

一种基于点云配准的卫星运动参数辨识方法

鲁荣荣^{1,2,3,4}, 孙海波^{1,4,5}, 付双飞^{1,2,4*}, 朱枫^{1,2,4**}, 郝颖明^{1,2,4}

¹中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

²中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110016;

³中国科学院大学, 北京 100049;

⁴中国科学院光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

⁵东北大学机器人科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

摘要 为了实现空间翻滚卫星(同时作自旋和进动的卫星)的消旋,提出了一种非接触式的卫星运动参数辨识方法。算法主要包含 3 个步骤:通过点云配准技术,获取相邻两幅点云之间的位姿变换关系,从而可以依据这些位姿变换得到卫星点云中每个点的运动轨迹;基于自旋轴上的点只绕进动轴旋转的特点,借助主成分分析与圆拟合的方式,搜索自旋轴上的点并确定进动轴的方向和位置;根据整体位姿变换与两种运动间的关系,建立非线性方程组求解出翻滚卫星的运动参数。仿真实验结果表明,在一定的噪声程度下,所提方法可以准确地辨识出空间翻滚卫星的运动参数。

关键词 机器视觉; 点云配准; 卫星消旋; 参数辨识; 运动估计

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.141503

Point Cloud Registration Based Satellite Motion Parameter Identification Method

Lu Rongrong^{1,2,3,4}, Sun Haibo^{1,4,5}, Fu Shuangfei^{1,2,4*}, Zhu Feng^{1,2,4**}, Hao Yingming^{1,2,4}

¹Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China;

²Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

⁴Key Laboratory of Opto-Electronic Information Process, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, Liaoning 110016, China;

⁵Faculty of Robot Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China

Abstract A non-contact satellite motion parameter identification method is proposed for the derotation of satellites that roll in space while simultaneously spinning and precessing. The algorithm involves three main steps. First, the point-cloud registration is used to obtain the pose transformation between two adjacent point clouds, from which the trajectories of the points in the satellite's point cloud are obtained. Second, because the points on the spin axis only rotate around the moving axis, the principal component analysis and circle-fitting method are used to find a point on the spin axis and thereby determine the direction and position of the precession axis. Finally, the rolling satellite's parameters are found by solving a set of nonlinear equations, established based on the relationships between the overall pose transformation and the two motions. The simulation results show that the proposed method can accurately identify the motion parameters of a rolling satellite for certain noise levels.

Key words machine vision; point cloud registration; derotation of satellites; parameter identification; motion estimation

OCIS codes 150.1135; 100.5010; 150.6910

收稿日期: 2018-12-04; 修回日期: 2019-01-12; 录用日期: 2019-02-22

基金项目: 创新基金(CXJJ-17S032)

* E-mail: yunfei@sia.cn; ** E-mail: fzhu@sia.cn

1 引言

近年来,全球发射的卫星数量逐年增加,在轨故障和失效航天器数量也随之增加,使得空间环境日益恶劣。为了最大限度地降低因卫星故障或失效而造成的损失,同时清理轨道垃圾,积极保护有限的轨道资源,各航天大国正在研究以卫星维护、延寿及轨道垃圾清理为目的的在轨服务技术。无论是在轨维护还是大型轨道垃圾清理,都需要对失效卫星进行在轨自动捕获。空间失效卫星在空中一般处于翻滚状态,既绕自旋轴旋转也沿着进动轴旋转。要捕获空间翻滚目标,追踪卫星在接近过程中必须能够实现目标卫星的跟旋,而跟旋的前提是明确其运动状态,因此,空间翻滚目标运动参数的辨识是空间在轨维护和大型轨道垃圾清理的前提。空间翻滚目标属于非合作目标,在信息层面无沟通,机动行为不配合,又不能在其上面安装合作标志器,这对其运动参数辨识提出了很大的挑战。

目前,空间翻滚卫星运动参数辨识方法主要分为两类。一类是接触辨识方法,主要指将测量设备附着于被测目标的表面,利用测量设备携带的陀螺仪等传感器的检测结果对目标的运动参数进行辨识。这类方法的特点是辨识方法简单、测量速度快,但由于测量过程需要与目标接触,增加了碰撞的危险性。另一类方法是非接触辨识方法,主要通过视觉传感器远距离对目标卫星的位姿状态进行一系列在轨测量,并通过对这些测量结果进行滤波、状态估计等完成目标卫星的运动参数辨识。这类方法的特点是测量过程中完全避免了可能出现的碰撞危险。但该类方法尚处于起步阶段,现有可供参考的文献不多。

空间翻滚卫星运动参数在轨辨识主要通过对目标卫星的位姿状态进行连续测量,从一系列连续测量结果中辨识出所需的运动参数。因此,位姿状态的测量是参数辨识的基础,在位姿测量方面主要有基于图像特征的位姿测量方法、基于纹理特征的位姿测量方法和基于三维点云特征的位姿测量方法。前2种方法基于二维图像处理,使用CCD相机获得原始数据,针对空间目标的几何特征与纹理特征进行位姿测量。典型的研究成果主要包括一系列几何特征检测方法^[1-3]以及相机定位与地图构建方法^[4-6]。第3种基于三维点云的数据处理方法,使用类似飞行时间(TOF)相机和Kinect等传感器获取原始数据。

在三维点云的位姿测量方面,Newcombe等^[7]和Izadi等^[8]提出了基于深度图像的KinectFusion

重建算法。该方法利用迭代最近邻(ICP)算法^[9]估计帧和模型之间的位姿变换矩阵,有效减弱了轨迹或时间较长引起的累积误差。潘旺等^[10]通过多传感器融合技术,实现了对工业零部件高精度的六自由度位姿测量。刘剑等^[11]提出了一种基于特征匹配的点云配准算法,可以很好地配准两幅点云,从而估计点云之间的位姿变换关系。这些方法都是针对地面场景目标展开的,且都只是估计了物体之间的相对位姿。

从国内发展现状可以看出,目前对空间翻滚卫星运动参数辨识方法本身的研究报道甚少。本文旨在探索一种基于三维点云位姿测量实现对翻滚卫星运动参数辨识的方法,试图在位姿测量的基础上进一步分析卫星的运动参数,从而为空间在轨维护等应用提供理论和技术指导。

2 问题描述与分析

对于同时作进动和自旋的卫星(如图1(a)所示,旋转方向皆为逆时针方向),如何根据位置固定的深度传感器采集的深度图数据辨识出卫星的自旋角速度、进动角速度以及章动角,从而为后续的卫星抓捕等操作提供具体的运动参数支持,这是本文主要解决的问题。

为了更清晰地描述该问题,作如下定义:

- 1) 进动轴与自旋轴的交点记为 $O = [O_x, O_y, O_z]^T$, O_x 、 O_y 、 O_z 为其坐标, T 表示转置;
- 2) 进动轴与自旋轴的夹角(章动角)记为 θ ;
- 3) 进动轴的方向记为 $n_m \in \mathbf{R}^3$;
- 4) 卫星进动的角速度记为 ω_m ;
- 5) 卫星自旋的角速度记为 ω_s ;
- 6) 深度传感器的采样间隔为 Δt 。

上述所有量均在深度传感器坐标系下定义。假设深度传感器位置朝向固定,在其工作视场范围内,能够采集到包含有卫星信息的连续深度图数据流 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, 式中: D_i 为一帧深度图, i 为序号; n 为深度图数量。问题可简单表述为:如何根据深度传感器观测到的深度图数据流 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, 辨识出作进动和自旋的卫星的运动参数 ω_m 、 ω_s 以及 θ 。由于深度传感器采集的数据流是卫星在两种合运动下的表现结果,所提算法的主体思路是先估计卫星的整体运动关系,如图1(b)所示,再对其进行解耦,从而辨识出单个旋转运动参数,具体流程如图2所示。

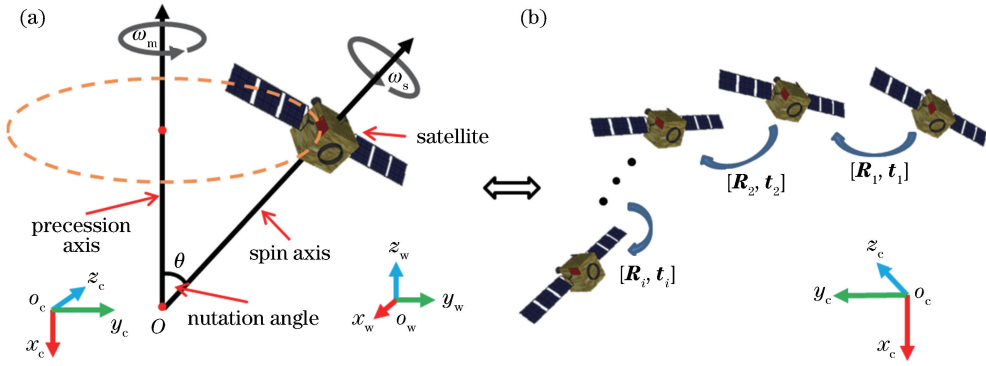


图 1 卫星自旋与进动示意图

Fig. 1 Illustration of satellite self-rotation and precession

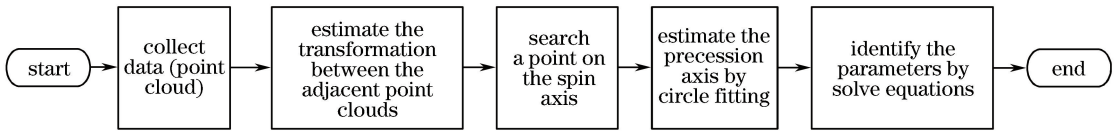


图 2 卫星运动参数辨识算法流程图

Fig. 2 Flow chart of satellite motion parameter identification algorithm

3 参数辨识方法

3.1 位姿变换估计

假设深度传感器在一段时间内采集到包含有卫星信息的连续深度图数据流为 $D_i, i \in [1, n]$ 。根据传感器的内参数(事先已标定可知),可以将深度图转化为三维点云 $C_i, i \in [1, n]$,其中 C_i 为深度图 D_i 对应的三维点云。不失一般性,将目标卫星当作刚体处理,并且假设在数据采集过程中未发生形变。对于相邻两幅三维点云 C_i 与 C_{i+1} ,由于传感器采样间隔 Δt 较小,二者之间的相对位置一般变化不大,故本文直接采用 ICP 算法对其进行配准。记 C_i 与 C_{i+1} 之间的位姿变换为 $T_i = [R_i, t_i]$,即

$$p_j^{(i+1)} = R_i p_j^{(i)} + t_i, \quad (1)$$

式中: $p_j^{(i)} \in C_i$ 与 $p_j^{(i+1)} \in C_{i+1}$ 对应目标卫星上的同一个点, j 为第一帧点云中的第 j 个点的下标; R_i 为 C_i 与 C_{i+1} 之间的旋转变换关系; t_i 为 C_i 与 C_{i+1} 之间的平移变换关系。通过 ICP 算法,可以估计出上述所有相邻两幅点云之间的位姿变换 $T_i, i \in [1, n-1]$ 。

3.2 运动参数解耦

借助点云配准算法估计的相邻两幅点云之间的位姿变换 $T_i, i \in [1, n-1]$ 是目标卫星在进动和自旋两种运动下的整体变换关系。为了得到卫星的具体运动参数,需要根据卫星上某些点的轨迹对合成运动进行解耦。结合图 1 可见,自旋轴上的任意一

点(支点 O 除外),在两种运动形式下的轨迹应该为圆形,且该圆形所在平面的法向量即为进动轴的方向,进动轴穿过该圆圆心。鉴于此,只要找到自旋轴上一点,利用上述得到的位姿变换对其进行不断更新,即可得到一段圆弧轨迹,然后对该轨迹进行圆拟合,便可以确定进动轴的位置和方向,同时还可以大致估计出进动的角速度。事实上,支点、进动轴和自旋轴的位置都是未知的,无法从自旋轴上直接获取此类点。由于自旋轴必然穿过卫星星体,即自旋轴与目标卫星有交点,即卫星表面上至少存在一个点,落在自旋轴上。因此,只要找到这个点,便可以进行后续的运动参数解耦。

3.2.1 自旋轴上点估计

假设 C_{all} 是由采集到的三维点云数据流 $C_i, i \in [1, n]$ 通过配准融合后的卫星点云(所有采集到的三维点云都融合到第一帧)。从 C_{all} 中任取一点,记为 p ,根据上述得到的位姿变换 $T_i, i \in [1, n-1]$,对其进行连续变换,从而得到 p 的运动轨迹 $T(p) = \{p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}\}$,式中: $p^{(i)}$ 为点 p 在第 i 幅点云中的位置坐标, $p^{(1)} = p, p^{(i+1)} = R_i p^{(i)} + t_i$ 。如果点 p 恰好位于自旋轴上,则其轨迹 $T(p)$ 在三维空间应该形成一段圆弧(或整个圆),即 $T(p)$ 中的点是共面的。因此,通过对轨迹 $T(p)$ 进行主成分分析,判断其最小特征值是否近似为零,从而筛选出可能位于自旋轴上的点。具体流程如下:

1) 计算 $T(p)$ 对应的协方差矩阵 $M(p)$,即

$$\mathbf{M}(\mathbf{p}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\mathbf{p}^{(i)} - \bar{\mathbf{p}}] [\mathbf{p}^{(i)} - \bar{\mathbf{p}}]^T, \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}^{(i)},$$

式中: $\bar{\mathbf{p}}$ 为点 \mathbf{p} 所有轨迹点的几何重心坐标。

2) 对 $\mathbf{M}(\mathbf{p})$ 进行奇异值分解, 得到 3 个奇异值, 记最小的奇异值为 σ_{\min} 。同理, 对 C_{all} 中所有的点进行上述操作, 得到一个由最小奇异值构成的集合 $\Sigma = \{\sigma_{\min}^{(1)}, \sigma_{\min}^{(2)}, \dots, \sigma_{\min}^{(N)}\}$, 式中: N 为卫星点云 C_{all} 中包含的点的总数。

3) 对 Σ 进行升序重排, 选取前 k 个值对应的轨迹集合 $T_{\text{top-}k} = \{T(\mathbf{p}^{(i1)}), T(\mathbf{p}^{(i2)}), \dots, T(\mathbf{p}^{(ik)})\}$ 作为后续圆拟合的候选集。

3.2.2 圆拟合以及进动轴估计

通过上述方法得到的候选集 $T_{\text{top-}k}$ 只能保证轨迹的共面性, 为了从中找出最接近圆形的轨迹, 需要对每个候选轨迹进行圆拟合, 并根据拟合误差大小选出最佳轨迹。以其中一个轨迹 $T(\mathbf{p}^{(ij)})$ 为例介绍本文的圆拟合算法。为了描述方便, 记 $T(\mathbf{p}^{(ij)}) = \{\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n\}$, $\mathbf{q}_i \in \mathbf{R}^3$ 为三维列向量。由于三维空间的圆形本质上为二维形状, 首先将 $T(\mathbf{p}^{(ij)})$ 去中心化, 并通过一个旋转矩阵将其变换到与传感器坐标系 XOY 平面平行的状态, 如图 3 所示, 具体操作如下: 记轨迹 $T(\mathbf{p}^{(ij)})$ 所在平面的法向量为 \mathbf{n}_q , \mathbf{n}_q 为 3.2.1 节中对 $\mathbf{M}(\mathbf{p}^{(ij)})$ 进行奇异值分解后最小奇异值对应的右奇异向量, $\bar{\mathbf{q}}$ 为 $\mathbf{p}^{(ij)}$ 的迹点。将整个轨迹变换到与传感器坐标系 XOY 平面平行的状态等价于将法向量 \mathbf{n}_q 旋转到与 \mathbf{z}_c 平行, 本文选择与之同向, 其中 \mathbf{z}_c 为全局坐标系的 \mathbf{z} 轴。则旋转矩阵 \mathbf{R} 可由绕 $\mathbf{n}_q \times \mathbf{z}_c$ 生成的轴逆时针转动 $\arccos(\mathbf{n}_q \cdot \mathbf{z}_c)$ 生成。记变换后的轨迹为 $T'(\mathbf{p}^{(ij)}) = \{\mathbf{q}'_1, \mathbf{q}'_2, \dots, \mathbf{q}'_n\}$, $\mathbf{q}'_i \in \mathbf{R}^3$ 为三维列向量, 则有

$$\mathbf{q}'_i = \bar{\mathbf{q}} + \mathbf{R}(\mathbf{q}_i - \bar{\mathbf{q}}), \quad \bar{\mathbf{q}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{q}_i, \quad (3)$$

式中: $\bar{\mathbf{q}}$ 为相应迹点的几何重心。

经变换, $T'(\mathbf{p}^{(ij)})$ 中的点位于 $z = \bar{q}_z$ 所确定的平面, 其中 \bar{q}_z 为点 $\bar{\mathbf{q}}$ 的 \mathbf{Z} 坐标。对于后续的圆拟合, 只需考虑迹点的 XY 坐标即可。采用随机采样一致性(RANSAC)算法^[12]进行二维平面的圆拟合, 目标是找到一个最佳的中心点 (c_x, c_y) 以及半径 r , 使位于圆周 δ 邻域的点数量最多, 其中 δ 为距离阈值, 用来判断某个点是否满足落在圆周上, 即点 (x, y) 如果满足 $|\sqrt{(x-c_x)^2 + (y-c_y)^2} - r| \leq \delta$, 则其位于圆周上(视为内点), 否则, 视为外点。基于

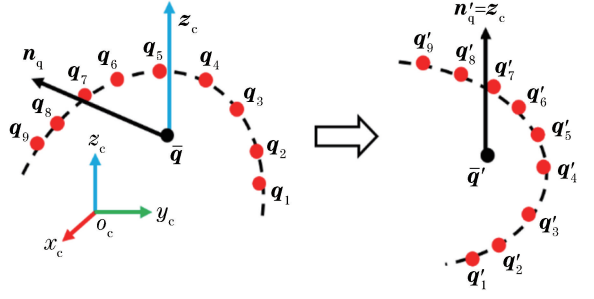


图 3 圆拟合示意图

Fig. 3 Diagram of circle fitting

RANSAC 算法进行二维平面圆拟合的步骤如下:

- 1) 初始化一个中心 \mathbf{c}_{best} 以及半径 r_{best} , 对应的内点数 N_{best} 置为 0。
- 2) 从轨迹 $T'(\mathbf{p}^{(ij)})$ 中随机选取 3 个不共线的点(仅利用其 XY 坐标), 由这 3 个点可以形成 3 条边, 计算其中任意 2 条边的中垂线所形成的交点坐标, 记为 (c_x, c_y) , 并将其中任意一点到该交点的距离记为 r 。
- 3) 统计 $T'(\mathbf{p}^{(ij)})$ 中位于该圆周上的点的个数, 记为 N_{vote} , 若 N_{vote} 大于 N_{best} , 则令 \mathbf{c}_{best} 等于 (c_x, c_y) , r_{best} 等于 r , N_{best} 等于 N_{vote} 。
- 4) 重复上述两步 N_{sac} 次, 输出最终的圆心 \mathbf{c}_{best} 和半径 r_{best} 。

找到最佳中心 \mathbf{c}_{best} 和半径 r_{best} 后, 需将其恢复到原始轨迹空间, 记原始轨迹对应的圆心为 $\mathbf{c}_m \in \mathbf{R}^3$, 则

$$\mathbf{c}_m = \bar{\mathbf{q}} + \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{q}_c - \bar{\mathbf{q}}), \quad (4)$$

式中: $\mathbf{q}_c = [\mathbf{c}_{\text{best}}, \bar{q}_z]^T$ 为拟合的三维圆心坐标。对 k 个候选轨迹进行圆拟合, 从中选出圆周上内点数最多的作为最终用于估计进动轴的轨迹。如果内点数相同, 则选择圆拟合残差最低的那个。记最佳轨迹为 $T(\mathbf{p}^*)$, 则基于该轨迹确定的法向量即为进动轴的方向 \mathbf{n}_m , 其方向可根据卫星逆时针进动的前提确定, 由该轨迹拟合得到的圆心坐标为 \mathbf{c}_m^* , 半径为 r^* 。

3.2.3 角速度与章动角估计

通过上述策略可以从采集到的卫星点云中找到一个近似落在自旋轴上的点 \mathbf{p}^* , 根据 \mathbf{p}^* 的轨迹拟合的圆形, 可以求出圆心在传感器坐标系下的坐标 \mathbf{c}_m^* 以及圆的半径 r^* , 并根据轨迹所在平面的法向量确定进动轴的方向 \mathbf{n}_m , 如图 4 所示。事实上, 在 \mathbf{p}^* 的轨迹上取时间间隔为 $m\Delta t$ 的两点 \mathbf{p}_1^* 与 \mathbf{p}_2^* (\mathbf{p}_2^* 在时间上滞后于 \mathbf{p}_1^*), 则卫星进动的角速度 ω_m 可表示为

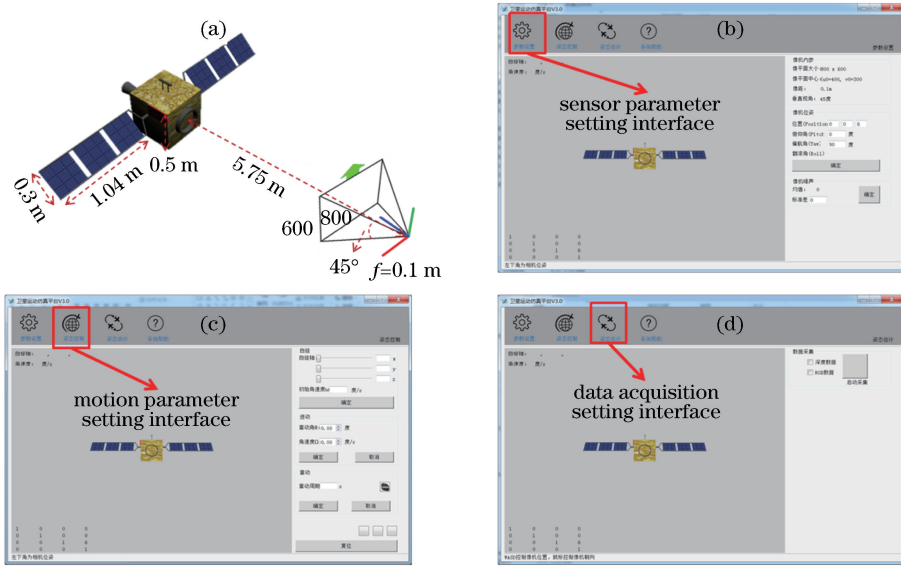


图 5 仿真软件功能介绍。(a)卫星模型尺寸信息与传感器模型初始方位信息；
仿真软件中(b)~(d)相机模型参数、运动参数设置界面及数据采集界面

Fig. 5 Function introduction of simulation software. (a) Size of satellite model and initial azimuth information of sensor model; (b)-(d) parameters of camera model, setting interface of motion parameters, and data acquisition interface in simulation software

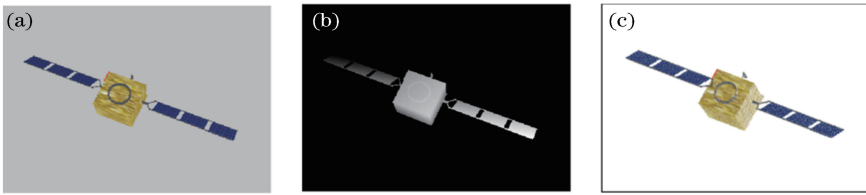


图 6 卫星数据示例。(a)彩色图；(b)深度图；(c)三维点云

Fig. 6 Illustration of satellite data. (a) Color image; (b) depth image; (c) 3D point cloud

4.2 结果分析

4.2.1 点云配准精度分析

为了测试点云配准算法的精度，利用仿真平台以 40 frame/s 的速率采集了 339 幅深度图数据。将其转化为点云后对相邻两帧的点云逐一进行配

准。最后将配准得到的 338 个位姿变换与保存的真实位姿变换进行对比，将旋转矩阵转化为 3 个欧拉角，可直接相减计算其间的误差。最终得到所有位姿变换的 6 个分量(3 个旋转角 α 、 β 、 γ 以及平移向量的 3 个分量 t_x 、 t_y 、 t_z)的误差分布图，如图 7 所

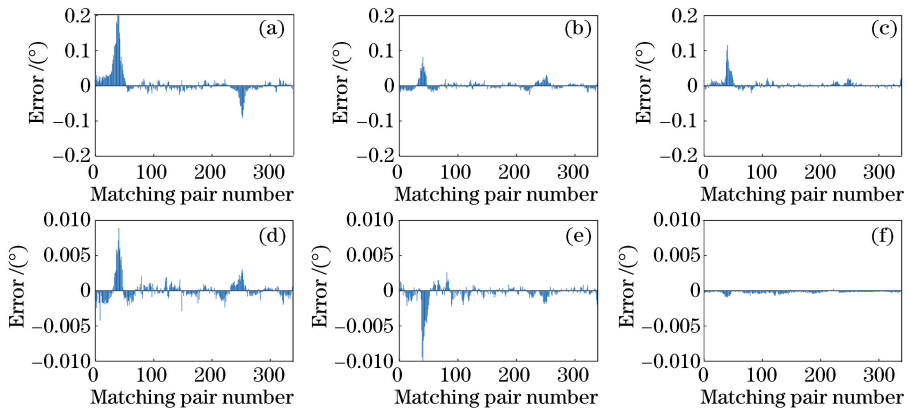


图 7 相邻两幅点云之间的匹配误差。(a) α ; (b) β ; (c) γ ; (d) t_x ; (e) t_y ; (f) t_z

Fig. 7 Registration error between two adjacent point clouds. (a) α ; (b) β ; (c) γ ; (d) t_x ; (e) t_y ; (f) t_z

示。可以看出,3个旋转角的误差在 0.2° 以内,三个平移分量的误差在 0.01 m 以内,精度满足要求。图

8给出了2幅相邻时刻采集的点云配准前后的结果,可以看到,配准后的重合度很高。

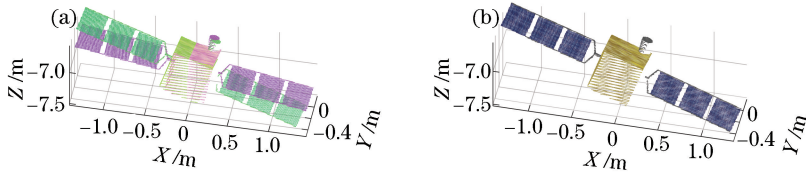


图8 相邻两幅点云配准前后对比。(a)配准前;(b)配准后

Fig. 8 Comparison between two adjacent point clouds before and after registration. (a) Before registration; (b) after registration

4.2.2 圆拟合精度及稳健性分析

为了测试本文提出的圆拟合算法的精度和稳健性,通过仿真软件获取卫星只作自旋运动情形下其上某点的一段运动轨迹。然后分别在原始轨迹中添加均值为 0 、标准差为 $0.01\sim 0.09\text{ m}$ 的高斯白噪声,

如图9中点所示。针对每种噪声数据,根据本文提出的圆拟合算法对其进行拟合估计,得到拟合后的圆心、半径以及法向量,如图9中实线及虚线所示。这3个参数的拟合误差如图10所示,可以看到,拟合精度较高。

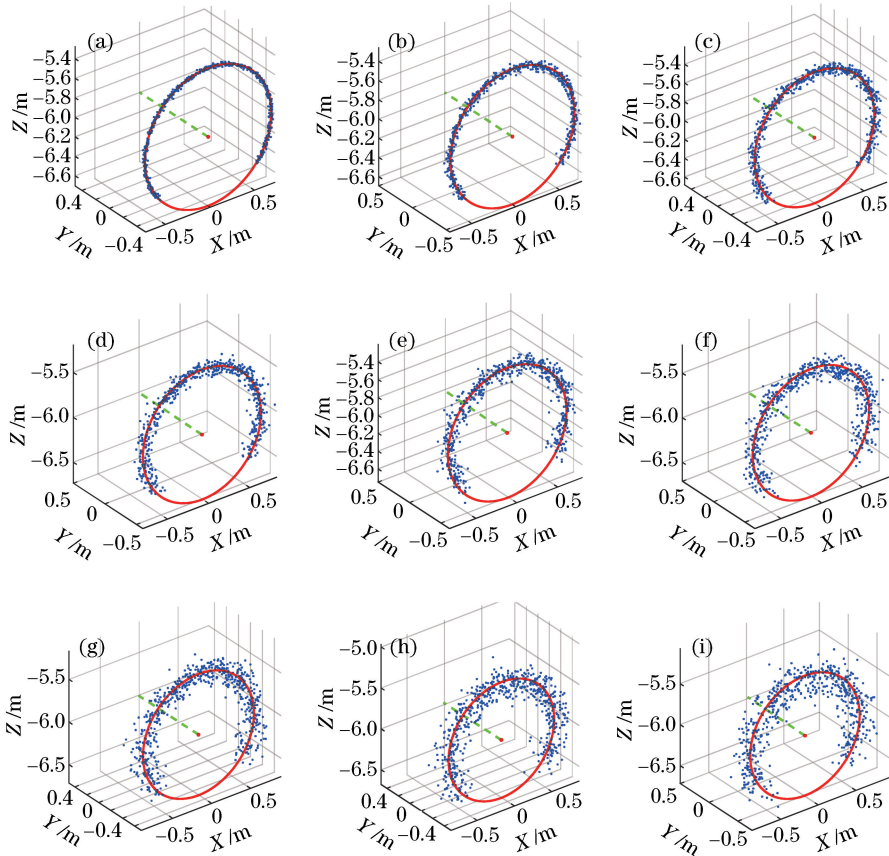


图9 不同高斯噪声下圆拟合的结果。(a) $\sigma=0.01\text{ m}$; (b) $\sigma=0.02\text{ m}$; (c) $\sigma=0.03\text{ m}$; (d) $\sigma=0.04\text{ m}$; (e) $\sigma=0.05\text{ m}$; (f) $\sigma=0.06\text{ m}$; (g) $\sigma=0.07\text{ m}$; (h) $\sigma=0.08\text{ m}$; (i) $\sigma=0.09\text{ m}$

Fig. 9 Results of circle fitting under different Gaussian noise. (a) $\sigma=0.01\text{ m}$; (b) $\sigma=0.02\text{ m}$; (c) $\sigma=0.03\text{ m}$; (d) $\sigma=0.04\text{ m}$; (e) $\sigma=0.05\text{ m}$; (f) $\sigma=0.06\text{ m}$; (g) $\sigma=0.07\text{ m}$; (h) $\sigma=0.08\text{ m}$; (i) $\sigma=0.09\text{ m}$

4.2.3 参数辨识结果分析

4.2.3.1 仿真结果分析

为了测试算法最终参数的辨识精度,利用仿

真软件平台共采集了15组不同运动参数下的卫星深度图数据。其中第1~5组(G1~G5)中卫星自旋轴的初始方向设置为 $[0, 1, 0]^T$,第6~10组

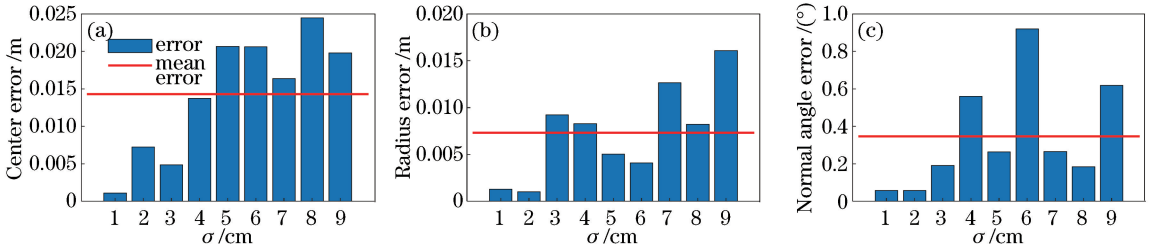


图 10 不同噪声下拟合得到的圆的中心、半径以及法向量的误差。(a)圆心;(b)半径;(c)法向量

Fig. 10 Errors of center of circle, radius and normal angle of fitting circle under different level of noise.

(a) Center of circle; (b) radius; (c) normal vector

(G6~G10)设置为 $[1,0,0]^T$,第11~15组(G11~G15)设置为 $[0,0,1]^T$,平均每组数据大约包含330帧深度图。针对每组数据,基于提出的算法对其进行参数辨识,最终结果如表1所示。为了更加直观地显示估计值的误差,图11给出了

每组估计值的误差条形图以及所有组的平均误差。其中卫星自旋角速度的平均误差为 $2(^{\circ})/s$,卫星进动的角速度误差低于 $1(^{\circ})/s$,章动角的平均误差约为 1° 。该结果证明了本文方法原理上的正确性。

表1 本文方法在15组不同运动参数下的辨识结果对比

Table 1 Identification results under 15 different groups of motion parameters by our method

Group	Ground truth			Estimated value		
	$\omega_s / [(^{\circ}) \cdot s^{-1}]$	$\omega_m / [(^{\circ}) \cdot s^{-1}]$	$\theta / (^{\circ})$	$\omega_s / [(^{\circ}) \cdot s^{-1}]$	$\omega_m / [(^{\circ}) \cdot s^{-1}]$	$\theta / (^{\circ})$
G1	100	30	20	99.8	30.6	19.7
G2	120	30	40	119.6	30.0	40.0
G3	90	30	40	93.4	30.1	39.8
G4	70	20	20	71.5	19.1	20.3
G5	50	20	20	51.1	19.1	18.4
G6	120	30	20	107.4	26.3	19.4
G7	100	30	20	98.4	31.1	26.1
G8	60	30	30	66.2	30.8	30.6
G9	80	30	20	79.7	29.4	21.4
G10	50	10	30	45.3	10.9	31.1
G11	60	30	30	60.1	29.5	29.8
G12	100	20	30	99.6	20.0	30.1
G13	100	40	10	95.8	40.8	10.4
G14	80	30	30	80.0	29.7	30.4
G15	50	10	20	50.1	10.1	19.2

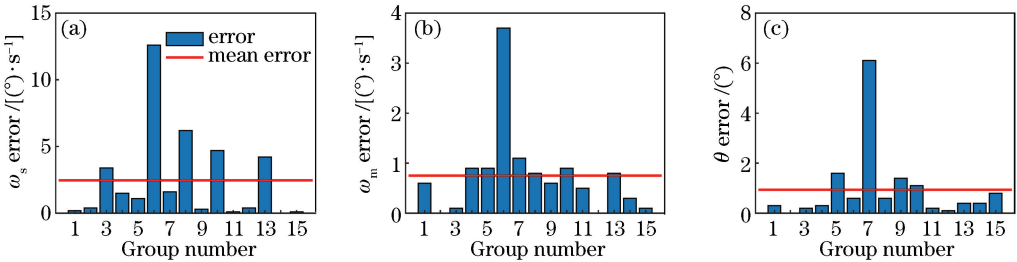


图 11 3个运动参数每组的估计值误差。(a)进动角速度;(b)自旋角速度;(c)章动角

Fig. 11 Estimated error of each group of three estimated parameters. (a) Angular velocity of precession;

(b) angular velocity of spin; (c) angle of nutation

表1中的结果均在数据理想的情况下得出,考虑到实际采集到的深度图通常带有一定量的噪声。

为了分析噪声强度对参数辨识结果的影响,固定卫星的运动参数,采集了6组带有不同噪声强度的深

度图数据流。其中卫星初始自旋轴的方向设置为 $[0, 1, 0]^T$, 卫星的自旋角速度设置为 $100 (^{\circ})/s$, 进动角速度设置为 $20 (^{\circ})/s$, 章动角设置为 30° 。分别向这 6 组深度图数据流添加均值为 0、标准差为 0, 1, 2, 3, 4, 5 mm 的高斯白噪声, 每组数据大约包含 310 帧深度图, 最终辨识得到的参数误差如图 12 所示。从图中可以看到, 随着噪声强度增加, 3 个参数的估计值误差也随之增加。其中自旋角速度的误差上升剧烈, 当高斯噪声的标准差为 2 mm 时, 其估计误差接近 $20 (^{\circ})/s$, 而进动角速度和章动角相对

稳定, 上升较为缓慢。主要原因是: 自旋角速度是通过求解非线性方程组得出的, 而方程组的解对方程中的系数比较敏感, 当有噪声扰动时, 系数也会发生相应的变化, 使得最终的解误差较大; 其次, 点云中的噪声也会影响配准的精度, 使得位姿估计的累积误差被放大, 也会对最终参数的估计产生较大的影响。而进动角速度与圆拟合的精度有关, 本文提出的圆拟合算法对噪声具有较好的稳健性, 所以最终得出的进动角速度与章动角相对稳定。

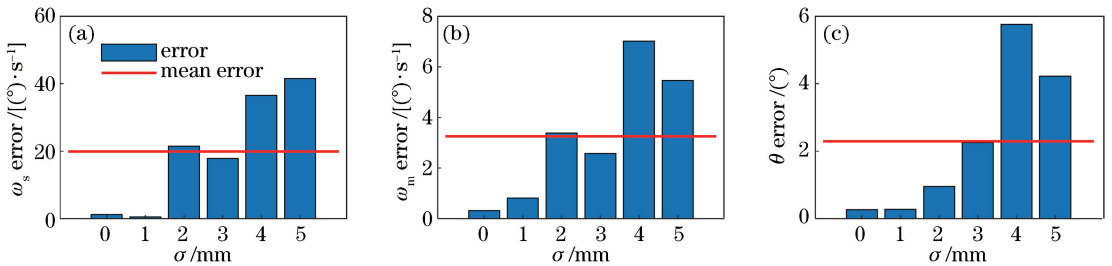


图 12 参数辨识误差随着点云噪声强度的变化。(a) 进动角速度; (b) 自旋角速度; (c) 章动角

Fig. 12 Parameter identification error changes with point cloud noise intensity. (a) Angular velocity of precession; (b) angular velocity of spin; (c) angle of nutation

4.2.3.2 真实实验结果分析

为了测试算法在实际情形下的有效性, 利用实验室的卫星模型以及转台搭建了一个模拟卫星自旋的实验平台, 并用 Kinect 深度相机采集了 1297 幅 RGB-D 图像, 根据标定好的内参可将其转化为三维点云, 如图 13 所示。转台转速为 $12 (^{\circ})/s$, Kinect 的采集帧率为 15 Hz/s。由于设备有限, 无法仿真卫星同时作自旋和进动的情形。

本文仅针对自旋的情形进行了分析, 图 14(b) 显示了卫星中某个点根据点云配准得到的位姿变换更新后的轨迹, 图 14(c) 给出了自旋速度估计值的统计直方图, 最后以频次最高的速度作为其最终的估计值。得出卫星自旋速度 $\omega_s = 11.6 (^{\circ})/s$, 与真实值 $12 (^{\circ})/s$ 的误差仅 $0.4 (^{\circ})/s$, 可见估计结果比较理想, 从而也验证了本文算法在某些实际情形下的有效性。

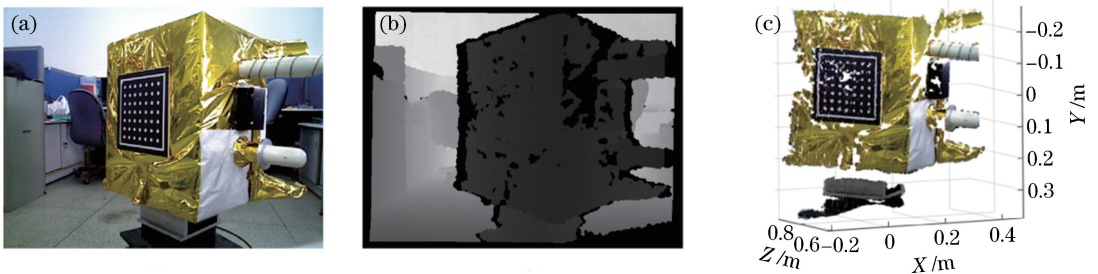


图 13 卫星数据示例。(a) 彩色图; (b) 深度图; (c) 三维点云

Fig. 13 Illustration of satellite data. (a) Color image; (b) depth image; (c) 3D point cloud

5 结 论

提出了一种非接触式的翻滚卫星运动参数辨识方法, 通过观测得到的图像数据流, 辨识出卫星自旋和进动两种运动下的运动参数。仿真实验结果表明了本文方法理论上的可行性, 真实实验结果也表明

了本文方法在一定条件下的有效性。由于在分析单个点运动规律时需要依赖第一步得到的位姿变换关系, 所以算法最终估计结果受到第一阶段输出结果的影响。而第一阶段中采用的 ICP 点云配准技术会受到噪声的影响, 实验也对此进行了测试, 当点云噪声达到一定程度后, 最终解算出来的参数误差较

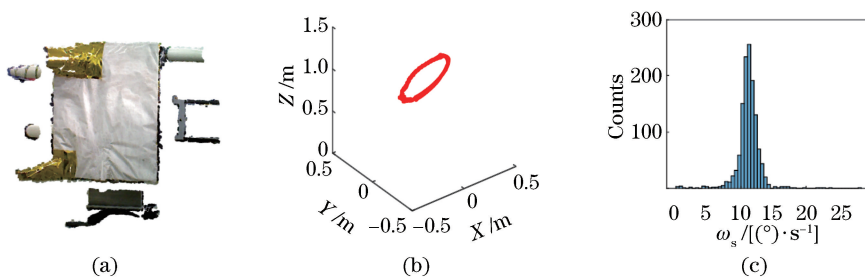


图 14 参数辨识中间结果示意图。(a)卫星点云;(b)卫星上一点的轨迹;(c)旋转速度估计值的分布

Fig. 14 Intermediate results of parameter identification. (a) Point cloud of satellite; (b) motion track of point on satellite; (c) distribution of estimated speed of self-rotation

大。为此,未来的研究将会朝着如何降低噪声对算法的影响出发,着重研究如何通过滤波以及联合优化的策略实现更加稳健的运动参数解耦。

参 考 文 献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C] // Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference 1988, Manchester. [S.l.: S.n.], 1988: 147-151.
- [3] Shi P J, Liu Y F, Fang Y H, *et al.* A new line detection algorithm-automatic measurement of character parameter of rapeseed plant by LSD[C] // 2015 Fourth International Conference on Agro-Geoinformatics, July 20-24, 2015, Istanbul, Turkey. New York: IEEE, 2015: 257-262.
- [4] Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C] // 2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, November 13-16, 2007, Nara, Japan. New York: IEEE, 2007: 225-234.
- [5] Mur-Artal R, Montiel J M M, Tardos J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [6] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [7] Newcombe R A, Davison A J, Izadi S, *et al.* KinectFusion: real-time dense surface mapping and tracking [C] // 2011 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, October 26-29, 2011, Basel. New York: IEEE, 2011.
- [8] Izadi S, Kim D, Hilliges O, *et al.* KinectFusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera[C] // Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, October 16-19, 2011, Santa Barbara, California, USA. New York: ACM, 2011: 559-568.
- [9] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. Proceedings of SPIE, 1992, 1611: 586-607.
- [10] Pan W, Zhu F, Hao Y M, *et al.* Pose measurement method of three-dimensional object based on multi-sensor [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39 (2): 0212007.
潘旺,朱枫,郝颖明,等.基于多传感器的三维目标位姿测量方法[J].光学学报,2019,39(2): 0212007.
- [11] Liu J, Bai D. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(12): 1215005.
刘剑,白迪.基于特征匹配的三维点云配准算法[J].光学学报,2018,38(12): 1215005.
- [12] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.