

## 基于 Kronecker 压缩感知的宽带 MIMO 雷达高分辨三维成像

胡晓伟<sup>\*①</sup> 童宁宁<sup>①</sup> 何兴宇<sup>①</sup> 丁姗姗<sup>①</sup> 雷腾<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(空军工程大学防空反导学院 西安 710051)

<sup>②</sup>(95899 部队 酒泉 735018)

**摘要:** 在宽带多输入多输出(MIMO)雷达 3 维成像中, MIMO 雷达收发阵元数量和空间分布的限制会导致图像的 2 维横向分辨率难以满足实际需求。该文利用压缩感知(CS)理论来实现图像在 2 维横向上的超分辨。考虑到对信号的每一维分别进行超分辨会损失各维间的耦合信息, 提出一种基于 Kronecker CS(KCS)的 2 维联合超分辨方法; 为解决 KCS 在多维高分辨应用中存储量大、计算效率低的问题, 进一步提出了一种基于低分辨 3 维图像先验信息的降维 KCS 方法。仿真和实测数据实验验证了方法的有效性。

**关键词:** 宽带 MIMO 雷达; Kronecker 压缩感知; 单次快拍成像; 高分辨 3 维成像

**中图分类号:** TN958

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2016)06-1475-07

**DOI:** 10.11999/JEIT150995

## High-resolution 3D Imaging via Wideband MIMO Radar Based on Kronecker Compressive Sensing

HU Xiaowei<sup>①</sup> TONG Ningning<sup>①</sup> HE Xingyu<sup>①</sup> DING Shanshan<sup>①</sup> LEI Teng<sup>②</sup>

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

<sup>②</sup>(Unit 95899 of PLA, Jiuquan 735018, China)

**Abstract:** In the Three Dimension (3D) imaging using a wideband Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) radar, the resolution in the two cross-range dimensions is usually not satisfactory in practice, limited by the length of the MIMO radar array. In the paper, the Compressive Sensing (CS) theory is applied to realize the super resolution in the two cross-range dimensions. Firstly, a joint two dimensions super resolution method via Kronecker CS (KCS) is proposed, to avoid losing the coupling information among different dimensions, which will happen when the super resolution is just considered in each dimension separately. Then, in order to solve the problem of huge storing and computing burden in KCS, a dimension reduction method is proposed further by utilizing the prior information of the low resolution 3D image. Finally, the validity of the method is verified with simulated data and real measured data experiments.

**Key words:** Wideband MIMO radar; Kronecker Compressive Sensing (KCS); One single snapshot imaging; High-resolution three dimension imaging

### 1 引言

相比 2 维雷达图像, 3 维雷达图像能够提供关于目标的更多信息, 从而为目标特征提取、目标识别等提供重要依据。因此对目标的 3 维成像是近些年国内外研究的热点。干涉逆合成孔径雷达(ISAR)成像<sup>[1]</sup>是一种提出较早研究较多的 3 维成像方法, 但

它需要解决复杂的运动补偿问题。为避免运动补偿, 一种基于多输入多输出(MIMO)雷达的单次快拍 3 维成像技术近来受到国内外的关注。文献[2]提出基于窄带 MIMO 雷达的 3 维成像方法, 利用收发分置的面阵回波解算散射点的 3 维坐标; 文献[3,4]提出利用宽带 MIMO 雷达进行目标的 3 维成像, 其距离维高分辨依赖于信号的总带宽, 而横向的 2 维分辨能力则依赖于虚拟 2 维面阵的尺寸。为保证足够的空间不模糊范围, 要求阵元间隔不能太大, 扩大阵列长度意味着增加硬件成本; 同时大范围的平面布阵还受空间条件的限制, 因此实际中获得满意的 2 维横向分辨率是很困难的。本文将研究基于有限阵列的宽带 MIMO 雷达横向高分辨成像方法。

收稿日期: 2015-09-08; 改回日期: 2016-01-20; 网络出版: 2016-03-14

\*通信作者: 胡晓伟 601237134@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61372166, 61571459), 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2014JMS308)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61372166, 61571459), The Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province of China (2014JMS308)

压缩感知(CS)理论是一种有效的欠定问题求解方法,并且已成功应用于雷达成像领域<sup>[5-8]</sup>。在传统 SAR/ISAR 成像方面,CS 主要用于提高图像的1维(纵向或横向)分辨率<sup>[9]</sup>。在 MIMO 雷达成像方面,关于 CS 的研究还很少。文献[10]初步研究了 CS 在宽带 MIMO 雷达 2 维成像方面的应用,用于提高稀疏阵列条件下的 1 维横向成像性能;文献[11]首次将稀疏恢复引入宽带 MIMO 雷达 3 维成像,分析了稀疏恢复算法在 3 维成像中的应用。将 CS 应用于 MIMO 雷达 2 维或 3 维超分辨成像,如果仍按照 1 维信号的处理方法,依次对各维进行 CS 处理,则会因为忽略了信号在各个维度之间的相互关联,导致成像效果变差。Kronecker CS(KCS)<sup>[12]</sup>理论为多维信号的恢复提供了理论依据。KCS 通过构造 Kronecker 积矩阵可以将多维信号整合为 1 维信号,进而实现多维信号的统一恢复。本文将基于 KCS 研究宽带 MIMO 雷达的高分辨 3 维成像方法。首先介绍利用 MIMO 雷达进行单次快拍 3 维成像的模型;之后研究基于 KCS 的高分辨成像方法,提出一种降维的 KCS 方法以显著降低多维超分辨成像的计算和存储负担;最后利用仿真实验对以上方法的性能进行验证。

## 2 MIMO 雷达单次快拍成像模型

本节基于文献[4]所提出的  $M^2$  发  $N^2$  收 MIMO 雷达阵列模型,介绍 MIMO 雷达单次快拍成像的信号模型及一般方法。图 1(a)为一个 4 发 25 收的 MIMO 雷达平面阵列。收发阵元以坐标原点为中心构成正方形面阵,相邻收(发)阵元间距分别为  $2d$ ,  $10d$ 。

假设发射阵列发射一组相互正交的宽带相位编码信号,其中第  $m$  个发射信号形式为

$$s_m(t) = \exp\{j2\pi f_c t + j\phi_m(t)\}, \quad m = 1, 2, \dots, M^2 \quad (1)$$

式中  $f_c$  为载频,  $t$  为快时间,  $\phi_m(t)$  为相位编码函数。

考虑一个包含  $Q$  个散射中心的远场目标。在单次快拍时间内,目标可认为相对雷达静止。以目标

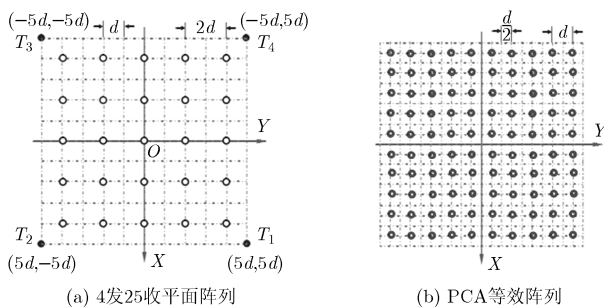


图1 MIMO 雷达阵列模型

上一点  $O$  为原点建立直角坐标系,则第  $q$  个散射中心的坐标可表示为  $(x_q, y_q, z_q)$ 。设散射中心  $q$  与第  $m$  个发射阵元和第  $n$  个接收阵元间的距离分别为  $R_{mq}$  和  $R_{qn}$ ,则经去载频后,第  $n$  个接收阵元接收到的目标回波信号为

$$y_n(t) = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=1}^{M^2} \sigma_q \exp\left\{-j2\pi(R_{mq} + R_{qn})/\lambda + j\phi_m\left[t - (R_{mq} + R_{qn})/c\right]\right\}, \quad n = 1, 2, \dots, N^2, \quad q = 1, 2, \dots, Q \quad (2)$$

其中  $c$  为波速,  $\lambda$  为波长,  $\sigma_q$  为散射中心  $q$  的散射系数。回波信号在接收通道经过一组匹配滤波器实现脉冲压缩,其中每一个匹配滤波器只与对应的一个发射波形相匹配。因此,经过匹配滤波后,不同发射波形的回波信号会被分离,每个接收通道输出  $M^2$  路信号。设第  $n$  个接收通道输出的第  $m$  路信号为

$$y_{mn}(t) = \sum_{q=1}^Q \sigma_q p_m\left[t - (R_{mq} + R_{qn})/c\right] \cdot \exp\left[-j2\pi(R_{mq} + R_{qn})/\lambda\right] \quad (3)$$

其中  $p_m(t)$  为第  $m$  个发射信号的自相关函数。对于实际当中发射信号不完全正交而产生的波形互藕问题,可以采用 Clean 处理<sup>[13]</sup>的方法以提高正交波形分离的质量。因此,  $M^2$  发  $N^2$  收 MIMO 雷达单次快拍可得到  $(MN)^2$  个距离高分辨信号。

根据相位中心近似(PCA)原理<sup>[14]</sup>,以上  $M^2$  发  $N^2$  收 MIMO 平面阵列可近似等效为一个  $MN \times MN$  的收发共用正方形平面阵列。图 1(a)中的 4 发 25 收阵列可近似为图 1(b)所示的  $10 \times 10$  收发共用阵列,阵元间隔为  $d$ 。设第  $m$  个发射阵元和第  $n$  个接收阵元对应的收发共用阵元在等效面阵中位于第  $a$  行第  $b$  列,则有式(4)的近似:

$$R_{mq} + R_{qn} \approx 2R_{abq}, \quad a = 1, 2, \dots, MN, \quad b = 1, 2, \dots, MN \quad (4)$$

其中,  $R_{abq}$  为散射点  $q$  与第  $a$  行第  $b$  列等效阵元的距离。则式(3)可重新表示为

$$y_{ab}(t) = \sum_{q=1}^Q \sigma_q p_m\left[t - 2R_{abq}/c\right] \cdot \exp\left[-j4\pi R_{abq}/\lambda\right] \quad (5)$$

经过 Fourier 近似,式(5)可进一步表示为<sup>[4]</sup>

$$y_{ab}(t) \approx \sum_{q=1}^Q \sigma_q p_m\left[t - 2(R_{ab} + z_q)/c\right] \cdot \exp\left[-j4\pi(R_{ab} + z_q + ax_q d/R_{ab} + by_q d/R_{ab})/\lambda\right] \quad (6)$$

式中  $R_{ab}$  为第  $a$  行第  $b$  列等效阵元到目标上  $O$  点的距离。

利用相关法或目标位置估计等方法对式(6)中  $R_{ab}$  所对应的包络和相位项进行补偿, 补偿后的信号可表示为

$$y_{ab}(t) \approx \sum_{q=1}^Q \sigma_q p_m(t - 2z_q/c) \cdot \exp[-j4\pi(z_q + ax_q d/R_o + by_q d/R_o)/\lambda] \quad (7)$$

其中  $R_o$  为补偿所用参考阵元与  $O$  点的距离。对式(7)进行横向 2 维 Fourier 变换即可得到目标的 3 维图像。图像的纵向分辨率由宽带信号的带宽决定, 而 2 维横向分辨率为  $\lambda R_o/2L$  [4],  $L$  是等效正方形面阵的边长。可以看出当波长和目标距离一定的情况下, 图像的 2 维横向分辨率由等效面阵的大小决定。由于造价和空间等因素的制约, 导致基于传统方法的 MIMO 雷达单次快拍成像的横向分辨率难以满足需求。

### 3 高分辨 3 维成像方法

#### 3.1 基于 KCS 的 3 维成像

本节研究基于 KCS 的 MIMO 雷达高分辨 3 维成像方法。对式(7)所示的 3 维信号离散化, 得到的离散信号维度为  $MN \times MN \times K$ ,  $K$  为距离维采样点数。假设期望的高分辨 3 维图像的维度为  $P_1 \times P_2 \times P_3$ ,  $\Phi_1 \in C^{MN \times P_1}$ ,  $\Phi_2 \in C^{MN \times P_2}$ ,  $\Phi_3 \in C^{K \times P_3}$  分别为回波信号到图像域的 3 维变换矩阵。因为回波信号已完成脉冲压缩, 这里仅需要实现横向高分辨率, 因此应有  $P_1 > MN$ ,  $P_2 > MN$ ,  $P_3 = K$ , 且  $\Phi_1, \Phi_2$  为部分 Fourier 矩阵,  $\Phi_3$  为单位阵。这里分别定义 2 维横向的超分辨率倍数  $\alpha_1 = P_1/MN$ ,  $\alpha_2 = P_2/MN$ 。根据 KCS, 式(7)在时刻  $t_k$  (对应第  $k$  个距离单元) 的 2 维横向回波信号可表示为如式(8)所示向量形式

$$y_k = \Phi \theta_k + \gamma_k \quad (8)$$

其中,  $\theta_k \in C^{P_1 P_2 \times 1}$  是第  $k$  个距离单元的高分辨 2 维图像的向量表示, 而  $\Phi = \Phi_1 \otimes \Phi_2 \in C^{(MN)(MN) \times P_1 P_2}$  是整合后的 Kronecker 矩阵,  $\gamma_k$  代表噪声向量。

因为  $(MN)(MN) \ll P_1 P_2$ , 所以利用式(8)求解  $\theta_k$  是一个病态问题。但 CS 理论已证明, 当矩阵  $\Phi$  满足约束等距条件 [15] 时,  $\theta_k$  可以通过求解式(9)最优化问题解得

$$\min \|\theta_k\|_1, \quad \text{s.t.} \quad \|y_k - \Phi \theta_k\|_2 \leq \varepsilon \quad (9)$$

式中,  $\|\cdot\|_p$  代表  $l_p$  范数,  $\varepsilon = \|\gamma_k\|_2$  是图像的噪声水平。在得到  $\theta_k$  后, 通过对  $\theta_k$  重排即可得到第  $k$  个距离单元的高分辨横向 2 维像。依次对  $K$  个距离单元进行以上处理就能得到高分辨的 3 维像。本文称这种方法为 KCS 法。

#### 3.2 降维 KCS 方法

利用以上 KCS 法即可在有限的 MIMO 阵元条

件下获得理想分辨率的 3 维图像。然而 KCS 法存在的一个问题是多维处理带来了庞大的计算开销和存储负担, 尤其当成像场景范围大、分辨率要求高的时候, KCS 法很难满足单次快拍成像对实时性的要求。本节提出一种利用低分辨 3 维图像先验信息来降低 KCS 方法存储量和运算量的方法。

直接对式(7)进行横向 2 维 Fourier 变换即可得到一个低分辨的 3 维图像  $S' \in C^{MN \times MN \times K}$ , 虽然  $S'$  的分辨率低, 但仍可大致反映强散射中心的位置。通过设置合适的门限将包含强散射中心的区域从 3 维图像中提取出来, 即可获得目标像的 3 维支撑域。因为该支撑域包含了目标散射点的几乎所有信息, 因此仅利用支撑域内信号仍可完整恢复目标的 3 维图像。同时考虑到目标强散射点在 3 维空间的稀疏性, 仅利用支撑域信号进行 3 维图像的恢复将能大大减少算法的计算量。

将  $S'$  的第  $k$  个距离单元对应的 2 维信号表示为向量形式

$$s'_k = \Phi' \theta_k + \gamma'_k \quad (10)$$

其中,  $s'_k \in C^{R \times 1}$  ( $R = (MN)(MN)$ ),  $\Phi' = F_1 \Phi_1 \otimes F_2 \Phi_2 \in C^{R \times C}$  ( $C = P_1 P_2$ ),  $F_1, F_2$  均为  $MN$  点 Fourier 变换矩阵,  $\gamma'_k$  为对应的噪声向量。

同样地, 对式(7)分别作  $P_1$  点和  $P_2$  点的横向 Fourier 变换, 我们可以得到目标的又一个低分辨 3 维像  $\Theta \in C^{P_1 P_2 \times K}$ 。对  $S'$  和  $\Theta$  分别进行门限检测, 获取对应的目标支撑域。假设第  $k$  个距离单元中包含目标支撑域内的元素 (对于不包含支撑域元素的距离单元可以不予考虑), 分别从  $s'_k$  和  $\theta_k$  中提取支撑域所对应的元素, 则能得到一个低维的欠定方程组。以上过程可表示为

$$D_1 s'_k = D_1 \Phi' (D_2)^\dagger D_2 \theta_k + D_1 \gamma'_k \quad (11)$$

其中,  $D_1 \in C^{\bar{R} \times R}$ ,  $D_2 \in C^{\bar{C} \times C}$  分别为  $s'_k$  和  $\theta_k$  对应的行抽取矩阵, 用于提取目标支撑域元素;  $\bar{R}, \bar{C}$  分别为  $s'_k, \theta_k$  中目标支撑域元素的数量;  $(\cdot)^\dagger$  代表矩阵的伪逆, 对于行抽取矩阵  $D_2$ ,  $(D_2)^\dagger = (D_2)^T$  是一个列抽取矩阵。  $D_1, D_2$  均为部分单位矩阵, 分别由单位矩阵  $I_1 \in C^{R \times R}, I_2 \in C^{C \times C}$  的部分行向量构成, 这些行向量的序号与  $s'_k, \theta_k$  中目标支撑域元素所对应的行序号一致。

令  $\bar{s}_k = D_1 s'_k$ ,  $\bar{\Phi} = D_1 \Phi' (D_2)^T$ ,  $\bar{\theta}_k = D_2 \theta_k$ ,  $\bar{\gamma}_k = D_1 \gamma'_k$ , 则式(11)可重新表示为

$$\bar{s}_k = \bar{\Phi} \bar{\theta}_k + \bar{\gamma}_k \quad (12)$$

此时, 式(9)的优化问题转化为

$$\min \|\bar{\theta}_k\|_1, \quad \text{s.t.} \quad \|\bar{s}_k - \bar{\Phi} \bar{\theta}_k\|_2 \leq \bar{\varepsilon} \quad (13)$$

其中  $\bar{\varepsilon} = \|\bar{\gamma}_k\|_2$ 。因为  $\bar{R} \ll R, \bar{C} \ll C$ , 所以  $\bar{\Phi}$  是  $\Phi'$  的

降维矩阵。KCS 的存储负担主要来自于矩阵  $\Phi$ ,  $\bar{\Phi}$  维数的降低将显著减小算法所需的内存空间, 同时也将大大提高运算速度。因此本文将该方法称为降维 KCS(DR-KCS)法。

以上 DR-KCS 法对矩阵维数降低的程度是由低分辨率 3 维图像的检测门限决定的。在确保提取所有目标散射点的前提下, 应选择尽可能大的检测门限以获得更大的降维数。本文采用一种自适应的检测门限

$$\Gamma_I = \eta_I + \mu \left[ \frac{1}{ABX} \sum_{\alpha=1}^A \sum_{\beta=1}^B \sum_{\chi=1}^X (|I_{\alpha\beta\chi}| - \eta_I)^2 \right]^{1/2} \quad (14)$$

其中,  $I \in C^{A \times B \times X}$  代表低分辨率 3 维图像,  $|I_{\alpha\beta\chi}|$  代表  $I$  中第  $\alpha$ - $\beta$ - $\chi$  个单元的能量,  $\eta_I$  为  $I$  中所有单元的平均能量,  $\mu$  为一个可调整的门限参数。 $\Gamma_I$  能够根据图像的信噪比自适应调整, 从而适应不同的噪声水平。我们称该门限为降维门限。

综上, 本文提出的基于 KCS 的 MIMO 雷达高分辨 3 维成像方法步骤如下:

(1) 设经过补偿和距离向压缩后的目标回波信号为  $Y \in C^{MN \times MN \times K}$ , 对  $Y$  进行横向 2 维 Fourier 变换得到低分辨率 3 维图像  $S' \in C^{MN \times MN \times K}$ ;

(2) 设置超分辨率倍数  $\alpha_1, \alpha_2$ , 构造部分 Fourier 矩阵  $\Phi_1, \Phi_2$ ;

(3) 对  $Y$  2 维横向进行  $\alpha_1 MN$  点和  $\alpha_2 MN$  点 Fourier 变换, 得到另一低分辨率 3 维图像  $\Theta \in$

$C^{P_1 \times P_2 \times K}$ ;

(4) 设置降维门限对  $S'$  和  $\Theta$  进行门限检测, 获得目标支撑域, 并根据支撑域外信号估计 3 维图像的噪声水平  $\bar{\epsilon}$ ;

(5) 对  $S'$  的第  $k$  个距离单元信号进行向量化得  $s'_k$ , 并构造 Kronecker 矩阵  $\Phi'$ ;

(6) 根据第  $k$  个距离单元的目标支撑域, 构造行抽取矩阵  $D_1, D_2$ , 并计算降维向量  $\bar{s}_k$  和降维矩阵  $\bar{\Phi}$ ;

(7) 利用稀疏重构方法求解式(13), 得到稀疏解  $\bar{\theta}_k$ , 进而计算  $\theta_k = (D_2)^{\dagger} \bar{\theta}_k$ , 对向量  $\theta_k$  矩阵化, 即可得到目标在第  $k$  个距离单元的横向 2 维像;

(8) 对所有距离单元执行步骤(5)~步骤(7), 最终得到目标的高分辨率 3 维图像。

### 4 仿真实验

#### 4.1 仿真数据验证

为验证本文方法的有效性, 首先构建仿真的 MIMO 雷达成像场景进行验证。

仿真目标由 11 个散射点组成, 以目标中心建立 3 维直角坐标系, 目标的空间分布如图 2 所示。MIMO 雷达采用 4 发 100 收的平面阵列 ( $d=15$  m), 平面阵列中心位置坐标为 (0,0,10000) m。发射信号为一组 4 个 40 码元的四相编码正交信号<sup>[16]</sup>, 载频 10 GHz, 子脉冲宽度 2 ns, 对应信号带宽 500 MHz。

对回波信号匹配滤波, 以实现波形分离和距离向压缩。距离压缩后的信号经横向 2 维 Fourier 变换

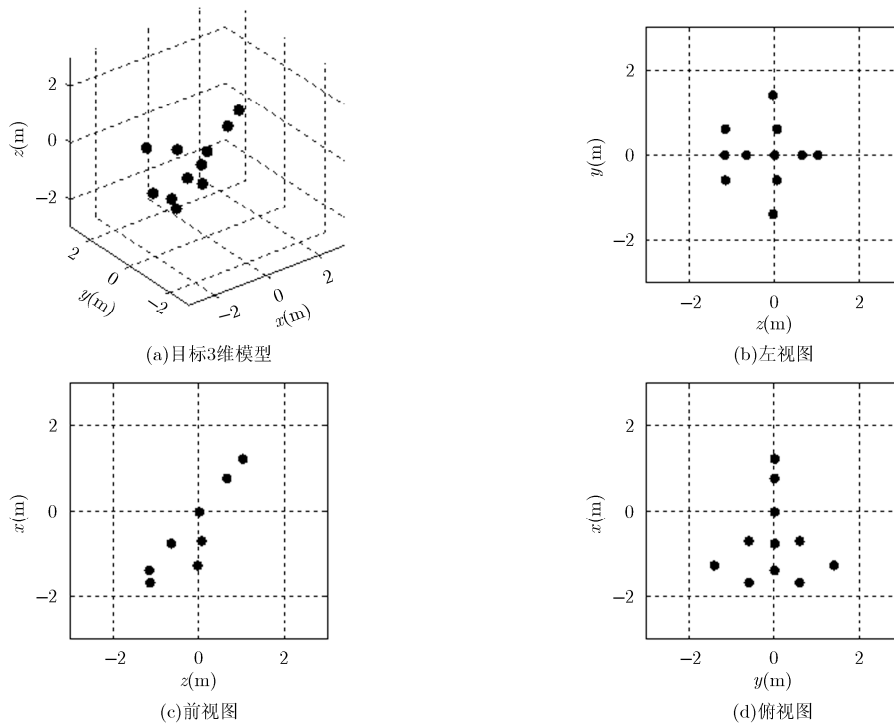


图 2 目标 3 维模型与其 3 视图

即得到目标图像,如图 3 所示。对由于等效阵列长度的限制,目标在 2 维横向上的分辨率较低,导致横向上的散射点难以区分。下面利用不同的方法对目标 2 维横向进行超分辨成像(超分辨倍数  $\alpha_1 = \alpha_2 = 3$ )。

首先,对信号的 2 维横向依次利用 CS 方法进行独立地超分辨成像。本文选择正交匹配追踪(OMP)算法作为 CS 的重构方法。OMP 算法需要已知信号的稀疏度作为迭代次数,而实际当中稀疏度通常是未知的。这里将迭代次数设为 10,基于这种 1 维 CS 法的成像结果如图 4 所示。从图 4 可看到利用 1 维 CS 法的成像效果较差,这是由于信号的 2 维之间存在耦合关系,将两维割裂开来分别考虑造成了信息的丢失。

下面利用 KCS 法对目标进行 3 维成像,设每次最优化求解迭代 100 次,结果如图 5 所示。可以看到图像的横向分辨率大约提高了 3 倍,散射点可以有效分辨。

最后利用 DR-KCS 方法进行成像。设定门限参数  $\mu = 0.1, 1$ , 我们可以得到目标在两个低分辨图像中的支撑域,进而利用支撑域以外的区域可以估计出 3 维图像的噪声水平  $\bar{\epsilon}$  (式(13))。因此可以根据噪声水平自适应地停止迭代算法。本文给出一种基于噪声能量的算法终止准则:

$$\text{res}(k) - \text{res}(k-1) \leq \bar{\epsilon}/\bar{R} \quad (15)$$

其中,  $\text{res}(k)$  代表第  $k$  次迭代后的剩余残差,  $\bar{\epsilon}/\bar{R}$  代表噪声的平均能量。利用该准则可以适时地终止 OMP 算法,从而避免迭代次数设置不合理而导致的过恢复或欠恢复。基于 DR-KCS 法的成像结果如图 6 所示。可以看到,利用降维的 KCS 方法可以得到与图 5 几乎同样的成像效果,但算法的复杂度却大大降低了。

表 1 对比了 3 种方法的运算时间和变换矩阵的大小(对于 DR-KCS 法,取所有降维矩阵中最大的

一个)。由表 1 可以看到,DR-KCS 法中用到的最大的变换矩阵也远远小于 KCS 法的变换矩阵,从而大大降低了算法占用的内存,同时也极大地提高了 DR-KCS 法的运算速度。

表 1 不同算法复杂度对比

	1 维 CS 法	KCS 法	DR-KCS 法
变换矩阵大小 (kb)	18.75( $\times 2$ )	22,500	1,825.3(最大)
运算时间(s)	10.279002	275.164630	0.977974

## 4.2 实测数据验证

本文方法不仅仅适用于高分辨 3 维成像,对于其它基于有限采样的超分辨应用场景同样适用。为进一步说明该方法的有效性,本节采用有限长度的 2 维 ISAR 实测数据进行验证。数据为完成运动补偿的 1 维距离像序列,距离维包含 256 个单元。对 256 个脉冲进行横向的 Fourier 变换可以得到一个飞机目标的高分辨 RD 图像,如图 7 所示。取少量脉冲进行超分辨算法的验证。图 8 为利用前 16 个脉冲进行横向 Fourier 变换的低分辨结果。下面利用 KCS 法和 DR-KCS 法对图像进行 4 倍超分辨。图 9 为基于 KCS 法的高分辨成像结果,OMP 迭代次数为 30。令门限参数  $\mu = 0.5, 0.5$ , 利用 DR-KCS 法得到的高分辨 2 维像如图 10 所示。对比图 9 和图 10 可以看到,DR-KCS 法的成像效果要好于 KCS 法,这是因为 DR-KCS 法在降维的同时对部分噪声和虚假点进行了抑制。表 2 给出了两种方法的计算复杂度对比,可以看到 DR-KCS 法在内存占用和时间消耗两方面都有所下降。值得注意的是,DR-KCS 法在 3 维成像时的优势要比 2 维成像时明显,这说明该方法在越高维的应用场景下,作用会越显著。

## 5 结束语

本文提出了一种降维的压缩感知超分辨成像方

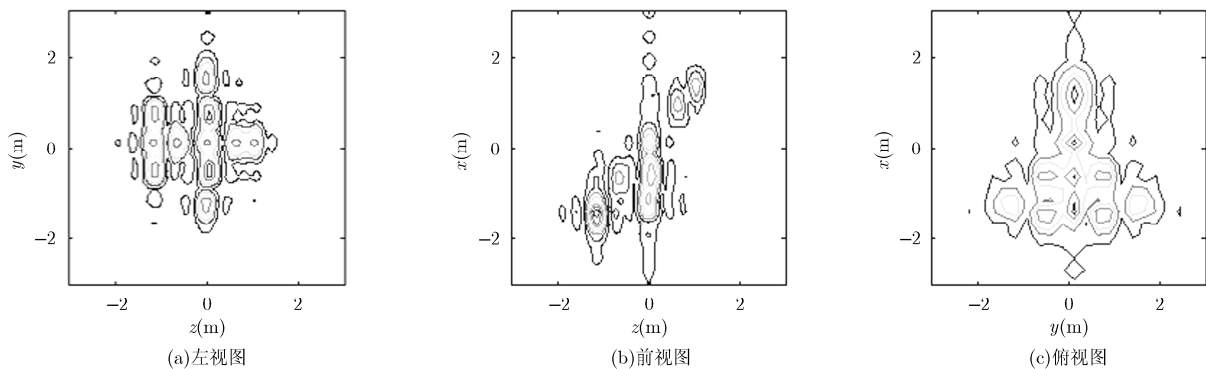


图 3 低分辨目标图像 3 视图

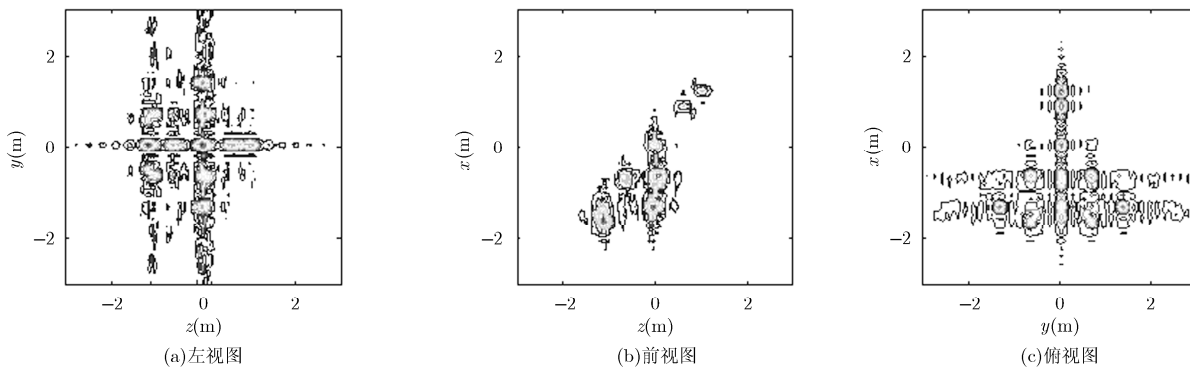


图 4 基于 1 维 CS 法的高分辨率图像 3 视图

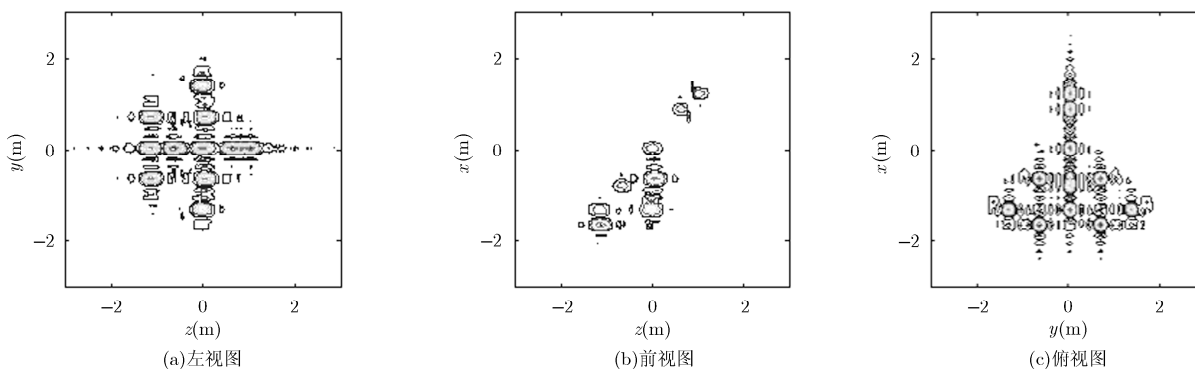


图 5 基于 KCS 法的高分辨率图像 3 视图

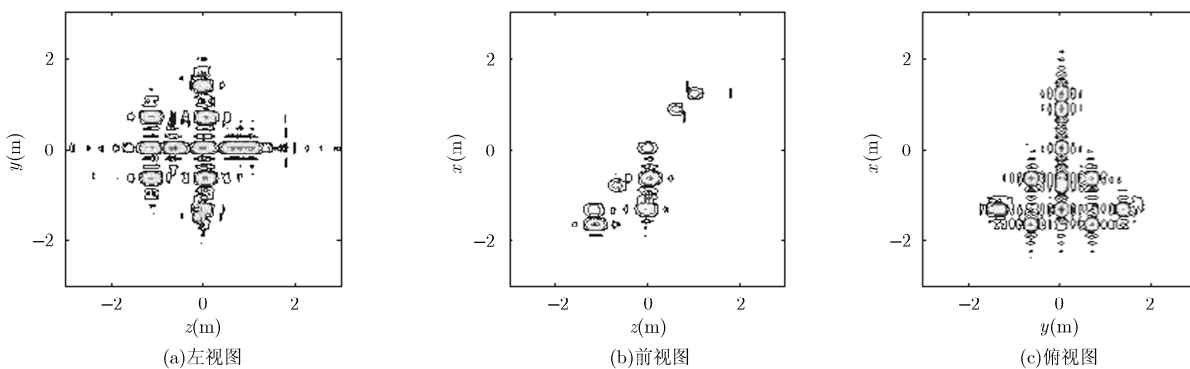


图 6 基于 DR-KCS 法的高分辨率图像 3 视图

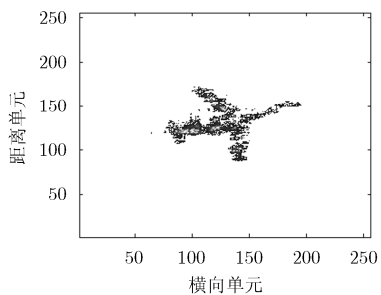


图 7 256 个脉冲下的 RD 图像

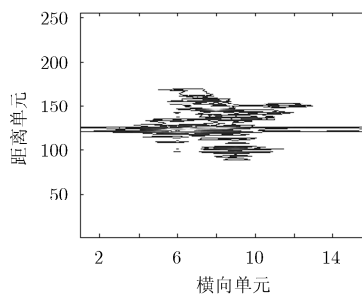


图 8 16 个脉冲下的 RD 图像

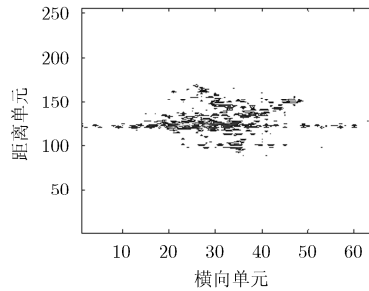


图 9 基于 KCS 法的高分辨图像

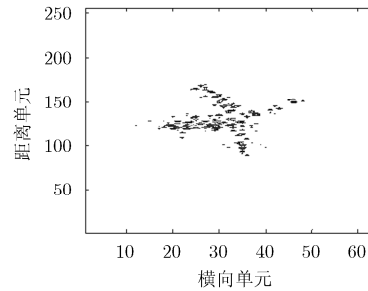


图 10 基于 DR-KCS 法的高分辨图像

表 2 不同算法复杂度对比

	KCS 法	DR-KCS 法
变换矩阵大小(kb)	16	14.0586(最大)
运算时间(s)	1.657655	0.029277

法,能够以较小的算法复杂度实现 MIMO 雷达的高分辨 3 维成像,同时对其他多维超分辨应用领域具有借鉴意义。矩阵维数的降低会在一定程度上影响到信号稀疏恢复的概率。如何在确保稀疏信号准确恢复的前提下最大限度地降低矩阵的维数,是下一步需要深入研究的一个问题。

### 参考文献

- [1] 张榆红, 邢孟道, 徐刚. 基于稀疏孔径的联合稀疏约束干涉 ISAR 机动目标 3 维成像[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(9): 2151-2157. doi: 10.11000/JEIT150125.  
ZHANG Yuhong, XING Mengdao, and XU Gang. Joint sparsity constraint interferometric ISAR imaging for 3-D geometry of maneuvering targets with sparse apertures[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(9): 2151-2157. doi: 10.11000/JEIT150125.
- [2] YANG J C, SU W M, and GU H. 3D imaging using narrowband bistatic MIMO radar[J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(15): 1090-1092.
- [3] MA C Z, YEO T S, TAN C S, et al. Three-dimensional imaging of targets using colocated MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(8): 3009-3021.
- [4] 朱宇涛, 粟毅. 一种  $M^2$  发  $N^2$  收 MIMO 雷达阵列及其 3 维成像方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2011, 41(12): 1495-1506.  
ZHU Yutao and SU Yi. A type of  $M^2$ -transmitter  $N^2$ -receiver MIMO radar array and 3D imaging theory[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2011, 41(12): 1495-1506.
- [5] ZHANG Xiaohua, BAI Ting, MENG Hongyun, et al. Compressive sensing-based ISAR imaging via the combination of the sparsity and nonlocal total variation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5): 990-994.
- [6] WANG Wei, PAN Xiaoyi, LIU Yongcai, et al. Sub-nyquist sampling jamming against ISAR with compressive sensing[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(9): 3131-3136.
- [7] LIU Hongchao, JIU Bo, LIU Hongwei, et al. A novel ISAR imaging algorithm for micromotion targets based on multiple sparse bayesian learning[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(10): 1772-1776.
- [8] WANG Lu, ZHAO Lifan, BI Guoan, et al. Enhanced ISAR imaging by exploiting the continuity of the target scene[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5736-5750.
- [9] LIU H C, JIU B, LIU H W, et al. Superresolution ISAR imaging based on sparse bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 5005-5013.
- [10] GU F F, CHI L, ZHANG Q, et al. Single snapshot imaging method in multiple-input multiple-output radar with sparse antenna array[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2013, 7(5): 535-543.
- [11] MA C Z, YEO T S, ZHAO Y B, et al. MIMO radar 3D imaging based on combined amplitude and total variation cost function with sequential order one negative exponential form[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(5): 2168-2183.
- [12] DUARTE M F and BARANIUK R G. Kronecker compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 494-504.
- [13] 孟藏珍, 许稼, 王力宝, 等. 基于 Clean 处理的 MIMO-SAR 正交波形分离[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(12): 2809-2814. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00311.  
MENG Cangzhen, XU Jia, WANG Libao, et al. An orthogonal waveform separation method based on clean processing in MIMO-SAR[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(12): 2809-2814. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00311.
- [14] BELLETTINI A and PINTO M A. Theoretical accuracy of synthetic aperture sonar micronavigation using a displaced phase center antenna[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2002, 27(4): 780-789.
- [15] CANDESE E, 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.
- [16] DENG H. Polyphase code design for orthogonal netted radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(11): 3126-3135.

胡晓伟: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为雷达成像与识别。  
童宁宁: 女, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为综合电子战和多基地雷达信号处理。  
何兴宇: 男, 1989 年生, 博士生, 研究方向为雷达目标成像。  
丁姗姗: 女, 1992 年生, 硕士生, 研究方向为雷达成像与 DOA 估计技术。  
雷 腾: 男, 1985 年生, 工程师, 研究方向为微动目标特征提取及成像方法。