

doi:10.3969/j.issn.1001-2400.2013.03.008

稀疏孔径 ISAR 的加权特征向量初相校正法

段 佳, 张 磊, 盛佳恋, 邢孟道

(西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要: 在低信噪比条件下, 不同距离单元信噪比不同, 对信号的贡献存在较大的差异, 此时传统的特征向量初相校正法不能取得理想的自聚焦效果. 利用加权的思想, 通过对不同距离单元按信噪比赋予不同权重, 提出了一种加权特征向量初相校正法. 该自聚焦方法不仅适用于常规逆合成孔径雷达数据, 还可用于均匀稀疏以及块状稀疏、非均匀稀疏等非线性稀疏数据的相干化处理.

关键词: 初相校正; 稀疏; 逆合成孔径雷达

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2013)03-0050-07

Weighted eigenvector method for sparse-aperture ISAR phase error correction

DUAN Jia, ZHANG Lei, SHENG Jialian, XING Mengdao

(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: The traditional eigenvector method for autofocus can not obtain ideal results in low-SNR (signal-to-noise ratio) cases, because the contribution of the signal in different range bins to the final signal differs greatly. Thus, a weighted eigenvector method for ISAR (inverse synthetic aperture radar) phase error correction is proposed by adding different weights to each range bin according to its SNR. The method can not only deal with normal ISAR signals, but also can handle evenly under-sampled or block sparse, even unevenly sparse data. Finally, actual data processing results confirm the validity of the proposed algorithm.

Key Words: phase error correction; sparseness; inverse synthetic aperture radar

现役逆合成孔径雷达(ISAR)在对多个目标进行观测和跟踪时,若目标间距大于一个波束宽度,雷达必须在多个波束指向上快速切换,因而对某一目标的观测时间相当有限且稀疏.这种方位孔径的不连续使得信号相干性减弱.目前稀疏孔径逆合成孔径雷达成像面临着两大问题:运动补偿和有限数据的外推成像.对于后者,已有学者指出,利用压缩感知理论(CS)可实现稀疏孔径逆合成孔径雷达超分辨成像^[1-2].而运动补偿技术的好坏将直接影响信号的相干性,并最终影响成像.逆合成孔径雷达运动补偿技术由包络对齐和初相校正两步组成.包络对齐用于消除相邻距离单元间的相对偏移,初相校正则是消除不同距离单元间的初相误差.在稀疏孔径下可利用改进相关准则进行包络对齐^[3].

相位梯度自聚焦技术(Phase Gradient Autofocus, PGA)采用迭代的方法使最终误差接近克拉美罗界^[4];加权最小方差相位误差补偿技术(Weighted Least Squares, WLS)对于噪声模型无要求,鲁棒性好^[5];而最大似然估计的特征向量法,仅需少量的迭代次数便能取得很好的聚焦效果^[6].实验证明,这些方法在非稀疏逆合成孔径雷达数据的处理中都能取得较好的效果.而在稀疏孔径逆合成孔径雷达中,由于其方位孔径不连续、信噪比较低等原因,这些方法不一定能适用.在2011年雷达峰会上,有学者研究了稀疏孔径逆合成

收稿日期:2011-12-20

网络出版时间:2013-02-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61001211)

作者简介:段 佳(1989-),女,西安电子科技大学博士研究生,E-mail: bifiduan119@126.com.

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20130225.1050.201303.61.008.html>

孔径雷达的自聚焦技术^[7],指出可采用特征向量法对稀疏信号进行初相校正.但短孔径数据信噪比较低,使得不同距离单元信噪比差异较大,导致利用最大似然函数进行估计时对各距离单元一致处理的效果可能不理想.

为了解决上述问题,笔者对基于最大似然估计的特征向量初相法进行了改进,通过对信噪比高的单元赋予大的权重提高其对最终估计的贡献,提出了一种加权的特征向量初相估计法.由于中心圆平移的方法不再适用于稀疏数据的线性相位消除,利用文献[7]提出的对稀疏信号补零至原始长度,再进行傅里叶变换对线性相位迭代消除.

1 加权特征向量初相估计

平动补偿技术是逆合成孔径雷达成像的关键技术,它由包络对齐及初相补偿两步构成.对稀疏孔径逆合成孔径雷达,已有学者指出采用改进相关准则^[3]对其进行包络对齐能取得较好效果.完成包络对齐后,可以认为各距离单元子回波序列的幅度变化已基本准确.但是,其相位历程由于随机初相的存在而混乱无规律.为了使得信号能相干叠加,必须对随机初相进行消除.

在包络对齐后,存在这样一些距离单元,可以认为在它们的回波序列中只存在孤立的散射中心,因而其幅度为常数,杂波与噪声的影响使幅度产生微小的起伏.这些距离单元称为特显点单元.特显点法^[8]定义归一化幅度的方差小于 0.12(0.2)的距离单元为特显点单元.

1.1 加权特征向量法

假设包络对齐后共有 L 个特显点单元,称这些单元构成的回波为特显点回波.由前面给出的特显点单元定义可知,其幅度为常数;若暂不考虑多普勒相位,其相位是不随距离单元变化的,仅是方位孔径的函数.因而,第 k 个特显点单元的回波序列模型可写成

$$\mathbf{x}_k = a_k [\exp(j\phi_1), \exp(j\phi_2), \dots, \exp(j\phi_M)]^T + \mathbf{n}_k = a_k \mathbf{v}_{M \times 1} + \mathbf{n}_k, \quad (1)$$

其中, a_k 表示特显点单元 k 的复幅度;随机初相列向量 $\mathbf{v}_{M \times 1} = [\exp(j\phi_1), \exp(j\phi_2), \dots, \exp(j\phi_M)]^T$, 是不随距离单元变化的列向量; \mathbf{n}_k 为该距离单元的高斯白噪声序列,服从 $(0, \delta_k^2)$ 的高斯分布.令 $\boldsymbol{\alpha} = [a_1, \dots, a_L]$, 为特征单元幅度复向量; \mathbf{N} 为 $M \times L$ 的高斯白噪声矩阵.由于成像是线性的,各距离单元的噪声同分布,即 $\delta_1^2 = \delta_2^2 = \dots = \delta_L^2 = \delta^2$, 因而其协方差矩阵 $\text{cov}(\mathbf{N}) = \delta^2 \mathbf{I}$. 总的特显点回波为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_L]_{M \times L} = \mathbf{v}_{M \times 1} \cdot \boldsymbol{\alpha} + \mathbf{N}_{M \times L}. \quad (2)$$

由文献[5]知,令 $\hat{\mathbf{C}} = \frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^H = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^H$, 最大似然估计等价于求解满足 $\mathbf{v}^H \mathbf{v} = M$, 且使得下式最大的 \mathbf{v} :

$$Q = \mathbf{v}^H \hat{\mathbf{C}} \mathbf{v} = \sum_{k=1}^M \lambda_k |\mathbf{z}_k|^2, \quad (3)$$

其中, $\mathbf{z} = [\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_M]^T = \mathbf{P}^H \mathbf{v}$, \mathbf{P} 为 $\hat{\mathbf{C}}$ 的特征向量矩阵.容易证明 $|\mathbf{z}|^2 = M$. 显然,当 λ_k 为 $\hat{\mathbf{C}}$ 的最大特征值时,取 $|\mathbf{z}_k|^2 = M$, 式(3)最大,且 $Q = \lambda_{\max} M$, $\mathbf{v} = M \exp(j\theta) \mathbf{P}_k$, 其中 \mathbf{P}_k 表示 $\hat{\mathbf{C}}$ 的第 k 个特征向量.

如上便是传统的特征向量初相校正的思想.但实际上,在低信噪比条件下,由于各特显点单元信噪比不同,其对于初相估计的贡献是不同的,此时 $\hat{\mathbf{C}}$ 为各单元协方差矩阵的平均加和,并不能反映出这种贡献的差异.因此,可通过加权,重新构造 $\hat{\mathbf{C}}$ 提高信噪比优化估计.协方差矩阵的特征值分布反映着信号能量分布,能量越集中,信噪比越高,则特征值分布越锐化, λ_{\max} 越大,最大似然函数值 Q 越大.

设加权后的信号形式为 $\mathbf{X}' = [\varepsilon_1 \mathbf{x}'_1, \dots, \varepsilon_L \mathbf{x}'_L]_{M \times L} = \mathbf{v} \cdot \boldsymbol{\alpha}' + \mathbf{N}'$, $\varepsilon_l (l=1, 2, \dots, L)$ 为权值.此时, $\boldsymbol{\alpha}' = [\varepsilon_1 a_1, \dots, \varepsilon_L a_L]$, 高斯白噪声矩阵变为 $\mathbf{N}' = [\varepsilon_1 \mathbf{n}_1, \dots, \varepsilon_L \mathbf{n}_L]$, 其协方差矩阵 $\text{cov}(\mathbf{N}') = \text{diag}[\varepsilon_1^2 \delta_1^2, \dots, \varepsilon_L^2 \delta_L^2]$. 此时,最大似然函数变为

$$\ln p(\mathbf{X}' | \mathbf{v}) = -N \ln[\pi^M |\mathbf{C}'|] - \sum_{k=1}^L \xi_k^2 \mathbf{x}'_k \mathbf{C}'^{-1} \mathbf{x}'_k, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{C}' = E\{\mathbf{X}'\mathbf{X}'^H\} = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \mathbf{a}_l^2\right) \mathbf{v}\mathbf{v}^H + \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \delta_l^2\right) \mathbf{I}$. 令 $\sigma_n^2 = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \delta_l^2\right)$, $\sigma_a^2 = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \mathbf{a}_l^2\right)$. 易知 $(\mathbf{C}')^{-1} = -\frac{\sigma_a^2/\sigma_n^2}{\sigma_n^2 + M\sigma_a^2} \mathbf{v}\mathbf{v}^H + \frac{1}{\sigma_n^2} \mathbf{I}$. 所以, 最大似然估计就等价于求解 \mathbf{v} , 满足 $\mathbf{v}^H \mathbf{v} = M$, 且使下式最大:

$$Q' = \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \mathbf{x}_k^H \mathbf{v}\mathbf{v}^H \mathbf{x}_k = \mathbf{v}^H \left(\sum_{l=1}^L \omega_l \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H \right) \mathbf{v} \quad (6)$$

上式中, $\omega_l = \xi_l^2$. 令 $\hat{\mathbf{C}}' = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \omega_l \mathbf{x}_l \mathbf{x}_l^H$, 同理可知 $\hat{\mathbf{C}}'$ 最大特征值对应特征向量即为 \mathbf{v} 的最大似然估计. 此时 $Q' = \lambda'_{\max} M$, $\mathbf{v}' = M \exp(j\theta) \mathbf{P}_k$, λ'_{\max} 为 $\hat{\mathbf{C}}'$ 最大特征值, \mathbf{P}_k 为其对应的特征向量.

权重 ω_l 不改变总能量大小, 即 $\sum_{l=1}^L \omega_l \mathbf{x}_l^H \mathbf{x}_l = \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_l^H \mathbf{x}_l$. 其实 \mathbf{X}' 的协方差矩阵 $\mathbf{C}' = E\{\mathbf{X}'\mathbf{X}'^H\} = \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \mathbf{a}_l^2\right) \mathbf{v}\mathbf{v}^H + \left(\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \xi_l^2 \delta_l^2\right) \mathbf{I}$, 对其进行特征值分解, 信号子空间对应能量为 λ'_{\max} . 同样, 对 $\hat{\mathbf{C}}$ 进行特征值分解时, λ_{\max} 对应未加权时信号子空间的能量. 选取权重 ω_l , 若能使得 $\lambda'_{\max} > \lambda_{\max}$, 即可在总能量不变的前提下, 提高信号能量, 降低噪声能量.

选取权重因子正比于信噪比, 即 $\omega_l = \kappa \frac{\mathbf{a}_l^2}{\delta_l^2}$, $\kappa = \sum \mathbf{x}_l^H \mathbf{x}_l / \sum \frac{\mathbf{a}_l^2}{\delta_l^2} \mathbf{x}_l^H \mathbf{x}_l$.

假设各距离单元的噪声独立同分布, 即 $\delta_1^2 = \delta_2^2 = \dots = \delta_L^2 = \delta^2$. 对加权前后的信噪比进行比较, 有

$$\frac{\sum_{l=1}^L \omega_l a_l^2}{\sum_{l=1}^L \omega_l \delta_l^2} - \frac{\sum_{l=1}^L a_l^2}{\sum_{l=1}^L \delta_l^2} = \frac{\sum_{l=1}^L a_l^4}{\delta^2 \sum_{l=1}^L a_l^2} - \frac{\sum_{l=1}^L a_l^2}{L \delta^2} = \frac{L \sum_{l=1}^L a_l^4 - \sum_{l=1}^L a_l^2 \sum_{l=1}^L a_l^2}{L \delta^2 \sum_{l=1}^L a_l^2} \quad (7)$$

由于当 $b_l \geq 0$ 时, 有 $L \sum_{l=1}^L b_l^2 \geq \sum_{l=1}^L b_l \sum_{l=1}^L b_l$, 令 $b_l = a_l^2$, 便可以得到 $L \sum_{l=1}^L a_l^4 - \sum_{l=1}^L a_l^2 \sum_{l=1}^L a_l^2 \geq 0$. 将它代

入式(7), 有 $\frac{\sum_{l=1}^L \omega_l a_l^2}{\sum_{l=1}^L \omega_l \delta_l^2} \geq \frac{\sum_{l=1}^L a_l^2}{\sum_{l=1}^L \delta_l^2}$. 可以看出: 在总能量不变的情况下, 加权可使得信噪比提高. 反映在协方差

矩阵上则是最大特征值增大, 特征值分布锐化, 各距离单元间的相干性增强. 此时, 最大似然函数 ($Q' = \lambda'_{\max} M > Q = \lambda_{\max} M$), 因此说 $\hat{\mathbf{v}}'$ 是优于 $\hat{\mathbf{v}}$ 的估计.

以一个信噪比为 0 dB, 含两个特显点单元的一维信号为例, 其 $\mathbf{v} = [\exp(j0^\circ), \exp(j30^\circ), \exp(j60^\circ)]^T$, $\mathbf{a} = [1, 2]$. 分别构造 $\hat{\mathbf{C}}, \hat{\mathbf{C}}'$, 并进行特征值分解, 得到特征值分布如图 1(a) 所示. 圆圈和正方形分别表示加权后和未加权的特征值分布. 在特征值总和不变的情况下, 加权可使最大特征值增大, 特征值分布锐化.

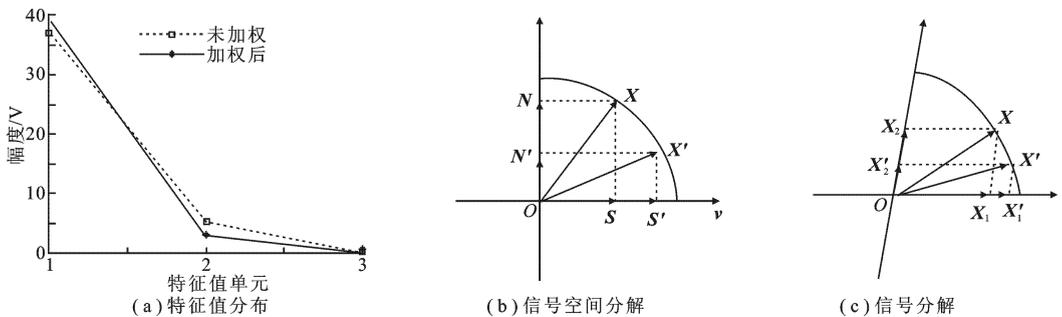


图 1 加权示意图

从信号子空间的角度来理解, 如图 1(b) 所示, 横轴为信号方向, 纵轴为噪声方向. 在保持实测信号 \mathbf{X} 大小不变的前提下, 若增大 \mathbf{X} 中信号的能量, 其噪声能量则相应降低, 且 \mathbf{X} 与真实信号方向更接近. 所谓加权, 实际上是使加权后的 \mathbf{X}' 信噪比提高, 从而更接近于信号 \mathbf{v} 方向的过程, 即将接近信号方向的子信号赋予大的权值. 如

图 1(c)所示,将 \mathbf{X}_1 拉长至 \mathbf{X}'_1 ,将 \mathbf{X}_2 压短至 \mathbf{X}'_2 . 对噪声同分布的信号,信噪比越高,越接近信号方向.

但有一点需要指出,当回波只有一个特显点单元时,加权特征向量法便与特征向量法无异.这是显然的,因为此时的权值只有一个,且值为 1.

1.2 线性相位的迭代消除

由于不同距离单元的多普勒频率存在差异,为了能得到如式(2)所示的信号模型,首先应对随方位、距离均变化的多普勒相位进行消除.

在传统逆合成孔径雷达中,常用的多普勒相位消除方法是通过将各距离单元的横向像圆平移至图像中心来消除.因为傅里叶变换是一个线性过程,它只能对线性相位进行积累.对于均匀稀疏采样,其采样过程是线性的,不会破坏信号的相干性,可直接采用传统圆平移方法.但对于非均匀稀疏及块状稀疏这类非线性采样过程,它们使得一次的多普勒相位变为一个非线性相位,破坏了信号的相干性,直接作傅里叶变换无法进行相干积累,因而圆平移此时便不再适用.

由于稀疏采样使得原始的多普勒线性相位可能退化成非线性,而使得信号无法进行相干积累.为了解决此问题,对非采样位置补零插值,然后进行傅里叶变换,采样点便可相干积累,而非采样位置值为 0,不会影响最终峰值位置.因此可以通过计算傅里叶变换后的峰值位置来估计多普勒频率,并对多普勒相位进行迭代消除.

图 2 以一个长度为 256 的一维信号为例进行验证,其只含多普勒相位,显然其逆傅里叶变换为 sinc 函数,如图 2(a)所示.但当对其进行 64 点随机采样后直接逆傅里叶变换,结果如图 2(b)所示,若加入噪声的影响其峰值位置便更难确定,从而使得圆平移方法无法进行.通过对非抽样点进行补零,从而保证其相位是频率或时间的一次函数后再进行傅里叶变换.对上述信号补零后傅里叶变换结果如图 2(c)所示.此时,便可由其峰值位置估计相应的多普勒相位进行补偿.

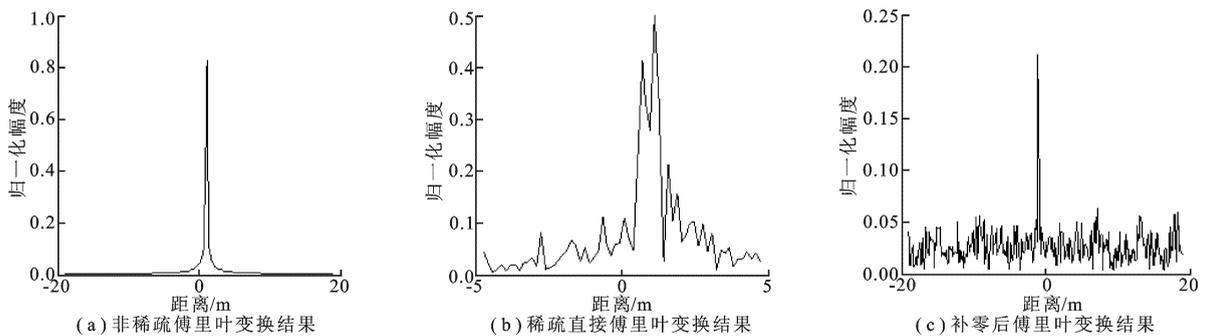


图 2 线性相位函数傅里叶变换结果

实际上,包络对齐后逆合成孔径雷达回波中特显点回波 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k, \dots, \mathbf{x}_L]$, 其中,

$$\mathbf{x}_k = a_k \left[\exp(j(\phi_1 + f_{d1}t_1)), \exp(j(\phi_2 + f_{d2}t_2)), \dots, \exp(j(\phi_M + f_{dM}t_M)) \right]^T + \mathbf{n}_k \quad (8)$$

特显点回波的相位由两部分组成,即随机初相和反映距离单元横向位置信息的多普勒相位.前面的讨论均是建立在另一相位完全消除的假设上进行的.考虑两相位同时存在,采取双迭代的方法进行初相估计:先通过加权特征向量法消去相位中不随距离单元变化的初相,再利用补零线性相位估计补偿多普勒相位,如此迭代至相位误差达到指定要求或者聚焦精度满足要求为止.实验证明,只需 2 至 3 次迭代,初相校正便可达到比较理想的效果.综上所述,整个算法的流程图如图 3 所示.

1.3 稀疏孔径逆合成孔径雷达成像

在利用上述方法完成运动补偿后,此时得到数据是相干的.利用 p -范数正则化方法成像^[9-11],即利用目标信号稀疏性,将稀疏数据成像问题转化成用 p -范数约束优化来重建成像的问题.

2 实测数据处理与分析

2.1 加权特征向量初相校正与传统初相校正方法的比较

为了说明上述方法的实用性,以雅克 42 飞机的回波实测数据为例,带宽为 400 MHz,载频为 5.5 GHz,

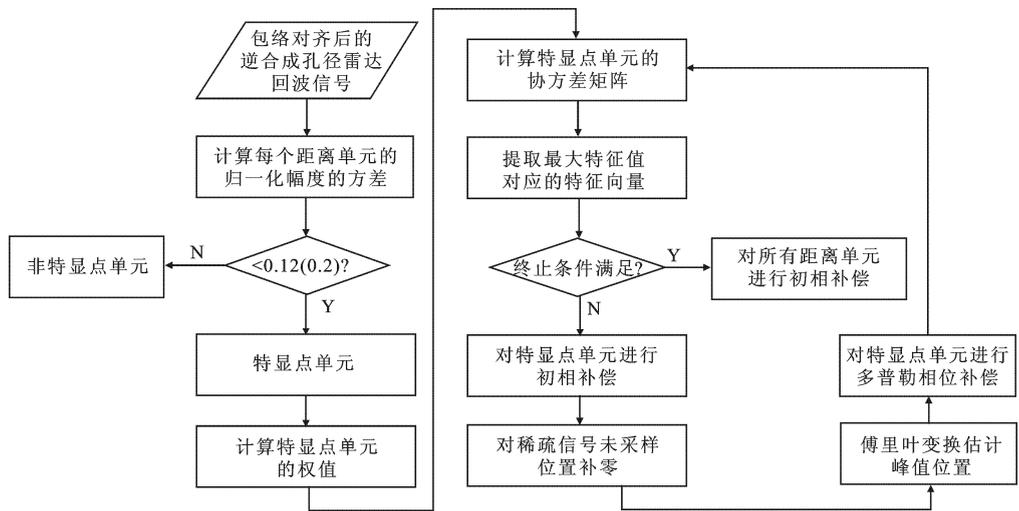


图 3 算法流程

选取 256 次回波、256 个距离单元采样点进行实验,原始回波信噪比(SNR)为 22 dB.在此基础上添加信噪比为 0 dB 的复高斯白噪声,对于已经包络对齐后的回波数据分别采用未加权的特征向量初相校正法、相位梯度自聚焦技术和笔者提出的加权特征向量初相校正法进行初相校正后,利用距离多普勒(RD)成像的结果如图 4(a)、(b)、(c)所示.可以明显看出,此时未加权特征向量法在一些距离单元取得较好的聚焦效果,但在其他单元却出现了一定的散焦,而这些在加权后得到了很好的改善.笔者提出的方法与相位梯度自聚焦技术此时都能取得较好的效果.取出仅有一个峰值的距离单元 146 的包络进一步比较,如图 4(d)所示,圆圈表示相位梯度自聚焦技术的结果,方框表示未加权的特征向量法的结果,而五角星表示加权特征向量法的结果.此时可以明显看出,加权特征向量法压缩脉冲最窄、最高.因而,在此信噪比下,加权特征向量初相校正法要优于另外两种算法.

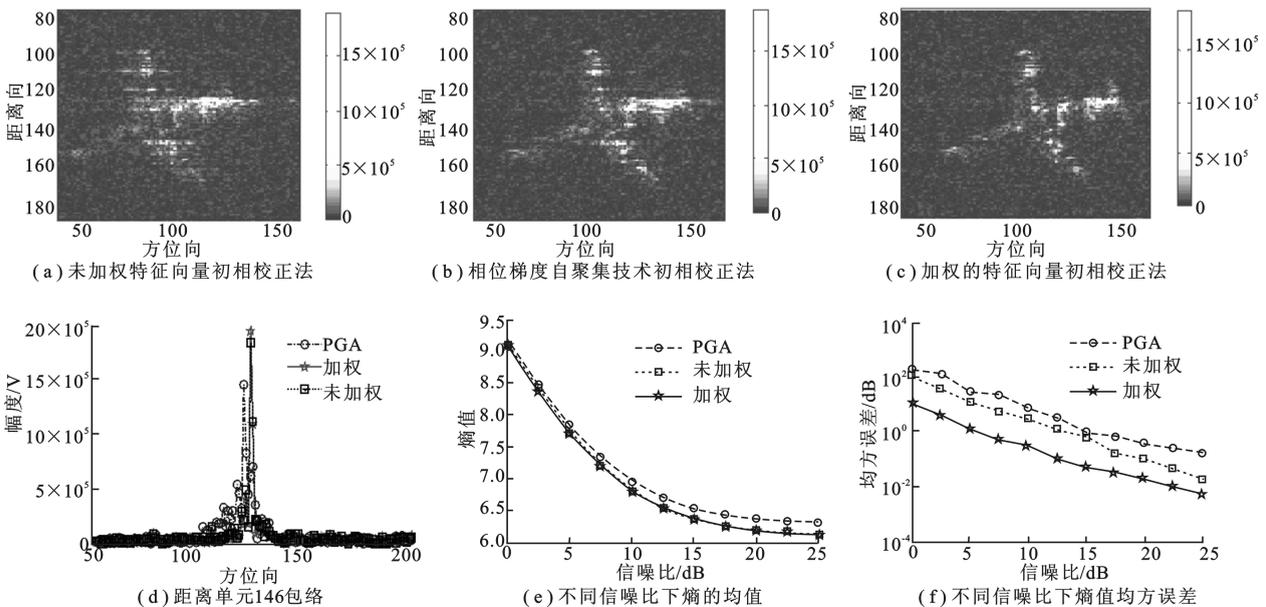


图 4 非稀疏数据的初相校正方法比较

对回波加入不同信噪比的高斯白噪声,在每个信噪比下进行 100 次蒙特卡罗实验.熵值反映的是一个系统的混乱程度,采用熵值定量衡量这 3 种方法的效果.分别对利用 3 种方法补偿初相后距离多普勒成像的归一化图像计算熵值^[11],可得熵值均值变化如图 4(e)所示,横轴表示信噪比,纵轴表示熵值大小,圆表示相位梯度自聚焦技术的结果,正方形表示未加权的特征向量初相补偿方法的结果,而五角星则是加权特征向量方法的结果.随着信噪比的增强,图像熵值递减,而加权算法在低信噪比下比原有算法有明显的改进.随着信噪

比增大,3种算法的聚焦效果越来越接近.图4(f)则是在相应信噪比下的均方误差(RMSE)曲线,比较知在任意信噪比下,加权特征向量算法的稳健性最好.

2.2 加权特征向量法校正非均匀稀疏信号的初相

采用 256×256 的雅克 42 飞机实测数据,对其方位向随机抽取 128 个脉冲.稀疏孔径如图 5(a)所示,随机抽取是一个非均匀采样的过程.利用传统相位梯度自聚焦技术、Jakowatz 等^[6]提出的传统稀疏特征向量法以及笔者提出的方法对降采样后的数据一次迭代初相补偿,并利用压缩感知理论超分辨率成像,其结果如图 5(b)、(c)、(d)所示,传统相位梯度自聚焦技术对非均匀采样的稀疏数据无法适用,未加权的特征向量法在一次迭代下亦很难取得理想的聚焦效果并出现了虚假像,而采用笔者提出的方法一次迭代后不仅能大大改善图 5(a)中散焦的状况,同时也消去了图 5(c)中的虚假像.由此,证实了笔者提出的方法可以对非均匀稀疏的逆合成孔径雷达回波数据进行初相补偿.

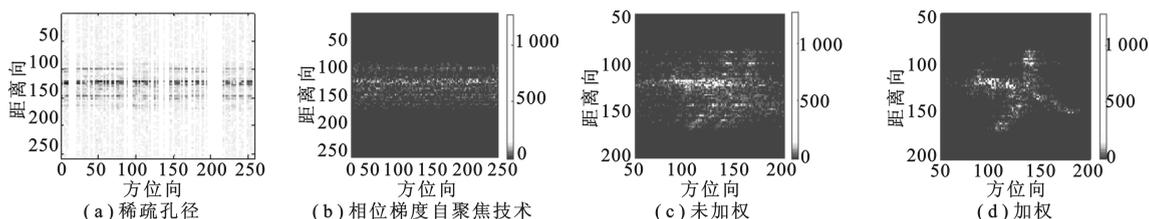


图 5 非均匀稀疏数据成像

2.3 加权特征向量法校正块状稀疏信号的初相

由于雷达往往是多目标观测的,对单目标观测时间有限且不连续.在稀疏孔径逆合成孔径雷达中,块状稀疏也是常见的稀疏方式.块状稀疏信号是由几块均匀降采样或非稀疏的子数据构成的,而子块之间空缺.从整体来看块状稀疏是非线性采样,而子块内的数据又属于线性降采样.针对块状稀疏的这个特点,它的初相补偿方式有两种:一是把信号作为一个整体进行初相补偿;二是分别对各子块的相位误差进行补偿.

采用 256×256 的雅克 42 飞机实测数据,对其进行块状采样,采样位置如图 6(a)所示的稀疏孔径.对降采样的数据分别采用上述两种方式,并利用笔者提出的方法对其补偿初相差,利用正则化重建得到的结果分别如图 6(b)和(c)所示.图 6(b)为统一补偿后成像,图 6(c)为分别对各子块的相位误差进行补偿后成像的结果.可见,加权的方法能使块状稀疏的信号聚焦起来.由实验证实,无论采用哪种方式,笔者提出的初相补偿方法对于块状稀疏信号的初相补偿都可以取得较好的效果.

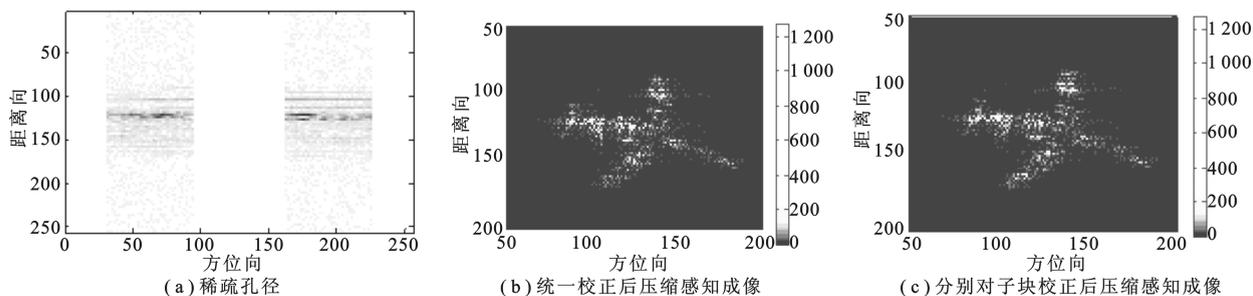


图 6 块状稀疏数据成像

3 总 结

通过对原始特征向量法进行加权,笔者提出了一种加权的特征向量初相补偿方法.在非稀疏逆合成孔径雷达中,通过与传统相位梯度自聚焦技术和原始特征向量法进行比较,可以看出在低信噪比下,笔者提出的方法聚焦效果优于其他方法.针对稀疏逆合成孔径雷达中,圆平移方法消去多普勒相位不再适用这个情况,指出可通过对非采样位置补零后估计多普勒频率消去多普勒相位,然后再利用加权特征向量初相补偿法消去随机初相.实验证明,在非稀疏情况下,该方法优于传统算法,同时其也可用于均匀稀疏、非均匀稀疏和块

状稀疏信号的初相校正. 笔者提出的初相校正方法对于稀疏孔径逆合成孔径雷达成像是必要的, 因而可促进压缩感知在逆合成孔径雷达成像中的应用.

参考文献:

- [1] Zhang L, Xing M, Qiu C, et al. Achieving Higher Resolution ISAR Imaging with Limited Pulses via Compressed Sampling [J]. IEEE GRSL, 2009, 6(3): 567-571.
- [2] Ender J H G. On Compressive Sensing Applied to Radar [J]. Signal Processing, 2010, 90(5): 1402-1414.
- [3] 王琦. 空间目标 ISAR 成像的研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.
- [4] Wahl D E. Phase Gradient Autofocus—a Robust Tool for High Resolution SAR Phase Correction [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1994, (30): 827-834.
- [5] Ye Wei, Yeo T S, Bao Zheng. Weighted Least-Square Estimation of Phase Errors for SAR/ISAR Autofocus [J]. IEEE Trans on Geosciences and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2488-2494.
- [6] Jakowatz C V, Jr Wahl D E. Eigenvector Method for Maximum-Likelihood Estimation of Phase Errors in Synthetic-Aperture-Radar Imagery [J]. Journal of the Optical Society of America, 1993, 10(12): 2539-2546.
- [7] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [8] Zhu Daiyin, Yu Xiang, Zhu Zhaoda. Algorithms for Compressed ISAR Autofocusing [C]//Proceedings of 2011 IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu: IEEE, 2011: 533-536.
- [9] Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Bayesian Compressive Sensing Using Laplace Priors [J]. IEEE Trans on IP, 2010, 19(1): 53-63.
- [10] Zhang L, Xing M D, Qiu C W, et al. Resolution Enhancement for Inversed Synthetic Aperture Radar Imaging under Low SNR via Improved Compressive Sensing [J]. IEEE Trans on GRS, 2010, 48 (10): 3824-3838.
- [11] Tropp J A, Gilbert A C. Signal Recovery from Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit [J]. IEEE Trans on IT, 2007, 53 (12): 4655-4666.

(编辑: 郭 华)

(上接第 49 页)

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \cdots & W_N^{N-1} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \cdots & W_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \cdots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(0) \\ a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(N-1) \end{bmatrix}, \quad (\text{A-1})$$

其中, $W_N = \exp(-j2\pi/N)$. 则 $\mathbf{X}(k)$ 的离散傅里叶变换 $\mathbf{J}(k)$ 可以表示为

$$\mathbf{J}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(0) \\ a(1) \\ a(2) \\ \vdots \\ a(N-2) \\ a(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(0) \\ a(N-1) \\ a(N-2) \\ \vdots \\ a(2) \\ a(1) \end{bmatrix}. \quad (\text{A-2})$$

(编辑: 夏大平)