

压缩感知曲线 SAR 孔径优化和目标三维特征提取*

何峰¹, 杨阳^{1,2}, 董臻¹, 梁甸农¹
(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;
2. 中国空气动力研究与发展中心, 四川 绵阳 621000)

摘要: 在建立曲线合成孔径雷达回波信号稀疏表示模型的基础上, 基于压缩感知采样矩阵设计的不相关原则, 给出了曲线孔径优化设计的评价准则, 并利用基于全局优化的基追踪方法实现了目标三维特征提取。仿真结果验证了孔径优化评价准则的正确性和基追踪方法在目标特征提取处理中的有效性。

关键词: 曲线合成孔径雷达; 压缩感知; 孔径设计; 特征提取; 基追踪; 雷达三维成像

中图分类号: TN957 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2015)04-093-06

Aperture optimizing and 3-dimensional target feature extraction of curvilinear SAR based on compress sensing

HE Feng¹, YANG Yang^{1,2}, DONG Zhen¹, LIANG Diannong¹

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: The compressed sensing theory was applied to curvilinear aperture optimizing and 3-dimensional target feature extraction of curvilinear synthetic aperture radar. First, the echo signal target sparse representation model was built. Based on the incoherence principle between sparse matrix and sampling matrix of the compressed sensing theory, a guideline of evaluation to curvilinear aperture optimizing was found. Moreover, the 3-dimensional target feature extraction was realized by employing the basis pursuit method. Simulation results prove the correctness of the aperture optimization strategies with the incoherence principle as well as the efficiency of the basis pursuit method in target feature extraction.

Key words: curvilinear synthetic aperture radar; compressed sensing; aperture design; feature extraction; basis pursuit; radar 3-dimensional imaging

曲线合成孔径雷达 (CurviLinear Synthetic Aperture Radar, CLSAR) 是一种工作在聚束方式下的新型微波对地观测技术, 平台在方位-高度平面内作曲线飞行, 在这两个方向同时形成分辨力, 加上雷达宽带信号形成的距离分辨力, 构成三维分辨能力, 能提供更为丰富和全面的目标信息^[1-2]。

优化的曲线孔径设计和有效的特征提取方法是 CLSAR 获取目标信息的关键。在曲线孔径优化设计上, 现有方法或以参数估计的克拉美罗下限 (Cramer Rao Lower Bound, CRLB) 作为评价孔径性能的指标^[3], 或通过对各种孔径下目标特征提取性能的仿真^[4-5], 得到关于孔径设计的直观结论, 尚缺乏基于三维图像重构性能的孔径设计原则和指导思想。现有的特征提取算法主要是基于谱估计理论参数化 RELAX 方法^[6]及其改进

算法^[7]。从信号表示理论的观点看, RELAX 算法属于信号表示的吐故纳新算法, 是迭代的局部优化型方法, 原理上具有一定的先天局限性。

压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 是近年来出现的一种新理论^[8-11]。本文将压缩感知理论运用到 CLSAR 孔径设计与三维图像重构中, 在建立 CLSAR 回波稀疏信号模型的基础上, 利用压缩感知理论在采样矩阵设计和信号重构方面的研究成果来解决曲线孔径设计和目标三维特征提取问题, 通过仿真验证了本文所提方法的有效性。

1 CLSAR 信号稀疏表示模型

如图 1 所示, 雷达绕目标区域中心 O 作曲线运动, 坐标系 (x, y, z) 以 O 点为原点, x, y, z 轴分别表示方位、斜距和高度维。理论上, 雷达运行轨迹可以是任意三维曲线, 不过通常为减少距离维与方

* 收稿日期: 2014-10-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61101187)

作者简介: 何峰 (1976—), 男, 湖北孝感人, 副研究员, 博士, 硕士生导师, E-mail: hefeng@nudt.edu.cn

位-高度维的耦合,运行轨迹通常设计为平面曲线且所在平面平行于 $x-z$ 面。 R_0 和 R 分别代表雷达到场景中心和坐标为 (x, y, z) 的一个散射点的距离; θ, φ 分别代表雷达的方位角和俯仰角。

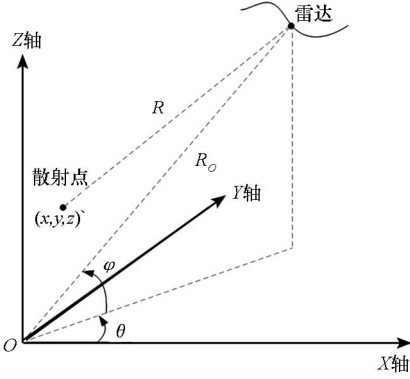


图 1 曲线 SAR 工作几何图

Fig. 1 The geometry of CLSAR

对于 CLSAR 的观测对象,由几何绕射理论知^[12],如果入射激励波的波长小于目标尺寸,目标的后向散射场可看成是由有限多个独立的散射中心的散射组成。以二维空间为例,单个散射中心的二维后向散射场可以描述为频率 f 和方位视角 θ 的函数,目标的散射场则是这些散射中心的合成^[12]:

$$E(\theta, f) = \sum_{i=1}^K \sigma_i \left(j \frac{f}{f_c} \right)^{\alpha_i} \exp(-2\pi f \gamma_i \sin\theta) \times \exp\left\{-j \frac{4\pi f}{c} f(x_i \cos\theta + y_i \sin\theta)\right\} \quad (1)$$

其中, σ_i 为平均振幅, f_c 为中心频率, α_i 和 γ_i 分别描述每个散射中心散射强度对频率 f 和角度 θ 的依赖关系。式(1)表征了雷达目标后向散射场在频率-角度域的稀疏性,是基于压缩感知理论进行目标特征提取的理论基础。

CLSAR 在运动中以视角集 $\{\theta_m, \varphi_m\}_{m=1}^{M_{ah}}$ 进行观测,在远场小视角和窄带观测的条件下,式(1)中散射场对频率和视角的依赖可用常数来近似^[13],则视角 $\{\theta, \varphi\}$ 下目标回波信号经过以坐标原点处参考信号解线频调处理后可表示为:

$$E(t, \theta, \varphi) = \sum_{i=1}^I \sigma_i \exp\left\{j \frac{4\pi [f_c + \gamma(t - \tau_o)]}{c} \times (x_i \cos\varphi \cos\theta + y_i \cos\varphi \sin\theta + z_i \sin\varphi)\right\} \quad (2)$$

式(2)是式(1)在三维空间的扩展形式,其中 γ 为发射信号调频率, $\tau_o = 2R_0/c$, 表示雷达到成像区域中心的时延。注意由于解线频调处理的“时频变换”效应^[14], 式(2)中的时间变量 t 实际

代表着“频率”的物理含义,如果令 $f_c + \gamma(t - \tau_o) = f$, 则可与式(1)取得形式上的一致。式(2)中假设测绘区共有 I 个目标, σ_i 和 (x_i, y_i, z_i) 分别表示第 i 个目标的散射强度和位置。当引入三维空间波数 $k_x = \hat{k} \cos\varphi \cos\theta, k_y = \hat{k} \cos\varphi \sin\theta, k_z = \hat{k} \sin\varphi$ (其中的 $\hat{k} = 4\pi [f_c + \gamma(t - \tau_o)]/c$) 时,式(2)可表示为波数域形式:

$$E(k_x, k_y, k_z) = \sum_{i=1}^I \sigma_i \exp\{j(k_x x_i + k_y y_i + k_z z_i)\} \quad (3)$$

假设有一个三维全孔径观测的虚拟系统,它在连续的二维视角变化下观测获得三维波数域的密集采样,则由式(3),该虚拟系统密集采样后的离散化回波可表示为如下矩阵形式:

$$\mathbf{x} = \Psi_I \mathbf{s}_I \quad (4)$$

其中, \mathbf{x} 为三维回波信号 $E(k_x, k_y, k_z)$ 密集采样后得到的三维矩阵 \mathbf{E} 经过行列层堆叠得到的信号列向量, $\mathbf{s}_I = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_I]^T, \Psi_I = [\psi_1^x \otimes \psi_1^y \otimes \psi_1^z, \dots, \psi_I^x \otimes \psi_I^y \otimes \psi_I^z]$, \otimes 为 Kronecker 积。 $\psi_i^x = \exp\{-j\mathbf{k}_x x_i\}; \psi_i^y = \exp\{-j\mathbf{k}_y y_i\}; \psi_i^z = \exp\{-j\mathbf{k}_z z_i\}; \mathbf{k}_x, \mathbf{k}_y, \mathbf{k}_z$ 分别为 k_x, k_y, k_z 波数域 N_x, N_y, N_z 点采样构成的列向量, \mathbf{x} 为 $N_x N_y N_z$ 维列向量。

为构造完备基,我们将目标空间网格离散化,当网格间隔取波数域采样带宽的倒数时,无模糊成像范围内 X, Y, Z 方向上的目标网格数分别为 N_x, N_y, N_z , 假设每个空间网格都可能有目标(如无目标,则相应元素为 0),按照与式(2)~(4)完全类似的方式重新推导,式(4)可以重新表示为:

$$\mathbf{x} = \Psi_N \mathbf{s}_N \quad (5)$$

其中 $N = N_x N_y N_z$ 。对比式(4)、式(5), \mathbf{s}_N 由 I 维扩展为 $N_x N_y N_z$ 维,全孔径观测数据 \mathbf{x} 的维数与可分辨的最大目标数相等。 Ψ_N 是由三维的傅里叶基向量经 Kronecker 积后形成的完备基。由式(5)知全孔径下的图像重建就是三维傅里叶变换过程。由于目标区域内实际只分布了 I 个目标,因此 \mathbf{s}_N 是 I -稀疏向量。

再考虑曲线孔径下稀疏观测的情况,此时仅在 M_{ah} 个雷达视角 $\{\theta_m, \varphi_m\}_{m=1}^{M_{ah}}$ 下观测目标,获得的观测数据 \mathbf{y} 是全孔径数据 \mathbf{x} 的采样,由 \mathbf{x} 向量内元素的子集构成。定义采样矩阵 $\Phi \in R^{M \times N} (M = M_{ah} \times N_y)$:

$$\Phi(i, j) = \begin{cases} 1, & j = [\text{Ind}_{\text{lay}}(\mathbf{y}(i)) - 1]N_x N_y + \\ & [\text{Ind}_{\text{col}}(\mathbf{y}(i)) - 1]N_x + \text{Ind}_{\text{row}}(\mathbf{y}(i)) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $\text{Ind}_{\text{row}}(\cdot)$, $\text{Ind}_{\text{col}}(\cdot)$ 及 $\text{Ind}_{\text{lay}}(\cdot)$ 均为行列层索引算子,用于提取 \mathbf{y} 中元素在原三维矩阵 \mathbf{E} 中的行列层索引。则 CLSAR 稀疏观测模型可表示为:

$$\mathbf{y} = \Phi \cdot \mathbf{x} = \Phi \cdot \Psi_N \cdot \mathbf{s}_N \quad (7)$$

式(7)中,目标的稀疏性表现在 \mathbf{s}_N 中只有 I 个有效元素,观测的稀疏性表现在 Φ 的行数 M 远远小于列数 N 。

根据 CS 理论,只要信号在某一个正交空间具有稀疏性,就能以较低的频率采样信号,并以高概率重构该信号。由式(5)、式(7)知,长度为 N 的全孔径信号 \mathbf{x} 在完备的三维傅里叶基 Ψ_N 下的变换系数是 I -稀疏的,如果用一个与 Ψ_N 不相关的观测基 $\Phi: M \times N$ 对稀疏向量进行线性变换,并得到观测集合 $\mathbf{y}: M \times 1$ 。那么就可以利用优化求解方法从观测集合中高概率重构原始信号 \mathbf{x} 或与之等价的 \mathbf{s}_N 。

2 曲线孔径优化

CLSAR 观测数据是对全孔径回波的降维观测。根据压缩感知理论^[8],信号重构的精度与采样矩阵和基矩阵的不相关度有关,两者不相关度越大,重构信号的精度越高。因此,应选择与三维傅里叶基矩阵 Ψ_N 不相关度最大的曲线孔径采样矩阵。本文引入文献[15]中定义的点散射函数(Point Spread Function, PSF)。原始的 PSF 函数形式是在一维傅里叶基下给出的^[15],为了应用于 CLSAR,重新定义 PSF 为

$$\text{PSF}(i, j) = \mathbf{e}_j^* \Theta^* \Theta \mathbf{e}_i \quad (i, j = 0 \cdots M - 1) \quad (8)$$

其中: \mathbf{e}_i 表示一个 $N \times 1$ 维向量,仅在第 i 个元素为 1, $\Theta = \Phi \cdot \Psi_N$, 表示定义在三维波数空间的与 Φ 对应的采样子集上的三维傅里叶算子; Θ^* 表示 Θ 的伴随算子,即补零的傅里叶反变换。由定义知, PSF 仅取决于曲线孔径确定的 Φ , 与目标特征、雷达参数等因素无关。在满足 Nyquist 采样定律的情况下 PSF 是一个单位阵。在欠采样情况下,将会使 PSF 矩阵中的非对角线元素非零,并使对角线元素幅度降低,意味着在重建中零元素受到原非零元素影响,它表征了非均匀欠采样造成的能量泄露。根据稀疏重构的原理,对目标特征提取性能影响最大的是峰值旁瓣,而非积分旁瓣。因此,泄露的旁瓣峰值能量越高,表示相关性越强,CLSAR 孔径形状应使得这种能量泄露尽可能均匀地分布在图像中,避免产生较强的峰值。定义峰值不相关度(Peak DEcorrelation, PDE)为:

$$\text{PDE} = 1 - \max_{\substack{0 \leq i \leq M-1 \\ 0 \leq j \leq M-1 \\ i \neq j}} \left| \frac{\text{PSF}(i, j)}{\text{PSF}(i, i)} \right| \quad (9)$$

不相关度越大,则该孔径形状下欠采样得到的观测数据重建的收敛性能越好,旁瓣越小。表 1 给出了几种典型曲线轨迹的不相关度(方位-高度全采样矩阵大小为 50×50 , 其中抛物线、sin 曲线、三角折线为 50 个采样点,圆和垂直折线为 100 个采样点)。

表 1 典型曲线孔径的不相关度

Tab. 1 Typical curve aperture decorrelation

采样轨迹	PDE	采样轨迹	PDE
抛物线	0.584 5	圆	0.380 7
Sin 曲线	0.563 3	垂直折线	0.505 0
三角折线	0.363 6	全孔径	1

由表 1 知,全孔径的不相关度为 1,对目标特征提取的精度和算法收敛性最好。在给出的几种孔径中,抛物线具有最高的不相关度,说明多项式曲线可以作为一种较好的采样轨迹。在已有研究中,文献[3]将参数估计的 CRLB 作为评价孔径性能的指标,得出的结论为大尺寸、非线性程度越高的孔径具有更优的估计性能;文献[5]通过直观比较典型非直线孔径录取数据的成像性能发现,在相同的孔径跨度范围上,抛物线形孔径具有比折线形孔径更优的成像性能。由此可见,本文利用不相关度指标 PDE 得出的结论与已有文献中的结论是相符的。

3 目标三维特征提取

目前 CLSAR 处理普遍采用基于最小化非线性方差准则的 RELAX 算法,能有效降低目标旁瓣,但存在稳健性问题,且需要估计散射点的个数。从信号表示的观点看,RELAX 算法实际上是匹配追踪(Match Pursuit, MP)和交替尺度法相结合的产物,能在一定程度上克服匹配追踪的弱点,但仍然脱离不了吐故纳新算法的范畴,具有短视效应,很多情况得不到全局最优解。基于度量函数的全局竞争优化算法则避免了吐故纳新类算法固有的贪婪和短视行为,具有原理上的优越性。基追踪(Basis Pursuit, BP)^[10]作为一种全局优化策略考虑如下的(P1)问题:

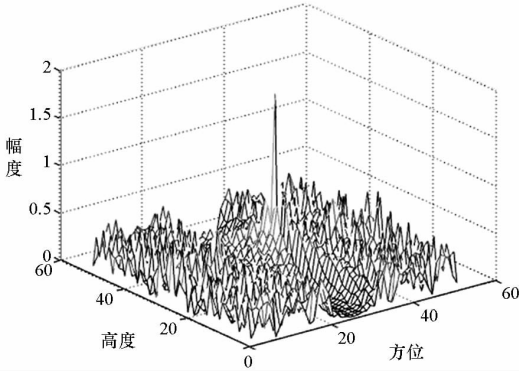
$$(P1) \min \|\mathbf{s}\|_1 \quad \text{sub. } \mathbf{y} = \Theta \cdot \mathbf{s} \quad (10)$$

它可以等价为一个线性规划问题,如果问题的解满足一定的稀疏条件^[16],则可用单纯形法或内点法求解。作为一种全局优化算法,BP 方法具有更好的稳健性和收敛性能,可在相当宽泛的条件下获得信号表示的稀疏解,并且它不需要已知

散射点个数,便于在实际中实现。

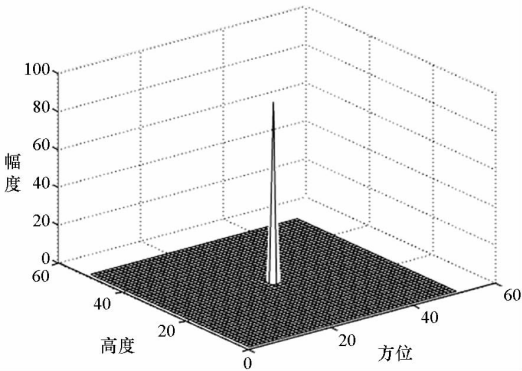
4 仿真实验

设信号带宽为 1GHz,曲线孔径在高度向和方位向各有 50 个观测角,在斜距向有 50 个采样点。首先仿真场景中心单点目标在抛物线孔径下通过快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transformation, FFT) 重建和 BP 重建的对比,其方位 - 高度维幅度图如图 2 所示。可见,BP 方法在有效提取目标峰值的同时可以大大降低旁瓣。



(a) FFT 重建

(a) FFT reconstruction



(b) BP 重建

(b) BP reconstruction

图 2 抛物线孔径下目标 FFT 重建和 BP 重建对比

Fig. 2 Comparison between FFT method and BP method in parabola aperture

针对由四个三维空间分布的散射点组成的目标进行重建仿真,四个散射点散射强度相等,满足远场观测条件。目标的真实分布如图 3 所示,其中圆心代表目标在场景中的位置,半径表示散射强度(下同)。

在全孔径观测下,对目标进行估计的结果如图 4 所示,四个散射点均能得到位置和幅度的准确估计。根据表 1 列出的几种曲线,选择抛物线和圆作为曲线孔径进行仿真,BP 重建得到的结果如图 5 和图 6 所示。可见,与全孔径相比,在抛物线孔径和圆孔径情况下,BP 方法均能够准确地估

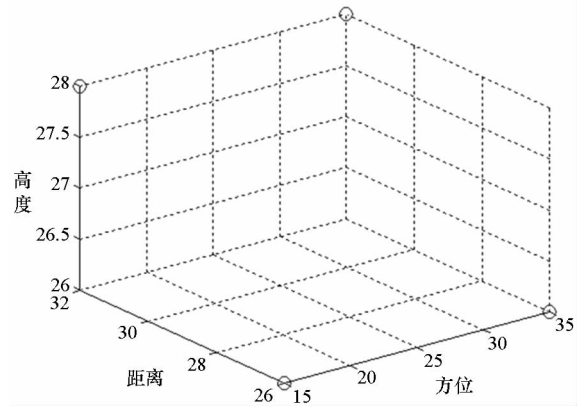


图 3 目标真实分布图

Fig. 3 Target distribution

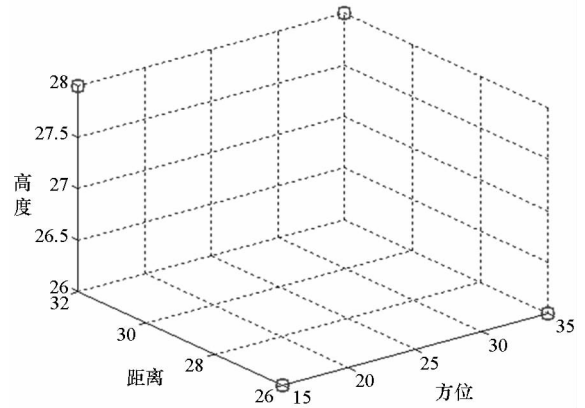


图 4 全孔径下目标特征提取

Fig. 4 Target feature extraction in full aperture

计出目标位置,但是信号的幅度会有不同程度的衰减,其中圆孔径下幅度的衰减更加严重。图 5 和图 6 还画出了重构后大于目标幅度 10% 的旁瓣,可以看出圆孔径下远端目标各产生了一个虚假目标,而抛物线孔径下则没有虚假目标。这一仿真结果与表 1 中利用 PDE 指标的性能评价结果一致。

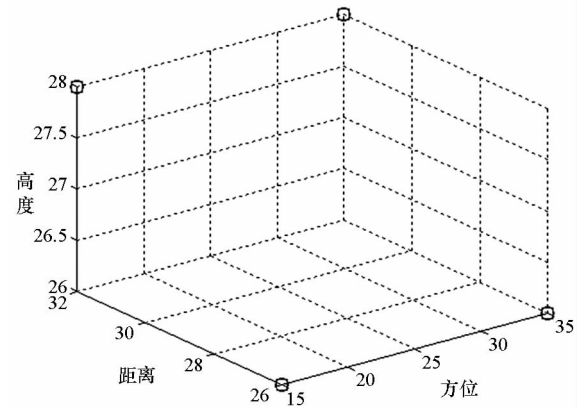


图 5 抛物线孔径下目标特征提取

Fig. 5 Target feature extraction in parabola aperture

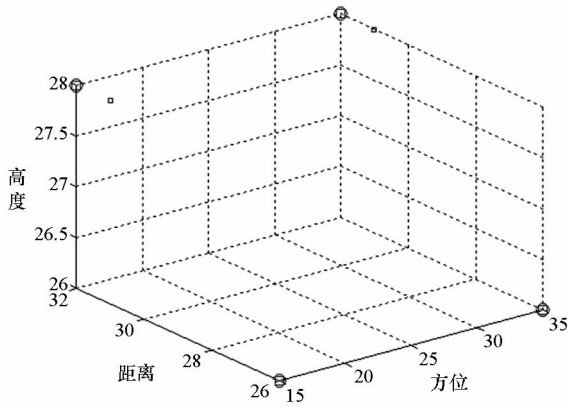
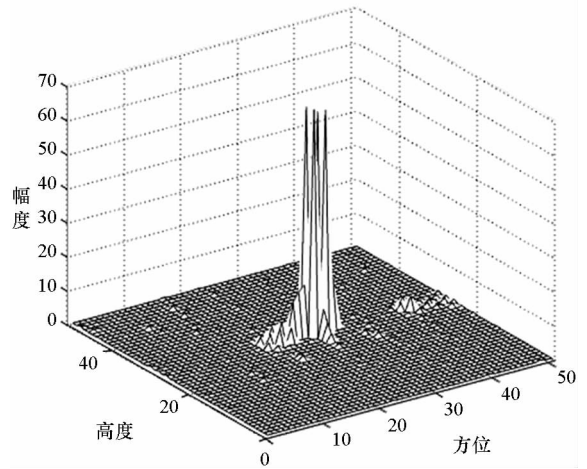


图6 圆孔径下目标特征提取

Fig. 6 Target feature extraction in circle aperture

在方位 - 高度采样网格点 (26, 26), (26, 28), (28, 26) 和 (28, 28) 四个位置分别设置幅度为 100 的点目标, 在抛物线和圆孔径条件下应用 BP 方法和 RELAX 算法对目标进行特征提取。图 7 给出了在无噪声下两种方法提取的目标方位 - 高度维幅度, 其中图 7(a)、(c) 为 BP 方法计算结



(c) BP: 圆孔径

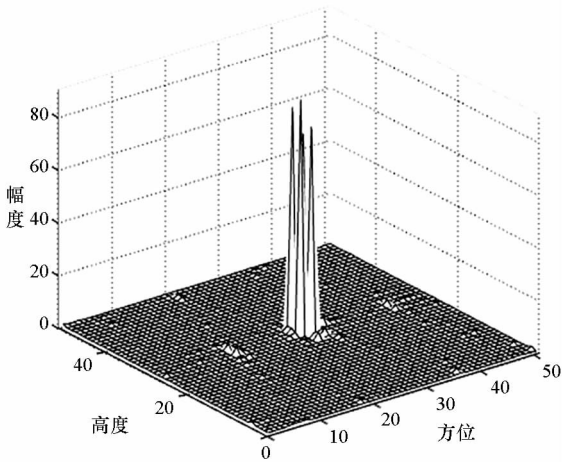
(c) BP: circle aperture

图7 抛物线和圆孔径下基追踪和 RELAX 方法提取的目标方位 - 高度维幅度

Fig. 7 Target intensity in azimuth-height dimensions based on BP and RELAX

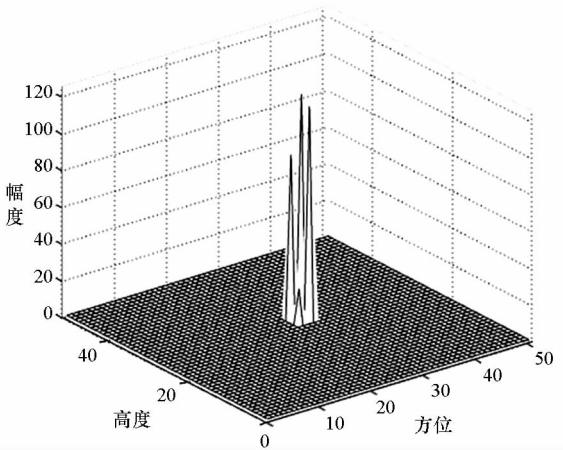
果, 图 7(b) 为 RELAX 方法计算结果, 在圆孔径下, RELAX 方法的解无法收敛。从图 7 可以看出, 对不同位置的目标, BP 方法能够在给出的两种孔径下准确提取出目标位置, 目标幅度有所下降, 但其在四个位置上幅度差异不大; RELAX 算法能够准确提取出抛物线孔径下目标位置信息, 但对目标幅度的估计不稳健, 在圆孔径下无法收敛到稳定解。可见相比于 RELAX 算法, BP 算法更稳健。

图 8 为抛物线孔径下对信号叠加不同能量的高斯白噪声后, 运用 BP 方法和 RELAX 算法进行特征提取的结果。在信噪比为 0dB 情况下, 两者均能准确提取出目标位置信息。当继续加大噪声能量, 使信噪比为 -10dB 时, 尽管存在较多旁瓣,



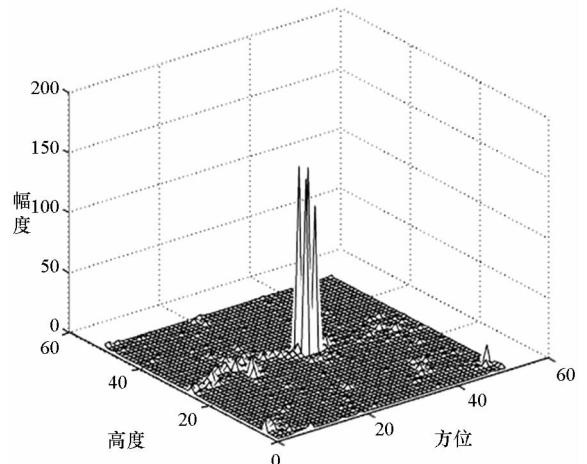
(a) BP: 抛物线孔径

(a) BP: parabola aperture



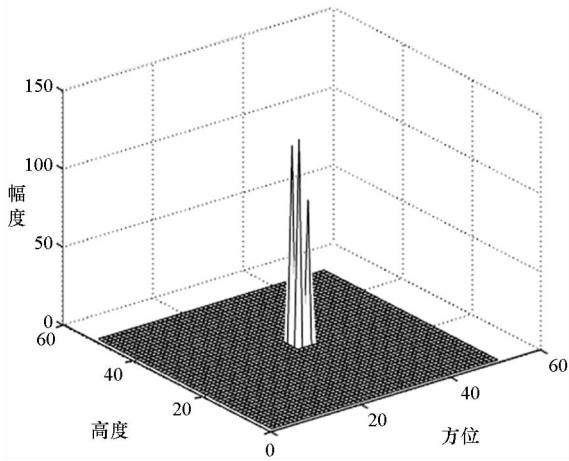
(b) RELAX: 抛物线孔径

(b) RELAX: parabola aperture

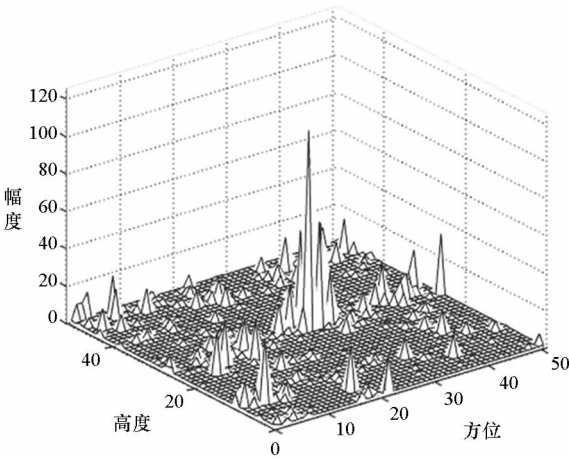


(a) BP: 信噪比为 0dB

(a) BP: SNR = 0dB



(b) RELAX:信噪比为 0dB
(b) RELAX: SNR = 0dB



(c) BP:信噪比为 -10dB
(c) BP: SNR = -10dB

图 8 抛物线孔径下叠加高斯白噪声后,

用 BP 和 RELAX 提取的目标方位 - 高度维幅度

Fig.8 Target intensity in azimuth-height dimensions based on BP and RELAX with adding Gaussian white noise

但 BP 方法仍能准确提取出四个目标的位置,而 RELAX 算法则不能收敛到稳定解。仿真说明了 BP 方法在强噪声环境下,具有更好的稳健性。

5 结论

本文提出了基于压缩感知理论的曲线 SAR 三维目标特征提取方法和曲线孔径优化评价方法。在对曲线 SAR 进行目标回波稀疏表示建模的基础上,从压缩感知理论采样矩阵不相关原则出发,通过定义峰值不相关度这一不相关度量,指导了曲线孔径的优化问题;利用 BP 算法这一全局最优的稀疏表示寻优方法实现了目标的特征提取,取得了较好的效果。仿真验证了本文方法的有效性。

参考文献 (References)

[1] 张子善. 曲线合成孔径雷达三维成像相关技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2009.
ZHANG Zishan. Research on key technologies of curvilinear SAR 3-dimensional imaging [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. (in Chinese)

[2] 洪文. 圆迹 SAR 成像技术研究进展[J]. 雷达学报,2012, 1(2): 124 - 135.
HONG Wen. Progress in circular SAR imaging technique [J]. Journal of Radars, 2012, 1(2): 124 - 135. (in Chinese)

[3] Su Z G, Peng Y N, Wang X T. Feature-independent aperture evaluator for the curvilinear SAR [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(2):191 - 195.

[4] Tang Z, Li J W, Zhou Y Q, et al. Research on optimal aperture for curvilinear SAR [J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(5):898 - 903.

[5] Brian D R, Randolph L M. Flight path strategies for 3D scene reconstruction from bistatic SAR [J]. IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 2004, 151(3): 149 - 157.

[6] Liu Z S, Knaell K. Use of curvilinear SAR for three dimensional target feature extraction [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 1997, 144(5): 275 - 283.

[7] Li J, Bi Z, Liu Z S. Autofocus and feature extraction in curvilinear SAR via a relaxation-based algorithm [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 1999, 146(4): 201 - 207.

[8] Donoho D L. Compress sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(4):1289 - 1306.

[9] Baraniuk R. A lecture on compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4):118 - 121.

[10] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Review, 2001, 43(1):129 - 159

[11] 叶钊,何峰,梁甸农,等. 基于压缩感知的多频率信号融合[J]. 国防科技大学学报,2010,32(4):84 - 87.
YE Fan, HE Feng, LIANG Diannong, et al. Multi-frequency fusion based on compressive sensing [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010,32(4):84 - 87. (in Chinese)

[12] Gerry M J, Principe L C, et al. A parametric model for synthetic aperture radar measurements [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1999, 47(7):1179 - 1188.

[13] Vann L D, Cuomo K M, Piou J E, et al. Multisensor fusion processing for enhanced radar imaging: technical report 1056 of lincoln lab [R]. Lexington, MA: Massachusetts Institute Technology, 2000.

[14] Caputi W J. Stretch: a time-transformation technique [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1971, 7(2): 269 - 278.

[15] Lustig M. Compressed sensing MRI [J]. IEEE Signal Processing, 2008, 24(2): 72 - 82.

[16] Donoho D L, Elad M. Optimally sparse representation in general dictionaries via l^1 minimization [J]. PNAS, 2003, 100(5): 2197 - 2202.