

文章编号: 2095-4980(2013)05-0775-07

压缩感知 ISAR 成像的全变差优化最小算法

冯 灿^{1,2}, 肖 亮¹, 韦志辉¹

(1.南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094; 2.北方信息控制集团有限公司, 江苏 南京 210094)

摘 要: 对于逆合成孔径雷达(ISAR)目标成像, 从少量压缩测量回波数据重建高分辨率运动目标是不适定问题, 且观测噪声也会影响重建结果。在频率步进连续波 ISAR 系统回波观测模型基础上, 结合压缩感知原理, 给出了一种基于全变差正则化的 ISAR 压缩感知成像模型, 通过将该优化模型转化为一系列简单代理函数进行求解, 提出了一种快速优化最小算法。最后在不同回波信噪比条件下进行仿真验证。实验结果表明, 当回波信噪比大于 10 dB 时, 本文方法明显优于距离-多普勒算法和基于 L_1 范数的压缩感知成像方法。

关键词: 逆合成孔径雷达成像; 压缩感知; 全变差正则化; 优化最小算法

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201305.0775

ISAR compressive imaging based on Majorization-Minimization of total variation

FENG Can^{1,2}, XIAO Liang¹, WEI Zhi-hui¹

(1.School of Computer Science & Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China;
2.The North Information Control Group Co. Ltd, Nanjing Jiangsu 210094, China)

Abstract: Reconstruction of Inverse Synthetic Aperture Radar(ISAR) image from its limited number of compressive echo samples is an ill-posed problem and the quality of final image significantly depends on the noise level. In this paper, a total variation based variational model is proposed for ISAR imaging from finite number of compressive echo samples based on ISAR system signal model with stepped frequency continuous wave and compressive sensing theory. An efficient Majorization-Minimization(MM) algorithm is also developed to seek the solution of the proposed model by minimizing a sequence of quadratic surrogate penalties. Results of simulated experiments with various noise levels demonstrate that the proposed method outperforms Range-Doppler(RD) algorithm and L_1 norm based method when echo Signal-to-Noise Ratio(SNR) is above 10 dB.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar imaging; Compressive Sensing; total variation regularization; Majorization-Minimization algorithm

逆合成孔径雷达(ISAR)是一种基于对目标回波进行相干处理的主动微波成像系统^[1-2], 具有可见光、红外等传感器所不具备的全天候工作能力, 是对地面、空中及空间运动目标进行成像的强有力工具。无论在军用还是在民用领域, 逆合成孔径雷达影像在目标跟踪、目标识别与分类等方面有着广泛应用。在这些应用中, ISAR 图像的分辨率是关键指标之一。在传统的基于傅里叶变换的距离-多普勒(RD)算法框架下, ISAR 图像距离向分辨率与发射信号带宽成正比, 而其方位向分辨率与相干处理时间(Coherent Processing Interval, CPI)和目标沿雷达视角方向的转动有关^[3]。为了得到高距离分辨率和方位分辨率的 ISAR 图像, 最常用的方法是提高雷达发射信号的带宽以及增加雷达波束与目标的相干处理时间。但在实际 ISAR 成像系统中, 以下因素严重制约了其分辨率的提高: a) 由于受限于硬件条件, 不可能通过无限制提高发射信号的带宽来提高 ISAR 图像的距离分辨率; b) 由于观测目标的机动性和非合作性, 通过增加目标与雷达波束的相干处理时间难以实现, 并且增加相干处理时间会给目标实时跟踪带来极大困难; c) 大幅提高发射信号带宽和增加相干处理时间会产生庞大的数据, 而数据处理能力是雷达系统设计关键因素之一, 并且大量数据的采集、传输和处理也会给雷达系统带来极大困难。

收稿日期: 2013-06-17; 修回日期: 2013-07-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61071146, 61171165); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2010488); 国家重大科学仪器专项计划资助项目(2012YQ050250)

近几年由国际信号处理专家 Candès^[4-5]和 Donoho^[6]等人提出的“压缩感知理论(Compressive Sensing, CS)”给出以上问题的潜在新颖解决途径。该理论指出,只要信号是可压缩的或在某个变换域是稀疏的,那么就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将高维信号投影到一个低维空间上,然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量投影数据中以高概率重构出原信号。在该理论框架下,采样速率不决定于信号带宽,而决定于信息在信号中的结构和内容。可以看出,在该理论框架下的信号采样能极大地降低信号采样率,减少数据量,降低数据传输代价。

2007 年以来,学者们将压缩感知这一新兴理论应用于雷达信号处理领域,提出了压缩感知雷达的概念^[7-9]。压缩感知理论在简化雷达系统硬件设计,避免由高速采样产生海量数据,改善雷达成像质量等方面有着巨大潜力。在 ISAR 信号处理中,压缩感知理论也得到了广泛应用,基于压缩感知的 ISAR 成像也成为当前 ISAR 成像领域研究热点之一。这方面研究近几年也引起了国内学者的高度重视,涌现出一批致力于此方面研究的科研团队,如西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室的科研团队。也产生了许多关于 CS 理论在 ISAR 成像中应用的相关文献和研究成果。如张磊、李军等人提出的基于压缩感知的稀疏孔径高分辨成像算法^[10-11]。张磊、邢孟道等人在文献[12]提出了低信噪比条件下基于压缩感知的高分辨 ISAR 成像方法。他们提出了通过发射稀疏探测信号来获取高分辨图像的逆合成孔径雷达成像方案^[13]。并在文献[14]研究了通过发射稀疏频率步进波来减少数据量和数据获取时间,增强系统抗干扰性,并利用压缩感知方法从少量测量值中通过挖掘稀疏性重建全分辨率目标图像。

压缩感知 ISAR 成像方法是通过引入先验信息建立并求解优化模型,从不完整测量回波数据中重建 ISAR 图像。在上面列举的现有方法中,大部分方法所利用的先验信息为 ISAR 图像在时域或某个变换域的稀疏性先验,并用 L_1 范数来刻画,从而将 ISAR 成像问题转化为求解 L_1 范数最小化问题。但稀疏性并不是 ISAR 图像唯一的先验信息。可以通过挖掘新的 ISAR 图像先验信息,设计相应的正则项来建立压缩感知 ISAR 成像模型。

不同于基于 L_1 范数压缩感知 ISAR 成像模型,本文引入 ISAR 图像梯度场稀疏性先验信息,并用全变差(Total Variation, TV)^[15]来刻画这种先验信息,建立基于 TV 正则化的 ISAR 成像模型,并根据优化最小(MM)算法^[16]思想设计了相应的快速求解算法,从而从压缩测量回波数据中重建高精度 ISAR 图像。

1 ISAR 回波模型与 CS 成像

对频率步进连续波(Stepped Frequency Continuous Wave, SFCW)ISAR 系统接收回波进行建模并回顾基于 L_1 范数最小化的压缩感知 ISAR 成像方法。

1.1 ISAR 回波观测模型

以转台模型为例来建立发射信号为频率步进连续波的 ISAR 系统回波观测模型。假设雷达发射 m 组步进频率连续波信号,每组信号包含 n 个频率步进脉冲,每组信号中频率步进脉冲的频率分量为 $f_i = f_0 + i\Delta f$, $i=1,2,3,\dots,n-1$, f_0 为起始频率, Δf 为频率步进间隔^[17]。发射信号带宽 B 可以式(1)计算:

$$B = f_{N-1} - f_0 + \Delta f = n\Delta f \quad (1)$$

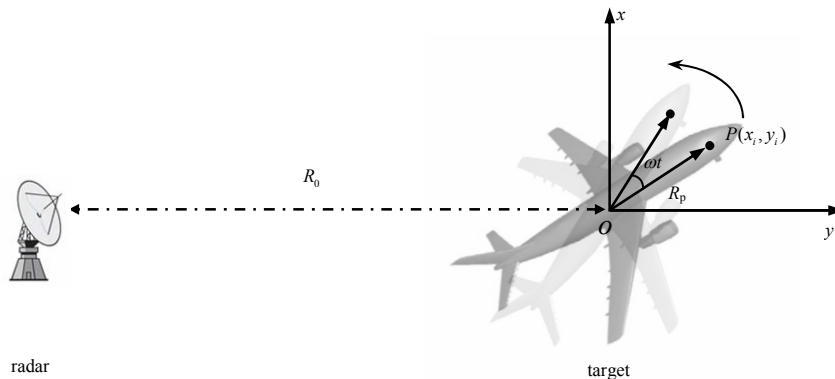


Fig.1 ISAR model
图 1 ISAR 模型

考虑图 1 的 ISAR 模型,假设目标中心与雷达距离为 R_0 ,目标以角速度 ω 逆时针旋转。可以得到,雷达接收到目标上第 i 个坐标为 (x_i, y_i) 的散射点的回波信号为^[2]:

$$E^s(f, t) = \alpha_i \cdot e^{-j2\pi\left(\frac{2f}{c}\right)R(x_i, y_i, t)} + \eta \quad (2)$$

式中: E^s 为系统接收到的回波信号; $f = (f_0, f_1, \dots, f_{n-1})$ 是发射信号频率向量; t 为采样时间向量; α_i 为散射点后向散射系数; c 为光速; $R(x_i, y_i, t)$ 为散射点与雷达的瞬时距离; η 为加性噪声。由目标和雷达几何关系, 瞬时距离可以表示为:

$$R(x_i, y_i, t) = \sqrt{(R_0 + x_i \cos \omega t - y_i \sin \omega t)^2 + (x_i \sin \omega t + y_i \cos \omega t)^2} \quad (3)$$

若目标上有 p 个强散射点, 坐标分别为 (x_i, y_i) , $i=1, 2, 3, \dots, p$, 则雷达接收到的回波信号为所有散射点回波迭加, 可以表示为:

$$E^s(f, t) = \sum_{i=1}^p \alpha_i \cdot e^{-j2\pi \left(\frac{2f}{c} \right) R(x_i, y_i, t)} + \eta \quad (4)$$

将目标场景区域划分为 N 个网格点, 每个网格点的坐标为 $\{(\tilde{x}_k, \tilde{y}_k)\}_{k=1}^N$, 并定义以下字典:

$$\begin{cases} \Psi = \{\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N\}, \\ \varphi_k(f, t) = e^{-j2\pi \left(\frac{2f}{c} \right) R(\tilde{x}_k, \tilde{y}_k, t)}, k=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\Psi \in C^{N \times N}$ 是所有原子拉成列向量而组成的矩阵; C 是复数; φ_k 是字典的原子。那么式(4)中回波信号就可以写成:

$$E^s(f, t) = \sum_{i=1}^N \tilde{\alpha}_i \cdot e^{-j2\pi \left(\frac{2f}{c} \right) R(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i, t)} + \eta \quad (6)$$

并且可以被表示成矩阵形式, 得到以下 ISAR 回波观测模型:

$$E^s(f, t) = \Psi a + \eta \quad (7)$$

式中 $a = (\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_N)^T$ 是成像场景的后向反射系数向量。当散射点 (x_i, y_i) 落入网格 $(\tilde{x}_v, \tilde{y}_v)$ 时, $\tilde{\alpha}_v = \alpha_i$, 否则 $\tilde{\alpha}_v = 0$ 。由此可以看出, a 中非零系数对应了成像区域中 p 个强散射点的后向散射系数。

1.2 基于 L_1 范数的 CS 成像

建立了回波观测模型式(7)后, 利用压缩感知理论基本思想, 引入测量矩阵 $\Phi \in C^{M \times N}$ 对回波进行压缩采样, 可以得到 ISAR 回波压缩采样模型:

$$E = \Phi \Psi a + \eta \quad (8)$$

式中 $E \in C^M$ 为压缩采样回波数据。

基于压缩感知的 ISAR 成像方法是通过引入图像先验信息, 建立优化模型, 从压缩采样数据 E 中重建场景后向反射系数 a 。压缩感知 ISAR 成像重建模型可以表示为:

$$\hat{a} = \arg \min_a \|E - \Phi \Psi a\|_2^2 + \lambda \mathcal{R}(a) \quad (9)$$

式中: $\|E - \Phi \Psi a\|_2^2$ 为保真项; λ 为正则化参数; $\mathcal{R}(a)$ 为正则项, 用来刻画目标场景后向反射系数的先验信息, 如最常用的是目标场景的稀疏性先验, 用向量的 L_1 范数来度量, 即 $\mathcal{R}(a) = \|a\|_1$ 。便得到以下基于 L_1 范数的压缩感知 ISAR 成像模型:

$$\hat{a} = \arg \min_a \|E - \Phi \Psi a\|_2^2 + \lambda \|a\|_1 \quad (10)$$

此模型可以用 YALL1^[18], Spg1^[19]和 NESTA^[20]等算法进行快速求解。

2 CS-ISAR 成像模型与全变差优化最小算法

2.1 基于 TV 正则化的 CS 成像模型

基于 L_1 范数的压缩感知 ISAR 成像模型用 L_1 范数来刻画成像场景的稀疏性先验, 并建立相应优化模型。本文引入成像场景的另一种先验: 图像梯度场稀疏性先验, 并用图像全变差进行刻画, 建立基于 TV 正则化的压缩感知 ISAR 成像模型。

TV 正则化最先由 Rudin, Osher 和 Fatemi 应用于图像去噪问题^[15]。近几年来, 基于 TV 正则化的压缩感知图像重建理论和方法引起了人们的极大关注^[21-23]。在压缩感知 ISAR 成像领域, 基于 TV 正则化的成像模型和算法并不多见。本文提出的基于 TV 正则化的压缩感知 ISAR 成像模型如下:

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{E} - \Phi \Psi \mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \mathcal{R}_1(\mathbf{a}) \quad (11)$$

式中 $\mathcal{R}_1(\mathbf{a})$ 为 $\mathbf{a}$ 的全变差, 定义为:

$$\mathcal{R}_1(\mathbf{a}) = \int_{\Omega} |\nabla \mathbf{a}| dx dy \quad (12)$$

离散情况下, 全变差可以写成:

$$\mathcal{R}_1(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^N \sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a})^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a})^2} \quad (13)$$

式中 $\mathbf{D}_i^h$ 和 $\mathbf{D}_i^v$ 分别表示第 i 点沿水平方向和竖直方向的差分算子, 其可以表示为大小为 $N \times N$ 的矩阵。

2.2 全变差优化最小算法

根据优化最小算法(MM)基本思想设计模型(式(11))的快速求解算法。MM 算法是一种将复杂目标函数优化求解问题转化为一系列简单迭代优化问题的求解方法。若原优化问题为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \mathcal{J}(\mathbf{x}) \quad (14)$$

MM 算法通过求解一系列易于求解的优化问题 $\mathcal{S}_k(\mathbf{x})$ 来逼近原问题的解, 即

$$\mathbf{x}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{x}} \mathcal{S}_k(\mathbf{x}), \quad k=0,1,2,3,\dots \quad (15)$$

MM 算法指出, 当 $\mathcal{S}_k(\mathbf{x})$ 满足以下 2 个条件时, 序列 $\mathbf{x}_k$ 收敛于原问题的解 $\hat{\mathbf{x}}$: a) $\mathcal{S}_k(\mathbf{x}) \geq \mathcal{J}(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x}$; b) $\mathcal{S}_k(\mathbf{x}_k) = \mathcal{J}(\mathbf{x}_k)$ 。

运用 MM 算法思想, 针对模型(11), 利用不等式 $\sqrt{x} \leq \sqrt{x'} + (x - x') / (2\sqrt{x'})$ 构造以下函数序列 $\mathcal{S}_k(\mathbf{a}), k=1,2,3,\dots$:

$$\mathcal{S}_k(\mathbf{a}) = \|\mathbf{E} - \Phi \Psi \mathbf{a}\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \left(\lambda \sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2} \right) + \sum_{i=1}^N \left(\lambda \frac{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a})^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a})^2 - (\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 - (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2}{\sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2}} \right) \quad (16)$$

令 $\mathcal{J}(\mathbf{a}) = \|\mathbf{E} - \Phi \Psi \mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a})^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a})^2}$, 有 $\mathcal{S}_k(\mathbf{a}) \geq \mathcal{J}(\mathbf{a}), \forall \mathbf{a}$, 且 $\mathcal{S}_k(\mathbf{a}_k) = \mathcal{J}(\mathbf{a}_k)$, 可知其满足 MM 算法应用条件。因此, 可以用以下优化问题序列的解来逼近式(11)的解:

$$\mathbf{a}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{a}} \mathcal{S}_k(\mathbf{a}) \quad (17)$$

式(16)中 $\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k$ 和 $\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k$ 为常数, 因此, 目标函数 $\mathcal{S}_k(\mathbf{a})$ 可以重写成:

$$\mathcal{S}_k(\mathbf{a}) = \|\mathbf{E} - \Phi \Psi \mathbf{a}\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \left(\lambda \frac{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a})^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a})^2}{\sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2}} \right) \quad (18)$$

式(18)中第 2 项可以写成以下矩阵形式:

$$\sum_{i=1}^N \left(\lambda \frac{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a})^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a})^2}{\sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2}} \right) = (\mathbf{D}_1^h \mathbf{a}, \dots, \mathbf{D}_N^h \mathbf{a}, \mathbf{D}_1^v \mathbf{a}, \dots, \mathbf{D}_N^v \mathbf{a}) \begin{pmatrix} w_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & w_N & \\ & & & w_1 \\ & & & & \ddots \\ & & & & & w_N \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{D}_1^h \mathbf{a} \\ \vdots \\ \mathbf{D}_N^h \mathbf{a} \\ \mathbf{D}_1^v \mathbf{a} \\ \vdots \\ \mathbf{D}_N^v \mathbf{a} \end{pmatrix} = (\mathbf{D} \mathbf{a})^T \mathbf{A}^k \mathbf{D} \mathbf{a} = \mathbf{a}^T \mathbf{D}^T \mathbf{A}^k \mathbf{D} \mathbf{a} \quad (19)$$

式中 $\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1^h \\ \mathbf{D}_1^v \end{bmatrix}$, $\mathbf{D}^h$ 和 $\mathbf{D}^v$ 表示水平方向和竖直方向的一阶差分矩阵。

$$w_i = \frac{\lambda}{\sqrt{(\mathbf{D}_i^h \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{D}_i^v \mathbf{a}_k)^2}}, \quad i=1,2,3,\dots,N, \quad \mathbf{A}^k = \text{diag}\{\mathbf{w}_k; \mathbf{w}_k\} \quad (20)$$

式中 $\mathbf{w}_k$ 是第 i 个元素为 w_i 的 N 维向量。

由此, 优化问题(式(17))可以写成:

$$\mathbf{a}_{k+1} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{E} - \Phi \Psi \mathbf{a}\|_2^2 + \mathbf{a}^T \mathbf{D}^T \mathbf{A}^k \mathbf{D} \mathbf{a} \quad (21)$$

式(21)是一个二次泛函,由变分法知, a_{k+1} 满足以下欧拉-拉格朗日方程:

$$(\Psi^T \Phi^T \Phi \Psi + D^T \Lambda^k D^T) a = \Psi^T \Phi^T E \quad (22)$$

而式(22)可以用共轭梯度法进行快速求解。

由此得到压缩感知 ISAR 成像模型(11)的快速求解算法,算法描述如下:

步骤 a) 输入 E, Φ 和 Ψ , 在本文实验中, Φ 为随机高斯矩阵。令 $k=0$, 设定算法停止阈值 ε 。初始化 $a_0 = (\Phi \Psi)^T E$ 。

步骤 b) 由式(20)计算 Λ^k 。

步骤 c) 利用共轭梯度法求解线性方程组式(22), 得到 a_{k+1} 。

步骤 d) 若 $\frac{\|a_{k+1} - a_k\|_2}{\|a_k\|_2} < \varepsilon$, 算法停止, 否则令 $k=k+1$, 转到步骤 b)。

3 实验结果与对比分析

通过仿真实验验证本文提出方法的有效性,并将本文方法实验结果与传统基于 Fourier 变换的距离-多普勒算法及基于 L_1 范数压缩感知 ISAR 成像方法进行了比较。用重建相对误差(Relative Error, RE)来衡量成像效果。重建相对误差定义如下:

$$RE = \left(\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\hat{a}(i, j) - a(i, j))^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (a(i, j))^2} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (23)$$

式中 a 为真实场景反射系数图像(Ground truth); $\hat{a}$ 为重建图像。由上述定义可知,重建相对误差越小,算法重建图像的质量越高。

仿真实验所有采用的目标和雷达参数见表 1,选取的成像场景反射系数图像见图 2。

为了研究回波信号中噪声对成像结果的影响,在压缩采样过程中加入不同强度的高斯噪声。

图 3 给出当压缩采样率为 18%时,不同噪声水平下(信号噪声比分别为 10 dB, 15 dB, 20 dB 和 30 dB)3 种算法成像结果。

从图 3 中可以看出,距离-多普勒算法成像结果有非常明显的旁瓣效应。但由于距离-多普勒算法是基于匹配滤波的方法,而匹配滤波对噪声不敏感,所以,距离-多普勒算法能很好地处理噪声:如图 3 中第 1 列第 1 幅图像和第 4 幅图像所示,虽然噪声强度从 30 dB 加强为 10 dB,在距离-多普勒成像结果中,目标强散射点的信息在 2 幅图像中几乎没有太大变化。将距离-多普勒成像结果与基于压缩感知成像结果比较,虽然压缩采样后的数据只有原始回波数据的 18%,但基于压缩感知的方法依然能得到较好的成像结果。特别是当噪声不是很强时,成像效果的提升尤为明显。从 2 种压缩感知方法的比较能看出,本文提出的方法比基于 L_1 范数的方法能更好抑制噪声,且能得到更好的成像效果。

为了进一步量化不同算法成像结果,图 4 给出了 3 种算法在不同信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)条件下重建图像的相对误差。从图中可以明显看出,当信噪比高于 10 dB 时,基于压缩感知的方法重建图像的误差比距离-多普勒算法得到的图像误差更小。从图中也能清晰看出本文算法比基于 L_1 范数的方法重建图像相对误差更小。

表 1 仿真实验目标和雷达参数

Table 1 Target and radar parameters

	parameter item	symbol	value
target parameters	target's initial position in range	R_0	4 km
	target's rotational velocity	ω	0.030 9 rad/s
	starting frequency	J_0	6 GHz
radar parameters	frequency bandwidth	B	225 MHz
	pulse repetition frequency	F_a	35 kHz
	pulse duration	T_r	0.564 μ s
	number of pulses	m	128
	number of bursts	n	128
	CPI	T	0.468 s

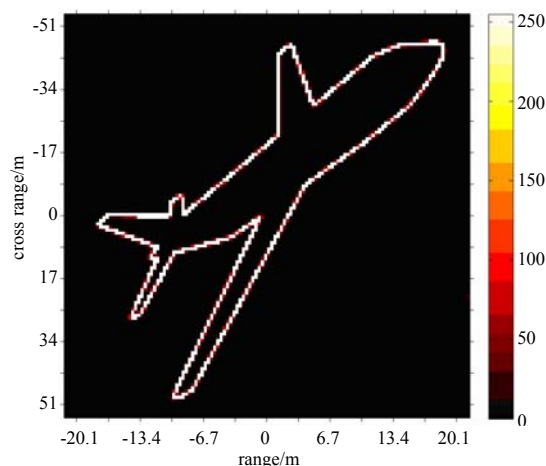


Fig.2 Original simulated scenes

图 2 仿真场景反射率系数图像

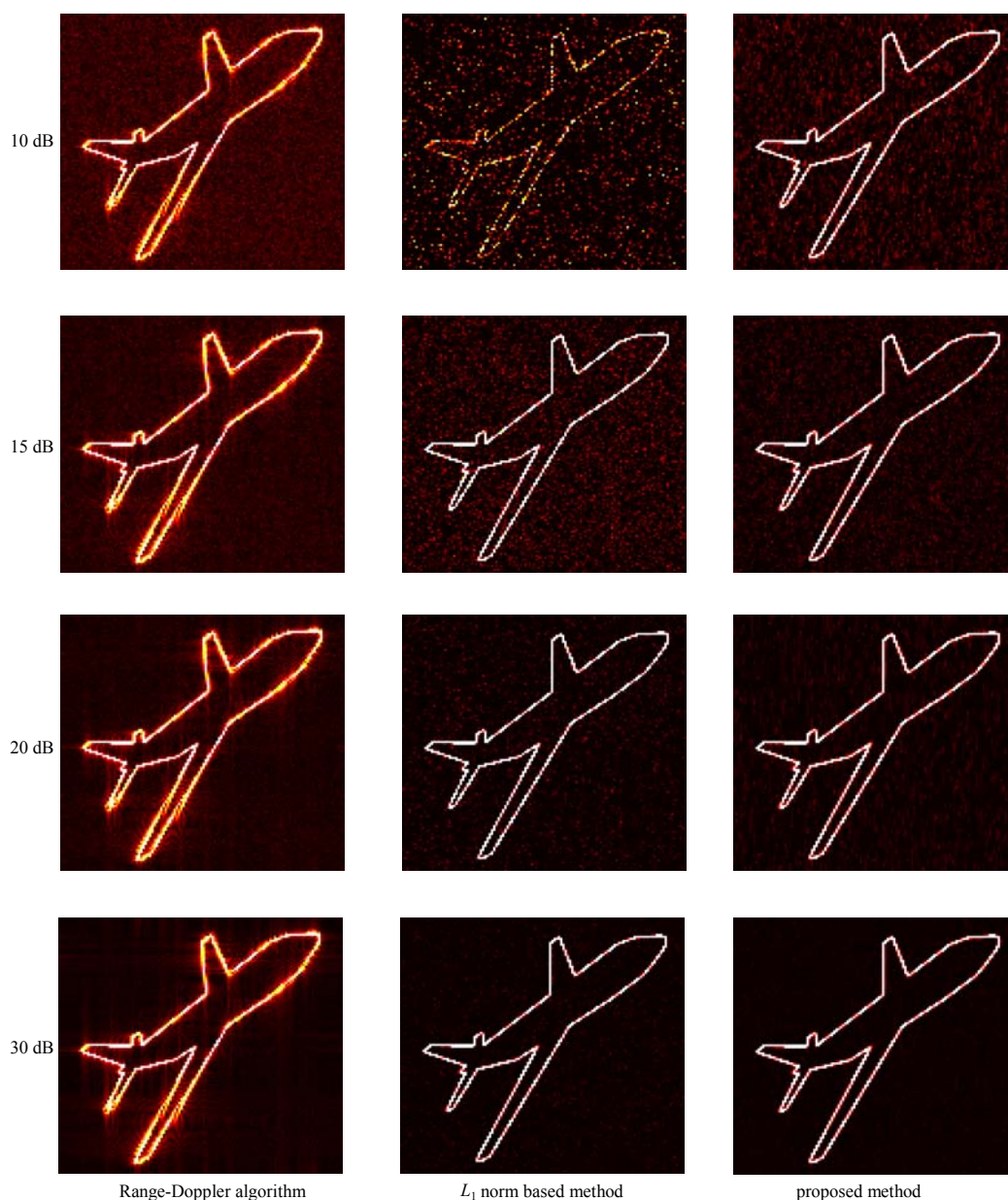


Fig.3 Images reconstructed by different approaches versus SNR

图 3 不同信噪比条件下 3 种方法成像的结果

4 结论

本文引入 ISAR 图像的梯度稀疏先验信息,建立了基本全变差正则化的压缩感知和 ISAR 成像模型。利用 MM 算法基本原理,通过设计并求解一系列易于求解的代理优化问题实现了模型快速求解算法。进行了仿真实验并与传统的距离-多普勒算法及主流的基于 L_1 范数的压缩感知成像方法进行了比较,比较结果表明,本文方法能更好地抑制噪声和降低重建图像的相对误差。

参考文献:

- [1] 保铮,邢孟道,王彤. 雷达成像技术[M]. 北京:电子工业出版社, 2005. (BAO Zheng,XING Mengdao,WANG

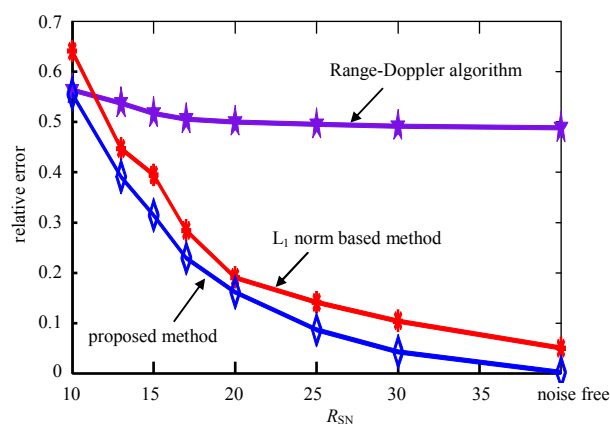
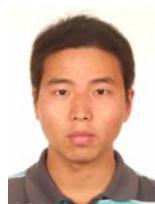


Fig.4 Relative errors of various methods versus the SNR

图 4 不同信噪比条件下 3 种方法重建图像的相对误差比较

- Tong. Radar imaging[M]. Beijing:Electronic Industry Press, 2005.)
- [2] Özdemir C. Inverse synthetic aperture radar imaging with MATLAB algorithms[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2012.
- [3] Son J S, Thomas G, Flores B C. Range-Doppler radar imaging and motion compensation[M]. Boston, MA: Artech House, 2000.
- [4] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489–509.
- [5] Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21–30.
- [6] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [7] Baraniuk R, Steeghs P. Compressive radar imaging[C]// 2007 IEEE Radar Conference. Waltham, MA: [s.n.], 2007: 128–133.
- [8] Herman M A, Strohmer T. High-resolution radar via compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(6): 2275–2284.
- [9] Ender J H G. On compressive sensing applied to radar[J]. Signal Processing, 2010, 90(5): 1402–1414.
- [10] ZHANG L, QIAO Z J, XING M D, et al. High-resolution ISAR imaging by exploiting sparse apertures[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(2): 997–1008.
- [11] 李军, 邢孟道, 张磊, 等. 一种高分辨的稀疏孔径 ISAR 成像方法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2010, 37(3): 441–446.
- [12] ZHANG L, XING M, QIU C W, et al. Resolution enhancement for inversed synthetic aperture radar imaging under low SNR via improved compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(10): 3824–3838.
- [13] WANG H, QUAN Y, XING M, et al. ISAR imaging via sparse probing frequencies[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(3): 451–455.
- [14] ZHANG L, QIAO Z, XING M, et al. High-resolution ISAR imaging with sparse stepped-frequency waveforms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4630–4651.
- [15] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1): 259–268.
- [16] Hunter D R, Lange K. A tutorial on MM algorithms[J]. The American Statistician, 2004, 58(1): 30–37.
- [17] 梁美彦, 曾邦泽, 张存林, 等. 频率步进太赫兹雷达的一维高分辨距离像[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(3): 336–339. (LIANG Meiyan, ZENG Bangze, ZHANG Cunlin, et al. One-dimensional high range resolution profile of terahertz radar[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013, 11(3): 336–339.)
- [18] YANG J, ZHANG Y. Alternating direction algorithms for l1-problems in compressive sensing[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2011, 33(1): 250–278.
- [19] Van Den Berg E, Friedlander M P. Probing the Pareto frontier for basis pursuit solutions[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2008, 31(2): 890–912.
- [20] Becker S, Bobin J, Candès E J. NESTA: A fast and accurate first-order method for sparse recovery[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(1): 1–39.
- [21] MA S, YIN W, ZHANG Y, et al. An efficient algorithm for compressed MR imaging using total variation and wavelets[C]// IEEE Conference on. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2008. Anchorage, AK: [s.n.], 2008: 1–8.
- [22] YANG J, ZHANG Y, YIN W. A fast TVL1-L2 minimization algorithm for signal reconstruction from partial Fourier data[J]. IEEE J. Special Topics Signal Processing, 2010, 4(2): 288–297.
- [23] HAN W, YU H, WANG G. A general total variation minimization theorem for compressed sensing based interior tomography[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2009: 125871.

作者简介:



冯 灿(1984–), 男, 安徽省安庆市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理、压缩感知理论及其在图像处理与雷达成像中的应用. email: fengcan2004@126.com.

肖 亮(1976–), 男, 长沙市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像处理、图像建模、模式识别、变分PDE及其应用.

韦志辉(1963–), 男, 江苏省淮安市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像/信号处理中的数学方法、图像建模、多尺度分析、图像编码和图像压缩.