

## 基于改进LS-ESPRIT算法的GTD模型参数估计与RCS重构

张小宽<sup>①</sup> 郑舒予<sup>\*②</sup> 奚之飞<sup>②</sup> 葛启超<sup>②</sup> 宗彬锋<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(中国人民解放军空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

<sup>②</sup>(中国人民解放军空军工程大学研究生院 西安 710051)

**摘要:** 针对传统LS-ESPRIT算法在估计GTD模型参数时抗噪效果差,估计精度不高这一问题,该文提出了一种改进的LS-ESPRIT算法,有效地提高了算法的参数估计性能与抗噪性。首先,根据雷达目标的回波数据构建Hankel矩阵;其次,采用核范数凸优化方法对上述Hankel矩阵进行降噪处理,得到低秩的重构Hankel矩阵;最后,利用传统的LS-ESPRIT算法对降噪后的数据进行处理,估计出GTD模型参数。基于改进算法与传统算法分别得到重构RCS,并针对不同带宽对参数估计精度的影响作以仿真探究。仿真结果表明,与传统LS-ESPRIT算法与传统TLS-ESPRIT算法相比,改进LS-ESPRIT算法的参数估计性能更高,抗噪性更强,且重构RCS的幅值与相角误差更小。对不同带宽下的参数估计精度也进行了探究,并得出:带宽越大,估计精度越高。

**关键词:** 散射中心; GTD模型; 凸优化处理; 改进的LS-ESPRIT算法; RCS重构

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)10-2493-07

DOI: [10.11999/JEIT190747](https://doi.org/10.11999/JEIT190747)

## GTD Model Parameters Estimation and RCS Reconstruction Based on the Improved LS-ESPRIT Algorithm

ZHANG Xiaokuan<sup>①</sup> ZHENG Shuyu<sup>②</sup> XI Zhifei<sup>②</sup> GE Qichao<sup>②</sup> ZONG Binfeng<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Air and Missile Defense College of Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

<sup>②</sup>(The Graduate School of Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract:** The traditional Least Squares-Estimating Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques (LS-ESPRIT) algorithm is not effective while estimating parameters of the Geometric Theory of Diffraction (GTD) at lower SNR. To solve this problem, an improved LS-ESPRIT algorithm is proposed in this paper. Firstly, a Hankel matrix is constructed by the echo data of radar targets. Secondly, a low-rank reconstructed Hankel matrix is obtained, which is solved by the nuclear norm convex optimization method. Finally, the traditional LS-ESPRIT algorithm is used to process the data after noise reduction and estimate the parameters of the GTD model. Moreover, the reconstructed Radar Cross Section (RCS) can be obtained by the traditional LS-ESPRIT algorithm and the improved LS-ESPRIT algorithm. The influence of different bandwidths on parameter estimation is also analyzed in this paper. Simulation results show that the estimation accuracy and noise resistance of the improved LS-ESPRIT algorithm is better than the traditional LS-ESPRIT algorithm and the traditional TLS-ESPRIT algorithm. Furthermore, the amplitude error and phase angle error of the RCS which is reconstructed by the improved algorithm are smaller than the traditional algorithm. Different bandwidths also have influences on parameter estimation accuracy, the more wider bandwidth is, the more accurate parameters can be estimated.

**Key words:** Scattering center; Geometric Theory of Diffraction (GTD) model; Convex optimization; Improved Least Squares-Estimating Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques (LS-ESPRIT) algorithm; Radar Cross Section (RCS) reconstruction

收稿日期: 2019-09-27; 改回日期: 2020-03-31; 网络出版: 2020-04-21

\*通信作者: 郑舒予 1846372244@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61372033), 目标与环境电磁辐射重点实验室创新基金(STES2014-2)

Foundation Items: The National Nature Science Foundation of China (61372033), The Objectives and Environment Key Laboratory of Electromagnetic Environmental Radiation Innovation Fund (STES2014-2)

## 1 引言

目前对于大多数雷达目标而言,其探测雷达的工作频段均处于高频区,又称光学区,即入射电磁波波长远小于目标尺寸。理论和实践均表明,在此区域目标的总散射场可等效看成是某些局部位置上的强散射点相干合成的结果,通常将这些强散射点等效为目标的散射中心。散射中心作为雷达目标电磁散射的基本特征,提取其位置及模型参数等信息可为描述复杂目标的电磁散射现象提供有效的研究手段,而且在合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)及逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)图像解译<sup>[1,2]</sup>、雷达目标特性建模<sup>[3]</sup>与自动识别<sup>[4-6]</sup>、目标雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)回波数据压缩拟合<sup>[7,8]</sup>、雷达目标3维重构<sup>[9-11]</sup>等领域有广泛的应用前景。

经典散射中心模型主要包括衰减指数和模型<sup>[12]</sup>,基于几何绕射的GTD (Geometric Theory of Diffraction)散射中心模型<sup>[13,14]</sup>等。在高频区,GTD散射中心模型对目标电磁散射的描述更为准确,其表达形式更接近目标的实际散射机理,因此GTD模型成为近年来国内外研究的热点问题。而准确估计出GTD模型参数则成为描述雷达目标散射特性的关键技术。目前,解决GTD模型参数估计问题的方法可分为两大类:非参数法与参数法。其中,非参数法对噪声具有较好的抑制能力,但分辨率较低;参数法虽然具有较高的分辨率,但对噪声比较敏感。

本文针对传统LS-ESPRIT (Least Squares-Estimating Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques)算法估计GTD模型参数时抗噪性能较差,估计性能较低这一问题,提出了一种改进的LS-ESPRIT算法。改进算法在数据预处理阶段,利用凸优化算法如交替方向乘子法<sup>[15]</sup> (Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM),对散射回波数据构成的Hankel矩阵作预处理,得到低秩特性的Hankel矩阵,进而再利用传统LS-ESPRIT算法与传统TLS-ESPRIT (Total Least Squares-Estimating Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques)算法分别估计GTD散射中心模型参数信息。改进算法将凸优化算法应用到谱估计领域,改善了传统LS-ESPRIT算法的噪声易敏性,同时兼顾了较高的分辨率。基于传统LS-ESPRIT算法与本文改进算法估计得到的模型参数与GTD散射中心模型,可反演得到目标重构RCS的幅值信息与相角信息。仿真实验表明,与传统LS-ESPRIT算法与传统TLS-ESPRIT

算法相比,本文改进的LS-ESPRIT算法参数估计精度更高,抗噪性能更优越。基于改进算法重构的RCS与真实RCS的拟合程度、幅值精度、相角精度均高于传统LS-ESPRIT算法。此外,本文还针对带宽大小对模型参数估计精度的影响进行了仿真实验与研究,并得出:带宽越大,参数估计精度越高。

## 2 GTD模型及其近似处理

在光学区,雷达目标的散射回波可近似看成是有限个强散射中心的相干叠加,以宽带雷达为例,目标的后向散射电场的GTD散射中心模型<sup>[16]</sup>为

$$E(f_m) = \sum_{i=1}^I A_i (j f_m / f_0)^{\alpha_i} \exp(-4\pi j f_m r_i / c) + w(f_m) \quad (1)$$

式中, $I$ 代表散射中心数目, $A_i$ 为散射强度, $r_i$ 为散射中心位置矢量。 $f_m = f_0 + \Delta f \times m$ , $f_0$ 为初始频率, $\Delta f$ 为步进频率, $m$ 为步进数。 $c = 3 \times 10^8$  m/s,表示电磁波的传播速度, $w(f_m)$ 为加性复高斯白噪声, $\alpha_i$ 为第 $i$ 个散射中心对应的散射类型,其中参数 $\alpha_i$ 根据散射体结构的不同选取不同的值,且为 $1/2$ 的整数倍<sup>[13]</sup>。对不同的典型散射结构, $\alpha_i$ 的取值如表1所示。

由于式(1)有指数函数和幂函数两种形式,参数估计处理比较困难,为了满足LS-ESPRIT算法中的参数估计模型,将式(1)进行简化近似处理,展开为

$$E(f_m) = \sum_{i=1}^I A_i \left( j \left( 1 + \frac{m \Delta f}{f_0} \right) \right)^{\alpha_i} \cdot \exp(-4\pi j f_m r_i / c) + w(f_m) \quad (2)$$

式中, $(j)^{\alpha_i} = \exp\left(j \frac{\pi \alpha_i}{2}\right)$ 。

将 $\left(1 + \frac{m \Delta f}{f_0}\right)^{\alpha_i}$ 在 $m = 0$ 处进行泰勒级数展开得式(3)

$$\left(1 + \frac{m \Delta f}{f_0}\right)^{\alpha_i} = 1 + m \alpha_i \frac{\Delta f}{f_0} + \frac{\alpha_i (\alpha_i - 1)}{2} m^2 \left(\frac{\Delta f}{f_0}\right)^2 + \dots \quad (3)$$

对 $\left(1 + \alpha_i \frac{\Delta f}{f_0}\right)^m$ 进行泰勒级数展开,得式(4)

表1 典型散射结构的 $\alpha_i$ 取值

典型散射结构	$\alpha_i$ 取值
二面角、三面角、平面法向反射	1.0
单曲面反射、圆柱面反射	0.5
双曲面反射、球面反射	0
边缘绕射	-0.5
尖顶绕射	-1.0

$$\left(1 + \alpha_i \frac{\Delta f}{f_0}\right)^m = 1 + m\alpha_i \frac{\Delta f}{f_0} + \frac{m(m-1)}{2} \left(\alpha_i \frac{\Delta f}{f_0}\right)^2 + \dots \quad (4)$$

当  $m \frac{\Delta f}{f_0} \ll 1$  时, 式(3)和式(4)的高阶项可近似趋于0, 则可近似相等, 即

$$\left(1 + m \frac{\Delta f}{f_0}\right)^{\alpha_i} \approx \left(1 + \alpha_i \frac{\Delta f}{f_0}\right)^m \quad (5)$$

将  $(j)^{\alpha_i} = \exp\left(j \frac{\pi \alpha_i}{2}\right)$  及式(5)代入式(2)得式(6)

$$E(f_m) = \sum_{i=1}^I B_i \cdot P_i^m + w(f_m) \quad (6)$$

式中,

$$B_i = A_i \exp\left(j \frac{\pi \alpha_i}{2}\right) \exp(-4\pi j f_0 r_i / c) \quad (7)$$

$$P_i = \left(1 + \alpha_i \frac{\Delta f}{f_0}\right) \exp(-4\pi j \Delta f r_i / c) \quad (8)$$

根据式(8)可知, 求出  $P_i$ , 就可得到散射位置参数, 求解公式为

$$r_i = \frac{-\text{angle}(P_i) \times c}{4\pi \Delta f} \quad (9)$$

GTD散射中心模型经过近似化简后, 散射系数估计问题就可转化为经典空间谱估计问题, 因此可利用LS-ESPRIT算法对GTD散射中心模型参数进行估计提取。

### 3 传统LS-ESPRIT算法

传统的LS-ESPRIT算法估计散射中心参数时, 首先要根据散射回波数据重排一个Hankel矩阵。构造一个过程  $x(m)$ , 与散射回波数据满足关系

$$x(m) = E(f_m) = \sum_{i=1}^I B_i P_i^m + w(f_m), \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (10)$$

从式(10)中任意选取长度为  $P$  的数据, 通过叠加处理, 得到  $P \times L$  维、具有Hankel形式的重排数据矩阵, 其中  $L = M - P + 1$ 。具体表示如式(11)

$$\mathbf{X}_0 = \begin{bmatrix} x(0) & x(1) & \dots & x(L-1) \\ x(1) & x(2) & \dots & x(L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(P-1) & x(P) & \dots & x(M-1) \end{bmatrix} \quad (11)$$

得到上述Hankel矩阵  $\mathbf{X}_0$ , 对其进行SVD分解得式(12)

$$\mathbf{X}_0 = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{U}$  为左奇异矩阵,  $\mathbf{V}^T$  右奇异矩阵,  $\mathbf{\Sigma}$  是对角矩阵。

散射中心数目  $I$  是已知的, 其可由定阶方法确

定。将对角矩阵  $\mathbf{\Sigma}$  中  $I+1 \sim M$  共  $M-I$  个较小的元素设为0, 选定  $P \times I$  维的主左奇异矩阵  $\mathbf{U}_I$ 、 $I \times I$  维的主对角阵  $\mathbf{\Sigma}_I$ 、 $I \times L$  维的主右奇异矩阵  $\mathbf{V}_I^T$ , 并基于此得到秩为  $I$  的重构矩阵  $\mathbf{X}_1$

$$\mathbf{X}_1 = \mathbf{U}_I \mathbf{\Sigma}_I \mathbf{V}_I^T \quad (13)$$

基于传统的LS-ESPRIT算法<sup>[17]</sup>估计散射中心位置参数的具体流程如下:

步骤1 按式(11)重排数据矩阵  $\mathbf{X}_0$ ;

步骤2 按式(12)对  $\mathbf{X}_0$  进行奇异值分解, 可得  $\mathbf{U}_I, \mathbf{\Sigma}_I, \mathbf{V}_I^T$ ;

步骤3 计算  $\mathbf{\Omega} = \mathbf{U}_I \mathbf{\Sigma}_I^{1/2}$ , 并取  $\mathbf{\Omega}$  的前  $P-1$  行构成矩阵  $\mathbf{U}_x$ , 后  $P-1$  行构成矩阵  $\mathbf{U}_y$ ;

步骤4 计算  $\mathbf{\Psi} = (\mathbf{U}_x^T \mathbf{U}_x)^{-1} \mathbf{U}_x^T \mathbf{U}_y^T$ ,  $P_i = \text{eig}(\mathbf{\Psi})$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$ , 并根据根据式(9)可求得  $r_i$ ;

步骤5 计算散射中心类型参数  $\alpha_i \approx \frac{\ln |P_i| f_0}{\Delta f}$ ;

步骤6 在估计出散射中心位置参数  $r_i$  与类型参数  $\alpha_i$  的基础上, 可利用最小二乘法<sup>[18]</sup>对散射中心强度参数  $A_i$  进行估计

$$A_i = \text{diag}[(\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{X}], \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (14)$$

$$\mathbf{X} = [E(f_0), E(f_1) \dots E(f_{m-1})]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{B}(\alpha_i, r_i) = \begin{bmatrix} \left(j \frac{f_0}{f_0}\right)^{\alpha_i} \exp(-4\pi j f_0 r_i / c) \\ \left(j \frac{f_1}{f_0}\right)^{\alpha_i} \exp(-4\pi j f_1 r_i / c) \\ \vdots \\ \left(j \frac{f_{m-1}}{f_0}\right)^{\alpha_i} \exp(-4\pi j f_{m-1} r_i / c) \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, I \quad (16)$$

### 4 改进的LS-ESPRIT算法

本文提出的改进的LS-ESPRIT算法需要在第3节中的步骤1与步骤2之间增加对  $\mathbf{X}_0$  进行凸优化降噪过程, 并对降噪处理后得到的  $\mathbf{X}$  奇异值分解, 得  $\mathbf{U}_I, \mathbf{\Sigma}_I, \mathbf{V}_I^T$ , 其余步骤同步骤3及步骤6。

凸优化降噪处理过程本质上就是通过优化算法, 求得既具有低秩特性又具有Hankel结构的矩阵  $\mathbf{X}$ , 从而降低噪声对参数估计精度的影响, 以达到降噪目的。上述问题可转化为式(17)–式(19)优化问题:

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_0\|_F^2 \quad (17)$$

$$\text{s.t.} \quad \text{rank}(\mathbf{X}) = n \quad (18)$$

$$\mathbf{X} \in \mathbf{H} \quad (19)$$

由于式(18)是非凸的, 可由其凸包络函数进行

等效约束, 而秩函数对应的凸包络函数为核范数函数, 因此上述非凸优化问题可转化为式(20)、式(21)的凸优化问题加以解决

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_0\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{X}\|_* + \mathbf{I}_H \quad (20)$$

$$\mathbf{I}_H = \begin{cases} 0, & \mathbf{X} \in H \\ \infty, & \mathbf{X} \notin H \end{cases} \quad (21)$$

式中,  $\|\cdot\|_F^2$ 表示F范数,  $\|\cdot\|_*$ 表示核范数,  $\lambda$ 表示大于0的常数。H表示Hankel矩阵的约束集,  $\mathbf{I}_H$ 表示Hankel矩阵的指示函数。

上述问题属于经典的核范数凸优化问题, 解决方法有多种, 如ADMM算法<sup>[15]</sup>, 半定规划方法<sup>[19,20]</sup>等。改进LS-ESPRIT算法与传统LS-ESPRIT算法相比, 对噪声的敏感程度降低, 即在信噪比较低的情况下能够以较高精度估计散射参数。

## 5 计算量分析与等效信噪比比较

本文改进的LS-ESPRIT算法主要是在数据预处理阶段利用核范数凸优化处理, 以降低噪声对算法参数估计精度的影响, 从而提高了算法的参数估计精度, 可等效为提高了信噪比。本文采用ADMM算法解决核范数最小化这一问题, 则算法的运算量的增加主要体现在ADMM算法中迭代求最优一个母问题及投影梯度下降法迭代求最优的两个子问题上<sup>[15]</sup>, 由于算法运算量的增加与迭代步长有关, 因此具体的迭代次数会随着步长的变化而改变。本文设定母问题迭代次数为 $l$ , 两个子问题在每次母问题中的迭代次数分别为 $p$ 和 $q$ , 则改进算法与传统LS-ESPRIT算法相比, 其运算量共增加了 $[(P^2L + 2M + L + PL) \times (p + q) + 2PL] \times l$ 。

为验证本文改进算法经过凸优化处理后可提高有效信噪比, 利用MATLAB仿真得到原有信噪比与经过本文优化处理过后的信噪比之间的比较, 仿真结果如图1所示。

由图1可以清楚的看到, 在同一仿真实验中, 经过本文优化降噪处理后的信噪比要高于原来的信

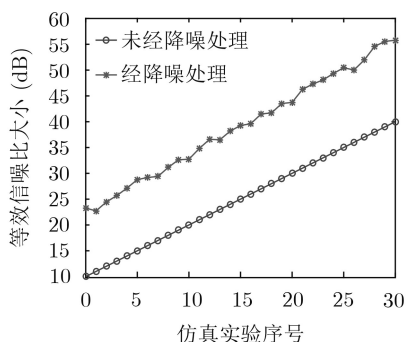


图1 等效信噪比较

噪比, 从而验证了改进算法的凸优化处理过程可提高有效信噪比。

## 6 仿真实验

选取脉冲雷达的起始步进频率 $f_0$ 为9 GHz, 两种工作带宽分别为1.6 GHz, 2.2 GHz, 频率步进数 $m$ 为100, 假定目标的雷达回波由4个散射中心构成, 其中具体参数值见表2。本文选择信噪比SNR在-40~10 dB之间进行仿真实验, 并加入加性复高斯白噪声, 不同的信噪比对应200次蒙特卡洛实验。为定量分析算法估计性能, 本文引入位置参数 $r_i$ 、类型参数 $\alpha_i$ 、强度参数 $A_i$ 的均方差RMSE。

### 6.1 不同算法模型参数均方差比较

设置雷达带宽为1.6 GHz, 基于本文改进的LS-ESPRIT算法与传统LS-ESPRIT算法、传统TLS-ESPRIT算法对各散射参数估计的仿真结果如图2所示, 由于篇幅限制, 本文仅比较其中的一个散射中心对应的各模型参数的均方差。

图2(a)–图2(c)分别为在不同信噪比下, 基于本文改进的LS-ESPRIT算法与传统LS-ESPRIT算法、传统TLS-ESPRIT算法, 经过200次蒙特卡洛实验对散射位置、散射类型、散射强度的均方根误差之间的比较。由图2(a)–图2(c)可知, 低信噪比的情况下, 本文改进的LS-ESPRIT算法相比于传统的LS-ESPRIT算法, 其对GTD散射中心模型中各散射参数的估计精度更高。尤其在信噪比小于20 dB时, 利用传统的LS-ESPRIT算法估计位置参数、类型参数、强度参数具有较大的误差; 而本文改进的LS-ESPRIT算法估计得到的位置参数、类型参数、强度参数的均方根误差均显著降低; 与传统TLS-ESPRIT算法相比, 改进LS-ESPRIT算法在低信噪比时的参数估计性能要略优于TLS-ESPRIT算法; 随着信噪比的增大, 由于噪声对参数估计精度的影响可近似忽略, 因此3种算法的参数估计精度趋于一致。

### 6.2 不同带宽下改进算法模型参数均方差对比

设置雷达工作带宽分别为1.6 GHz, 2.2 GHz, 利用本文改进的LS-ESPRIT算法对其中一个散射中心对应的各模型参数的均方差比较结果如图3所示。由图3可知, 随着雷达工作带宽的增大, 参数估计的精度会相应提高, 误差会逐渐减小, 进而说

表2 散射中心参数值

序号	位置 $r_i$ (m)	类型 $\alpha_i$	强度 $A_i$
1	1.200	1.000	6.112
2	1.400	0.500	5.398
3	1.900	0	4.234
4	2.300	1.000	3.102

明雷达工作带宽会影响位置参数估计的精度。同时也验证了在不同的工作带宽下，本文改进的LS-ESPRIT算法位置参数的精度均较高，误差均较小，具有较高的鲁棒性，可满足对不同带宽雷达目标进行GTD模型参数估计。根据图3(a)，图3(b)可知，不同带宽对位置参数、类型参数的估计精度影响较大，而根据图3(c)可知，不同带宽对散射强度的估计精度影响较小。

### 6.3 重构RCS幅度精度及相角精度比较

基于传统LS-ESPRIT算法与本文提出的改进LS-ESPRIT算法，可估计提取出GTD散射中心模型各参数，根据式(1)及远场条件下电场与RCS之间的转换关系式(22)，可进行RCS拟合重构。其中远场条件下电场与目标RCS之间的关系式如(22)所示

$$\sigma = \lim_{R \rightarrow \infty} 4\pi R^2 \frac{|\mathbf{E}^s|^2}{|\mathbf{E}^i|^2} \quad (22)$$

式中， $\mathbf{E}^s$ 为散射电场强度； $\mathbf{E}^i$ 为入射电场强度。

将基于两种算法重构的RCS幅值、相角信息与真实RCS幅值、相角信息作比对，从而可比较两种

算法的重构RCS精度与参数估计性能，仿真结果如图4(a)–图4(d)所示。

根据图4(a)和图4(c)可知，基于改进LS-ESPRIT算法估计出的参数拟合重构的RCS幅值与相角与真实RCS的吻合度均要高于传统LS-ESPRIT算法。由图4(b)和4(d)可看出，改进LS-ESPRIT算法重构的RCS幅值差与相角差的绝对值在整体上要小于传统LS-ESPRIT算法，整体更靠近0 dBsm和0°。RCS重构结果验证了改进LS-ESPRIT算法相比于传统LS-ESPRIT算法，其参数估计性能更加优越、RCS重构精度更高。

## 7 结束语

本文提出了一种改进LS-ESPRIT算法，有效解决了传统LS-ESPRIT算法噪声易敏性、参数估计性能不高等问题。通过对雷达目标回波数据构成的Hankel矩阵作凸优化处理，可得到降噪后的、具有低秩特性的Hankel矩阵，从而降低了噪声对参数估计的影响，提高了算法的参数估计性能，有效提高了信噪比。仿真结果表明，基于改进LS-ESPRIT算法参数的估计精度要高于传统LS-ESPRIT算法

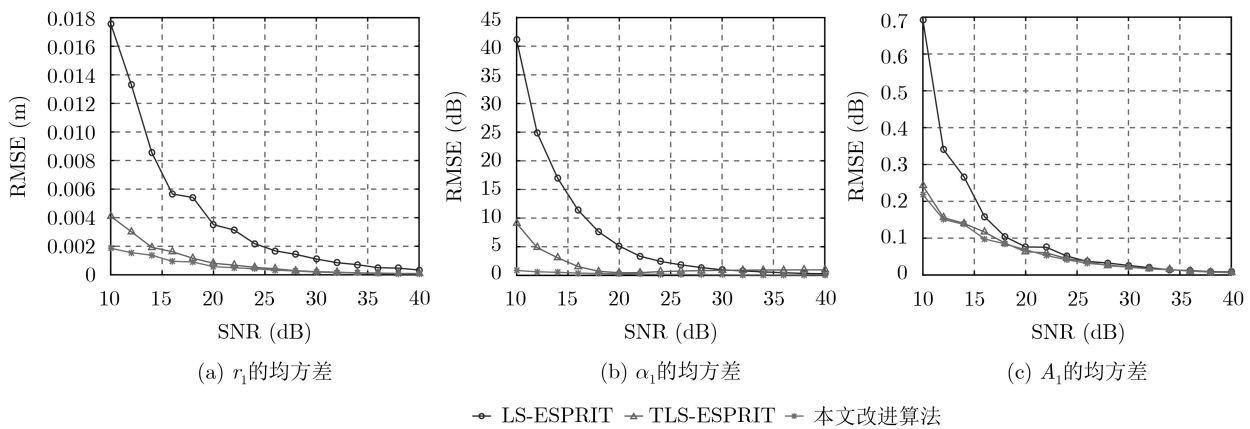


图2 不同算法、GTD模型参数的均方差比较

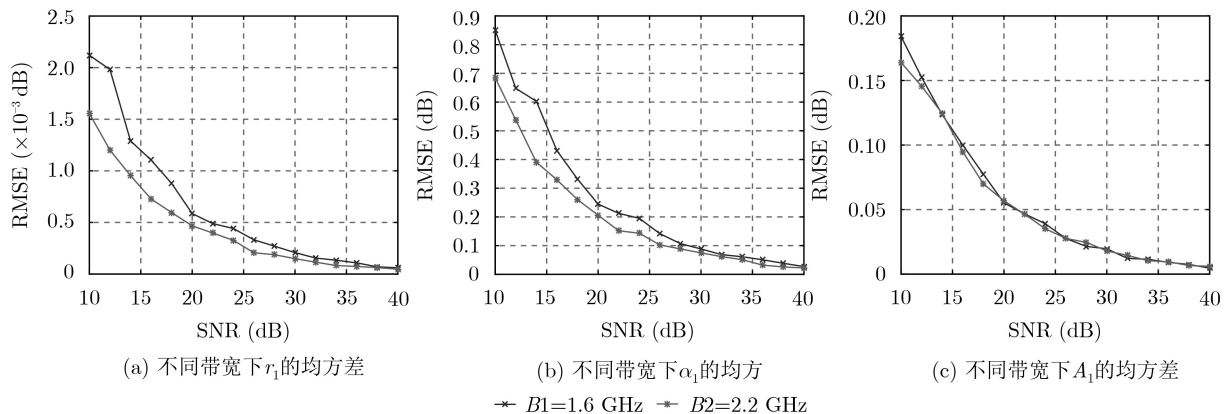


图3 不同带宽下，GTD模型参数的均方差比较

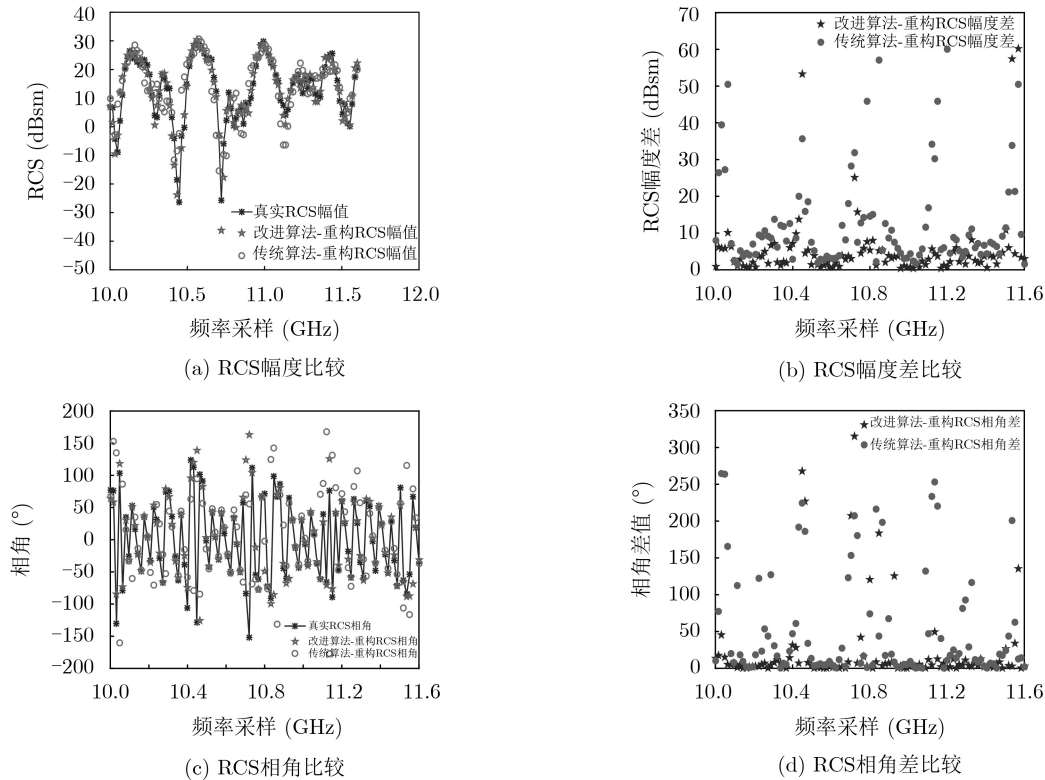


图4 不同算法的RCS幅值(差)和相角(差)比较

与传统TLS-ESPRIT算法,且在低信噪比的情况下优势尤为明显。RCS拟合重构结果表明:改进算法的RCS重构拟合程度更高,幅值差与相角差均较小,从而进一步验证了改进算法参数估计性能的优越性与先进性。此外,本文还针对不同雷达工作带宽对参数估计性能的影响进行了研究,并得出:带宽越大,模型参数估计精度越高。

### 参考文献

- [1] DING Baiyuan and WEN Gongjian. A region matching approach based on 3-D scattering center model with application to SAR target recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(11): 4623–4632. doi: [10.1109/JSEN.2018.2828307](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2828307).
- [2] ZHONG Jinrong, WEN Gongjian, HUI Bingwei, et al. Three-dimensional positions of scattering centers reconstruction from multiple SAR images based on radargrammetry[J]. *Journal of Central South University*, 2015, 22(5): 1776–1789. doi: [10.1007/s11771-015-2696-2](https://doi.org/10.1007/s11771-015-2696-2).
- [3] HE Yang, HE Siyuan, ZHANG Yunhua, et al. A forward approach to establish parametric scattering center models for known complex radar targets applied to SAR ATR[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(12): 6192–6205. doi: [10.1109/TAP.2014.2360700](https://doi.org/10.1109/TAP.2014.2360700).
- [4] LI Tingli and DU Lan. SAR automatic target recognition based on attribute scattering center model and discriminative dictionary Learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(12): 4598–4611. doi: [10.1109/JSEN.2019.2901050](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2901050).
- [5] 许少坤, 刘记红, 袁翔宇. 基于HRRP序列的中段目标二维几何特征反演方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(10): 2366–2373. doi: [10.11999/JEIT161303](https://doi.org/10.11999/JEIT161303).  
XU Shaokun, LIU Jihong, and YUAN Xiangyu. Two-dimensional geometric feature inversion method for midcourse target based on HRRPs[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(10): 2366–2373. doi: [10.11999/JEIT161303](https://doi.org/10.11999/JEIT161303).
- [6] ZHOU Jianxiong, SHI Zhiguang, CHENG Xiao, et al. Automatic target recognition of SAR images based on global scattering center model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(10): 3713–3729. doi: [10.1109/tgrs.2011.2162526](https://doi.org/10.1109/tgrs.2011.2162526).
- [7] CHEN Xuan, WAN Baoquan, ZHAO Tao, et al. Parameter estimation of three-dimensional scattering centers based on state space and ESPRIT method[J]. *Procedia Computer Science*, 2019, 147: 435–440. doi: [10.1016/j.procs.2019.01.261](https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.261).
- [8] 郑舒予, 张小宽, 刘铭, 等. 基于一维散射中心模型的RCS频率全角度外推[J]. *空军工程大学学报: 自然科学版*, 2020, 20(6): 79–83.  
ZHENG Shuyi, ZHANG Xiaokuan, LIU Ming, et al. RCS frequency full angle extrapolation based on one-dimensional scattering center model[J]. *Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2020, 20(6): 79–83.

- [9] 毕严先, 魏少明, 王俊, 等. 基于多假设跟踪的散射点关联和三维重构方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(6): 1219–1227.  
BI Yanxian, WEI Shaoming, WANG Jun, *et al.* New method of scatterers association and 3D reconstruction based on multi-hypothesis tracking[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(6): 1219–1227.
- [10] 王昕, 郭宝峰, 尚朝轩. 基于二维ISAR图像序列的雷达目标三维重建方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(10): 2475–2480. doi: 10.3724/SPJ1146.2013.00140.  
WANG Xin, GUO Baofeng, and SHANG Chaoyuan. 3D reconstruction of target geometry based on 2D data of inverse synthetic aperture radar images[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(10): 2475–2480. doi: 10.3724/SPJ1146.2013.00140.
- [11] 张磊, 何思远, 朱国强, 等. 雷达目标三维散射中心位置正向推导和分析[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 2854–2860. doi: 10.11999/JEIT180115.  
ZHANG Lei, HE Siyuan, ZHU Guoqiang, *et al.* Forward derivation and analysis for 3-D scattering center position of radar target[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2854–2860. doi: 10.11999/JEIT180115.
- [12] HURST M and MITTRA R. Scattering center analysis via Prony's method[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1987, 35(8): 986–988. doi: 10.1109/TAP.1987.1144210.
- [13] POTTER L C, CHIANG D M, CARRIER R, *et al.* A GTD-based parametric model for radar scattering[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1995, 43(10): 1058–1067. doi: 10.1109/8.467641.
- [14] 王菁, 周建江, 汪飞. 基于GTD模型的目标二维散射中心提取[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 958–962.  
WANG Jing, ZHOU Jianjiang, and WANG Fei. 2D scattering centers extraction of objects based on GTD model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 958–962.
- [15] PARIKH N and BOYD S. Proximal algorithms[J]. *Foundations and Trends® in Optimization*, 2014, 1(3): 127–239. doi: 10.1561/2400000003.
- [16] YAN Xingwei, HU Jiemin, ZHAO Ge, *et al.* A new parametric estimation method for GTD model based on modified compressed sensing[J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2013, 141: 553–575. doi: 10.2528/PIER13052017.
- [17] 庄钊文, 王雪松, 黎湘, 等. 雷达目标识别[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014: 193–200.  
ZHUANG Zhaowen, WANG Xuesong, LI Xiang, *et al.* Radar Target Recognition[M]. Beijing: Higher Education Press, 2014: 193–200.
- [18] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 56–60.  
ZHANG Xianda. Modern Signal Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 56–60.
- [19] FAZEL M, HINDI H, and BOYD S P. A rank minimization heuristic with application to minimum order system approximation[C]. Proceedings of 2001 American Control Conference, Arlington, 2001: 4734–4739.
- [20] FAZEL M. Matrix rank minimization with applications[D]. [Ph.D. dissertation], Stanford University, 2002: 27–46.
- 张小宽: 男, 1973年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、目标探测与识别。  
郑舒予: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为雷达信号处理、目标探测与识别。  
奚之飞: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为兵器科学与技术。  
葛启超: 男, 1989年生, 讲师, 主要研究方向为天线与电磁波传播。  
宗彬锋: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为雷达阵列信号处理研究。

责任编辑: 马秀强