

稀疏孔径下的运动补偿及快速超分辨成像方法

李少东¹, 陈文峰¹, 杨 军², 马晓岩², 吕明久¹

(1. 空军预警学院研究生队, 湖北武汉 430019; 2. 空军预警学院三系, 湖北武汉 430019)

摘 要: 针对稀疏孔径条件下目标运动补偿难和方位稀疏成像算法效率低、分辨率差等问题, 本文提出了一种稀疏孔径下的运动补偿和快速超分辨成像方法. 首先, 通过将运动补偿问题转换为距离频域内的多参数估计问题, 基于黄金分割法实现参数的快速估计后同时实现包络对齐和相位校正, 从而完成运动补偿; 其次, 针对补偿后不同距离单元 ISAR 回波的特征, 为实现快速的方位成像, 本文提出矩阵形式的 Nesterov 线性 Bregman 迭代算法 (Matrix form of Nesterov Linearized Bregman Iteration, MNLBI) 算法, 分析了该算法的基本迭代格式, 讨论了加快收敛的原因, 并详细分析了该算法的运算量, 仿真与实测数据结果验证了本文方法的有效性.

关键词: 稀疏孔径; 逆合成孔径雷达成像; 超分辨; 抗噪性; 线性 Bregman 迭代

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)02-0291-09

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.005

Research on Motion Compensation and Fast Super Resolution Imaging Method Under Sparse Aperture Condition

LI Shao-dong¹, CHEN Wen-feng¹, YANG Jun², MA Xiao-yan², LÜ Ming-jiu¹

(1. Department of Graduate Management, Air Force Early Warning Academy, Wuhan, Hubei 430019, China;

2. Department of No. 3, Air Force Early Warning Academy, Wuhan, Hubei 430019, China)

Abstract: In inverse synthetic aperture radar, the difficulty of motion compensation, the low imaging efficiency and resolution of sparse apertures for non-cooperate targets is a challenge problem. To solve the problem, a novel motion compensation and fast imaging method is proposed in this paper. First, the motion compensation is converted into a multi-parameters estimation problem. In order to accomplish the motion compensation, golden selection search (GSS) is adopted to estimate the multi-parameters. Second, the ISAR echoes' feature changes as range cell changing. To realize azimuth imaging efficiently, a matrix form of Nesterov linearized Bregman iteration (MNLBI) algorithm is proposed and the basic iteration scheme is presented as well. The method to speed up convergence of MNLBI is also given. Finally, the robustness to noise and computation is analyzed. The simulation and real data results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: sparse aperture; inverse synthetic aperture radar imaging; super resolution; noise robustness; linearized Bregman iteration

1 引言

逆合成孔径雷达 (Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR) 在军事和民用领域有着广泛的应用. ISAR 主要通过发射大带宽信号和增加方位积累时间来提高二维分辨率. 本文在获得一维距离像时采取脉冲压缩的方式, 目的是保留信噪比方面的增益, 重点研究方位成像. ISAR 方位分辨率取决于目标相对于雷达平台的相对转动积累角, 增加雷达的相干积累时间 (CPI) 有助于方位

分辨率的提高, 但是实际应用中过长的 CPI 获得既是困难的, 又是不利于成像的, 这可以从雷达和目标两个角度分析回波 CPI 积累对成像的影响. 首先从雷达角度讲, 成像雷达宽窄带交替工作模式将造成方位采样不均匀, 部分方位数据缺失; 当雷达为了抗干扰需要, 可能会对重频进行随机捷变, 使得 PRF 随机变化. 其次, 从目标的角度来看, 非合作目标一般具备机动性强等特点, 可能会出现某次回波中目标暂消的情况; 当目标施放强干扰时, 同样会使得某些回波无法判断目标, 此时

需要人为舍弃无法判别目标的回波. 正是由于目标的机动和释放干扰时机都是未知的, 可认为这种舍弃具有随机性. 总结而言, 在实际成像时, 由于存在种种不利因素, 会得到一些非正常的一维距离像, 需要人为剔除. 本文将方位脉冲缺损的情况统一命名为方位孔径稀疏. 研究稀疏孔径条件下的方位超分辨成像问题具有重要意义.

方位成像的前提是精确的运动补偿, 运动补偿一般分为包络对齐和相位校正两步. 常用的包络对齐方法有互相关法^[1]、最小熵法^[1]等, 相位校正方法有相位梯度法自聚焦 (Phase Gradient Autofocus, PGA)^[2]、秩-相位估计算法 (Rank One Phase Estimation, ROPE)^[3]等. 但是在方位稀疏孔径条件下, 不但相邻回波之间的相关性会被破坏, 而且回波中的相位函数也将不连续, 使得上述的包络对齐和相位校正算法不再适用. 针对此问题文献[4]提出了全局最小熵法用于稀疏孔径下的包络对齐, 但是这种方法的对齐精度是一个距离单元, 无法满足包络对齐的精度要求; 文献[5]提出了二维的补偿方法, 在包络对齐使用全局最小熵的基础上, 提出 EMMLE 方法用于相位补偿, 获得了良好的补偿效果, 但是其包络对齐方法的对齐精度较低; 文献[6]通过设计结构化的 Gram 矩阵, 使用最优化方法进行补偿, 获得了较好的补偿效果; 文献[7]通过联合相位补偿和贝叶斯参数估计, 同时获得了较好的补偿和成像效果. 但是其使用贝叶斯算法进行成像时, 采取的是逐个距离单元重构思想, 成像十分耗时. 综上所述, 稀疏孔径下的精确运动补偿是方位超分辨成像的重点和难点, 需要进一步研究.

假设稀疏孔径下运动补偿已完成, 此时回波表现为方位非均匀采样 (由稀疏孔径引起). 本文重点关注稀疏孔径下基于稀疏表示或压缩感知 (Compressive Sensing, CS)^[8]的 ISAR 成像方法. 这类方法基于回波的稀疏特征, 能够在回波随机缺损条件下高概率重构场景图像, 而且具备精确恢复的理论证明. 目前考虑稀疏孔径下 ISAR 成像的思路, 主要有三种: 一是回波向量化后进行重构成像处理, 这种处理方式对于小场景图像计算负担较小, 但是当场景比较大 (如 256×256 的场景, 拉成一列之后的维度为 65536) 时, 信号处理和优化都是十分耗时的^[9,10]; 第二种处理思路是分段处理^[10], 分段处理通过数据分段, 将高维信号划分为许多的子段信号, 分别重构后再合成最终的结果, 但是这种处理方式会存在一定的成像质量损失; 第三种处理方法是逐个距离单元处理^[11,12], 由于需要不停地循环调用重构算法, 存在大量的冗余计算, 造成计算量大大增加. 此外, 文献[13]提出了使用 MSBL 算法进行 ISAR 成像, 但是受限于贝叶斯类算法的运算效率, 该方法的成像

时间很长; 文献[14]将 CS 与匹配滤波相结合, 通过 ISTA 进行图像重建, 获得了良好的效果. 但是 ISTA 收敛速度较慢, 且其抗噪性能比较差; 文献[15,16]也进行了低信噪比条件下的 ISAR 成像研究, 但是这两种方法主要存在两个问题: 一是未考虑运动补偿, 二是在成像效率有待进一步提高.

针对稀疏孔径条件下目标运动补偿难和方位稀疏成像算法效率低等问题, 本文提出了一种新的成像方法. 与已有方法相比, 该方法的主要创新为: (1) 将运动补偿问题转换为距离频域内的多参数估计问题, 通过黄金分割法实现快速的参数估计, 可获得较好的运动补偿性能. (2) 针对运动补偿后不同距离单元的等效强散射点个数和位置都不相同的回波特征, 为实现快速的方位成像, 本文提出矩阵形式的 Nesterov 线性 Bregman 迭代算法 (Matrix form of Nesterov Linearized Bregman Iteration, MNLBI) 算法, 该算法主要优势是无需对回波数据进行向量化处理, 能在显著降低总迭代次数的前提下不增加每次迭代的运算量, 且具备良好的抗噪能力.

2 基于参数估计的稀疏运动补偿方法

2.1 稀疏孔径回波建模

为便于分析, 假设目标做平稳飞行, R_0 表示目标初始参考点到雷达的距离. 下面对方位稀疏孔径回波进行建模. 假设雷达方位积累时间为 T_{total} , 那么传统雷达发射的方位向脉冲时间序列可表示为 $t_a = (0:N-1)/T'$, 其中 $N = T_{\text{total}}/T'$ 表示等间隔发射脉冲数. 假设由于目标机动等原因, 需要人为舍弃 N_1 个回波, 那么就等效为新的时间序列是将 t_a 中的 N_1 ($N_1 < N$) 个时刻置零 (置零的含义就是指不发射脉冲或者是人为舍弃此时刻回波), 假设随机置零矩阵为 \mathbf{P} , 那么新的时间序列为 $t'_a = \mathbf{P}t_a$. \mathbf{P} 可以通过从大小为 N 的单位矩阵中随机抽取 N_1 行置零得到. 为便于叙述, 用 t'_a 表示稀疏孔径时的方位向脉冲时间序列, 下面分析 t'_a 对回波产生的影响.

假设雷达发射线性调频信号, 那么脉冲压缩后回波为:

$$s_M(t_f, t'_a) = \sum_k \sigma_k \exp\left(-j4\pi f_0 \frac{R_k(t'_a)}{C}\right) \cdot \text{sinc}\left(B\left(t_f - \frac{2R_k(t'_a)}{C}\right)\right) \quad (1)$$

其中 t_f 为快时间, τ_p 为脉冲宽度, f_0 为载频, $R_k(t'_a)$ 表示目标至雷达的距离. 假设目标运动方向与雷达坐标系 X 轴夹角为 $\theta_0 \in [0, 2\pi]$, 目标以速度 v_r 匀速飞行, 此时目标相对于雷达的径向速度和加速度:

$$\begin{cases} v(t_m) = v_r \sin \theta_0 + t_m \frac{v_r^2}{R_0} \cos^2 \theta_0 \\ a(t_m) = \frac{v_r^2}{R_0} \cos^2 \theta_0 \end{cases} \quad (2)$$

可见,即使目标匀速飞行,也会产生径向的速度和加速度.由加速度表达式可知,此时加速度可近似为定值,即认为目标在径向是匀加速直线运动.在 t'_a 时刻目标至雷达距离为:

$$R_k(t'_a) = R_0 + vt'_a + at'^2_a/2 + p(t'_a) \quad (3)$$

$p(t'_a) = x_k \omega t'_a + y_k$ 为方位成像所需的转动项, ω 是等效转台运动的转动速率. (x_k, y_k) 为第 k 个散射点在目标坐标系中的位置.当慢时间序列 t'_a 的随机缺失时,将直接造成相邻列之间的相关性被严重破坏,传统的包络对齐方法不再适用.同时回波的相位历程也不再完整.这两点给运动补偿带来极大困难,将在仿真时验证这一结论.

式(3)表明稀疏孔径加大了运动补偿的难度.本文针对稀疏孔径回波的特征,提出将运动补偿问题转换为距离频域内的参数估计问题,利用全局类算法对稀疏回波不敏感的特点,基于全局最小熵搜索同时实现高精度的包络对齐和相位校正,下面进行详细分析.

2.2 基于全局最小熵的稀疏孔径运动补偿

将式变换到距离频域有:

$$s_M(f, t'_a) = \sum_K \sigma_k \exp(-jc(f)R_k(t'_a)) \quad (4)$$

其中 $c(f) = 4\pi(f + f_0)/C$.由式(4)可知,目标的速度、加速度存在耦合,加速度会影响速度的估计.下面从理论上分析速度、加速度耦合时对参数估计带来的影响以及加速度影响可忽略的边界条件.

本文假设目标不发生MTRC.实际上,对于平稳飞行目标,其相对于雷达的加速度一般相对较小,同时由于成像时间较短,为便于分析边界条件,这里用等效的线性项来近似式中的二次项.在近似时要保证成像起始时刻和结束时刻时相位的一致性,即令 $d = aN_a T_r/2$,则式(3)变为

$$R_k(t'_a) \approx R_0 + (v + d)t'_a + p(t'_a) \quad (5)$$

由式(4)和(5)可知,当 $\hat{v} = -(v + d)$ 时,式(4)才有最小熵,此时虽然速度 v 引起的走动可被补偿,但是由于速度加速度的耦合,又引入了误差量 d .这就是在加速度存在时对速度估计的影响.因此在估计速度时,欲保证加速度影响可忽略的条件是在成像积累时间 $N_a T_r$ 内,由 d 引起的包络走动可忽略:

$$2d/C < kC/2B \quad (6)$$

其中 k 为比例因子.将 $d = aN_a T_r/2$ 带入式(6),可得到加速度可忽略的边界条件为:

$$a < kC^2/2BN_a T_r \quad (7)$$

实际上,一般目标的加速度是满足这一条件的.上文详细分析了速度加速度耦合时对参数估计带来的影响.下面本文详细推导稀疏孔径下的速度估计方法,此时假设加速度的影响可忽略.

由式(4)可知,虽然方位向是稀疏孔径,但是并不影响等效的目标径向速度 v 与加速度 a ,若能构造运动补偿函数 U_r :

$$U_r = \exp(jc(f)(vt'_a + at'^2_a/2)) \quad (8)$$

那么:

$$\begin{aligned} \tilde{s}_M(f, t'_a) &= s_M(f, t'_a) \odot U_r \\ &= \sum_K \sigma_k \exp(-jc(f)(R_0 + p(t'_a))) \end{aligned} \quad (9)$$

\odot 表示Hadamard积, $\tilde{s}_M(f, t'_a)$ 即为运动补偿后的等效转台模型.式(9)表明,如果能够正确估计出参数 v 与 a ,那么可同时消除包络走动与相位误差.因此下面进一步分析如何精确估计参数,从而构造运动补偿函数 U_r .

为叙述方便,令 $s(f_m, t'_n, v, a)$ 表示第 n 次脉冲时距离频率为 f_m 的回波.由于回波的方位稀疏性,无法基于相邻回波进行处理,因此必须寻找新的“判据”来进行正确的参数估计.本文使用全局最小熵(Global Minimum Entropy, GME)作为此判据,其计算公式为:

$$E(v, a) = - \sum_{n=1}^{N_s} E_n^1(v, a) \ln(E_n^1(v, a)) \quad (10)$$

其中 $E_n^1(v, a) = \text{fft2}(s(f, t'_n, v, a)) / \sum_{m=1}^M \text{fft2}(s(f_m, t'_n, v, a))$

为归一化的距离时域回波,fft2(\cdot)为2维傅里叶变换.此时每一个归一化后的脉冲都具有类似于概率的性质,因为 $\sum_{m=1}^M E_{m_n}^1(v, a) = 1, n = 1, \dots, N_s$.由式(10)可知,GME包含了所有稀疏孔径回波的信息,因此可弥补相邻回波信息的不连贯性.回波的全局最小熵与速度和加速度参数相关,若速度和加速度参数估计的越精确,那么基于式(9)的补偿也越精确,相应的熵值就越小;反之,则越大.因此可据GME信息进行参数搜索.如果采取常规的穷尽搜索法,那么将十分耗时,本文采取黄金分割法的思想进行参数搜索,以达到搜索速度与搜索精度的结合.下面结合黄金分割法与GME信息叙述本文参数搜索的方法.

首先描述速度参数的估计方法.由于包络对齐的精度要求一般是1/8个距离分辨单元,因此可在参数估计之前对回波进行距离维8倍插值.假设速度搜索区间为 $[v_{\min}, v_{\max}]$, ε 为搜索精度, $\alpha = 0.618$ 为区间收缩率,具体的速度搜索步骤为:

(1) 选取初始黄金分割点 v_1, v_2 ,满足 $v_1 = v_{\max} - \alpha(v_{\max} - v_{\min}), v_2 = v_{\min} + \alpha(v_{\max} - v_{\min})$;

(2) 计算速度参数位于黄金分割点时的GME.以

v_1 的计算为例说明问题. 由于估计速度参数时加速度参数对熵值影响相同, 因此省略 U_r 中加速度符号, 有:

$$s(f, t'_n, v_1, a) = s(f, t'_n, v, a) \odot \exp(jc(f)(v_1 t'_n)) \quad (11)$$

那么熵值为:

$$E_n^1(v_1, a) = \text{fft2}(s(f, t'_n, v_1)) / \sum_{m=1}^M \text{fft2}(s(f_m, t'_n, v_1)) \quad (12)$$

因此可得到 GME:

$$E_1 = - \sum_{n=1}^{N_s} E_n^1(v_1) \ln(E_n^1(v_1)) \quad (13)$$

同理, 可求得在 v_2 处的 E_2 .

(3) 若 $|v_{\max} - v_{\min}| > \varepsilon$, 则收缩搜索区间, 产生新的黄金分割点参数. 比较黄金分割点处的 GME 数值, 若 $E_1 < E_2$, 则收缩搜索区间如下:

$$\begin{cases} v_{\max} = v_2; v_2 = v_1; E_2 = E_1; \\ v_1 = v_{\max} - \alpha(v_{\max} - v_{\min}); \\ E_1 = - \sum_{n=1}^{N_s} E_n^1(v_1) \ln(E_n^1(v_1)) \end{cases} \quad (14)$$

若 $E_1 > E_2$, 则反向收缩搜索区间. 当 $|v_{\max} - v_{\min}| \leq \varepsilon$ 时停止收缩, 则依据 E_1 和 E_2 的大小来确定最终的速度参数值. 若 $E_1 < E_2$, 则 v_1 为最终的速度估计值; 否则 v_2 为最终的速度估计值. 得到速度估计值 \hat{v} 之后, 就可以依据式(7)构造运动补偿函数, 进行距离频域内的第一次相位补偿. 假设速度补偿后的回波为 $\tilde{s}_1(f, t'_a)$, 那么有:

$$\tilde{s}_1(f, t'_a) = \sum_k \sigma_k \exp(-jc_1(R_0 + at'_a/2 + p(t'_a))) \quad (15)$$

由式(15)可知, 经过速度补偿之后的回波中, 依然含有加速度参数, 加速度参数的估计方法与速度参数的估计方法相同, 不予赘述. 本文称速度补偿后的回波为粗补偿结果, 将加速度补偿后的回波称为精补偿的结果.

上文分析时假设速度、加速度的耦合效应可忽略, 但是当目标机动性较强, 使得等效加速度大于式(7)范围时, 那么加速度的影响不能忽略, 此时可采取以下两种处理方法: (1) 交替估计速度和加速度. 即使用上文的方法进行多次速度和加速度估计并补偿, 可使最终的平动补偿效果提高, 一般 2 到 3 次迭代即可满足精度要求. (2) 进行联合速度加速度估计. 即将速度和加速度划分为 2 维网格, 然后使用黄金分割法, 这将是下一步的研究方向.

3 MNLBI ISAR 快速成像算法

对稀疏孔径回波进行有效补偿后, 回波可表示为:

$$\tilde{s}_M(t_f, t'_a) = \sum_k \hat{\sigma}_k \exp\left(-j4\pi f_0 \frac{x_k \omega t'_a}{C}\right) \quad (16)$$

其中 $\hat{\sigma}_k$ 为复幅度. 按照文献[16]的方法, 构建回波的方位成像问题为:

$$\min \|X\|_0, \quad \text{s.t. } Y = \Phi S(t_f, t'_a) = \Phi \Psi X = AX + E \quad (17)$$

其中 $S(t_f, t'_a)$ 表示离散化的回波矩阵, 为降低数据量, 可采用量测矩阵 $\Phi \in C^{M \times N}$ ($M < N$) 对回波进行降维, $\Psi = \exp(-j2\pi t'_a f_d)$ 为方位稀疏基矩阵, X 为待重构的 ISAR 图像. 因此, 如何求解式是下一步需要研究的问题.

为实现式的快速求解, 本文提出矩阵形式的 Nesterov 线性 Bregman 迭代算法 (matrix form of Nesterov LBI, MNLBI), 该算法以 LBI 算法为核心, 综合使用优化感知矩阵条件数、估计停滞步长以及 Nesterov 最优梯度法三种加快收敛的思想, 可在少量的迭代次数下获得高精度的重构结果.

3.1 MNLBI 成像算法

为使算法更具一般性, 本文推导复数条件下的算法基本迭代格式. 求解式(17)可凸松弛为下式^[15]:

$$\hat{X} = \arg \min_{X \in C^{M \times D}} \|X\|_1 + \frac{1}{2} \|AX - Y\|_F^2 \quad (18)$$

其中, $\|X\|_1$ 表示元素形式的范数, $K = (k_1, k_2, \dots, k_D)$ 表示稀疏度向量, 其中 $k_d = \sum_{q=1}^Q I[\|X_{qd}\| > 0]$ 为第 d 列非零元素的个数. 由于等效的强散射点位置分布具有一定的任意性, 传统的 MMV 模型并不适用于(18). 而复数噪声条件下, 可将式(18)等价转换为:

$$\hat{X} = \arg \min_{X \in C^{M \times D}} \frac{1}{2} \text{tr}[(AX - Y)^H (AX - Y)] + \mu \|X\|_1 \quad (19)$$

其中 μ 为正则化参数, 控制估计精度与行稀疏性之间的平衡. 目前可直接求解式的方法有 MSLO^[16]、FCLBI^[15] 等算法. 但是 MSLO 算法存在矩阵求逆运算, 复杂度较高; FCLBI 算法能以较少的迭代次数获得低信噪比条件下的良好重构效果, 但是其采用的加速方法远没有达到一阶方法的最优收敛速率. 因此, 本文将 Nesterov 的加速收敛技术引入到求解式(19)中, 提出矩阵形式的 Nesterov 线性 Bregman 迭代算法 (matrix form of Nesterov LBI, MNLBI), 其最大的优势是在显著降低总迭代次数的前提下不增加每次迭代的运算量.

为求解式(19), 用 Bregman 距离代替 $\|X\|_1$, 有:

$$X^{k+1} = \arg \min_{X \in C^{M \times D}} D_f^{\mu^k}(X, X^k) + \frac{1}{2} \text{tr}((AX - Y)^H (AX - Y)) \quad (20)$$

为便于理解和分析, 本文首先给出求解式(20)的最终迭代格式:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^{k+1} = \delta \text{csoft}_{\mu}(\tilde{\mathbf{V}}^{k+1}) \\ \mathbf{V}^{k+1} = \tilde{\mathbf{V}}^k + \mathbf{A}^+ (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}^{k+1}) \\ \tilde{\mathbf{V}}^{k+1} = \alpha_k \mathbf{V}^{k+1} + (1 - \alpha_k) \mathbf{V}^k \end{cases} \quad (21)$$

其中 \mathbf{X}^{k+1} 为每次迭代得到的结果, \mathbf{V}^{k+1} 、 $\tilde{\mathbf{V}}^{k+1}$ 为中间变量, $\mathbf{X}^0 = \mathbf{V}^0 = \mathbf{0}$, α_k 为正值序列, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{-1}$. $\text{csoft}_{\mu}(\cdot)$ 为复矩阵条件的软阈值算子, 下面进行详细的理论推导.

首先, 求解式(18)的基本迭代格式为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}^{k+1} = \delta \text{csoft}_{\mu}(\mathbf{V}^{k+1}) \\ \mathbf{V}^{k+1} = \mathbf{V}^k + \mathbf{A}^H (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}^k) \end{cases} \quad (22)$$

关于式(22)的推导可参考文献[15], 这里不予赘述. 式(22)即为 MNLBI 的基本矩阵形式的迭代格式, 下一步需要考虑的问题就是如何快速实现收敛. Osher 等人发现 LBI 存在停滞现象^[17], 关于停滞现象产生的原因可参考文献[17]. 由于本文算法沿用了 LBI 的迭代格式, 不可避免的会存在停滞现象. 本文将优化感知矩阵条件数、估计停滞步长以及 Nesterov 最优梯度法三者相结合, 能够获得比 FCLBI 更优的收敛速度. 下面详细分析三种加速收敛的方法.

首先, 采用“kicking”技术估计迭代停滞步长, 具体思想与文献[17]类似, 需要注意的是, 本文式(22)迭代格式中变量皆为矩阵形式, 所以要将矩阵向量化处理, 然后再利用“kicking”技术估计停滞步长. s 即为停滞的长度, 得到 s 后就可以利用式(24)终止停滞.

$$s = \min_{i \in I_0} \left\{ \left\lceil \frac{\mu \cdot \text{sign}(\Delta \hat{V}_i) - \hat{V}_i^k}{\Delta \hat{V}_i} \right\rceil \right\} \quad (23)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}^{k+s} \equiv \mathbf{X}^k \\ \mathbf{V}^{k+s} = \mathbf{V}^k + s \cdot \Delta \mathbf{V} \end{cases} \quad (24)$$

其次, 文献[18]给出结论: 若矩阵的条件数越小, 则 LBI 收敛越快. 因此在重构前, 可首先对感知矩阵优化, 得到 \mathbf{V}^k 新的迭代格式为:

$$\mathbf{V}^{k+1} = \mathbf{V}^k + \mathbf{A}^+ (\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}^k) \quad (25)$$

其中当 \mathbf{A} 为行满秩时 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{-1}$, \mathbf{A} 不满秩时, \mathbf{A}^+ 为 \mathbf{A} 的 Moore-Penrose 逆. 注意到 \mathbf{A}^+ 可离线计算, 因此在整体迭代时只需要计算一次, 这表明感知矩阵优化并不会对算法带来额外的计算量负担.

最后, 分析将 Nesterov 最优梯度法引入到求解式(20)的可行性. 文献[19]证明了 LBI 迭代方法的拉格朗日对偶问题可使用梯度下降法来求解, 但是梯度法远不是最优的, 因此可对此进行改进, 本文将 Nesterov 最优梯度法引入到求解式(20)的对偶问题, 最终得到本文的 MNLBI 迭代格式(21).

稀疏孔径下的平动补偿与快速成像算法流程图如图 1 所示.

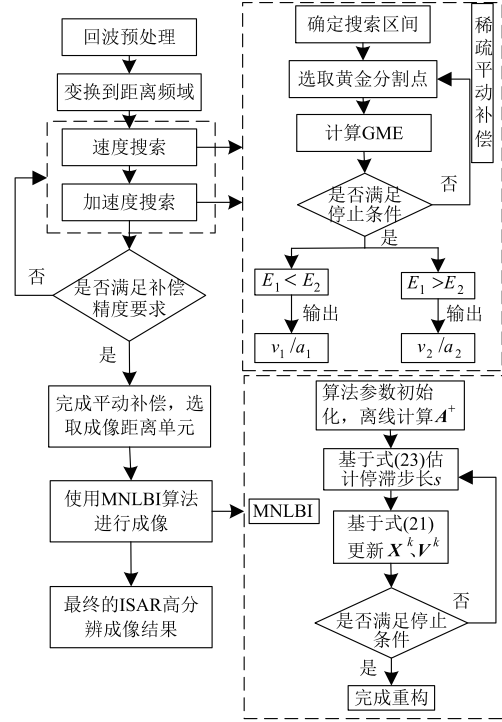


图1 稀疏孔径下的平动补偿与高分辨成像算法流程图

3.2 MNLBI 算法参数选择

在 MNLBI 算法中, 主要有三个参数需要确定: δ 、 μ 和 α . 下面分别描述参数选择方法.

首先给出 δ 的选择. δ 是指在将 $f(\mathbf{X}) = \frac{1}{2} \text{tr}((\mathbf{A}\mathbf{X} - \mathbf{Y})^H (\mathbf{A}\mathbf{X} - \mathbf{Y}))$ 在 \mathbf{X}^k 处泰勒展开时, 利用 \mathbf{I}/δ 代替了 Hessian 矩阵 $\nabla^2 f(\mathbf{X})$, 实际上 $\nabla^2 f(\mathbf{X}) = 2\mathbf{A}^H \mathbf{A}$, 因此可得到 $\|\mathbf{I}/\delta\| \geq \|\mathbf{A}^H \mathbf{A}\|$, 即 $\delta \leq 2/\|\mathbf{A}^H \mathbf{A}\|$.

其次分析 μ 的选择. 文献[17]等都没有讨论关于 μ 的选择, 说明 μ 的选择依赖于不同的数据和应用. 而文献[17]指出 μ 趋近于无穷时才收敛, 因此 μ 的值应相对较大, 一般选择 μ 为 1 ~ 10 倍的 $\|\mathbf{A}^+ \mathbf{Y}\|_{\infty}$ 比较合适, 如何自适应的选择 μ 是下一步的研究方向.

最后给出参数 α 的选择. MNLBI 算法中, α_k 为加速收敛的正值序列, 文献[19]给出了 α_k 的计算规则, 为 $\alpha_k = 1 + \theta_{k+1} (1/\theta_k - 1)$, 其中, $\theta_0 = 1$, $\theta_k = 2/(k+2)$, $k \geq 0$.

4 性能分析

4.1 稀疏回波条件下的运动补偿能力分析

稀疏孔径补偿的性能与参数估计性能息息相关, 而参数估计是通过黄金分割法实现的. 在计算 GME 的过程中, 只有矩阵的乘法和加法运算, 且可以使用 fft 进行快速运算, 因此计算量较小. 下面分析估计参数时的迭代次数与估计精度关系. 假设在速度估计时, 速度搜

索区间为 $[v_{\min}, v_{\max}]$, ε 为搜索精度, $\alpha = 0.618$ 为区间收缩率, 迭代次数为 N , 那么有:

$$(v_{\max} - v_{\min}) \times \alpha^N \leq \varepsilon \quad (26)$$

即

$$N \geq \frac{\log \frac{\varepsilon}{v_{\max} - v_{\min}}}{\log \alpha} \quad (27)$$

为说明估计速度时的迭代次数, 假设速度搜索区间为 $[-1000, 1000]$ (其中负表示目标背离雷达站飞行), 精度为 10^{-3} , 那么需要迭代 30 次即可达到精度要求. 如果成像雷达采取窄带模式对目标速度进行粗估计, 那么可预判目标的搜索区间减少迭代次数. 同理加速度估计时的迭代次数与精度关系为:

$$N_a \geq \frac{\log \frac{\varepsilon}{a_{\max} - a_{\min}}}{\log \alpha} \quad (28)$$

4.2 MNLBI 算法的运算量分析

下面通过计算量来分析 MNLBI 算法的运算速度, 以一次加法或乘法为计算量单位. 为说明 MNLBI 算法的优势, 称文献[20]的算法为算法 1, 文献[17]的算法为算法 2, 文献[18]的算法为算法 3, 文献[19]的算法为算法 4, 下面分析计算逐列运行时的计算量.

MNLBI 算法计算量主要来自于式(21)的迭代, 一次迭代的计算量为 $O(4MDQ)$, 二是计算 A 的伪逆计算量, 约为 $O(M^3 + M^2Q)$, 假设经 L 次迭代后收敛, 则总的计算量为 $C_{FLBI} = O(4LMDQ + M^3 + M^2Q)$.

算法 1 的计算量主要来自于迭代计算, 单列重构时假设经过 L_1 次迭代后收敛到最终解, 那么对 D 列信号总的计算量为 $C_1 = O(DL_1(4MQ + 2Q))$.

算法 2 的一次迭代计算量亦为 $O(D(4MQ + 2Q))$, 假设迭代 L_2 次终止, 那么对 D 列信号总的计算量为: $C_2 = O(DL_2(4MQ + 2Q))$.

算法 3 的一次迭代计算量为 $O(D(4MQ + 2Q))$; 二是伪逆的计算量, 约为 $O(M^3 + M^2Q)$, 假设经 L_3 迭代后收敛, 则总的计算量为: $C_3 = O(DL_3(4MQ + 2Q) + M^3 + M^2Q)$.

最后若使用算法 4, 假设经 L_4 次迭代后收敛, 则总的计算量为: $C_4 = O(DL_4(4MQ + 2Q) + M^3 + M^2Q)$.

下面具体分析上述 5 种算法的计算量对比. 假设信号的稀疏度为 K , 那么算法 1 估计的迭代次数约为 $L_1 = l_1 + l_2 + \dots + l_K$. 算法 2 通过寻找停滞步长, 有 $L_2 = l_1/s_1 + l_2/s_2 + \dots + l_K/s_K$, 因此 $L_2 < L_1$; 而算法 3 将感知矩阵的条件数优化到最小, 因此迭代次数锐减, 有 $L_3 < L_1$; 算法 4 则通过提高一阶算法的收敛速度, 其迭代次数将满足 $L_4 < L_1$; MNLBI 算法则是同时进行感知矩阵优化、停滞步长估计和一阶优化, 因此必有 $L < \min\{L_1, L_2, L_3, L_4\}$.

从迭代次数角度来看, 几种算法的计算量关系为: $C_{MNLBI} < C_4 < C_3 < C_2 < C_1$, 将在仿真中验证这一结论.

4.3 MNLBI 算法的抗噪能力分析

由于 MNLBI 算法沿用了 LBI 算法的基本迭代格式, 因此保留了其良好的抗噪能力. 而本文算法主要工作是在降低迭代次数、加快收敛速度上, 因此并不改变 LBI 本文的抗噪能力. 关于矩阵条件下的抗噪能力的详细分析可参考文献[15]. 本文将在仿真中验证算法具备良好的抗噪能力.

5 仿真与实验

本文所有仿真实验都是在 Matlab R2008b 上实现的, 仿真所用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. 本文仿真时的噪声添加方式、算法停止条件以及相对重构误差的定义与文献[15]相同, 采用图像熵、目标背景比 (Target-to-Background Ratio, TBR) 以及成像时间来定量评价不同算法的成像性能.

5.1 运动补偿效果对比与分析

为验证本文方法的运动补偿性能, 对 34 点飞机模型进行成像仿真. 仿真条件如下: 雷达发射信号为 LFM 信号, 工作于 X 波段, 载频为 10 GHz, 发射脉冲时宽 $10\mu\text{s}$, 信号带宽为 400MHz, 采样率为 800MHz, 脉冲重复频率为 200Hz.

目标参数设置时, 应满足以下两个条件: (1) 目标运动速度要保证“停-走”模型成立, 即脉冲内目标的运动距离依然可忽略; (2) 目标在平动补偿后做匀速转台运动, 且不发生 MTRC 现象. 因此本文假设飞机匀速飞行, 速度为 400m/s, 飞行航线于水平轴 X 的夹角为 30 度. 观测距离门参考位置 50000m. 34 点飞机散射模型如图 2 所示. 回波脉冲数为 256 个. 仿真时, 将 256 次回波中的 50% 进行置零处理, 代表方位稀疏孔径, 如图 3 所示. 置零的意义表示此时的回波不可用.

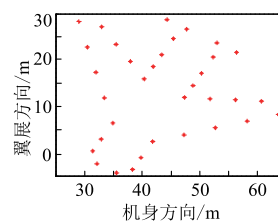


图2 目标模型图

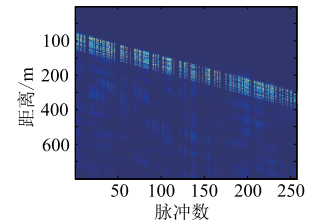


图3 目标回波数据

仿真 1 包络对齐效果对比. 为验证本文算法在稀疏孔径条件下的包络对齐效果, 采用互相关法、积累最小熵法以及文献[4,5]所提方法作为对比. 仿真结果如图 4 所示. 其中图 5(a) ~ (d) 分别为互相关法、积累最小熵法、文献[4]方法和本文方法的包络对齐效果, 图 4(e) ~

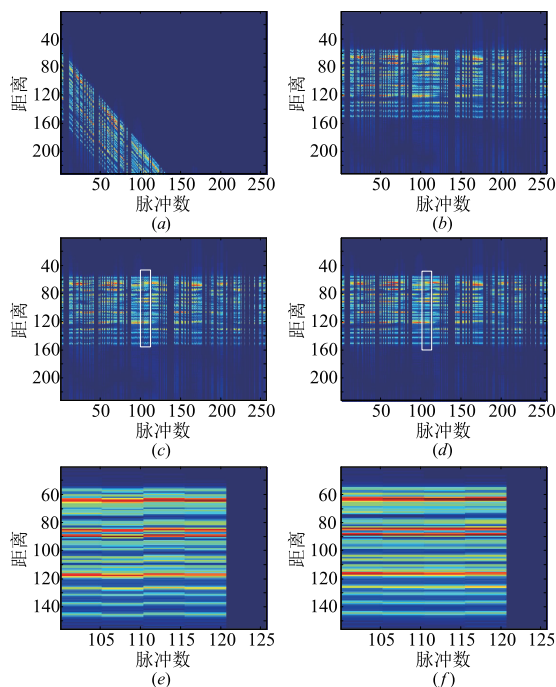


图4 包络对齐效果对比图

图 4(f) 分别为图 4(c) ~ 图 4(d) 中方框部分的放大图。

由图 4 可知,稀疏孔径条件下,互相关法已无法进行有效的包络对齐. 积累最小熵法对齐后熵值为 6.0636, 参数估计时间为 25.8618s; 文献[4]所提方法对齐后熵值为 6.0569, 包络对齐时间为 1.1413s; 本文方法对齐后熵值为 5.9424, 参数估计的时间为 3.9099s. 从对齐后的熵和对齐时间来看, 本文所提稀疏补偿方法的优势是在很大的搜索区间范围内快速的估计速度、加速度参数, 远低于积累最小熵算法的时间; 与全局最小熵方法相比, 虽然时间略长, 但是由于本文方法可同时进行包络对齐和相位校正, 无须进行后续的相位校正, 因此本文方法的优势还是很明显的. 仿真进一步验证了本文补偿方法的优势.

仿真 2 成像效果比较. 为便于和本文的运动补偿进行对比, 本文首先使用文献[4]的方法进行运动补偿, 然后采用 PGA、ROPE 和本文方法进行相位补偿, 仿真条件设置与仿真 1 相同. 由于 RD 算法在稀疏孔径条件时, 旁瓣很高, 这里只采用基于 CS 的方位成像方法进行成像效果的比较. 结果如图 5 所示.

由图 5 可以看出, 稀疏孔径条件下, 采用常规的相位补偿方法已无法得到聚焦效果良好的图像. 而本文方法同时完成包络对齐和相位校正, 依然具备良好的聚焦效果, 仿真验证了本文方法补偿的有效性.

5.2 MNLBI 算法性能与 ISAR 成像验证与分析

仿真 3 算法运算速度验证. 本仿真的主要目的是比较本文算法与已有算法重构任意稀疏结构 MMV 模

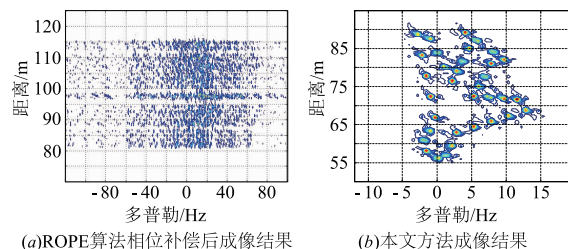


图5 分别用ROPE和本文方法到的成像结果

型^[16]的迭代次数及运算时间. 原始稀疏信号矩阵为 256 行 5 列, 每一列的稀疏度都为 10, 且每一列非零元素的位置任意; 感知矩阵是 128×256 维的随机复高斯矩阵, 停止准则为 $\frac{\|AX^k - Y\|_F}{\|Y\|_F} \leq 10^{-5}$, 相对重构误差定义为:

$error = \frac{\|X^k - X\|_F}{\|X\|_F}$. 其中 Algorithm 1 为原始 LBI 算法, Algorithm 2 为估计停滞步长的 LBI 算法, Algorithm 3 为优化感知矩阵条件数的 LBI 算法, Algorithm 4 为 FCLBI 算法^[15], Algorithm 5 为 ALB^[19]算法.

由图 6 的迭代次数对比可以看出, 本文方法采用三种加速收敛的手段, 相同条件下其迭代次数最少, 运算耗时最短, 其迭代次数比 FCLBI 和 ALBI 分别下降 47.84% 和 63.44%, 仿真实验验证了 MNLBI 算法在收敛速度方面的优势.

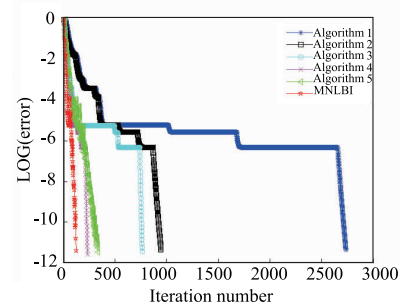


图6 相对重构误差与迭代次数的关系

仿真 4 低信噪比条件下 ISAR 仿真成像与分析. 仿真条件设置与仿真 1 相同. 图 7 的第 1 行到第 5 行分别为 SMVOMP 算法、MMVOMP 算法、MSLO 算法和 MNLBI 算法在不同信噪比条件下得到的 ISAR 成像结果. 图 8 为不同算法在不同信噪比下 TBR 对比. 图 9 为不同算法在不同信噪比条件下的成像时间对比.

由成像效果、TBR 以及成像时间的对比可知, SMVOMP 算法分辨率较高, 聚焦型较好, 但受噪声影响较大, 成像时间最长; OMPMMV 算法针对的是联合稀疏信号, 虽然成像时间较短, 但会在真实稀疏点的附近产生大量的虚假重构点, 性能较差; MSLO 算法分辨率较高, 聚焦型较好, 且受噪声影响较小, 但成像时间较长; 而 MNLBI 算法成像质量最好, 受噪声影响最小, 虚假散射点最少, 且成像时间较短; 仿真验证了

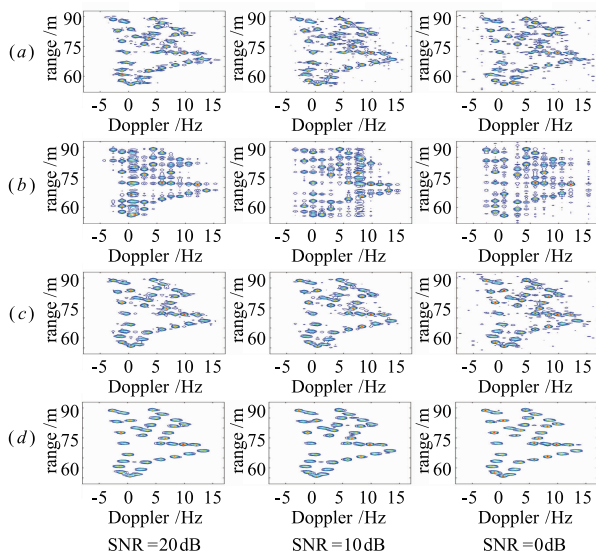


图7 不同信噪比下成像效果比较

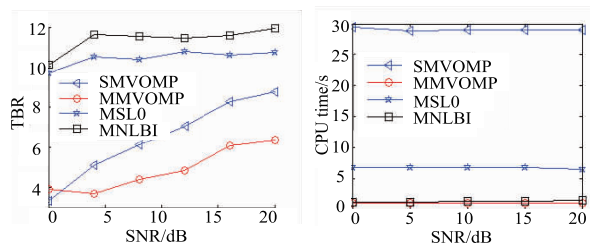


图8 不同算法TBR对比度图

图9 不同算法成像时间

MNLBI 算法在低信噪比条件下能够快速重构出高质量的 ISAR 图像。

5.3 实测成像与分析

为更好的验证算法性能,利用实测数据进行实验.部分雷达参数如下:雷达发射信号为 LFM 信号,带宽 100MHz,工作频段为 S 波段,目标距离雷达 120km. 现对回波脉冲的采集方式进行说明.回波是按照方位满采样的方式采集得到,为模拟方位回波随机缺损现象,对回波脉冲进行随机抽样,将未被抽样脉冲人为地置零,置零可理解为未被抽样脉冲损坏,不能被利用.图 10 第 1 行到第 5 行分别为 SMVOMP 算法、MMVOMP 算法、MSLO 算法和 MNLBI 算法在不同信噪比条件下利用稀疏孔径的实测数据得到的 ISAR 成像结果.图 11 为不同算法在不同信噪比条件下的 TBR.图 12 为不同算法在不同信噪比条件下的成像时间。

从成像结果、TBR 以及运算时间的对比可以看出, MNLBI 算法的聚焦性能最好,在机头、机翼、机尾的分辨率远高于其他三种算法;同时,该算法的虚假散射点最少.成像结果表明 MNLBI 算法不但能够在低信噪比条件下获得清晰目标像;从运算时间的对比可以看出,虽然 MNLBI 算法的运算时间比 OMPMMV 略长,但是 OMPMMV 在低信噪比条件下成像质量严重恶化,几乎

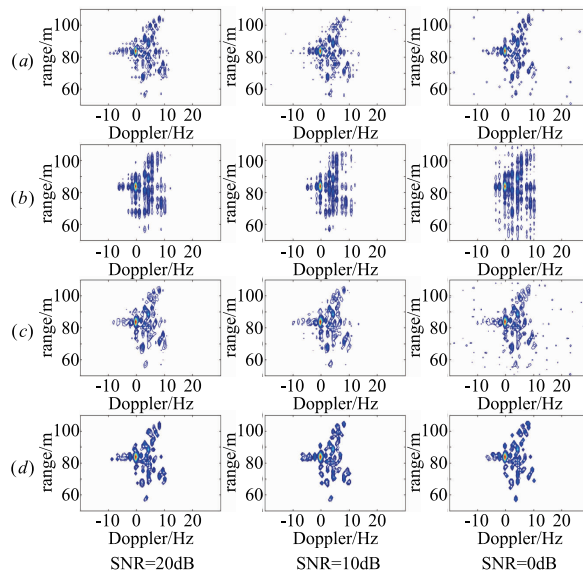


图10 不同信噪比下实测数据成像效果比较图

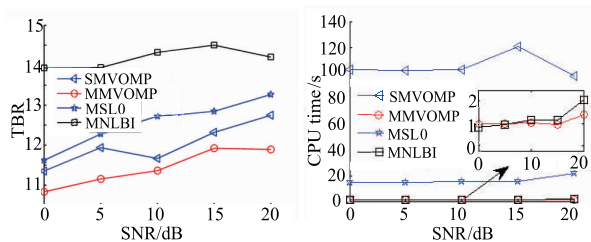


图11 不同SNR下TBR

图12 不同SNR下成像时间

无法判断真实目标.图 10 ~ 12 表明了在实际数据条件下本文算法依然具备良好的性能。

6 结论

针对稀疏孔径条件下方位超分辨成像问题,本文首先提出基于全局最小熵的运动补偿方法,采取黄金分割法进行参数搜索,大大提高了参数估计的速度与精度;其次,为实现方位超分辨成像,本文提出了 MNLBI 算法,既获得了较快的重构速度,又实现了低信噪比条件下的高质量重构.下一步研究中重点有以下几个方向:(1) 本文只考虑了目标平稳运动时的运动补偿和成像问题,当目标机动飞行时,相应的回波模型将发生变化,将发生 MTRC 等现象.研究目标机动条件下的成像问题将更具有应用价值.(2) 本文只考虑方位超分辨成像问题,如果同时考虑距离和方位的超分辨成像时^[21],如何实现快速成像亦值得进一步研究.(3) 本文成像时只考虑了距离-多普勒域,并未对方位进行定标.因此综合考虑快速成像与定标也是一个很有价值的方向。

参考文献

- [1] 保铮,邢孟道,王彤.雷达成像技术[M].电子工业出版社,2003.

- [2] Wahl D E, Eichel P H, Ghigetta D C, et al. Phase gradient autofocus—a robust tool for high resolution SAR phase correction[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(3): 827–835.
- [3] C. A. Snarski. Rank one phase estimation for range-Doppler imaging[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(2): 676–688.
- [4] Daiyin Zhu, Ling Wang, Yusheng Yu, et al. Robust ISAR range alignment via minimizing the entropy of the average range profile[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(2): 204–208.
- [5] 俞翔, 朱岱寅. 一种 ISAR 二维压缩感知成像的运动补偿方法[J]. 电子学报, 2012, 40(9): 1783–1789.
Yu Xiang, Zhu Dai-yin. A motion compensation algorithm for 2-dimensional compressed ISAR imaging[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(9): 1783–1789. (in Chinese)
- [6] 俞翔, 朱岱寅, 等. 基于设计结构化 Gram 矩阵的 ISAR 运动补偿方法[J]. 电子学报, 2014, 42(3): 542–461.
Yu Xiang, Zhu Dai yin, et al. A motion compensation algorithm based on the designing structured gram matrices[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(3): 542–461. (in Chinese)
- [7] 张磊. 高分辨 SAR/ISAR 成像及误差补偿技术研究[D]. 西安电子科技大学, 2012.
- [8] Candes E. The restricted isometry property and its implication for compressed sensing[J]. Comptes Rendus del Cademie dea Sciences, Series 1, 2008, 346(9–10): 589–592.
- [9] Wei Rao, Gang Li, Xiqin Wang, et al. Parametric sparse representation method for ISAR imaging of rotating targets [J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2): 910–918.
- [10] 杨俊刚. 利用稀疏信息的正则化雷达成像理论与方法研究[D]. 国防科技大学研究生院, 2013.
- [11] 李少东, 裴文炯, 等. 贝叶斯模型下的 OMP 重构算法及应用[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(2): 246–251.
- [12] Gang Xu, Meng-Dao Xing, Lei Zhang. Sparse apertures isar imaging and scaling for maneuvering targets [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(7): 2942–2956.
- [13] Liu H C, Jiu B, Liu H W, et al. A novel ISAR imaging algorithm for micromotion targets based on multiple sparse Bayesian learning[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1772–1776
- [14] Jian Fang, Zongben Xu, et al. Fast compressed sensing SAR imaging based on approximated observation [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(1): 352–363
- [15] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 一种快速复数线性 Bregman 迭代算法及其在 ISAR 成像中的应用[J]. 中国科学信息科学, 2015 doi:10.1360/N112014–00316.
- [16] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 任意稀疏结构的多量测向量模型快速稀疏重构算法研究[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] Osher S, Mao Y, Dong B, et al. Fast linearized bregman iteration for compressive sensing and sparse denoising [J]. Mathematics of Computation, 2011, 78(267): 1515–1536.
- [18] CAI J F, Osher S, Shen Z W. Linearized Bregman iterations for frame-based image deblurring [J]. SIAM J Imaging Sciences, 2009, 2(1): 226–252
- [19] Bo Huang, Shiqian Ma, Donald Goldfarb. Accelerated linearized Bregman method [J]. J Sci Comput, 2013, 54: 428–453.
- [20] Yin W T, Osher S, Goldfarb D, et al. Bregman iterative algorithms for l_1 -minimization with applications to compressed sensing [J]. SIAM J Imaging Sciences, 2008, 1(1): 143–168.
- [21] 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.

作者简介



李少东 男, 1987 年出生于河北保定. 空军预警学院博士生. 主要研究方向为压缩感知在 ISAR 中的应用、雷达成像.
E-mail: liying198798@126.com



陈文峰 男, 1989 年出生于新疆伊犁. 空军预警学院硕士生. 主要研究方向为雷达成像、压缩感知.
E-mail: chenwf925@163.com

杨军 男, 1973 年出生于云南大理. 空军预警学院副教授、硕士生导师. 主要研究方向为雷达系统、雷达信号处理与检测、SAR/ISAR 成像等.

马晓岩 男, 1962 年出生于湖北赤壁. 空军预警学院教授、博士生导师, 主要研究方向为雷达系统、雷达信号处理与检测、现代信号处理及其应用.

吕明久 男, 1985 年出生于安徽庐江. 空军预警学院博士生. 主要研究方向为步进频雷达成像、压缩感知.
E-mail: lv_mingjiu@163.com