

基于多通道联合稀疏重建的全极化 SAR 成像*

孙超¹, 王保平², 方阳¹, 胡楚锋², 宋祖勋¹

(1. 西北工业大学电子信息学院 西安 710072; 2. 西北工业大学无人机特种技术重点实验室 西安 710065)

摘要:全极化合成孔径雷达(SAR)可对不同极化通道分别独立进行压缩感知(CS)稀疏重建来增强成像性能,但分别独立处理没有利用极化信息的冗余性与互补性,有可能破坏极化信息的完整性。依据雷达目标在全极化下的散射特性构建联合稀疏度量函数,将全极化 SAR 高分辨成像转化为多通道联合稀疏约束的最优化重建问题,并用改进的正交匹配追踪算法进行求解。由于有效利用全极化信息,多通道联合 CS 成像相比于单通道 CS 成像能够获得更好的成像质量,还能全面准确反映目标全极化散射特性。通过对 Backhoe 挖掘机电磁仿真数据的处理,验证了算法的有效性,并且在微波暗室搭建了全极化 SAR 半实物仿真系统,利用其获取的全极化实测数据进一步验证了该方法的工程可行性。

关键词:合成孔径雷达;全极化;压缩感知;联合稀疏重建;高分辨成像

中图分类号: TN957.52 TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Full polarization SAR imaging based on multichannel joint sparse reconstruction

Sun Chao¹, Wang Baoping², Fang Yang¹, Hu Chufeng², Song Zuxun¹

(1. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2. Science and Technology on UAV Laboratory, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710065, China)

Abstract:The imaging performance of full polarization synthetic aperture radar (SAR) can be improved by applying the sparse reconstruction technology based on compressed sensing (CS) to different polarization-channel data independently. However, with respectively independent processing the method cannot utilize the redundancy and complementarity of the polarization information, which may destroy the integrity of the polarization information. A new joint-sparsity measure function is built according to the scattering characteristics of radar target in full polarization condition. Then, the full polarization SAR high-resolution imaging can be mathematically converted to a multichannel joint sparse constraint optimal reconstruction problem, which can be solved via the improved orthogonal matching pursuit algorithm. Because of effectively using the full polarization information, compared with the single-channel CS imaging, the multichannel joint CS imaging not only performs better with fewer measurements and obtains better imaging quality, but also fully and accurately reflects the fully polarization scattering characteristics of the target. Finally, the processing of the Backhoe excavator simulation data verifies the effectiveness of the proposed method; a full polarization SAR hardware-in-loop system was constructed in an anechoic chamber, the full polarization test data obtained on the system further verify the engineering feasibility of the proposed method.

Keywords:synthetic aperture radar (SAR); full polarization; compressed sensing (CS); joint sparse reconstruction; high-resolution imaging

1 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)成像具有全天候、全天时、作用距离远等优点,在军事和民用领域有着广泛的应用。一般来说,通过发射宽带信号获取

高的距离分辨率,通过较长的合成孔径时间获取高的方位分辨率。这样做虽然能够有效提高雷达图像分辨率,但是受 Nyquist 采样定理的约束,雷达系统面临着采样率过高、数据量过大、快速处理困难等问题。近年来提出的压缩感知理论(compressed sensing, CS)^[1-2]指出:对于在某特定变换域稀疏的信号,通过低于甚至远低于 Nyquist 采样定理

对其采样,就可精确恢复出原始信号。在雷达成像中,很多场景是稀疏的或者可通过某种变换得到其稀疏表示,满足了CS对稀疏性的要求,因此将CS应用到高分辨SAR成像是可行的^[3]。目前很多学者将CS与高分辨SAR成像相结合^[4-10],取得了一批研究成果,充分展现了CS在降低数据采样率、提高成像分辨率等方面的巨大潜力。

极化信息与目标几何结构、材料等物理属性之间存在深刻的内在联系,利用其将有助于目标识别、地物分类等进一步应用,因而具备全极化测量能力的高分辨成像雷达已成为现代雷达发展的重要方向之一^[11]。全极化高分辨成像雷达在获取目标更丰富信息的同时,进一步增加了数据量,给存储、传输和实时信号处理带来困难。为了大幅减少系统采样数据同时实现全极化高分辨成像,对全极化SAR数据可直接套用现有的CS成像方法分别对各极化通道数据进行压缩采样和稀疏重建。但是这种多通道数据独立处理方式未能有效利用全极化信息,不但忽视了不同极化通道间的信息互补,而且有可能破坏极化信息的完整性,导致不同极化通道生成图像散射点的位置和数目不一致,这将不利于后续极化矩阵提取和极化特性分析等应用^[11-13]。虽然文献^[11-12]开展了基于联合稀疏性的全极化雷达成像研究工作,取得了不错的成像效果,但是前者仅研究了一维距离像,后者基于逆合成孔径雷达信号模型研究了全极化超分辨成像算法,缺乏实测数据验证。

不同于现有工作中的信号模型和重建算法,本文首先建立了更具有普适性的全极化SAR回波信号模型,通过分析目标在全极化下的稀疏特性,构建联合稀疏性度量函数,并依此将全极化SAR高分辨成像转化为多通道联合稀疏重建问题,接着利用提出的改进正交匹配追踪算法进行求解,最后通过Backhoe电磁仿真数据的处理结果验证所提方法的有效性,并且在微波暗室搭建了全极化SAR半实物仿真系统,利用其验证所提方法在工程上的可行性。本文方法不仅能够以较少的采样数据获得高分辨率SAR图像,而且由于对多个极化通道进行联合稀疏重建,因而生成图像能够全面准确反映目标全极化散射特性。

2 全极化信号模型

设载频信号为 $e^{j2\pi f_c t}$,脉冲信号以周期 T 依次发射,即发射时刻 $t_a = mT$ ($m = 0, 1, \dots, M-1$),称为慢时间。以发射时刻为起点的时间用 t_r 表示,称为快时间。快时间用来计算电波传播的时间,而慢时间是计量发射脉冲的时刻,这两个时间与全时间的关系为 $t_r = t - t_a$ 。因而发射的线性调频信号可写成:

$$s(t_r, t) = \begin{cases} e^{j2\pi(f_c t + \frac{1}{2}\gamma t_r^2)}, & |t| \leq T_p/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: f_c 为载波频率, γ 为信号调频率, T_p 为发射脉冲时宽。全极化SAR系统通过将接收的两路正交极化通道信号进行线性组合,获得由HH、HV、VH和VV极化通道构成的全极化信号。以HH极化通道为例,其接收的目标回波信号可表示为:

$$s^{\text{HH}}(t_r, t_a) = \iint_D g^{\text{HH}}(x, y) \exp\left[j\pi\gamma\left(t_r - \frac{2R^{\text{HH}}(t_a, x, y)}{c}\right)^2\right] \exp\left[-j\frac{4\pi f_c}{c}R^{\text{HH}}(t_a, x, y)\right] dx dy \quad (2)$$

式中: D 为成像场景区域, x 和 y 为目标位置坐标, $g^{\text{HH}}(x, y)$ 是目标位于 (x, y) 位置处的后向散射系数, $R^{\text{HH}}(t_a, x, y)$ 是雷达与位于 (x, y) 处目标在方位时间为 t_a 的瞬时距离。

将雷达成像场景进行离散化处理,并且为了便于把雷达信号表示为矩阵形式,将其对应的二维后向散射系数矩阵串接成一个一维列向量:

$$\mathbf{g}^{\text{HH}} = [g^{\text{HH}}(1, 1), \dots, g^{\text{HH}}(P, 1), g^{\text{HH}}(1, 2), \dots, g^{\text{HH}}(P, 2), \dots, g^{\text{HH}}(1, Q), \dots, g^{\text{HH}}(P, Q)]^T \quad (3)$$

式中: \mathbf{g}^{HH} 为 $PQ \times 1$ 的向量, P 为场景离散化以后 x 轴上的网格点数, Q 为 y 轴上的网格点数。

根据式(2),场景离散化以后的雷达回波数据可以表示为:

$$s^{\text{HH}}(t_r, t_a) = \sum_{i=1}^{PQ} g^{\text{HH}}(i) \exp\left[j\pi\gamma\left(t_r - \frac{2R^{\text{HH}}(t_a, i)}{c}\right)^2\right] \exp\left[-j\frac{4\pi f_c}{c}R^{\text{HH}}(t_a, i)\right] \quad (4)$$

式中: $g^{\text{HH}}(i)$ 是HH极化通道下第 i 个网格点的反射系数, $R^{\text{HH}}(t_a, i) = \sqrt{(x_i - R_0)^2 + (y_i - vt_a)^2}$ 是第 i 个网格点 (x_i, y_i) 在方位时间为 t_a 时与雷达之间的瞬时距离。成像几何关系如图1所示,目标以速度 v 飞行。

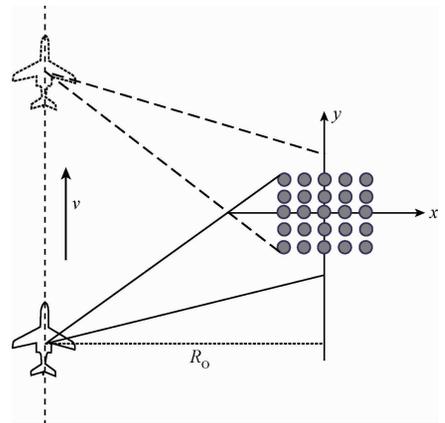


图1 SAR目标观测模型

Fig. 1 Observation model for SAR target

假设 N 为距离采样点数, M 是方位向点数,那么离散时间二维 SAR 信号可以表示为:

$$s^{\text{HH}}(t_{r,n}, t_{a,m}) = \sum_{i=1}^{PQ} g^{\text{HH}}(i) \exp\left[-j \frac{4\pi f_c}{c} R^{\text{HH}}(t_{a,m}, i)\right] \cdot \exp\left[j\pi\gamma\left(t_{r,n} - \frac{2R^{\text{HH}}(t_{a,m}, i)}{c}\right)^2\right]$$

$$n = 0, 1, \dots, N-1; \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (5)$$

为了便于分析,将式(5)表示成如下矩阵形式:

$$s^{\text{HH}} = \mathbf{A}g^{\text{HH}} + e^{\text{HH}} \quad (6)$$

式中: s^{HH} 为 $MN \times 1$ 向量,由信号采样点构成; \mathbf{A} 为尺寸为 $MN \times PQ$ 的字典矩阵,依据目标到信号的映射关系构成; g^{HH} 为 $PQ \times 1$ 向量,由场景后向散射系数构成; e^{HH} 为通道中的加性复噪声。在式(6)中:

$$s^{\text{HH}} = [r^{\text{HH}}(t_{r,1}, t_{a,1}), \dots, r^{\text{HH}}(t_{r,n}, t_{a,1}), r^{\text{HH}}(t_{r,1}, t_{a,2}), \dots, r^{\text{HH}}(t_{r,n}, t_{a,2}), \dots, r^{\text{HH}}(t_{r,1}, t_{a,m}), \dots, r^{\text{HH}}(t_{r,n}, t_{a,m})] \quad (7)$$

令 $a(t_{r,n}, t_{a,m}, i) = \exp[j\pi\gamma(t_{r,n} - 2R^{\text{HH}}(t_{a,m}, i)/c)^2]$ $\exp[-j4\pi f_c R^{\text{HH}}(t_{a,m}, i)/c]$, 则字典矩阵可以表示为:

$$\mathbf{A}^{\text{HH}} = [a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_{PQ}]_{MN \times PQ}^T \cdot \mathbf{a}_i = [a(t_{r,1}, t_{a,1}, i), \dots, a(t_{r,n}, t_{a,1}, i), a(t_{r,1}, t_{a,2}, i), \dots, a(t_{r,n}, t_{a,2}, i), \dots, a(t_{r,n}, t_{a,m}, i)] \quad (8)$$

至此,得到了 HH 极化通道目标到雷达信号的投影关系。其他极化通道目标到雷达信号的投影关系也很容易得出。综上,将全极化 SAR 信号模型表示为:

$$\begin{bmatrix} s^{\text{HH}} \\ s^{\text{HV}} \\ s^{\text{VH}} \\ s^{\text{VV}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{\text{HH}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{A}^{\text{HV}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{A}^{\text{VH}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mathbf{A}^{\text{VV}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g^{\text{HH}} \\ g^{\text{HV}} \\ g^{\text{VH}} \\ g^{\text{VV}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e^{\text{HH}} \\ e^{\text{HV}} \\ e^{\text{VH}} \\ e^{\text{VV}} \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$s = \mathbf{A}g + e \quad (9)$$

式中: s 对应全极化回波信号, \mathbf{A} 对应全极化字典矩阵, g 对应各极化通道目标后向散射系数, e 为 $MN \times 4$ 矩阵,对应各极化通道加性噪声。需要说明的是,各极化通道对应的字典矩阵可以相同,但为了不失一般性,将 4 个极化通道的字典矩阵分开表示。

3 基于 CS 的全极化 SAR 高分辨成像

3.1 单通道 CS 成像

为了有效降低个各极化通道采样数据,首先在方位向随机的选择 $N_{\text{CS}} (\ll N)$ 个孔径位置发射信号,然后在距离向随机的选择 $M_{\text{CS}} (\ll M)$ 频率点。为了便于工程化实现,随机采样通过构建混沌序列^[14]或平衡 Gold 序列^[15]确定性测量矩阵实现。同样需要说明的是,各极化通道的压缩采样形式可以不一样。经压缩降采样后,全极化 SAR 信号模型(9)表示为:

$$s_{\text{CS}} = \mathbf{A}_{\text{CS}}g + e_{\text{CS}} \quad (10)$$

式中: s_{CS} 的尺寸为 $4M_{\text{CS}}N_{\text{CS}} \times 1$, \mathbf{A}_{CS} 的尺寸为 $4M_{\text{CS}}N_{\text{CS}} \times 4PQ$, g 的尺寸仍然为 $4PQ \times 1$, e_{CS} 的尺寸同 s_{CS} 一致。由于 s_{CS} 远不满足传统 Nyquist 采样定理,在这种情况下,传统匹配滤波成像方法无法得到高质量的目标图像。根据 CS 和目标成像场景空间分布稀疏性特点,将全极化 SAR 高分辨成像转换成 4 个独立通道的优化重建问题:

$$\begin{cases} \min \|g^{\text{HH}}\|_0 & \text{s. t.} & \|s_{\text{CS}}^{\text{HH}} - \mathbf{A}_{\text{CS}}^{\text{HH}}g^{\text{HH}}\|_2 \leq \xi^{\text{HH}} \\ \min \|g^{\text{HV}}\|_0 & \text{s. t.} & \|s_{\text{CS}}^{\text{HV}} - \mathbf{A}_{\text{CS}}^{\text{HV}}g^{\text{HV}}\|_2 \leq \xi^{\text{HV}} \\ \min \|g^{\text{VH}}\|_0 & \text{s. t.} & \|s_{\text{CS}}^{\text{VH}} - \mathbf{A}_{\text{CS}}^{\text{VH}}g^{\text{VH}}\|_2 \leq \xi^{\text{VH}} \\ \min \|g^{\text{VV}}\|_0 & \text{s. t.} & \|s_{\text{CS}}^{\text{VV}} - \mathbf{A}_{\text{CS}}^{\text{VV}}g^{\text{VV}}\|_2 \leq \xi^{\text{VV}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\|\cdot\|_0$ 为零范数,代表向量中非零元素的数目; $\xi^{\text{HH}} = \|e^{\text{HH}}\|_2$ 为 HH 极化通道对应的噪声电平, ξ^{HV} 、 ξ^{VH} 和 ξ^{VV} 照此类推。在式(11)中,选择合适的噪声水平对于最后优化求解结果至关重要:噪声电平过高会导致部分弱散射点丢失,而过低则难以抑制强噪声。对于单个极化通道回波数据,可以直接利用现有的 CS 优化算法重建目标图像,包括凸优化方法或效率较高的贪婪算法实现。

3.2 多通道联合 CS 成像

如 3.1 节所示,将各极化通道下的回波分别应用现有 CS 方法进行成像处理,从而获得高分辨全极化成像结果,但是这种单通道 CS 处理方法未能联合利用全极化信息,有可能破坏极化信息的完整性,从而导致不同极化状态间散射点的不连续性,即获得的不同极化状态下的目标像反映的散射点位置和数目不一致,也就不能保证同一散射点在不同极化状态下的散射特性得到正确反映,这将会对后续的极化特性分析、目标识别等进一步应用带来困难。

根据式(9)所示的全极化 SAR 信号模型,同一散射中心在不同极化状态下的位置参数具有一致性。也就是说,如果成像场景中某一位置存在强散射中心点,则该散射点至少在某一极化状态下的散射强度不为 0,反之如果在某一位置上不存在散射点,其在任何极化状态下的散射强度均为 0。依据此先验信息,构建多通道联合稀疏性度量函数:

$$\|g\|_0 = \| |g^{\text{HH}}| + |g^{\text{HV}}| + |g^{\text{VH}}| + |g^{\text{VV}}| \|_0 \quad (12)$$

在式(11)中,零范数表示各极化状态下非零元素的个数,由于目标各向异性,不同极化状态下非零系数位置和数目不一致;而式(12)中的零范数综合考虑全极化信息,只要某一极化状态下存在强散射点,那么在各极化状态下对应位置同时存在非零系数,不同的只是值的大小。通过构建这样的联合稀疏性度量函数,从而确保散射中心位置和数目在各极化状态下的一致性。依据构建的联合稀疏性度量函数,将(11)变为求解如下多通道联合稀疏优化重建问题:

$$\min_{(g^{\text{HH}}, g^{\text{HV}}, g^{\text{VH}}, g^{\text{VV}})} \|g\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \begin{cases} \|s_{\text{CS}}^{\text{HH}} - A_{\text{CS}}^{\text{HH}} g^{\text{HH}}\|_2^2 \leq \varepsilon \\ \|s_{\text{CS}}^{\text{HV}} - A_{\text{CS}}^{\text{HV}} g^{\text{HV}}\|_2^2 \leq \varepsilon \\ \|s_{\text{CS}}^{\text{VH}} - A_{\text{CS}}^{\text{VH}} g^{\text{VH}}\|_2^2 \leq \varepsilon \\ \|s_{\text{CS}}^{\text{VV}} - A_{\text{CS}}^{\text{VV}} g^{\text{VV}}\|_2^2 \leq \varepsilon \end{cases} \quad (13)$$

式中: ε 由各极化通道最小的噪声水平确定, 以保证各极化通道都能生成目标图像。对于式(13), 传统 CS 优化重建算法无法直接处理。文献[16]提出了一种改进凸优化方法用以解决干涉通道联合稀疏成像问题, 由于只对方位向进行稀疏重建, 计算复杂度不高, 而应用到本文研究的距离向和方位向二维稀疏重建问题时, 计算复杂度非常高, 特别是在高分辨 SAR 成像中, 待重建目标系数向量通常具有较大的尺寸, 计算时往往出现计算机内存不足情况。正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)是一种常用的贪婪算法, 具有较高的计算效率同时又能保证优良的重建结果, 因此本文在 OMP 算法的基础上, 提出一种有效处理多通道联合稀疏重建问题的改进 OMP 算法, 所提算法具体步骤如下。

1) 初始化: 迭代次数 $t = 1$, 目标向量 $g^{\text{HH}}(0) = g^{\text{HV}}(0) = g^{\text{VH}}(0) = g^{\text{VV}}(0)$, 残余信号 $r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(0) = s_{\text{CS}}^{\text{HH}}(0)$, $r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(0) = s_{\text{CS}}^{\text{HV}}(0)$, $r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(0) = s_{\text{CS}}^{\text{VH}}(0)$, $r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(0) = s_{\text{CS}}^{\text{VV}}(0)$, 增量矩阵 $\Phi(t) = \emptyset$, 其中 (\cdot) 代表迭代次数, (0) 代表初始化值。

2) 分别用 $r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(t-1)$, $r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(t-1)$, $r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(t-1)$ 和 $r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(t-1)$ 向矩阵 A_{CS} 中的向量作投影, 计算内积并绝对值求和, 并将最大内积 k_{max} 所对应的向量记录在增量矩阵 $\Phi(t)$ 中, 同时将该向量从 A_{CS} 中剔除:

$$k_{\text{max}} = \text{argmax} [|(A_{\text{CS}}^{\text{HH}})_k \cdot r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(t)| + |(A_{\text{CS}}^{\text{HV}})_k \cdot r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(t)| + \dots + |(A_{\text{CS}}^{\text{VH}})_k \cdot r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(t)| + |(A_{\text{CS}}^{\text{VV}})_k \cdot r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(t)|] \quad (14)$$

式中: $(A_{\text{CS}}^l)_k$ 为极化通道 l 对应感知矩阵中第 $(\cdot)^*$ 列向量, $(\cdot)^*$ 为共轭操作。

3) 采用最小二乘方法分别计算 4 个通道投影系数 $g^{\text{HH}}(t)$, $g^{\text{HV}}(t)$, $g^{\text{VH}}(t)$ 和 $g^{\text{VV}}(t)$:

$$g^{\text{HH}}(t) = \frac{\Phi(t)^{\text{H}} s_{\text{CS}}^{\text{HH}}}{\Phi(t)^{\text{H}} \Phi(t)}, \quad g^{\text{HV}}(t) = \frac{\Phi(t)^{\text{H}} s_{\text{CS}}^{\text{HV}}}{\Phi(t)^{\text{H}} \Phi(t)}, \\ g^{\text{VH}}(t) = \frac{\Phi(t)^{\text{H}} s_{\text{CS}}^{\text{VH}}}{\Phi(t)^{\text{H}} \Phi(t)}, \quad g^{\text{VV}}(t) = \frac{\Phi(t)^{\text{H}} s_{\text{CS}}^{\text{VV}}}{\Phi(t)^{\text{H}} \Phi(t)} \quad (15)$$

式中: $(\cdot)^{\text{H}}$ 为转置操作。

4) 更新残余信号 $r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(t)$, $r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(t)$, $r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(t)$ 和 $r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(t)$:

$$r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(t) = r_{\text{CS}}^{\text{HH}}(t-1) - \Phi(t) g^{\text{HH}}(t); \\ r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(t) = r_{\text{CS}}^{\text{HV}}(t-1) - \Phi(t) g^{\text{HV}}(t); \\ r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(t) = r_{\text{CS}}^{\text{VH}}(t-1) - \Phi(t) g^{\text{VH}}(t); \\ r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(t) = r_{\text{CS}}^{\text{VV}}(t-1) - \Phi(t) g^{\text{VV}}(t) \quad (16)$$

5) 迭代次数 $t = t + 1$, 重复步骤 2) ~ 4), 直到残余信号的能量低于预设阈值 $Thres$ 或迭代次数到达预设稀疏度 $t = K$ 为止。

预设阈值 $Thres$ 的设定同回波信号噪声水平有关, 在高信噪比条件下, 阈值一般可设为回波信号能量的 0.05

左右, 此时目标上的绝大部分散射中心能够准确重建; 反之, 随着回波信号中噪声的增加, 设定的阈值大小也需随之变大, 从而避免生成图像中存在较多因噪声带来的虚假散射点。如果稀疏度 K 已知, 那么压缩感知匹配追踪类重建算法具有非常好地重建结果, 但是在工程实际中很难得到精确的稀疏度, 这就往往需要结合大量的 SAR 图像进行统计分析, 确定不同类型观测场景大致的稀疏度 K 范围, 然后再通过优化准则在确定的范围内寻找最优稀疏度 K 。噪声的随机性会导致场景中目标的聚焦性变差, 因而可以利用图像熵作为优化准则。

4 实验结果与分析

4.1 Backhoe 挖掘机电磁仿真实验

首先利用 Backhoe 挖掘机电磁仿真数据^[18]验证本文所提方法的有效性。该数据是频率范围为 7 ~ 13 GHz, 方位范围为 $-10^\circ \sim 100^\circ$ 的大带宽、大转角、全极化(HH、HV(VH)、VV)数据。在实验中, 仅选取了中心频率为 10 GHz, 带宽为 500 MHz, 方位角度为 5° 的全极化目标数据。图 2 所示为 Backhoe 的 CAD 模型。图 3 第 1 列为传统滤波逆投影方法成像结果, 从生成图像可以看出目标散射点旁瓣高, 整体分辨效果差。此外, 由于目标的各向异性, 导致各极化状态下所成图像不同, 尤其是 HV 极化状态下所成图像差异性明显, 这种不同极化状态下散射点位置的不一致性不利于后续极化散射矩阵提取和极化特性分析等应用。利用单通道 CS 方法分别对各极化通道进行稀疏重建, 处理结果如图 3 第 2 列所示。相比传统成像方法, 图像旁瓣被明显抑制, 分辨率明显改善。但是单通道 CS 方法同样存在传统成像方法中存在的问题, 即散射点在各极化通道中位置不能一一对应。相反, 多通道联合 CS 方法不仅能够显著提高成像分辨率, 而且能够保证各极化通道散射点位置和数目的一致性, 如图 3 第 3 列所示。实验结果表明, 所提方法通过联合各极化通道信息, 确保各极化状态下散射点位置和数目的一致性, 从而可以更好地反映散射中心在不同极化状态下的散射特性, 有利于后续目标识别等进一步应用。



图 2 Backhoe 立体模型

Fig. 2 Three-dimensional CAD model of Backhoe

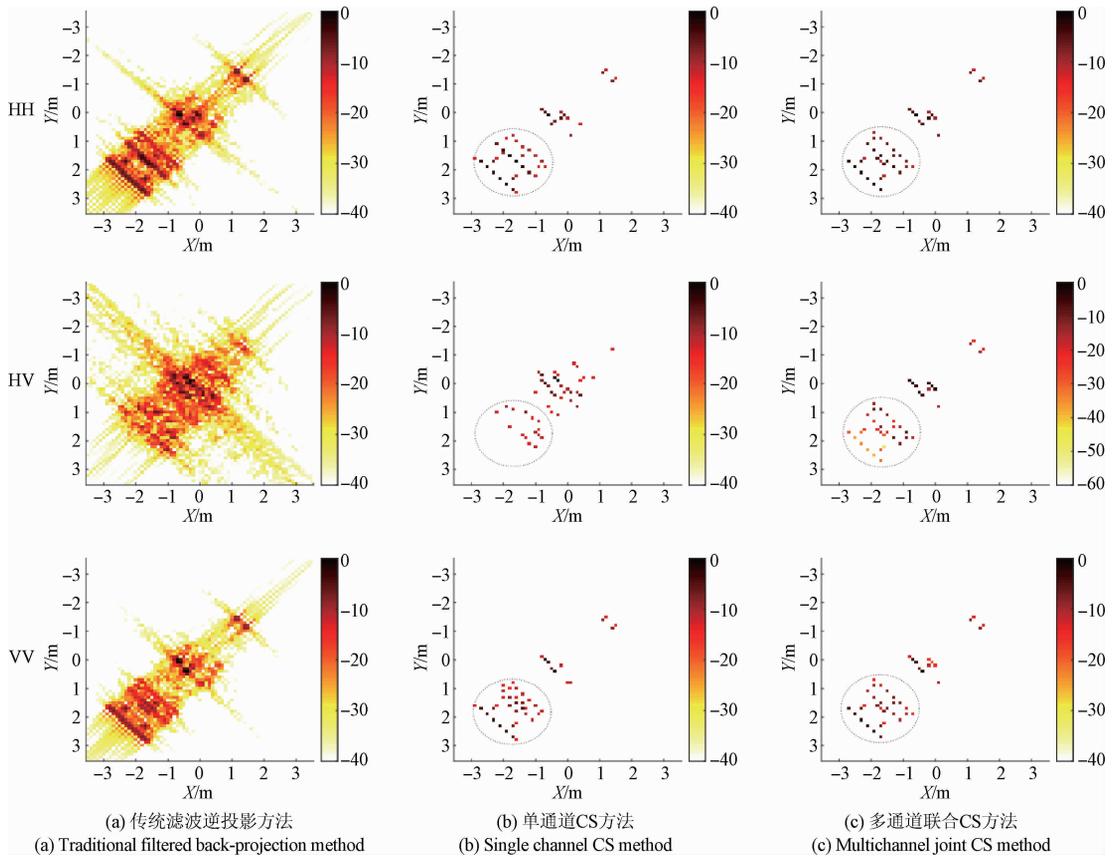
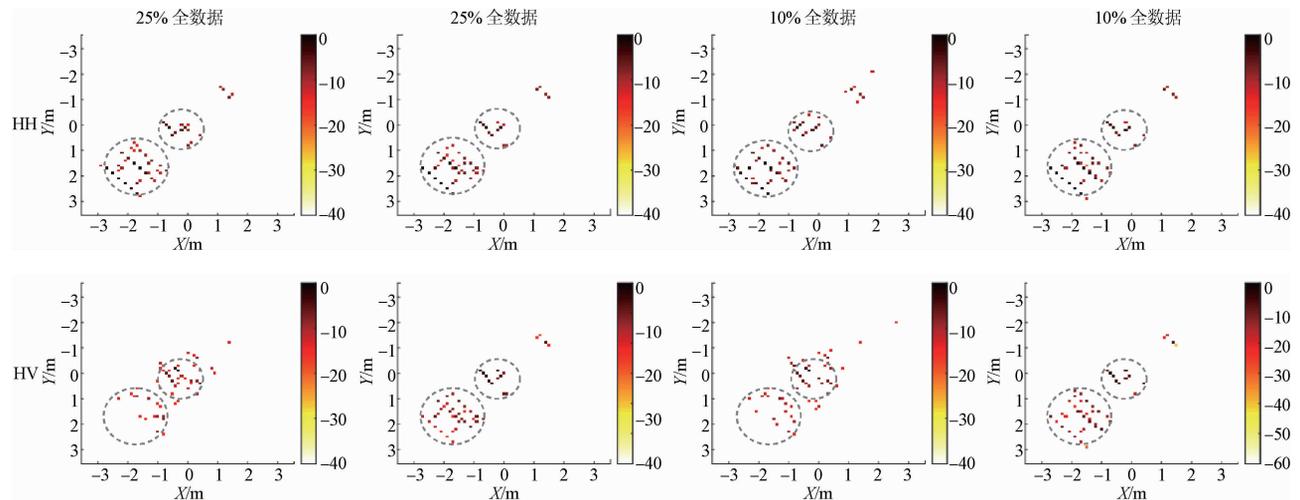


图3 对仿真数据3种成像方法处理结果

Fig. 3 Processing results of simulation data for three imaging methods

接下来通过实验分析压缩采样比例和信噪比 (signal noise ratio, SNR) 对成像性能的影响分析。首先对距离向和方位向进行压缩采样,单通道独立 CS 和多通道联合 CS 方法分别仅利用 25% 和 10% 的全极化数据进行高分辨成像的结果如图 4 所示。从实验结果看

出,随着压缩采样比例的加大,单通道独立 CS 方法成像性能下降,出现较多的虚假点,相比而言,多通道联合 CS 方法不仅具有更好的成像质量,而且依然保证各极化通道间散射点位置的一致性,确保极化散射矩阵提取的完整性。



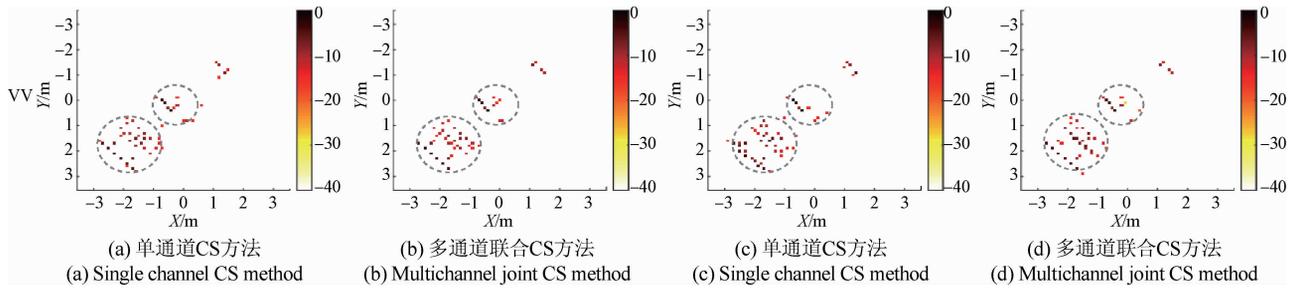


图4 使用50%和30%全极化仿真数据下的成像结果

Fig. 4 Imaging results for 50% and 30% of full polarization simulation data

通过向实验数据中加入SNR为-4和-6 dB的复高斯白噪声来验证所提方法的抗噪性能,SNR定义为回波数据和噪声的能量比,结果如图5所示。从图5实验结果看出:在较低信噪比下,两种基于压缩感知的成像方

法具有较强的抑制噪声能力;相比于单通道独立CS方法,多通道联合CS方法不仅具有更好的抑制噪声能力,而且依然保证各极化通道间散射点位置的一致性,保留了目标更多的极化信息。

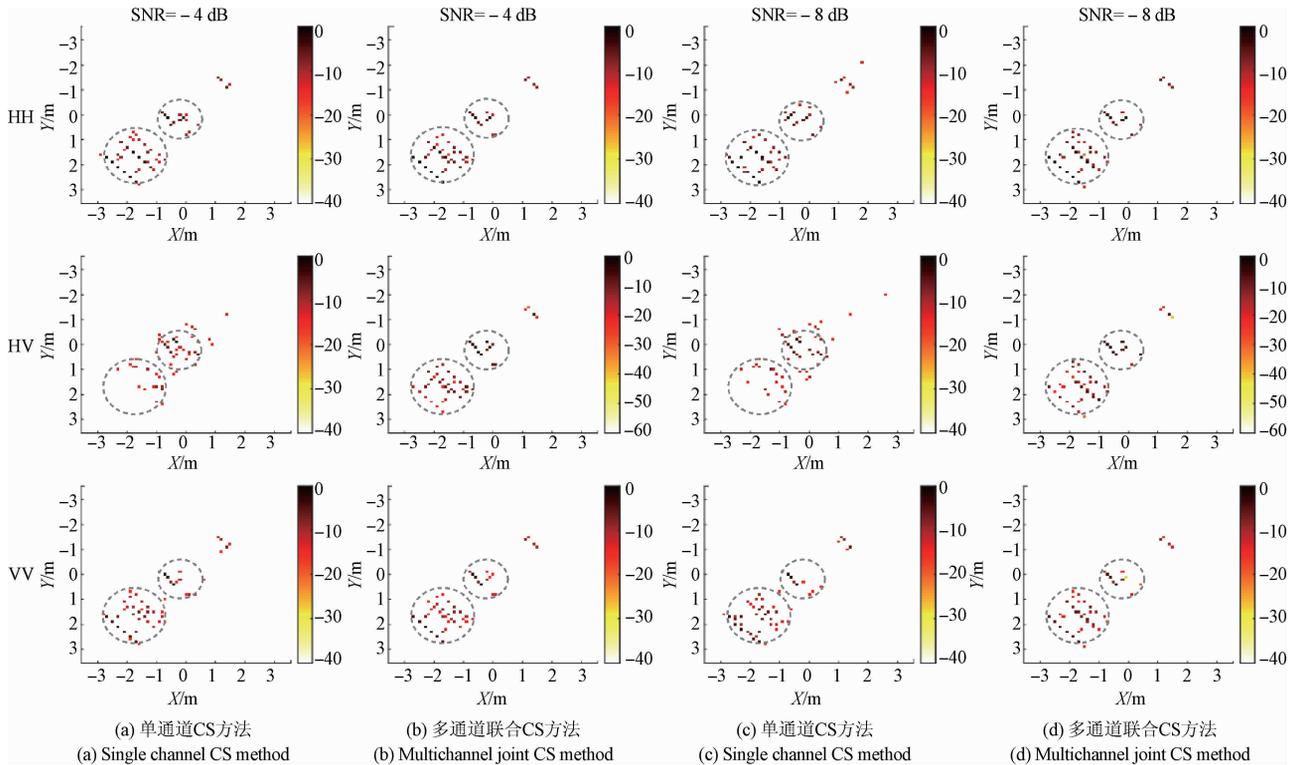


图5 信噪比为-4和-8 dB条件下的成像结果

Fig. 5 Imaging results under SNRs of -4 and -8 dB

为更好地评价不同方法成像性能,给出量化指标随压缩采样比例和SNR的变化曲线。评价指标采用最小均方误差(mean square error, MSE)。在噪声性能分析实验中,向回波数据中加入不同的SNR(-10~10 dB)复高斯白噪声。在压缩采样数据性能分析实验中,随机选取

不同压缩采样比例(0.1~0.6)的回波数据。图6(a)和(b)分别为不同SNR和压缩采样比例下的成像性能曲线。从图6中可以看出,相比单通道独立CS方法,多通道联合CS方法由于利用了多通道数据的冗余性和互补性,具有更强的抑制噪声能力和更好的重建精度。

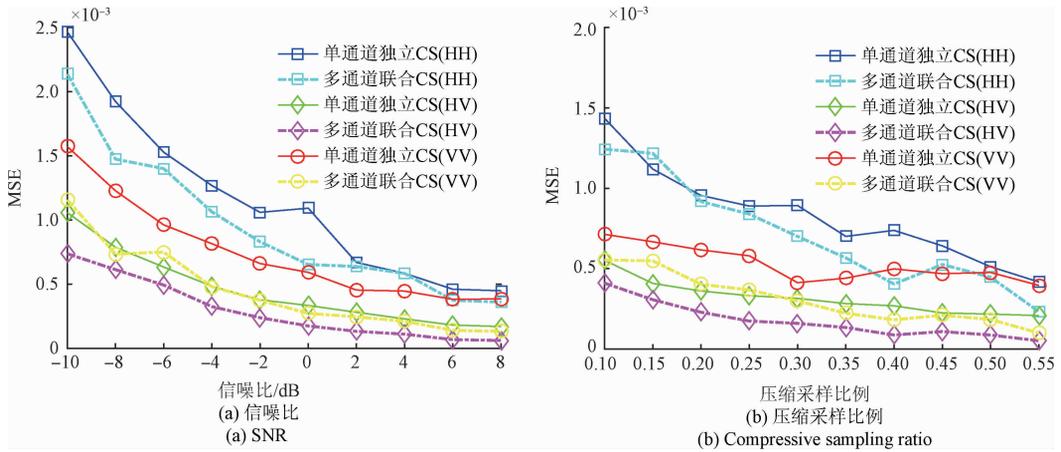


图 6 不同信噪比和压缩采样比例下的成像性能曲线

Fig. 6 Imaging performance curves under different SNRs and compressive sampling ratios

4.2 暗室实测数据实验结果

为了验证所提方法的工程可行性,在微波暗室搭建了全极化 SAR 半实物仿真系统,如图 7 所示。图 7(a)为系统整体框架,主要由取样架、网络矢量分析仪、宽带天线和场景组成。通过取样架沿着导轨移动来模拟机载 SAR 飞行的轨迹,矢量网络分析仪和宽带天线构成了整个雷达系统,场景由 3 棵南洋杉“品”字形摆放。图 7(b)和(c)所示分别为微波暗室内部测试全景和全极化宽带天线摆放。实验参数如表 1 所示。



(c) 超宽带全极化天线系统

(c) Ultra wideband full polarization antenna system

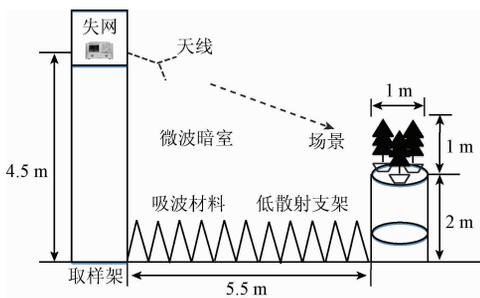
图 7 全极化 SAR 半实物仿真系统

Fig. 7 Full polarization SAR hardware-in-loop system

表 1 实验参数

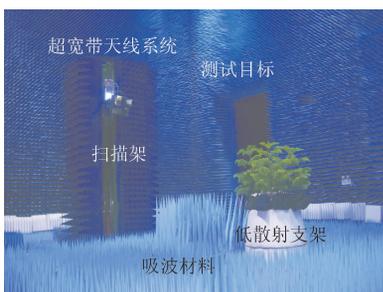
Table 1 Experiment parameters

参数	数值	参数	数值
最小频率/GHz	9.5	线扫长度/m	3
最大频率/GHz	10.5	线扫间隔/mm	15
带宽/GHz	1	测试距离/m	5
频率间隔/GHz	0.0125	下视角/度	20



(a) 系统框架

(a) The system framework



(b) 系统真实场景

(b) Real scene of the system

利用录取的实测数据,传统滤波逆投影方法、单通道 CS 和多通道联合 CS 成像结果如图 8 所示。从实验结果可以看出,CS 成像方法较传统成像方法相比,图像中散射点旁瓣明显被抑制,成像分辨率显著提高。传统成像方法和单通道 CS 成像方法无法保证各极化通道间散射点位置和数目的一致性,这将给后续极化特性分析带来困难。相反,多通道联合 CS 成像方法能够很好的解决这一问题,在实现高分辨成像的同时保留了目标的极化散射特性,保证各极化通道间散射点位置和数目的一致性,有利于后续目标极化散射矩阵提取和极化特性分析。此外,在多通道联合 CS 方法生成图像中,3 棵树的轮廓信息更加明显。

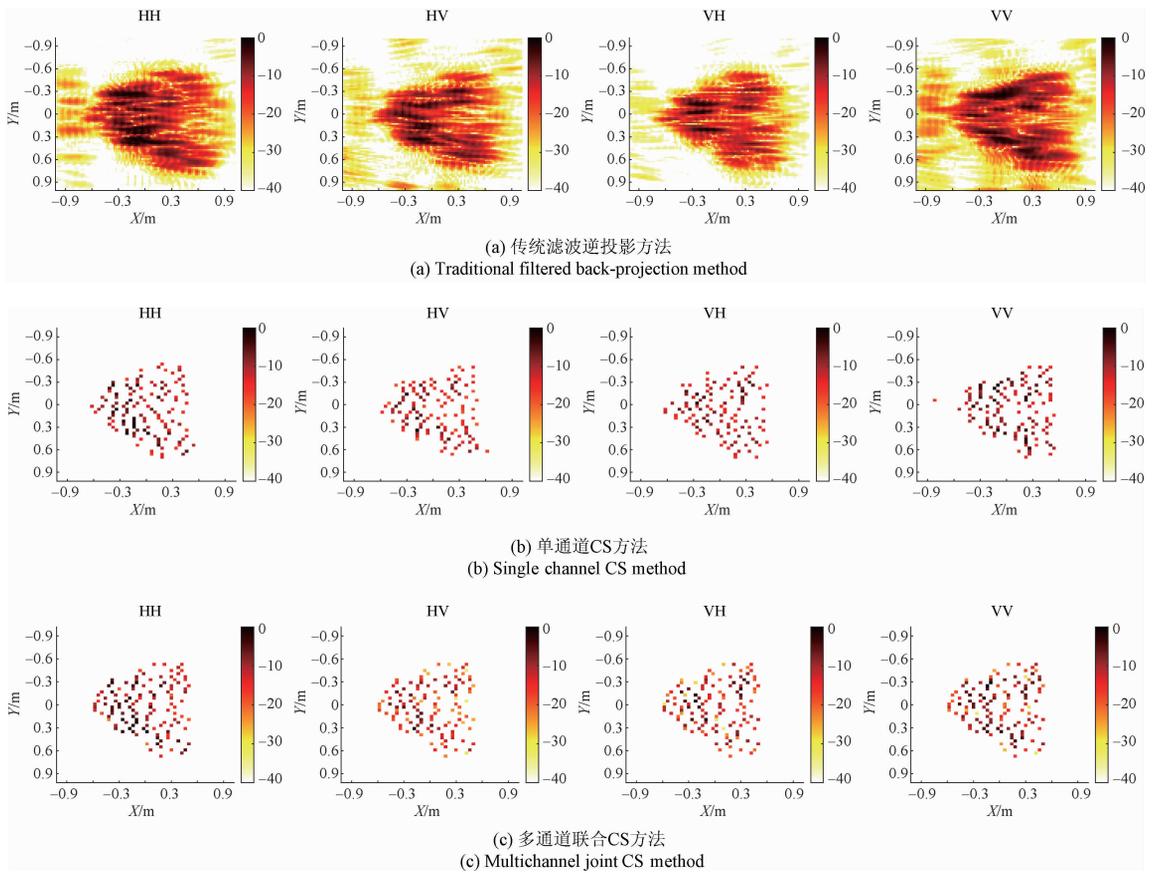
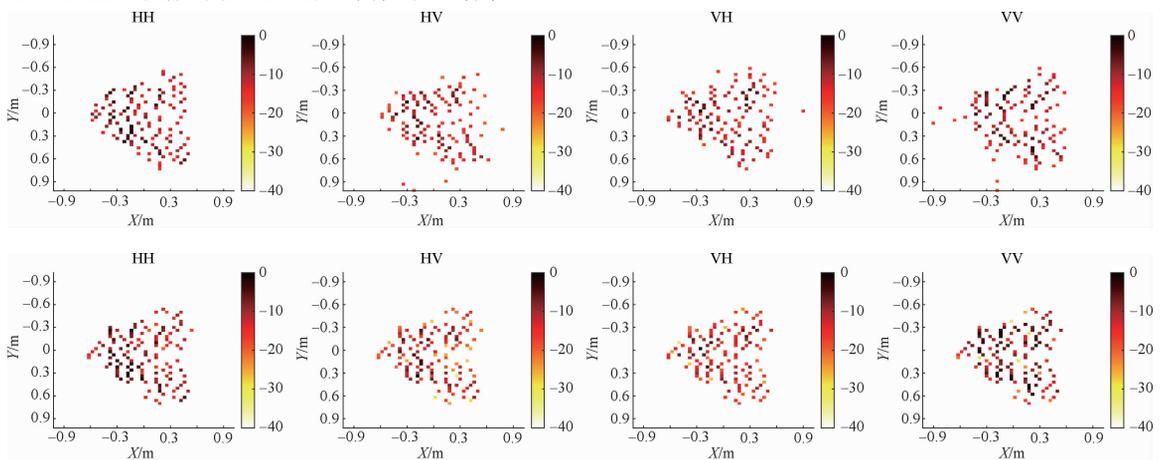


图8 对实测数据3种成像方法处理结果

Fig. 8 Processing results of real data for three imaging methods

接下来,通过随机减少采样孔径位置和步进频率来模拟CS降采样过程,从而验证CS在全极化SAR成像中的工程可行性。分别仅利用50%和25%的全极化SAR数据进行高分辨成像,单通道CS和多通道联合CS成像结果如图9所示。从实验结果可以看出:基于CS成像方法能够利用少量回波数据实现目标的高分辨成像,从而

有效降低雷达系统采样率和存储量的要求;另外,随着回波数据量的减小,相比于单通道CS成像方法,多通道联合CS成像由于联合利用了多极化信息,不仅具有更好的成像质量,而且依然保证各极化通道间散射点位置的一致性,准确反映目标全极化散射特性。



(a) 50% of full polarization data (upper row:single channel CS method;lower row:multichannel joint CS methos)

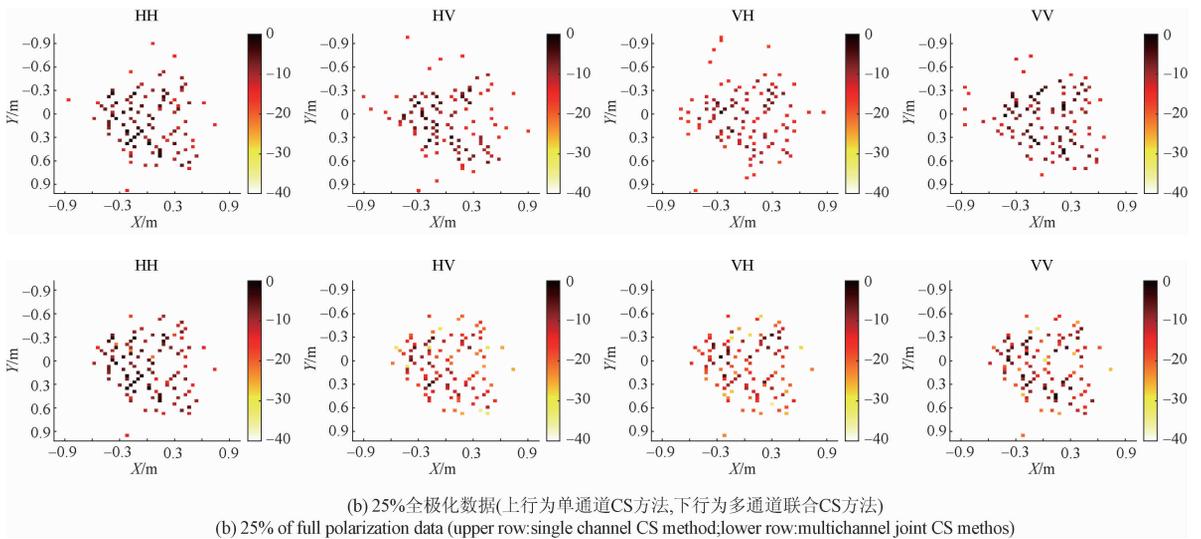


图9 使用50%和25%全极化实测SAR数据下的成像结果

Fig. 9 Imaging results for 50% and 25% of full polarization real SAR data

5 结 论

本文基于成像场景空间分布稀疏性和改进的OMP算法,结合全极化信息,提出了一种基于多通道联合稀疏重建的全极化SAR高分辨成像方法。该方法不仅能够利用少量采样数据实现高分辨成像,有效降低雷达系统采样、存储负担,而且由于对不同极化通道数据联合稀疏重建处理,保证了各极化通道间散射点的位置和数目参数一致性,更全面刻画了目标全极化散射特性,有利于目标识别等进一步应用。最后不仅通过电磁仿真数据验证了所提方法的有效性,而且在微波暗室搭建了全极化SAR半物理仿真系统,并利用录取的实测数据进一步验证了所提方法的工程可行性。

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [3] 李少东, 杨军, 陈文峰, 等. 基于压缩感知理论的雷达成像技术与应用研究进展[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2): 495-508.
LI SH D, YANG J, CHEN W F, et al. Overview of radar imaging technique and application based on compressive sensing theory[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(2): 495-508.

- [4] 闵锐, 杨倩倩, 皮亦鸣, 等. 基于正则化匹配追踪的SAR层析成像[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(12): 1069-1073.
MIN R, YANG Q Q, PI Y M, et al. SAR tomography imaging based on regularized orthogonal matching pursuit[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2012, 26(12): 1069-1073.
- [5] 史洪印, 赵欣悦. 基于CS的SAR旋转目标检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1342-1349.
SHI H Y, ZHAO X Y. Study on the rotational micro-motion target detection based on compressive sensing for SAR system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6): 1342-1349.
- [6] 顾福飞, 张群, 娄昊, 等. 一种孔径和频率二维稀疏的步进频SAR成像方法[J]. 航空学报, 2015, 36(4): 1221-1229.
GU F F, ZHANG Q, LOU H, et al. SAR imaging method with sparse aperture and frequency using stepped-frequency waveform [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36(4): 1221-1229.
- [7] 史洪印, 贾宝京, 齐兆龙. 基于压缩感知的非均匀脉冲SAR欺骗性干扰抑制方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 525-532.
SHI H Y, JIA B J, QI ZH L. Novel non-uniform pulse SAR deception jamming suppressing based on compressive sensing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 525-532.
- [8] DONG X, ZHANG Y H. A novel compressive sensing algorithm for SAR imaging[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote

- Sensing, 2014, 7(2): 708-720.
- [9] BU H X, TAO R, BAI X, et al. A Novel SAR imaging algorithm based on compressed sensing [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(5): 1003-1007.
- [10] SHEN F F, ZHAO G H, SHI G M, et al. Compressive SAR imaging with joint sparsity and local similarity exploitation[J]. Sensors, 2015, 15(2), 4176-4192.
- [11] 邱伟, 赵宏钟, 周剑雄, 等. 基于联合稀疏性的高分辨全极化雷达成像研究[J]. 电子学报, 2013, 40(9): 1685-1693.
QIU W, ZHAO H ZH, ZHOU J X, et al. High resolution full polarization radar imaging based on joint sparsity [J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 40(9):1685-1693.
- [12] 吴敏, 张磊, 邢孟道, 等. 基于分布式压缩感知的全极化雷达超分辨成像[J]. 电波科学学报, 2015, 30(1): 29-36.
WU M, ZHANG L, XING M D, et al. Full polarization super-resolution radar imaging algorithm based on distributed compressive sensing[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2015, 30(1): 29-36.
- [13] 黄大荣, 张磊, 郭新荣, 等. 全极化频谱外推的合成孔径雷达成像分辨率增强方法[J]. 电波科学学报, 2014, 29(5): 799-805.
HUANG D R, ZHANG L, GUO X R, et al. Enhanced resolution in fully polarimetric synthetic aperture radar imaging using bandwidth extrapolation [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(5): 799-805.
- [14] GUO J B, WANG R. Construction of a circulant compressive measurement matrix based on chaotic sequence and RIPless theory [J]. Acta Physical Sinica, 2014, 63(19):198402.
- [15] 王学伟, 崔广伟, 王琳, 等. 基于平衡 Gold 序列的压缩感知测量矩阵的构造[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 97-102.
WANG X W, CUI G W, WANG L, et al. Construction of measurement matrix in compressed sensing based on balanced Gold sequence [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1):97-102.
- [16] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [17] CHEN Q, XU G, ZHANG L, et al. Three-dimensional interferometric inverse synthetic aperture radar imaging

with limited pulses by exploiting joint sparsity[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2015, 9(6):692-701.

- [18] ÇETIN M, STOJANOVIC I, ONHON O N, et al. Sparsity-driven synthetic aperture radar imaging: Reconstruction, autofocusing, moving targets, and compressed sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(4):27-40.

作者简介



孙超, 2010 年于曲阜师范大学获得学士学位, 2013 年于西北工业大学获得硕士学位, 现为西北工业大学博士研究生, 主要研究方向为微波成像、高分辨 SAR/ISAR 成像。
E-mail: sunchao13@126.com

Sun Chao received his B. Sc. degree in 2010 from Qufu Normal University and M. Sc. degree in 2013 from Northwestern Polytechnical University; now, he is pursuing Ph. D. degree in Northwestern Polytechnical University. His main research interest includes microwave imaging and high-resolution SAR/ISAR imaging.



王保平 (通讯作者), 1993 年于湖北大学获得硕士学位, 2004 年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为西北工业大学无人机特种技术重点实验室研究员, 主要研究方向为雷达成像和图像处理。
E-mail: wbluo@sina.com

Wang Baoping (Corresponding author) received his M. Sc. degree in 1993 from Hubei University and Ph. D. degree in 2004 from Xidian University; now, he is a research fellow in Science and Technology on UAV Laboratory, Northwestern Polytechnical University. His main research interest includes radar imaging and image processing.



宋祖勋, 分别在 1986 年、1989 年和 2004 年于西北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为西北工业大学电子信息学院研究员, 主要研究方向为信号信息获取与处理、微波通讯链总体设计和 EMC 设计与诊断。

Email: zxsong@nwpu.edu.cn

Song Zuxun received his B. Sc, M. Sc. and Ph. D. degrees all from Northwestern Polytechnical University in 1986, 1989 and 2004, respectively. Now, he is a research fellow in School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University. His main research interest includes signal information acquisition and processing, overall design of microwave communication link and EMC design and diagnosis.