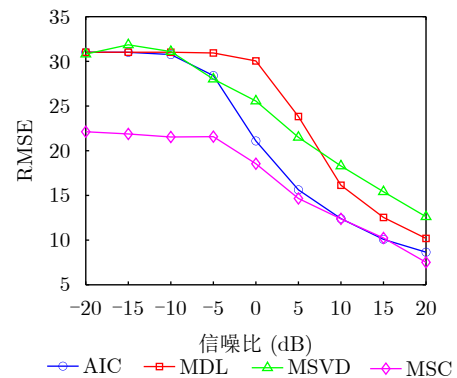


图3 各阶数估计方法的RMSE对比图

Fig. 3 RMSEs of order estimation results by different criterion

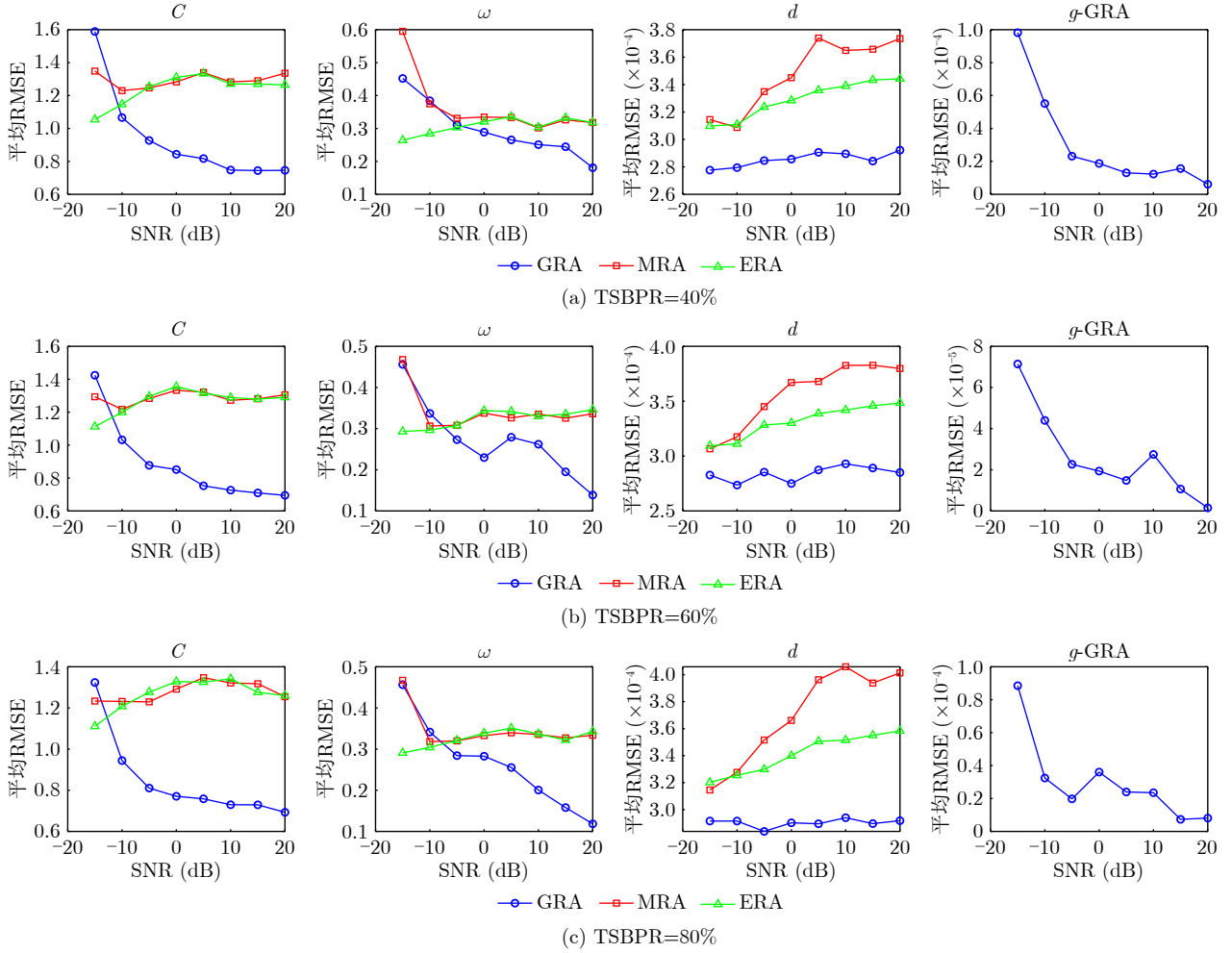


图 4 各方法对参数  $C, g, d, \omega$  的估计 RMSE 对比图

Fig. 4 RMSEs of parameter estimation results by different methods

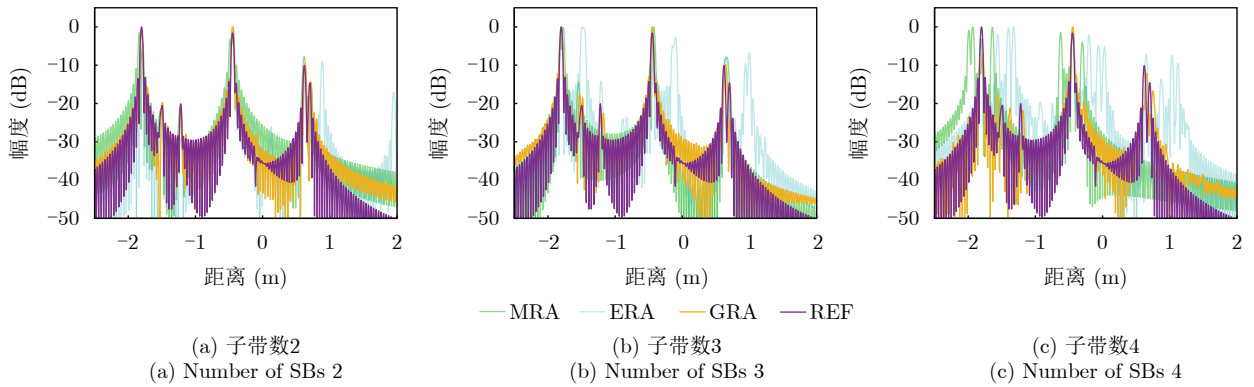


图 5 不同子带数量下，不同方法重建的全频段一维像与参考一维像的对比

Fig. 5 Comparison of range profiles reconstructed by different methods with the reference range profile

$$RMSE_{\text{profile}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\hat{s}_n - s_{\text{ref}})^2} \quad (18)$$

### 4.3 多子带融合准确性实测实验验证

本节基于微波光子雷达实测数据开展实验，相关雷达系统参数见表 2。实验采用一个覆盖 12.2~

18.2 GHz 频段的超宽带信号作为参考信号，并以人为引入相位误差的两个窄带信号 (12.2~15.2 GHz 和 15.2~18.2 GHz) 作为子带信号源。以目标场景中的飞机与卡车作为主要性能评估对象。参考图像及目标的局部放大如图 7 所示。

首先，截取两窄带信号带宽的 70% 作为子带进

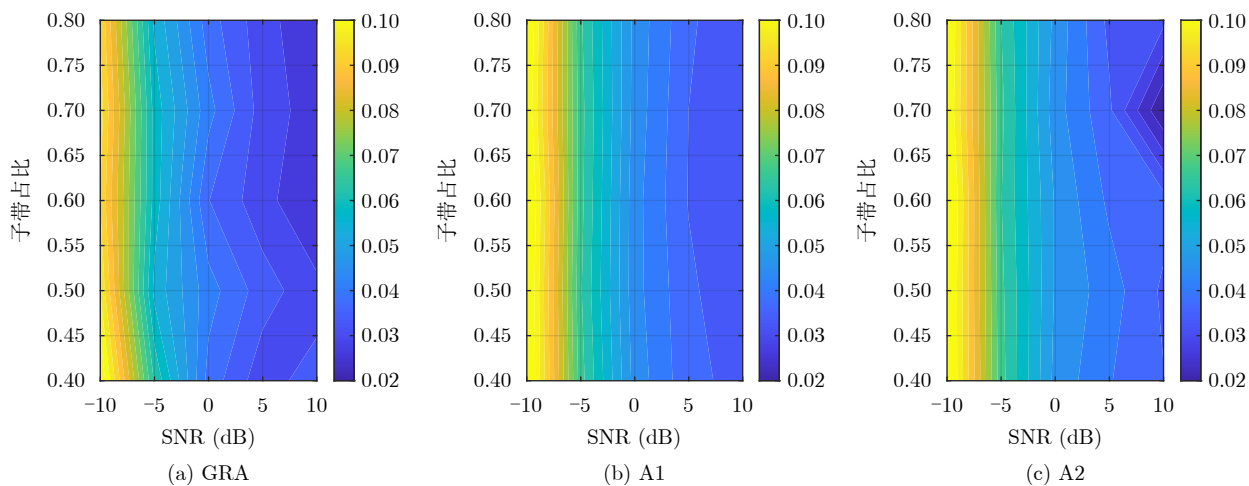


图6 不同方法重建的全频带一维像与参考一维像的RMSEs

Fig. 6 RMSEs of the range profiles reconstructed by different methods between the reference range profile

表2 微波光子雷达信号参数

Tab. 2 Signal parameters of microwave photonic radar

参数	数值
频率范围	12.2~18.2 GHz
去斜采样率	312.5 MHz
脉冲重复时间	180 $\mu$ s
中心视角	60°
最远作用距离	1.4 km

行融合成像验证。子带图像、不完整频带成像、所提算法所获融合全频带图像与参考全频带图像如

图8所示。子带直接成像、不完整频带成像都呈现出结构与细节上的模糊。与子带图像相比，融合全频带图像的分辨率明显提升，且呈现出了更加丰富的目标结构细节，如飞机的机翼上的点散射结构与卡车车身上的条状散射结构。与参考全频带图像相比，融合全频带图像虽然丢失了一些细节信息，但是其信噪比得到了明显提升，证明所提算法良好的去噪性能。

为分析不同总子带占比下所提融合算法的性能，对两子带频谱进行截取，分别在TSBP为30%、50%和70% 3种情况下进行子带融合与成像，最终

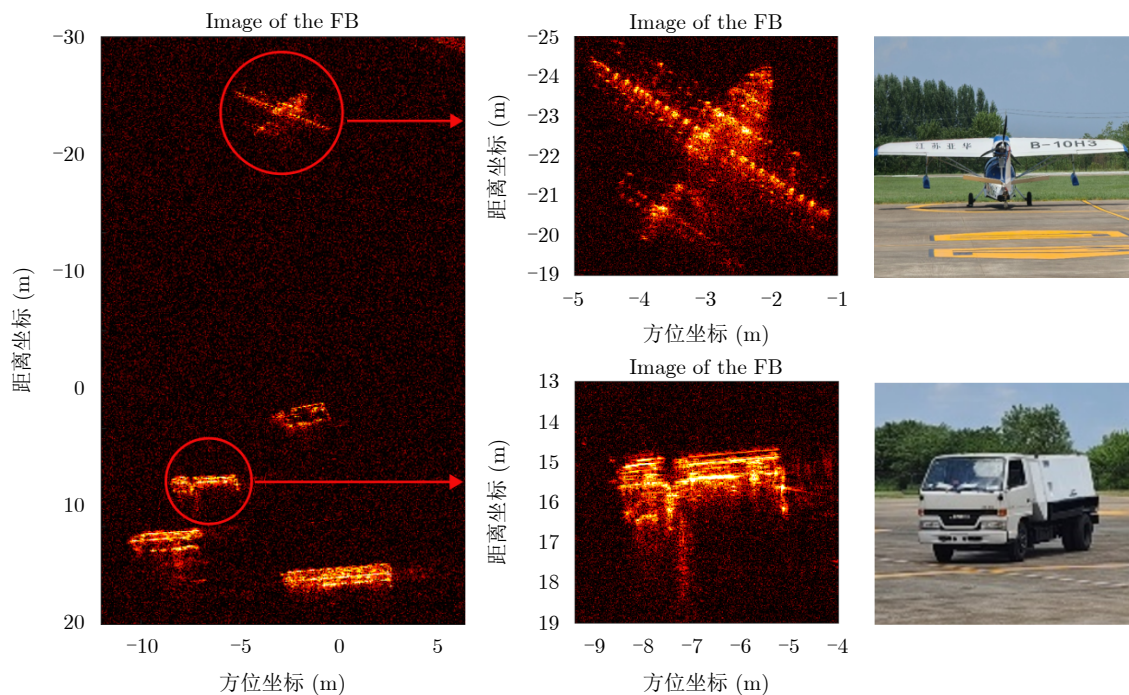


图7 参考图像及目标局部放大

Fig. 7 Reference image and local enlargement of the target area

结果如图9所示。图中展示了不同总子带占比下，子带与3种全频带融合算法的成像结果对比。每行

对应一种TSBP设置(30%, 50%和70%)，每列从上至下依次为：子带2图像、基于所提GRA算法融合

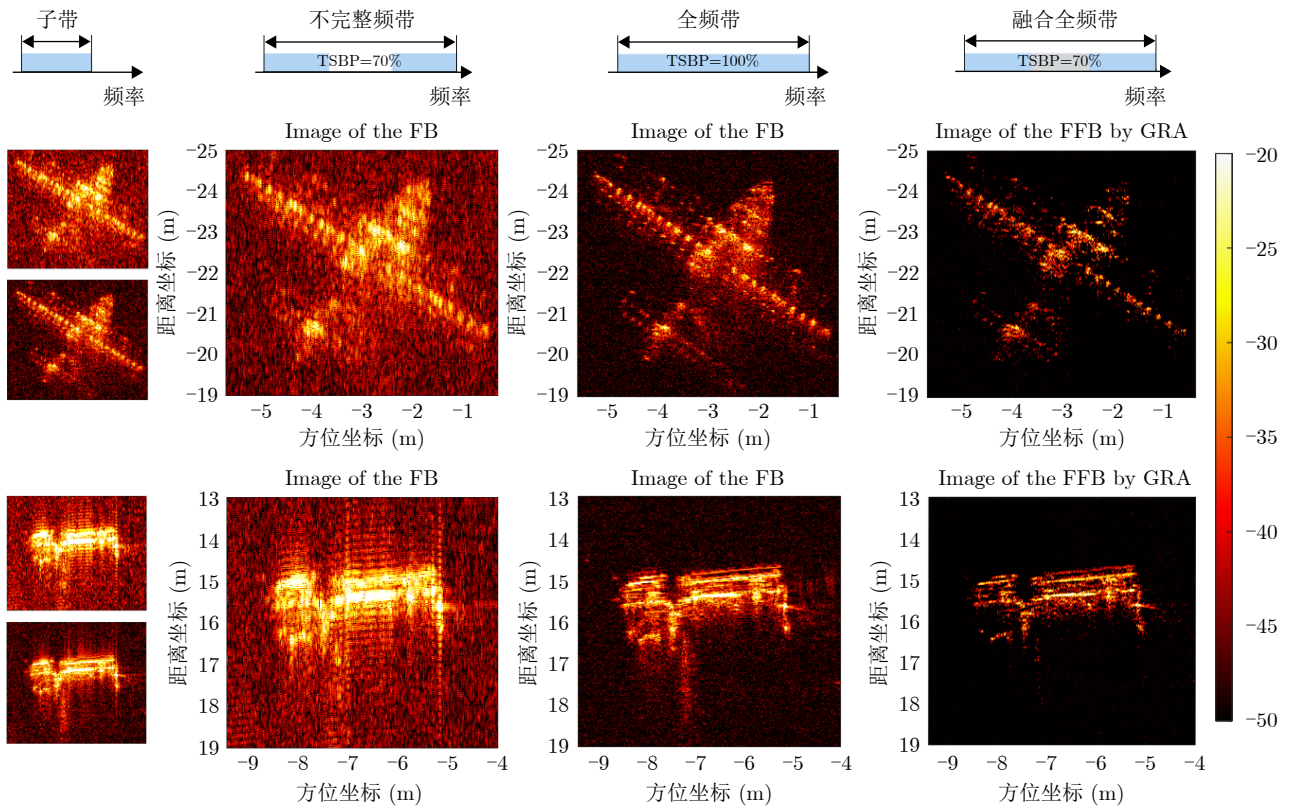


图 8 子带图像、不完整频带成像、所提算法所获融合全频带图像与参考全频带图像对比

Fig. 8 Images of the subbands, the incomplete band imaging, the fused full band and the reference full band

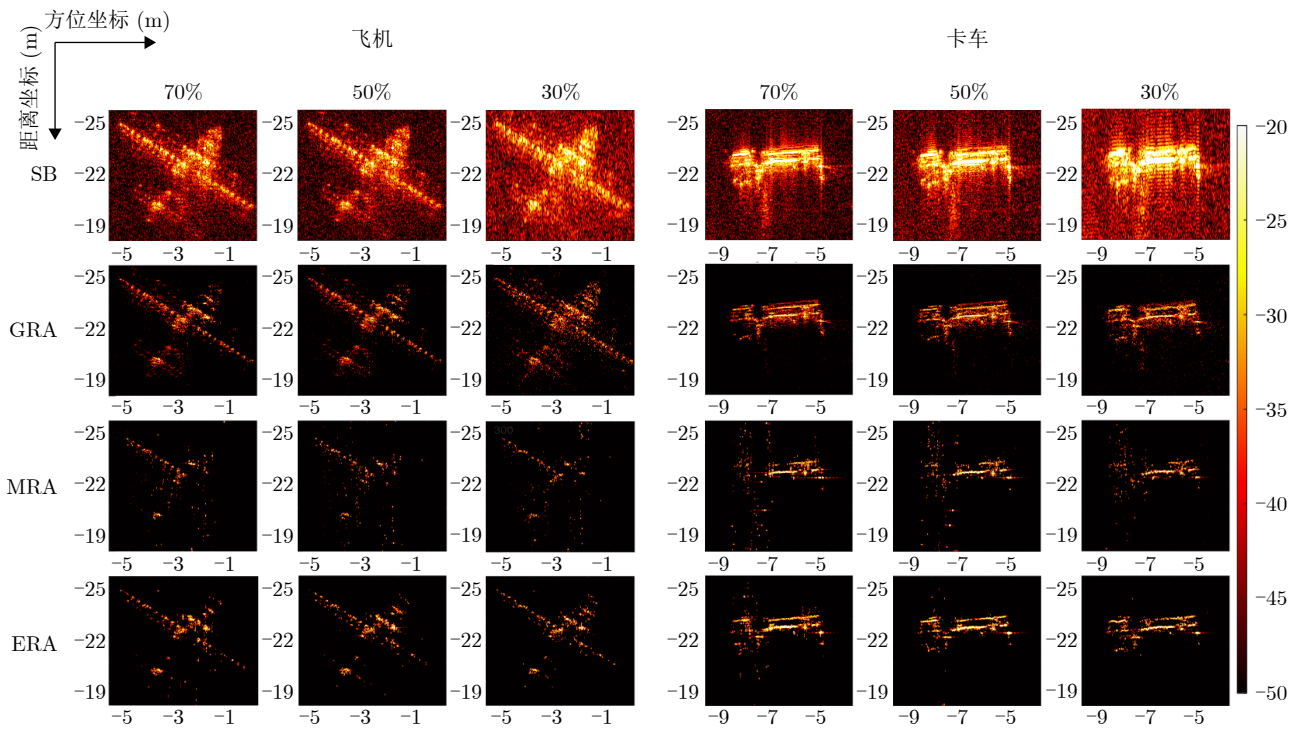


图 9 不同融合方法的成像结果

Fig. 9 Imaging results by different algorithms with different TSBPs

的全频带(Fused Full Band, FFB)图像以及基于MRA算法和ERA算法融合的FFB图像。可以明显观察到,相较于各子带图像,所有融合生成的全频带图像均展现出更丰富的目标细节和显著提升的分辨率,这验证了频带融合在突破硬件带宽限制、提升成像质量方面的有效性。横向对比3种融合算法,本文所提方法的重建结果在目标结构完整性和边缘清晰度上均表现更优。特别是在TSBP较低(如30%)时,可用于融合的子带频谱信息有限,对比算法的结果中目标轮廓较为模糊,细节有所损失;而本文方法仍能重建出结构清晰、细节丰富的图像,凸显了其在信息受限条件下卓越的鲁棒性和重建性能优势。观察目标卡车的成像结果,卡车车厢的棱是明显的连续结构,所提算法对于该结构具备优异的恢复效果,在图像中呈现出清晰的条状结构,证明了所提算法对表征散射体结构特性的良好适用性。

此外,为客观评估不同融合方法的性能,表3列出了对于目标飞机,各图像在3种TSBP下的图像熵、对比度以及相对于参考图像的均方根误差量

化指标。整体而言,所有融合后生成的全频带图像,其熵值和对比度均显著优于子带图像,这从信息论和视觉感知角度印证了融合处理在提升图像质量方面的有效性。具体分析表中数据可知,本文所提方法在各项指标上均展现出均衡且优越的性能。在图像熵方面,所提方法所得结果稳定在较低水平,这表明融合图像的信息冗余度低、结构更为清晰纯净。在对比度指标上,所提方法亦明显优于其他对比方法,意味着目标与背景的分度度更高,视觉效果更锐利。在均方根误差方面,所提方案成像结果与参考图像之间的误差均低于其他方案,显著低于子带图像。尽管MRA和ERA在某些情况下可取得更低的熵值,但这通常是以损失目标关键结构细节为代价,在视觉上表现为纹理模糊、特征错位。尤其在TSBP较低、可用于融合的子带信息有限时,所提方法在熵与对比度上仍能保持最佳或接近最佳的数值,而其他方法的性能则出现明显下滑,这进一步证明了所提方法在低信息量条件下的鲁棒性和先进性。

表3 不同TSBP下的图像质量参数

Tab. 3 Parameters of image quality under different TSBPs

信号	30% TSBP			50% TSBP			70% TSBP		
	Entropy	Contrast	RMSE	Entropy	Contrast	RMSE	Entropy	Contrast	RMSE
FB	16.1635	1.2353	0	16.1635	1.2353	0	16.1635	1.2353	0
SB1	16.2405	1.3726	0.0515	16.2158	1.3319	0.0498	16.2007	1.3032	0.0476
SB2	16.1897	1.3075	0.0535	16.1692	1.2722	0.0512	16.1603	1.2602	0.0505
FFB (GRA)	14.3308	0.4496	0.0367	14.2087	0.4121	0.0351	14.1241	0.3978	0.0338
FFB (MRA)	14.0223	0.2086	0.0418	13.9709	0.2547	0.0412	14.0237	0.2252	0.0349
FFB (ERA)	14.2785	0.4796	0.0392	14.0376	0.4518	0.0379	14.0521	0.3519	0.0341

## 5 结语

为解决现有几何绕射理论模型对稀疏场景中人造金属目标表征能力不足的问题,本研究提出了一种基于SASC模型的多子带融合方法,并系统验证了其性能优势。首先,构建了一种简化属性散射中心模型。该模型以属性散射中心模型为基础,保留了描述目标结构特性的关键物理参数,从而在不牺牲表征精度的前提下,获得了更紧凑、更实用的模型形式。其次,解决该模型的阶数估计难题,提出一种改进的最大奇异值差分准则。仿真实验表明,该准则在低信噪比条件下仍能准确估计散射中心数量,其均方根误差显著低于传统信息论准则与奇异值差分法。在此基础上,针对简化散射中心模型设计了一种广义松弛算法,实现了对含sinc调制的SASC模型各参数的高精度联合估计。实验结果表

明,所提方法在不同总子带带宽比例下均能有效实现子带融合与超宽带信号重建。相比其他对比算法,本文方法重建的图像在视觉上结构更清晰、细节更完整,在图像熵与对比度等客观指标上也表现更优,尤其在低总子带占比条件下优势更为明显。综上所述,本文所提方法在保持较低计算复杂度的同时,实现了对稀疏场景中人造金属目标更精准的描述与更高分辨率的成像,为雷达目标识别与特征提取提供了有效的技术途径。

**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] SUWA K and IWAMOTO M. A two-dimensional

- bandwidth extrapolation technique for polarimetric synthetic aperture radar images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(1): 45–54. doi: [10.1109/TGRS.2006.885406](https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.885406).
- [2] ZOU Yongqiang, GAO Xunzhang, LI Xiang, *et al.* A matrix pencil algorithm based multiband iterative fusion imaging method[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6(1): 19440. doi: [10.1038/srep19440](https://doi.org/10.1038/srep19440).
- [3] WANG Jianping, AUBRY P, and YAROVVOY A. Wavenumber-domain multiband signal fusion with matrix-pencil approach for high-resolution imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(7): 4037–4049. doi: [10.1109/TGRS.2018.2821001](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2821001).
- [4] CUOMO K M, PION J E, and MAYHAN J T. Ultrawide-band coherent processing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1999, 47(6): 1094–1107. doi: [10.1109/8.777137](https://doi.org/10.1109/8.777137).
- [5] NAISHADHAM K and PIOUS J E. A robust state space model for the characterization of extended returns in radar target signatures[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2008, 56(6): 1742–1751. doi: [10.1109/TAP.2008.916932](https://doi.org/10.1109/TAP.2008.916932).
- [6] GUHA S, BATHOLT A, CONDE M H, *et al.* Radar band fusion using frame-based compressed sensing[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2023, 17(2): 403–415. doi: [10.1109/JSTSP.2022.3220403](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2022.3220403).
- [7] JIANG Wen, HUANG Jiajie, and LI Wangzhe. A novel multiband fusion method based on a small multiband-measurement matrix and a nonconvex Log-Sum regularization[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 3500805. doi: [10.1109/LGRS.2023.3237868](https://doi.org/10.1109/LGRS.2023.3237868).
- [8] SONG Shaoqiu, DAI Yongpeng, SONG Yongping, *et al.* Efficient near-field radar microwave imaging based on joint constraints of low-rank and structured sparsity at low SNR[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2025, 73(5): 2962–2977. doi: [10.1109/TMTT.2024.3479189](https://doi.org/10.1109/TMTT.2024.3479189).
- [9] ZHANG Ying, WANG Tingjing, ZHAO Huapeng, *et al.* Multiple radar subbands fusion algorithm based on support vector regression in complex noise environment[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(1): 381–392. doi: [10.1109/TAP.2017.2769135](https://doi.org/10.1109/TAP.2017.2769135).
- [10] ZHOU Feng and BAI Xueru. High-resolution sparse subband imaging based on Bayesian learning with hierarchical priors[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(8): 4568–4580. doi: [10.1109/TGRS.2018.2827072](https://doi.org/10.1109/TGRS.2018.2827072).
- [11] HU Pengjiang, XU Shiyong, WU Wenzhen, *et al.* Sparse subband ISAR imaging based on autoregressive model and smoothed  $l^0$  algorithm[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(22): 9315–9323. doi: [10.1109/JSEN.2018.2869832](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2869832).
- [12] WU Kejiang, CUI Wei, and XU Xiaojuan. Superresolution radar imaging via peak search and compressed sensing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4024805. doi: [10.1109/LGRS.2022.3184067](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3184067).
- [13] ZHANG Huanhuan and CHEN Rushan. Coherent processing and superresolution technique of multi-band radar data based on fast sparse Bayesian learning algorithm[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(12): 6217–6227. doi: [10.1109/TAP.2014.2361158](https://doi.org/10.1109/TAP.2014.2361158).
- [14] HAI Yu, WU Junjie, MA Yuxin, *et al.* Microwave photonic radar lost bandwidth spectrum recovery algorithm based on improved TSPN-ADMM-Net[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5210415. doi: [10.1109/TGRS.2023.3286888](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3286888).
- [15] HAI Yu, WU Junjie, PU Wei, *et al.* Joint optimization of spectrum recovery and target scattering parameter estimation in microwave photonic radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(6): 8100–8117. doi: [10.1109/TAES.2024.3424788](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3424788).
- [16] JIANG Wen, LIU Jianwei, YANG Jiyao, *et al.* A novel multiband fusion method based on a modified RELAX algorithm for high-resolution and anti-non-Gaussian colored clutter microwave imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5105312. doi: [10.1109/TGRS.2021.3109724](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3109724).
- [17] HUANG Jiajie, JIANG Wen, LIU Jianwei, *et al.* A resolution-improving method for multiband imaging based on an extrapolated RELAX algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(23): 4446. doi: [10.3390/rs16234446](https://doi.org/10.3390/rs16234446).
- [18] GERRY M J, POTTER L C, GUPTA I J, *et al.* A parametric model for synthetic aperture radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1999, 47(7): 1179–1188. doi: [10.1109/8.785750](https://doi.org/10.1109/8.785750).
- [19] DUAN Jia, ZHANG Lei, XING Mengdao, *et al.* Polarimetric target decomposition based on attributed scattering center model for synthetic aperture radar targets[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(12): 2095–2099. doi: [10.1109/LGRS.2014.2320053](https://doi.org/10.1109/LGRS.2014.2320053).
- [20] YANG Dongwen, NI Wei, DU Lan, *et al.* Efficient attributed scatter center extraction based on image-domain sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4368–4381. doi: [10.1109/TSP.2020.3011332](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3011332).
- [21] JIANG Wen. Research on reconstruction-large-bandwidth ISAR imaging method based on multiband scattering center extraction[D]. [Ph.D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2023: 47–66.

[22] AKAIKE H. A new look at the statistical model identification[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, 19(6): 716–723. doi: [10.1109/TAC.1974.1100705](https://doi.org/10.1109/TAC.1974.1100705).

[23] RISSANEN J. Modeling by shortest data description[J]. *Automatica*, 1978, 14(5): 465–471. doi: [10.1016/0005-1098\(78\)90005-5](https://doi.org/10.1016/0005-1098(78)90005-5).

### 作者简介

黄佳洁, 博士生, 主要研究方向为多子带融合超分辨成像。

董婧雯, 副研究员, 主要研究方向包括光子辅助合成孔径雷达以及光纤上射频信号的稳定传输。

刘宸钰, 助理研究员, 主要研究方向为新体制天基信息系统、微波光子雷达等。

李王哲, 研究员, 主要研究方向包括光子辅助合成孔径雷达、微波和太赫兹信号的光子生成、任意波形生成、光电子振荡以及集成光子学。

(责任编辑: 于青)