

三维目标曲线 SAR 成像的降维搜索算法

苏志刚 彭应宁 王秀坛
(清华大学电子工程系 北京 100084)

摘要 曲线合成孔径雷达(CurviLinear Synthetic Aperture Radar, CLSAR)利用雷达平台的单条曲线轨迹就可形成三维成像所需的曲线合成孔径。由于 CLSAR 采集的数据在三维频率空间是稀疏的,简单地采用非参数化方法所获得的图像几乎无法使用,所以有价值的目标三维像必须采用参数化方法来获得。该文提出一种新的适用于 CLSAR 的目标三维成像算法。该算法巧妙地利用了接收数据中距离方向与垂直距离方向参数间的弱耦合性,将高维优化问题解耦为低维优化问题,并顺序地估计出相应参数,最后采用一个迭代过程进行参数求精。仿真实验表明,新算法是一种适用于 CLSAR 的有效的目标三维成像算法。

关键词 雷达信号处理,合成孔径雷达,雷达成像

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-0965-04

Dimension-Reduced Searching Method for 3-D Target Imaging in Curvilinear SAR

Su Zhi-gang Peng Ying-ning Wang Xiu-tan
(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract CurviLinear Synthetic Aperture Radar (CLSAR), whose aperture is formed via single curvilinear trajectory, has the capability of three-dimensional (3-D) imaging. The 3-D images obtained by using non-parametric methods, however, have little practical use because the data collected by CLSAR is sparse in 3-D frequency space. Valuable 3-D target images are obtained by parametric methods. In this paper, a new algorithm is proposed for imaging 3-D target in CLSAR. With smartly utilizing the loose coupling between the range and cross-range parameters, the new algorithm reduces the problem of high dimensional optimization into several lower dimensional optimization, estimates them in sequence, and refines them via iteration. Simulation results show the new algorithm can efficiently form the target's 3-D image via CLSAR.

Key words Radar signal processing, Synthetic Aperture Radar (SAR), Radar imaging

1 引言

通过发射大带宽信号并利用雷达平台与被观测目标之间的相对运动,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)可对地面目标进行高分辨率成像。SAR的全天候、全天时工作能力使其成为目前重要的遥感手段之一。基于机载或星载的SAR系统在民用和军事领域得到了广泛的应用,世界上已有30多个SAR系统投入使用^[1]。然而,这些SAR系统大多数只具有二维成像能力。在实践中,有些应用则更希望获得目标的三维像或目标上散射点的三维特征。

干涉SAR是目前较流行的一种能够形成目标高程图的SAR技术^[2]。它是利用一对垂直放置的天线来获得相干的平行测量孔径。然而,干涉SAR只具有测高能力,而不具备高度分辨能力,因此其只能称为2.5维成像系统。曲线SAR(CurviLinear SAR, CLSAR)可以利用雷达平台在垂直距离的平面上单次曲线轨迹形成所需的曲线孔径,该孔径可在

方位上及高度上都具有大孔径,因此,CLSAR被认为是一种更具实际意义的三维成像系统^[3]。与常规SAR相比,CLSAR除在孔径上有所差别外对SAR系统无额外要求,因此CLSAR系统可作为多模态SAR系统平台中的一种模式使用。

虽然CLSAR系统在理论上具有三维成像能力,但其采集的数据在三维频率空间不是完整的而是稀疏的。这样简单地采用非参数化方法所获得的图像由于受到强且复杂的副瓣影响几乎无法使用。有价值的目标三维像必须由参数化方法形成^[3-6]。

本文提出一种适用于聚束式CLSAR系统的三维目标成像算法。该算法利用接收数据中散射点的距离参数与垂直距离方向的参数之间耦合较弱的特点将散射点的三维位置估计问题解耦为一维距离参数估计和二维方位及高度参数估计问题,并顺序地将其估计出。在获得所有散射点三维特征后再用迭代的方式对估计求精。

2004-10-15 收到, 2005-03-09 改回
国家自然科学基金(60128102)和高等学校博士学科点专项科研基金(20030003006)资助课题

2 问题描述

对于远场小区域成像, 聚束式CLSAR采集的数据经过过去线性调频和采样后可描述为^[4]

$$r(n, m) = \sum_{k=1}^K \alpha_k s_k(n, m) + e(n, m) \quad (1)$$

式中 K 为散射点的数目, α_k 表示第 k 个散射点的回波信号强度, $e(n, m)$ 表示噪声和杂波。

$$s_k(n, m) = \exp\left\{j\left[x_k(\tau_n \cos \theta_m \cos \phi_m) + y_k(\tau_n \sin \theta_m \cos \phi_m) + z_k(\tau_n \sin \phi_m)\right]\right\} \quad (2)$$

是一个频率为 (x_k, y_k, z_k) 的三维复正弦信号, 其中 $\tau_n = 1, \dots, N$ 为波数采样, $\{\theta_m, \phi_m\}, (m = 1, \dots, M)$ 是雷达观测角(方位角和仰角), N 和 M 分别是距离方向和垂直距离方向上的数据采样数。正弦信号 $s_k(n, m)$ 的频率 (x_k, y_k, z_k) 对应着第 k 个散射点的空间位置, 但二者并不相同, 存在着差异, 在远场成像时, 这差异很小可忽略^[4]。

现在, 我们所感兴趣的问题是如何由接收数据 $r(n, m)$ 中估计出参数 $\{\alpha_k, x_k, y_k, z_k\}_{k=1}^K$ 。这可通过使下面非线性最小二乘(Nonlinear Least Squares, NLS)代价函数:

$$C\left(\{\alpha_k, x_k, y_k, z_k\}_{k=1}^K\right) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \left| r(n, m) - \sum_{k=1}^K \alpha_k s_k(n, m) \right|^2 \quad (3)$$

最小化来实现。如果噪声 $e(n, m)$ 是零均值高斯白噪声, NLS方法等价于最大似然(Maximum Likelihood, ML)方法。在 $e(n, m)$ 为色噪声或非高斯噪声情况下, NLS方法不再等价于ML方法, 但仍具有很好的统计性能^[7]。

最小化 C 是一个十分复杂的非线性优化问题。然而, 本文所提出的算法是通过充分利用接收数据的内在特征, 将高维优化问题降为一系列低维优化问题, 并顺序地获得相应参数估计。由于优化维数的降低, 新算法可以大大降低计算复杂度。

3 新算法

在第 m 观测角下, 式(2)信号 $s_k(n, m)$ 可看成频率为

$$\omega_k(m) = x_k \cos \theta_m \cos \phi_m + y_k \sin \theta_m \cos \phi_m + z_k \sin \phi_m \quad (4)$$

的一维复正弦信号

$$s_k(n, m) = \exp\{j\omega_k(m)\tau_n\} \quad (5)$$

因此, 在第 m 观测角下, 式(1)的接收信号可看作在噪声环境下多个正弦信号累加的结果, 故可采用目前较成熟的超分辨率频率估计算法, 如MUSIC^[8]、ESPRIT^[9]、RELAX^[10]等, 来获得频率估计 $\{\hat{\omega}_k(m)\}_{m=1}^M$ 。考虑到雷达观测角 θ_m 和 ϕ_m 变化范围非常小, 所以频率可简化为

$$\omega_k(m) = x_k + y_k \theta_m + z_k \phi_m \quad (6)$$

显然, $\omega_k(m)$ 是观测角 $\{\theta_m, \phi_m\}$ 的函数, 其围绕距离参数 x_k 缓慢变化, 因此可将其均值作为距离估计 \hat{x}_k , 即

$$\hat{x}_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \omega_k(m) \quad (7)$$

$$= x_k + y_k \bar{\theta} + z_k \bar{\phi} \quad (8)$$

其中 $\bar{\theta} = (1/M) \sum_{m=1}^M \theta_m$ 和 $\bar{\phi} = (1/M) \sum_{m=1}^M \phi_m$ 。由式(8)可见, 距离估计误差 $(\hat{x}_k - x_k)$ 大小由该等式右边后两项所决定。由于 $\{\theta_m, \phi_m\}$ 变化范围很小, 故 $\bar{\theta}$ 和 $\bar{\phi}$ 的值非常小。如果能够根据已知孔径适当地调整坐标系使 $\bar{\theta} = 0$ 和 $\bar{\phi} = 0$, 则可将此部分引入的误差消除。

利用所获得的距离估计 $\hat{x}_k (k = 1, \dots, K)$ 将接收数据 $r(n, m)$ 更新为

$$d_k(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N r(n, m) e^{-j\hat{x}_k \tau_n} \quad (9)$$

$$= \sum_{l=1}^K \alpha_l e^{j\tau_c \Delta p_{l,k}(m)} P_{l,k}(m) + e(m) \quad (10)$$

式(10)中, $\tau_c = \tau_1 + \Delta\tau(N-1)/2$, $\Delta\tau$ 表示波数采样步进, $\Delta p_{l,k}(m) = x_l + y_l \theta_m + z_l \phi_m - \hat{x}_k$, $P_{l,k}(m) = \sin(N\Delta\tau \Delta p_{l,k}/2) / \{N \sin(\Delta\tau \Delta p_{l,k}/2)\}$, $e(m)$ 是 $d_k(m)$ 中的噪声分量。

假设所有的散射点在各观测角均是距离可分离的, 则 $P_{l,k}(m) \approx \delta(l-k)$, 式(10)可重写为

$$d_k(m) = \alpha_k e^{j\tau_c(x_k - \hat{x}_k)} e^{j\tau_c(y_k \theta_m + z_k \phi_m)} + e(m) \quad (11)$$

显然, $d_k(m)$ 是加性噪声环境下的复幅度为 $\alpha_k e^{j\tau_c(x_k - \hat{x}_k)}$, 频率为 (y_k, z_k) 的二维正弦信号。距离估计误差 $(x_k - \hat{x}_k)$ 作为一个常数, 只影响到散射点复幅度 α_k 的相位, 而对二维频率 (y_k, z_k) 的估计无任何影响。因此, 二维频率 (y_k, z_k) 可由

$$(\hat{y}_k, \hat{z}_k) = \arg \max_{(y_k, z_k)} \left| \sum_{m=1}^M d_k(m) \exp\{-j\tau_c(y_k \theta_m + z_k \phi_m)\} \right|^2 \quad (12)$$

估计出。

将位置估计 $\{\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k\}_{k=1}^K$ 代入式(3), 最小化代价函数可得

$$\mathbf{A} = (\mathbf{S}^H \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^H \mathbf{r} \quad (13)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T, \quad \mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_K] \\ s_k &= [s_k(1, 1), \dots, s_k(N, 1), s_k(1, 2), \dots, s_k(N, M)]^T \\ \mathbf{r} &= [r(1, 1), \dots, r(N, 1), r(1, 2), \dots, r(N, M)]^T \end{aligned}$$

至此, 我们采用非迭代方案获得了所有散射点特征的初始估计 $\{\alpha_k, x_k, y_k, z_k\}_{k=1}^K$ 。然而, 这些估计仍存在着较大的误差, 其中包括由估计方案及其它散射点的影响引入的误差。为减小这些因素引入的误差进而获得较精确的估计, 需要在散射点初始位置估计附近进行局部搜索。为获得第 l 个散射点更精确的位置估计 $(\hat{x}_l, \hat{y}_l, \hat{z}_l)$, 首先定义第 l 个残余数据

$$r_l(n, m) = r(n, m) - \sum_{k=1, k \neq l}^K \hat{\alpha}_k \hat{s}_k(n, m) \quad (14)$$

式中 $\hat{s}_k(n, m)$ 与式(2)中的 $s_k(n, m)$ 形式相同, 只是其中的 (x_k, y_k, z_k) 被替换为 $(\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k)$ 。

将式(14)的定义应用于式(3)得

$$C_l(\alpha_l, x_l, y_l, z_l) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M |r_l(n, m) - \alpha_l s_l(n, m)|^2 \quad (15)$$

最小化 C_l 得

$$(\hat{x}_l, \hat{y}_l, \hat{z}_l) = \arg \max_{(x_l, y_l, z_l)} \left| \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M s_l^H(n, m) r_l(n, m) \right|^2 \quad (16)$$

通过在初始位置估计附近进行局部搜索实现对式(16)的最大化。对第 l 个散射点的位置估计更新后，利用式(13)对所有散射点的复幅度进行更新。

有了上述的准备，新算法可以总结如下：

步骤 1 提取初始估计

(1) 根据式(7)利用每个观测角下的频率估计 $\{\hat{\omega}_k(m)\}_{m=1}^M$

计算出各散射点的距离估计 $\{\hat{x}_k\}_{k=1}^K$ 。然后用距离估计 \hat{x}_k ，将接收数据由式(9)更新为 $d_k(m)$ 。最后利用式(12)由 $d_k(m)$ 中估计出散射点的方位和高度 $\{\hat{y}_k, \hat{z}_k\}$ 。

(2) 将位置估计 $\{\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k\}_{k=1}^K$ 代入式(13)，由数据 $r(n, m)$ 计算出复幅度 $\{\hat{\alpha}_k\}_{k=1}^K$ 。

步骤 2 优化散射点特征估计

(1) 首先将 $\{\hat{\alpha}_k, \hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k\}_{k=1, k \neq l}^K$ 代入由式(14)计算出第 l 个残余数据 $r_l(n, m)$ ，然后在第 l 个散射点的初始位置估计 $(\hat{x}_l, \hat{y}_l, \hat{z}_l)$ 附近利用 $r_l(n, m)$ 进行局部搜索获得更精确的位置估计。

(2) 将位置估计 $\{\hat{x}_k, \hat{y}_k, \hat{z}_k\}_{k=1}^K$ 代入式(13)更新复幅度估计 $\{\hat{\alpha}_k\}_{k=1}^K$ 。

令 $l=1, \dots, K$ ，重复执行(1),(2)直至所有散射点的三维特征被更新。

重复执行步骤 2 直到“实际收敛”。实际收敛定义为代价函数 C 在相邻两次迭代中的相对变化量小于某个值。

4 仿真实验

第 1 个实验用于验证应用于 CLSAR 系统的本文算法的正确性。如果被成像目标是一个平面目标，那么 CLSAR 系统所获得的图像应与常规 SAR 所获得的图像相同。图 1(a)给出了在本实验中采用的线性孔径(虚线)和曲线孔径(实线)，它们均由 64 个观测角组成，方位变化范围为 $-1.17^\circ \sim +1.17^\circ$ ，且曲线孔径的高度变化范围为 $-1.0^\circ \sim +1.0^\circ$ 。假设被成像的平面目标散射点真实分布如图 1(b)所示。利用线性孔径采集的数据，由 PFA 算法获得的目标像如图 1(c)所示。而本文算法对曲线孔径采集数据进行参数提取后，重构的目标像如图 1(d)所示。比较图 1(b)~1(d)可知，新算法可以很好地对平面目标进行重构。

第 2 个实验用于说明新算法可用于 CLSAR 系统对目标进行三维成像。本实验中被成像目标的散射点真实分布如图 2(a)所示。对该目标仍采用图 1(a)中的曲线孔径采集数据。根据该数据由非参数化 FFT 方法和新算法所获得的目标三

维像分别如图 2(b)和图 2(c)所示。与图 2(a)相比，图 2(c)的成像结果明显优于图 2(b)。

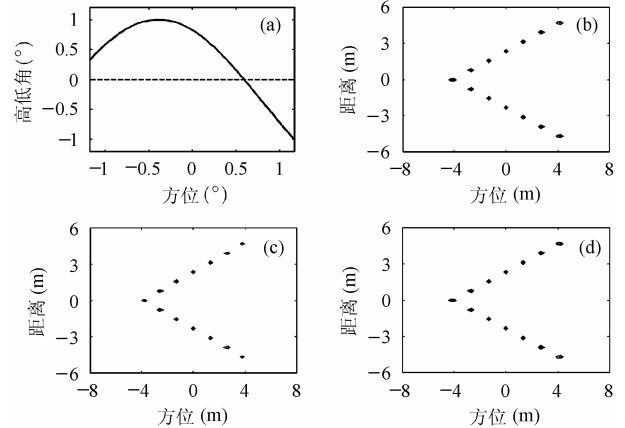


图 1 CLSAR 系统对平面目标的成像
(a) 仿真孔径 (b) 目标散射点真实分布 (c) 由 PFA 算法获得的图像 (d) 由本文算法重构的目标像
Fig.1 Imaging planar target via CLSAR
(a)Apertures for simulation (b) True distribution of scatterers (c)Target image obtained via PFA (d)Target image rebuilt by the proposed algorithm

如前所述，本文算法是将成像问题转化为正弦信号参数估计问题，通过对正弦信号参数的估计来获得目标上各散射点三维特征。因此，作为参数估计器的评价准则，Cramer-Rao 界(Cramer-Rao bound, CRB)，可以用于评价新算法的性能。假设加性噪声为均值为零方差为 σ^2 的高斯白噪声。定义

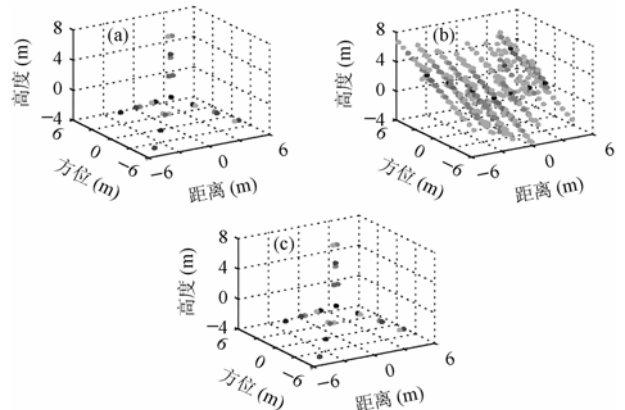


图 2 CLSAR 系统对三维目标的成像
(a) 散射点真实分布 (b)FFT 方法 (c)新方法
Fig. 2 Imaging three-dimensional target via CLSAR
(a)True distribution of scatterers (b) Obtained by FFT (c) Obtained by the proposed algorithm

$SNR = \|\alpha_{\min}\|^2 / \sigma^2$ ，其中 α_{\min} 为最弱散射点的回波信号强度。位置误差定义为散射点的位置估计与真实位置之间的距离。新算法获得的某个散射点的复幅度的模及三维位置估计的均方误差(Mean Square Error, MSE)和相应 CRB 随 SNR 变化的情况如图 3 所示。MSE 由 200 次 Monte-Carlo 实验获得。显然随着 SNR 的提高，新算法的估计性能可以达到 CRB，因此新算法是一种有效的参数估计器。

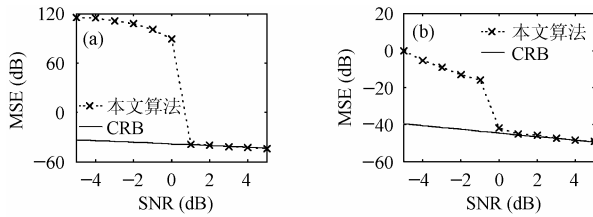


图3 本文算法获得的MSE与相应CRB的比较
(a) 复幅度的模 (b) 三维位置

Fig. 3 Comparison of MSEs obtained by the proposed algorithm with corresponding CRBs for module and three-dimensional location estimates
(a) Module (b) Three-dimensional location

5 结束语

本文提出一种适用于 CLSAR 的三维目标成像新算法, 其巧妙地利用接收数据的内在特征, 采用较低维的非迭代优化方式获得散射点的三维特征估计初值, 然后用迭代搜索方式进行估计求精。仿真结果表明新算法是一种适用于 CLSAR 系统的提取目标特征的有效估计器。

参 考 文 献

- [1] Klemm R. Current trends in SAR technology. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1997, 12(3): 3–8.
- [2] Li J, Liu Zhen-she, Stoica P. 3-D target feature extraction via interferometric SAR. *IEE Proc. Radar, Sonar, and Navigation*, 1997, 144(4): 71–80.
- [3] Knaell K. Three-dimensional SAR from curvilinear apertures. *Proc. of SPIE*, 1994, 2230: 120–134.
- [4] Li J, Bi Zhao-qiang, Liu Zheng-she, *et al.* Use of curvilinear SAR for three-dimensional target feature extraction. *IEE Proc. Radar, Sonar, and Navigation*, 1997, 144(5): 275–283.
- [5] Su Zhi-gang, Peng Ying-ning, Wang Xiu-tan. Efficient algorithm for three-dimensional target feature extraction via CLSAR. *IEE Electronics Letters*, 2004, (40)15, 965–966.
- [6] Su Zhi-gang, Peng Ying-ning, Wang Xiu-tan. A relaxation-based sequential optimizing method in CLSAR. 2004 7-th International Conference on Signal Processing Proceedings, Beijing, China, 2004: 1946–1949.
- [7] Li J, Stoica P. Efficient mixed-spectrum estimation with applications to target feature extraction. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(2): 281–295.
- [8] Kim K T, Seo D K, Kim H T. Efficient radar target recognition using the MUSIC algorithm and invariant features. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, 2002, 50(3): 325–337.
- [9] Roy R, Kailath T. ESPRIT – estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7): 984–995.
- [10] Li J, Wu Ren-biao. An efficient algorithm for time delay estimation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(8): 2231–2235.

苏志刚: 男, 1972年生, 博士生, 研究方向为合成孔径雷达。
彭应宁: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为高速实时数字信号处理和自适应信号处理。
王秀坛: 女, 1947年生, 教授, 主要研究方向为高速实时数字信号处理和自适应信号处理。