

中图分类号: TN957.52 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1451-08

论文索引信息: 张颖康, 胡绍海, 肖扬. 基于雷达复杂1维距离数据的3维重建算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1451-1458

基于雷达复杂1维距离数据的3维重建算法

张颖康, 胡绍海, 肖扬

(北京交通大学 信息科学研究所, 北京 100044)

摘要: 基于刚体目标3维运动过程中的几何不变性, 可以利用目标上多个散射点在单天线雷达1维距离像序列中的1维距离数据, 重建出目标未知的3维结构和运动路径。针对此1维到3维的几何重构问题, 提出了一种雷达刚体目标结构和运动的3维重建算法, 该算法可利用散射点复杂的1维距离数据进行重建, 并且采用非线性优化技术实现了对目标重建参数的捆绑调整(bundle adjustment)。另外, 该算法中引入了目标的平移模型, 使目标的平移参数能够与旋转参数一并求解, 从而避免了距离对准操作的误差对重建精度的影响。仿真实验结果表明, 由于重建数据中散射点的数量以及目标3维运动的丰富性得到了显著提高, 尤其是最优化技术在算法中的成功应用, 重建算法的鲁棒性得到了有效增强。

关键词: 3维重建; 雷达3维成像; 几何不变性; 逆合成孔径雷达; 捆绑调整

3D reconstruction algorithm based on 1D complex range data of radar

Zhang Yingkang, Hu Shaohai, Xiao Yang

(Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044 China)

Abstract: Based on the geometry invariance of the rigid target during its 3D motion, the target's unknown 3D shape and motion can be reconstructed using scatterers of the 1D range extracted from the range image sequence of the single-antenna radar. For this geometric reconstruction of 1D-to-3D, we propose a 3D reconstruction algorithm for the shape and motion of the radar rigid target. The reconstruction can be realized using the complex 1D range data of the scatterers and the bundle adjustment for the target's reconstructed parameters is achieved with the nonlinear optimization utilized. Furthermore, since the target's translation model is introduced in the algorithm, the translation parameters can be solved together with the rotation. Thus, the impact for the reconstructed accuracy caused by the error of the range alignment processing is weakened. The simulations verify that, due to the remarkable improvement of the scatterers' quantity and the richness of the target's 3D motion in the reconstructed data and, specially, the successful application of the optimization, the robustness of the algorithm is enhanced effectively.

Keywords: 3D reconstruction; radar 3D imaging; geometry invariance; ISAR, bundle adjustment

0 引言

现有的雷达3维成像技术中, 如干涉合成孔径

雷达(InSAR)和干涉逆合成孔径(InISAR)系统, 其多采用多天线或多航过方式, 利用雷达不同通道下生成的2维复图像间的干涉相位获取雷达目标的3维信息^[1-4]。然而, 在一些应用领域, 特别

收稿日期: 2010-05-06; 修回日期: 2010-10-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(60572093); 教育部博士点基金项目(20050004016); 北京交通大学优秀博士生创新研究基金项目(141095522)。

第一作者简介: 张颖康(1982—), 男, 北京交通大学信息科学研究所信号与信息处理专业博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉和雷达信号处理。E-mail: dakang_828@163.com。

是在对军事目标的探测以及对军事地形的勘察上,雷达的多天线配置增加了系统的复杂性,载机的高精度运动模式以及多航过方式也势必增加了勘察工作的难度和风险。相对于多天线方法,单天线雷达 3 维成像技术具有更灵活的系统配置,其中基于 ISAR 成像序列的 3 维成像方法利用单天线雷达对目标不同姿态下的 2 维成像序列重建目标的 3 维图像^[5-6]。由于此项技术需要对目标多次成像上的特征进行提取与匹配,因此存在一定的难度。近期人们对于自旋物体的 3 维成像算法进行了研究^[7],由于此算法利用了物体自旋运动产生额外自由度的已知条件,因此无法适用于目标任意未知运动下的 3 维成像问题。

由低维的感知手段获取目标的高维信息一直是信息技术领域中重要的研究课题。其中最具代表性的为计算机视觉中的 3 维重建技术,其利用光学 2 维图像序列实现了对场景 3 维结构和摄像机运动的几何重构^[8]。不同于光学成像对目标的 2 维感知,雷达具有高分辨率的 1 维距离感知能力。相对于计算机视觉中由 2 维到 3 维的几何重构模型,利用雷达距离像中散射点的 1 维距离数据重建目标 3 维结构和运动路径的问题属于由 1 维到 3 维的几何重构框架。文献[9]首次利用刚体目标的几何不变性约束,实现了雷达目标任意未知运动下的几何重建方法;近年来,文献[10-11]采用因子分解法(factorization)对其进行了改进。此技术可应用于雷达对于具有 3 维运动刚体目标的 3 维感知,其不需要任何雷达平台和目标运动的预知信息,并且无须进行 2 维成像处理,因此具有广阔的应用前景。

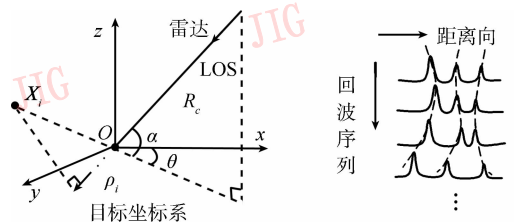
然而,实际中受到雷达有限的距离分辨率、回波干涉以及目标遮挡等因素的影响,雷达距离像中散射点 1 维距离位置的提取和关联问题仍具有一定的难度^[12]。另外,由于雷达目标具有复杂的散射特性,目标上各散射中心仅能在有限的雷达视角范围内保持稳定的幅度特征^[13],因此实际中提取出的散射点 1 维距离轨迹的孔径角度较小,并且出现和消失的时刻参差不齐。由于现有的重建方法^[9-11]均须要预先获取所有散射点完整形式的 1 维距离数据,因此无法对目标大转角 3 维运动下的复杂 1 维距离数据进行充分利用,重建数据中的散射点数量和目标 3 维运动的丰富性也受到很大的限制,由此导致算法的鲁棒性通常较差。

鉴于上述问题,提出一种基于雷达复杂 1 维距离数据的 3 维重建算法。此算法实现了对散射点不完整 1 维距离数据的 3 维重建,从而降低了算法对原始数据形式的要求,增强了算法的适用性。同时,由于此算法能够利用目标大转角 3 维运动下提取出的复杂 1 维距离数据进行重建,因此有效增强了重建数据中所包含的散射点的数量以及目标运动轨迹的丰富性。算法中,目标平移运动参数被同时引入到重建模型中进行求解,因此无须预先对雷达回波进行距离对准(range alignment)操作,有效避免了距离对准误差对重建精度的影响。此外,本文将广泛应用于计算机视觉中的捆绑调整(bundle adjustment)技术^[8,14]成功地应用于算法中,实现了目标重建参数的非线性优化,由此进一步增强了算法的鲁棒性。

1 基于刚体几何不变性的雷达目标 1 维到 3 维的几何重构模型

1.1 雷达与目标的空间几何模型

雷达与目标的空间几何模型如图 1(a)所示。其中,目标上 N 个散射点被置于目标坐标系 $Oxyz$ 中,则雷达指向原点 O 的方向即可视为雷达视线(LOS)方向。设在第 j 次回波时刻雷达与目标坐标系原点之间的距离为 R_{c_j} ,则向量 $\mathbf{R}_c = [R_{c_1}, R_{c_2}, \dots, R_{c_L}]^T$ 即反映了目标在 L 次回波期间的纯平移运动。在雷达远场条件下,目标上坐标为 $\mathbf{X}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ 的散射点在雷达距离像中的 1 维纵向距离 ρ_{ij} 近似为其在 LOS 上的 1 维投影,即 $\rho_{ij} = \check{\rho}_{ij} + R_{c_j}$,其中 $\check{\rho}_{ij}$ 为散射点 \mathbf{X}_i 在目标坐标系 $Oxyz$ 中 LOS 方向上的 1 维距离投影(见图 1(a))。不失一般性,可将 N 个散射点的质心作为目标坐标系的原点,由此可得到目标在第 j 次回波时刻的平移量为



(a) 雷达目标的空间几何模型 (b) 目标散射点 1 维距离徙动轨迹

图 1 刚体目标的雷达模型

Fig. 1 Radar model of the rigid target

$$R_{c_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \rho_{ij} \quad (1)$$

为去除目标平移运动的影响,可以对散射点的1维距离 ρ_{ij} 进行如下的去平移处理,即

$$\check{\rho}_{ij} = \rho_{ij} - R_{c_j} \quad (2)$$

此时目标只具有纯旋转运动模型。

设雷达视角在第 j 次回波时刻的方位角和俯仰角分别为 θ_j 和 α_j (见图1(a)),则散射点 X_i 在LOS上的1维距离投影 $\check{\rho}_{ij}$ 满足以下几何关系,

$$\check{\rho}_{ij} = X_i^T c_j = x_i C_{1j} + y_i C_{2j} + z_i C_{3j} \quad (3)$$

式中, $c_j = [C_{1j}, C_{2j}, C_{3j}]^T$ 为目标在第 j 次回波时刻的纯旋转运动路径向量,其有以下形式^[1],

$$c_j = [\sin \theta_j \cos \alpha_j, \cos \theta_j \cos \alpha_j, \sin \alpha_j]^T \quad (4)$$

由式(4)可知, c_j 为单位矢量,因此其具有以下约束,

$$c_j^T c_j = C_{1j}^2 + C_{2j}^2 + C_{3j}^2 = 1 \quad (5)$$

此式即反映了刚体目标的几何不变性。

实际中,单天线雷达可以对具有3维运动的刚体目标进行连续回波观测,接收到目标运动期间反射回来的连续回波序列。由雷达目标的散射特性可知,在高频区,目标散射可以用多个孤立的散射中心来完全表征^[13],随着目标的3维运动,目标上不同位置的散射点在回波序列中显现出不同规律的距离徙动轨迹(如图1(b)所示)。因此,利用雷达回波压缩后得到的雷达高分辨率距离像中的幅度和相位信息,可以提取出多个孤立散射点的1维距离史。散射点1维距离的提取和关联问题将不在本文中讨论,这里假设已在 L 次回波期间的雷达距离像序列中提取出 N 个散射点的1维距离 ρ_{ij} ,则可构造出 $N \times L$ 的1维距离矩阵

$$\hat{\phi} = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1L} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2L} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \rho_{N1} & \rho_{N2} & \cdots & \rho_{NL} \end{bmatrix} \quad (6)$$

对于具有完整形式的 $\hat{\phi}$,经过式(1)可以估计出 L 次回波期间的平移向量 R_c ,则经式(2)可构造出去平移处理后的1维距离投影矩阵

$$\phi = \begin{bmatrix} \check{\rho}_{11} & \check{\rho}_{12} & \cdots & \check{\rho}_{1L} \\ \check{\rho}_{21} & \check{\rho}_{22} & \cdots & \check{\rho}_{2L} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \check{\rho}_{N1} & \check{\rho}_{N2} & \cdots & \check{\rho}_{NL} \end{bmatrix} \quad (7)$$

设由 N 个散射点的3维坐标 X_i 构成的 $N \times 3$ 的矩阵为 $S = [X_1, X_2, \dots, X_N]^T$;由 L 次回波中目标旋转路径向量 c_j 构成的 $3 \times L$ 的矩阵为 $C = [c_1, c_2, \dots, c_L]$,则根据式(3)可得到以下目标纯旋转运动下的几何模型

$$\phi = SC \quad (8)$$

同时,由式(5)可以得出以下几何不变性约束条件,

$$\text{diag}(C^T C) = \mathbf{1}_{L \times 1} \quad (9)$$

式中, $\text{diag}(X)$ 表示 X 主对角线元素组成的向量; $\mathbf{1}_{L \times 1}$ 表示 $L \times 1$ 的全1向量。

因此,上述基于雷达1维距离数据的3维重建问题,即为利用式(8)(9)的共同约束,由已知的1维距离矩阵 $\hat{\phi}$ 求解目标未知的3维结构参数 S 和运动参数(包括平移运动 R_c 和旋转运动 C)的过程。

1.2 由仿射重建到欧区重建的分层重建模型

在基于光学图像的3维重建方法中,通常首先根据多视图几何关系得到目标结构和运动参数的低层重建形式(如射影重建、仿射重建等),再利用空间几何不变量将目标上升为欧区重建^[8]。本文的雷达目标1维到3维的几何重构问题,实质上依然符合上述分层重建的模型。

首先,如1.1节所述的模型,在估计出平移向量 R_c 且经去平移处理后可得到1维距离投影矩阵 ϕ 。此时仅利用式(8)的约束能够得到目标的一簇仿射重建结果 S_A 和 C_A ,其存在仿射多义性,即存在任一 3×3 的仿射变换矩阵 M ,可使 $S_A = SM$ 和 $C_A = M^{-1}C$ 依然满足式(8)条件,即 $\phi = S_A C_A$ 。在文献[10]的基于因子分解法重建方法中,其首先对 ϕ 进行了如下降秩的奇异值分解(SVD),即

$$\phi = V \Sigma U^T \quad (10)$$

式中,由于 ϕ 的秩为3,实际中矩阵 Σ 取为含前3个主特征值的特征值矩阵, V 和 U 分别为其对应的左右特征向量矩阵。此降秩处理对于 ϕ 中的误差具有抑制作用,由此可以估计出目标满足式(8)条件的一组较好的仿射重建结果,即 $S_A = V$ 和 $C_A = \Sigma U^T$ 。文献[11]中用类似的方法,采用了另一组仿射重建形式,即 $S_A = V \Sigma$ 和 $C_A = U^T$,两种方法基本相同。

其次,利用式(9)的几何不变性约束,可以对 S_A 和 C_A 与 S 和 C 之间相差的仿射变换矩阵 M 进行如下估计:由于 $C_A = M^{-1}C$,则有以下推导

$$\mathbf{C}^T \mathbf{C} = \mathbf{C}_A^T \mathbf{M}^T \mathbf{M} \mathbf{C}_A = \mathbf{C}_A^T \mathbf{W} \mathbf{C}_A \quad (11)$$

式中, $\mathbf{W} = \mathbf{M}^T \mathbf{M}$ 为 3×3 的对称矩阵。将 \mathbf{W} 上三角的 6 个参数组成向量 $\mathbf{w} = [W_{11}, W_{12}, W_{13}, W_{22}, W_{23}, W_{33}]^T$ (W_{ij} 为 \mathbf{W} 第 i 行、第 j 列的元素), 并由 \mathbf{C}_A 的各行向量 \mathbf{C}_A^k ($k = 1, 2, 3$) 构建 $L \times 6$ 的矩阵 $\mathbf{B} = [(\mathbf{C}_A^1 \cdot \mathbf{C}_A^1)^T, (\mathbf{C}_A^1 \cdot \mathbf{C}_A^2)^T, (\mathbf{C}_A^1 \cdot \mathbf{C}_A^3)^T, (\mathbf{C}_A^2 \cdot \mathbf{C}_A^2)^T, (2\mathbf{C}_A^2 \cdot \mathbf{C}_A^3)^T, (\mathbf{C}_A^3 \cdot \mathbf{C}_A^3)^T]$ (其中符号“ \cdot ”为点乘), 则将式(11)代入式(9), 可以建立如下关于 \mathbf{w} 的线性方程组,

$$\mathbf{B}\mathbf{w} = \mathbf{1}_{L \times 1} \quad (12)$$

当 $L \geq 6$ 时, 可得到 \mathbf{w} 的最小二乘估计为

$$\mathbf{w} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{1}_{L \times 1} \quad (13)$$

由上述求解出的 \mathbf{w} 重新构建矩阵 \mathbf{W} , 并对 \mathbf{W} 进行 Cholesky 分解, 便可估计出一组仿射变换矩阵 \mathbf{M} 。其中, \mathbf{M} 具有旋转多义性, 即存在任一正交矩阵 \mathbf{R} , 可使矩阵 $\mathbf{M}' = \mathbf{R}\mathbf{M}$ 依然满足 $\mathbf{M}'^T \mathbf{M}' = \mathbf{W}$ 。

最后, 利用以上估计出的仿射变换矩阵 \mathbf{M} , 可通过下式将目标的仿射重建上升为欧区重建, 即

$$\mathbf{S}_E = \mathbf{S}_A \mathbf{M}^{-1}, \mathbf{C}_E = \mathbf{M} \mathbf{C}_A \quad (14)$$

\mathbf{S}_E 和 \mathbf{C}_E 中蕴涵了目标相差一个角度旋转意义下的结构和运动信息 (即 $\mathbf{S}_E = \mathbf{S}\mathbf{R}^T$, $\mathbf{C}_E = \mathbf{R}\mathbf{C}$), 其中目标上各散射点的 3 维坐标 \mathbf{X}_{E_i} ($i = 1, \dots, N$) 可由 \mathbf{S}_E 中的各行向量得到; 同时, 根据式(4), 目标在各次回波时刻的运动角度 (α, θ) 可以由下式得到,

$$\begin{cases} \alpha_j = \arcsin[C_{E_{3j}}] \\ \theta_j = \arctan[C_{E_{1j}}/C_{E_{2j}}] \end{cases} \quad (j = 1, \dots, L) \quad (15)$$

式中 $C_{E_{ij}}$ 为矩阵 \mathbf{C}_E 中第 i 行、第 j 列的元素。

2 基于雷达复杂 1 维距离数据的 3 维重建算法

受到雷达有限的距离分辨率以及回波干涉等因素的影响, 实际中由雷达距离像中提取出的 1 维距离数据势必会存在一定的误差, 其造成重建过程中由旋转运动参数 \mathbf{C}_A 估计出的仿射变换矩阵 \mathbf{M} 不准确 (见 1.2 节), 由此导致重建出的目标 3 维形状和运动路径具有一定的仿射形变, 造成重建目标的外形拉伸以及运动路径的扭曲。由此可知, 目标 3 维运动路径的丰富性对于仿射变换矩阵 \mathbf{M} 的估计具有重要影响, 增加目标 3 维运动的转角幅度和运动路径的丰富性, 可以有效抑制重建目标的仿射形变。

然而, 由于雷达目标复杂的散射特性, 实际中目

标散射点的有效孔径角度通常较小 (约十几度), 因此实际中在目标大转角运动下提取出的散射点 1 维距离数据通常为不完整的。图 2(a) 给出了若干散射点复杂的 1 维距离轨迹的示意图, 其中各散射点 1 维距离轨迹出现和消失的时刻各异。图 2(b) 给出了由以上复杂 1 维距离数据构造出的 1 维距离矩阵 $\hat{\phi}$, 图中灰色部分表示已知元素, 白色部分为未知元素。对于此类含未知元素的 1 维距离矩阵 $\hat{\phi}$, 采用现有的因子分解法^[9-11] 无法对进行矩阵操作, 实际中仅能选取 $\hat{\phi}$ 中含较多已知元素的完整子矩阵 (如图 2(b) 中黑框部分) 进行重建, 由此极大地限制了重建数据的丰富性。

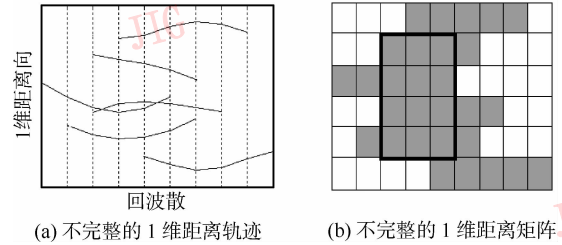


图 2 复杂 1 维距离数据示意图

Fig. 2 Illustration of complex 1D range data

鉴于上述问题, 提出一种基于目标大转角丰富 3 维运动下复杂 1 维距离数据的 3 维重建算法。

2.1 选取完整子矩阵求解仿射重建的部分初始参数

给定一含未知元素的 $N \times L$ 的 1 维距离矩阵 $\hat{\phi}$, 则由式(8)可知, 其对应的平移向量 \mathbf{R}_c 以及仿射重建 \mathbf{S}_A 和 \mathbf{C}_A 分别具有 $1 \times L, N \times 3$ 和 $3 \times L$ 的矩阵形式。

首先, 通过设置不同回波长度的窗口在矩阵 $\hat{\phi}$ 中做横向遍历搜索, 可以选取出 $\hat{\phi}$ 中含已知元素最多的一组完整子矩阵 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$ 。则根据(1)式, 可以估计出目标平移向量 \mathbf{R}_c 中对应 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$ 所处回波期间内的初始子向量 $\mathbf{R}_{c_{\text{sub}}}$ 。根据式(2)对 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$ 作去平移处理后, 即可得到其对应的 1 维距离投影子矩阵 ϕ_{sub} 。依据 1.2 节所述方法, 对 ϕ_{sub} 进行降秩的 SVD (见式(10)), 从而可以得到如下的一组初始仿射重建结果, 即

$$\mathbf{S}_{A_{\text{sub}}} = \mathbf{V}_{\text{sub}}, \mathbf{C}_{A_{\text{sub}}} = \mathbf{\Sigma}_{\text{sub}} \mathbf{U}_{\text{sub}}^T \quad (16)$$

式中, $\mathbf{\Sigma}_{\text{sub}}$ 、 \mathbf{V}_{sub} 和 \mathbf{U}_{sub} 分别为 ϕ_{sub} 降秩后的特征值矩阵和左右特征向量矩阵。由于 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$ 为 $\hat{\phi}$ 中的子矩阵, 则由式(16)求解出的初始仿射重建结果 $\mathbf{S}_{A_{\text{sub}}}$ 和 $\mathbf{C}_{A_{\text{sub}}}$ 分别为 \mathbf{S}_A 和 \mathbf{C}_A 中相应位置的子矩阵。

2.2 采用逐步外推法求解目标仿射重建的线性解

由式(2)(3)可知,利用 $\hat{\phi}$ 中任一已知元素 ρ_{ij} , 均可构建一个如下形式的方程,

$$\rho_{ij} = \mathbf{X}_{Ai} \mathbf{c}_{Aj} + \mathbf{R}_{cj} = \tilde{\mathbf{X}}_{Ai} \tilde{\mathbf{c}}_{Aj} \quad (\rho_{ij} \in \mathbf{K}) \quad (17)$$

式中, \mathbf{K} 定义为 $\hat{\phi}$ 中已知元素的集合; $\tilde{\mathbf{X}}_{Ai} = [\mathbf{X}_{Ai}^T \quad 1]^T$ 为 \mathbf{X}_{Ai} 的齐次形式; $\tilde{\mathbf{c}}_{Aj} = [\mathbf{c}_{Aj}^T \quad \mathbf{R}_{cj}]^T$ 定义为目标的运动向量,其包含了第 j 次回波时刻目标的旋转和平移参数 (\mathbf{c}_{Aj} 和 \mathbf{R}_{cj})。根据式(17)可知,利用矩阵 $\hat{\phi}$ 中的已知元素,可以由 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 中的已求参数逐步外推求解出未知参数。此外推求解过程主要包括以下两个步骤:

1) 由已知的运动 ($\mathbf{c}_{Aj}, \mathbf{R}_{cj}$) 求解未知的坐标 \mathbf{X}_{Ai}

给定矩阵 $\hat{\phi}$ 、 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 及向量 \mathbf{R}_c , 首先按行搜索找到 \mathbf{S}_A 中的一个未知行向量 \mathbf{X}_{Ai} , 然后分别在 $\hat{\phi}$ 的第 i 个行向量 ρ_i 以及 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 中按列搜索, 找到使元素 ρ_{ij} 以及向量 \mathbf{c}_{Aj} 和 \mathbf{R}_{cj} 都为已知的列 j 的集合 $\mathbf{K}_C \supseteq \{j_1, j_2, \dots, j_{NC}\}$ (其中 NC 为集合 \mathbf{K}_C 中元素的个数)。设置一阈值 T_{NC} , 当 NC 满足 $NC \geq T_{NC}$ 时, 则根据式(17)对 \mathbf{X}_{Ai} 进行如下的最小二乘估计,

$$\mathbf{X}_{Ai}^T = (\rho_{i \cdot \text{sub}} - \mathbf{R}_{c \text{sub}}^T) \mathbf{C}_{A \text{sub}}^T (\mathbf{C}_{A \text{sub}} \mathbf{C}_{A \text{sub}}^T)^{-1} \quad (18)$$

式中,

$$\begin{aligned} \rho_{i \cdot \text{sub}} &= [\rho_{ij_1}, \rho_{ij_2}, \dots, \rho_{ij_{NC}}] \\ \mathbf{R}_{c \text{sub}} &= [\mathbf{R}_{cj_1}, \mathbf{R}_{cj_2}, \dots, \mathbf{R}_{cj_{NC}}]^T \\ \mathbf{C}_{A \text{sub}} &= [\mathbf{c}_{Aj_1}, \mathbf{c}_{Aj_2}, \dots, \mathbf{c}_{Aj_{NC}}] \end{aligned} \quad (19)$$

2) 由已知的坐标 \mathbf{X}_{Ai} 求解未知的运动 ($\mathbf{c}_{Aj}, \mathbf{R}_{cj}$)

给定矩阵 $\hat{\phi}$ 、 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 及向量 \mathbf{R}_c , 首先按列搜索找到 \mathbf{C}_A 的一个未知列向量 \mathbf{c}_{Aj} 以及 \mathbf{R}_c 中对应的未知平移量 \mathbf{R}_{cj} , 并构造运动向量 $\tilde{\mathbf{c}}_{Aj} = [\mathbf{c}_{Aj}^T \quad \mathbf{R}_{cj}]^T$, 然后分别在 $\hat{\phi}$ 的第 j 个列向量 $\rho_{\cdot j}$ 以及 \mathbf{S}_A 中按行搜索, 找到使元素 ρ_{ij} 和向量 \mathbf{X}_{Ai} 都为已知的行 i 的集合 $\mathbf{K}_S \supseteq \{i_1, i_2, \dots, i_{NS}\}$ (其中 NS 为集合 \mathbf{K}_S 中元素的个数)。设置一阈值 T_{NS} , 当 NS 满足 $NS \geq T_{NS}$ 时, 则根据式(17)对 $\tilde{\mathbf{c}}_{Aj}$ 进行如下的最小二乘估计,

$$\tilde{\mathbf{c}}_{Aj} = (\tilde{\mathbf{S}}_{A \text{sub}}^T \tilde{\mathbf{S}}_{A \text{sub}})^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_{A \text{sub}}^T \rho_{\cdot j \text{sub}} \quad (20)$$

式中

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{S}}_{A \text{sub}} &= [\tilde{\mathbf{X}}_{Ai_1}, \tilde{\mathbf{X}}_{Ai_2}, \dots, \tilde{\mathbf{X}}_{Ai_{NS}}]^T \\ \rho_{\cdot j \text{sub}} &= [\rho_{i_1 j}, \rho_{i_2 j}, \dots, \rho_{i_{NS} j}]^T \end{aligned} \quad (21)$$

循环进行上述两个步骤, 可以由 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 中的已求向量逐步外推求解出未知的向量, 直到搜

索不到满足阈值条件的未知向量, 则循环结束。由于向量 \mathbf{X}_{Ai} 和 $\tilde{\mathbf{c}}_{Aj}$ 中分别含 3 和 4 个未知参数, 因此其要求阈值 T_{NC} 和 T_{NS} 分别大等于 3 和 4, 且构造的系数矩阵 $\mathbf{C}_{A \text{sub}}$ 或 $\tilde{\mathbf{S}}_{A \text{sub}}$ 均为满秩的。实际中对上述阈值条件的设置能够实现系统对矩阵 $\hat{\phi}$ 中有效数据的自动选择, 选择较大的阈值能够摒弃矩阵 $\hat{\phi}$ 中连续性不强和存在时间过短的 1 维距离数据, 从而保证了重建结果的准确性; 但阈值过大会使矩阵 $\hat{\phi}$ 中较多的有效元素无法被充分利用。

经上述外推求解后, 1 维距离矩阵 $\hat{\phi}$ 中的有效数据可被充分利用于对仿射重建 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 中部分参数的估计。这里假设已完成对 L' 次回波中的 N' 个散射点的仿射重建, 则此时可以剔除 $\hat{\phi}$ 、 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 中相应的无效元素, 使其分别具有 $N' \times L'$ 、 $N' \times 3$ 、 $3 \times L'$ 和 $1 \times L'$ 的矩阵形式。最后, 根据式(13), 可以利用求解出的 \mathbf{C}_A 对参数 \mathbf{w} 进行估计, 其中, 参数 \mathbf{w} 蕴含了目标由仿射重建上升为欧区重建过程中所需的全部信息。

2.3 目标欧区重建参数的捆绑调整

通常情况下, 经 2.2 节的逐步外推过程得到的 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{R}_c 的线性解中存在着一定的误差累积。在基于光学图像的 3 维重建算法中, 其通常采用非线性优化技术对目标初步重建后的结构和运动参数进行捆绑调整^[8, 14]。然而, 如 1.2 节所述, 在本文的雷达目标 1 维到 3 维的几何重构问题中, 目标的欧区重建 \mathbf{S}_E 和 \mathbf{C}_E 存在着旋转多义性, 其意味着目标重建参数的解存在着过多的冗余自由度, 因此若直接对 \mathbf{S}_E 和 \mathbf{C}_E 进行优化调整, 其将无法收敛于最优解。

鉴于上述问题, 选取仿射重建参数 \mathbf{S}_A 和 \mathbf{C}_A 以及 \mathbf{W} 的上三角元素向量 \mathbf{w} (见 1.2 节) 作为目标欧区重建的优化参数。由于 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{w} 能够在式(12)的额外约束下对 \mathbf{S}_E 和 \mathbf{C}_E 完全表述, 并且参数 \mathbf{W} 对于 \mathbf{M} 的任一旋转变换均具有唯一性, 由此可以去除参数模型中冗余的旋转自由度。至此, 用于对目标欧区重建最优化的参数包括 \mathbf{S}_A 、 \mathbf{C}_A 和 \mathbf{w} , 总共 $3N' + 3L' + 6$ 个优化变量, 其受到式(2)(3)(12)的共同约束。采用罚函数法, 建立如下的最小化目标函数,

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{X}_{Ai}, \mathbf{c}_{Aj}, \mathbf{w}} \{ & \sum_{\rho_{ij} \in \mathbf{K}} \|\rho_{ij} - \mathbf{R}_{cj} - \mathbf{X}_{Ai}^T \mathbf{c}_{Aj}\|^2 + \\ & \sigma_1 \sum_{k=1}^{L'} \|\mathbf{B}^k \mathbf{w} - 1\|^2 \} \end{aligned} \quad (22)$$

式中, B^k 表示式(12)中矩阵 B 的第 k 个行向量; σ 为惩罚系数, 其决定了目标几何不变性条件的约束力。

采用 LM (Levenberg-Marquardt) 算法^[8,14], 对式(22)的最小化目标函数进行非线性优化, 其中由 2.2 节得到的参数 S_A 、 C_A 和 w 的线性解将作为优化参数的初始值。经上述捆绑调整后可以得到优化参数的最优解 S_{Aopt} 、 C_{Aopt} 和 w_{opt} , 则根据 1.2 节所述方法, 可由 w_{opt} 求解仿射变换矩阵 M , 并由式(14)得到目标欧区重建的最优解 S_{Aopt} 和 C_{Aopt} , 最终得到各散射点的 3 维坐标和目标的运动路径(式(15))。

由此总结出本文提出的基于雷达复杂 1 维距离数据的刚体目标结构和运动 3 维重建算法的具体流程如下:

- 1) 预先提取和关联出散射点的 1 维距离数据 ρ_{ij} ;
- 2) 构造如式(6)的 1 维距离矩阵 $\hat{\phi}$;
- 3) 通过遍历搜索选取矩阵 $\hat{\phi}$ 中的完整子矩阵 $\hat{\phi}_{sub}$;
- 4) 根据式(1)估计出子 $\hat{\phi}_{sub}$ 对应回波期间的平移子向量 R_{csub} , 并对 $\hat{\phi}_{sub}$ 进行去平移处理得到 ϕ_{sub} ;
- 5) 对矩阵 ϕ_{sub} 进行 SVD(如式(16)), 得到初始仿射重建结果 S_{Asub} 和 C_{Asub} ;
- 6) 设置阈值 T_{NC} 和 T_{NS} , 并根据 2.2 节所述方法, 对 S_A 、 C_A 和 R_c 中的未知参数进行外推求解;

- 7) 剔除 $\hat{\phi}$ 、 R_c 、 S_A 和 C_A 中的无效元素;
- 8) 根据式(13)对向量 w 进行最小二乘估计;
- 9) 建立如式(22)的最小化目标函数, 采用 LM 法对重建参数 S_A 、 C_A 、 R_c 和 w 进行捆绑调整;
- 10) 由式(14)将优化后的 S_A 、 C_A 上升为欧区重建结果 S_E 和 C_E , 得到目标的 3 维结构和运动参数。

3 仿真实验

模拟单天线雷达对于具有 3 维运动的刚体目标连续回波观测的情况, 通过仿真生成了用于重建的复杂 1 维距离数据, 并对本文提出的重建算法的重建效果进行了检验。

仿真中以 F-22 战机模型为例, 选取描述其 3 维轮廓的 53 个点作为散射点, 其 3 维坐标如图 3(a) 所示。实验中设置雷达接收到的目标回波序列长度为 $L=200$, 并且建立了如下的目标 3 维运动模型:

- 1) 设置目标两个有效旋转角 (α, θ) 的旋转运动路径如图 3(e) 中实曲线所示, 其中转角 θ 具有幅度为 30° 的均转速, 转角 α 具有幅度为 15° 的正弦摆动。
- 2) 设置目标的平移运动具有以下模型, $R_{vj} = 50\,000 - 100\sin(j\pi/2L) \quad (j = 1, \dots, L)$ (23)

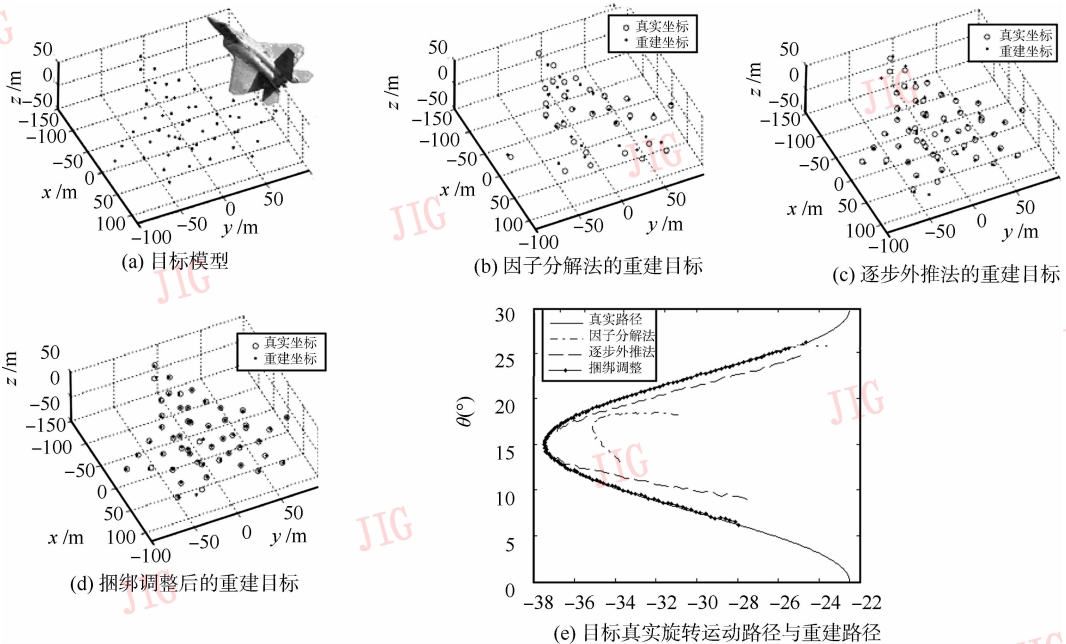


图 3 目标模型的重建结果

Fig. 3 Reconstruction results of target model

其中,目标距雷达的初始距离为 50 km,平移运动幅度为 100 m。

实际中,雷达目标上各散射点的 1 维距离轨迹需要预先由雷达距离像序列中提取和关联出,本实验中采用仿真的方式,根据各散射点的 3 维坐标和目标的运动路径模型,得到了目标上各散射点在各次回波中的真实雷达测距。模拟实际中散射点 1 维距离位置的提取误差,实验中首先在原始 1 维距离数据中加入了方差为 0.15 m 的高斯误差。鉴于实际中雷达目标散射点有限的孔径角度,实验中设置各散射点的有效孔径角度范围为均值为 15° 的随机分布,并且散射点在 200 次回波中随机出现。依据上述仿真模型,实验得到了各散射点的 1 维距离轨迹,其如图 4(a) 所示。采用此仿真出的复杂 1 维距离数据,可根据式(6)形式构造出其对应的 1 维距离投影矩阵 $\hat{\phi}$,其矩阵形式如图 4(b) 所示,其中白色部分为 $\hat{\phi}$ 中的已知元素,黑色部分为未知元素。

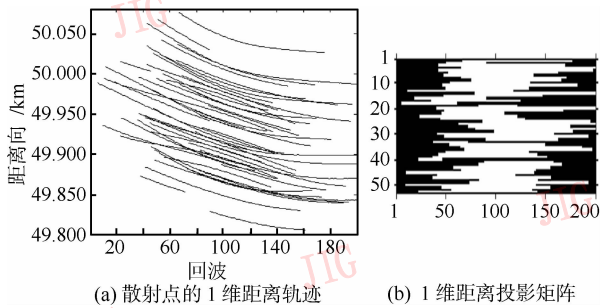


图4 复杂1维距离数据仿真

Fig.4 Simulation of the complex 1D range data

基于以上得到的 1 维距离矩阵,本文分别对以下 3 种重建方法进行了重建实验:

1) 采用现有因子分解法的重建实验 此重建实验中,首先按照 2.1 节所述方法,在矩阵 $\hat{\phi}$ 中选取了一组完整子矩阵 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$,其具有 30×65 的矩阵形式;然后根据式(1)对 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$ 对应的 65 次回波期间的平移子向量 \mathbf{R}_{esub} 进行估计,并且经去平移处理后得到 1 维距离投影子矩阵 $\hat{\phi}_{\text{sub}}$;最后,按照 1.2 节所述方法,重建出 30 个散射点的 3 维坐标以及目标在 65 次回波中的旋转运动路径。

2) 采用逐步外推法的重建实验 此重建实验中,首先根据 2.1—2.2 节所述方法得到目标平移向量 \mathbf{R}_e 和仿射重建 \mathbf{S}_A 和 \mathbf{C}_A 的线性解,然后采用 1.2 节所述方法将仿射重建 \mathbf{S}_A 和 \mathbf{C}_A 上升为欧区重建 \mathbf{S}_E 和 \mathbf{C}_E 。实验中,设置外推过程中的阈值条件分

别为 $T_{NC} = 20$ 和 $T_{NS} = 12$,实验最终重建出 51 个散射点的 3 维坐标以及目标在 136 次回波中的旋转运动路径。

3) 采用捆绑调整的重建实验 此重建实验中,按照第 2.3 节中的算法流程,采用 LM 法对重建参数进行了非线性优化,实现了对外推求解出的目标 51 个散射点 3 维坐标和目标在 136 次回波中运动参数的优化调整。实验中,设置惩罚系数为 $\sigma = 1000$,优化参数共为 567 个,最优化中的迭代次数为 12 次。

由于重建目标与真实目标之间相差一个任意的旋转和平移,实验中对上述 3 种方法的重建结果进行了匹配校正,使重建坐标与真实坐标在位置和角度上对准,并采用相同方法使目标的重建旋转路径与真实路径在角度上对准。图 3(b)—(d) 分别给出了采用上述 3 种方法得到的重建目标与真实目标的比较,经计算,上述 3 种方法的重建目标的 3 维坐标与真实坐标之间的平均欧区距离误差(即平均每点的欧区距离误差)分别为 11.51 m、4.20 m 和 1.14 m。另外,图 3(e) 分别给出了采用上述 3 种方法重建出的旋转运动路径,由图中可以看出,采用因子分解法和逐步外推法重建的路径均存在一定的扭曲;而经过捆绑调整后,重建路径与真实路径基本吻合。由上述重建实验的结果可以总结出,采用现有的因子分解方法重建出的散射点点数较少,并且由于可利用的目标运动轨迹有限,重建后的散射点坐标和运动路径具有较大的仿射形变,重建误差通常较大;利用本文提出的逐步外推法可以实现对目标大转角 3 维运动下的复杂 1 维距离数据的充分利用,提高了重建中目标运动的丰富性和散射点的数量,但由于外推过程中存在着误差累积,因此重建误差仍较大;利用本文提出的捆绑调整方法可以对目标的初步重建结果进行优化调整,有效降低了重建目标的仿射形变,从而使算法对于目标结构和运动参数的重建精度得到显著提高。

实验中以目标匹配校正后的重建坐标与目标真实坐标之间的平均欧区距离误差为标准,针对原始 1 维距离数据中加入不同方差的距离提取误差的情况,对上述 3 种重建方法的重建误差进行了量化分析。实验中依然采用上述仿真模型,分别在原始 1 维距离数据加入了方差由 0 至 0.5 m 的高斯误差。对于每一种误差情况,分别采用上述 3 种重建方法进行了 100 次重建实验,并计算出每次重建结果的

平均欧氏距离误差。图 5 给出了上述 3 种重建结果的平均欧氏距离误差曲线, 曲线的幅度值为 100 次重建的平均值。由图 5 可以看出, 经过本文的捆绑调整之后, 重建目标的平均欧氏距离误差得到了有效的抑制。由此可以证明, 与现有的重建方法相比, 本文提出的重建算法具有更好的适用性, 特别是最优化技术在算法中的成功应用, 使重建算法的鲁棒性得到进一步增强。

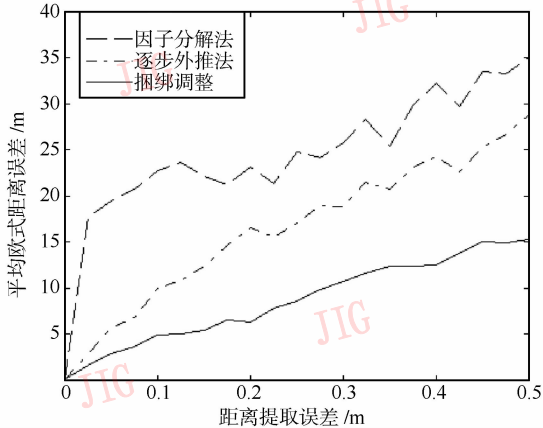


图 5 重建目标的平均欧氏距离误差

Fig. 5 Mean errors of the reconstructed target's Euclidean distances

4 结 论

基于雷达 1 维距离数据的 3 维重建方法是对光学图像 3 维重建理论的一种扩展, 对此由 1 维到 3 维的几何重构理论进行了完善, 有效地提高了此重建算法的适用性和鲁棒性。为了描述目标的 3 维结构, 实际中需要重建出更多的目标散射点, 这使得雷达距离像中散射点 1 维距离轨迹的提取和关联问题成为这项技术的难点问题。由仿真实验可知, 与此算法对稀疏散射点 3 维坐标的重建相比, 对于目标未知运动路径的 3 维重建显得更加重要, 其可以为传统雷达成像技术提供目标运动的辅助信息。此外, 利用重建出的目标运动参数提取和关联出雷达距离像中更多散射点的 1 维距离轨迹将是此项技术今后进一步的研究方向。

参考文献 (References)

[1] Bao Zheng, Xing Mengdao, Wang Tong. Radar Image Technology [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2005:

229-344. [保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 229-344.]

[2] Rosen P A, Hensley S, Joughin I R. Synthetic aperture radar interferometry [J]. Processings of the IEEE, 2000, 8(3): 333-382.

[3] Wang Genyan, Xia Xianggen, Chen V C. Three dimensional ISAR imaging of maneuvering targets using three receivers [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(3): 436-448.

[4] Xu Xiaojian, Narayanan R M. Three dimensional interferometric ISAR imaging for target scattering diagnosis and modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(7): 1094-1102.

[5] McFadden F E. Three dimensional reconstruction from ISAR sequences [J]. Proceedings of SPIE, 2002, 4744: 58-67.

[6] Tang Libo, Li Daojing, Wu Yirong. Moving ship target 3D reconstruction with the single antenna SAR [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(4): 468-472. [汤立波, 李道京, 吴一戎. 单天线 SAR 运动舰船目标三维形状重构 [J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 468-472.]

[7] Wang Qi, Xing Mengdao, Lu Guangyue, et al. High-resolution three-dimensional radar imaging for rapidly spinning targets [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(1): 22-30.

[8] Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. New York: Cambridge University Press, 2000: 434-497.

[9] Stuff M, Sanchez P, Biancala M. Extraction of three-Dimensional motion and geometric invariants [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2003, 14(1-3): 161-181.

[10] Ferrara M, Arnold G, Stuff M. Shape and motion reconstruction from 3D-to-1D orthographically projected data via object-image relations [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(10): 1906-1912.

[11] Zhou Jianxiang. Theory and Technology on Reconstructing 3D Scattering Centers of Radar Targets in Optical Region [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008: 64-66. [周剑雄. 光学区雷达目标三维散射中心重构理论与技术 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2008: 64-66.]

[12] Liu Yongxiang, Lv Yuzeng, Li Xiang, et al. Scattering centers association and imaging based on multi-aspect measurement [J]. Signal Processing, 2008, 24(2): 168-171. [刘永祥, 吕玉增, 黎湘, 等. 多姿态角下的目标散射中心关联与成像方法研究 [J]. 信号处理, 2008, 24(2): 168-171.]

[13] Huang Peikang, Yin Hongcheng, Xu Xiaojian. Radar Target Characteristics [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2005: 230-274. [黄培康, 殷红成, 许小剑. 雷达目标特性 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 230-274.]

[14] Triggs B, McLauchlan P, Hartley R I, et al. Bundle adjustment - a modern synthesis [C] // Vision algorithms: theory and practice. Berlin. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 298-375.