

基于联合块稀疏模型的随机调频步进ISAR成像方法

吕明久* 陈文峰 夏赛强 杨军 马晓岩
(空军预警学院 武汉 430019)

摘要: 在回波数据稀疏、低信噪比等不利条件下, 利用随机调频步进信号进行ISAR成像时, 成像性能将会严重下降。针对上述问题, 该文在充分分析随机调频步进信号回波特性的基础上, 提出利用目标距离向具有的联合块稀疏特征来获得高质量ISAR图像的新方法。首先, 推导了在随机调频步进信号发射波形条件下目标回波信号的联合块稀疏成像模型并分析了该模型特征; 其次, 提出了联合块稀疏正交匹配追踪稀疏重构算法(JBOMP)实现对模型的求解。该算法利用ISAR回波信号具有的块稀疏以及联合稀疏等先验信息, 因此在低量测值、低信噪比条件下的ISAR成像性能得到了增强。所提算法还可以实现对多维信号的联合处理, 且具有较快的运算速度。理论分析与仿真实验均验证了所提方法的有效性。

关键词: ISAR成像; 随机调频步进信号; 联合稀疏模型; 块稀疏模型

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2614-07

DOI: 10.11999/JEIT180054

Random Chirp Frequency-stepped Signal ISAR Imaging Algorithm Based on Joint Block-sparse Model

LÜ Mingjiu CHEN Wenfeng XIA Saiqiang YANG Jun MA Xiaoyan
(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: Under the condition of lack of echo data and low SNR, the ISAR imaging performance is greatly reduced by using Random Chirp Frequency-Stepped (RCFS) signal. To solve the above problems, based on fully analyzing the echo characteristics of the random chirp frequency-stepped signal, a new method of obtaining high quality ISAR images is proposed using the joint sparse feature of the target range dimension. First, a joint block sparse imaging model of the target echo signal under the condition of random chirp frequency-stepped signal is derived and the characteristics of the model are analyzed. Secondly, a Joint Block sparse Orthogonal Matching Pursuit (JBOMP) algorithm is proposed for solving the model. The algorithm utilizes the sparse information and the joint sparse information of the ISAR echo. Therefore, the ISAR imaging performance is enhanced under the condition of low measurement and low SNR. The proposed algorithm also can achieve joint processing of multidimensional signals and has a faster operation speed. Both theoretical analysis and simulation experiments verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: ISAR imaging; Random Chirp Frequency-Stepped (RCFS) signal; Joint sparse model; Block sparse model

1 引言

ISAR作为一种主动式信息获取系统, 通过发射大带宽信号实现对目标的2维成像。随着成像分辨率要求的不断提高, 高采样率、高数据量等问题给雷达系统设计以及处理带来了诸多困难。近年来

提出的压缩感知理论^[1](Compressed Sensing, CS)为上述问题提供了一条新的解决思路^[2]。其中, 通过在发射端发射随机调频步进(Random Chirp Frequency-Stepped, RCFS)信号, 将CS的随机性由接收端“转移”到发射端, 可以显著降低系统复杂度和数据量, 同时抗干扰性能显著增强, 得到广泛关注^[3]。

目前, 基于CS理论的稀疏重构方法大都是利用信号固有的或者在某个域中的稀疏性, 通过等效求解最优化问题, 以较大概率实现对原始信号的重构, 这种方法的重构性能受量测值、低信噪比的影

收稿日期: 2018-01-16; 改回日期: 2018-07-17; 网络出版: 2018-08-01

*通信作者: 吕明久 lv_mingjiu@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671469)

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

响较大^[4]。与传统的稀疏重构模型不同的是，ISAR目标散射点作为一个整体，其目标形状通常具有一定的结构规律，比如目标只占场景的一小部分、聚集于成像场景中的某个位置成块出现等。通过充分利用ISAR目标散射点分布的结构稀疏特性，可以提高低量测值、低信噪比条件下的ISAR成像性能^[5]。当前，基于结构稀疏特性的ISAR成像方法研究主要有以下3个方面：一是模式耦合稀疏结构，即目标强散射点的四周将会以很大概率存在其他散射点^[6]。二是块稀疏结构，这种结构模型与模式耦合结构相似，强调的是目标散射点通常聚集于成像场景中的某个位置成块出现^[7]。三是联合稀疏结构，即发射的多组回波信号均具有相同的稀疏结构^[8]。针对上述不同的目标稀疏结构特征，学者进行了大量的研究，并提出了相应的稀疏重构算法。实际上，对于ISAR目标来说，上述所提的结构稀疏特征并不是孤立存在的，而目前所有基于ISAR结构稀疏模型的成像算法均只关注目标的某个稀疏结构特性并加以利用，虽然提升了低量测值、低信噪比条件下的ISAR成像性能，但是仍然具有进一步提升的空间。对于如何充分利用ISAR目标存在的多种结构稀疏特性的研究目前还相对欠缺，也缺乏相对应的稀疏重构算法，因此具有重要的研究价值。

针对上述问题，本文在充分分析RCFS回波特性的基础上，提出了一种基于联合块稀疏结构模型的RCFS ISAR成像新方法。首先，在对RCFS ISAR回波信号距离向结构稀疏特性分析的基础上，给出了联合块稀疏结构模型(Joint Block-Sparse Model, JBSM)的定义并分析了该模型的结构特征。其次，提出了联合块稀疏正交匹配追踪稀疏重构算法(Joint Block OMP, JBOMP)实现对上述模型的稀疏重构。该算法充分利用了RCFS ISAR回波信号具有的联合稀疏信息以及块稀疏信息，可以提高低量测值、低信噪比条件下的ISAR成像性能。最后，对该方法的性能进行了分析。本文所提方法不仅利用了回波信号的块稀疏特征，而且考虑了回波信号具有的联合稀疏特征的实际，其低量测值下的重构性能与抗噪性能均得到了进一步增强，且可以实现多维信号的联合处理，具有较快的运算速度。理论分析和仿真实验均验证了所提方法的有效性。

2 联合块稀疏RCFS ISAR成像模型

基于RCFS信号的ISAR成像过程可以分为距离维合成以及多普勒维聚焦两步，对于经运动补偿后的子脉冲压缩采样信号可表示为^[8]

$$s(n; n_a) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp \left[-j \frac{4\pi}{c} (f_c + \Gamma_{n, n_a} \Delta f) \cdot (x_k - y_k n_a \Delta \theta) \right] \quad (1)$$

其中， σ_k 为目标第 k 个散射点的散射强度， f_c 为载频， Γ_{n, n_a} 为子脉冲步进序列， Δf 为载频步进量， (x_k, y_k) 为目标散射点在目标坐标系中的位置， $\Delta \theta$ 为等效的角转动步长。

对于上述RCFS ISAR回波信号，需要进行距离像合成，再进行方位向聚焦。本文重点研究考虑距离向结构稀疏特性，因此方位向稀疏成像方法不做具体说明，详细过程可以参考文献^[3,8]。

由于目标距离像表现出的稀疏性，此时第 n_a 个距离像的降采样稀疏重构模型可以表示为

$$\mathbf{s}(n_a) = \Theta(n_a) \mathbf{x}(n_a), \quad n_a = 1, 2, \dots, N_a \quad (2)$$

其中， $\mathbf{s}(n_a) \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 为降采样数据， $\mathbf{x}(n_a) \in \mathbb{C}^{P \times 1}$ 表示目标散射点信息，即第 n_a 个1维距离像， $\Theta(n_a) \in \mathbb{C}^{M \times P}$ 为第 n_a 个距离像的感知矩阵，其构造方式可以参考文献^[8]。

将 N_a 组距离像稀疏重构模型写成矩阵形式为

$$\mathbf{S} = \Theta \mathbf{X} + \mathbf{E} \quad (3)$$

其中， $\mathbf{S} = [\mathbf{s}(1), \dots, \mathbf{s}(n_a), \dots, \mathbf{s}(N_a)] \in \mathbb{C}^{M \times N_a}$ ， $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(N_a)] \in \mathbb{C}^{P \times N_a}$ 为需要重构的 N_a 组距离像信息， $\Theta = [\Theta(1), \Theta(2), \dots, \Theta(N_a)] \in \mathbb{C}^{M \times P}$ ， M 为降采样数据量，且 $M \leq P$ ， \mathbf{E} 为噪声矩阵。

近年来，随着多量测向量稀疏重构模型的发展，在重构上述问题时通过利用 \mathbf{X} 中结构信息，提高最终的稀疏重构性能。下面对 \mathbf{X} 的结构稀疏信息进行具体分析。

(1) 对于单个距离像来说，在 \mathbf{X} 中的每个待重构距离像 $\mathbf{x}(n_a)$ ，目标的非零散射点元素通常是聚合在某个位置(如图1所示)，因此具有块稀疏结构特征。



图1 距离像块稀疏示意

此时，将 $\mathbf{x}(n_a)$ 均匀分割为 G 个子块时(如式(4)所示)，每个子块 $\mathbf{x}_g(n_a)$ 包含 d 个信号分量，即 $\mathbf{x}_g(n_a)$ 可以表示为

$$\mathbf{x}_g(n_a) = \underbrace{x(g_1; n_a), \dots, x(g_j; n_a), \dots, x(g_d; n_a)}_{\mathbf{x}_g(n_a)} \quad (4)$$

式中， $g_j = g + j$ ， $j = 0, 1, \dots, d-1$ ， $g = 1, 2, \dots, G$ 。

此时 $\mathbf{x}(n_a)$ 即可以表示为

$$\mathbf{x}(n_a) = [\mathbf{x}_1(n_a), \dots, \mathbf{x}_g(n_a), \dots, \mathbf{x}_G(n_a)] \quad (5)$$

其中, $\mathbf{x}(n_a)$ 中的非零元素分布将分布在少数的几个子块中。

假设至多有 k 个不为零的子块存在, 则可以将 $\mathbf{x}(n_a)$ 称之为块稀疏信号。当 $d=1$ 时, 此时的块稀疏信号即为一般意义下的稀疏信号。利用距离像 $\mathbf{x}(n_a)$ 中的块稀疏结构信息, 可以得到更好的距离像稀疏重构结果。

(2) 对于方位向 N_a 组距离像来说, 由于每组子脉冲信号观测的目标相同, 因此每组回波信号包含相同的目标稀疏信息, 也即是 \mathbf{X} 具有联合稀疏信息。上述结构稀疏特征可以表示为如图2所示的信号模型。其中在目标距离像合成时, 每个距离像 $\mathbf{x}(n_a)$ 均具有块稀疏结构特征; 而沿方位向的 N_a 组距离像 \mathbf{X} 具有联合稀疏特征。对于具有上述结构稀疏特征的信号模型, 本文将之称为联合块稀疏模型 (Joint Block-Sparse Model, JBSM)。

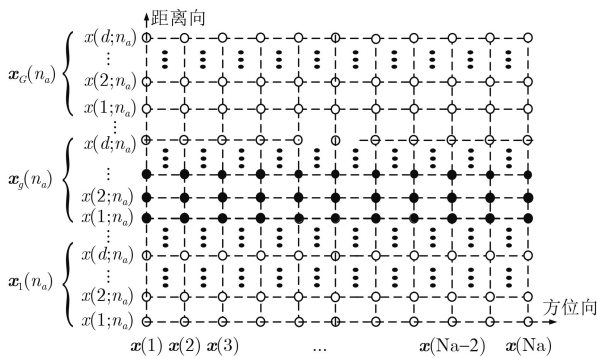


图2 联合块稀疏模型示意

此时基于联合块稀疏模型的 N_a 组距离像稀疏重构问题可以转化为:

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{X}} &= \arg \min_{\hat{\mathbf{X}}} \sum_{n_a=1}^{N_a} \sum_{g=1}^G I(\|\mathbf{x}_g(n_a)\|_2 > 0) \\ \text{s.t. } \mathbf{s}(n_a) &= \Theta_{n_a} \mathbf{x}(n_a), \forall n_a \in \{1, 2, \dots, N_a\} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{N_a}] \in \mathcal{C}^{P \times N_a}$, $\sum_{g=1}^G I(\|\mathbf{x}_g(n_a)\|_2 > 0)$ 表示信号 $\mathbf{x}(n_a)$ 中非零子块的个数。

对于具有块稀疏特性的信号模型, 目前已有多种稀疏恢复算法 (BMP, BOMP等)^[7]。对于具有联合稀疏特性的信号, 也已提出了大量相应的稀疏重构算法 (DCS-OMP, MMVOMP, MMVAMP等)^[8,9]。但是这些算法均没有联合考虑信号的块稀疏结构信息以及联合稀疏信息, 成像性能有待进一步加强。为充分利用信号的联合块稀疏结构特征, 本文在

BOMP算法的基础上, 提出一种基于联合块稀疏信号模型的贪婪类稀疏重构算法。通过对信号结构信息的充分利用, 进一步提高稀疏重构的性能。

3 JBOMP算法

针对上述具有联合块稀疏特性的ISAR信号重构模型, 本文提出JBOMP算法。下面给出JBOMP算法的具体实现过程以及相应的性能分析。

3.1 算法实现过程

与传统基于块稀疏模型的BOMP算法相比, 本文所提JBOMP算法主要改进体现在稀疏子块选择时, 联合利用了距离像的块稀疏特性以及方位向 N_a 组距离像的联合稀疏信息, 从而有利于更准确地筛选出包含非零散射点的子块, 提高了重构的准确度。下面对JBOMP算法的具体实现流程进行分析介绍:

(1) 子块选取: 传统BOMP算法在进行子块选取时, 利用了感知矩阵与残差信号最匹配准则, 即子块平均内积最大原则。当信号具有联合块稀疏特性时, 在选择平均内积值最大的块时, 可以利用 N_a 组距离像具有的联合稀疏信息, 此时的子块平均内积计算方法可以描述为

$$\hat{\mathbf{u}}_g(l) = \text{sum}(\langle \mathbf{R}_g(n_a), \Theta_g(n_a) \rangle), \quad n_a = 1, 2, \dots, N_a \quad (7)$$

$$\mathbf{u}_g = \text{mean}[\hat{\mathbf{u}}_g(l)], \quad l = 1, 2, \dots, d \quad (8)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示内积; $\text{sum}(\cdot)$ 为求和符号, 表示 N_a 组信号的内积和; $\mathbf{R}_g(n_a)$ 表示第 g 个子块的残差值; $\hat{\mathbf{u}}_g(l)$ 表示第 g 个子块中第 l 个信号分量的内积和值。 $\text{mean}(\cdot)$ 为求均值运算, 表示第 g 个子块中 d 个内积分量的平均值。

从式(7)可以看出, 在求取子块内积值时, 利用了 N_a 组信号的信息, 提高了寻找最优子块的概率。通过比较式(8)中 G 个子块平均内积的大小, 即可得到平均内积值最大的子块对应的位置:

$$\lambda_g = \arg \max_{g=1,2,\dots,G} (\mathbf{u}_g) \quad (9)$$

由于 N_a 组信号具有联合稀疏信息, 因此通过式(9)求取的子块适用于 N_a 组信号。因此, 通过式(9)即可以选择出平均内积值最大的子块 $\mathbf{x}_g(n_a)$, $n_a = 1, 2, \dots, N_a$ 。

(2) 子块信号重构: 对于选定的第 g 个子块 $\mathbf{x}_g(n_a)$, 需要重构出其包含的 d 个信号分量对应的幅值信息。首先, 根据所选择子块的子块支撑集位置 λ_g , 选取感知矩阵 $\Theta(n_a)$ 中与子块信号 $\mathbf{x}_g(n_a)$ 最为匹配的列, 可以表示为 $\Theta(n_a)_{\lambda_g}$ 。然后, 利用最小二乘法即可重构出 d 个信号分量对应的幅度信息。其第 n_a 个子块的信号稀疏重构实现过程可以表

示为

$$\hat{\mathbf{x}}_g(n_a) = \left(\Theta(n_a)_{\lambda_g}^* \Theta(n_a)_{\lambda_g} \right)^{-1} \Theta(n_a)_{\lambda_g}^* \mathbf{s}(n_a) \quad (10)$$

(3) 迭代更新：在实现第 g 个子块 $\mathbf{x}_g(n_a)$ 的稀疏重构后，需要继续进行下一个子块的重构。此时首先对残差信号进行更新，第 n_a 个子块残差更新过程

可以表示为

$$\mathbf{R}_g(n_a) = \mathbf{s}(n_a) - \Theta(n_a)_{\lambda_g} \hat{\mathbf{x}}_g(n_a) \quad (11)$$

最后，在给定的稀疏度或者残差大小准则下，通过循环操作便可实现对所有非零元素的重构。

根据上述分析，给出本文所提JBOMP算法的具体实现步骤如表1所示。

表1 JBOMP算法

输入：量测数据 \mathbf{S} 、感知矩阵 $\Theta(n_a)$ 、信号个数 N_a 、块稀疏度 k 、迭代次数 $n=1$
初始化：初始残差 $\mathbf{R}_g^{(0)}(n_a) = \mathbf{s}(n_a)$ ，重构结果 $\hat{\mathbf{x}}_{n_a} = 0$ ，支撑集 $\mathbf{T}^0 = \emptyset$ 。
第1步 子块选择：通过式(8)计算每个子块的平均内积值 \mathbf{u}_g ，并根据式(9)索引出内积最大的子块对应的位置 λ_g 并更新子块支撑集： $\mathbf{T}^n = \mathbf{T}^{n-1} \cup \lambda_g$ ；
第2步 子块重构：采用最小二乘法重构 N_a 个子块信号： $\hat{\mathbf{x}}_g(n_a) = (\Theta(n_a)_{\mathbf{T}^n}^* \Theta(n_a)_{\mathbf{T}^n})^{-1} \Theta(n_a)_{\mathbf{T}^n}^* \mathbf{s}(n_a)$ ；
第3步 残差更新：对 N_a 个信号的残差值进行更新： $\mathbf{R}_g^{(n)}(n_a) = \mathbf{s}(n_a) - \Theta(n_a)_{\mathbf{T}^n} \hat{\mathbf{x}}_g(n_a)$ ；
第4步 迭代终止条件：若 $n < K$ ，则返回执行第1步至第3步的循环操作；若 $n \geq K$ ，则停止迭代，执行第5步；
第5步 输出重构信号 $\hat{\mathbf{x}}(n_a)$ ：将每个子块的稀疏重构信号 $\hat{\mathbf{x}}_g(n_a)$ 进行组合即可得到最终的 N_a 个重构信号 $\hat{\mathbf{x}}(n_a)$ ，其中 $\hat{\mathbf{x}}(n_a)_{\mathbf{T}^c} = 0$ 。 \mathbf{T}^c 为 \mathbf{T} 的补集， \mathbf{T} 表示信号的支撑集。

在上述算法实现过程中，第4步的迭代准则还可以用残差值大小作为控制停止与否的条件，这种利用误差停止的准则与文献[9]等相同，在本算法中可以通过计算 N_a 个信号的残差值来作为评判标准。

3.2 算法性能分析

3.2.1 重构性能分析 对于传统的稀疏重构模型，其能够准确重构时的量测值 M 与信号稀疏度 K_1 存在以下关系^[1]： $K_1 < \frac{M}{2}$ 。文献[7]中研究了基于块稀疏的稀疏重构模型的重构性能，并指出相比于传统稀疏重构模型，在相同的量测值条件下，其能够准确重构的信号稀疏度可以提高 d 倍，即： $K_2 = dK_1 < \frac{dM}{2}$ 。对于满足联合稀疏特性的重构模型，其量测值 M 与信号稀疏度 K_3 以及信号个数 N_a 的关系可以表示为^[10]： $K_3 \leq \frac{M + N_a - 1}{2}$ 。

对于本文所提的基于联合块稀疏模型的JBOMP算法，由于联合运用了信号的块稀疏特征以及联合稀疏特性，因此在相同的量测值条件下，可以得出新算法能够准确重构的信号稀疏度 K 满足： $K \geq \arg \max(K_2, K_3)$ 。可以看出，此时JBOMP算法能够利用更少的量测值重构出稀疏度更大的信号，重构性能得到增强。

3.2.2 计算复杂度分析 本文所提JBOMP算法可以实现 N_a 个信号的联合稀疏重构，因此与BOMP算法以及DCS-OMP算法处理 N_a 个信号的运算量进行比较。根据文献[11]的分析可知DCS-OMP算法的运算量约为 $O(N_a K M P)$ ，文献[7]给出了BOMP算法的运算量约为 $O(N_a k M P)$ 。由于子块稀疏度 k 小于信号稀疏度 K ，因此BOMP算法应小于DCS-

OMP算法的运算量。

JBOMP算法的运算量主要来自于两部分：一是对子块进行选择。这一部分与BOMP算法相比，仅多出求和运算，因而相差较小。二是子块重构部分。JBOMP算法与BOMP算法一样，均是通过最小二乘法求出子块中 d 个信号分量的值。因此，JBOMP算法的运算量为 $O(N_a k M P)$ 。但是，由于BOMP算法 N_a 次循环才能分别重构出所有信号，而JBOMP算法通过输入的数组进行数组运算，因此实际中重构 N_a 组信号的时间会小于JBOMP算法。最后总结3种算法的运算时间为：DCS-OMP算法运算量大于BOMP算法运算量大于JBOMP算法运算量。

3.3 算法性能验证

利用量测值个数、信噪比大小以及运行时间长短3个因素来衡量算法的性能。首先明确本文的信噪比添加方式同文献[8]，重构误差计算方式为 $\text{Er} = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2 / \|\mathbf{x}\|_2$ 。设置具有联合块稀疏特征的ISAR距离向回波信号，信号的长度 $P = 200$ ，稀疏度为 $K = 10$ ，信号个数 $N_a = 100$ ，其信号幅度为随机产生。预设算法稀疏度为15，对于块稀疏信号，假设进行均匀分块，且 $d = 5$ ，此时块稀疏度 $k = 3$ ，即存在非零元素的块有3个。

仿真1 算法重构性能分析

按照上述信号参数设置，假设非零分量分布在信号位置为100–110之间，为严格的联合块稀疏模型。图3为不同信噪比、不同量测值条件下几种算法的重构误差比较。

图3(a)与图3(b)分别为量测值为30和40时，几

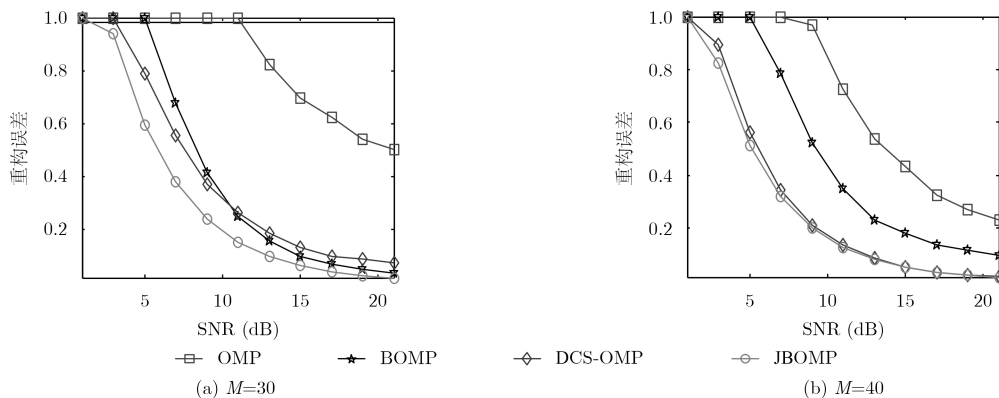


图3 不同信噪比条件下的重构性能比较

种算法的重构误差。可以看出,在相同的量测数条件下,OMP算法在不同信噪比条件下的重构效果最差,而利用了块稀疏特性以及联合稀疏特性的BOMP算法和DCS-OMP算法重构性能均有很大程度的提高,而JBOMP算法具有最好的重构性能,重构误差最小。随着量测值数量的增加,4种算法的重构误差均有所减小,但是JBOMP算法依然具有最好的重构性能。

仿真2 运行时间对比

假设仿真信号条件不变,量测值选取 M 为40,图4为不同信噪比条件下几种算法的重构运行时间比较(所用计算机配置为:处理器为Intel酷睿E7500,主频2.93 GHz,内存2 GB)。

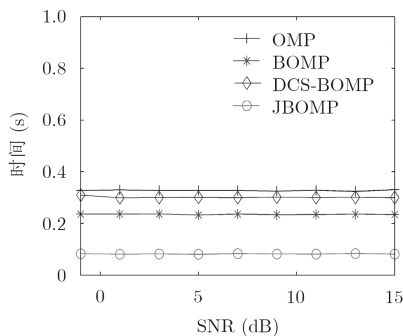


图4 不同信噪比条件下的运行时间比较

从图中可以看出,本文算法JBOMP算法运算时间最少,这是由于分块后,算法只对有非零值的块进行重构,从而运行时间较少。OMP算法的运行时间最长,主要是该算法需要进行 K 次循环,并循环 N_a 次才能完成对 N_a 个信号的重构,因此运算时间稍多。DCS-OMP算法相比于OMP算法,采用数组运算,因此运算时间稍少于OMP算法。而BOMP算法只进行了 k 次循环,因此时间少于DCS-OMP算法。上述的仿真实验也验证了本文所提JBOMP算法具有运算速度快的优势。

4 基于JBOMP算法的RCFS ISAR成像

本节将所提算法应用于CFS ISAR成像中,并利用Yak-42实测数据进行验证。采用对比度(Contrast)以及目标背景比(Target to Background Ratio, TBR)值作为指标对成像质量进行衡量^[5]。实测数据参数为:载频 f_c 为10 GHz,总带宽为400 MHz,距离向、方位向点数均为256。仿真中取方位向前128个脉冲参与重构,图5为全数据脉冲压缩后的距离像,可以看出目标散射点均聚集在距离单元90~170之间,且方位向所有脉组均有相同的结构,因此仿真信号距离向具有联合块稀疏结构特征。在距离向处理时采用4种不同的算法,稀疏度统一设置为70。在稀疏重构时,分别抽取距离向60%的数据、方位向80%的信号参与重构,信噪比设置为5 dB。图6为4种算法ISAR成像结果,图7为对应的对比度以及TBR。

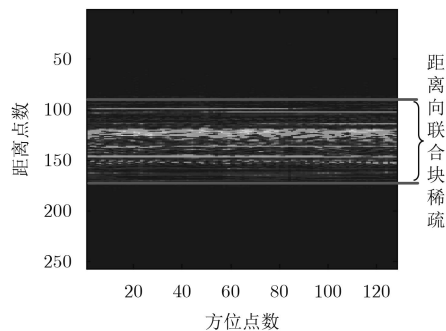


图5 实测数据距离向联合块稀疏示意

在图6的成像结果中,OMP算法的成像结果虚假重构最多,BOMP算法以及DCS-OMP算法,由于利用了信号的结构稀疏特性,因此成像结果都有所提升。综合来看JBOMP算法的虚假重构最少,成像质量好于BOMP算法和DCS-OMP算法。图7中的对比度以及TBR也进一步验证了上述结论。

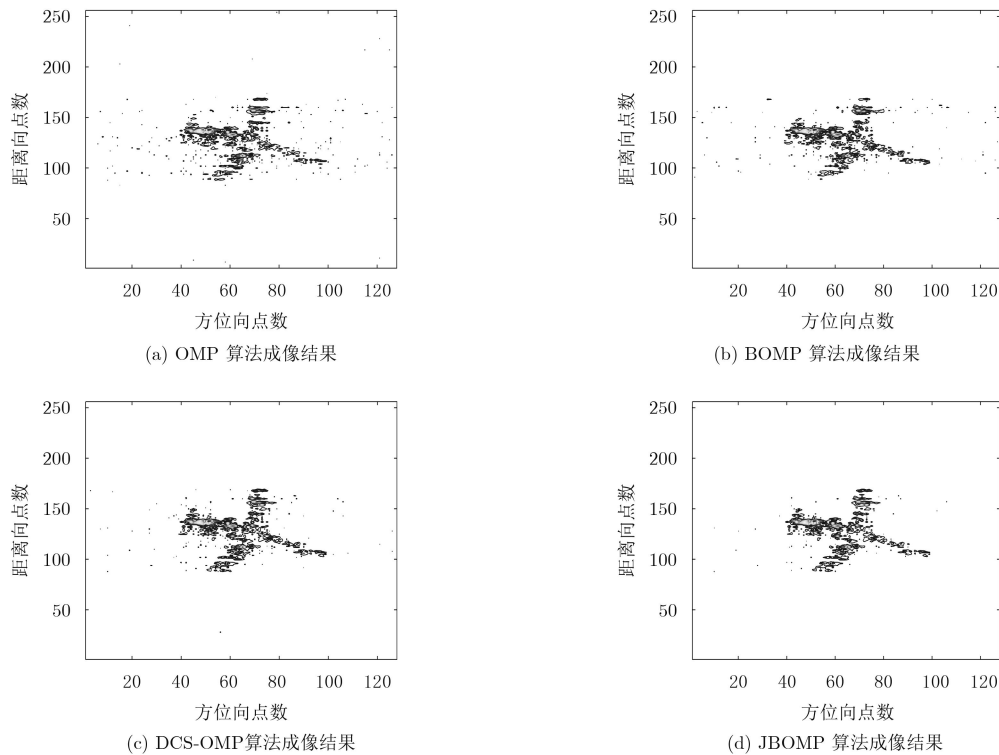


图 6 不同算法的实测数据成像结果对比

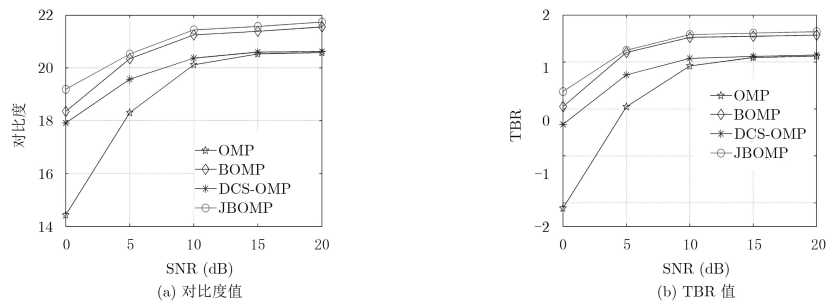


图 7 不同算法的仿真数据成像质量对比

5 结束语

本文针对RCFS ISAR距离向成像模型所具有的联合块稀疏特性，提出了一种基于联合块稀疏模型的RCFS ISAR成像方法。由于该方法可以联合利用RCFS ISAR回波信号具有的块稀疏特征以及联合稀疏特征，同基于块稀疏模型的BOMP算法以及基于联合稀疏模型的DCS-OMP算法相比，该算法在低量测值以及低信噪比条件下的稀疏重构性能得到了提高，且具有较快的运算速度。由于在文中只研究了均匀分块的情况，下一步有必要对该方法的分块方法进行进一步研究，提高该方法的实用性。

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [2] HASHEMPOUR H R, MASNADI-SHIRAZI M A, and ARAND B A. Compressive Sensing ISAR imaging with LFM signal[C]. *Iranian Conference on Electrical Engineering*, Tehran, Iran, 2017: 1869–1873.
- [3] ZHU Feng, ZHANG Qun, LUO Ying, *et al.* A novel cognitive ISAR imaging method with random stepped frequency chirp signal[J]. *Science China Information Science*, 2012, 55(8): 1910–1924. doi: 10.1007/s11432-012-4629-0.
- [4] GAO Xunzhang, LIU Zhen, CHEN Haowen, *et al.* Fourier-sparsity integrated method for complex target ISAR imagery[J]. *Sensors*, 2015, 15(2): 2723–2736. doi: 10.3390/s150202723.
- [5] ZHAO Guanghui, SHEN Fangfang, LIN Jie, *et al.* Fast ISAR imaging based on enhanced sparse representation model[J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation*, 2017, 65(10): 5453–5461. doi: 10.1109/TAP.2017.2734165.

- [6] FANG Jun , ZHANG Lizao, and LI Hongbin. Two-dimensional pattern-coupled sparse bayesian learning via generalized approximate message passing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(6): 2920–2930. doi: [10.1109/TIP.2016.2556582](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2556582).
- [7] ELDAR Y C, PATRICK K, and HELMUT B. Block-sparse signals: Uncertainty relations and efficient recovery[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 3042–3054. doi: [10.1109/TSP.2010.2044837](https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2044837).
- [8] 吕明久, 李少东, 杨军, 等. 基于随机调频步进信号的高分辨ISAR成像方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3129–3136. doi: [10.11999/JEIT160177](https://doi.org/10.11999/JEIT160177).
LÜ Mingjiu, LI Shaodong, YANG Jun, *et al.* High resolution ISAR imaging method based on random chirp frequency stepped signal[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3129–3136. doi: [10.11999/JEIT160177](https://doi.org/10.11999/JEIT160177).
- [9] JUSTIN Z and PHILIP S. Efficient high-dimensional inference in the multiple measurement vector problem[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 61(2): 340–354. doi: [10.1109/TSP.2012.2222382](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2222382).
- [10] MOSHE M and ELDAR Y C. The Continuous joint sparsity prior for sparse representations: Theory and applications[C]. 2nd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, St. Thomas, USA, 2008: 125–128.
- [11] DUARTE M F, SARVOTHAM S, BARON D, *et al.* Distributed compressed sensing of jointly sparse signals[C]. Signals, Systems & Computers, Asilomar, USA, 2005: 1537–1541.

吕明久: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为压缩感知在雷达成像中的应用研究.

陈文峰: 男, 1989年生, 博士生, 研究方向为双基地ISAR成像及压缩感知方面的研究.

夏赛强: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为杂波干扰方面的研究.

杨 军: 男, 1973年生, 副教授, 主要研究方向为雷达系统、雷达信号处理与检测理论.

马晓岩: 男, 1962年生, 教授, 主要研究方向为雷达系统、雷达信号处理与检测理论、现代信号处理及其应用.