

稀疏线性调频步进信号 ISAR 成像观测矩阵自适应优化方法

陈怡君^{*①} 李开明^① 张 群^{①②③} 罗 迎^{①②③}

^①(空军工程大学信息与导航学院 西安 710077)

^②(信息感知技术协同创新中心 西安 710077)

^③(复旦大学电磁波信息科学教育部重点实验室 上海 200433)

摘 要: 基于压缩感知(CS)理论的稀疏线性调频步进信号(SFCS)逆合成孔径雷达(ISAR)成像技术能够从少量观测数据中高概率重构出目标像,其中,观测矩阵的优化设计是提高成像质量和减少观测数据量的有效途径。然而,现有的观测矩阵优化设计研究通常没有考虑目标特征信息的有效利用,对目标的自适应能力不足。因此,该文在充分利用目标特征信息的基础上,结合稀疏 SFCS 信号的实际物理观测过程,提出一种 ISAR 成像观测矩阵自适应优化方法。该方法首先建立参数化稀疏表征成像模型以解决稀疏 SFCS 信号多普勒敏感问题,在此基础上,以在达到成像质量要求条件下使用最少观测数据量获得最优成像结果为目标对观测矩阵进行自适应优化设计,最终能够利用最少的数据量获得满意的目标成像结果。仿真实验验证了该算法的有效性。

关键词: 观测矩阵优化; 参数化稀疏表征; 稀疏线性调频步进信号

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)03-0509-08

DOI: 10.11999/JEIT170554

Adaptive Measurement Matrix Optimization for ISAR Imaging with Sparse Frequency-stepped Chirp Signals

CHEN Yijun^① LI Kaiming^① ZHANG Qun^{①②③} LUO Ying^{①②③}

^①(Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

^②(Collaborative Innovation Center of Information Sensing and Understanding, Xi'an 710077, China)

^③(Key Laboratory for Information Science of Electromagnetic Waves (Ministry of Education),
Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: The ISAR imaging technology with sparse Stepped-Frequency Chirp Signals (SFCS) based on Compressive Sensing (CS) theory can construct the target image from a few of measurements with high probability, where the measurement matrix optimization is an effective way of improving the imaging quality and reducing the measurements. However, most of the existing measurement matrix optimization methods do not utilize the target characteristic, which leads to low adaptive ability of target. Therefore, an adaptive measurement matrix optimization method for Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) Imaging with sparse SFCS is proposed in this paper, where the actual physical observation process is considered and the target characteristics are utilized to optimize the measurement matrix. In the method, a parametric sparse representation model of ISAR imaging is established to solve the Doppler sensitivity firstly. On the basis, the measurement matrix is optimized with the goal of obtaining the best target image with the minimum measurements under a given image quality requirement. As a result, the expected imaging results can be obtained with minimum measurements by using the optimized measurement matrix. The effectiveness of the proposed method is demonstrated by experiments.

Key words: Measurement matrix optimization; Parametric sparse representation; Sparse Stepped-Frequency Chirp Signals (SFCS)

收稿日期: 2017-06-08; 改回日期: 2017-11-08; 网络出版: 2017-12-12

*通信作者: 陈怡君 chenijun519@126.com

基金项目: 国家自然科学基金(61631019, 61471386), 陕西省青年科技新星计划(2016KJXX-49)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61631019, 61471386), The Youth Science and Technology New Star Program of Shaanxi Province (2016KJXX-49)

1 引言

基于压缩感知(CS)理论的稀疏线性调频步进信号(SFCS)逆合成孔径雷达(ISAR)成像技术^[1-3]只需发射少量子脉冲,就能利用目标回波的稀疏特性,从这些少量子脉冲观测数据中高概率重构出目标高分辨像,有效节约雷达频谱资源。其中,观测矩阵是影响目标像重构性能的重要因素,对其进行优化设计是提高成像质量和减少观测数据量的有效途径。

目前,观测矩阵的优化设计已获得了学者们的广泛关注^[4-6]。Elad^[4]从减小观测矩阵和稀疏基之间相关性的角度出发,通过定义 Gram 矩阵和阈值收缩函数,实现了观测矩阵优化。在此基础上,各国学者从降低计算量和提高信号重构精度的角度出发对 Elad 方法进行改进,获得了更好的观测矩阵优化结果^[5,6]。然而,这些方法的核心思想都是以观测矩阵和稀疏矩阵的互相关性最小、观测矩阵列向量独立性最强为优化目标,并未考虑目标特征对观测矩阵优化的影响。此外,现有观测矩阵优化方法^[4-6]通常选择一个给定维数的随机高斯矩阵作为初始矩阵进行迭代优化,在优化过程中观测矩阵各元素取值不受约束,且没有考虑对观测矩阵维数(观测数据量)的优化问题。然而,在稀疏 SFCS ISAR 成像处理过程中,观测矩阵结构与稀疏 SFCS 的实际物理观测过程相一致,即观测矩阵为随机部分单位阵,并且为节约雷达频谱资源,希望使用最少的观测数据(子脉冲)获得满意的成像结果。显然,无法使用现有方法对稀疏 SFCS ISAR 成像中的观测矩阵进行优化,需要结合稀疏 SFCS 的实际物理观测过程,在充分利用目标特征信息的基础上实现观测矩阵的优化设计。此外,由于 SFCS 属于多普勒敏感信号,在观测矩阵优化与成像时需要对目标运动参数进行精确估计与补偿。然而现有 SFCS 运动补偿方法大多存在计算量大^[7]、精度不高^[8],需要多帧数据相关处理^[9],需要采用正负调频波形^[10],稀疏 SFCS 效果变差^[7,8,10,11]等问题。近年来提出的参数化稀疏表征思想^[12]能够利用参数化的感知矩阵对信号进行灵活的稀疏表示,有利于目标参数的估计和信号的准确重构。

因此,本文首先根据稀疏 SFCS 回波特性,建立参数化稀疏表征成像模型以实现稀疏 SFCS 目标运动参数估计和目标高分辨率成像。在此基础上,充分利用目标特征信息,结合稀疏 SFCS 的实际物理观测过程,提出一种稀疏 SFCS ISAR 成像观测矩阵自适应优化方法,能够在给定成像质量要求的条

件下,使用最少的数据量获得最好的目标成像结果,有效节约雷达频谱资源。

2 基于参数化稀疏表征的稀疏 SFCS 目标成像

一簇 SFCS 由 N 个线性调频子脉冲组成,假设目标由 P 个散射点组成,则第 i 个子脉冲得到的目标粗分辨 1 维距离像(CRRP)可表示为^[1]

$$S_c(f, i) = \sum_{p=1}^P \sigma_p \cdot T_1 \operatorname{sinc} \left[T_1 \left(f + \frac{2\mu}{c} (R_{\Delta p} + iT_r v) \right) \right] \cdot \exp \left[-j \frac{4\pi}{c} (f_c + i\Delta f) (R_{\Delta p} + iT_r v) \right] \quad (1)$$

其中, T_1 , μ 和 T_r 分别为子脉冲宽度、调频率和重复周期, f_c 为脉冲串起始载频, $f_c + i\Delta f$ 为第 i 个子脉冲的载频, σ_p 为第 p 个散射点的散射系数, $R_{\Delta p}$ 为该簇脉冲串时间内第 p 个散射点与参考点之间的初始距离, v 为目标的径向速度。通常在一簇脉冲串的时间内,目标运动位移不会超过一个粗分辨率单元,令 $f = -2\mu R_{\Delta p}/c$, 对 $S_c(f, i)$ 进行采样得到

$$S_c(i) = \sum_{p=1}^P \sigma_p \cdot T_1 \cdot \exp \left[-j \frac{4\pi}{c} (f_c + i\Delta f) (R_{\Delta p} + iT_r v) \right] \quad (2)$$

记目标回波观测向量为 $\mathbf{S}_c = [S_c(0), \dots, S_c(i), \dots, S_c(N-1)]^T$, 雷达观测区域可沿距离向离散化为 Q 个距离单元,记为 $\mathbf{R} = [R_1, \dots, R_q, \dots, R_Q]$ 。构造参数化字典 $\mathbf{D}(v)$:

$$\mathbf{D}(v) = [\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_q, \dots, \mathbf{d}_Q], \quad \mathbf{d}_q = \begin{bmatrix} e^{-j \frac{2\pi}{c} (f_c + 0 \cdot \Delta f) (R_q + 0 \cdot T_r v)} \\ e^{-j \frac{2\pi}{c} (f_c + \Delta f) (R_q + T_r v)} \\ \dots \\ e^{-j \frac{2\pi}{c} (f_c + (N-1) \cdot \Delta f) (R_q + (N-1) \cdot T_r v)} \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

目标回波观测向量可表示为

$$\mathbf{S}_c = \mathbf{D}(v) \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{E}, \quad \boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \dots, \sigma_q, \dots, \sigma_Q] \quad (4)$$

其中, \mathbf{E} 为噪声, σ_q 为第 q 个距离单元的散射系数, $\boldsymbol{\sigma}$ 即为目标的高分辨 1 维距离像(HRRP)。

为节约雷达资源,雷达成像中经常使用稀疏 SFCS,即从 SFCS 中选择 M ($M < N$) 个子脉冲构成发射信号脉冲串。每个子脉冲的载频为 $f_c + B_i \Delta f$ ($i = 0, 1, \dots, M-1$), 其中 B_i 为 $0 \sim N$ 之间的一个整数。稀疏 SFCS 的回波观测向量记为

$$\mathbf{S}'_c = [S_c(B_0), \dots, S_c(B_i), \dots, S_c(B_{M-1})]^T \quad (5)$$

根据稀疏 SFCS 脉冲串中子脉冲的缺失情况,构造 $M \times N$ 维的部分单位阵作为观测矩阵 Φ , 满足

$$\begin{aligned} \Phi &= \{\phi_{i,B_i}\} \\ &= \begin{cases} 1, & \{(i+1, i'+1) \mid i' = B_i\} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}, \quad i = 0, 1, \dots, M-1 \end{aligned} \quad (6)$$

此时, 有

$$S'_c = \Phi S_c = \Phi D(v)\sigma + E \quad (7)$$

ISAR 成像时, 目标回波的大部分能量仅由少数散射中心贡献, 因此 σ 具有稀疏性, 可以通过求解一个最优化问题实现 σ 的重构。

$$\sigma = \arg \min \|\sigma\|_0, \quad \text{s.t. } S'_c = \Phi D(v)\sigma \quad (8)$$

式(8)是典型的稀疏信号重构问题, 可采用正交匹配追踪(OMP)算法进行求解。然而, 只有当参数化字典 $D(v)$ 中的运动参数 v 取值与目标真实运动速度相同时, 字典 $D(v)$ 与回波观测向量 S'_c 高度匹配, 重构出的 σ 才具有良好的聚焦性。当 $D(v)$ 中的运动参数 v 取值与目标真实运动速度不符时, $D(v)$ 与 S'_c 失配, 重构出的 σ 聚焦性变差。因此, 当运动参数 v 未知时, 需要同时重构 σ 和估计 v , 式(8)转化为

$$\{v, \sigma\} = \arg \min \|\sigma\|_0, \quad \text{s.t. } S'_c = \Phi D(v)\sigma \quad (9)$$

通过迭代更新 σ 和 v , 可实现式(9)的求解。记第 k 次迭代中的运动参数估计值为 v_k , 相应的参数化字典为 $D(v_k)$, 在此基础上, 根据式(8)采用 OMP 算法可获得 HRRP 的重构结果, 记为 σ_k 。进一步, 基于 σ_k 对运动参数估计值进行更新

$$v_{k+1} = \arg \min \|S'_c - \Phi D(v)\sigma_k\|_2 \quad (10)$$

对 $\Phi D(v)$ 在 $v = v_k$ 处进行一阶泰勒展开

$$\Phi D(v) = \Phi D(v_k) + \left. \frac{\partial(\Phi D(v))}{\partial v} \right|_{v=v_k} \cdot \Delta v \quad (11)$$

其中, Δv 表示 v 的增加值。式(10)可转化为

$$= \arg \min \left\| S'_c - \Phi D(v_k)\sigma_k - \left. \frac{\partial(\Phi D(v))}{\partial v} \right|_{v=v_k} \cdot \Delta v \sigma_k \right\|_2 \quad (12)$$

基于最小二乘法计算 Δv_k

$$\begin{aligned} \Delta v_k &= \left(\left(\left. \frac{\partial(\Phi D(v))}{\partial v} \right|_{v=v_k} \cdot \sigma_k \right)^H \left(\left. \frac{\partial(\Phi D(v))}{\partial v} \right|_{v=v_k} \cdot \sigma_k \right) \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \left(\left. \frac{\partial(\Phi D(v))}{\partial v} \right|_{v=v_k} \cdot \sigma_k \right)^H \left(S'_c - \Phi D(v_k)\sigma_k \right) \end{aligned} \quad (13)$$

更新运动参数估计值 $v_{k+1} = v_k + \Delta v_k$ 。

设置迭代终止条件 $|\Delta v_k| < \eta$, 其中 η 为收敛阈值。通过迭代更新 σ 和 v , 可以实现 v 的准确估计同时实现 σ 的准确重构。在此基础上, 对各脉冲串

获得的 HRRP 序列进行方位向脉冲压缩处理, 即可获得目标 ISAR 像。

3 稀疏 SFCS ISAR 成像观测矩阵优化设计

在基于参数化稀疏表征的稀疏 SFCS 目标成像中, 观测矩阵是影响目标像重构性能的重要因素之一, 对其进行优化设计是提高成像质量和减少观测数据量的有效途径。根据第 2 节的分析可知, 在稀疏 SFCS ISAR 成像中, 观测矩阵为一个与子脉冲缺失情况相一致的部分单位阵。然而, 现有的观测矩阵优化方法并未对矩阵结构进行约束, 所得到的观测矩阵与稀疏 SFCS 的物理观测过程不一致。此外, 现有的观测矩阵优化方法大多以观测矩阵与稀疏基矩阵之间的不相关性作为优化目标, 并未考虑目标特征对观测矩阵优化的影响。因此, 需要充分考虑稀疏 SFCS 的实际物理观测过程和目标特征, 研究观测矩阵优化设计方法。在稀疏 SFCS ISAR 成像中, 为节约雷达频谱资源, 希望在满足成像质量要求的条件下, 使用最少的观测数据(子脉冲)获得最好的成像结果。其中, 成像质量由重构目标 HRRP 与理想目标 HRRP 之间的成像相似度来衡量, 成像相似度定义为

$$\alpha(\Phi) = 1 - \text{mean} \left(\left| \hat{\sigma}_{\text{con}} - \hat{\sigma}_{\text{ref}} \right| / Q \right) \quad (14)$$

其中, $\hat{\sigma}_{\text{con}}$ 为基于观测矩阵 Φ 的重构目标 HRRP, $\hat{\sigma}_{\text{ref}}$ 为理想目标 HRRP, $\text{mean}(\cdot)$ 表示取均值运算。显然, 成像相似度越高, 成像质量越好。以到达成像质量要求为约束条件, 优先考虑观测矩阵维数最小, 在此基础上考虑成像质量最优, 建立观测矩阵分层优化模型

$$\begin{cases} \min \left(L_1 \left(\|\Phi\|_0 \right), L_2 \left(-\alpha(\Phi) \right) \right) \\ \text{s.t. } \alpha(\Phi) > T_\alpha & \textcircled{1} \\ \forall i \in [1, 2, \dots, M], \exists j \in [1, 2, \dots, N], \\ \phi_{i,j} = 1 & \textcircled{2} \\ \exists j \in [1, 2, \dots, N], \neg \exists i_1, i_2 \in [1, 2, \dots, M], i_1 \neq i_2, \\ \phi_{i_1,j} = 1 \text{ and } \phi_{i_2,j} = 1 & \textcircled{3} \end{cases} \quad (15)$$

其中, T_α 为成像相似度阈值, 约束条件①表示观测矩阵需要到达成像质量要求, 约束条件②和③表示观测矩阵为部分单位阵形式。 $\|\cdot\|_0$ 表示 0 范数运算, 优化目标函数定义为 $\min \left(L_1 \left(\|\Phi\|_0 \right), L_2 \left(-\alpha(\Phi) \right) \right)$, L_1 和 L_2 为优先层记号, 表示优化目标以最小化观测矩阵维数为主, 以成像质量最好为辅。

显然, 观测矩阵优化模型(式(15))中的优化目标函数和约束条件中都需要用到理想目标 HRRP $\hat{\sigma}_{\text{ref}}$, 因此可在成像初始时刻对目标发射一组完全

子脉冲 SFCS, 根据式(9)~式(13)重构目标 HRRP σ_f , 将 σ_f 看作 $\hat{\sigma}_{\text{ref}}$, 在观测矩阵优化过程中将其作为目标特征先验信息。在此基础上, 通过求解观测矩阵优化模型(非线性 01 规划问题)可以得到最优观测矩阵。然而, 对于非线性 01 规划问题, 目前还没有有效的解析法和数值算法, 通常采用智能优化算法来求解。遗传算法是求解优化问题的一种经典智能优化算法, 已被成功应用于各个领域。本文将小生境遗传算法^[13]和自适应遗传算法^[14]思想相结合来求解观测矩阵优化模型(式(16)), 即在遗传算法中, 考虑染色体之间的相似度来保证种群多样性, 同时采用自适应交叉和变异算子来提高算法收敛性。具体方法如下:

(1)种群创建与编码方案: 稀疏 SFCS 脉冲串中子脉冲的缺失情况可以表示为一个长度为 N 的二进制串, 其中每一个元素对应一个子载频点, “0”表示稀疏 SFCS 不发射该子载频, “1”表示稀疏 SFCS 发射该子载频。显然, 根据式(6)可以将二进制串表示为观测矩阵的形式。因此, 本文将长度为 N 的二进制串作为染色体。假设种群中有 H 个染色体, 记为 $\hat{g}_h, h=1, 2, \dots, H$, 则种群可表示为 $\hat{G}_{N \times H} = \{\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_H\}$ 。

在种群创建中充分考虑优势染色体的存在性和种群的多样性。首先, 对传统 Gram 矩阵优化方法^[4-6]进行修正: 不利用目标特征信息, 以观测矩阵和稀疏基矩阵互相关性最小为优化目标, 增加观测矩阵为部分单位阵的约束条件, 在给定观测维数的条件下实现观测矩阵的优化。在后文中将此方法称为“Gram 矩阵优化方法”。基于该方法获得观测维数为 $0.1N$ 到 $0.8N$ 的最优观测矩阵, 根据式(6)将相应的二进制串作为优势染色体加入到初始种群中。在此基础上, 随机生成 $H - 0.7N$ 个能够满足成像质量要求(成像相似度大于 T_α)的染色体构成初始种群。为了保证种群的多样性, 定义不同染色体 \hat{g}_{h_1} 和 \hat{g}_{h_2} 之间的相似度为 $\text{cor}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2}) = \|\hat{g}_{h_1} - \hat{g}_{h_2}\|_2$, 其中 $\|\cdot\|_2$ 表示 2 范数运算, 计算种群中各染色体与其他染色体的相似度之和的平均值 $\text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_h)$, 设置染色体相似度阈值 T_c , 删除种群中 $\text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_h)$ 小于的染色体, 并随机生成新的染色体进行填充。

(2)选择: 观测矩阵优化目标为观测维数最少和成像质量最好。因此, 计算各染色体的观测维数和成像相似度, 分别记为目标函数值 DV1 和 DV2。

$$\text{DV1}_h = \|\hat{g}_h\|_0, \text{DV2}_h = \alpha(\hat{g}_h), h = 1, 2, \dots, H \quad (16)$$

由于观测矩阵优化模型中, 优化目标以最小化观测矩阵维数为主, 以成像质量最好为辅。因此, 将染色体按 DV1 值进行降序排序, 对于 DV1 值相同的染色体, 综合考虑 DV2 值和染色体相似度来排序, 具体策略为: 假设染色体 \hat{g}_{h_1} 和 \hat{g}_{h_2} 具有相同的 DV1 值, 记两者的 DV2 值差异和染色体相似度差异分别为 $\Delta\text{DV2}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2}) = \alpha(\hat{g}_{h_1}) - \alpha(\hat{g}_{h_2})$ 和 $\Delta\text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2}) = \text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_{h_1}) - \text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_{h_2})$, 设置阈值 $T\Delta\text{DV2}$ 和 $T\Delta\text{cor}_{\text{sum}}$, 若 $\Delta\text{DV2}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2}) > T\Delta\text{DV2}$ 或 $|\Delta\text{DV2}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2})| < T\Delta\text{DV2}$ 且 $\Delta\text{cor}_{\text{sum}}(\hat{g}_{h_1}, \hat{g}_{h_2}) > T\Delta\text{cor}_{\text{sum}}$, 染色体 \hat{g}_{h_1} 排在 \hat{g}_{h_2} 之前, 否则, \hat{g}_{h_1} 排在 \hat{g}_{h_2} 之后。在此基础上, 各染色体的适应度值可根据它在排序种群中的位置 Pos_h 计算得到

$$\text{FitnV}_h = \min_h \{\text{DV1}_h\} + \left(\max_h \{\text{DV1}_h\} - \min_h \{\text{DV1}_h\} \right) \cdot \frac{\text{Pos}_h - 1}{H - 1}, h = 1, 2, \dots, H \quad (17)$$

将适应度值最大的 $\text{GAP} \cdot N$ 个最优染色体直接复制到下一代, 并采用轮盘选择方法从当前种群中选择 $(1 - \text{GAP}) \cdot N$ 优秀染色体进行交叉和变异运算。

(3)交叉和变异: 采用自适应交叉和变异算子, 即各染色体的交叉概率 P_c 和变异概率 P_v 定义为

$$P_c(\hat{g}_h) = \frac{(P_{\text{cmax}} - P_{\text{cmin}}) \cdot (\text{FitnV}_h - \max(\text{FitnV}_h))}{\max(\text{FitnV}_h) - \min(\text{FitnV}_h)} + P_{\text{cmax}} \quad (18)$$

$$P_v(\hat{g}_h) = \frac{(P_{\text{vmax}} - P_{\text{vmin}}) \cdot (\text{FitnV}_h - \max(\text{FitnV}_h))}{\max(\text{FitnV}_h) - \min(\text{FitnV}_h)} + P_{\text{vmax}} \quad (19)$$

其中, $P_{\text{cmax}}, P_{\text{cmin}}, P_{\text{vmax}}$ 和 P_{vmin} 分别为交叉概率和变异概率的最大值和最小值。式(18)和式(19)表示对于适应度值大的染色体采用较小的交叉和变异概率以保留优势染色体, 对于适应度值小的染色体采用较大的交叉和变异概率以提高种群的多样性。

设定最大迭代次数 U 和迭代终止条件: 第 u 次和 $u + 1$ 次迭代获得的最优染色体 $\hat{g}_{\text{opt}}^{(u)}$ 和 $\hat{g}_{\text{opt}}^{(u+1)}$ 具有相同的观测维数(即 $\text{DV1}(\hat{g}_{\text{opt}}^{(u)}) = \text{DV1}(\hat{g}_{\text{opt}}^{(u+1)})$)并且成像相似度满足 $|\text{DV2}(\hat{g}_{\text{opt}}^{(u)}) - \text{DV2}(\hat{g}_{\text{opt}}^{(u+1)})| < \delta$, 其中 δ 为收敛阈值。通过对上述一系列运算的 U 次迭代处理, 可以获得最优观测矩阵。需要说明的是, 在

成像过程中,目标 HRRP 随慢时间变化缓慢,因此所得到的优化矩阵可用于不同的慢时间来获得目标 HRRP 序列,进而获得目标 ISAR 像。本文所提方法对频率步进类信号(如点频步进信号、相位编码步进频率信号、OFDM 信号等)ISAR 成像均适用。

4 仿真实验与分析

雷达信号参数如下: $f_0 = 35 \text{ GHz}$, $T_r = 78.125 \text{ } \mu\text{s}$, $\Delta f = 4.6875 \text{ MHz}$, $N = 64$, $B = 300 \text{ MHz}$ 。目标中心坐标为 $(200, 5000, 0) \text{ m}$, 以 400 m/s 的速度沿 x -轴飞行。目标由 5 个散射点组成,相对于参考点(目标中心)坐标分别为 $(0, -15, 0)$, $(0, -10, 0)$, $(0, 0, 0)$, $(0, 5, 0)$, $(0, 8, 0)$, 单位为 m 。其余仿真参数设置如下: $\eta = 0.01$, $\delta = 0.001$, $T_\alpha = 0.995$, $T_c = 0.15$, $T\Delta DV2 = 0.0005$, $T\Delta\text{cor}_{\text{sum}} = 0.05$, $\text{GAP} = 0.1$, $P_{\text{cmax}} = 0.99$, $P_{\text{cmin}} = 0.40$, $P_{\text{vmax}} = 0.1000$, $P_{\text{vmin}} = 0.0001$, $H = 100$ 和 $U = 50$ 。

在 CS 理论框架下,采用 3 种方法对目标进行成像。方法 1:不进行运动补偿直接重构目标 HRRP;方法 2:采用帧内相关-耦合时移测速方法^[1]进行运动补偿,在此基础上重构目标 HRRP;方法 3:采用本文所提的基于参数化稀疏表征的稀疏 SFCS 目标成像方法重构目标 HRRP。雷达发射随机稀疏 SFCS ($M = 40$), 3 种方法获得的目标 HRRP 如图 1 所示。将所得目标 HRRP 与理想目标 HRRP 的峰值信噪比(PSNR)作为衡量算法性能的评价指标。峰值信噪比定义为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(255^2 / \text{mean} \left((\hat{\sigma}_{\text{con}} - \hat{\sigma}_{\text{ref}})^2 \right) \right)$$

显然,目标像 PSNR 越大,成像质量越好。图 2 和图 3 分别给出了速度估计相对误差和目标像 PSNR 随信噪比(SNR)的变化曲线。

从图 1 中可以看出,如果不进行运动补偿,目标运动将导致 HRRP 峰值出现走动和展宽现象,目标像 PSNR 为 13.1584 dB 。采用帧内相关-耦合时移

测速方法对目标运动速度进行估计和补偿,可以一定程度上改善成像质量,目标速度的估计误差为 2.23% ,目标像 PSNR 为 18.5484 dB 。而本文方法能够实现目标运动速度的精确估计(速度估计误差为 0.12%),同时获得目标 HRRP 的准确重构结果(目标像 PSNR 为 29.7326 dB)。从图 2 和图 3 中可以看出,所提方法具有较好的鲁棒性,目标运动速度估计精度和成像质量显著优于帧内相关-耦合时移测速方法。

上述实验中,雷达发射机从 SFCS 中随机选择了 M 个子脉冲构成稀疏 SFCS,相应的观测矩阵为随机部分单位阵。采用本文所提方法对观测矩阵进行优化,所得最优观测矩阵维数为 12,相应的目标 HRRP 重构结果如图 4(a)所示,与目标理想 HRRP 的 PSNR 高达 28.6264 dB 。在相同维数下,采用随机观测矩阵和 Gram 矩阵优化方法得到的观测矩阵对目标成像,结果分别如图 4(b)和图 4(c)所示,目标像 PSNR 仅为 11.0044 dB 和 12.5884 dB 。

所提方法获得的最优观测矩阵维数随成像相似度阈值 T_α 的变化关系如图 5 所示,从中可以看出, T_α 越大,成像质量要求越高,所需观测维数也相应增大。

将所得的不同维数的最优观测矩阵的成像性能与相同维数条件下的随机观测矩阵和 Gram 矩阵优化方法得到的观测矩阵的成像性能进行比较,结果如图 6 所示。回波中加入 SNR 从 20 dB 到 -40 dB 的高斯白噪声,成像相似度阈值设为 $T_\alpha = 0.995$,所提方法获得的最优观测矩阵维数随信噪比的变化如图 7 所示。

从图 6 中可以看出,由于所提方法利用了目标特征信息,当观测维数较小时,所提方法获得的观测矩阵成像性能明显优于随机观测矩阵和 Gram 矩阵优化方法得到的观测矩阵。然而,在 CS 理论框架下,观测维数足够大时,观测矩阵的维数和形式

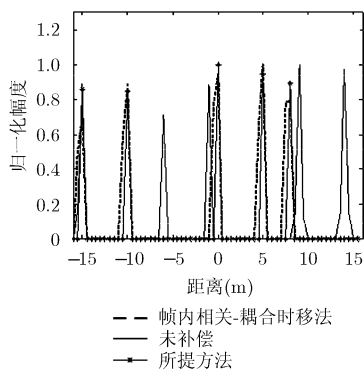


图 1 稀疏 SFCS 信号目标成像

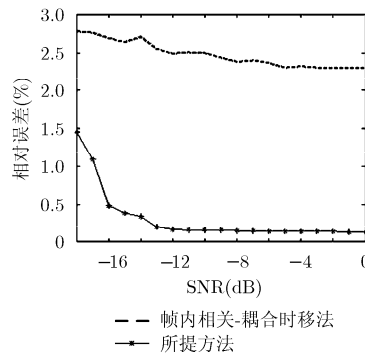


图 2 目标运动速度估计相对误差

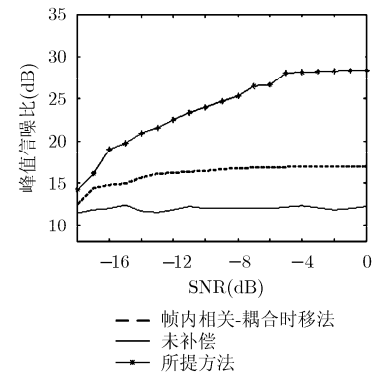


图 3 目标像峰值信噪比

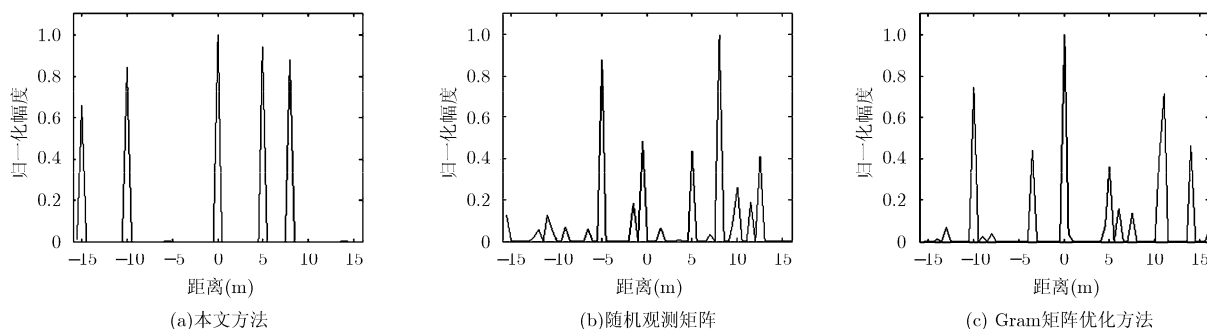


图 4 不同观测矩阵优化方法目标成像结果

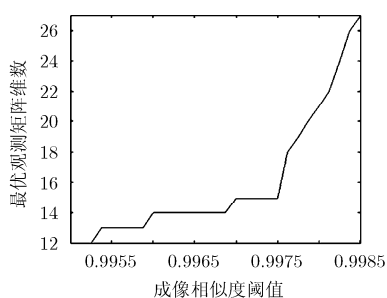


图 5 最优观测矩阵维数

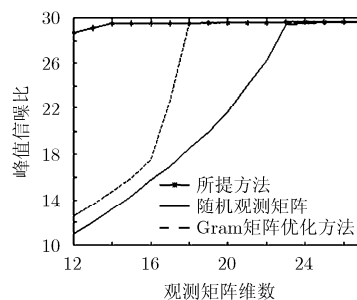


图 6 目标像峰值信噪比

对成像性能的影响变弱, 因此, 所提方法的性能优势随着观测矩阵维数的增加而逐渐减小。从图 7 中可以看出, 最优观测矩阵维数随 SNR 的降低而增加。当 SNR 降为 -40 dB 时, 观测矩阵维数为 48, 此时压缩比仅为 75%。如果继续降低 SNR, 即使采用完全子脉冲信号也无法获得满意的成像结果。

最后, 使用实测数据对所提方法有效性进行验证。雷达发射信号的扫频范围为 $34.2857\sim 37.9428$ GHz, 频点数为 401, 方位向共发射 125 个脉冲串。完全子脉冲 ($M = N = 401$) 条件下, 目标成像结果如图 8 所示。采用本文所提方法 ($T_a = 0.998$) 对观测矩阵进行优化, 所得最优观测矩阵维数为 55, 基于所得最优观测矩阵重构各方位向的目标 HRRP, 并通过方位向脉冲压缩处理获得目标 ISAR 像, 如图 9(a) 所示, 与完全子脉冲信号成像结果的 PSNR 为 44.9852 dB。给定观测维数为 55, 随机观测矩阵和

基于 Gram 矩阵优化方法得到的观测矩阵的成像结果分别如图 9(b)和图 9(c)所示, PSNR 分别为 10.1871 dB 和 15.0332 dB。显然, 图 9(a)的成像质量明显高于图 9(b)和图 9(c), 说明所提方法能够在满足成像质量的要求下, 使用最少的观测数据获得最好的成像结果。

5 结束语

本文首先建立了参数化稀疏表征成像模型, 在此基础上, 充分考虑目标特征信息和稀疏 SFCS 的实际物理观测过程对观测矩阵优化设计的影响, 提出了一种稀疏 SFCS ISAR 成像观测矩阵自适应优化方法, 能够在满足成像质量要求的条件下, 使用最少的数据量获得最好的目标成像结果。应该指出的是, 本文所提方法对频率步进类信号 ISAR 成像均适用。虽然本文所提方法需要花费一定的雷达资

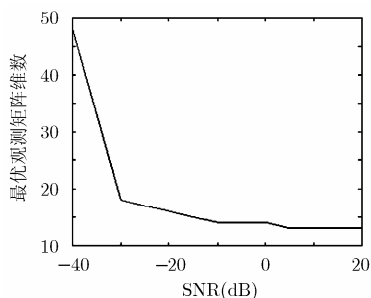


图 7 观测矩阵维数

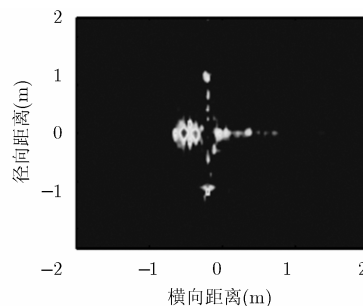


图 8 实测数据完全子脉冲成像结果

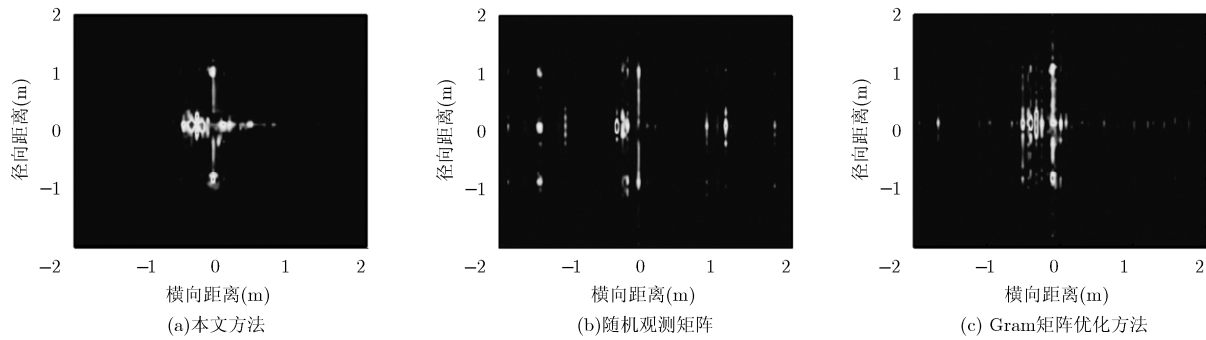


图9 实测数据不同观测矩阵优化方法目标成像结果

源代价以获得目标特征信息,但在获得最优观测矩阵以后,仅需在各个慢时间时刻为目标发射极少量的子脉冲就可以获得满意的目标 ISAR 像,总体来看,不仅能够节约雷达资源(少量子脉冲意味着少量的频谱占用率),也能够减少目标成像处理的数据量,从而提高目标成像效率。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 徐丹蕾, 杜兰, 刘宏伟, 等. 基于复数因子分析模型的步进频数据压缩感知[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(2): 315-321. doi: 10.11999/JEIT140407.
XU Danlei, DU Lan, LIU Hongwei, *et al.* Compressive sensing using complex factor analysis for stepped-frequency data[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(2): 315-321. doi: 10.11999/JEIT140407.
- [3] 吕明久, 李少东, 杨军, 等. 基于随机调频步进信号的高分辨率 ISAR 成像方法[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(12): 3129-3136. doi: 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.
- [4] ELAD M. Optimized projections for compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(12): 5695-5702. doi: 10.1109/TSP.2007.900760.
- [5] YAN Wenjie, WANG Qiang, and SHEN Yi. Shrinkage-based alternating projection algorithm for efficient measurement matrix construction in compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(5): 1073-1048. doi: 10.1109/tim.2014.2298271.
- [6] 刘杰平, 杨朝煜, 方杰, 等. 改进的基于梯度投影的 Gram 观测矩阵优化算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2016, 44(8): 62-65. doi: 10.13245/j.hust.160813.
LIU Jieping, YANG Chaoyu, FANG Jie, *et al.* Improved optimization algorithm of the Gram measurement matrix based on gradient projection[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2016, 44(8): 62-65. doi: 10.13245/j.hust.160813.
- [7] ABATZOGLOU T J and GHEEN G O. Range, radical velocity, and acceleration MLE using radar LFM pulse train[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 34(4): 1070-1083. doi: 10.1109/7.722676.
- [8] 毛二可, 龙腾, 韩月秋. 频率步进雷达数字信号处理[J]. *航空学报*, 2001, 22(b06): 16-24. doi: 10.3321/j.issn:1000-6893.2001.z1.003.
MAO Erke, LONG Teng, and HAN Yueqiu. Digital signal processing of stepped frequency radar[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2001, 22(b06): 16-24. doi: 10.3321/j.issn:1000-6893.2001.z1.003.
- [9] 吕明久, 李少东, 杨军, 等. 基于全局最小熵的随机稀疏调频步进信号运动补偿方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(8): 1744-1751. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.08.06.
LÜ Mingjiu, LI Shaodong, YANG Jun, *et al.* Motion-compensation method based on global minimum entropy for random sparse stepped-frequency chirp signal[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(8): 1744-1751. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2016.08.06.
- [10] 王晓东. 基于步进频率的目标成像与速度精确测量方法[J]. *四川兵工学报*, 2015, 36(5): 115-118. doi: 10.11809/scbgxb2015.05.03.
WANG Xiaodong. Target imaging and velocity measurement simultaneously algorithm based on step frequency waveforms[J]. *Journal of Sichuan Ordnance*, 2015, 36(5): 115-118. doi: 10.11809/scbgxb2015.05.03.

- [11] XIA Guifen, SU Hongyan, and HUANG Peikang. Velocity compensation methods for LPRF modulated frequency stepped-frequency (MFSF) radar[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(5): 746–751. doi: 10.3969/j.issn.1004-4132.2010.05.005.
- [12] CHEN Yichang, LI Gang, ZHANG Qun, *et al.* Motion compensation for airborne SAR via parametric sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(1): 551–562. doi: 10.1109/TGRS.2016.2611522.
- [13] FAISAL Shabbir and PIOTR Omenzetter. Model updating using genetic algorithms with sequential niche technique[J]. *Engineering Structures*, 2016, 120: 166–182. doi: 10.1016/j.engstruct.2016.04.028.
- [14] DOWNEY Austin, HU Chao, and LAFLAMME Simon. Optimal sensor placement within a hybrid dense sensor network using an adaptive genetic algorithm with learning gene pool[J]. *Structural Health Monitoring*, 2017(10): 1475921717702537-1-1475921717702537-10, doi: 10.1177/1475921717702537.
- 陈怡君: 女, 1989年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理、压缩感知.
- 李开明: 男, 1982年生, 讲师, 主要研究方向为雷达成像与目标识别.
- 张群: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达成像、雷达目标识别、雷达对抗等.
- 罗迎: 男, 1984年生, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、雷达成像与目标识别.