

基于联合稀疏性的高分辨全极化雷达成像研究

邱 伟,赵宏钟,周剑雄,付 强

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 重点实验室,湖南长沙 410073)

摘 要: 针对频率步进体制高分辨全极化雷达,本文研究了基于稀疏信号表示的高分辨全极化雷达成像,并提出了一种基于极化平滑 l_0 范数算法的成像方法.算法中的联合稀疏性度量综合利用了目标在全极化下的散射特性,因而成像结果兼具全极化处理和稀疏优化算法的优点,不仅能以较少的观测回波获得高分辨距离像,还能全面准确反映目标全极化散射特性,有利于目标识别等进一步应用.仿真和暗室实测数据实验结果验证了本文方法的有效性.

关键词: 稀疏信号表示;高分辨全极化;稀疏成像; l_0 范数

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 09-1685-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.09.004

High Resolution Full Polarization Radar Imaging Based on Joint Sparsity

QIU Wei, ZHAO Hong-zhong, ZHOU Jian-xiong, FU Qiang

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

Abstract: For the stepped frequency high resolution full polarization radar, high resolution full polarization imaging method using sparse signal representation is studied, and a novel imaging method based on polarization smoothed l_0 -norm algorithm is proposed in this paper. A new joint-sparsity is defined by exploiting the scattering characteristics of target in fully polarimetric channels synthetically in the presented algorithm, thus the imaging results combine the merits of fully polarimetric processing technique and sparse optimization algorithm, and can not only provide high resolution range profiles using limited measurements, but also indicate the true polarimetric scattering characteristics of the target, which are beneficial for further applications such as target recognition. Finally, the validity of the proposed approach is demonstrated using both simulated data and real data measured in an anechoic chamber.

Key words: sparse signal representation; high-resolution full polarization; sparse imaging; l_0 -norm

1 引言

对于频率步进体制雷达,逆傅里叶变换处理是获取目标高分辨距离像的主要方法,但是这种成像方法的分辨力受到发射信号带宽的限制,要获得高的分辨力,必须发射大带宽的信号,这无疑增加了数据量.另外,极化信息作为目标时域、频域和空域之外的又一可利用的重要信息,因其与目标几何结构、材料等物理属性之间存在深刻的内在联系,在目标检测、目标识别、地物分类等方面得到重要应用^[1~3],因而具备高分辨成像和全极化测量能力的雷达已成为现代雷达发展的重要方向,获得高分辨全极化距离像对于目标识别等进一步应用具有重要意义.然而,高分辨全极化雷达在获取关于目标更丰富信息的同时,也带来了数据量的大幅增加.若能在

保留可恢复有效信息的基础上,利用稀疏采样数据实现雷达目标的高分辨全极化成像,无疑是解决这一问题的有效途径,而在这种稀疏采样条件下,数据的采样通常是非均匀的,从而其频谱的不连续性很强^[4],直接进行逆傅里叶变换会造成时域波形的高旁瓣,并且随机采样信号序列相对于原始信号序列总能量下降,由帕萨瓦尔定理可知,采样序列经傅里叶变换后散射中心的幅度将会降低,从而降低了成像质量.

对雷达目标散射特性的研究表明,高频区雷达目标的散射响应可以由少数几个散射中心的响应描述,也就是说散射中心在成像平面上只占据较少的空间,满足稀疏特性,因此可以将雷达高分辨全极化成像转化为稀疏信号表示问题^[5],而稀疏信号表示方法的一大优势就是能通过较少的采样数据结合稀疏优化算法实现对原信

号的重构和信息的提取,该方法目前已在高分辨单极化雷达成像中得到成功应用^[6-8],但是在高分辨全极化雷达成像中的应用还未见有相关文献报道。

针对频率步进体制高分辨全极化雷达,本文将稀疏信号表示方法引入该体制雷达成像,研究了基于稀疏采样的高分辨全极化雷达成像问题.首先建立全极化回波信号模型,然后将适用于单极化成像的一维平滑 l_0 范数算法推广到全极化成像,该算法的关键在于利用目标全极化散射特性刻画其联合稀疏性度量,并利用推广后的极化平滑 l_0 范数算法结合稀疏采样信号,获得目标的高分辨全极化距离像,最后采用仿真和暗室实测数据的处理结果验证该方法的有效性.本文方法兼具全极化处理和稀疏优化算法的优点,不仅能以较少的采样数据获得高分辨距离像,还能更全面准确反映目标全极化散射特性,有利于目标识别等进一步应用,并有效降低了对雷达测量系统采样速度和存储量的要求。

2 高分辨全极化雷达回波信号模型

高频区雷达目标的散射特性可用多散射中心模型近似表示.本文不是对雷达目标散射机理的研究,因此选取最简单的理想点散射模型来描述目标的散射特性.在频率步进高分辨全极化雷达体制下,设目标含有 K 个强散射中心,在一个确定的方向上用频率为 f 的电磁波照射目标,此时目标总的归一化观测回波信号可写为:

$$x_{pq}(n) = \sum_{k=1}^K s_{k,pq} \exp(-j \frac{4\pi r_k}{c} f_n) + w_{pq}(n), \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (1)$$

其中 p, q 代表发射和接收的极化方式($p, q = h, v$), c 为光速, $f_n = f_0 + n\Delta f$, f_0 为初始频率, Δf 为频率步进, N 为发射频点总数; $s_{k,pq}$ 表示第 k 个散射中心在 pq 极化下的复散射系数,也对应极化散射矩阵中的某一个元素; r_k 表示第 k 个散射中心到雷达参考相位零点的距离在雷达视线方向的投影位置; $w_{pq}(n)$ 表示在 pq 极化下第 n 个频点的高斯白噪声。

整理后可将式(1)写为

$$x_{pq}(n) = \sum_{k=1}^K \tilde{s}_{k,pq} \exp\left(-j \frac{4\pi r_k n \Delta f}{c}\right) + w_{pq}(n), \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (2)$$

其中 $\tilde{s}_{k,pq} = s_{k,pq} \exp\left(-j \frac{4\pi r_k f_0}{c}\right)$, 两者幅度保持不变,只存在相位的差异,因而对距离像没有影响.令 $\omega_k = \Delta f \frac{2r_k}{c}$, $\omega_k \in [0, 1)$, 表示归一化的数字频率,式(2)可写为

$$x_{pq}(n) = \sum_{k=1}^K \tilde{s}_{k,pq} \exp(-j2\pi\omega_k n) + w_{p,q}(n), \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (3)$$

将第 k 个散射中心对应的极化散射矩阵的元素按顺序排成一行,即极化散射矩阵矢量化为 $S_k = [s_{k,hh} \ s_{k,hv} \ s_{k,vh} \ s_{k,vv}]$, 此时可将式(3)所示的全极化观测信号模型写成如下矩阵形式:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{W} \quad (4)$$

其中, \mathbf{Z} 为 $N \times 4$ 维矩阵,表示四个极化通道下的观测数据; \mathbf{S} 为 $K \times 4$ 维矩阵,表示目标 K 个散射中心的极化散射矩阵信息; \mathbf{A} 为 $N \times K$ 维导向矢量矩阵,表示目标散射矩阵的位置信息; \mathbf{W} 为 $N \times 4$ 维高斯白噪声矩阵.它们的具体形式如下:

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{x}_{hh} \ \mathbf{x}_{hv} \ \mathbf{x}_{vh} \ \mathbf{x}_{vv}] \quad (5)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(r_1) \ \mathbf{a}(r_2) \ \dots \ \mathbf{a}(r_K)] \quad (6)$$

$$\mathbf{S} = [\mathbf{S}_{hh} \ \mathbf{S}_{hv} \ \mathbf{S}_{vh} \ \mathbf{S}_{vv}] \quad (7)$$

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_{hh} \ \mathbf{w}_{hv} \ \mathbf{w}_{vh} \ \mathbf{w}_{vv}] \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x}_{pq} = [x_{pq}(0) \ x_{pq}(1) \ \dots \ x_{pq}(N-1)]^T$, $\mathbf{S}_{pq} = [\tilde{s}_{1,pq} \ \tilde{s}_{2,pq} \ \dots \ \tilde{s}_{K,pq}]^T$ 分别对应目标 pq 极化下的观测信号和极化散射矩阵信息; $\mathbf{w}_{pq} = [w_{pq}(0) \ w_{pq}(1) \ \dots \ w_{pq}(N-1)]^T$, 对应 pq 极化下的高斯白噪声; $\mathbf{a}(r_k) = [e^{-2j\pi\omega_k \cdot 0} \ e^{-2j\pi\omega_k \cdot 1} \ \dots \ e^{-2j\pi\omega_k \cdot (N-1)}]^T$, 对应第 k 个散射中心对应的导向矢量。

3 高分辨全极化雷达稀疏成像

3.1 信号稀疏表示方法

稀疏信号表示方法的目的就是求得式(9)所示线性系统的最稀疏解,也就是使解 \mathbf{s} 中非零元素最少。

$$\mathbf{x} = \mathbf{\Theta}\mathbf{s} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^N$ 表示观测信号, $\mathbf{\Theta} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 表示过完备基($N < M$), $\mathbf{s} \in \mathbb{C}^M$ 表示系统解.即求解

$$\min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{x} = \mathbf{\Theta}\mathbf{s} \quad (10)$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数,其值为 \mathbf{s} 中非零元素个数,表征矢量 \mathbf{s} 的稀疏程度.求解式(10)需要进行大量的组合搜索并且对噪声极为敏感.通常我们选择某种稀疏性度量来逼近 l_0 范数,例如基追踪^[9](Basic Pursuit, BP)方法,该方法用最小 l_1 范数解来逼近 l_0 范数解,且可以用线性规划的方法来方便求解,但这种方法复杂度高,运算速度较慢.另一种匹配追踪^[10](Matching Pursuit, MP)方法运算速度较快,但它是一种贪心算法,往往不能得到最优解。

由于 l_0 范数的高度不连续性,在此范数约束下采用梯度法等优化方法求式(10)的稀疏解较为困难.文献[11,12]提出用连续高斯函数逼近 l_0 范数的平滑 l_0 范数(Smoothed l_0 , SL_0)算法实现对式(9)的稀疏求解,避免

了应用优化方法求解式(10)时不连续函数求导的问题,运算速度较快,解的精度高. SL_0 算法的另一个优点在于它能直接处理复数据,适合雷达信号处理.

3.2 平滑 l_0 范数法^[11,12]

首先定义高斯函数:

$$f_\sigma(\alpha) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}|\alpha|^2\right), \alpha \in \mathbb{C} \quad (11)$$

对于矢量 $\mathbf{s} = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_M]^T \in \mathbb{C}^M$, 当 $\sigma \rightarrow 0$ 时, 经过计算可知 $F_\sigma(\mathbf{s}) = \sum_{j=1}^M f_\sigma(s_j)$ 近似等于 $M - \|\mathbf{s}\|_0$, 也就是

$$\|\mathbf{s}\|_0 \approx M - F_\sigma(\mathbf{s}), \sigma \rightarrow 0 \quad (12)$$

求解 $\|\mathbf{s}\|_0$ 的最小值即可转化为求解 $F_\sigma(\mathbf{s})$ 的最大值, 而式(11)是连续函数, 那么 $F_\sigma(\mathbf{s})$ 也为连续函数, 因而可由梯度法等优化方法求解式(10), 这就是平滑 l_0 范数法的基本思想. 文献[12]指出, 对于较小的 σ , $F_\sigma(\mathbf{s})$ 是高度非光滑的, 包含许多局部极大值, 因此不易直接求其最大值; 对于较大的 σ , $F_\sigma(\mathbf{s})$ 较为光滑, 包含的局部极大值较少, 易于求其最大值. 因此, 在求解式(10)时, 采用逐步递减的 σ 序列, 对于每一个 σ , 用最速上升法等优化方法求 $F_\sigma(\mathbf{s})$ 的最大值, 直至 σ 足够小时, 可得到 $F_\sigma(\mathbf{s})$ 的最大值, 近似即为 $\|\mathbf{s}\|_0$, 此时得到的 \mathbf{s} 即可认为是满足式(9)的最稀疏解, 具体算法实现及参数选择可见文献[12].

3.3 高分辨全极化雷达稀疏成像

由文中第2节的观测信号模型可知, 雷达高分辨成像就是从回波观测信号中获取有限个散射中心位置和强度的过程, 满足稀疏恢复问题模型, 因而可以通过稀疏表示的方法实现高分辨成像.

注意到式(3)中归一化数字频率 $\omega_k = \Delta f \frac{2r_k}{c}$, $\omega_k \in [0, 1)$, 将该数字频率离散化, 记为 $\omega_k = \frac{k}{M}$, $k = 0, 1, 2, \dots, M-1$, 且 $M > N$, 由此我们构造适合雷达高分辨成像的过完备基 Φ

$$\Phi = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_M] \in \mathbb{C}^{N \times M} \quad (13)$$

其中 $\Phi_k = [e^{-j2\pi \frac{k-1}{M}} \ e^{-j2\pi \frac{k-2}{M}} \ \dots \ e^{-j2\pi \frac{k-N}{M}}]^T$, $k = 0, 1, 2, \dots, M-1$.

进而式(4)可改写为

$$\mathbf{Z} = \Phi \mathbf{S} + \mathbf{W} \quad (14)$$

对于高分辨单极化雷达而言, 式(14)与式(9)所示的信号模型一致(\mathbf{Z} 对应 \mathbf{x} , Φ 对应 Θ , \mathbf{S} 对应 \mathbf{s}), 因而可由 SL_0 算法实现高分辨成像; 但对于高分辨全极化雷达而言, 观测信号是多维的, $\|\mathbf{S}\|_0$ 无法直接用式(12)的表达式近似, 因而 SL_0 算法无法直接用于该体制雷达的成像. 一个直观的思想就是将对各极化通道下的回

波分别应用 SL_0 算法, 从而获得全极化成像结果, 但是由于散射中心在不同极化状态下的散射强度不同, 因而应用这种方法获得的不同极化状态下的高分辨距离像反映的散射中心的数目有可能不同, 也就不能完全正确反映同一散射中心在不同极化状态下的散射特性, 无法提取散射中心对应的极化散射矩阵, 不利于全极化信息的提取和利用.

从式(4)所示的目标全极化观测信号模型可以看出, 同一散射中心在不同极化下的位置参数具有一致性. 目标如果在某一径向距离上存在散射中心, 则该散射中心至少在某一极化状态下的散射强度不为 0, 那么该散射中心对应 \mathbf{S} 的行元素之和不为零; 反之, 如果在某一径向距离上不存在散射中心, 其在任何极化状态下的散射强度均为 0, 那么对应 \mathbf{S} 的行元素之和为零, 从而高分辨全极化雷达成像中的稀疏性度量可由式(15)表示:

$$\|\mathbf{D}\|_0 = \left\| \frac{\mathbf{S}_{hh} + \mathbf{S}_{hv} + \mathbf{S}_{vh} + \mathbf{S}_{vv}}{4} \right\|_0 \quad (15)$$

其中 $\mathbf{D} = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_M]^T$, $d_m = S_{m,hh} + S_{m,hv} + S_{m,vh} + S_{m,vv}$, $m = 1, 2, \dots, M$, 则求解式(14)可转化为求解

$$\min \|\mathbf{D}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{Z} = \Phi \mathbf{S} + \mathbf{W} \quad (16)$$

同时还需要将 SL_0 算法推广到多极化测量, 这里将其称为极化平滑 l_0 范数法 (Polarization SL_0 , P- SL_0), 其步骤如下:

步骤 1 初始化. 考虑无噪情况, 将 $\mathbf{Z} = \Phi \mathbf{S}$ 的最小 l_2 范数解 $\hat{\mathbf{S}} = \Phi^H (\Phi \Phi^H)^{-1} \mathbf{Z}$ 作为解的初始值, 并选择递减的矢量 $\sigma \in \mathbb{C}^4$ 序列: $[\sigma_0 \ \sigma_1 \ \dots \ \sigma_r \ \dots]$, 这里 $\sigma_r = \eta \sigma_{r-1}$, η 为小于 1 的正常数.

步骤 2 迭代求解. 令 $\sigma = \sigma_r$, 在可行解集 $\zeta = \{\mathbf{S} | \mathbf{Z} = \Phi \mathbf{S}\}$ 上利用最速上升法求解 $F_\sigma(\mathbf{S})$ 的最大值:

① 令 $\mathbf{S} = \hat{\mathbf{S}}_{r-1}$, 循环②至④ L 次

② 令 $\Delta \mathbf{S} = [d_1 \exp(-|d_1|^2/2\sigma_r) \ d_2 \exp(-|d_2|^2/2\sigma_r) \ \dots \ d_M \exp(-|d_M|^2/2\sigma_r)]^T$;

③ 令 $\mathbf{S} \leftarrow \mathbf{S} - \mu \Delta \mathbf{S}$, μ 为一正常数;

④ 将 \mathbf{S} 投影到可行解集上:

$\mathbf{S} \leftarrow \mathbf{S} - \Phi^H (\Phi \Phi^H)^{-1} (\mathbf{S} - \Phi \mathbf{S})$.

步骤 3 令 $r = r + 1$, 重复步骤 2、步骤 3, 直至 $\min \sigma_r \leq \sigma$, 算法终止, 此时得到的 \mathbf{S} 即为信号的稀疏表示解, $\|\mathbf{S}\|_0$ 即为雷达高分辨全极化距离像.

实际观测数据受噪声影响, 因而由本文算法得到的成像结果中可能含有虚假的散射中心, 为进一步消除这种不利影响, 可由最后得到的 \mathbf{S} 求得 $\mathbf{D} = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_M]^T$, 若 $\exp(-|d_m|^2/2\sigma^2)$ 小于某一门限 ϵ , 则令 \mathbf{S} 中对应的 $S_{m,pq} = 0$.

算法中各参数选择: $\sigma_0 = 4 \max |\hat{\mathbf{S}}|$, $\hat{\mathbf{S}}$ 为算法步骤 1

中解的初值;递减因子选择 $\eta = 0.6$; L 一般固定为 10; 对于观测数据较少或稀疏性较大的信号,可以适当增大 L . μ 为一正常数,通常选择 $\mu = 2$; 门限 ϵ 可取 $10\epsilon_1$, ϵ_1 为 $\exp(-|D|^2/2\sigma^2)$ 的均值; 算法迭代的终止条件,根据多次实验结果,一般选择 $\sigma = 10^{-6}$.

与 SL_0 算法相比,本文提出的 P- SL_0 算法的改进主要在于稀疏性的度量; SL_0 算法的稀疏性度量只利用了目标单极化下的散射特性,成像结果只能反映单极化下目标的散射特性,不便于进一步的极化特性分析;而 P- SL_0 算法引入了联合稀疏性度量,该度量综合充分利用全极化下的散射特性,保证了成像结果中散射中心位置和数目参数的一致性,更准确地反映了雷达目标全极化散射特性,可直接提取目标的极化散射矩阵,有利于目标识别等进一步应用.

稀疏信号表示方法的另一大优势在于能以较少的雷达观测回波数据实现成像,有利于降低对雷达系统数据采集和存储的要求.对于高分辨全极化雷达观测回波数据,设有效观测数据单元为 i ,保留对应的过完备基 $\Phi_r = [e^{-j2\pi r \cdot 1/M} \ e^{-j2\pi r \cdot 2/M} \ \dots \ e^{-j2\pi r \cdot N/M}]^T$ 中第 i 个单元的值,其余回波数据单元和过完备基数据单元填零,高分辨全极化雷达稀疏成像的示意图如图 1 所示,观测数据矩阵和过完备基矩阵中黑灰网格部分为有效数据单元,白色网格部分作填零处理.

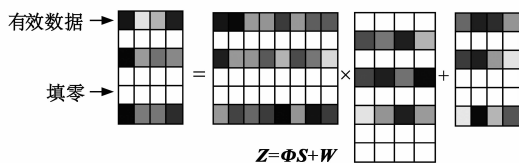


图1 高分辨全极化雷达稀疏成像示意图

下面通过仿真目标数据和暗室实测数据处理验证本文方法的有效性.

4 实验及结果分析

4.1 仿真目标成像实验

雷达参数设置如下:雷达工作中心频率为 10GHz,步进频率 $\Delta f = 5\text{MHz}$,频率采样点数 $N = 201$,带宽为 1GHz,对应的距离分辨率为 0.15m,信噪比设定为 20dB.设定目标含四个散射中心,各散射中心的位置和归一化幅度参数设置如表 1 所示.

表 1 仿真目标散射中心参数设置

散射中心序号	r_k (m)	$ s_{hh} $	$ s_{hv} $	$ s_{vh} $	$ s_{vv} $
1	-2.5	1	0.5	0.5	0.707
2	-1.5	0.5	0	0	0.5
3	0.4	0.6	0.2	0.2	0.5
4	0.6	0.8	0.5	0.5	0.75

设定成像算法中的参数: $M = 601$, $\eta = 0.6$, $\mu = 2$, $L = 10$, $\sigma = 10^{-6}$.图 2 给出了本文方法和 IFFT 方法的高分辨全极化成像结果,图 3 给出了四次应用单极化 SL_0

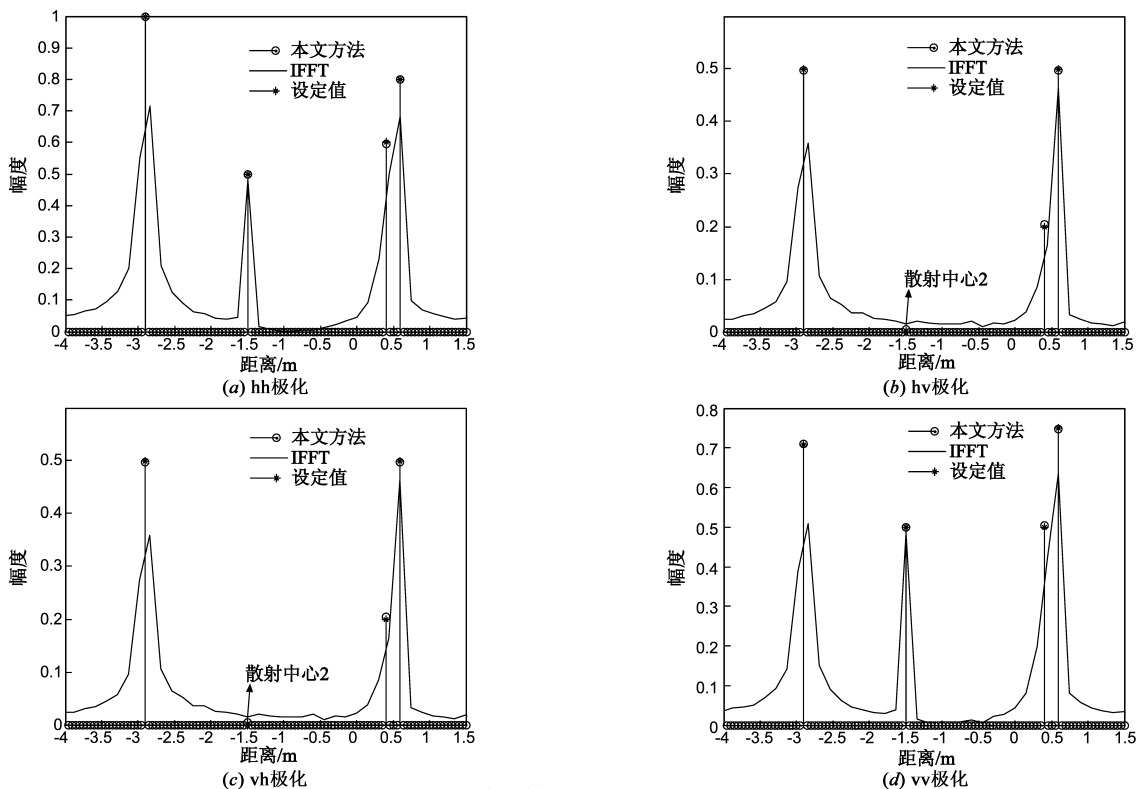


图2 高分辨全极化成像结果

方法得到的不同极化状态下的高分辨成像结果,其中实线均表示经 IFFT 处理得到的高分辨距离像.表 2 给出了散射中心参数估计结果,其中“—”表示该项无法获取.

对比图 2 和图 3 的成像结果以及表 2 的散射中心参数估计结果可以看出,应用本文方法和单极化 SL₀ 方法均能获各极化高分辨距离像,参数估计精度相当;但是对于散射中心 2(hv 极化和 vh 极化下的散射强度为 0),应用单极化 SL₀ 方法将无法得到该散射中心的位置和强度,而应用本文方法仍可以准确反映其位置和幅度,由此说明应用本文方法能更全面准确地反映不同极化状态下散射中心的散射特性,更有利于全极化信息的进一步利用.

表 2 散射中心参数估计结果

特征量	散射中心参数估计值			
	散射中心 1	散射中心 2	散射中心 3	散射中心 4
\hat{r}_k (m)	-2.5	-1.5	0.4	0.6
$ \hat{s}_{hh} $	SL ₀	0.9999	0.5004	0.6001
	P-SL ₀	0.9996	0.5001	0.5996
$ \hat{s}_{hv} $	SL ₀	0.4997	—	0.1996
	P-SL ₀	0.4998	0.0037	0.1998
$ \hat{s}_{vh} $	SL ₀	0.4994	—	0.1996
	P-SL ₀	0.4998	0.0037	0.1998
$ \hat{s}_{vv} $	SL ₀	0.7073	0.5005	0.5006
	P-SL ₀	0.7067	0.5001	0.4998

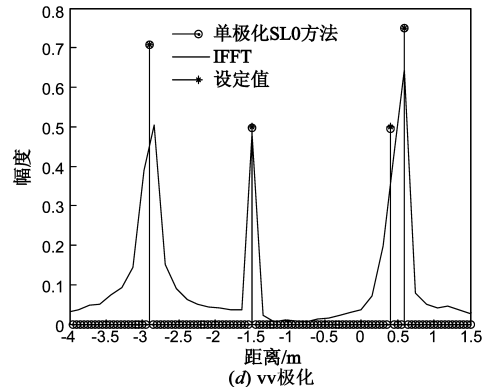
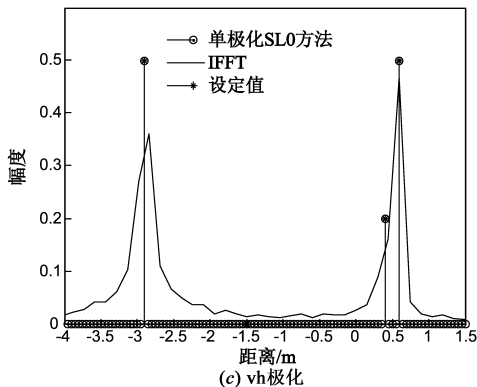
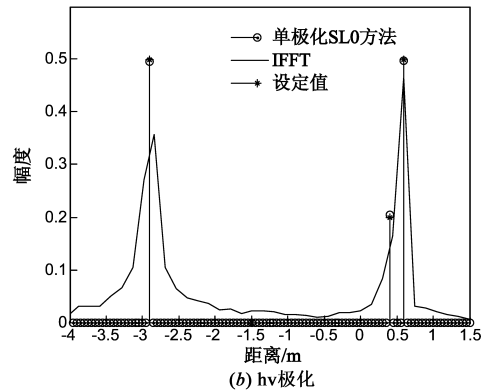
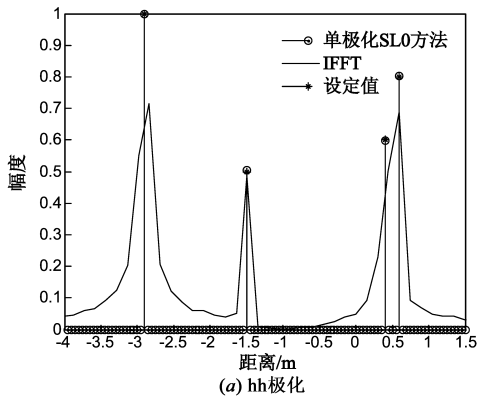


图 3 高分辨单极化成像结果

按图 1 所示采样方法随机选取各极化下相同频点单元的 100 点回波观测数据.图 4 给出了该条件下应用不同方法得到的高分辨全极化距离像结果,从图 4 中可见,经 IFFT 处理得到的成像结果旁瓣较高,散射中心的幅度与设置值相差较大,结果已无法准确反映设定散射中心的散射特性,而应用本文方法的成像结果与设定散射中心的位置、幅度基本一致,成像结果较好.

下面分析噪声和随机采样点数对于成像结果的影响.在给定实验条件下,若成像结果满足式(17),则认为该次实验能实现正确成像.

$$\left\{ \sum_{k=1}^K (|s_{k,pq}| - |\hat{s}_{k,pq}|)^2 \right\} < 10^{-2}, \quad p, q = h, v \quad (17)$$

设 M_1 次实验中正确成像的次数为 M_2 次,则认为雷达高分辨全极化正确成像的概率为

$$P = \frac{M_2}{M_1} \times 100\% \quad (18)$$

噪声对成像性能的影响.固定上述随机采样方式(采样点位置和数目不变),加入不同噪声水平的复高斯白噪声,各信噪比下重复实验次数均为 100 次,图 5 给出了此采样方式下加入不同信噪比噪声本文方法高分辨全极化正确成像概率,从结果看,在此采样条件下,信噪比越高,正确成像概率越高,当信噪比低于 5dB 时,正确成像概率约为 70%,而当信噪比高于 10dB 时,

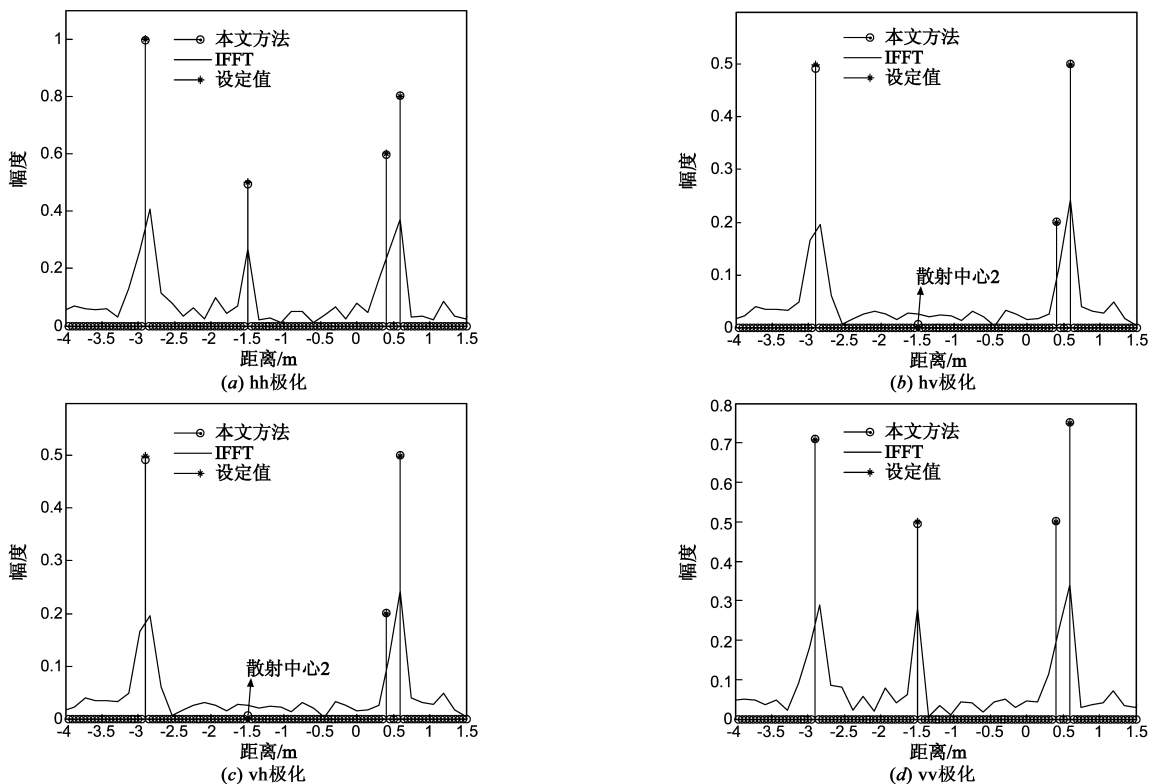


图4 随机采样100点观测回波数据高分辨全极化成像结果

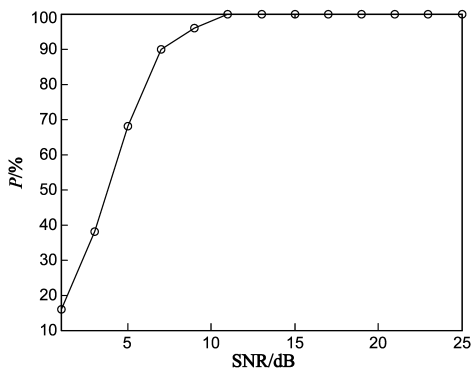


图5 不同信噪比下高分辨全极化正确成像概率

正确成像的概率可接近 100%。

随机采样点对成像性能的影响. 固定噪声水平, 在回波数据中加入 20dB 高斯白噪声, 对该回波序列进行不同点数的采样并重复实验, 各采样点数下重复实验的次数仍为 100 次, 图 6 给出了不同采样点数下本文方法高分辨全极化正确成像的概率. 从结果看, 采样点数越多, 正确成像的概率越高, 当采样点数高于 60 点时, 正确成像的概率可接近 100%. 虽然应用稀疏信号表示方法可以用较少的雷达回波数据实现高分辨全极化成像, 但回波数据的减少并不是无限制的, 文献[13]认为, 对于稀疏度为 K , 回波数据长度为 N 的雷达目标, 稀疏采样的回波长度需大于 $C \cdot K \log(N)$ (C 为某一

正常数)时才能以高概率重构, 在有噪声的情况下, 所需的回波数据将更多. 在本实验中, $K \log(N) \approx 22$, 从图 6 的结果中可看出, 当采样点数大于 22 点时, 成像概率在 40% 以上, 采样点数为 40 点时, 成像概率接近 90%, 与理论基本相符.

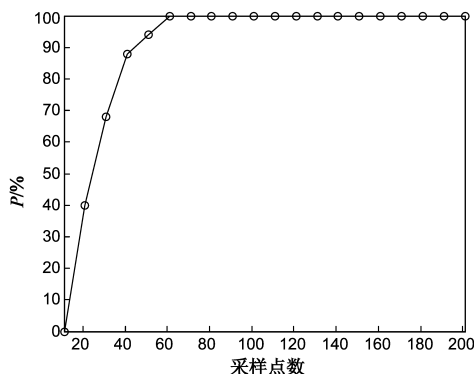


图6 不同采样点数下高分辨全极化正确成像概率

值得注意的是图 6 的结果中, 虽然在采样点数大于一定值时正确成像的概率可达 100%, 但这并不意味着所有重复此条件下的实验均能正确成像, 这其中还存在采样方式对成像性能的影响, 也就是在保持采样点数不变条件下, 选择不同频点组合的采样序列得到的成像结果不尽相同. 文献[14]指出, 在采样点数一定条件下, 成像性能较好的稀疏采样序列都能较好地覆盖整

个回波序列的两端,而成像性能较差的序列所覆盖的实际范围往往小于原回波序列,两种稀疏采样序列的差别就在于实际覆盖的带宽,成像性能好的序列覆盖的带宽一般大于成像性能差的序列,按照这一结论,正确成像的概率可认为是固定采样点数的采样序列能覆盖大带宽的概率,采样点数多的序列通常能覆盖较大的带宽,因而采样点数多的序列的正确成像概率一般高于采样点数少的序列.但是覆盖多大的带宽才能保证正确成像,带宽一定时怎样覆盖才能得到最佳的成像性能目前还未有确切的结论,有待于进一步研究.

4.2 暗室实测数据成像实验

下面采用暗室实测某型导弹缩比模型数据验证本文方法的有效性.雷达工作频率范围 8.75GHz ~ 10.75GHz,步进频率为 20MHz,频率采样点数为 101 点,测量带宽为 2GHz,对应的距离分辨力为 0.075m;目标水平放置,方位角固定为 0° ,俯仰角固定为 0° .图 7 给出了导弹模型实物,图 7 给出了 hh 极化下回波经 IFFT 处理得到的高分辨距离像,同时叠画导弹模型轮廓.从导弹模型的结构看,导弹的散射中心主要分布在弹头、锥柱结合部、尾翼、裙边等部位,与图 8 中高分辨距离像的峰值位置较为一致.

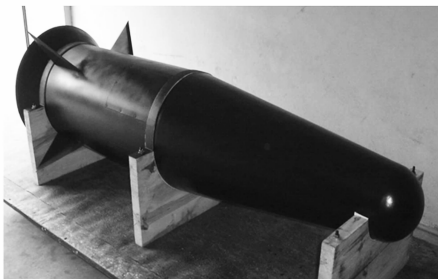


图7 导弹模型实物示意图

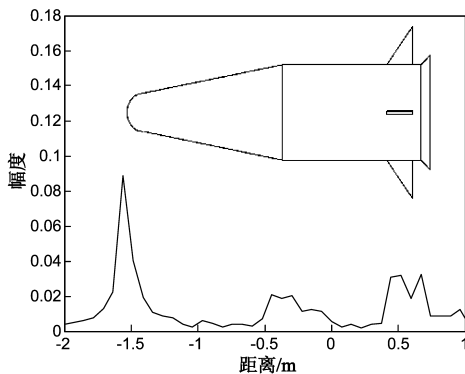


图8 导弹高分辨距离像及模型轮廓

设定成像算法中的参数: $M = 501$, $\eta = 0.6$, $\mu = 2$, $L = 10$, $\sigma = 10^{-6}$.图 9 给出了应用单极化 SL_0 算法得到的高分辨成像结果,图 10 给出了应用本文方法在 4 种不同采样方式下得到的高分辨全极化成像结果,采样频

点的选择按照文献[14]提出的方法,使采样序列尽量覆盖回波序列的两端.从结果可以看出:

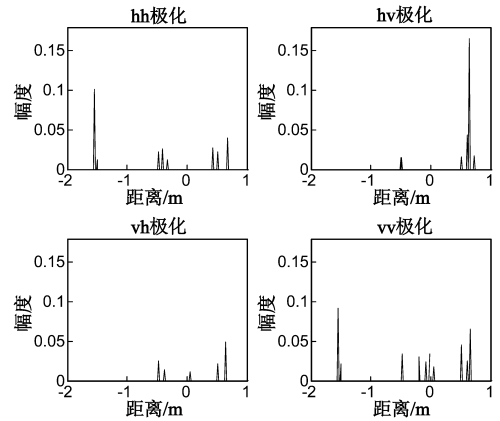


图9 高分辨单极化成像结果

(1)两种方法获得的导弹高分辨全极化距离像的峰值与导弹的主要散射中心分布较为一致,分辨力较高.

(2)图 9 各极化高分辨距离像中散射中心的数目和位置都有所不同,也就是说不能反映同一散射中心在不同极化状态下的散射特性,而图 10(a)所示各极化高分辨距离像中散射中心的数目一致,且同一散射中心在不同极化状态的位置一致,能够反映同一散射中心在不同极化状态下的散射特性.以导弹头部的散射中心为例,其散射特性类似于球类散射中心,在同极化下的散射强度较强,交叉极化下散射强度较弱,因而图 9 成像结果中同极化下的散射特性能较为准确地反映,而交叉极化下已无法反映其位置和强度,限制了极化信息的进一步利用.而在图 10(a)的成像结果中即使在交叉极化下也能正确反映该散射中心的位置和幅度,从而完整地反映了该散射中心在不同极化状态下的散射特性.从目标识别的角度看,利用图 9 的结果提取极化特征时,由于各散射中心在全极化下的位置和数目不同,因而提取的极化特征不能准确反映目标的极化特性,不利于目标识别.

(3)从图 10(b) ~ 图 10(d)可以看出,利用较少的采样点数也能获得较好的成像结果,主要散射中心(如导弹头部、弹尾)的信息得到很好地重构和恢复,验证了本文方法的有效性,对于雷达目标高分辨成像及降低雷达系统存储负担有重要意义.

5 结束语

本文研究了频率步进体制下高分辨全极化雷达稀疏成像.通过分析高分辨全极化雷达成像的特点,将适合单极化高分辨成像的平滑 l_0 范数算法扩展到高分辨全极化成像,该方法兼具全极化技术和稀疏恢复算法

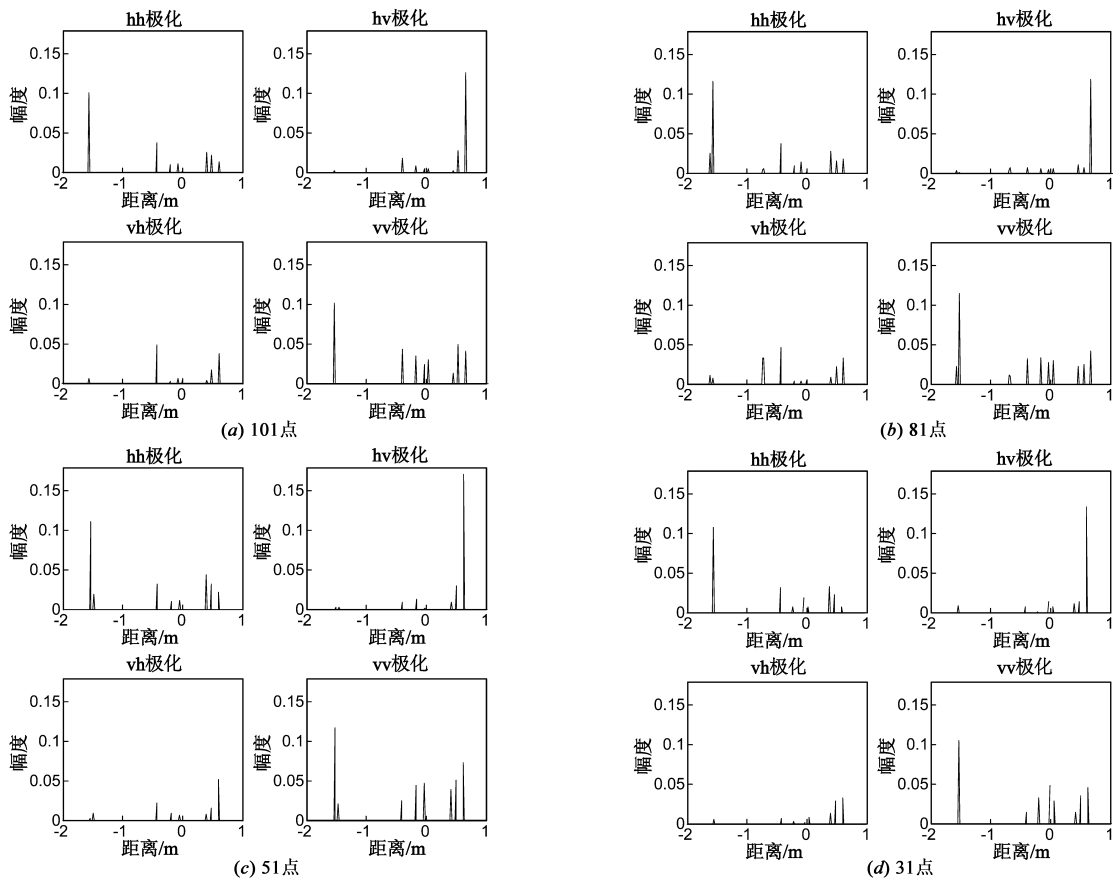


图10 不同采样点数下高分辨全极化成像结果

的优点,能更全面完整地刻画目标的全极化散射特性,并且能利用稀疏采样数据实现正确成像,对于有效降低雷达系统存储负担和提高成像性能具有重要意义.随着压缩感知和稀疏表示理论的发展推广,雷达目标稀疏成像技术吸引了越来越多的关注,研究效率更高的稀疏成像算法以及更佳的稀疏采样方式获得更优的成像性能将是下一步工作的重点.

参考文献

- [1] Marino A, Cloude S R, Woodhouse I H. A polarimetric target detector using the Huynen Fork[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(5): 2357 – 2366.
- [2] Martorella M, Giusti E, Capria A, et al. Automatic target recognition by means of polarimetric ISAR images and neural networks[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(11): 3786 – 3794.
- [3] Uhlmann S, Kiranyaz S, Gabbouj M, et al. Polarimetric SAR images classification using collective network of binary classifier[A]. IEEE Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE) [C]. Munich, Germany: IEEE Press, 2011. 245 – 248.
- [4] Babu P, Stoica P. Spectral analysis of nonuniformly sampled data: A review[J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(2): 359 – 378.
- [5] Potter L C, Parker J T, Ertin E, et al. Sparsity and compressed sensing in radar imaging[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 96(6): 1010 – 1020.
- [6] Samadi S, Cetin M, Masnadi-Shirazi. Sparse representation-based synthetic aperture radar imaging[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2011, 5(2): 182 – 193.
- [7] Wang H, Quan Y, Xing M, et al. ISAR imaging via sparse probing frequencies[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(3): 451 – 455.
- [8] 臧博, 郭睿, 张磊, 等. 基于 ISAIL 稀疏性的相位校正算法[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1272 – 1277.
Zang Bo, Guo Rui, Zhang Lei, et al. A phase adjustment algorithm for ISAL based on sparsity[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1272 – 1277. (in Chinese)
- [9] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1999, 20(1): 33 – 61.
- [10] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuit with time-frequency dictionary[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397 – 3415.
- [11] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l_0 norm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57

(1):289 – 301.

[12] Mohimani G H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. Complex-valued sparse representation based on smoothed l_0 norm[A]. International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) 2008 [C]. Las Vegas, USA: IEEE Press, 2008. 3881 – 3884.

[13] Patel V M, Easley G R, Healy D M, et al. Compressed synthetic aperture radar[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 244 – 254.

[14] 周剑雄, 石志广, 胡磊, 等. 基于频域稀疏非均匀采样的雷达目标一维高分辨成像[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 926 – 934.

Zhou Jian Xiong, Shi Zhi Guang, Hu Lei, et al. Radar target one dimensional high resolution imaging based on sparse and non-uniform samplings in frequency domain[J]. Acta Electronica Sincia, 2012, 40(5): 926 – 934. (in Chinese)

作者简介



邱 伟 男, 1985 年 9 月生, 浙江临安人, 现为国防科技大学 ATR 实验室在读博士生, 研究方向为雷达信号处理, 高分辨雷达成像.

E-mail: williamqiuwei@gmail.com



赵宏钟 男, 1971 年 11 月生, 山西寿阳人, 国防科技大学 ATR 实验室教授, 研究方向为精确制导、雷达信号处理与自动目标识别.