

低信噪比下二维联合 快速超分辨 B-ISAR 成像方法

陈文峰¹, 李少东², 杨 军¹, 马晓岩¹

(1. 空军预警学院, 湖北武汉 430019; 2. 解放军 93253 部队, 辽宁大连 116000)

摘 要: 双基地 ISAR 成像分辨率受限于信号带宽和方位积累时间, 且成像质量受噪声影响严重. 本文在充分考虑回波的二维联合稀疏特征基础上, 提出二维联合字典下的矩阵复数近似消息传递超分辨快速成像算法. 在构建双基地 ISAR 的二维联合超分辨成像模型基础上, 首先通过向量化处理, 将二维超分辨成像问题转换为复数基追踪去噪问题; 其次通过两种策略实现复数基追踪去噪问题的快速求解, 一是利用向量化与 Kronecker 积的关系, 推导出矩阵形式复数近似消息传递算法, 从而避免向量化处理带来的大矩阵运算量和大存储量问题; 二是为进一步减少单次迭代的运算量, 将矩阵乘法等效为二维快速傅里叶变换. 最后, 利用本文算法在迭代过程中对噪声阈值不断精确逼近, 提高算法在低信噪比下的成像能力. 仿真数据成像结果验证了本文算法的有效性.

关键词: 双基地逆合成孔径雷达; 二维超分辨成像; 复数近似消息传递; 压缩感知

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)04-0840-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.04.011

A Fast Two Dimensional Joint Super-Resolution B-ISAR Imaging Algorithm Under Low SNR

CHEN Wen-feng¹, LI Shao-dong², YANG Jun¹, MA Xiao-yan¹

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan, Hubei 430019, China;

2. The Unit 93253 of PLA, Dalian, Liaoning 116000, China)

Abstract: In B-ISAR imaging, the range resolution and cross-range resolution are dependent on the signal band and the coherent processing interval, respectively. Generally, the B-ISAR image is seriously affected by noise. In this paper, a matrix form of complex approximate message passing algorithm based on two dimensional coupled dictionaries (MCAMP-TCD) is presented, by considering the 2D coupling sparse feature of the echo. Firstly, the range-azimuth 2D joint B-ISAR imaging model is established. Then the 2D joint super-resolution imaging problem is converted into a complex basis pursuit denoising (C-BPDN) problem through vectorization operation. Secondly, two strategies are implemented to solve C-BPDN problem quickly, the first strategy is utilizing the relation between vectorization operation and Kronecker product to derive the matrix form of complex approximate message passing algorithm, which can avoid the high computational complexity and memory requirements due to vectorization operation. In second strategy, the two dimensional fast Fourier transform (2D FFT) is introduced to equivalent matrix multiplication, which further reduces the computational complexity of the single iteration. At last, the imaging capability under low signal to noise ratio (SNR) is improved by the ability to accurately approximate the noise threshold of the MCAMP-TCD. Simulation results verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: bistatic inverse synthetic aperture radar (B-ISAR); 2D super-resolution imaging; complex approximate message passing; compressive sensing

1 引言

单基地逆合成孔径雷达 (Monostatic Inverse Synthetic Aperture Radar, M-ISAR) 能够提供目标的高分辨图像,但是受限 M-ISAR 收发合置的固有约束,在对抗“四大威胁”方面还面临着严重的生存危机^[1]. 而 B-ISAR 收发分置的模式为这一问题的解决提供了新的契机. 利用 B-ISAR 实现目标监视、成像和识别对军事和民用领域都具有非常重要的意义,因此众多学者展开了对 B-ISAR 成像方法的研究^[2-8].

B-ISAR 发射大带宽信号来提高距离分辨率,但会导致雷达数据存储和处理负担增大;增大成像积累角来提高方位分辨率,但较长的观测时间会进一步增加运动补偿的难度^[8]. 宽窄带结合的多任务成像雷达还可能出现方位采样不连续和稀疏,非合作目标的机动飞行会造成部分有效转动分量难以正确测量(需要人为舍弃),造成能够成像的脉冲有限^[9]. 因此,如何提高有限带宽有限脉冲条件下 B-ISAR 成像的二维分辨率具有重要意义.

目前,提升 B-ISAR 成像分辨率的方法有两类:一是基于现代谱估计的 B-ISAR 超分辨成像方法^[6,10],但这类方法对噪声比较敏感,低信噪比时性能较差;二是基于稀疏表示和压缩感知 (Compressive Sensing, CS) 理论^[11]的 B-ISAR 超分辨成像方法,如文献[12]提出了基于正则化方法利用稀疏分解得到一维距离像的方法,但该方法只提高了距离分辨率且计算量较大. 为同时提高 B-ISAR 成像的距离和方位二维分辨率,文献[8]利用压缩感知理论,首先进行 CS 距离向成像,再进行 CS 方位成像,虽然取得了较好的 B-ISAR 成像效果,但是这种处理本质上是一种解耦处理^[13],由于人为的割裂了回波的二维联合稀疏结构性,因此分辨率提升有限. 文献[14]基于 CS 提出了一种二维联合超分辨 M-ISAR 成像算法. 但该方法求解最优化问题时利用的是向量化操作,存在计算复杂度高、存储需求量大等问题. 而目前在提高低信噪比条件下稀疏成像能力的方法大多采用加权迭代^[15]、贝叶斯组检验^[16]以及贝叶斯压缩感知^[17]等思想,虽然能获得成像质量的提高,但是增加了计算复杂度. 总结可知,如何实现低信噪比条件下二维联合的快速超分辨 B-ISAR 成像是一个值得研究的问题.

本文在充分考虑回波二维联合稀疏特征的基础上,提出了二维联合字典下的矩阵复数近似消息传递 (Matrix form of Complex Approximate Message Passing algorithm based on Two dimensional Coupled Dictionaries, MCAMP-TCD) 算法. 在构建 B-ISAR 的二维联合超分辨成像模型基础上,首先通过向量化处理将二维超分辨

成像问题转换为复数基追踪去噪 (Complex Basis Pursuit Denoising, C-BPDN) 问题^[18]并基于复数近似消息传递 (Complex Approximate Message Passing, CAMP) 算法^[18]进行求解;其次通过两种策略实现 C-BPDN 问题的快速求解,一是利用矩阵乘积的向量化与 Kronecker 积的关系,将向量化后的迭代求解公式等价转换为矩阵形式;二是为进一步减少每次迭代的运算量,将 MCAMP-TCD 算法中的矩阵向量乘法用二维快速傅里叶变换 (2D FFT) 来实现. 最后,在低信噪比成像能力方面,则充分利用 MCAMP-TCD 算法在迭代过程中对噪声阈值不断精确逼近,来使得噪声分量被抑制. 仿真数据验证了本文方法的有效性.

2 基于 B-ISAR 的二维联合超分辨成像模型

B-ISAR 目标成像经过平动补偿后^[19],即可等效为转台目标成像. 图 1 为 B-ISAR 目标转台模型示意图.

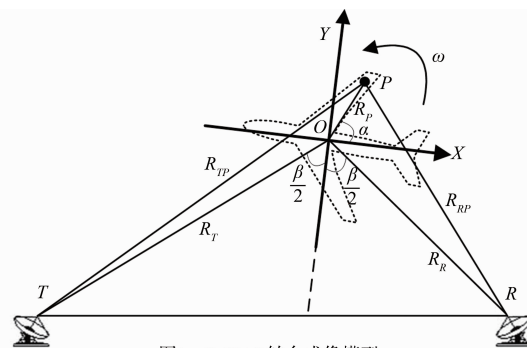


图1 B-ISAR转台成像模型

其中, β 为双基地角, ω 为转速,设发射站 T 距目标坐标系原点 O 的距离为 R_T ,接收站 R 距目标坐标系原点 O 的距离为 R_R ,目标上某一散射点 P 在初始时刻位于目标坐标系的坐标为 (x_p, y_p) ,散射点 P 到目标坐标系原点 O 的距离为 $R_p = \sqrt{x_p^2 + y_p^2}$, P 点初始相位为 α ,观测时间为 T_a . t_n 时刻 P 点到发射站与接收站的瞬时距离和为^[8]

$$R_p = R_{Tp} + R_{Rp} \approx R_T + R_R + 2 \cos \frac{\beta}{2} (y_p + x_p \omega t_n) \quad (1)$$

假设雷达发射线性调频信号

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{t_f}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}k_r t_f^2\right)\right) \quad (2)$$

其中, $\text{rect}(\cdot)$ 为矩形函数, f_c 为载率, T_p 为脉宽, k_r 为调频率, t_f 为距离向快时间. 回波信号的复包络为

$$s_r(t_f, t_n) = \sigma_p \text{rect}\left(\frac{1}{T_p}\left(t_f - \frac{R_p}{C}\right)\right) \cdot \exp\left[j2\pi f_c\left(t_f - \frac{R_p}{C}\right)\right] \exp\left[j\pi k_r\left(t_f - \frac{R_p}{C}\right)^2\right] \quad (3)$$

其中, t_n 为方位向慢时间, σ_p 为 P 点散射系数.

设参考点的回波信号为 $s_{ref}(t_f, t_n)$, 差频输出为

$$\begin{aligned}
s_d(t_f, t_n) &= s_r(t_f, t_n) s_{ref}^*(t_f, t_n) \\
&= \sigma_p \text{rect}\left(\frac{1}{T_p}\left(t_f - \frac{R_p}{C}\right)\right) \exp\left[-\frac{j2\pi f_c}{C} R_\Delta\right] \\
&\quad \cdot \exp\left[-\frac{j2\pi k_r}{C}\left(t_f - \frac{R_{ref}}{C}\right) R_\Delta + \frac{j\pi k_r}{C^2} (R_\Delta)^2\right] \quad (4)
\end{aligned}$$

其中, R_{ref} 为 t_n 时刻参考点到发射站与接收站的距离和, T_{ref} 为参考信号脉冲宽度, 且 $T_{ref} > T_p$. “*”表示共轭运算.

$$R_\Delta = R_p - R_{ref} = 2 \cos \frac{\beta}{2} (y_p + x_p \omega t_n) \quad (5)$$

以参考点的时间为基准, 对式(4)在快时间上做傅里叶变换, 并求相位项关于快时间的导数, 整理得

$$s_d(t_f, t_n) \approx \sum_{p=1}^K \sigma_p \exp\left(j2\pi t_f f_i - \frac{j4\pi \omega t_n}{\lambda} x_p \cos \frac{\beta}{2}\right) \quad (6)$$

其中, K 为强散射中心个数. 得到式(6)之后, 与文献[9,14]类似, 便得到了二维联合成像模型, 考虑加性噪声的影响有

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{S} \Psi^T + \mathbf{E} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{Y} \in \mathbf{C}^{M \times P}$ 为回波信号, $\Phi \in \mathbf{C}^{M \times N}$ 为距离维感知矩阵, $\Psi \in \mathbf{C}^{P \times Q}$ 为方位维感知矩阵, $\mathbf{S} \in \mathbf{C}^{N \times Q}$ 为待重构的目标二维超分辨率图像, $\mathbf{E} \in \mathbf{C}^{M \times P}$ 为复高斯白噪声.

3 基于 MCAMP-TCD 算法的二维联合超分辨率成像

MCAMP-TCD 算法主要包含三个关键步骤: 首先通过向量化处理将二维超分辨率成像问题转换为 C-BPDN 问题; 然后利用矩阵乘积的向量化与 Kronecker 积的关系提出矩阵复数近似消息传递算法的基本迭代结构; 最后利用 2D FFT 实现矩阵乘法进一步提升算法实现效率.

首先将式(7)向量 a 化处理, 依据矩阵乘积的向量化与 Kronecker 积的关系^[20], 可得到式(7)的向量化形式:

$$\text{vec}(\mathbf{Y}) = \text{vec}(\Phi \mathbf{S} \Psi^T) = (\Psi \otimes \Phi) \text{vec}(\mathbf{S}) + \text{vec}(\mathbf{E}) \quad (8)$$

其中, $\text{vec}(\cdot)$ 表示矩阵的列向量化操作, 符号 \otimes 表示 Kronecker 积. 令 $\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y})$, $\mathbf{s} = \text{vec}(\mathbf{S})$, $\mathbf{A} = (\Psi \otimes \Phi)$, $\mathbf{e} = \text{vec}(\mathbf{E})$, 式(8)变为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \mathbf{s} + \mathbf{e} \quad (9)$$

当信号 \mathbf{s} 稀疏, 且感知矩阵 \mathbf{A} 满足 RIP 条件时, 式(9)可以转化为如下 C-BPDN 问题:

$$\mathbf{x} = \min_{\mathbf{s} \in \mathbf{C}} \left\{ \lambda \|\mathbf{s}\|_1 + \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{s}\|_2^2 \right\} \quad (10)$$

上述 C-BPDN 问题即可由 CAMP 算法进行求解, 下面进行分析.

假设 \mathbf{s} 服从含参数 λ 的拉普拉斯分布^[21]

$$p(\mathbf{s}) \propto \exp(-\beta \lambda \|\mathbf{s}\|_1) \quad (11)$$

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{s}) \propto \exp\left(-\frac{\beta}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{s}\|_2^2\right) \quad (12)$$

依据贝叶斯公式有

$$\begin{aligned}
p(\mathbf{s} | \mathbf{y}) &\propto \prod_{i=1}^N \exp(-\beta \lambda |s_i|) \\
&\quad \cdot \prod_{a=1}^n \exp\left\{-\frac{\beta}{2} (y_a - (\mathbf{A} \mathbf{s})_a)^2\right\} \quad (13)
\end{aligned}$$

通过求解式(15)的边缘概率就能够得到式(10) C-BPDN 问题的解^[21].

$$\begin{cases} \mathbf{v}' = \mathbf{A}^H \mathbf{z}'^{-1} + \mathbf{x}'^{-1} \\ \mathbf{z}' = \mathbf{y} - \mathbf{A} \mathbf{x}'^{-1} \\ + \mathbf{z}'^{-1} \frac{1}{2\delta} (\langle \partial \eta_u^{\text{Re}}(\mathbf{v}'; \gamma') \rangle + \langle \partial \eta_v^{\text{Im}}(\mathbf{v}'; \gamma') \rangle) \\ \mathbf{x}' = \eta(\mathbf{v}'; \gamma') \end{cases} \quad (14)$$

其中,

$$\begin{aligned}
\eta(u + iv; \mu) &\triangleq \left(u + iv - \frac{\mu(u + iv)}{\sqrt{u^2 + v^2}} \right) \\
&\quad \cdot \max\{u^2 + v^2 - \mu^2, 0\} \quad (15)
\end{aligned}$$

为复数软阈值函数; η^{Re} 和 η^{Im} 分别为复软阈值函数的实部和虚部, $\partial \eta_u^{\text{Re}}$ 为 η^{Re} 对实部 u 的偏导数, $\partial \eta_v^{\text{Im}}$ 为 η^{Im} 对虚部 v 的偏导数; $\langle \cdot \rangle$ 表示求平均, $\delta = MP/NQ$ 为采样率, 参数 $\gamma' = \tau \sigma'$ 为软阈值门限, τ 为调整参数, τ 与正则化参数 λ 存在一一对应的关系^[21], 这种对应关系使得 CAMP 能够精确求解 C-BPDN 问题, τ 可以通过状态演化的方式来调整, 但调整过程较为复杂, 文献[22]给出了一种较为简单的设置方式: $\tau = 1/\sqrt{\delta}$; 每次迭代过程中 \mathbf{v}' 可以看作精确解和复高斯白噪声的叠加, σ' 为该次迭代中噪声的标准差, 可以利用中值进行估计, 具体方式为: $\sigma' = \sqrt{1/\ln(2)} \text{median}(|\mathbf{v}'|)$.

虽然得到了迭代的向量化形式, 但是其计算复杂度较高, 内存要求较大, 需要寻求计算复杂度较低的快速算法提升算法的实现效率. 为提升算法实现效率, 降低每次迭代的计算复杂度, 同时避免出现规模过大的感知矩阵, 本文利用矩阵乘积的向量化与 Kronecker 积的关系将迭代矩阵化, 依据如下关系式

$$\begin{cases} \mathbf{A}^H \mathbf{z}' = (\Psi \otimes \Phi)^H \mathbf{z}' = (\Psi^H \otimes \Phi^H) \text{vec}(\mathbf{Z}') \\ = \text{vec}(\Psi^H \mathbf{Z}' (\Phi^H)^T) = \text{vec}(\Psi^H \mathbf{Z}' \Phi^*) \\ \mathbf{A} \mathbf{x}' = (\Psi \otimes \Phi) \mathbf{x}' \\ = (\Psi \otimes \Phi) \text{vec}(\mathbf{X}') = \text{vec}(\Phi \mathbf{X}' \Psi') \end{cases} \quad (16)$$

可以得到矩阵化形式为

$$\begin{cases} \mathbf{V}' = \Psi^H \mathbf{Z}' \Phi^* + \mathbf{X}' \\ \mathbf{Z}' = \mathbf{Y} - \Phi \mathbf{X}' \Psi' \\ + \mathbf{Z}'^{-1} \frac{1}{2\delta} (\langle \partial \eta_u^{\text{Re}}(\mathbf{V}'; \gamma') \rangle + \langle \partial \eta_v^{\text{Im}}(\mathbf{V}'; \gamma') \rangle) \\ \mathbf{X}' = \eta(\mathbf{V}'; \gamma') \end{cases} \quad (17)$$

感知矩阵 Φ 和 Ψ 为部分傅里叶矩阵,且感知矩阵的采样方式也是已知的,因此考虑利用二维 FFT 进一步提升 $\Psi^H Z' \Phi^*$ 和 $\Phi X' \Psi^T$ 的计算效率.

(1) $\Psi^H Z' \Phi^*$ 的快速计算.

首先对 Z' 进行预处理,令 $Z'_0 = \mathbf{0}_{N \times Q}$ 为 $N \times Q$ 的零矩阵,然后将 Z'_0 中对应的感知矩阵的随机采样位置置为 Z' ,即 $Z'_0(vc1, vc2) = Z'$,其中, $vc1$ 即为感知矩阵 Φ 的随机采样顺序, $vc2$ 即为感知矩阵 Ψ 的随机采样顺序.最后对 Z'_0 进行 N 点行 Q 点列的 2 维 IFFT 即可,即 $\Psi^H Z' \Phi^* = (NQ) \text{IFFT} 2(Z'_0, N, Q)$.

(2) $\Phi X' \Psi^T$ 的快速计算.

对 X' 进行 N 点行 Q 点列的 2 维 FFT,即 $X'_1 = \text{FFT} 2(X', N, Q)$, X'_1 中对应的 $vc1$ 行和 $vc2$ 列即为 $\Phi X' \Psi^T$,即 $\Phi X' \Psi^T = X'_1(vc1, vc2)$.

至此,就得到了 MCAMP-TCD 算法的所有步骤,具体描述为算法 1 所示.

算法 1 MCAMP-TCD 算法

输入: $Y, vc1, vc2, N, Q, \tau$;
 初始化: $X^0 = \mathbf{0}, Z^0 = Y$, 最大迭代次数 maxiter , 算法停止门限 ε ;
 第 1 步: $Z'_0(vc1, vc2) = Z'$,
 $V' = X^{t-1} + (NQ) \text{IFFT} 2(Z'_0, N, Q)$;
 第 2 步: $\sigma^t = \sqrt{1/\ln(2)} \text{median}(|V'|)$, $\gamma^t = \tau \sigma^t$;
 第 3 步: $X'_1 = \text{FFT} 2(X', N, Q)$;
 第 4 步: $Z' = Y - X'_1(vc1, vc2)$
 $+ Z'^{-1} \frac{1}{2\delta} (\langle \partial \eta_u^{\text{Re}}(V'; \gamma^t) \rangle + \langle \partial \eta_v^{\text{Im}}(V'; \gamma^t) \rangle)$;
 第 5 步: $X^t = \eta(V'; \gamma^t)$;
 第 6 步: 若 $\|X^t - X^{t-1}\|_F \leq \varepsilon$, 或 $t \geq \text{maxiter}$, 则结束迭代; 否则, 令 $t = t + 1$, 返回第 1 步;
 输出: 二维超分辨率图像 X^t .

4 性能分析

4.1 采样能力

由于本文利用距离方位二维联合信息,因此相比于单独距离向和方位向利用 CS 的 B-ISAR 成像具有更强的欠采样能力,下面具体分析.

给定距离维采样率为 δ_r , 方位维采样率 δ_a , 那么单独距离向重构时最多能够重构的强散射点个数为 $K_r = \delta_r N / \log(N)$, 然后单独方位向重构时最多能够重构的强散射点个数为 $K_a = \delta_a Q / \log(Q)$, 则总的散射点个数为 $K_1 = K_r K_a$; 若利用二维联合 CS 进行重构, 最多能够重构的强散射中心个数为 $K_2 = \delta_r N \delta_a Q / \log(NQ)$. 由于 N 和 Q 是同一数量级的, 为方便分析, 假设 $N = Q$, 可以看出, 当 $N > \exp(2)$ 时, 有 $K_2 > K_1$, 即在相同采样率条件下二维联合重构方法能够重构更多的散射点, 所以具有更

强的欠采样能力.

4.2 计算复杂度和内存要求

下面对迭代(14)、迭代(17)和 MCAMP-TCD 算法的计算复杂度以及内存要求进行分析.

首先定义一次复数乘法运算为计算复杂度单位. 迭代(14)的主要计算量集中于每次迭代需要计算的 $A^H z^{t-1}$ 和 $A x^{t-1}$, 其中, $A \in \mathbf{C}^{MP \times NQ}$, $z \in \mathbf{C}^{MP \times 1}$, $x \in \mathbf{C}^{NQ \times 1}$. 所以, 迭代一次迭代(14)的计算复杂度为

$$C_1 = O(2MPNQ) \quad (18)$$

从式(18)可以看出, 直接计算迭代(14)的计算复杂度较高. 下面对迭代(14)的内存要求进行分析. 主要对感知矩阵的内存要求进行分析, 实部和虚部都是由浮点数表示的, 每个复数元素需要的内存空间为 16B, 则对于矩阵 $A \in \mathbf{C}^{MP \times NQ}$ 的内存空间为

$$MR_1 = 16MPNQ \quad (19)$$

从式(19)可以看出, 由于向量化造成感知矩阵的规模过大, 造成消耗内存过大, 例如 $M = P = 256$, $N = Q = 512$ 时, 所需内存 MR_1 即为 256GB, 普通计算机难以处理.

下面对每次迭代时 $\Psi^H Z' \Phi^*$ 和 $\Phi X' \Psi^T$ 的计算复杂度, 以及感知矩阵 Φ 和 Ψ 的内存要求进行具体分析, 可以得到:

$$C_2 = O(NMP + NPQ + MNQ + MQP) \quad (20)$$

$$MR_2 = 16MN + 16PQ \quad (21)$$

当 $M = P = 256$, $N = Q = 512$ 时, 所需内存 MR_2 仅为 4MB.

下面分析利用 2 维 FFT 计算 $\Psi^H Z' \Phi^*$ 和 $\Phi X' \Psi^T$ 的计算复杂度, 以及内存要求, 注意到, 此时不需要每次迭代时存储感知矩阵 Φ 和 Ψ , 虽然需要存储 Z'_0 和 X'_1 , 由于 Z'_0 的有效维度为 $M \times P$, X'_1 的维度也为 $M \times P$, 因此内存要求也进一步得到了减少.

$$C_3 = O(2QN \log_2 N + 2NQ \log_2 Q) \quad (22)$$

$$MR_3 = 32MP \quad (23)$$

由于 $M < N, P < Q$, 因此可以得到 $C_3 < C_2 < C_1$, $MR_3 < MR_2 < MR_1$, 本文方法有效减少了计算复杂度和内存要求.

为体现所提算法的低算复杂度, 下面将文献[13]方法的计算复杂度和内存要求进行对比分析, 文献[13]利用的是 YALL1 算法进行距离和方位解耦成像的, 并给出了 YALL1 算法粗略的计算复杂度, 为精确地计算 YALL1 算法的计算复杂度, 根据文献[23]中 YALL1 算法的迭代公式计算得到其精确的计算复杂度为 $C_4 = O(3NMP + 3NPQ)$, 内存需求为 $MR_4 = 16MN + 16PQ$. 表 1 给出了计算复杂度和内存要求的对比.

表 1 计算复杂度和内存要求

	计算复杂度	内存要求
迭代(14)	$O(2MPNQ)$	16MPNQ
迭代(17)	$O(NMP + NPQ + MNQ + MQP)$	16MN + 16PQ
文献[13]方法	$O(3NMP + 3NPQ)$	16MN + 16PQ + 16NP
MCAMP-TCD	$O(2QN\log_2 N + 2QN\log_2 Q)$	32MP

4.3 抗噪性能

对于 MCAMP-TCD 算法的抗噪性能可以通过解的精确度来表征,这里定义 $\mathbf{H} = \mathbf{A}^H \mathbf{A} - \mathbf{I}$, $\bar{\mathbf{x}}$ 为所求的精确解,则此时有 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}}$,且在第一次迭代时,有 $\mathbf{v}^1 = \mathbf{A}^H \mathbf{y} + \mathbf{x}^0 = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{H}\bar{\mathbf{x}}$,其中 $\mathbf{x}^0 = \mathbf{0}$,且 \mathbf{v}^1 可以看作是精确解 $\bar{\mathbf{x}}$ 和复高斯白噪声的叠加, $\bar{\mathbf{x}}$ 是一个稀疏向量,噪声项 $\mathbf{H}\bar{\mathbf{x}}$ 则可以描述为一个独立同分布的高斯向量,即 $\mathbf{v}^1 = \bar{\mathbf{x}} + \text{noise}$, σ^1 为该次迭代中噪声的标准差,可以利用中值进行估计;在第二次迭代时,有 $\mathbf{v}^2 = \mathbf{A}^H (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}^1) + \mathbf{x}^1 = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^1)$,矩阵 \mathbf{H} 和 $\bar{\mathbf{x}}$ 以及 \mathbf{x}^1 都不相关,所以 $\mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^1)$ 也可以看作是高斯向量,即 $\mathbf{v}^2 = \bar{\mathbf{x}} + \text{noise}$, $\sigma^2 = \text{std}(\mathbf{H}\bar{\mathbf{x}})$ 为该次迭代中噪声的标准差;在第二次迭代时,有

$$\mathbf{v}^2 = \mathbf{A}^H (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}^1) + \mathbf{x}^1 = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^1) \quad (24)$$

$\mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^1)$ 也可以看作是高斯向量,也就是第二次迭代时 \mathbf{v}^2 中的噪声, $\sigma^2 = \text{std}(\mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^1))$ 为第二次迭代中噪声的标准差,由于 \mathbf{x}^1 比 \mathbf{x}^0 更为接近精确解 $\bar{\mathbf{x}}$,所以有 $\sigma^2 < \sigma^1$,即第二次迭代时噪声强度比前一次迭代的小,所以在第二次迭代对这个噪声的阈值处理能够产生更精确的结果.随着迭代的增加,最终就能够得到精确解 $\bar{\mathbf{x}}$,说明算法具有较好的抗噪性能.

5 实验与分析

本文所有实验都是在操作系统为 Windows7 的通用计算机上实现的,仿真平台为 Matlab R2008b,计算机主要参数如下:处理器为 Intel 酷睿 E7500,主频为 2.93GHz,内存为 2GB.为综合比较分析本文方法的性能,将传统 RD 算法和文献[13]中的解耦 CS(Decoupled CS,D-CS)方法作为对比算法;同时,为进一步定量分析成像结果,本文利用图像熵(Image Entropy,IE)^[24]和目标背景比(Target-to-Background Ratio,TBR)^[24]来定量评价成像质量,另外将成像时间引入,作为衡量成像算法性能的指标之一.

由于缺乏 B-ISAR 实测数据,因此利用仿真产生的 B-ISAR 数据进行成像实验,并进行不同采样率和不同信噪比条件下的仿真 B-ISAR 数据成像实验.仿真参数设置如表 2 所示,目标散射点模型如图 2 所示.

表 2 仿真参数设置

参数	数值
载频	10GHz
带宽	150MHz
采样频率	10MHz
脉冲重复频率	400Hz
双基地角	23.96°
目标角速度	0.025π rad/s
脉冲数	256
目标位置	(60,5) km
发射站位置	(-50,0) km
接收站位置	(50,0) km

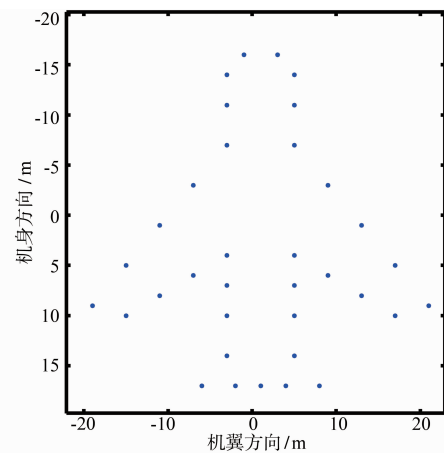


图2 目标散射点模型

5.1 不同采样率成像实验

首先进行不同采样率条件下的仿真 B-ISAR 数据成像实验,为方便分析,将距离采样率和方位采样率设置为相同,都为 δ .并通过添加复高斯白噪声使信噪比(SNR)为 10dB,本文是直接对回波添加噪声使其信噪比为 10dB,并不是对距离像添加噪声使其信噪比为 10dB,5.2 部分添加噪声方式与这里一致.仿真 B-ISAR 数据成像结果如图 3 所示.从图 3 可以看出,RD 和 D-CS 方法在采样率较低的条件得到的 B-ISAR 图像虚假散射点较多,成像结果也出现了一定的模糊,而本文方法虚假散射点更少,聚焦性能更好,在低采样率条件下依然具备良好的成像效果.图 4(a)、(b)和(c)分别给出了不同采样率下三种算法的 IE、TBR 以及成像时间的对比曲线,从图中可以看出,本文算法得到的 IE 更小, TBR 更大,说明本文算法的成像结果聚焦性更好,虚假散射点更少,同时成像时间相对较短,实验验证了本文方法具有良好的欠采样成像能力以及较低的计算复杂度.

5.2 抗噪性能成像实验

首先进行不同信噪比条件下的仿真 B-ISAR 数据

成像实验,距离采样率和方位采样率设置为 $\delta = \frac{1}{2}$. 并通过添加复高斯白噪声使 SNR 分别为 -10dB、0dB 和 10dB. 成像结果如图 5 所示. 从图 5 可以看出, RD 和 D-CS 方法在信噪比较低的条件下得到的 B-ISAR 图像虚假散射点较多,而本文方法虚假散射点更少,聚焦性能更好,在较低信噪比条件下依然具备良好的成像效果.

图 6(a)、(b)和(c)分别给出了不同信噪比下三种算法的 IE、TBR 以及成像时间的对比曲线,从图中可以看出,本文算法得到的 IE 更小, TBR 更大,说明本文算法的成像结果聚焦性更好,虚假散射点更少,同时成像时间相对较短,实验验证了本文方法具有良好的抗噪性能以及较低的计算复杂度.

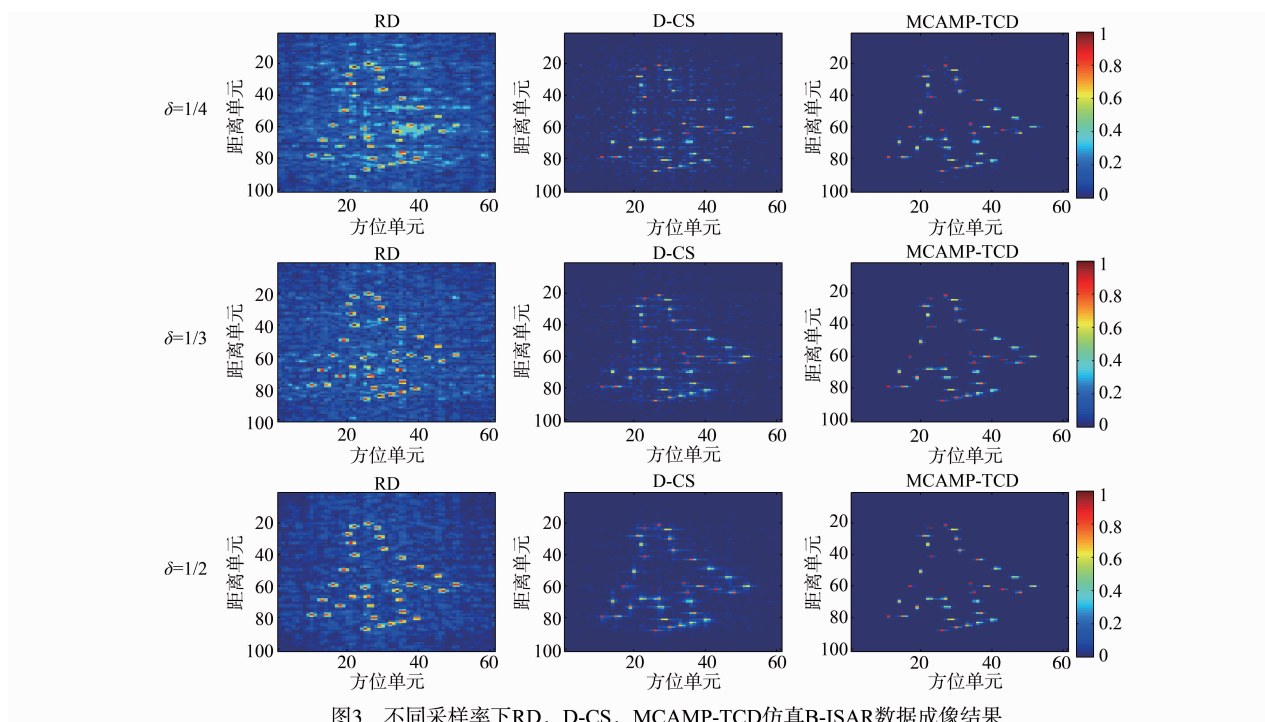


图3 不同采样率下RD, D-CS, MCAMP-TCD仿真B-ISAR数据成像结果

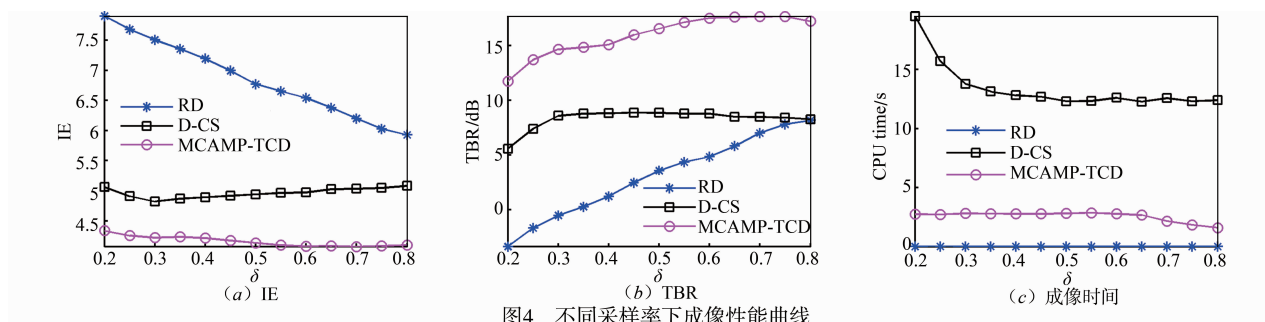


图4 不同采样率下成像性能曲线

5.3 计算复杂度和内存要求仿真与分析

令 $M = P = \frac{N}{2}$, $N = Q$, 图 7 和图 8 给出了迭代 (14)、迭代(17)、文献[13]方法和 MCAMP-TCD 算法计算复杂度和内存要求随 N 的变化关系. 从图 7 和图 8 中可以看出,本文方法在计算复杂度和内存要求方面效果都比较明显,有效提升了算法的实现效率.

6 总结

针对 D-CS 提升 B-ISAR 成像分辨率有限的问题,

本文提出了一种二维联合快速超分辨 B-ISAR 成像算法. 建立了距离-方位二维联合 B-ISAR 回波模型,将二维超分辨成像问题转换为 C-BPDN 问题,利用矩阵乘积的向量化与 Kronecker 积的关系提出了算法的基本迭代结构,通过利用 Kronecker 积和 2D-FFT 的操作减少了计算复杂度以及内存要求,有效提高了算法的实现效率. 本文只考虑了平稳运动目标的成像方法,如何实现复杂运动目标的 B-ISAR 高分辨成像则是下一步的重点研究方向.

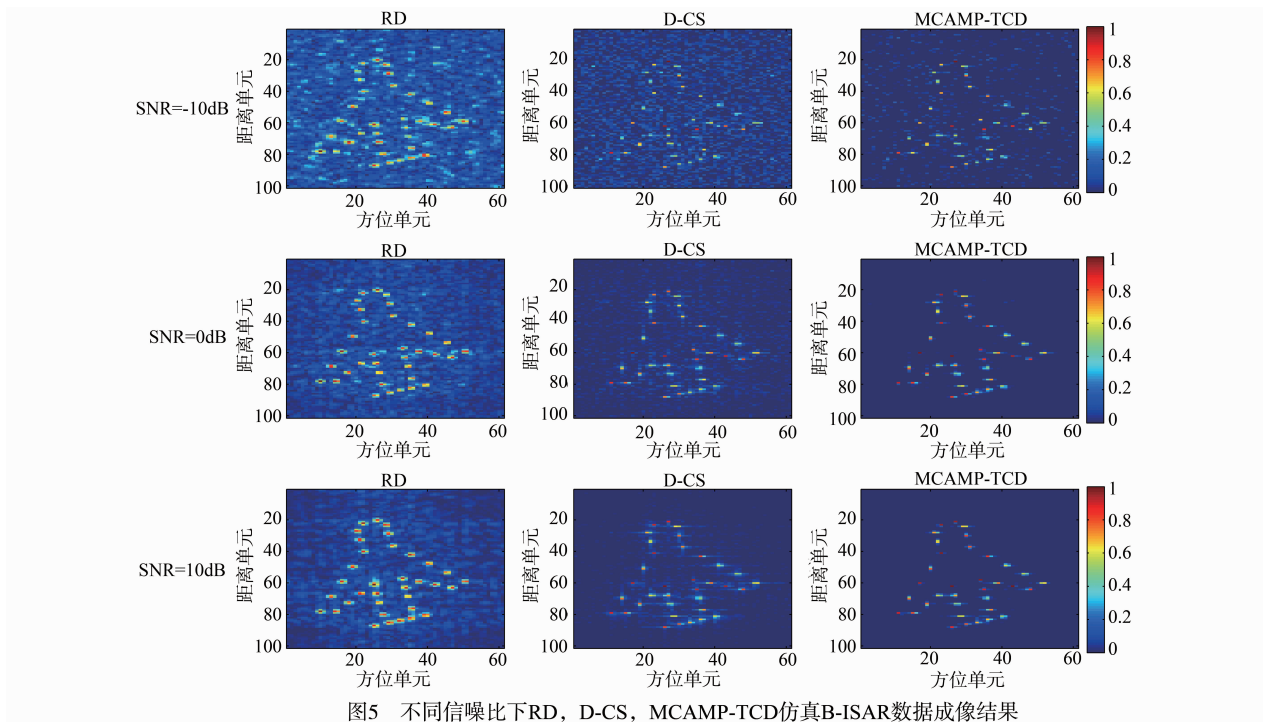


图5 不同信噪比下RD, D-CS, MCAMP-TCD仿真B-ISAR数据成像结果

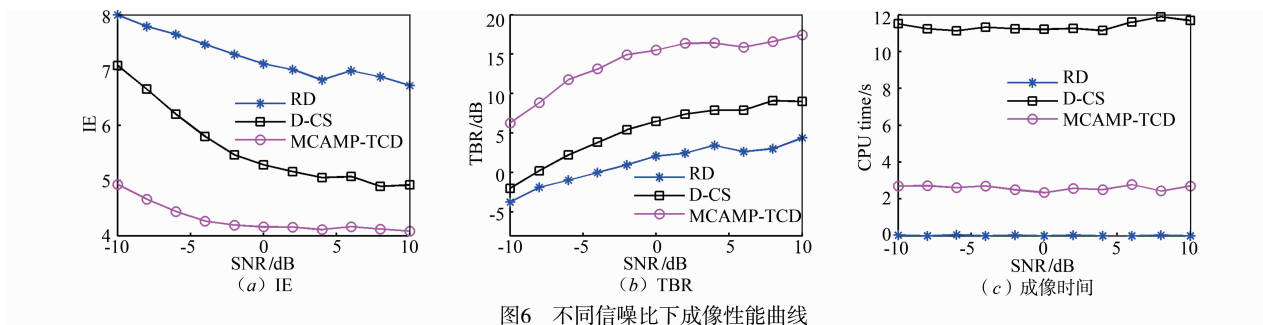


图6 不同信噪比下成像性能曲线

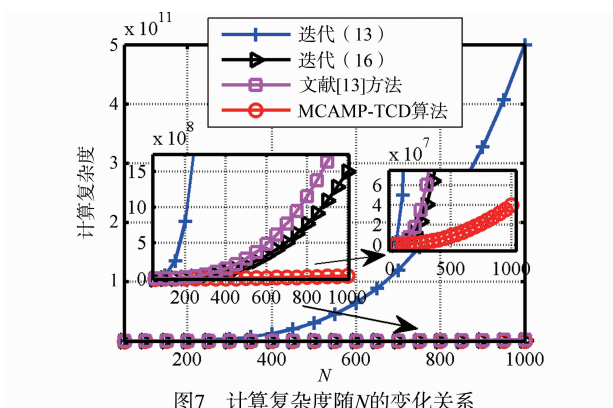


图7 计算复杂度随N的变化关系

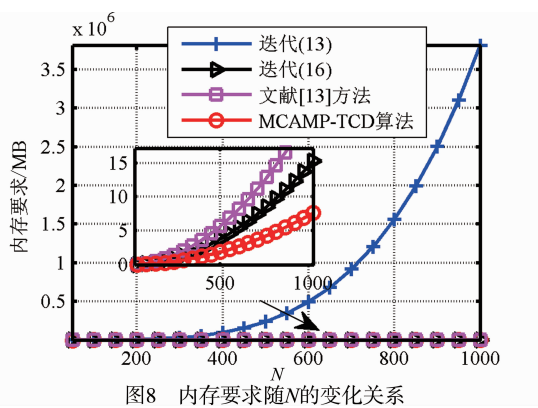


图8 内存要求随N的变化关系

参考文献

[1] 杨振起,张永顺,骆永军. 双(多)基地雷达系统[M]. 北京:国防工业出版社,1998.
 Yang Zhen-qi, ZHANG Yong-shun, LUO Yong-jun. Bistatic (Multistatic) Radar System [M]. Beijing: Defense Industry Press, 1998. (in Chinese)

[2] CHEN V C, ROSIERS A D, LIPPS R. Bi-static ISAR range-Doppler imaging and resolution analysis [A]. 2009 IEEE Radar Conference [C]. California; Pasadena, 2009. 1-5.
 [3] 艾小峰,邹小海,李浩智,等. T/R-R 双基地雷达进动目标参数估计与 ISAR 成像[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1148-1153.

- AI Xiao-feng, ZOU Xiao-hai, LI Hao-zhi, et al. Parameter estimation and ISAR imaging of precession targets using T/R-R bistatic radars [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(6):1148-1153. (in Chinese)
- [4] ZHANG Shun-sheng, SUN Si-bo, ZHANG Wei, et al. High-resolution bistatic ISAR image formation for high-speed and complex-motion targets [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing*, 2015, 8(7):3520-3531.
- [5] 郭宝峰, 尚朝轩, 王俊岭, 等. 双基地角时变下的逆合成孔径雷达越分辨单元徙动校正算法[J]. *物理学报*, 2014, 63(23):238406.
- Guo Bao-feng, Shang Chao-xuan, Wang Jun-ling, et al. Correction of migration through resolution cell in bistatic inverse synthetic aperture radar in the presence of time-varying bistatic angle [J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(23):238406. (in Chinese)
- [6] 张龙, 苏涛, 刘峥, 等. 双基地雷达两极区 ISAR 超分辨率成像[J]. *光子学报*, 2015, 44(3):0328002.
- ZHANG Long, SU Tao, LIU Zheng, et al. Super resolution ISAR imaging in receiver centered region area in bistatic [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, 44(3):0328002. (in Chinese)
- [7] 柴守刚, 陈卫东, 陈畅. 联合几何畸变校正及定标的 B-ISAR 稀疏成像算法[J]. *现代雷达*, 2015, 32(1):32-37.
- CHAI Shou-gang, CHEN Wei-dong, CHEN Chang. B-ISAR sparse imaging algorithm with geometric distortion correction and calibration [J]. *Modern Radar*, 2015, 32(1):32-37. (in Chinese)
- [8] ZHANG Shun-sheng, ZHANG Wei, ZONG Zhu-lin, et al. High-resolution bistatic ISAR imaging based on two-dimensional compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(5):2098-2111.
- [9] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 低信噪比下的二维联合线性布格曼迭代快速超分辨成像算法[J]. *物理学报*, 2016, 65(3):038401.
- LI Shao-dong, CHEN Wen-feng, YANG Jun, et al. A fast two dimensional joint linearized bregman iteration algorithm for super-resolution inverse synthetic aperture radar imaging at low signal-to-noise ratios [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(3):038401. (in Chinese)
- [10] 韩宁, 尚朝轩, 董健, 等. 小转角下空间目标双基地 ISAR 二维成像算法[J]. *传感器与微系统*, 2011, 30(11):138-141.
- HAN Ning, SHANG Chao-xuan, DONG Jian, et al. 2D imaging algorithm for bistatic ISAR of space target in small rotating angle [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2011, 30(11):138-141. (in Chinese)
- [11] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289-1306.
- [12] 韩宁, 刘伟, 何强, 等. 稀疏正则化在双基地 ISAR 距离成像中的应用[J]. *现代雷达*, 2012, 34(4):24-27.
- HAN Ning, LIU Wei, HE Qiang, et al. Application of sparse regularization in bistatic ISAR range profile imaging [J]. *Modern Radar*, 2012, 34(4):24-27. (in Chinese)
- [13] LIU Zhen, WEI Xi-zhang, LI Xiang. Decoupled ISAR imaging using RSFW based on twice compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(4):3195-3211.
- [14] 吴敏, 邢孟道, 张磊. 基于压缩感知的二维联合超分辨 ISAR 成像算法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(1):187-193.
- WU Min, XING Meng-dao, ZHANG Lei. Two dimensional joint super-resolution ISAR imaging algorithm based on compressive sensing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(1):187-193. (in Chinese)
- [15] 张龙, 张磊, 邢孟道. 一种基于改进压缩感知的低信噪比 ISAR 高分辨成像方法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(9):2263-2267.
- ZHANG Long, ZHANG Lei, XING Meng-dao. A new method of high resolution ISAR imaging under low SNR based on improved compressive sensing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(9):2263-2267. (in Chinese)
- [16] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 任意稀疏结构的多量测向量快速稀疏重构方法研究[J]. *电子学报*, 2015, 43(4):708-715.
- LI Shao-dong, CHEN Wen-feng, YANG Jun, et al. Study on the fast sparse recovery algorithm via multiple measurement vectors of arbitrary sparse structure [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(4):708-715. (in Chinese)
- [17] 王天云, 陆新飞, 丁丽, 等. 基于贝叶斯压缩感知的 FD-MIMO 雷达 OFF-Grid 目标稀疏成像[J]. *电子学报*, 2016, 44(6):1314-1321.
- WANG Tian-yun, LU Xin-fei, DING Li, et al. Bayesian compressive sensing-based sparse imaging for off-grid target in frequency diverse MIMO radar [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(6):1314-1321. (in Chinese)
- [18] MALEKI A, et al. Asymptotic analysis of complex LASSO via complex approximate message passing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2013, 59(7):4290-4308.
- [19] 朱仁飞, 罗迎, 张群, 等. 双基地 ISAR 成像分析[J]. *现代雷达*, 2011, 33(8):33-38.
- ZHU Ren-fei, LUO Ying, ZHANG Qun, et al. Analysis of

- bistatic inverse synthetic aperture radar imaging [J]. *Modern Radar*, 2011, 33(8): 33–38. (in Chinese)
- [20] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
ZHANG Xian-da. *Matrix Analysis and Applications* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013. (in Chinese)
- [21] MALEKI A. Approximate message passing algorithm for compressed sensing [D]. Stanford University, 2011.
- [22] DONOHO D L, MALEKI A, MONTANARI A. Message passing algorithms for compressed sensing [J]. *Proceedings of the National Academy of the Sciences of the United States of America*, 2009, 106(45): 18914–18919.
- [23] YANG J, ZHANG Y. Alternating direction algorithms for L1-problems in compressive sensing [J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2011, 33(1): 250–278.
- [24] 张磊. 高分辨 SAR/ISAR 成像及误差补偿技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
ZHANG Lei. Study on high resolution SAR/ISAR imaging and error correction [D]. Xi'an: Xidian University, 2012. (in Chinese)

作者简介



陈文峰 男, 1989 年 9 月出生, 新疆伊犁人. 2012 年和 2014 年在空军预警学院分别获工学学士和工学硕士学位. 现为空军预警学院博士生, 从事双基地逆合成孔径雷达成像及压缩感知方面的研究.
E-mail: chenwf925@163.com



李少东 男, 1987 年 9 月出生, 河北保定人. 2010 年、2012 年和 2016 年在空军预警学院分别获工学学士、工学硕士和工学博士学位. 现为解放军 93253 部队工程师, 从事逆合成孔径雷达成像及压缩感知方面的研究.