

空间目标卡尔曼滤波稀疏成像方法

汪 玲^{*①} 朱栋强^① 马凯莉^① 肖 卓^②

^①(南京航空航天大学雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室 南京 210016)

^②(中国人民解放军 96764 部队 洛阳 471000)

摘 要: 鉴于卡尔曼滤波器(KF)具有优良的信号估计性能,将 KF 与贪婪算法相结合,该文给出稀疏约束下的基于 KF 的空间目标逆合成孔径雷达(ISAR)成像方法。考虑到有些空间目标尺寸较大或包含大尺寸部件,或成像积累时间较长,会引入越分辨单元走动(MTRC)和方位向 2 次相位调制,首先对回波进行 MTRC 校正,然后构建包含 2 次相位的观测矩阵,通过使图像锐度最大化,估计目标转动角速度,获得聚焦目标图像,并将估计转速用于方位向图像定标。卫星仿真 ISAR 数据处理验证了上述成像处理方法的有效性。成像效果优于传统距离多普勒(RD)和正交匹配追踪(OMP)方法。

关键词: ISAR 成像; 卡尔曼滤波; 稀疏; 定标

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)04-0846-07

DOI: 10.11999/JEIT170319

Sparse Imaging of Space Targets Using Kalman Filter

WANG Ling^① ZHU Dongqiang^① MA Kaili^① XIAO Zhuo^②

^①(Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics of the Ministry of Education, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

^②(Chinese People's Liberation Army 96764 Troops, Luoyang 471000, China)

Abstract: In view of the excellent signal estimation performance of the Kalman Filter (KF), combining the KF algorithm with the greedy algorithm and an imaging method is presented for Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) using KF with sparse constraints. Large space targets including the targets having large-size components and long imaging time may introduce the Migration Through Resolution Cell (MTRC) and quadratic phase modulation in the cross-range. The MTRC correction is firstly performed. Then, the observation matrix is constructed by including the quadratic phase term. By maximizing the image sharpness, an estimation of the target angular velocity as well as a well-focused image can be obtained. The estimated angular velocity can be further used for image cross-range scaling. The processing of the simulated satellite ISAR data verifies the effectiveness of the presented imaging processing method. The image quality is superior to the traditional Range Doppler (RD) method and Orthogonal Matching Pursuit (OMP) method.

Key words: ISAR imaging; Kalman filter; Sparse recovery; Scaling

1 引言

空间目标包括卫星、导弹、碎片等,对空间目标进行高分辨逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)成像一直是雷达成像领域的

重要研究方向之一。近几年空天攻防发展需求迫切,空间目标的 ISAR 高分辨成像更加倍受关注。对于无进动特性的一般空间目标,广泛采用传统的简单距离-多普勒(Range Doppler, RD)方法进行成像。该方法在距离向通过发射宽带信号和脉冲压缩技术获得高分辨,在方位向通过傅里叶变换获得分辨^[1]。但是 RD 方法的使用前提是在相干成像时间内,目标相对雷达转过的角度较小,无越分辨单元走动(Migration Through Resolution Cell, MTRC)发生。在某些情况下,为获得较高的方位分辨率,需要较大转角,这种情况下 MTRC 不可避免。另一方面,对于尺寸较大的空间目标(如空间站),或包含大尺

收稿日期: 2017-04-11; 改回日期: 2018-01-19; 网络出版: 2018-02-05

*通信作者: 汪玲 tulip_wling@nuaa.edu.cn

基金项目: 总装实验技术研究项目(2015SY26A0003), 南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfj20170407), 中央高校基本科研业务费专项资金

Foundation Items: The Assembly Test Technology Research Project (2015SY26A0003), The Foundation of Graduate Innovation Center in NUA A (kfj20170407), The Fundamental Research Funds for the Central Universities

寸部件(如太阳能翻板)的目标,也需要考虑 MTRC。

相对于传统 RD 成像方法,近些年,基于压缩感知(Compressive Sensing, CS)的稀疏图像重建方法在 ISAR 成像上也得到了广泛应用^[2-6]。ISAR 场景在空域具有较好的稀疏性,可以由极少量的欠采样数据完成成像^[7]。更值得注意的是,CS 成像方法获得的图像具有超分辨率效果,相比 RD 成像结果没有副瓣,图像的对比度优于传统 RD 成像方法^[8-10]。

卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)包含预测和校正两步,并具有递归结构,可获得最小后验估计方差。在贝叶斯估计理论中,高斯噪声背景下的 KF 性能等同于最大后验概率估计。鉴于 KF 的优良估计性能,已有学者将 KF 引入到 CS 重建算法中^[11,12],以提高噪声背景下的信号重建性能,并利用 KF 的优势,在重建信号的过程中引入待估计信号的先验信息。本文将 KF 引入到与正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)类似的贪婪算法结构中,以实现提高算法重建性能的目的。文献[6]初步验证了稀疏约束下,基于 KF 的图像重建算法对 ISAR 飞机目标成像的有效性。本文将着重探讨将该图像重建方法用于空间目标成像,考虑相干成像积累时间内的 MTRC 校正和 2 次相位调制,估计目标转角,最终获得定标后的空间目标图像。

本文各节安排如下:第 2 节首先简介 ISAR 回波信号模型,给出 CS 稀疏成像模型,第 3 节给出具体的基于 KF 的稀疏成像算法,其中考虑目标相对雷达的等效转动角速度的估计。第 4 节采用模拟空间目标真实运行的仿真 ISAR 数据,对给出的基于 KF 的空间目标成像算法进行验证。

2 成像模型

2.1 ISAR 回波信号

假设目标在相干积累时间(Coherent Processing Interval, CPI)内作平稳运动,发射信号为线性调频信号(Linear Frequency Modulated, LFM),忽略天线方向性调制,接收到的基频回波信号可以表示为

$$s(t, \tau) \approx \iint \exp\left[-j\omega_0 \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right] \cdot \exp\left[-j\pi k \left(t - \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right)^2\right] \sigma(x, y) dx dy \quad (1)$$

式中, t 和 τ 分别代表了快时间和慢时间, ω_0 是雷达波载频, $R(\tau, \mathbf{x})$ 代表雷达到目标上位置 \mathbf{x} 处的距离, k 代表调频斜率, $\sigma(x, y)$ 是位置 \mathbf{x} 处的反射系数。通过对距离向进行傅里叶变换(Fourier

Transform, FT)和脉冲压缩处理,信号可以写为

$$s_{rc}(f_t, \tau) \approx \text{rect}\left(\frac{f_t}{B}\right) \iint \exp\left[-j2\omega_0 \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right] \cdot \exp\left[-j2\pi f_t \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right] \sigma(x, y) dx dy \quad (2)$$

式中, $f_t \in [-B/2, B/2]$ 代表采样频率, B 代表传输信号带宽, $\text{rect}(\cdot)$ 代表窗函数。经过平动补偿后,回波信号可以表示为

$$s_{com}(t, \tau) = \iint \text{sinc}\left[t - \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right] \cdot \exp\left[-j2\omega_0 \frac{2R(\tau, \mathbf{x})}{c}\right] \sigma(x, y) dx dy \quad (3)$$

成像几何如图 1 所示。

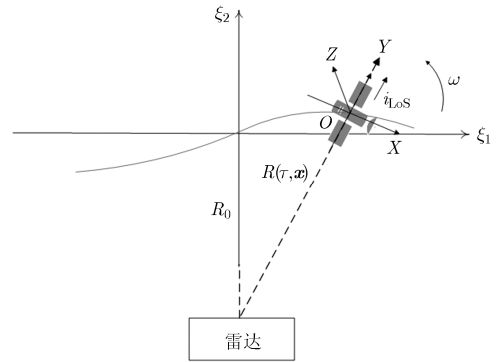


图 1 散射点转动模型

假设目标绕 O 点的转动角速度为 ω 。成像起始时刻 $t = 0$ 雷达视线与 Y 轴重合,因为雷达和目标间的距离远大于目标的几何尺寸,即 $R(\tau, \mathbf{x}) \gg R_0$ (满足大场景小目标假设),目标上位于 (x, y) 的散射点到雷达的距离 $R(\tau, \mathbf{x})$ 可近似写为

$$R(\tau, \mathbf{x}) \approx R_0(\tau) + x \sin \omega \tau + y \cos \omega \tau \quad (4)$$

在小转角假设下,式(4)可写为

$$R(\tau) = R_0(\tau) + y - \frac{1}{2} \frac{y \omega^2 \tau^2 + x \omega \tau}{\Delta y(\tau)} \quad (5)$$

式(5)给出的 $\Delta y(\tau)$ 也被称作 MTRC。通常式(5)中 2 次项相对于 1 次项对距离影响可忽略不计,所以散射点在距离向上的徙动可近似为

$$\Delta y(\tau) \approx x \omega \tau \quad (6)$$

对于尺寸较大的空间目标,比如空间站,或者具有大型太阳能翻板天线的卫星,必须考虑 MTRC 校正。平动和 MTRC 补偿后的距离压缩后的回波为

$$s_{com}(t, \tau) = \iint \text{sinc}\left[t - \frac{2\Delta y}{c}\right] \cdot \exp(j\phi(\tau, \mathbf{x})) \sigma(x, y) dx dy \quad (7)$$

式(7)中回波相位 $\phi(\tau, \mathbf{x})$ 可表达为

$$\begin{aligned}\phi(\tau, \mathbf{x}) &= -\frac{4\pi}{\lambda} \left(R_0 + y + x\omega\tau - \frac{1}{2} y\omega^2\tau^2 \right) \\ &= -\frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + y) - 2\pi \underbrace{\left(\frac{2x\omega}{\lambda} - \frac{y\omega^2\tau}{\lambda} \right)}_{f_d(\tau)} \tau\end{aligned}\quad (8)$$

由式(8)可见, 对回波信号在方位向做 FT, 对应的多普勒频率 f_d 包含两部分, 一部分为固定频率, 与散射点的方位位置有关, 是 ISAR 成像方位向分辨的基础, 而另一部分为时变频率, 会引起散射点在方位向上的散焦, 必须予以补偿。

2.2 MTRC 校正

上节中, 我们求得散射点在距离向上的徙动如式(6)中所示, 对式(6)离散化可以表示为^[6]

$$\Delta y(n) = -l\rho_a \cdot \omega n T, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

其中, l 为方位坐标索引, ρ_a 为方位向分辨率, T 为脉冲重复周期, n 为脉冲索引。将 $\rho_a = \lambda/(2\omega NT)$ (N 为总脉冲数)代入式(9)可得

$$\Delta y(n) = \frac{n l \lambda}{2N} \quad (10)$$

根据式(10)可以对 Δy 在每个脉冲回波中分别予以补偿。对式(3)离散化得到 $s_{\text{com}}(n)$, 则第 n 次回波的 MTRC 可以表示为^[13]

$$\begin{aligned}s(n) &= \text{IFFT}(\exp(-j \cdot 2\Delta y(n)/c) \cdot \text{FFT}(s_{\text{com}}(n))), \\ n &= 1, 2, \dots, N\end{aligned}\quad (11)$$

2.3 成像

成像处理中, 在距离向采用脉冲压缩的方法,

$$\Psi_m = \begin{bmatrix} \exp(j(2\pi F_1 \cdot 1 + \Delta\phi(1))) & \exp(j(2\pi F_2 \cdot 1 + \Delta\phi(1))) & \cdots & \exp(j(2\pi F_N \cdot 1 + \Delta\phi(1))) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \exp(j(2\pi F_1 \cdot n + \Delta\phi(n))) & \exp(j(2\pi F_2 \cdot n + \Delta\phi(n))) & \cdots & \exp(j(2\pi F_N \cdot n + \Delta\phi(n))) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \exp(j(2\pi F_1 \cdot N + \Delta\phi(N))) & \exp(j(2\pi F_2 \cdot N + \Delta\phi(N))) & \cdots & \exp(j(2\pi F_N \cdot N + \Delta\phi(N))) \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, $F_l = l/N$, $l = 1, 2, \dots, N$ 。

通常每一距离单元的散射点远小于 CPI 内的回波脉冲个数(合成孔径位置/转角采样个数), 即 $K_m < N$, 即未知散射系数向量 θ_m 具有稀疏特性。同时观测矩阵 Ψ_m 为傅里叶矩阵, 满足约束等距性。根据压缩感知重建理论, 构建如式(17)的 l_0 范数最小化方位向成像方法。

$$\min \|\theta_m\|_0, \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{S}_m - \Psi_m \theta_m\|_2 \leq \varepsilon \quad (17)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别表示 l_0 和 l_2 范数, ε 为很小的实常数。针对每个距离单元, 构造如式(17)所示的约束 l_0 最小化问题, 求得 θ_m , $m = 1, 2, \dots, M$, 最终 ISAR 图像可由 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M\}^T$ 表示。

在方位向成像引入 CS 方法。第 m 个距离单元的回波信号的离散形式可写为

$$\begin{aligned}s_m(n) &= \sum_{i=1}^{K_m} \sigma_i \exp[j(2\pi F_i n + \Delta\phi(n))] + n_m(n), \\ n &= 1, 2, \dots, N\end{aligned}\quad (12)$$

其中, $\Delta\phi(n)$ 为第 n 次回波脉冲的 2 次相位, 由式(13)给出:

$$\Delta\phi(n) = \frac{2\pi y}{\lambda} n^2 \omega^2 T^2 \quad (13)$$

K_m 表示第 m 个距离单元的散射点个数, $m = 1, 2, \dots, M$, M 代表距离单元的个数, σ_i 表示第 m 个距离单元中第 i 个散射点的反射系数, n_m 表示噪声, F_i 为与散射点方位向位置 x_i 相关的固定多普勒频率对应的数字频率。

$$F_i = \frac{2x_i \omega}{\lambda} T_s = \frac{2l_i \rho_a \omega}{\lambda} T_s = \frac{l_i}{N} \quad (14)$$

注意到式(14)中方位向坐标 x_i 对应离散化后的坐标为第 l_i 个方位单元。

将式(12)表示为矩阵形式:

$$\mathbf{S}_m = \Psi_m \theta_m + \mathbf{n}_m \quad (15)$$

其中, 回波信号 $\mathbf{S}_m = [s_m(1) \ s_m(2) \ \cdots \ s_m(n)]^T$, $\mathbf{n}_m = [n_m(1) \ n_m(2) \ \cdots \ n_m(n)]^T$, $\theta_m = [\sigma'_1 \ \sigma'_2 \ \cdots \ \sigma'_i \ \sigma'_N]^T$ 为第 m 个距离单元每个方位单元的散射系数。 $\text{supp}(\theta_m) = K_m$ 表示向量 θ_m 中非零元素的个数为 K_m , $T(\theta_m) = [l_1 \ l_2 \ \cdots \ l_{K_m}]$ 代表 θ_m 非零元素的坐标集合, Ψ_m 为 N 维方阵:

2.4 $\Delta\phi(n)$ 估计

由式(13)可见, 由于目标相对雷达转速 ω 未知, 传感矩阵 Ψ_m 中的 2 次相位 $\Delta\phi(n)$ 未知, 需要对其进行估计才能进行图像重建。对 $\Delta\phi(n)$ 的估计实际就是对 ω 的估计, 本文利用图像聚焦性质对 ω 进行估计。

若成像时使用正确的转速 ω , 所有散射点被正确重建在其对应的方位单元, 此时图像的锐度应达到最大, 若 ω 有误差, 则图像聚焦质量下降, 因此可利用图像锐度最大化准则来估计 ω 。本文采用 $\beta - 2$ 测量指数指示图像的锐度^[14]。假设 $\Theta_\omega(m, n)$, $m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$ 代表对应传感矩阵 Ψ_m^ω 的重建图像, $\beta - 2$ 指数函数定义为

$$\beta_2 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |\Theta_\omega(m, n)|^4 \quad (18)$$

其中 ω 的估计由式(19)给出:

$$\hat{\omega} = \max_{\omega} \beta_2(\Theta_\omega) \quad (19)$$

通过在一定范围内选择不同的 ω , 代入 $\Delta\phi(n)$, 并构成相应的传感矩阵 Ψ_m^ω 进行成像, 可获得一系列图像 I_ω , 锐度最大图像所对应的 ω 即为最佳 ω 估计值。根据估计所得转速 ω , 可以对图像进行方位向定标, 更准确地获得目标外形。

3 成像算法

本文中采用的 CS 图像重构算法为基于 KF 图像重构算法, 即将 KF 引入到与 OMP 类似的贪婪算法结构中, 用 KF 替代 OMP 的最小二乘估计, 将前期估计作为先验知识引入到 KF 估计中, 以提高估计性能。

3.1 KF 原理

卡尔曼滤波采用递推的方式用前一个状态的估计值和最近一个输出信号来估计状态变量当前的数值, 并以状态变量的估计值的形式给出, 其基本思想是先不考虑输入信号和观测噪声的影响, 得到状态变量和输出信号的估计值, 再用输出信号估计误差, 加权后校正状态变量的估计值, 使得状态变量估计误差均方值最小, 从而得到最优的输出信号。

使用状态空间法描述滤波过程, 即使用状态方程和量测方程来描述。状态方程和量测方程为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{C}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{n}_{k-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (21)$$

其中, k 和 $k-1$ 分别代表当前迭代和上一次的迭代, 对应的信号量分别为当前迭代过程中的状态值和上一次迭代的状态值, \mathbf{x}_k 是输入信号, \mathbf{v}_k 是观测噪声。 \mathbf{n}_k 和 \mathbf{v}_k 是零均值、不相关的高斯白噪声。设 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 为已知的协方差矩阵, 则有

$$\mathbf{n}_k \sim (0, \mathbf{Q}_k) \quad (22)$$

$$\mathbf{v}_k \sim (0, \mathbf{R}_k) \quad (23)$$

卡尔曼滤波的目的是要在已知的系统状态方程和带噪声测量 \mathbf{y}_k 的基础上估计状态量 \mathbf{x}_k , \mathbf{y}_k 是输出信号。根据要解决的问题, 确定对状态估计可用的信息。如果利用包括 k 时刻和 k 时刻以后的量测值估计 \mathbf{x}_k , 那么可以得到一个后验估计, 将其表示为 $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 。上标“+”表示这个估计是后验的。如果利用 k 时刻之前(不包括 k 时刻)的量测值来估计 \mathbf{x}_k , 那么可以得到一个先验估计, 表示为 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 。

设 $\hat{\mathbf{x}}_0^+$ 为未使用任何量测值前 \mathbf{x}_0 的初始估计。第 1 个量测值是在时间 $k=1$ 时刻计算的。由于并没有使用量测值来估计 \mathbf{x}_0 , 所以定义 $\hat{\mathbf{x}}_0^+$ 为空, 即

$$\hat{\mathbf{x}}_0^+ = \emptyset \quad (24)$$

令 \mathbf{P}_k 表示估计误差的协方差。 \mathbf{P}_k^- 表示 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 的估计误差协方差, \mathbf{P}_k^+ 表示 $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 的估计误差协方差。对式(20)两边取期望, 可得

$$\bar{\mathbf{x}}_k = E(\mathbf{x}_k) = \mathbf{C}_{k-1}\bar{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}\mathbf{u}_{k-1} \quad (25)$$

对式(25)进行扩展, 可以得到

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{C}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + \mathbf{G}_{k-1}\mathbf{u}_{k-1} \quad (26)$$

该方程被称为 \mathbf{x}_k 的时间更新方程。误差的协方差矩阵 \mathbf{P} 代表了估计值和真实值之间的差值, 时间更新方程可定义为

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{C}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}^+\mathbf{C}_{k-1}^H + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (27)$$

其中, \mathbf{P}_{k-1}^+ 代表的是上一次迭代过程中的误差的协方差矩阵。

$\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 作为 \mathbf{x}_k 的估计, 与 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 之间的区别在于, $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 考虑了量测值 \mathbf{y}_k 。结合最小二乘估计, 可得

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^H (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^H + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \quad (30)$$

式(28)~式(30)为 \mathbf{x}_k 和 \mathbf{P}_k 的量测更新方程。矩阵 \mathbf{K}_k 被称为卡尔曼滤波增益, 通过最小化后验估计的均方误差获得, \mathbf{R}_k 表示测量噪声协方差矩阵。式(26)~式(30)这 5 个方程共同组成卡尔曼滤波的更新方程。

3.2 基于 KF 的图像重建算法

求解 θ_m 的具体算法步骤如下:

(1)参数初始化。

初始化如下变量:

$$\mathbf{P}_1^- = \mathbf{P}_{\text{init}}, \quad k=1 \quad (31)$$

其中, \mathbf{P}_1^- 表示表示在第 1 次迭代中的先验信息和未知量的真实值之间的误差的协方差矩阵, 上标“-”代表先验估计, \mathbf{P}_{init} 代表误差协方差矩阵的初始值。如果没有任何先验信息, 可以设定 $\mathbf{P}_{\text{init}} = 0$, k 代表迭代次数。

(2)确定稀疏系数的位置: 根据贪婪算法, 可以根据式(32)确定稀疏系数的位置 $i(k)$, 即计算测量残差和传感矩阵每一列的相关值, 选取最大相关值对应的那一列位置:

$$i(k) = \arg \max_{j=1, \dots, N} |r_k, \psi_j| \quad (32)$$

其中, ψ_j 表示传感矩阵 Ψ_m 的第 j 列, r_k 当前迭代中的残差, 由式(33)给出:

$$r_k = \mathbf{s}_m - \Psi_{m, k-1} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}^+ \quad (33)$$

其中, $\Psi_{m, k-1}$ 为传感矩阵的一部分, 原始完整传感矩阵 Ψ_m 中坐标由 $i(k)$ 的列向量组成。需要注意, $r_1 = \mathbf{s}_m$ 。

(3)对未知量进行预测、计算误差协方差矩阵:

$$\hat{\theta}_k^- = \left[\hat{\theta}_{k-1}^+, 0 \right] \quad (34)$$

$$P_k^- = \begin{bmatrix} P_{k-1}^+ & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + Q_{k-1} \quad (35)$$

其中, Q_k 是噪声的协方差矩阵, 代表了预测的不确定性。

(4)更新传感矩阵: GKF 当中采用的 $\Psi_{m,k-1}$, 每迭代一次该矩阵增加一列。 $\Psi_{m,k-1}$ 通过式(36)进行更新:

$$\Psi_{m,k} = \left[\Psi_{m,k-1}, \psi_{i(k)} \right] \quad (36)$$

(5)确定 KF 增益: 令 K_k 表示 KF 增益矩阵, 则有

$$K_k = P_k^- \Psi_{m,k}^H \left[\Psi_{m,k} P_k^- \Psi_{m,k}^H + R_k \right]^{-1} \quad (37)$$

其中, R_k 为 k 维方阵。

(6)计算新的状态估计和协方差矩阵: 根据先验估计得到的新的状态估计为

$$\hat{\theta}_k^+ = \hat{\theta}_k^- + K_k r_k \quad (38)$$

其中, $\hat{\theta}_k^-$ 表示对位置情况的先验估计。新的状态协方差矩阵通过式(39)获得

$$P_k^+ = P_k^- - K_k \Psi_{m,k} P_k^- \quad (39)$$

(7)迭代: 若残差的能量大于相应距离单元能量的 10%, 则返回步骤(2), 最终获得的每 m ($m = 1, 2, \dots, M$) 个距离单元的结果为

$$\theta_m = \hat{\theta}_m^+ \quad (40)$$

整合每个距离单元的 θ_m , 得到最后 ISAR 图像 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M\}^T$ 。

4 实验验证

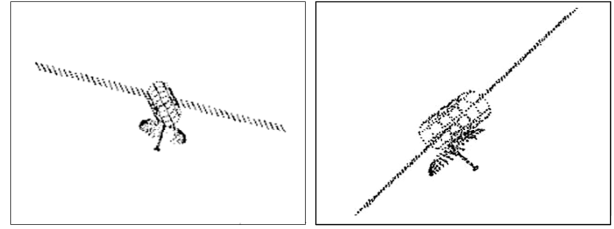
4.1 仿真设置

仿真以“长曲棍球”卫星为成像目标, 建立近似 3 维散射点模型, 如图 2(a)所示。该模型共包括 923 个散射点, 各散射点坐标间距为 1 m, 散射点的反射系数设为单位值。图 2(b)给出的 2 维视图为根据成像几何和选取的成像时刻, 卫星在预测的成像面上的投影。

仿真中, 采用由卫星工具包(Satellite Tool Kit, STK)生成卫星轨道数据进行回波模拟。雷达波长为 0.03 m, 发射信号带宽假设为 1 GHz, 距离向采样频率为 1.2 GHz, 脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)为 400 Hz。成像积累 2048 个脉冲。

4.2 图像质量评价

为客观评价成像质量, 采用重建图像幅度的相对均方根误差(Relative Root Mean Square Error, RRMSE)^[15]、目标杂波比(Target to Clutter Ratio,



(a) 假想“长曲棍球”卫星模型

(b) 成像面预测图

图 2 仿真目标

TCR)^[12]和图像熵(ENTropy, ENT)^[12]来定量分析图像重建效果。

RRMSE 反应重建图像中每个散射点的信号强度与“真实值”之间的误差, 该值越小说明重建效果越好, 定义如式(41):

$$\text{RRMSE} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{(i,j)} \left(\frac{|I_T(i,j)| - |I_{CS}(i,j)|}{|I_T(i,j)|} \right)^2} \quad (41)$$

式中, K 代表目标散射点的总个数, (i, j) 为图像中散射点的坐标, $I_T(i, j)$ 代表真实目标图像幅度值, $I_{CS}(i, j)$ 代表利用 CS 算法重建得到目标图像上每个散射点的幅度值。由于 ISAR 的成像目标均为非合作目标, 没有目标的“真实值”图像, 我们采用聚焦质量好的 RD 图像作为“真实值”, 对本文算法的成像性能进行评价。

TCR 衡量重建目标与背景之间对比程度。TCR 数值越大, 图像信噪比越高, 背景杂波越弱。TCR 定义如式(42):

$$\text{TCR} = 10 \lg \left(\frac{\sum_{(i,j) \in \Omega_T} |I(i,j)|^2}{\sum_{(i,j) \in \Omega_C} |I(i,j)|^2} \right) \quad (42)$$

其中, (i, j) 表示图像中像素点的坐标, $I(i, j)$ 表示图像在点处的值, Ω_T 与 Ω_C 分别表示图像中的目标区域和杂波区域。目标和杂波区域分割可以通过设置门限, 对 RD 图像二值化获得。

ENT 也可以用来衡量图像质量, 该值越小, 说明图像重建的效果越好。定义如式(43):

$$\text{ENT} = - \sum_{(i,j)} \frac{|I(i,j)|^2}{E} \log_2 \frac{|I(i,j)|^2}{E} \quad (43)$$

其中, E 表示图像的总能量。

4.3 成像结果

在仿真回波数据中加入高斯白噪声, 信噪比为 15 dB。采用全局最小熵法进行距离对准, 多普勒中心跟踪法进行相位补偿^[16]。采用传统 RD 方法, 获得的成像结果如图 3(a)所示。横向为方位向, 纵向为距离向。图 3(b)为经过 MTRC 校正的成像结果。由图 3(a)可见, 由于该目标的太阳能电池尺寸较大,

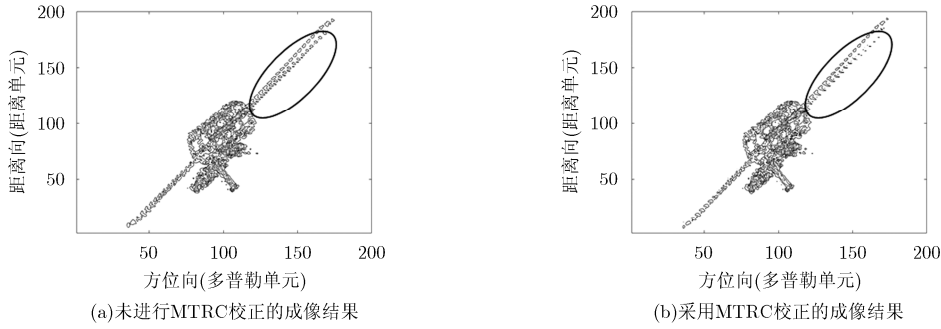


图 3 RD 成像结果

在翻板两端出现了较为明显的 MTRC 现象。MTRC 校正后，图像质量优于未经过 MTRC 校正的图像，图中椭圆形标注部分的较明显地表明了 MTRC 校正前后的差别。

对 MTRC 校正后的仿真回波，在方位向选取一半回波采用本文给出的基于转动补偿的稀疏成像方法进行成像，成像结果如图 4 所示。由图 4 可见，卫星主体部分的辨识度更高，卫星中间的柱状体形状更明显，尤其是天线部分(图中方框所示)成像更为清晰。

为进一步说明本文 GKF 方法重建的效果，采用 OMP 算法进行图像重建，相应的成像结果如图 5 所示。与图 4 比较可见，在卫星的天线、下半部分的太阳能翻板和中间主体部分，GKF 方法的成像效果更好。

采用 GKF 重建获得的图像锐度曲线如图 6 中

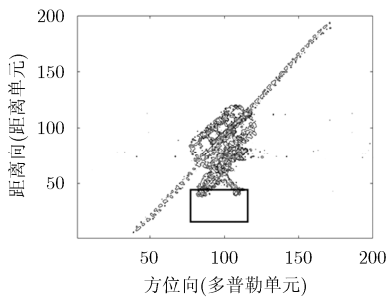


图 4 采用本文方法获得的成像结果(未定标)

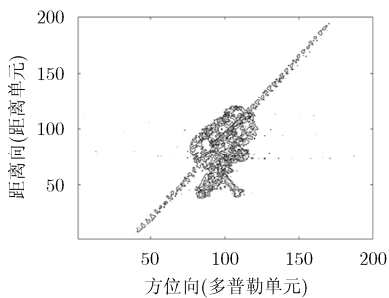


图 5 传统 OMP 方法获得的成像结果

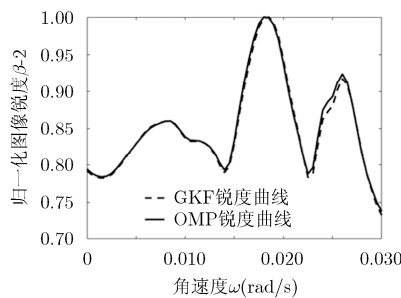


图 6 图像的锐度随转速的变化曲线

虚线所示，OMP 重建获得的图像锐度曲线如实线所示。两条曲线基本吻合。最大锐度对应最佳的转动角速度均为 0.018 rad/s，通过计算得到的卫星真实角速率为 0.0184 rad/s，说明了利用图像锐度最大化可以较准确地获得角速度估计。根据计算得到的转动角速度可以求得距离向和方位向尺度因子分别为 0.125 m 和 0.167 m。

图像质量评价结果如表 1 所示，从表 1 数据可以看出本文方法的幅度均方根误差比传统 OMP 方法小，目标杂波比比传统 OMP 和 RD 方法大，而图像熵比传统 OMP 和 RD 方法小，本文给出的基于 GKF 的成像方法要优于传统 OMP 和 RD 算法。

根据方位向和距离向尺度因子对图 4 方位向进行内插，校正得到的图像像素大小为 0.125 m×0.125 m，定标后的图像如图 7 所示。

根据图 7 可计算得到太阳能电池翻板的长度为 33 m。卫星太阳能电池翻板的长度为 44 m，根据仿真参数可计算得到电池翻板相对于成像面的倾角为

表 1 图像质量指标表

方法	RRMSE	TCR(dB)	ENT	程序运行时间(s)
传统 RD		38.3399	6.8755	
本文 GKF	0.5056	54.1735	6.7944	53.48
传统 OMP	0.5437	51.7855	6.9799	21.34

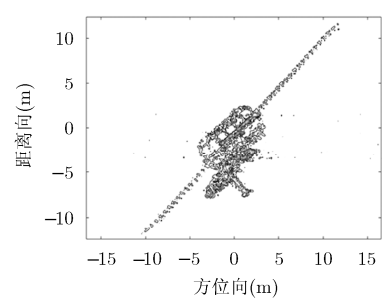


图 7 卫星 ISAR 定标结果图

0.7227 rad, 考虑电池翻板朝成像面的投影, 计算可得太阳能电池翻板在成像面内的长度应为 33 m, 从图像中测量所得电池翻板为 33.88 m, 说明定标结果基本正确。

5 结论

本文给出基于 KF 的空间目标成像方法, 考虑 MTRC 校正和 2 次转动相位补偿, 适用于较大尺寸或含有较大尺寸部件的空间目标成像, 以及成像积累时间较长情况下的成像。同时可估计出转动角速度, 完成图像的方位定向标。以“长曲棍球”卫星为例进行仿真验证, 采用本文方法获得的成像结果优于传统 RD 方法和 OMP 方法获得的结果。基于 KF 的成像方法的应用不局限于空间目标成像, 也可用于其它类型目标, 如飞机、舰船的成像。

参考文献

- [1] PRICKETT M J and CHEN C C. Principles of inverse synthetic aperture radar ISAR imaging[C]. EASCON, 80; Electronics and Aerospace Systems Conference, New York, USA, 1980: 340-345.
- [2] LI G, HOU Q, XU S, *et al.* Multi-target simultaneous ISAR imaging based on compressed sensing[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2016, (1): 1-11. doi: 10.1186/s13634-016-0327-1.
- [3] REN X, QIAO L, QIN Y, *et al.* Sparse regularization based imaging method for inverse synthetic aperture radar[C]. Progress in Electromagnetics Research Symposium, Guangzhou, China, 2016: 4348-4351. doi: 10.1109/PIERS.2016.7735622.
- [4] HU X, TONG N, DING S, *et al.* ISAR imaging with sparse stepped frequency waveforms via matrix completion[J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(9): 847-854. doi: 10.1080/2150704X.2016.1192699.
- [5] 苏伍各, 王宏强, 邓彬, 等. 基于方差成分扩张压缩的稀疏贝叶斯 ISAR 成像方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(7): 1525-1531. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01338.
SU Wuge, WANG Hongqiang, DENG Bin, *et al.* Sparse bayesian representation of the ISAR imaging method based on ExCoV[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(7): 1525-1531. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01338.
- [6] RAO W, LI G, WANG X, *et al.* Parametric sparse representation method for ISAR imaging of rotating targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2014, 50(2): 910-919. doi: 10.1109/TAES.2014.120535.
- [7] TOMEI S, BACCI A, GIUSTI E, *et al.* Compressive sensing-based inverse synthetic radar imaging from incomplete data[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(2): 386-397. doi: 10.1049/iet-rsn.2015.0290.
- [8] ZHANG L, XING M D, and QIU C W. Resolution enhancement for ISAR imaging under low SNR via improved statistical compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2010, 48 (10): 3824-3838. doi: 10.1109/TGRS.2010.2048575.
- [9] BACCI A, GIUSTI E, CATALDO D, *et al.* ISAR resolution enhancement via compressive sensing: A comparison with state of the art SR techniques[C]. International Workshop on Compressed Sensing Theory and ITS Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. Aachen, Germany, 2016: 227-231. doi: 10.1109/CoSeRa.2016.7745734.
- [10] 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. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01597
WU Min, XING Mengdao, and ZHANG Lei. Two dimensional joint super-resolution ISAR imaging algorithm based on compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(1): 187-193. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01597.
- [11] VASWANI N. Kalman filtered compressed sensing[C]. IEEE International Conference on Image Processing, California, USA, 2008: 893-896. doi: 10.1109/ICIP.2008.4711899.
- [12] WANG L and LOFFELD O. ISAR imaging using a null space -1 minimizing Kalman filter approach[C]. International Workshop on Compressed Sensing Theory & Its Applications to Radar, Aachen, Germany, 2016: 232-236. doi: 10.1109/CoSeRa.2016.7745735.
- [13] APRILE A, MAURI A, and PASTINA D. Real time rotational motion compensation algorithm for focusing spot-SAR/ISAR images in case of variable rotation-rate[C]. European Radar Conference, Amsterdam, The Netherlands, 2004: 141-144.
- [14] 李源. 逆合成孔径雷达理论与对抗[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 139-142.
LI Yuan. Theory and Countermeasure of Inverse Synthetic Aperture Radar[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2013: 139-142.
- [15] BACCI A, GIUSTI E, CATALDO D, *et al.* ISAR resolution enhancement via compressive sensing: A comparison with state of the art SR techniques[C]. International Workshop on Compressed Sensing Theory & Its Applications to Radar, Aachen, Germany, 2016: 227-231. doi: 10.1109/CoSeRa.2016.7745734.
- [16] 汪玲. ISAR 运动补偿技术研究[D]. [硕士学位论文], 南京航空航天大学, 2003: 28-35.
WANG Ling. Study on ISAR motion compensation[D]. [Master dissertation], Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2003: 28-35.

汪玲: 女, 1977年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为合成孔径成像、逆合成孔径成像、无源成像、压缩感知成像和超分辨成像。

朱栋强: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为逆合成孔径雷达稀疏成像。

马凯莉: 女, 1992年生, 硕士生, 研究方向为逆合成孔径雷达稀疏成像。

肖卓: 男, 1982年生, 工程师, 研究方向为通信与信息系统。