

## 基于压缩感知的二维 GTD 模型参数估计方法

占荣辉\* 胡杰民 张军

(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要:** 几何绕射理论(Geometrical Theory of Diffraction, GTD)模型能够精确描述高频区雷达目标的电磁散射机理。该文在分析雷达回波稀疏特性的基础上,将参数估计问题转化为压缩感知理论中的稀疏信号重构问题,据此提出了一种基于压缩感知的2维 GTD 模型参数估计方法。该方法首先利用2维傅里叶变换成像确定目标散射中心的支撑区域,然后在支撑区域内对散射中心的 GTD 参数进行估计,最后利用聚类方法和最小二乘方法对估计结果进行修正。仿真和暗室测量数据实验结果表明,与现有方法相比,所提方法能有效改善模型参数的估计性能,且对提高散射中心类型参数的估计精度更为明显。

**关键词:** 压缩感知; 电磁散射; 几何绕射理论模型; 散射中心; 稀疏

中图分类号: TN95

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)02-0419-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00780

## A Novel Method for Parametric Estimation of 2D Geometrical Theory of Diffraction Model Based on Compressed Sensing

Zhan Rong-hui Hu Jie-min Zhang Jun

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The electromagnetic scattering mechanism of radar target in high frequency domain can be characterized exactly by Geometrical Theory of Diffraction (GTD) model. In this paper, a novel parameter estimating method for 2D GTD model is proposed based on the analysis of the radar echoes' sparse characteristic. The parameters estimation is converted to the issue of sparse signal reconstruction in the framework of Compressed Sensing (CS). In the proposed method, the signal support is first determined using 2D Fourier transform imaging and then the parameters of GTD model are estimated from the support region. To further improve the estimation precision of the parameters, clustering algorithms and linear least squares algorithms also adopted. Experiment results from both synthetic and real data show that the presented method is superior to the ones in existence, especially for the estimation of the scattering center type.

**Key words:** Compressed sensing (CS); Electromagnetic scattering; Geometric Theory of Diffraction (GTD) model; Scattering centers; Sparse

### 1 引言

在光学区,目标的电磁散射可以认为是一些局部位置上的电磁散射源的相干合成,这些散射源被称为散射中心<sup>[1]</sup>。散射中心主要产生于目标的边缘、拐点、棱角及尖端等不连续部位,描述了目标物理位置及相关的散射信息,如散射中心的类型及散射强度。利用散射中心信息可以进行目标数据反推,对于研究目标雷达散射截面(RCS)插值或外推及 SAR/ISAR 图像的重建和目标识别等具有重要意义。

常见的散射中心模型包括指数和模型、衰减指数和模型和几何绕射理论(Geometrical Theory of Diffraction, GTD)模型。GTD 模型能够有效描述包括边缘绕射、角绕射、点散射、曲面反射等高频电磁散射特性,因此更适合雷达目标电磁散射特性的研究。目前,估计2维 GTD 模型通常采用现代谱方法<sup>[2-4]</sup>,这类方法需要解决模型定阶<sup>[5]</sup>、参数估计和位置配对<sup>[6-8]</sup>等问题。

在对雷达目标回波模型的稀疏性进行分析的基础上,本文提出了基于压缩感知理论的2维 GTD 模型参数估计新方法。该方法首先通过对补零后数据进行2维傅里叶变换成像确定目标支撑区域,然后利用压缩感知理论对支撑区域内的散射中心 GTD 参数进行估计。与传统方法相比,所提方法不需要进行散射中心配对,且能有效提高散射中心参

2012-06-18 收到, 2012-11-26 改回

国防科技大学科研计划(JC12-04-01)和国家自然科学基金(61002022)

资助课题

\*通信作者: 占荣辉 zhanrh@nudt.edu.cn

数的估计性能。仿真和暗室测量数据验证了本文方法的有效性。

## 2 雷达目标2维 GTD 信号模型

在观测视角范围较小的条件下,不考虑目标平动的影响,目标原始回波可用“角度-频率”2维信号来表征:

$$s(f, \theta) = \sum_{i=1}^D \sigma_i (jf/f_c)^{\alpha_i} \cdot \exp[-j4\pi f(x_i \cos \theta + y_i \sin \theta)/c] + w(f, \theta) \quad (1)$$

其中  $D$  表示目标所含散射中心数目,  $\sigma_i$  和  $\alpha_i$  分别表示第  $i$  个散射中心的幅度和类型,  $(x_i, y_i)$  表示散射中心的位置,  $f$  为信号频率,  $\theta$  为目标相对雷达的姿态角,  $w(f, \theta)$  为加性复高斯白噪声。

采用 Stolt 插值处理<sup>[9]</sup>, 将扇形采样数据变成矩形采样, 即

$$u = f \cos \theta, \quad v = f \sin \theta \quad (2)$$

可得2维 GTD 回波模型的均匀采样形式:

$$s(u, v) = \sum_{i=1}^D \sigma_i j^{\alpha_i} \left( \sqrt{u^2 + v^2} / f_c \right)^{\alpha_i} \cdot \exp[-j4\pi(x_i u + y_i v)/c] + w(u, v) \quad (3)$$

令  $u = u_0 + m\delta_u$ ,  $v = v_0 + n\delta_v$ , 其中  $m \in [0, 1, \dots, M-1]$  和  $n \in [0, 1, \dots, N-1]$  为观测数据在  $x$  和  $y$  方向上的采样, 采样点数分别为  $M$  和  $N$ ,  $u_0$  和  $v_0$  分别表示两个方向的起始值,  $\delta_u$  和  $\delta_v$  为各自方向的采样间隔。由于  $u$  和  $v$  分别为  $m$  和  $n$  的函数, 因此可将式(3)表示为

$$s(m, n) = \sum_{i=1}^D \sigma_i j^{\alpha_i} \left[ \sqrt{u(m)^2 + v(n)^2} / f_c \right]^{\alpha_i} \cdot \exp\{-j4\pi[x_i u(m) + y_i v(n)]/c\} + w(u(m), v(n)) \quad (4)$$

其中  $u(m) = u_0 + m\delta_u$ ,  $v(n) = v_0 + n\delta_v$ 。若直接采用傅里叶变换对目标进行成像, 则由傅里叶变换的性质可知, 此时  $u$  和  $v$  方向上的分辨率分别为  $c/(2M\delta_u)$  和  $c/(2N\delta_v)$ 。当  $M, N$  较小时, 分辨率较低, 无法满足目标识别的要求。

若用一个2维网格对目标进行剖分, 如图1所示, 网格宽度分别为  $\delta_x = c/(2P\delta_u)$ ,  $\delta_y = c/(2Q\delta_v)$ 。当某一网格交点的坐标  $(p, q)$  上存在等效散射中心时, 此网格点上的散射强度  $\sigma_{p,q} \neq 0$ ,  $\alpha_{p,q}$  对应相应的散射中心类型; 反之, 此位置上不存在等效散射中心时, 则  $\sigma_{p,q} = 0$ 。由此式(4)可以写成

$$s(m, n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{q=0}^{Q-1} \sigma_{p,q} j^{\alpha_{p,q}} \left[ \sqrt{u(m)^2 + v(n)^2} / f_c \right]^{\alpha_{p,q}} \cdot \exp\{-j4\pi[x_{p,q} u(m) + y_{p,q} v(n)]/c\} + w(u(m), v(n)) \quad (5)$$

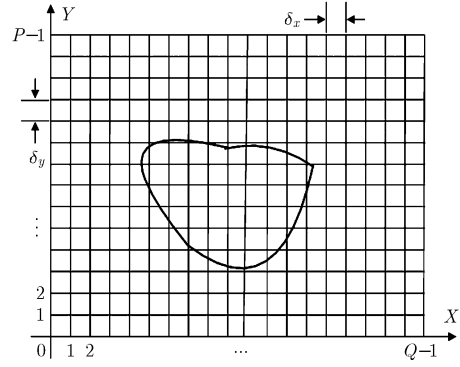


图1 目标2维网格剖分示意图

通常情况下, 目标仅占雷达观测区域的很小一部分, 网格中非零个数  $D$  远小于网格数, 即目标散射中心分布矩阵为稀疏矩阵, 下文将基于这一特性研究基于压缩感知理论的散射中心估计方法。

## 3 压缩感知原理与2维 GTD 模型估计

### 3.1 压缩感知原理

压缩感知理论<sup>[10-13]</sup>的提出, 为从低维观测中恢复高维稀疏信号提供新的数学思路, 其主要思想如下:

假设原始信号  $\mathbf{x}_{N_1 \times 1}$  可被表示为

$$\mathbf{x}_{N_1 \times 1} = \sum_{i=1}^{N_1} \langle \mathbf{x}, \varphi_i^T \rangle \varphi_i = \sum_{i=1}^{N_1} \beta_i \varphi_i \quad (6)$$

其中  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示内积,  $T$  表示转置。由于雷达信号为功率有限信号, 因此定义于区间  $[a, b]$  上的平方可积信号  $h(t)$  和  $s(t)$ , 内积被定义为

$$\langle h(t), s(t) \rangle = \int_a^b h(t) s^*(t) dt \quad (7)$$

其中“\*”表示共轭。式(6)中,  $\Psi = \{\varphi_i\}, (i = 1, 2, \dots, N_1)$  为基矩阵,  $\beta = \{\beta_i\}$  表示信号向基矩阵  $\Psi$  的投影系数。当  $\beta$  是一个  $K$  稀疏信号(即  $\beta$  中有  $K$  个分量较大, 而其它分量均可近似为零)时, 称  $\mathbf{x}_{N_1 \times 1}$  为  $K$  阶稀疏信号或可压缩信号。

根据压缩感知理论, 首先得到原始信号  $x$  向观测矩阵  $\Phi = \{\phi_i\} (i = 1, 2, \dots, M_1)$  的投影  $\mathbf{y}$ , 然后从观测信号中恢复系数  $\beta$ 。观测信号  $\mathbf{y}$  满足

$$\mathbf{y}_{M_1 \times 1} = \sum_{i=1}^{M_1} \langle \mathbf{x}, \phi_i^T \rangle \phi_i = \Phi_{M_1 \times N_1} \Psi_{N_1 \times N_1} \beta_{N_1 \times 1}, \quad M_1 < N_1 \quad (8)$$

由式(8)恢复  $\beta$  需求解欠定方程, 当矩阵乘积  $\Phi\Psi$  满足严格等距映射性质<sup>[10]</sup>(restricted isometry property)时, 可恢复出  $K$  个非零投影系数, 此时样本数应满足  $M_1 = O(K \lg(N_1/K))$ , 系数  $\beta$  的估计等效于求解优化问题

$$\min(\|\beta\|_1), \quad \text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi\Psi\beta \quad (9)$$

求解式(9)属于基匹配问题,通常采用凸优化的方法或效率较高的贪婪算法实现,如正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuits, OMP)算法<sup>[14]</sup>或基追踪算法(Basis Pursuit, BP)<sup>[15]</sup>。

### 3.2 基于压缩感知的2维 GTD 参数估计模型

式(5)中,因子 $\left[\sqrt{u(m)^2 + v(n)^2}/f_c\right]^{\alpha_{p,q}}$ 为散射中心类型对幅度的调制项,当信号载频远大于带宽时, $\left[\sqrt{u(m)^2 + v(n)^2}/f_c\right]^{\alpha_{p,q}} \approx 1$ ,可忽略其影响。由于式(5)中目标回波数据为矩阵形式,不能直接利用压缩感知理论进行求解,因此需要将式(5)转换为向量表现形式:

$$\mathbf{S}_{MN \times 1} = \Psi_{MN \times PQ} \mathbf{I}_{PQ \times 1} + \mathbf{W}_{MN \times 1} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{S}_{MN \times 1}$ 是 $MN$ 维观测向量,对应各采样点的观测结果; $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 为 $PQ$ 维矢量,对应目标在各个网格点处的散射强度信息; $\Psi_{MN \times PQ}$ 为 $MN \times PQ$ 维矩阵,对应各网格的位置信息; $\mathbf{W}_{MN \times 1}$ 为 $MN$ 维观测噪声矢量,其具体表示形式如下:

$$\mathbf{S}_{MN \times 1} = [s(0,0), s(1,0), \dots, s(M-1,0), s(0,1), \dots, s(M-1, N-1)]^T \quad (11)$$

$$\Psi_{MN \times PQ} = \Psi''_{M \times P} \otimes \Psi'_{N \times Q} \quad (12)$$

$$\mathbf{I}_{PQ \times 1} = [j^{\alpha_{0,0}} \sigma_{0,0}, j^{\alpha_{1,0}} \sigma_{1,0}, \dots, j^{\alpha_{P-1,0}} \sigma_{P-1,0}, j^{\alpha_{0,1}} \sigma_{0,1}, j^{\alpha_{1,1}} \sigma_{1,1}, \dots, j^{\alpha_{P-1,Q-1}} \sigma_{P-1,Q-1}]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{W}_{MN \times 1} = [w_{0,0}, w_{1,0}, \dots, w_{N-1,0}, w_{0,1}, w_{1,1}, \dots, w_{N-1,M-1}]^T \quad (14)$$

$$\Psi''_{m,p} = \exp[-j4\pi u(m-1)x(p-1)/c], \quad m=1,2,\dots,M; p=1,2,\dots,P \quad (15)$$

$$\Psi'_{n,q} = \exp[-j4\pi v(n-1)y(q-1)/c], \quad n=1,2,\dots,N; q=1,2,\dots,Q \quad (16)$$

式(12)中, $\otimes$ 表示kronecker积。 $y(q)$ 和 $x(p)$ 分别表示网格 $(p,q)$ 上的纵坐标和横坐标。式(10)表明,目标雷达回波原始信号可用基矩阵 $\Psi_{MN \times PQ}$ 中的列向量线性表示,且信号向基矩阵 $\Psi_{MN \times PQ}$ 的投影系数 $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 为 $D$ 稀疏向量。

考虑到噪声的影响,投影系数 $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 的估计可表示为

$$\min(\|\mathbf{I}_{PQ \times 1}\|_1), \text{ s.t. } \|\mathbf{S}_{MN \times 1} - \Psi_{MN \times PQ} \mathbf{I}_{PQ \times 1}\|_2 < \varepsilon \quad (17)$$

其中 $\varepsilon$ 为噪声门限,实际应用中可利用仅含噪声分量的分辨单元估计得到。压缩感知中,常用一个随机观测矩阵 $\Phi$ 来增强 $\Phi\Psi$ 的正交性<sup>[11]</sup>,通常随机观测矩阵不会提高测量值的信噪比,因此本文采用相干积累矩阵改善信噪比并保持 $\Phi\Psi$ 的非相干性<sup>[16]</sup>。通过观测信号 $\mathbf{S}_{MN \times 1}$ 来估计 $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 的问题可以描述为

$$\left. \begin{aligned} & \min(\|\mathbf{I}_{PQ \times 1}\|_1) \\ & \text{s.t. } \|\Phi_{MN \times MN} \mathbf{S}_{MN \times 1} - \Phi_{MN \times MN} \Psi_{MN \times PQ} \mathbf{I}_{PQ \times 1}\|_2 < \varepsilon' \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

其中 $\Phi_{MN \times MN} = \Phi'_{M \times M} \otimes \Phi''_{N \times N}$ , $\Phi'_{M \times M}$ 和 $\Phi''_{N \times N}$ 分别对应 $M$ 点和 $N$ 点的快速傅里叶变换矩阵, $\varepsilon'$ 表示相干积累后的噪声水平。

通常,采用式(18)重构投影系数 $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 时,由于 $\mathbf{I}_{PQ \times 1}$ 的维数很大,将导致求解过程非常耗时。为此本文提出通过确定目标支撑区域的方法来缩减 $\mathbf{I}$ 的维数,具体思路如下:首先将 $M \times N$ 维观测数据 $s(m,n)$ 补零到 $P \times Q$ 维后进行2维傅里叶变换,结果记为 $\mathbf{S}'_{P \times Q}$ ;由仅含噪声分量的分辨单元估计出噪声单元的平均幅值 $\varepsilon_1$ ,将 $\mathbf{S}'_{P \times Q}$ 中绝对值大于 $\varepsilon_1$ 的分辨单元确定为目标支撑区域(假定大于 $\varepsilon_1$ 的分辨单元数为 $L$ ),缩减后的稀疏向量仅由支撑区域确定。该方法的优势在于:(1)将需要重构的稀疏向量维数中 $P \times Q$ 维缩减到 $L$ 维,有效减少了计算量;(2)2维傅里叶变换后,信号能量投影到目标支撑区域,而噪声能量则投影到所有分辨单元,从而提高了信噪比。缩减后的重构问题可以描述为

$$\left. \begin{aligned} & \min(\|\mathbf{I}_{L \times 1}\|_1) \\ & \text{s.t. } \|\Phi_{MN \times MN} \mathbf{S}_{MN \times 1} - \Phi_{MN \times MN} \Psi_{MN \times L} \mathbf{I}_{L \times 1}\|_2 < \varepsilon' \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

其中 $\Psi_{MN \times L}$ 为 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 对应的基矩阵。

### 3.3 2维 GTD 参数估计步骤

根据上述模型,可得到投影系数 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 的估计值,通过搜索 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 中非零的分辨单元对应的距离即可获得散射中心的位置估计。若第 $i$ 个散射中心位于 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 中的第 $l$ 个分辨单元内,该分辨单元对应的位置坐标为 $(x(l), y(l))$ ,则该散射中心的GTD参数估计分别为 $x_i = x(l)$ , $y_i = y(l)$ , $\sigma_i = |I(l)|$ 和 $\alpha_i = \text{angle}(I(l))/(\pi/2)$ ,其中类型参数 $\alpha$ 是离散的,需要利用最近邻域准则对估计结果进行离散化处理。

采用压缩感知理论进行GTD模型估计时,得到的位置估计值是离散的。但在实际应用中,目标散射中心的位置并不严格位于这些离散值上,此时,散射中心的能量在投影系数中将分散到邻近的几个单元上,为此本文采用聚类方法对相邻的散射单元进行合并。思路如下:当 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 中的两个分辨单元的位置坐标相邻且类型一致时,将幅度较小的分辨单元置零,保留幅度较大的分辨单元。聚类完成后不为零的分辨单元数 $D_1$ 即目标散射中心个数的估计值。

采用式(19)重构稀疏向量 $\mathbf{I}_{L \times 1}$ 时,忽略了基矩阵 $\Psi_{MN \times L}$ 的幅度调制项,幅度估计结果存在一定误差;同时,单个散射中心的能量分布于几个分辨单元也会导致散射中心强度估计存在误差。此时,可采用

最小二乘算法对散射中心强度进行修正。散射强度  $\sigma_{D_1 \times 1}$  的估计可用下式表示为

$$\sigma_{D_1 \times 1} = (\mathbf{G}_{MN \times D_1}^H \mathbf{G}_{MN \times D_1})^{-1} \mathbf{G}_{MN \times D_1}^H \mathbf{S}_{MN \times 1} \quad (20)$$

$$\mathbf{G}_{MN \times D_1} = [\mathbf{g}(\alpha_1, r_1), \mathbf{g}(\alpha_2, r_2), \dots, \mathbf{g}(\alpha_{D_1}, r_{D_1})] \quad (21)$$

$$\mathbf{g}(\alpha_i, r_i) = [\eta_i(0, 0), \eta_i(1, 0), \dots, \eta_i(M-1, 0), \eta_i(0, 1), \dots, \eta_i(M-1, N-1)]^T \quad (22)$$

$$\eta_i(m, n) = \left[ j\sqrt{u(m)^2 + v(n)^2} / f_c \right]^{\alpha_i} \cdot \exp\{-j4\pi[x_i u(m) + y_i v(n)] / c\} \quad (23)$$

综上所述, 得到的 2 维 GTD 模型参数估计流程可由图 2 表示: 首先将目标回波数据补零到  $P \times Q$  维, 2 维傅里叶变换后取模, 分别确定目标支撑区域和噪声门限; 然后结合傅里叶矩阵  $\Phi_{MN \times MN}$  求解最优化问题, 得到稀疏投影向量  $\mathbf{I}_{L \times 1}$  的重构结果; 再利用聚类方法对相邻且类型相同的散射中心进行合并, 并采用最小二乘方法对散射强度进行修正; 最后得到目标 2 维 GTD 模型的参数估计结果。

## 4 实验验证

### 4.1 仿真数据实验

假设雷达发射步进频率信号, 载频为 10 GHz, 频率步进间隔为 25 MHz, 频率点数为 32, 由此获得的带宽和距离分辨分别为 800 MHz 和 0.1875 m。观测时间内目标相对雷达的转角为 0.075 rad, 方位分辨为 0.2 m, 转角内采样点数为 32, 添加的噪声为高斯白噪声。目标由 5 个散射中心构成, 具体参数设置如表 1 所示。

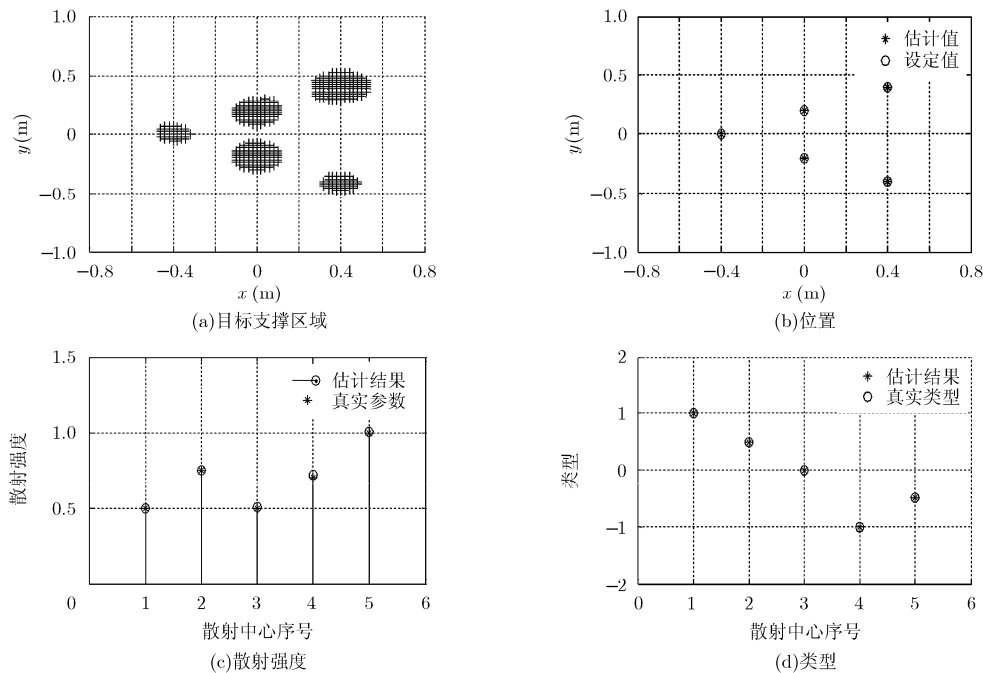


图 3 MCS 方法的估计结果

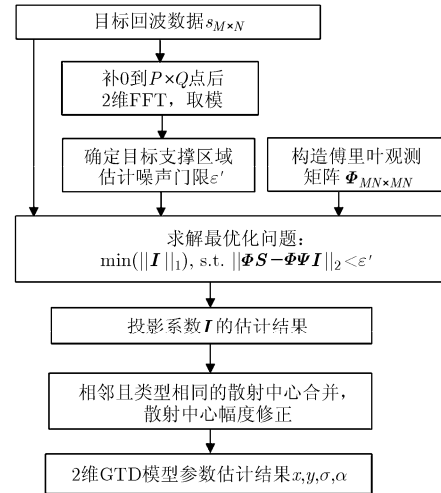


图 2 2 维 GTD 模型参数估计流程

假设信噪比为 10 dB, 将回波数据的频点数和脉冲累计数分别补零到 300 和 320, 后进行二维傅里叶变换, 得到的目标支撑区域如图 3(a)所示, 此时网格分辨为  $0.02 \text{ m} \times 0.02 \text{ m}$ 。可见, 目标支撑区域只占观测区域的小部分, 通过确定目标支撑区域将为后续算法节约大量计算时间。图 3(b), 图 3(c) 和图 3(d) 分别给出了本文方法(为简便起见, 这里称为 Modified Compressed Sensing 方法, MCS)对 2 维 GTD 模型参数的估计结果。由此可见, 所提方法不但能够有效估计出散射中心的位置和强度, 而且能有效估计出散射中心的类型。

文献[7]比较了 2D-ESPRIT 算法、MEMP

表 1 目标散射中心参数

序号	1	2	3	4	5
位置 $x(m)$	0.4	0	-0.4	0	0.4
位置 $y(m)$	-0.4	-0.2	0	0.2	0.4
类型 $\alpha$	1	0.5	0	-1	-0.5
散射强度 $\sigma$	0.500	0.750	0.500	0.707	1.000

(Matrix Enhancement and Matrix Pencil)算法以及 MMEMP(Modified MEMP)算法的性能, 结果表明 MMEMP 算法具有最好的鲁棒性和准确性。因此, 本文将 MMEMP 算法和 MCS 方法分别用于 2 维 GTD 模型参数估计实验。对不同信噪比条件下的仿真回波信号, 分别进行 200 次实验, 得到的模型参数估计均方误差(RMSE)如图 4 所示。可见, 两种算法均能有效估计出位置坐标和强度, 且 MCS 方法的抗噪性能优于 MMEMP 算法, 这是因为通过 2 维傅里叶变换和目标支撑区域的确定提高了回波的信噪比。由图 4(d)可见, MCS 方法对散射中心类型的估计误差要

远远小于 MMEMP 算法, 仿真结果表明了本文方法在散射中心 GTD 参数估计中的优越性。

4.2 暗室测量数据实验

实验数据为某锥体模型的暗室测量数据, 测量条件为: 起始频率  $f_0 = 8 \text{ GHz}$ , 频率步进  $df = 20 \text{ MHz}$ , 频点数为  $N = 30$ 。观测方位角  $0 \sim 180^\circ$ , 步长为  $\Delta\theta = 0.2^\circ$ , 取前  $M = 30$  个观测方位的测量数据进行实验(对应的方位角范围为  $5^\circ \sim 11^\circ$ )。

图 5 给出了该模型的实物图, 图 6(a)给出了相应的 2 维傅里叶变换成像结果。由于带宽和角度的限制, 导致成像分辨率较低。采用 MMEMP 算法对散射中心进行估计, 得到的散射中心位置如图 6(b)所示。通过与 2 维傅里叶变换成像结果比较可以看出, MMEMP 方法得到的散射中心位置大部分与目标形状相符, 但在目标底部存在虚假散射中心。采用 MCS 方法得到的目标支撑区域和散射中心位置分别如图 6(c)和图 6(d)所示, 不难看出, 散射中心位置与目标 2 维傅里叶变换成像结果吻合良好。表 2 给出

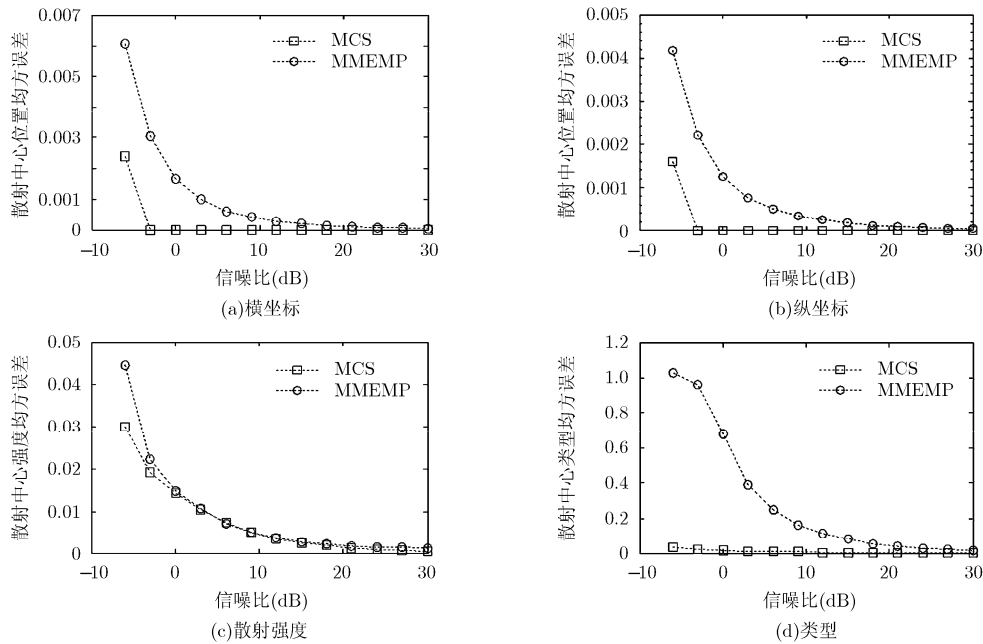


图 4 2 维 GTD 参数估计均方误差与信噪比的关系

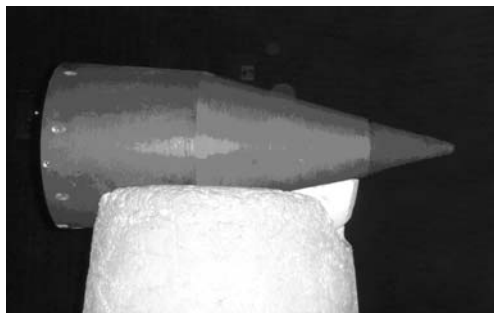


图 5 暗室目标模型

了 MCS 方法的估计结果, 由此可见, 所提取的散射中心可以较准确地反映目标的尺寸和形状特点。图 7 分别给出了利用本文方法估计出的 GTD 模型重建的 1 维距离像和利用测量数据进行 FFT 变换得到的 1 维距离像, 由此可以看出, 重建得到的 1 维距离像在目标长度、散射中心沿径向上的分布均与测量结果一致; 同时, 与测量结果得到的 1 维距离像相比, 本文方法得到的结果消除了由噪声引入的微小起伏变化, 因此更有利于后续的目标识别。实验结果表

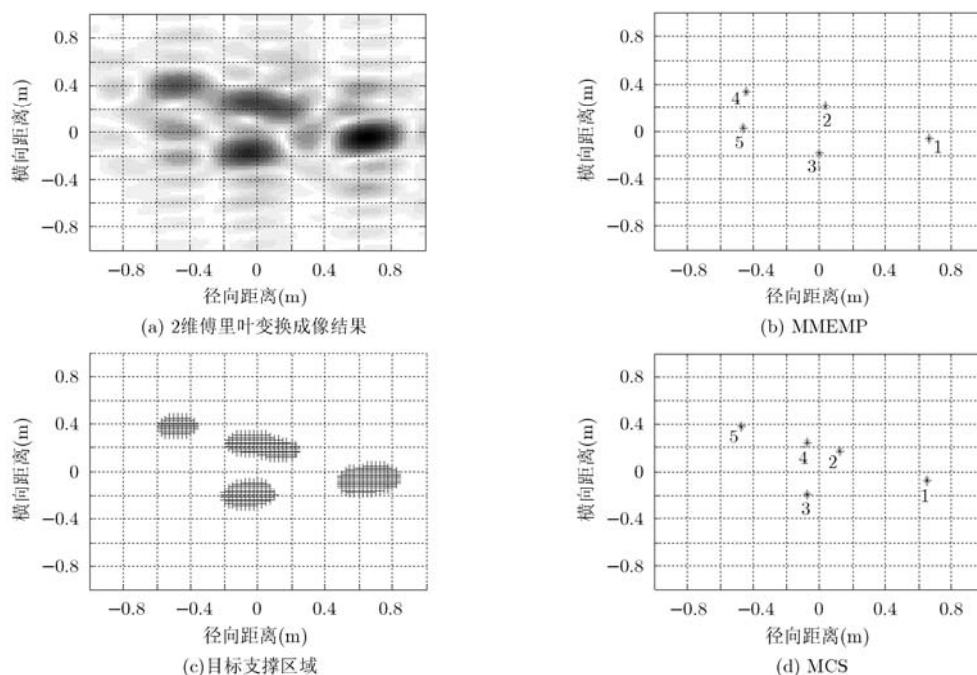


图6 暗室测量数据2维GTD参数估计结果

表2 2维GTD参数估计结果

序号	1	2	3	4	5
横坐标 (m)	-0.0716	0.1790	-0.1969	0.2506	0.3759
纵坐标 (m)	0.6500	0.1250	-0.0750	-0.0750	-0.4750
归一化 强度	1.0000	0.5411	0.6867	0.5507	0.5909

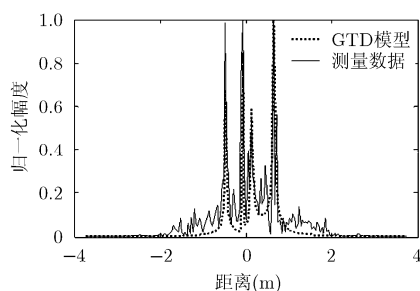


图7 1维距离成像结果比较

明压缩感知方法在散射中心特征参数估计方面具有较大的应用潜力。

## 5 结束语

2维散射中心是雷达目标的一种重要电磁特征,具有广泛的用途。本文基于压缩感知理论原理,提出了一种2维GTD模型的参数估计方法。该方法通过确定目标的支撑区域,提高了散射中心参数估计的计算效率;并利用聚类分析和最小二乘方法对估计结果进行修正,进一步提高了估计精度。仿真

和暗室测量数据的实验结果表明,文中所提方法在性能方面要明显优于传统方法,在散射中心特征参数提取方面具有良好的应用前景。

## 参考文献

- [1] 黄培康,殷红成,许小剑. 雷达目标特性[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005, 3: 229-278.
- [2] Odendaal J W, Barnard E, and Pistorius C W I. Two-dimensional super-resolution radar imaging using the MUSIC algorithm[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1994, 42(10): 1386-1391.
- [3] Burrows M L. Two-Dimensional ESPRIT with tracking for radar imaging and feature extraction[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2004, 52(2): 524-532.
- [4] 王菁, 周建江, 廖启新. 基于全极化 GTD 模型的雷达目标二维散射中心提取[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(12): 2643-2648.  
Wang Jing, Zhou Jian-jiang, and Liao Qi-xin. Extraction of 2D scattering centers of radar targets based on full polarization GTD model[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(12): 2643-2648.
- [5] 徐少坤, 刘记红, 魏玺章, 等. 基于 CP-GTD 模型的三维散射中心参数估计[J]. *电子学报*, 2011, 39(12): 2755-2760.  
Xu Shao-kun, Liu Ji-hong, Wei Xi-zhang, et al. Parameter estimation of 3D scattering centers based on CP-GTD model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(12): 2755-2760.
- [6] Hua Y B. Estimating two-dimensional frequencies by matrix enhancement and matrix pencil[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, 40(9): 2267-2280.

- [7] Chen F J, Kok C W, and Kwong S. Estimation of two-dimensional frequencies using modified matrix pencil method[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(2): 718-724.
- [8] 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 Jian-jiang, and Wang Fei. 2D scattering centers extraction of objects based on GTD model [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 958-962.
- [9] 代大海, 王雪松, 肖顺平. 基于二维 CP-GTD 模型的全极化 ISAR 超分辨成像[J]. 自然科学进展, 2007, 17(10): 1439-1448.  
Dai Da-hai, Wang Xue-song, and Xiao Shun-ping. A super-resolution imaging method of fully polarized ISAR based on 2D CP-GTD model[J]. *Progress in Natural Science*, 2007, 17(10): 1439-1448.
- [10] Donoho D. Compress sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [11] Candes E, Romberg J, and Tao T. Robust uncertainty principle: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [12] 戴琼海, 付长军, 季向阳. 压缩感知研究[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 425-434.  
Dai Qiong-hai, Fu Chang-jun, and Ji Xiang-yang. Research on compressive sensing[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(3): 425-434.
- [13] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662.  
Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan, Liu Fang, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7): 1651-1662.
- [14] Pati Y C, Rezaifar R, and Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuits: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. Proceedings of the 27th Asilomar Conference in Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, Los Alamitos, 1993: 40-44.
- [15] 叶帆. 基于信号稀疏表示的 ISAR 目标特性增强技术[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学, 2011.  
Ye Fan. ISAR target feature enhancement based on signal sparse representation[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2011.
- [16] Zhang Lei, Xing Meng-dao, Qiu Cheng-wei, et al. Resolution enhancement for inverse synthetic aperture radar imaging under low SNR via improved compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(10): 3824-3838.
- 占荣辉: 男, 1978 年生, 讲师, 博士, 研究方向为雷达信号与信息处理.
- 胡杰民: 男, 1983 年生, 讲师, 博士, 研究方向为空间目标识别、雷达成像.
- 张 军: 男, 1973 年生, 研究员, 博士, 研究方向为雷达智能信号处理、制导雷达应用技术.