

欠采样下宽带自旋目标的快速高分辨成像方法

向虎^① 李少东^{①②} 向龙^① 陈文峰^① 杨军^①

^①(空军预警学院 武汉 430019)

^②(中国人民解放军93253部队 大连 116000)

摘要: 逆合成孔径雷达(ISAR)观测自旋目标时, 自旋目标回波的距离-多普勒时变性会导致传统成像方法失效。针对此问题, 该文提出一种基于分布式匹配稀疏表示模型的宽带自旋目标快速高分辨成像方法。首先, 通过自旋目标回波在距离频域表征出的稀疏性, 构建分布式匹配稀疏表示模型; 其次, 研究快速分布式同步多正交匹配追踪算法, 并通过减少算法总的迭代次数和每次迭代运算量来提高算法的重构效率, 同时设计相关阈值抑制虚假重构散射点, 实现鲁棒成像; 最后, 从理论上分析该方法在欠采样及低信噪比条件下依然可获得高质量图像的机理。仿真结果证明了该方法的有效性。

关键词: 高分辨稀疏成像; 稀疏性; 自旋目标; 欠采样; 低信噪比

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2630-08

DOI: 10.11999/JEIT180099

Fast High-resolution Imaging Method for Wideband Spinning Targets under Sub-Nyquist Sampling

XIANG Hu^① LI Shaodong^{①②} XIANG Long^① CHEN Wenfeng^① YANG Jun^①

^①(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

^②(Unit 93253, PLA, Dalian 116000, China)

Abstract: When using Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) to observe the spinning targets, the range-Doppler time-varying characteristics of spinning target echo would lead to the inefficiency of traditional imaging methods. To solve this problem, a fast high-resolution imaging method based on distributed matching sparse representation model is proposed for wideband spinning targets imaging. Firstly, a distributed matching sparse representation model is constructed based on the sparsity of spinning target echo. Secondly, a Fast Distributed Simultaneous Multiple Orthogonal Matching Pursuit (FDSMOMP) algorithm is proposed for achieving the fast robust imaging of the spinning parts. The proposed algorithm can significantly improve the reconstruction efficiency by reducing the iteration times and computational complexity of each iteration. Additionally, in order to enhance the robustness of FDSMOMP, a related threshold is designed to suppress the false reconstruction. Finally, the mechanism of the presented method is analyzed theoretically, and it is proved that the high quality imaging result can still be obtained under the conditions of sub-Nyquist sampling and lower (SNR Signal Noise Ratio). Simulation results show the validation of the proposed method.

Key words: High-resolution sparse imaging; Sparsity; Spinning target; Sub-Nyquist sampling; Low SNR

1 引言

逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)作为一种主动式信息获取系统, 通过对目标的2维成像可为后续的分类、识别等任务提

供可靠的信息源。目前ISAR主要是对刚体类目标成像, 对于自旋类目标(如涡轮发动机叶片、直升机螺旋桨、空间碎片等), 若仍采用传统的RD (Range-Doppler, RD)算法进行成像, 自旋目标将会沿多普勒方向产生多普勒调制干扰带, 称为微动效应^[1]。微动效应将严重恶化刚体部分的成像质量。传统的处理思想是将自旋目标产生的回波作为干扰予以剔除, 然而这种处理会损失目标信息。因此, 实现宽带条件下的自旋目标成像对于获取目标图像解译等具有重要的意义^[2]。

收稿日期: 2018-01-24; 改回日期: 2018-06-21; 网络出版: 2018-07-16

*通信作者: 向虎 huker1978@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671469)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61671469)

目前自旋目标成像方法主要分为两大类。第1类主要侧重于刚体回波和自旋目标回波的分离。代表性方法有时频分析分离法^[3]、基于复数信号的经验模态分解法^[4]、基于复数局部均值分解法^[5]等,上述方法均可成功实现刚体回波与自旋目标回波分离。第2类主要研究自旋目标成像。如文献^[6]利用单距离单元的多普勒信息,提出了单距离单元多普勒干涉的高分辨成像方法。文献^[7]提出了基于霍夫变换(Hough Transform, HT)和扩展霍夫变换(Extended Hough Transform, EHT)进行自旋目标成像方法,但是该方法得到的自旋目标图像旁瓣较高。为解决这一问题,文献^[8]针对高速自旋目标距离-慢时间域回波包络特点,采用逆-Radon变换方法成像,其旁瓣比HT及EHT的旁瓣低,图像精度较高。文献^[9]利用自旋目标的多普勒信息,提出了基于实数逆Radon变换和复数逆Radon变换的算法,取得了较好的成像效果。但上述方法要求方位向满足采样率要求,而对于高速旋转的自旋目标,这一条件一般很难满足。为实现方位欠采样条件下的自旋目标高分辨成像,基于近年来提出的压缩感知理论,分别针对抽样去冗余^[10]、周期性遮挡^[11]、网格失配^[12]、3维成像^[13]等提出了相应的自旋目标高分辨成像方法,并取得了较好的成像效果。其共同特征是只利用单个距离单元的多普勒信息。然而当ISAR的距离分辨率很高时,自旋目标回波将在距离向发生越距离单元徙动现象,导致这些方法无法直接应用于宽带成像。

为实现方位欠采样以及低信噪比条件下的自旋目标宽带高分辨成像,本文充分利用目标回波在距离和方位的2维微动调制特征,提出了可直接适用于欠采样条件的宽带自旋目标快速鲁棒成像方法。首先构建了符合自旋目标回波的本质特征的分布式匹配稀疏表示模型,在此基础上,提出了快速分布式同步多正交匹配追踪(Fast Distributed Simultaneous Multiple Orthogonal Matching Pursuit, FDSMOMP)算法,通过减少算法总的迭代次数和每次迭代运算量以提高重构效率,并利用设计相关阈值的方法剔除虚假重构点,增强低信噪比条件下的重构精度,下面进行详细分析。

2 自旋目标宽带雷达欠采样回波模型

2.1 自旋目标的宽带雷达回波

为便于分析,假设对目标回波已完成平动补偿、自旋部件和刚体部分回波分离等预处理,且目标的自旋速度已知。此时,自旋目标回波经过脉冲压缩后可得到^[8]

$$s_{\text{PC}}(t, t_m) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \sqrt{B\tau_p} \text{sinc} \left[B \left(t - \frac{2R_k(t_m)}{c} \right) \right] \cdot \exp \left(-j4\pi \frac{R_k(t_m)}{\lambda} \right) + e_{\text{PC}} \quad (1)$$

其中, t 与 t_m 分别代表快、慢时间, c 为光速, λ 为波长, σ_k 为散射点 k 的回波幅度, K 为强散射点个数, B 为信号带宽, τ_p 为时宽, e_{PC} 为噪声, $R_k(t_m)$ 可展开为

$$R_k(t_m) \approx R_0 + x_n \sin(\omega t) + y_m \cos(\omega t) \quad (2)$$

其中, $x_n = r_k \cos \varphi_k$, $y_m = r_k \sin \varphi_k$, (r_k, φ_k) 为散射点 k 的初始极坐标位置, ω 为目标自旋角速度。

由式(1)及式(2)可知,对宽带雷达,因其距离分辨率 ρ_r 一般较高(即其 ρ_r 值较小),当 $r_k > \rho_r$ 时,高速自旋目标强散射点回波脉冲压缩后的包络和相位在“快时间(距离)-慢时间”平面是按正弦规律变化的,且不再满足Taylor级数展开的1阶近似条件(即 $\sin(\omega t_m)$ 不能近似为 ωt_m),距离像峰值呈现为随 $R_k(t_m)$ 变化的曲线,且跨越多个距离单元,该曲线反映了自旋目标的特征,这一特征使传统ISAR成像直接利用包络信息较困难。因此,对于自旋目标,由于自旋角速度较大,传统的小转角近似下的距离-多普勒(RD)算法不再有效,本文基于稀疏理论,将自旋目标场景矢量化,在快频率-慢时间域构造与矢量化场景对应的冗余稀疏字典,直接获得场景各散射点位置 x_n 和 y_m ,达到实现高分辨成像的目的。

2.2 欠采样条件下自旋目标回波的分布式匹配稀疏表示模型

将式(1)从快时间域变换到频率域(快频域),得

$$s_{\text{PC}}(f, t_m) = \text{FT}_t[s_{\text{PC}}(t, t_m)] \\ = \sum_{k=1}^K \tilde{\sigma}_k \exp \left(-j4\pi (f + f_c) \cdot \frac{x_n \sin(\omega t_m) + y_m \cos(\omega t_m)}{c} \right) + \text{FT}_t[e_{\text{PC}}] \quad (3)$$

式中, $\text{FT}_t[\cdot]$ 为针对变量 t 进行傅里叶变换, $\tilde{\sigma}_k = \sqrt{B\tau_p}/B\sigma_k \text{rect}(f/B) \exp(-j4\pi(f + f_c)R_0/c)$ 。从式(3)可以看出,将回波变换到快频域后,散射点的能量将被分配至不同的快频点上,即同一个散射点在不同的快频点上具有联合稀疏的特征(即散射点的位置相同,而幅度起伏),此时若将快频点作为虚拟的“频率雷达”,则可认为是从不同“频率”出发观测同一个目标。

对快频域采样时,虽然每一个快频点都是不同

的,但是同一个散射点在不同的快频点上却具有联合稀疏的特征。针对这一特点,构建相应的分布式稀疏表示模型(即字典不同,但信号具备联合稀疏性)。对于第 f_p 频点,将目标等效为由一组位于2维场景网格上的散射点所构成,设场景图像离散化后在距离向共有 M 个单元,在方位向上共有 N 个单元,构成的2维图像为 $\mathbf{T} \in \mathbf{C}^{M \times N}$ 。目标的等效强散射点共有 K 个, $K \ll M \times N$,满足稀疏性。首先对场景进行向量化处理,即令 $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{T}) = [\tilde{\sigma}_1 \ \tilde{\sigma}_2 \ \dots \ \tilde{\sigma}_V]^T$ ($V = M \times N$)。将慢时间序列 \mathbf{t}_m 离散表示为: $\mathbf{t}_m = (0 : N_a - 1) / f_r$,即 $\mathbf{t}_m = m / f_r$, $m = 0, 1, \dots, N_a - 1$,其中 f_r 和 N_a 分别代表满足采样定理的脉冲重复频率及相应的方位脉冲个数,此时对应第 f_p 频点的回波可稀疏表示为

$$s(f_p) = \Psi(f_p, \omega) \mathbf{x}_p + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{x}_p \in \mathbf{C}^{V \times 1}$ 为快频点 f_p 对应的稀疏向量, \mathbf{n} 表示噪声向量, $\Psi(f_p, \omega) \in \mathbf{C}^{N_a \times V}$ 为稀疏基字典

$$\Psi(f_p, \omega) = \exp\left(-j \frac{4\pi(f_p + f_c)}{c} x_n \sin(\omega t)\right) \otimes \exp\left(-j \frac{4\pi(f_p + f_c)}{c} y_m \cos(\omega t)\right) \quad (5)$$

式中, \otimes 为Kronecker积。 $n = 1, 2, \dots, N$; $m = 1, 2, \dots, M$ 。 $\Psi(f_p, \omega)$ 的计算与角速度 ω 有关,这里假设 ω 已知。从式(4)的构建过程可知, f_p 具有任意性,因此每一个快频点都会有一个稀疏表达式。假设共有 P 个快频点,则最终得到的分布式匹配稀疏表示模型为

$$\tilde{\mathbf{X}} = \arg \min \|\mathbf{X}\|_{2,0}, \quad \text{s.t. } s(f_p) = \Psi(f_p, \omega) \mathbf{x}_p + \mathbf{n}, \forall p \in \{1, 2, \dots, P\} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_p] \in \mathbf{C}^{V \times P}$ 为待重构的图像。 $\|\mathbf{X}\|_{2,0} = I(\|\mathbf{x}_i\|_2 > \varepsilon)$ 表示非零行的个数, $\|\mathbf{x}_i\|_2$ 表示 \mathbf{X} 的第 i 行的2范数, $I(\cdot)$ 为计数函数。当 \mathbf{X} 为严格稀疏信号时, $\varepsilon = 0$;当 \mathbf{X} 为近似稀疏信号时, ε 是保证 \mathbf{X} 最大分量被准确选择的阈值。将式(6)定义为分布式稀疏表示模型,主要原因在于:(1)稀疏信号 \mathbf{X} 具有联合稀疏特征;(2)不同的快时间频点对应不同的稀疏基字典。上述模型的构建并未考虑方位欠采样的影响,实际上,自旋目标的旋转频率很高,为避免多普勒模糊,雷达脉冲重复频率 f_r 需满足

$$f_r > 4\omega r_{\max} / \lambda \quad (7)$$

其中, r_{\max} 为目标最大的旋转半径。假设欠采样倍数为 δ ,则实际接收到的回波脉冲数为 $N'_a = \lfloor N_a / \delta \rfloor$ 。此时可将方位降采样等效为式(4)乘以欠采样矩阵

$\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N'_a \times N_a}$,欠采样回波可表示为

$$\mathbf{y}(f_p) = \mathbf{A} s(f_p) = \Theta(f_p, \omega) \mathbf{x}_p + \mathbf{A} \mathbf{n} \quad (8)$$

式中, $\Theta(f_p, \omega) = \mathbf{A} \Psi(f_p, \omega)$ 。式(8)即为欠采样条件下的回波模型。据式(8)与式(6),有

$$\tilde{\mathbf{X}} = \arg \min \|\mathbf{X}\|_{2,0}, \quad \text{s.t. } \mathbf{y}(f_p) = \Theta(f_p, \omega) \mathbf{x}_p + \mathbf{A} \mathbf{n}, p = 1, 2, \dots, P \quad (9)$$

由式(9)的构建过程可知,利用自旋目标强散射点个数稀疏这一特征,将方位欠采样过程等效为一个欠采样矩阵,这一构建过程正好与分布式压缩感知(Distributed Compressive Sensing, DCS)的定义一致。因此可认为式(9)是一个基本的DCS数学表示模型。

3 宽带自旋目标的快速高精度成像算法

DCS理论利用 \mathbf{X} 的联合稀疏特性,能够在感知矩阵不同的条件下以极大概率同时从多个观测数据中重构出未知的联合稀疏信号矩阵^[14]。目前已经提出多种DCS重构算法^[14,15],本文在DCS同步正交匹配追踪算法(Distributed Compressed Sensing-tailored Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, DCS-SOMP)的基础上,从提高重构效率和重构精度两方面改进,提出了FDSMOMP算法,通过减少算法总迭代次数来降低运算量。同时通过设置相关阈值剔除虚假重构点,以提高重构精度。下面进行详细分析。

3.1 FDSMOMP算法

为便于分析,首先给出FDSMOMP算法的步骤如表1所示。

从表1可以看出,FDSMOMP算法主要包括多原子识别、递归投影以及残差更新3个步骤,其中迭代项为主要的计算量。FDSMOMP算法对运算量的改进体现在前两个步骤上,即多原子识别以减

表1 FDSMOMP算法

输入:	量测数据 \mathbf{Y} ,感知矩阵 Θ ,预置稀疏度 k_0 ,组选支撑集 s 。
输出:	重构结果 $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{Finaset}}$ 。
算法初始化:	初始残差 $\mathbf{R}^{(0)} = \mathbf{Y}$,预重构结果 $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{0}$,初始支撑集 $\tilde{\mathcal{S}} = \emptyset$ 。
第1步	多原子识别:根据式(11)计算新原子支撑集 pos ,以此为索引构建新的原子组;
第2步	投影计算:更新支撑集 $\tilde{\mathcal{S}}^j = \tilde{\mathcal{S}}^{j-1} \cup \text{pos}$,依据式(12)进行投影值计算,得到 $\tilde{\mathbf{X}}(f_p)_{\tilde{\mathcal{S}}}$;
第3步	残差更新: $\mathbf{R}(f_p)^{(j)} = \mathbf{y}(f_p) - \Theta_{\tilde{\mathcal{S}}^j} \tilde{\mathbf{X}}(f_p)_{\tilde{\mathcal{S}}}$,判断迭代停止条件是否满足,若满足则执行第4步,否则循环迭代第1至第3步;
第4步	利用最小二乘估计最终结果 $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{Finaset}}$ 。

少总的迭代次数, 用QR分解以降低每次迭代时求逆运算量。下面以第 j 次迭代为例予以说明。

假设 $\mathbf{R}(f_p)^{j-1}$ 为第 $j-1$ 次迭代第 f_p 个频点对应的残差, 令 $\mathbf{G}(f_p)^{(j)} = \left[\Theta(f_p)^{(j)} \right]^H \mathbf{R}(f_p)^{j-1}$, DCS-SOMP算法在第 j 次迭代时, 只选择一个新的支撑集, 支撑集的选择策略可表示为^[15]

$$\text{pos} = \arg \max_{i \in \Omega} \sum_{p=1}^P \left| \mathbf{G}(f_p)_i^{(j)} \right| \quad (10)$$

其中, pos 为选择的新支撑集位置, $\Omega = \{1, 2, \dots, V\}$ 。若预置稀疏度为 k_0 , 则至少需要进行 k_0 次迭代才能得到最终重构矩阵(重构矩阵定义为各次迭代获得的重构原子合成的矩阵)。为减少总的迭代次数, FDSMOMP算法在每次迭代时选择 s ($s > 1$)个原子, 令 $\text{pos} = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s\}$ 表示这 s 个原子的位置, 其中 β_i ($i = 1, 2, \dots, s$)定义为

$$\beta_i = \arg \max_{i \in J \setminus \{\beta_{i-1}, \dots, \beta_1\}} \sum_{p=1}^P \left| \mathbf{G}(f_p)_i^{(j)} \right| \quad (11)$$

其中, J 表示除去上次迭代获得的支撑集后剩余原子支撑集合, “ \setminus ”为差集运算。可见用每次迭代选择 s 个原子的机制代替每次只选择一个原子的方式, 可使得最终的迭代次数减少 $\lfloor k_0/s \rfloor$ 倍。新重构原子组选模式有助于加快算法收敛速度, 减少迭代次数。

完成新原子组选之后, 便需要进行投影计算。令第 j 次迭代得到的支撑集为 A^j , $|A^j| = j \times s$, 重构矩阵为 $\Theta(f_p)_{A^j}$, 投影计算的目的是求解 \mathbf{X}_{A^j} , 由于每个频点对应的 $\Theta(f_p)_{A^j}$ 都不相同, 因此需要各个频点独立求解, 第 p 个频点的重构结果可表示为

$$\mathbf{x}(f_p)_{A^j} = \left(\Theta(f_p)_{A^j}^H \Theta(f_p)_{A^j} \right)^{-1} \Theta(f_p)_{A^j}^H \mathbf{y}(f_p) \quad (12)$$

为实现快速求解, 此处可对 $\Theta(f_p)_{A^j}$ 使用QR分解, 即 $[\mathbf{Q}, \mathbf{R}] = \Theta(f_p)_{A^j}$, 则式(12)可表示为

$$\mathbf{x}(f_p)_{A^j} = (\mathbf{R}^H \mathbf{R})^{-1} \mathbf{R}^H \mathbf{Q}^H \mathbf{y}(f_p) \quad (13)$$

从而进一步降低求解运算量, 关于QR分解降低运算量的详细分析可参考文献[16]。

当回波存在噪声或稀疏度未知时, 会在重构结果中引入大量的虚假重构点, 从而使得重构质量恶化。为解决这一问题, 本文进一步提出相关阈值法以减少虚假重构散射点。

3.2 相关阈值法

由于雷达回波中一般存在噪声, 这里采用相关阈值法减小噪声对重构的影响。假设新算法(经过

提高收敛速度的处理)经 L 次迭代后得到重构结果 $\tilde{\mathbf{x}}$, 预置稀疏度为 k_0 , $\tilde{\mathbf{x}}$ 的支撑集记为 \tilde{S} , 则稀疏度 $k_0 = |\tilde{S}|$ ^[15]。由于每次迭代后残差 \mathbf{R}^j 与重构矩阵 $\Theta^{(j)}$ 正交, 因此有 $k_0 = L \times s$ 。若信号的真实稀疏度为 K , 则有 $k_0 \geq K$, 即 \tilde{S} 中含有不属于真实支撑集 T 的冗余分量, 而 $\tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}}$ 可分解为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}} &= \left[\Theta_{\tilde{S}}^H \right]^+ \mathbf{y} = \left(\Theta_{\tilde{S}}^H \Theta_{\tilde{S}} \right)^{-1} \Theta_{\tilde{S}}^H \Theta_T \mathbf{x}_T \\ &= \left(\Theta_{\tilde{S}}^H \Theta_{\tilde{S}} \right)^{-1} \Theta_{\tilde{S}}^H \left(\Theta_{\tilde{S}} \mathbf{x}_{\tilde{S}} \right) + \left(\Theta_{\tilde{S}}^H \Theta_{\tilde{S}} \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \Theta_{\tilde{S}}^H \left(\Theta_{\tilde{S}-T} \mathbf{x}_{\tilde{S}-T} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

当 \mathbf{y} 中不存在噪声时, 有 $\tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}-T} = 0$, 此时 $\tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}} = \tilde{\mathbf{x}}_T$, 即使重构支撑集有冗余也不会影响结果; 但是当 \mathbf{y} 中存在噪声时 $\tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}-T} \neq 0$, 故 $\tilde{\mathbf{x}}_{\tilde{S}} \neq \tilde{\mathbf{x}}_T$, 且噪声越大, 冗余支撑集越多, 重构质量越差。为提高成像质量, 本文提出一种利用“清洁区”估计噪声阈值的方法, 做法如下: 首先对 P 个频点的重构结果 $\tilde{\mathbf{x}}_p$ ($p = 1, 2, \dots, P$)进行非相参积累:

$$\mathbf{x}_{\text{sum}} = \sum_{p=1}^P |\tilde{\mathbf{x}}_p| \quad (15)$$

其中, $|\mathbf{a}|$ 表示对向量 \mathbf{a} 的各分量求绝对值。由于噪声的随机性, 非相参积累过程可使得信号能量被积累, 从而有助于信号检测。为更加方便地进行噪声阈值估计, 对 \mathbf{x}_{sum} 进行自相关, 得

$$\mathbf{R} = \mathbf{x}_{\text{sum}} \mathbf{x}_{\text{sum}}^H \quad (16)$$

令

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{\Pi}(\mathbf{R}) / \max[\mathbf{\Pi}(\mathbf{R})] \quad (17)$$

其中, $\mathbf{\Pi}(\mathbf{R})$ 表示矩阵 \mathbf{R} 的主对角线的元素组成的向量。 \mathbf{P}_0 表示非相参积累后信号的归一化能量。假设只有一个信号点, 其重构幅度为2, 由噪声引起的虚假重构点幅度为0.8, 噪声与信号的比值为0.4; 经过相关处理后, 二者的比值为0.16, 从而对比度扩大。

实际上, 目标的尺寸总是有限的, 其与场景相比是很小的。也就是说在 \mathbf{x}_{sum} 中存在着不包含目标散射点的清洁区, 因此本文选择清洁区估计阈值, 图1为阈值示意图, 假设清洁区相对应的距离单元范围为 $[d_{\min}, d_{\max}]$, 则对应的阈值可定义为

$$\text{Thr} = \text{mean}[\mathbf{P}_0(d_{\min} : d_{\max})] \quad (18)$$

由于是利用清洁区估计的阈值, 因此可认为此阈值仅仅是由噪声功率所构成。假设 \mathbf{P}_0 中大于阈值的元素支撑集为 \mathbf{S}_2 , 稀疏度为 $K_1 < k_0$ ($|\mathbf{S}_2| = K_1$), 此即为剔除部分冗余后的最终支撑集, 从而完成虚假散射点支撑集的剔除。

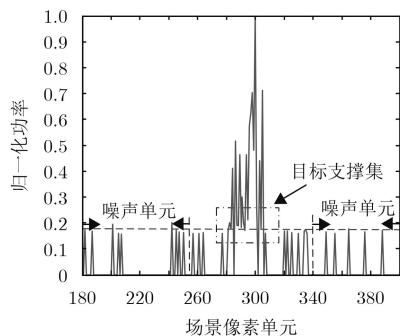


图1 阈值确定示意图

4 成像性能分析

本文主要研究方位欠采样和低信噪比条件下快速高分辨成像的方法,因此这里重点对欠采样成像机理、低SNR条件下成像性能以及运算量进行分析。

4.1 欠采样成像能力分析

由于每一个散射点的多普勒值与散射点的位置、波长和目标自旋角速度有关。不同散射点的位置、多普勒频率均不同,且具有周期性,若直接计算多普勒来区分不同散射点,则难度较大,因为必须保证方位向采样速率满足式(7)。而本文方法重构时则巧妙地避开直接计算多普勒,利用不同散射点的位置差异性,直接寻找散射点“位置”,获得高分辨成像。这种从估计散射点多普勒频率变到估计散射点位置,使得即使方位多普勒存在模糊,也可实现高速自旋目标成像,因此即使方位欠采样,但散射点的位置信息并未发生改变,这也是欠采样条件下可实现高分辨成像的原因^[7]。欠采样后的脉冲数目与自旋目标的等效散射点个数 K 以及信号维度 V 三者之间应满足:

$$N'_a = O(K \lg(V/K)) \quad (19)$$

4.2 低SNR条件下的成像能力分析

这里从相参和非相参积累的角度分析本文提出的方法对SNR提高情况进行分析。不失一般性,假设场景只有一个幅度为 σ_k 、位置为 (x_n, y_m) 的散射点,则在本文提出的方法中,首先需计算每一个频点在方位向的内积,然后再对所有频点进行积累,即

$$\begin{aligned} & \sum_{p=1}^P |\langle \Theta(f_p, \omega), \mathbf{y}(f_p) \rangle| \\ &= \sigma_k \sum_{p=1}^P \left| \sum_{n=1}^{N'_a} \exp(-ja_p(\Delta x \sin(\omega n T_r) + \Delta y \cos(\omega n T_r))) \right| \end{aligned} \quad (20)$$

式中, a_p 为与 $2\pi(f_p + f_c)/c$ 有关的常数, Δx 及

Δy 分别代表该散射点所在分辨单元位置坐标 (x_n, y_m) 与其它分辨单元位置坐标 (x_i, y_j) 的方位维坐标值之差及距离维坐标值之差。通过寻找内积最大的行的位置得到散射点的位置,此过程实际上对信号能量进行了积累,从而可以提高信噪比。式(20)包含两部分。第1部分是方位向的相参积累,当 $\Delta x \rightarrow 0, \Delta y \rightarrow 0$ 时,有

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^{N'_a} \exp(-ja_p(\Delta x \sin(\omega n T_r) + \Delta y \cos(\omega n T_r))) \\ & \approx N'_a \end{aligned} \quad (21)$$

可见方位向的积累是通过相位补偿后对幅度的积累获得了近似为 N'_a 倍的SNR得益。第2部分是距离向的非相参积累,由式(20)和式(21)可知,在完成第1步的方位相参积累后,有

$$\sum_{p=1}^P |\langle \Theta(f_p, \omega), \mathbf{y}(f_p) \rangle| \approx \sigma_k P N'_a \quad (22)$$

式中, P 为快频的点数。式(21)等效为方位向匹配滤波,而式(22)则利用了距离向匹配滤波对能量进行积累,因此本文方法可在方位和距离向同时进行能量积累,这也是在低信噪比条件下具有较高成像质量的原因。此外,通过相关阈值处理,可以对大部分的虚假重构噪声点进行抑制,从而可实现低信噪比条件下重构。

4.3 运算量分析

FDSMOMP算法中,最耗时的部分是式(11)与式(12)的计算。假设FDSMOMP算法共需要迭代 L 次。式(11)主要运算量在于感知矩阵与残差的内积,一个快频点的内积运算量为 $O(LN'_aMN)$,则 P 个快频点支撑集识别的运算量为 $O(LPN'_aMN)$ 。式(12)的主要计算量来源于最小二乘的求解,若使用QR分解,且用MGS(Modified Gram-Schmidt, MGS)进行矩阵求逆,第 l 次迭代的运算量是 $O(lMN)$,则对于 P 个快频经过 L 次迭代总的运算量为 $O(L^2PMN)$,本文算法总运算量为 $C_{\text{FDSMOMP}} = O(LN'_aMN + L^2PMN)$ 。类似地,若使用DCS-SOMP算法^[15],假设经过 L_1 次迭代,则总的运算量为 $C_{\text{DCS-SOMP}} = O(L_1N'_aMN + L_1^2PMN)$ 。对比上述两种方法, $L = \lceil L_1/s \rceil < L_1 (s > 1)$,因此本文所提方法的运算量将大大降低,成像速度将会加快。

5 仿真与分析

本文所有仿真实验在Matlab R2008b上实现,仿真所用计算机参数为:处理器为Intel酷睿E7500,主频为2.93 GHz,内存为2 GB。仿真中参数设置如下:目标模型为图2所示的28点的螺旋

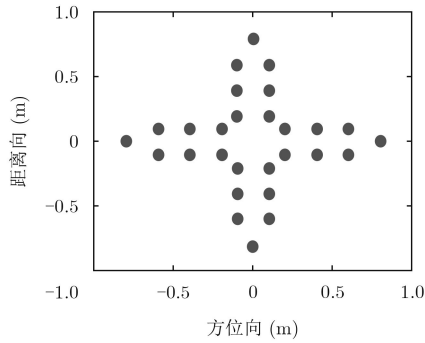


图 2 目标等效散射点模型

桨，目标的最大散射半径为0.8 m，散射强度从中心到边缘依次为0.4, 0.6, 0.8和1.0，自旋频率为7.5 Hz。雷达发射LFM信号，载频为10 GHz，信

号带宽为1 GHz，方位积累时间为0.2 s, PRF' 以及相应的脉冲数将在不同仿真时分别给出。欠采样倍数定义为

$$\delta = \frac{\text{PRF}}{\text{PRF}'} = \frac{N_a}{N'_a} \quad (23)$$

噪声为高斯白噪声，噪声在脉冲压缩前添加。 $P = \|\mathbf{S}\|_F^2 / (NN'_a)$ 为无噪声时回波的平均功率，采用图像熵^[18]作为量化评价成像质量的指标，并用仿真运行时间来对比不同算法的运算速度。

仿真1 不同欠采样率条件下的成像效果 本仿真对不同欠采样率下的成像效果进行对比。其中，选择欠采样倍数分别为2, 4和8，其他条件不变。图3为不同欠采样率下的成像结果，表2为不同

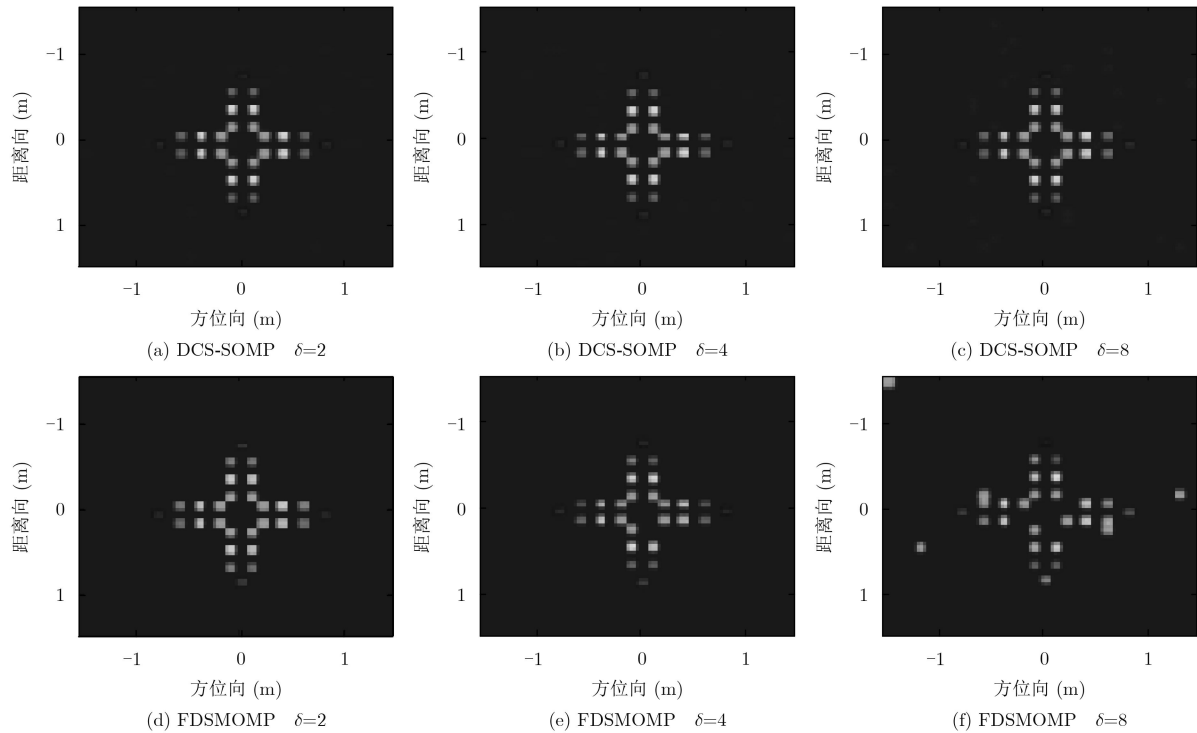


图 3 欠采样下不同算法的成像效果

算法的成像时间和图像熵值。

由图3和表2可知，在不同欠采样率条件下，基于CS重构都能获得较好的成像效果，验证了本文所构建的分布式匹配稀疏表示模型以及基于CS可进行欠采样重构的有效性。对比FDSMOMP和

DCS-SOMP算法的成像质量(图像熵)和成像时间可知，本文所提出的FDSMOMP既能保证成像质量，又可缩短成像时间。

仿真2 不同信噪比条件下的成像效果 为验证低信噪比下的重构能力，假设信噪比从-20 dB增加到0 dB，步长为4 dB，固定欠采样倍数为4倍，其他仿真条件不变，图4为不同信噪比条件下的成像效果，图5为图像熵和运行时间的对比曲线。

从不同算法的成像结果对比可以看出，随着信噪比的降低，不同算法的成像质量都有所下降，出现了大量的虚假重构点，这主要是由于重构时将噪声分量作为稀疏值进行了重建。从图5(a)来看，

表 2 不同算法的图像熵值和运算时间对比

欠采样倍数	DCS-SOMP		FDSMOMP	
	图像熵值	运算时间(s)	图像熵值	运算时间(s)
$\delta = 2$	3.162	15.287	3.151	4.202
$\delta = 4$	3.169	8.125	3.168	2.222
$\delta = 8$	3.189	4.995	3.182	1.740

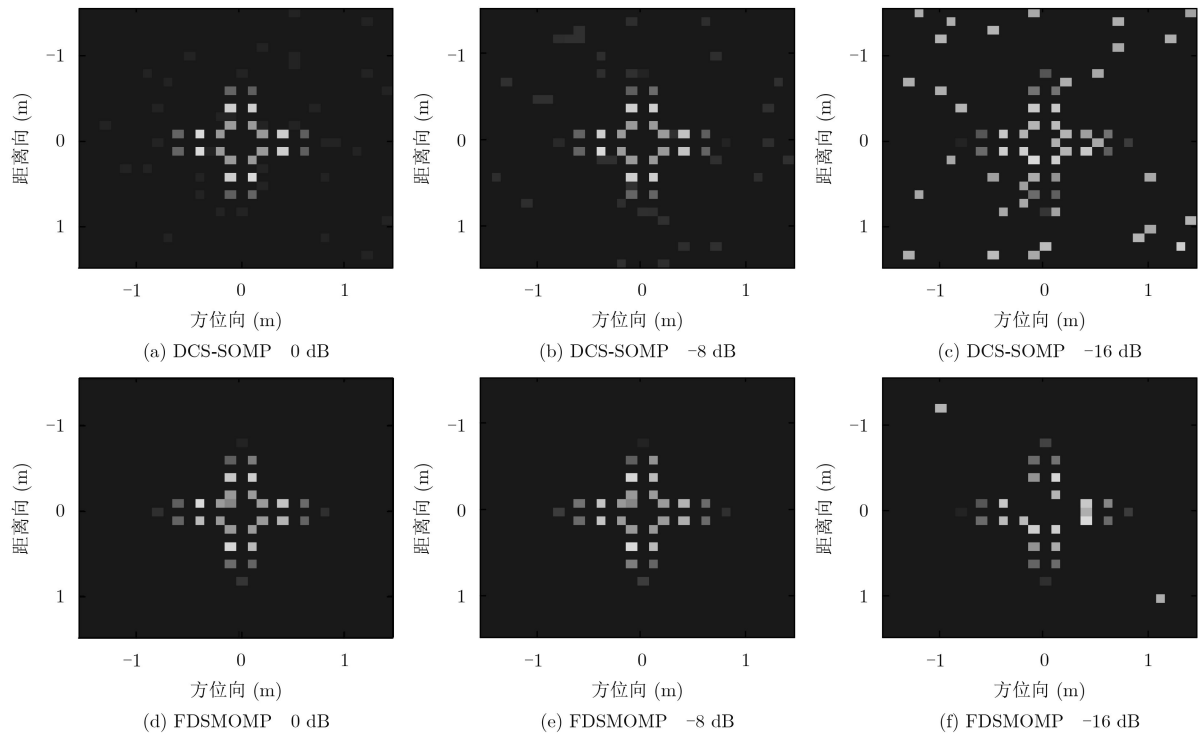


图4 不同信噪比条件下的成像效果对比

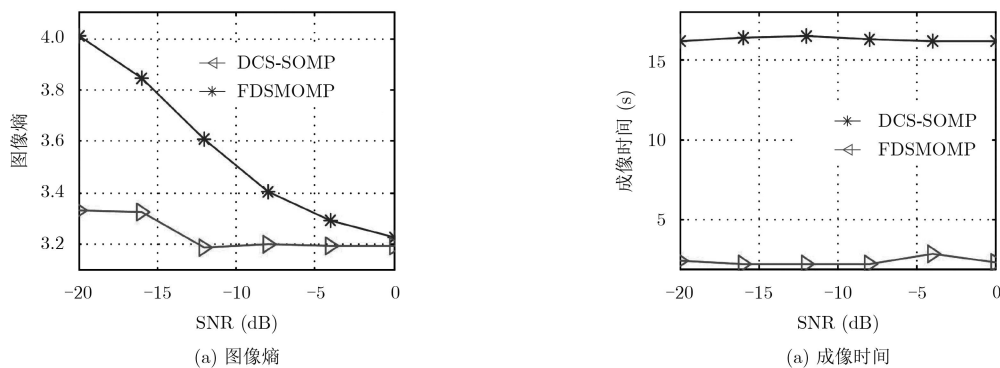


图5 图像熵和运行时间对比

FDSMOMP比DCS-SOMP算法的成像质量更高；从图5(b)来看，FDSMOMP的成像时间远小于DCS-SOMP算法。

6 结束语

对自旋目标进行高分辨成像将有助于后续目标识别任务的执行。本文针对欠采样条件下，宽带自旋目标成像时存在的距离、多普勒时变等难题，提出了基于分布式匹配稀疏表示模型的宽带自旋目标快速高分辨成像的FDSMOMP方法。该方法利用其在降低迭代次数及每次迭代运算量方面的优势，具有较高的运行效率。同时该算法还具有信噪比积累的优势，并通过相关阈值来自适应地剔除虚假重构散射点，增强了噪声鲁棒性。最后从理论上分析了欠采样和低信噪比条件下本文所提方法具有良好

成像性能的原因。下一步研究中，将重点考虑自旋速度未知以及自旋速度存在估计误差时对成像性能的影响。

参考文献

- [1] 张群, 何其芳, 罗迎. 基于贝塞尔函数基信号分解的微动群目标特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3056-3062. doi: 10.11999/JEIT161036.
ZHANG Qun, HE Qifang, and LUO Ying. Micro-Doppler feature extraction of group targets using signal decomposition based on Bessel function basis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3056-3062. doi: 10.11999/JEIT161036.
- [2] TOMEI S, BACCI A, GIUSTI E, *et al.* Compressive sensing-based inverse synthetic radar imaging from incomplete data[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2016,

- 10(2): 386–397. doi: [10.1049/iet-rsn.2015.0290](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2015.0290).
- [3] THAYAPARAN T, ABROL S, RISEBOROUGH E, *et al.* Analysis of radar micro-Doppler signatures from experimental helicopter and human data[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2007, 1(4): 289–299. doi: [10.1049/iet-rsn:20060103](https://doi.org/10.1049/iet-rsn:20060103).
- [4] BAI Xueru, XING Mengdao, ZHOU Feng, *et al.* Imaging of micromotion targets with rotating parts based on empirical-mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(11): 3514–3523. doi: [10.1109/TGRS.2008.2002322](https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.2002322).
- [5] 袁斌, 徐世友, 陈曾平. 基于复数局部均值分解的含自旋目标目标微多普勒分离技术[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(12): 2927–2933. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00655](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00655).
YUAN Bin, XU Shiyong, and CHEN Zengping. Micro-Doppler separation from targets with rotating parts based on complex local mean decomposition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(12): 2927–2933. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00655](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00655).
- [6] SATO T. Shape estimation of space debris using single-range Doppler interferometry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 1000–1005. doi: [10.1109/36.752218](https://doi.org/10.1109/36.752218).
- [7] ZHANG Qun, YEO Tat Soon, TAN Hwee Siang, *et al.* Imaging of a moving target with rotating parts based on the Hough transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(1): 291–299. doi: [10.1109/TGRS.2007.907105](https://doi.org/10.1109/TGRS.2007.907105).
- [8] 白雪茹, 周峰, 邢孟道. 空中微动旋转目标的二维ISAR成像算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(9): 1938–1943. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.0009.09.011](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.0009.09.011).
BAI Xueru, ZHOU Feng, and XING Mengdao. 2D ISAR imaging algorithm for air micro-motion targets[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(9): 1938–1943. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.0009.09.011](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.0009.09.011).
- [9] BAI Xueru, ZHOU Feng, XING Mengdao, *et al.* High resolution ISAR imaging of targets with rotating parts[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 2530–2543. doi: [10.1109/TAES.2011.6034649](https://doi.org/10.1109/TAES.2011.6034649).
- [10] 句彦伟, 张燕. 自旋目标高效参数化高分辨成像研究[J]. *现代雷达*, 2016, 38(6): 30–33. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.06.008](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.06.008).
JU Yanwei and ZHANG Yan. An effective super-resolution ISAR imaging method for spinning-target[J]. *Modern Radar*, 2016, 38(6): 30–33. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.06.008](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2016.06.008).
- [11] HONG Ling, DAI Fengzhou, and LIU Hongwei. A fused-lasso-based Doppler imaging algorithm for spinning targets with occlusion effect[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(9): 3099–3108. doi: [10.1109/JSEN.2016.2522405](https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2522405).
- [12] SUN Chao, WANG Baoping, FANG Yang, *et al.* Narrow-band radar imaging for off-grid spinning targets via compressed sensing[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2017, 28(4): 1167–1181. doi: [10.1007/s11045-016-0384-5](https://doi.org/10.1007/s11045-016-0384-5).
- [13] 孙玉雪, 罗迎, 张群, 等. 空间自旋目标宽带雷达干涉三维成像方法[J]. *航空学报*, 2017, 38(4): 227–239. doi: [10.7527/S1000-6893.2016.0286](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2016.0286).
SUN Yuxue, LUO Ying, ZHANG Qun, *et al.* Interferometric 3D imaging for space rotating targets in wideband radar[J]. *Acta Aeronautics et Astronautics Sinica*, 2017, 38(4): 227–239. doi: [10.7527/S1000-6893.2016.0286](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2016.0286).
- [14] SUNDMAN D. Greedy algorithms for distributed compressed sensing[D]. [Ph.D. dissertation], KTH Royal Institute of Technology School of Electrical Engineering, 2014: 13–91.
- [15] DROR B, MICHAEL B. Distributed compressed sensing[J]. *Preprint*, 2005, 22(10): 2729–2732. doi: [10.1007/978-981-287-390-3](https://doi.org/10.1007/978-981-287-390-3).
- [16] WANG J, KWON S, and SHIM B. Generalized orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6202–6216. doi: [10.1109/TSP.2012.2218810](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2218810).
- [17] 李少东, 陈永彬, 刘润华, 等. 基于压缩感知的窄带高速自旋目标高分辨成像物理机理分析[J]. *物理学报*, 2017, 66(3): 337–346. doi: [10.7498/aps.66.038401](https://doi.org/10.7498/aps.66.038401).
LI Shaodong, CHEN Yongbin, LIU Runhua, *et al.* Analysis on the compressive sensing based narrow-band radar super resolution imaging mechanism of rapidly spinning targets[J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(3): 337–346. doi: [10.7498/aps.66.038401](https://doi.org/10.7498/aps.66.038401).
- [18] 张磊. 高分辨SAR/ISAR成像及误差补偿技术研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2012.
ZHANG Lei. Study on high resolution SAR/ISAR imaging and error correction[D]. [Ph.D. dissertation], XiDian University, 2012.
- 向 虎: 男, 1978年生, 讲师, 研究方向为压缩感知、目标成像与识别.
李少东: 男, 1987年生, 博士, 研究方向为压缩感知和ISAR成像.
向 龙: 男, 1978年生, 讲师, 研究方向为压缩感知、目标成像与识别.
陈文峰: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为压缩感知和双基地ISAR成像.
杨 军: 男, 1973年生, 教授, 研究方向为雷达系统、压缩感知和雷达成像.