

基于压缩感知的连续场景稀疏阵列 SAR 三维成像

李烈辰^{*①②③} 李道京^{①②}

^①(微波成像技术国家重点实验室 北京 100190)

^②(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^③(中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 该文提出一种基于压缩感知的连续场景稀疏阵列 SAR 3 维成像方法。利用多孔径观测结构,使 SAR 复图像在频域和变换域具备稀疏性,将压缩感知(CS)方法引入频域和变换域的信号处理过程中,实现高分辨率 3 维成像,获得与满阵成像结果相同的成像质量。该文方法适用于随机稀疏阵列,可减少对高程向阵型的设计约束,为孔径综合处理后无法获得满阵条件下实现对地成像提供了可能。仿真试验验证了该文方法的有效性。

关键词: 雷达 3 维成像; 多孔径观测结构; 压缩感知(CS); 连续场景; 信号重构

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2166-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01645

Sparse Array SAR 3D Imaging for Continuous Scene Based on Compressed Sensing

Li Lie-chen^{①②③} Li Dao-jing^{①②}

^①(National Key Laboratory of Microwave Imaging Technology, Beijing 100190, China)

^②(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^③(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In this paper a sparse array SAR 3D imaging for continuous scene based on Compressed Sensing (CS) is proposed. It exploits the sparsity property of the SAR image under multi-aperture observation structure which supposes that SAR images become sparse in the transform domain by eliminating the random phase of each scattering cell, and CS theory is introduced into the signal processing in the transform domain. The proposed method can achieve high resolution 3D imaging and get nearly the same image quality as the full array with a few samplings. The proposed method decreases the constrain of the array designing on elevation direction and provides the possibility for imaging in the situation that a full equivalent array cannot be achieved. Simulation results verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: Radar 3D imaging; Multi-aperture observation structure; Compressed Sensing (CS); Continuous scene; Signal reconstruction

1 引言

SAR 作为重要的遥感工具,通过脉冲压缩技术获得高的距离向分辨率,通过合成孔径原理获得高的方位向分辨率,从而获得 2 维的高分辨率图像。但传统 SAR 系统难以提供高度的信息。近年来在获取地物 3 维信息上,国内外学者做了许多研究。这些研究主要集中在在高程方向使用均匀线阵替代原来的单孔径以获得高程向分辨率,从而实现 3 维成像。

然而,多孔径同时也带来了更多数据量。为了

减小数据量,需要一种有效的数据获取方式,如稀疏阵列。事实上,在大多数 SAR 系统中,稀疏阵列可被认为是一种合理的数据获取方式。在机载 SAR 系统中,出于与载机平台共形的考虑,阵列的布设方式通常是非均匀的。对于星载 SAR 系统^[1],由于卫星轨道的影响,平台在高程方向形成的等效阵列通常非均匀排布,是稀疏的。数据丢失也是非均匀采样的一个原因。

虽然稀疏采样能大幅降低数据量和系统复杂度,但也带来了许多问题。非均匀的采样引起高的副瓣和栅瓣,降低了图像质量。由于高程向的分辨率通常远低于其他两维的分辨率,副瓣和栅瓣的影响显得尤为突出。

2013-10-28 收到, 2014-01-15 改回

国家自然科学基金(61271422)资助课题

*通信作者: 李烈辰 chrislee365@hotmail.com

近几年压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[2,3]被广泛应用于雷达成像领域^[4-6],其中基于CS的层析SAR(SAR Tomography, TomoSAR)的研究工作^[7-10],提供了稀疏采样时3维成像的解决方案。但TomoSAR建立在同一方位-距离单元内高程向上只有少数散射点的假设上。当有散射平面平行于高程向时,这一假设不成立, TomoSAR方法失效。文献[11]提出了一种连续场景的稀疏阵列SAR侧视3维成像方法,利用了频域稀疏性和信号重构处理进行3维成像,但由于采用了低通滤波处理,只适用于等间隔的空间稀疏采样,而且会导致图像分辨率的降低。

本文利用多孔径观测结构下SAR复图像的稀疏性,提出了一种基于变换域稀疏的成像方法。利用高程向的多孔径观测结构和信号重构处理,可以使连续场景的SAR复图像在频域具备稀疏性,这也意味着在变换域具备稀疏性^[12]。SAR复图像的可压缩性意味着在信号获取时,可以在空间域降采样。将信号在频域和变换域的稀疏性与CS相结合,在稀疏采样的回波和SAR复图像之间可以建立一个线性投影关系,从而可以使用CS理论中的求解方法如 l_1 范数最小化算法从少量的观测数据中重建SAR复图像。使用CS方法进行侧视3维成像,原理上不会降低图像的分辨率,且能实现非等间隔空间稀疏采样,减少了对高程向阵型的设计约束,也为孔径综合处理^[13]后无法获得满阵条件下实现对地成像提供了可能。基于CS方法研究稀疏阵列SAR3维成像问题具有重要意义。

2 信号模型

多孔径观测结构如图1所示。平台沿方位向飞行(x 轴),信号沿波传播方向传播(r 轴),雷达系统的多孔径沿高程向(s 轴)稀疏布设,其中 s 轴垂直于 x 轴和 r 轴。为了方便表述,孔径排列成理想直线。波束在高程向的幅宽为 S 。与高程向稀疏阵列对应的高程向成像处理是3维成像的核心问题,加之传统的2维成像算法比较成熟,故本文不对每个孔径的2维成像作更多的表述,主要研究高程向的1维成像处理问题。需要注意的是,本文虽然着重于高程向的信号处理,但本文方法适用于3维联合处理。对于指定的方位-距离单元(x_0, r_0),位于高程向 b_k 处的第 k 个孔径的信号可以表示为

$$g(k) = \int_{-S/2}^{S/2} \gamma(s) e^{-j\frac{4\pi}{\lambda} R(s, b_k)} ds, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中 $\gamma(s)$ 为高程向的反射函数。如果阵列长度远小于孔径到场景中心的距离 R_0 ,可将 $R(s, b_k)$ 用泰勒级数展开,回波信号获取模型可以写为

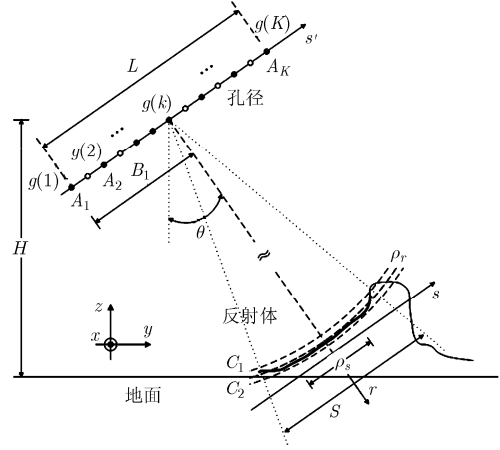


图1 多孔径观测结构几何示意图

$$g(k) \approx e^{-j\frac{4\pi}{\lambda} R_0} \int_{-S/2}^{S/2} \gamma(s) e^{-j\frac{2\pi}{\lambda R_0} (s-b_k)^2} ds \quad (2)$$

将高程向 s 轴以 Δs 的间隔采样,那么式(2)表述的连续系统可以被离散化为

$$\mathbf{g} = \Phi \boldsymbol{\gamma} \quad (3)$$

其中 \mathbf{g} 为包含 K 个元素 $g(k) \exp(4\pi R_0 / \lambda)$ 的观测向量, $\boldsymbol{\gamma}$ 为包含 N 个元素 $\gamma(i)$ 的反射系数向量, Φ 为 $K \times N$ 的测量矩阵,形式为

$$\Phi = \left\{ e^{-j\frac{2\pi}{\lambda R_0} (s_i - b_k)^2} \right\}_{K \times N} \quad (4)$$

其中 $s_i = (i-1)\Delta s - S/2$ 。

由于数据采集时是稀疏的,为符合实际模型,式(3)需要与选择矩阵 \mathbf{H} 相乘。

$$\tilde{\mathbf{g}} = \mathbf{H} \mathbf{g} = \mathbf{H} \Phi \boldsymbol{\gamma} \quad (5)$$

式中 \mathbf{H} 为单位矩阵去除空缺孔径对应的行,表达式为

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

3 稀疏性分析和处理方法

有关CS的基本理论已有较多的文献讨论,本文在此不赘述。在给出本文基于CS的3维成像方法前,有必要分析SAR复图像的稀疏性。为了方便起见,对2维SAR复图像的稀疏性进行了分析,其结果也可扩展至3维SAR复图像或1维高程向图像。

3.1 SAR复图像稀疏性

图1已经显示了沿高程向散射体的分布情况。

在一些方位-距离单元上,例如 C_1 , 仅有少数目标分布在不同的高程向单元上,其分布是稀疏的;在另一些方位-距离单元上,例如 C_2 , 散射体沿高程向平行分布,场景是不稀疏的。

由于在空间域目标并不总是稀疏分布的,CS方法不能直接用于重建空间目标。如式(7)所示,由于随机初相位的影响,SAR复图像在变换域也不是稀疏的,难以被压缩。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{S}_1 &= \mathbf{A}_1 \exp(j(\varphi_{r1} + \varphi_1)) \\ \mathbf{S}_2 &= \mathbf{A}_2 \exp(j(\varphi_{r2} + \varphi_2)) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$ 分别为两幅复图像的幅度, $\varphi_{r1}, \varphi_{r2}$ 为散射点随机初相位, φ_1, φ_2 为由高程引起的相位。

幸运的是,采用重构处理,以图像 \mathbf{S}_2 为2维参考复图像,对图像 \mathbf{S}_1 进行干涉处理,可以使连续场景的SAR复图像信号在频域和变换域具备稀疏性。图2为对一毫米波干涉SAR获取的2维图像实际数据的分析结果,图2(a)为幅度图像,复图像频谱的直方图如图2(b)所示,图中归一化的傅里叶系数主要集中在 $[0, 0.4]$,这说明SAR复图像在频域是不稀疏的。图2(c)为重构处理后复图像频谱的直方图,其归一化傅里叶系数主要集中在零频,其频谱已高度稀疏。

去除随机初相位后的稀疏性意味着原始SAR复图像 γ 可以分解为一幅新的可压缩的复图像 γ_{new} 和另一幅复图像的相位 φ_2 之积,

$$\gamma = \gamma_{\text{new}} e^{j\varphi_2} \quad (8)$$

新的复图像 γ_{new} 包含了原复图像 γ 的幅度和两副天线的干涉相位,并可以稀疏表示为

$$\gamma_{\text{new}} = \Psi \alpha \quad (9)$$

其中 Ψ 为稀疏字典,使新复图像 γ_{new} 可以被稀疏表示, α 为新图像 γ_{new} 在基 Ψ 下的变换系数。

3.2.3 维成像稀疏表示

将3.1节2维SAR复图像的稀疏性扩展至3维成像中,本文提出了一种可以稀疏表示高程向信号且能有效处理SAR图像复数本质的方法。与式(8)

相似,式(5)中的反射系数向量 γ 可以分解为一幅新的可稀疏表示的反射系数向量 γ_{new} 和另一组孔径形成的复图像相位 φ' 之积。那么,式(5)的信号获取模型可以重写为

$$\tilde{g} = \mathbf{H}\Phi\gamma = \mathbf{H}\Phi\mathbf{P}\gamma_{\text{new}} = \mathbf{H}\Phi\mathbf{P}\Psi\alpha \quad (10)$$

其中 $\mathbf{P} = \text{diag}\{\exp(j\varphi'_i)\}$ 是相位形成的对角矩阵,而 φ'_i 为相位向量 φ' 的元素。考虑噪声 n 的影响,信号模型可以表达为

$$\tilde{g} = \mathbf{H}\Phi\mathbf{P}\Psi\alpha + n \quad (11)$$

如果相位矩阵 \mathbf{P} 是已知的,那么使用基追踪(Basis Pursuit, BP)及其改进算法等CS求解方法,即可通过求解式(12)所示的优化方程获得估计的变换系数 α 并得到图像。

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\tilde{g} - \mathbf{H}\Phi\mathbf{P}\Psi\alpha\|_2^2 + \eta \|\alpha\|_1 \quad (12)$$

其中 η 为正常数。不幸的是,在实际应用中不可能在平台再安装一组阵列,相位矩阵 \mathbf{P} 无法获得。在此,本文提出了一种使用当前阵列中连续子阵形成的子阵列替代另一组阵列的方法。

使用连续子阵形成的子阵列,可以采用传统成像方法获得一幅新的复图像。根据3.2节与文献[11]中关于SAR复图像稀疏性的分析及仿真,使用该复图像的相位进行重构处理,可以降低频谱带宽,使复图像在变换域具备稀疏性,故可以使用连续短子阵替代作为参考阵列。

使用这种替换,式(12)可替代为

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\tilde{g} - \mathbf{H}\Phi\mathbf{P}_L\Psi\alpha\|_2^2 + \eta \|\alpha\|_1 \quad (13)$$

其中 \mathbf{P}_L 为连续子阵对应复图像的相位,求解式(13),将得到的变换系数反变换至空间域,即可重建场景。需要注意的是,由于是使用CS方法求解变换系数 α ,而非直接使用CS求解高程向分布 γ_{new} ,原理上只能提升变换域的分辨率而非空间域的分辨率,故本文方法相比满阵成像不能提升高程向空间分辨率。但由于CS求解结果完整地保留了信号的有效频谱分量,本文方法能获得和满阵相同的分辨率。

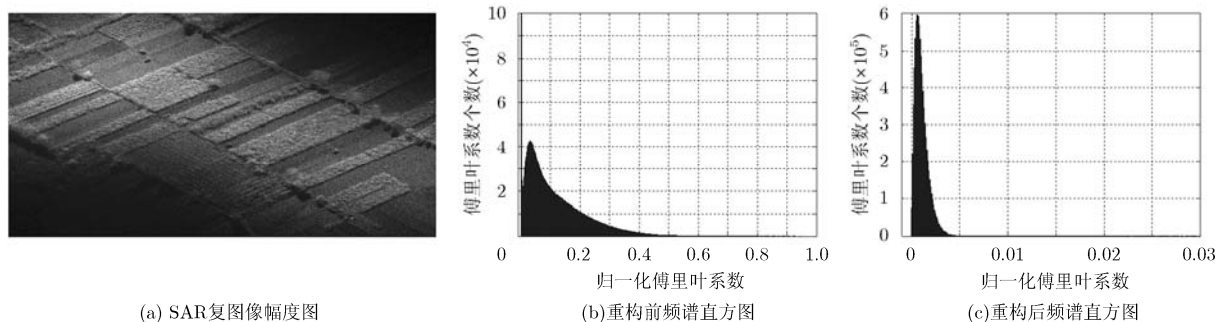


图2 SAR复图像及其频谱直方图

3.3 字典选择

式(10)表述了高程向回波 \tilde{g} 和图像 γ_{new} 之间的关系。在这个关系中,选择矩阵 \mathbf{H} 和测量矩阵 Φ 可由稀疏阵列和回波获取方式确定,是已知的。而相位矩阵 \mathbf{P} 可以使用子阵列形成的复图像的相位 \mathbf{P}_L 替代。那么,选择一个合适的字典矩阵 Ψ 成为了正确重建场景的关键。一个合适的字典需要能良好地稀疏表示图像 γ_{new} 。

傅里叶变换基是一种简单而常用的字典矩阵,图2中已经显示了去除随机初相位后的图像可以在傅里叶变换基下获得稀疏表示。而且傅里叶变换基与 $\mathbf{H}\Phi\mathbf{P}$ 高度不相关,也较好地满足了 CS 的使用条件,从而可以提高正确重建的概率。小波变换在图像压缩领域也经常使用。小波变换和其改进的版本可以有效地稀疏表示 SAR 复图像^[14,15]。因此,本文的方法选用傅里叶变换基和小波字典来构造稀疏字典 Ψ 。

4 仿真试验和分析

本节给出了本文方法的仿真试验结果,成像场景包含一个圆锥和圆柱,傅里叶变换基,db3 小波和 db4 小波被用来稀疏表示图像。

4.1 重建评价准则

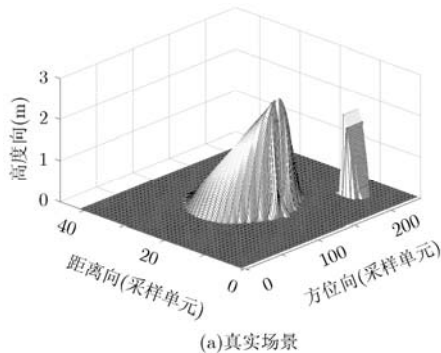
由于地面真实场景建立在方位-地距-高度坐标系,而成像结果在方位-斜距-高程坐标系,为了有效地评估仿真结果,避免插值引起的误差,试验采用稀疏阵对应的满阵成像结果作为比较对象。为了显示更为直观,成像结果为转换至方位-斜距-高度坐标系。显示结果采用等幅度面显示,幅度门限为 0.3。

均方根误差 MSE^[16]和图像熵^[17]被用来评价重建图像的质量。MSE 定义为

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \|\gamma_{\text{ref}} - \hat{\gamma}\|_2^2 \quad (14)$$

图像熵表述了图像的对比度,对比度强的图像熵更小,图像熵的定义为

$$\text{En} = -\sum_{i=0}^M p(i) \log_2(p(i)) \quad (15)$$



其中 $p(i)$ 为每一个灰度级的概率, M 代表灰度级数,在试验中灰度级数被设置为 $M = 256$ 。

4.2 仿真场景重建

为比较稀疏阵列侧视 3 维成像的性能,仿真由均匀布设的 13 个子阵构成的满阵天线成像结果作为比较对象。

仿真中稀疏阵列的设计包括 3 种阵型,分别为阵列 1 [1010111010101], 阵列 2 [1001011101001] 和巴克码阵列 [1111100110101]。阵列 1 和阵列 2 分别对应等间隔一倍稀疏采样和两倍稀疏采样的情况,为了形成信号重构所需的 3 个连续子阵(3 维成像最小阵列结构),在每组等间隔采样阵列中分别加入了一个和两个子阵。巴克码阵列主要用于实现在空间的随机稀疏采样,在仿真过程中,使用其中的 5 个连续子阵信号进行重构处理。

在使用 CS 方法进行成像处理的同时,文献[11]基于低通处理的方法也被用来做比较试验,下文中记为 LP 方法。LP 方法的归一化低通带宽为 1/16。

仿真中在空间域 3 个方向的分辨率分别为方位向 $\rho_a = 0.15$ m, 距离向 $\rho_r = 0.375$ m, 高程向 $\rho_s = 1.46$ m。其它的参数见表 1。

表 1 仿真参数

载频 (GHz)	35	平台速度 (m/s)	50
PRF (Hz)	600	平台高度 (m)	500
入射角 (°)	35	EPC 间距 (m)	0.15

图 3(a)显示了仿真的地面真实场景,图 3(b)为满阵对真实仿真场景的结果图,它被用作稀疏阵列成像的参照。如图显示,仿真场景包含一个高度 3 m 半径 5 m 的圆锥和一个高度 2 m 半径 1 m 的圆柱。

图 4 至图 6 分别显示了阵列 1, 阵列 2 和巴克码阵列对场景的成像结果,其评价结果显示在表 2。

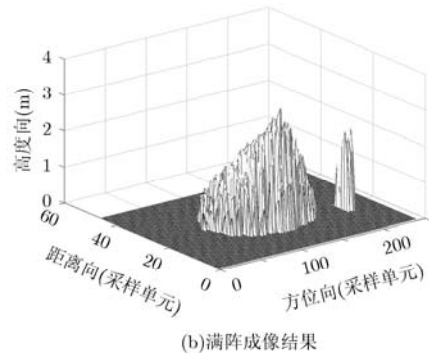


图 3 真实场景和 13 个子阵构成的满阵天线成像结果

表 2 仿真试验结果评价

		傅里叶基	db3 小波	db4 小波	LP 方法	满阵图像
阵列 1	图像熵	5.1350	4.6656	4.6430	6.0053	4.3428
	MSE	0.0032	0.0026	0.0025	0.0106	-
阵列 2	图像熵	5.1868	4.7387	4.7018	6.1224	4.3428
	MSE	0.0036	0.0027	0.0025	0.0133	-
巴克码阵列	图像熵	4.6509	4.2230	4.4831	5.5183	4.3428
	MSE	0.0025	0.0022	0.0022	0.0051	-

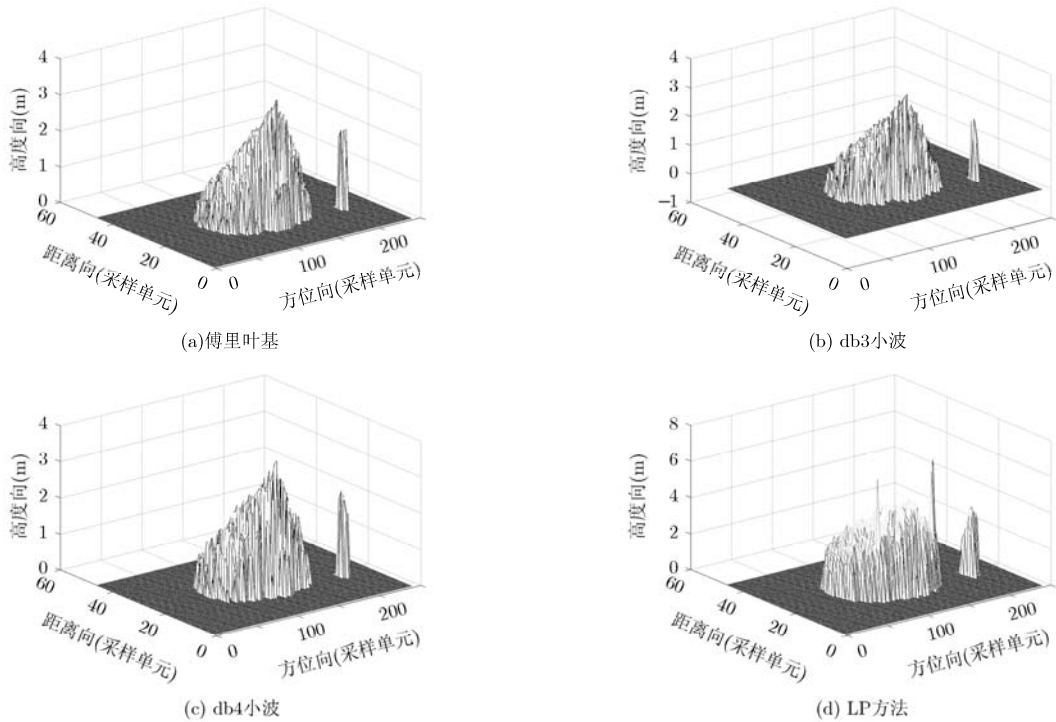


图 4 阵列 1 成像结果

仿真试验结果显示了基于 CS 的方法可以获得和满阵相同的成像效果。而且该方法能获得比 LP 方法更好的图像重建质量。由于小波字典能比傅里叶基更稀疏和有效地表示图像，小波基的重建图像质量优于傅里叶基。在孔径数大致相同时，采用基于式(14)和式(15)的评价准则显示了随机稀疏采样的成像结果质量优于等间隔稀疏采样的成像结果，这为高程向的稀疏阵列布局提供了更为有利的条件。

由于阵列 2 的采样数少于阵列 1，阵列 2 的成像质量均差于阵列 1，一些图像有一定程度高副瓣的影响。图 5(c)显示了在 db4 小波基下，重建的图像质量依然可以接受，说明正确地选择字典使图像能更稀疏地表示，是正确重建图像的关键。

5 结束语

基于多孔径观测结构下 SAR 复图像在变换域

的稀疏性，本文采用 CS 方法研究了连续场景的 3 维成像问题。本文方法利用重构处理，使得 SAR 复图像在频域和变换域具备稀疏性，使 CS 在高程向可以求解信号频谱和变换系数，较完整地保留了信号的有效频谱分量，而非简单的频域低通滤波处理，从而在原理上可不降低 3 维图像的高程向分辨率。值得注意的是，本文方法适用于随机采样阵列，减少了对高程向阵型的设计约束，为孔径综合处理后无法获得满阵条件下实现地对地成像提供了可能。仿真试验证实了本文方法的有效性，结果展示了采用本文方法可以获得同满阵成像效果相同的图像，实现高分辨率 3 维成像。

未来的工作可集中在字典的选择上，如果图像能被更稀疏地表示，那么可能使用更少的采样也可以获得满阵图像的质量。

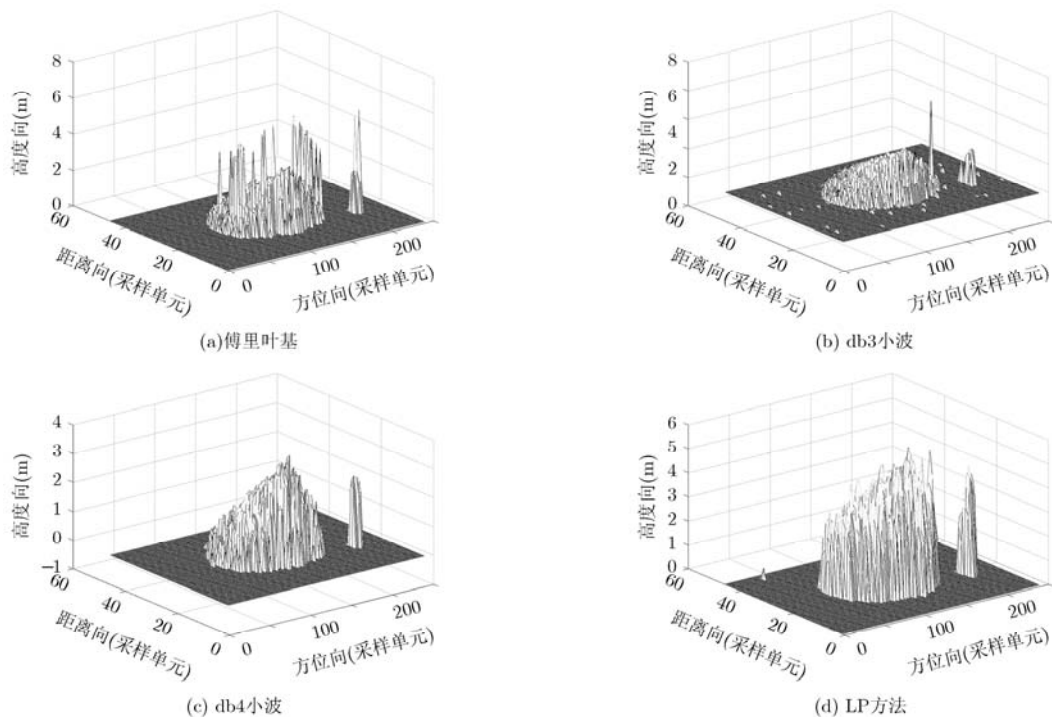


图5 阵列2成像结果

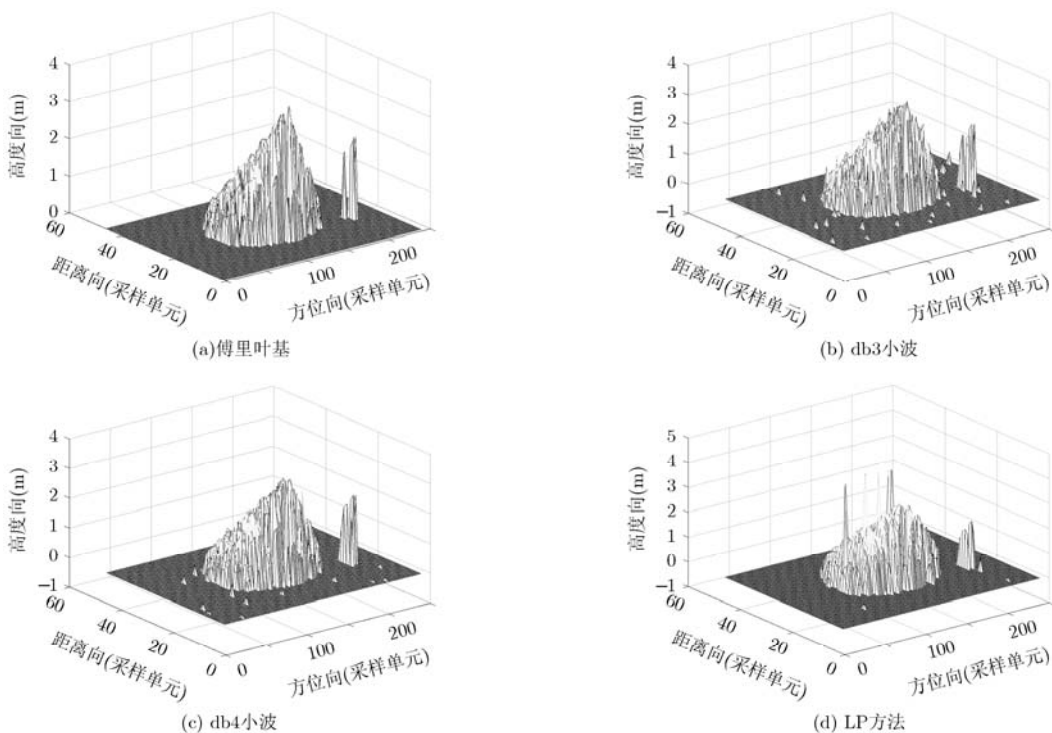


图6 巴克码阵列成像结果

参考文献

[1] 邓云凯, 赵风军, 王宇. 星载 SAR 技术的发展趋势及应用浅析[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 1-10.
 Deng Yun-kai, Zhao Feng-jun, and Wang Yu. Brief analysis on the development and application of spaceborne SAR[J].

Journal of Radars, 2012, 1(1): 1-10.
 [2] Donoho D. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
 [3] Candès E J, Romberg J, and Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete

- frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- [4] Kemkemian S and Nouvel-Fiani M. How sparse sampling is useful to radar?[C]. 2013 2nd International Workshop on Compressed Sensing Applied to Radar, Bonn, 2013, A2_5: 1–7.
- [5] Herman M and Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(6): 2275–2284.
- [6] Samadi S, Cetin M, and Masnadi-Shirazi M A. Sparse representation-based synthetic aperture radar imaging[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2011, 5(2): 182–193.
- [7] Barilone D, Budillon A, and Schirinzi G. Compressive sampling in SAR tomography: results on COSMO-SkyMed data[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, 2012: 475–478.
- [8] Zhu X X and Bamler R. Tomographic SAR inversion by l_1 -norm regularization - the compressive sensing approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(10): 3839–3846.
- [9] Zhu X X and Bamler R. Super-resolution power and robustness of compressive sensing for spectral estimation with application to spaceborne tomographic SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(1): 247–258.
- [10] 李烈辰, 李道京, 张清娟. 基于压缩感知的三孔径毫米波合成孔径雷达侧视三维成像[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(3): 552–558.
- Li Lie-chen, Li Dao-jing, and Zhang Qing-juan. Three-aperture millimeter-wave SAR sidelooking three-dimensional imaging based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(3): 552–558.
- [11] 张清娟, 李道京, 李烈辰. 连续场景的稀疏阵列 SAR 侧视 3 维成像研究[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(5): 1097–1102.
- Zhang Qing-juan, Li Dao-jing, and Li Lie-chen. Research on continuous scene side-looking 3D imaging based on sparse array[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(5): 1097–1102.
- [12] Li L, Li D, Liu B, *et al.* Three-aperture inverse synthetic aperture radar moving targets imaging processing based on compressive sensing[C]. 2012 8th IEEE International Symposium on Instrumentation and Control Technology, London, 2012: 210–214.
- [13] 侯颖妮, 李道京, 尹建凤, 等. 基于稀疏综合孔径天线的艇载成像雷达研究[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2377–2382.
- Hou Ying-ni, Li Dao-jing, Yin Jian-feng, *et al.* Airship imaging radar based on aperture synthesis of thinned array[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(12): 2377–2382.
- [14] Hou X, Yang J, Jiang G, *et al.* Complex SAR image compression based on directional lifting wavelet transform with high clustering capability[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(1): 527–538.
- [15] Zhan X, Zhang R, Yin D, *et al.* SAR image compression using multiscale dictionary learning and sparse representation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1090–1094.
- [16] Qi H, Yu W, Yuan X, *et al.* Performance evaluation of amplitude-phase algorithm for SAR raw data compression[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Denver, 2006: 809–812.
- [17] Wang J and Liu X. SAR Minimum-entropy autofocus using an adaptive-order polynomial model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2006, 3(4): 512–516.
- 李烈辰: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为基于阵列信号处理的高分辨率雷达成像。
- 李道京: 男, 1964 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为雷达系统和雷达信号处理。