

文章编号 1004-924X(2017)04-1036-07

非合作旋转目标闭环检测与位姿优化

刘宗明^{1,2,3}, 张宇^{2,3}, 卢山^{2,3}, 郑翰清^{2,3}, 叶东^{1*}

(1. 哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

(2. 上海航天控制技术研究所, 上海 201109;

(3. 上海市空间智能控制技术重点实验室, 上海 201109)

摘要: 若要实现空间失效卫星、空间碎片等非合作目标, 尤其是具有自旋运动特性的目标的在轨服务或者离轨清除, 需要精确测量追踪航天器与目标之间的相对姿态。当目标旋转一周后, 对重访区域的闭环检测与位姿优化是减小累积误差, 提高测量精度的重要保证。首先, 本文介绍了视觉词袋库的建立和基于视觉词袋的非合作目标闭环检测策略。然后, 基于相似性变换, 对图像序列关键帧集和当前帧进行了联合位姿图优化, 实现了对刚体变换矩阵的校正。最后对不同运动角速度下的不同目标, 采用不同相机进行地面模拟测试实验, 验证了方法的有效性和可靠性。实验结果表明: 对于以 $12^\circ/\text{s}$ 角速度运动的非合作目标, 当测量稳定后, 绝对角度误差约为 1° , 相对角度误差约为 1% , 平均角速度误差约为 $0.12^\circ/\text{s}$ 。可以满足非合作目标相对姿态测量的任务需求。

关键词: 非合作; 旋转目标; 视觉词袋; 闭环检测; 位姿优化

中图分类号: V19 文献标识码: A doi: 10.3788/OPE.20172504.1036

Closed-loop detection and pose optimization of non-cooperation rotating targets

LIU Zong-ming^{1,2,3}, ZHANG Yu^{2,3}, LU Shan^{2,3}, ZHENG Han-qing^{2,3}, YE Dong^{1*}

(1. School of Electrical Engineering and Automation,
Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Shanghai Institute of Space flight Control Technology, Shanghai 201109, China;

3. Shanghai Key Laboratory of Space Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China)

* Corresponding author, E-mail: yedong@hit.edu.cn

Abstract: To achieve on-orbit service or off-orbit elimination of non-cooperation targets such as failed satellites and space debris, especially the rotating targets, it is required to carry out accurate measurement of relative pose between the tracking spacecraft and the target. When the target rotates for a round, closed-loop detection and pose optimization in the revisit region serve as a significant guarantee for lowering the accumulative error and improving the measurement accuracy. First, establishment of the bag of visual words and strategy for closed-loop detection of non-cooperation targets according to such bag of visual words were introduced in this paper; combined pose optimization was carried out in

收稿日期: 2016-09-29; 修订日期: 2016-11-09.

基金项目: 上海市青年科技启明星计划 (No. 16QB1401000)

key frames and current frame of the image sequence based on the similarity transformation, thus achieving correction of the rigid transformation matrix; finally, ground-based simulation test was conducted in different targets under different angular speed by using different cameras to verify effectiveness and reliability of the proposed method. The results indicate that for non-cooperation targets with an angular speed of $12(^{\circ})/s$, its absolute angle error was about $1(^{\circ})$, with a relative angle error of about 1% and an average angle error of about $0.12(^{\circ})/s$ when the measurement stabilizes. Hence, proposed method can satisfy the mission requirements for relative pose measurement of non-cooperation targets.

Key words: Non-Cooperation; rotating targets; bag of visual words; closed-loop detection; pose optimization

1 引言

由于天基观测较地基观测实时性更好,且不受气象条件和地理位置等限制^[1],近年来,越来越受到人们的关注。视觉敏感器具有精度高,体积小,重量轻等优点,能够提供大量包含空间目标信息的高分辨率图像,在航天器在轨服务、交会对接等任务中,已成为相对位姿测量的主要手段^[2]。根据是否使用被测物体的模型可以将相对位姿测量方法分为基于模型的测量方法和非基于模型的测量方法两种^[3]。前者比较常见,但其一般需要已知被测物体的模型或先验知识。非基于模型的测量方法由于不使用任何被测目标的先验信息,因此更具有挑战性,学者们提出了很多有代表性的非基于模型的测量方法, Panin 等^[4]提出使用基于相机三维特征点对在轨的非合作目标的追踪和位姿估计方法。该方法使用双目相机得到图像后,先进行深度计算作为初始值,之后联合估计深度与物体运动速度,估计相机速度,接着,通过卡尔曼滤波得到估计的稀疏特征,从而估计非合作目标的移动速度和旋转速度。Segal^[5]等人采用立体视觉系统跟踪目标飞行器上的特征点,建立模型,采用扩展卡尔曼滤波方法估计特征点的位置、目标旋转角度、以四元数表示的目标旋转等状态。Schnitzer 等^[6]提出基于扩展卡尔曼滤波-同步定位与地图重建(EKF-SLAM)的非合作航天器位姿估计方法,并进行了数学仿真,验证了算法的有效性。Cho 等^[7]将光束平差算法应用到航天器的相对测量中。郝刚涛等^[8]利用一种联合无损卡尔曼滤波和粒子滤波的贝叶斯方法实现了位姿参数的快速平滑估计,并且利用计算机合成数据

和实验室缩比模型进行了仿真实验。

对于旋转目标而言,当检测到目标已经闭环,即相机已经对当前区域进行过成像重建,则可将尺度因子进行统一,以减少累积误差。这是提高测量精度的重要因素。在基于特征的闭环检测算法中,视觉词袋技术^[9]因其高效性而被广泛应用。FAB-MAP(Fast Appearance Based Mapping)^[10]就是视觉词袋技术成功应用的一个典型例子,但是由于其采用的是 SURF(Speeded Up Robust Feature)算子,因而实时性难以保证。Galvez-Lopez^[11]等首次提出基于 FAST^[12]特征检测算子和 BRIEF^[13]特征描述算子的二进制视觉词袋技术,有效提高了计算效率。R. Mur-Artal^[14]等采用了具有旋转不变性和尺度敏感性的 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)^[15]特征构建词袋,既保证了算法的高效性,又提高了整体稳定性。

本文基于图像关键帧数据库,采用视觉词袋查找候选闭环关键帧,并对当前关键帧和闭环关键帧进行闭环优化操作,实现了关键帧数据库和当前图像帧的全局优化。在实验室模拟的太空光照环境下,利用等比例卫星模型,验证了该闭环操作方法的有效性。

2 视觉词袋与闭环检测

2.1 视觉词袋建立

为了对目标重访区域实现闭环检测,本文采用了基于层级词袋的候选关键帧检测算法^[16]。视觉词袋将图像特征点的描述子转换为易于存储和查询的稀疏数字向量,便于对大数据量图像信息的管理。为了提高计算效率,满足系统实时性

的要求,本文采用基于 ORB 算子的二进制描述空间来构建视觉词袋。在层级词袋中,视觉词汇是以树形结构分布的。通过 k-means++ 算法^[17]将特征点描述子分为 k_w 个二进制聚类空间,这些聚类空间构成了树形结构的第一层级。然后,对每一个聚类空间再执行 k-means++ 算法,构建出其对应的子层级。如此循环直到达到预先设定的层级 L_w 为止,最终可以获得一个有 W 个单词的树形视觉词袋。给每个单词定义一个权重,其出现的频率越高或者区分度越小,权重越低。

$$idf(i) = \log \frac{N}{n_i}, \quad (1)$$

式中 N 表示所有训练图片的数量, n_i 表示单词 ω_i 在所有训练图像中出现的次数。当利用 t 时刻采集到的图像 I_t 对视觉词袋进行在线更新时,在图像中提取的 Brief 特征描述子按照最小化汉明(Hamming)距方式,从树形结构的根部节点开始逐级向下选择,直至到达每一层的叶子节点,由此可以计算每个视觉单词在当前图像 I_t 中出现的频率。

$$tf(i, I_t) = \frac{n_{it}}{n_t}, \quad (2)$$

式中 n_{it} 表示视觉单词 ω_i 在图像 I_t 中出现的次数, n_t 表示 I_t 中的单词总数。所以,第 i 个单词在图像中 I_t 的权重可以表示为^[18]:

$$v_i = tf(i, I_t) \times idf(i). \quad (3)$$

2.2 关键帧闭环检测

为了对图像中的视觉词汇进行查询定位,可以利用式(3)计算图像 I_t 中所有单词的权重,便可以获得整幅图的描述向量 v_t 。然后,采用视觉词袋描述向量的 1 范数形式来表示两幅图像的相似度。

$$s(v_1, v_2) = 1 - \frac{1}{2} \left| \frac{v_1}{|v_1|} - \frac{v_2}{|v_2|} \right|, \quad (4)$$

由公式(4)可知,两幅图像相似度越高, $s(v_1, v_2)$ 的得分越高,极限情况下,当两幅图像无差异时, $s(v_1, v_2) = 1$ 。当获取到当前图像关键帧 I_t , 并将其以视觉单词的形式表达,便可以计算出其与候选闭环帧的得分 $s(v_t, v_j)$ 。当最大得分项 $s(v_t, v_j)$ 大于某一阈值时,则根据下式对所有得分项逐一进行归一化运算^[19]:

$$\eta(v_t, v_j) = \frac{s(v_t, v_j)}{s(v_t, v_i)}, \quad (5)$$

当归一化相似性得分满足一定的阈值条件时,对应的图像帧可构成候选关键帧群。为了保证闭环检测的可靠性,还需对当前关键帧和闭环候选关键帧利用 5 点随机抽样一致性(RANSAC)方法进行几何一致性校验^[11]。当候选关键帧同时满足相似性得分的阈值条件和几何校验时,可以将其确定为真正的闭环关键帧。

3 闭环位姿优化

3.1 相似性变换

在利用视觉词袋完成候选关键帧的选取后,接下来便是对所有关键帧和当前关键帧进行闭环位姿优化操作。首先,计算当前关键帧到闭环关键帧在相机坐标系下的相似性变换矩阵,该变换矩阵由三维平移向量、三维旋转矩阵和一维尺度因子构成。在李代数空间 $Sim(3)$ 下将该变换矩阵定义为

$$S_{lc} = \begin{bmatrix} s_{lc} R_{lc} & t_{lc} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

为了求解相似性变换,需要利用上一节几何一致性校验时匹配上的 3 个特征点求解初始化相似性变换矩阵 S_{lc} ^[20],并利用该变换矩阵对当前关键帧和闭环关键帧进行特征点匹配性验证,当匹配点对的数量大于某一阈值时,将闭环关键帧的位姿变换矩阵 T_{cl} 转换为相似性变换矩阵 S_{cl} ,进而可以求得当前关键帧相机坐标系到世界坐标系下的相似性变换矩阵:

$$S_{cc} = S_{cl} \cdot S_{lc}, \quad (7)$$

利用 S_{cc} 对闭环关键帧对应的目标空间点进行重投影匹配校验,当匹配点的数量大于某一阈值时,才可将 S_{cc} 确认为当前关键帧的相似性变换矩阵。

3.2 关键帧闭环优化

为了实现闭环优化,在得到闭环相似性变换矩阵后,采用基于相对位姿约束的图优化策略^[21]对所有目标空间点和所有关键帧的位姿变换矩阵进行联合优化。在李代数空间下,假设在 k 时刻、 x_k 处,利用单目视觉相机对目标进行了一次成像观测,获得的测量值为:

$$z_k = h(x_k), \quad (8)$$

但是,由于各种误差的存在, z_k 不可能严格等于 $h(x_k)$,所以就产生了测量残差:

$$e_k = z_k - h(x_k), \quad (9)$$

假设以 x_k 作为优化变量,则对于一个具有 n 条边的图像,其每条边的优化目标函数为:

$$F_k(x) = \mathbf{e}_k(x_k, z_k)^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{e}_k(x_k, z_k), \quad (10)$$

其中 $\mathbf{\Omega}$ 为信息矩阵,是协方差阵的逆,是一个对称矩阵。所有边的优化目标函数为:

$$F(x) = \sum_{k=1}^n \mathbf{e}_k(x_k, z_k)^T \mathbf{\Omega}_k \mathbf{e}_k(x_k, z_k), \quad (11)$$

最终的优化目标函数可以写成:

$$x^* = \arg \min_x F(x), \quad (12)$$

如果已知初始值 \hat{x} ,可以通过高斯牛顿(GN)迭代或者隆伯格马库尔特(LM)迭代求解上式的数值解。本文定义第 i 个关键帧和第 j 个关键帧之间的相对位姿约束为:

$$\mathbf{T}_{ji} = \mathbf{T}_{wj}^{-1} \cdot \mathbf{T}_{wi}, \quad (13)$$

在李代数空间 $sim(3)$ 下,可将式(6)定义为一个7自由度的向量 $(\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}, \boldsymbol{\sigma})^T$,其中, $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \omega_3)^T$, $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3)^T$, $\boldsymbol{\sigma} = e^\sigma$ 。

然后,通过指数变换将李代数空间下的向量映射到李群空间下的矩阵^[22]。

$$\exp_{Sim(3)} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\omega} \\ \mathbf{v} \\ \boldsymbol{\sigma} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e^\sigma \exp_{SO(3)}(\boldsymbol{\omega}) & W\mathbf{v} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} sR & t \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{pmatrix}, \quad (14)$$

$$W = \frac{a\sigma + (1-b)\theta}{\theta(\sigma^2 + \theta^2)} (\boldsymbol{\omega})_\times + \left[c - \frac{(b-1)\sigma + a\theta}{\sigma^2 + \theta^2} \right] \frac{(\boldsymbol{\omega})_\times^2}{\theta} + cI, \quad (15)$$

其中, $a = e^\sigma \sin(\theta)$, $b = e^\sigma \cos(\theta)$, $c = \frac{e^\sigma - 1}{\sigma}$, $\theta =$

$\|\boldsymbol{\omega}\|_2$, $(\boldsymbol{\omega})_\times$ 是 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \omega_3)^T$ 的反对称矩阵。由于 $\exp_{Sim(3)}$ 是满射,所以公式(14)的逆运算可以用 $\ln_{Sim(3)}$ 表达。为了便于用7自由度参数进行优化操作,文中将 $SE(3)$ 空间的位姿变换矩阵 \mathbf{T}_{ji} 、 \mathbf{T}_{wi} 和 \mathbf{T}_{wj} 分别变换为 $Sim(3)$ 空间的相似性变换矩阵 \mathbf{S}_{ji} 、 \mathbf{S}_{wi} 和 \mathbf{S}_{wj} ,在李代数空间 $Sim(3)$ 下定义变换矩阵残差:

$$r_{i,j} = \ln_{Sim(3)}(\mathbf{S}_{ji} \cdot \mathbf{S}_{wj}^{-1} \cdot \mathbf{S}_{wi}), \quad (16)$$

最终的优化目标函数为:

$$\chi^2 = \sum_{i,j} \mathbf{r}_{i,j}^T \cdot \mathbf{\Omega}_{ij} \cdot \mathbf{r}_{i,j}, \quad (17)$$

其中 $\mathbf{\Omega}_{i,j}$ 为信息矩阵,是残差协方差的逆。最终基于图优化算法^[23]对以上误差目标函数进行优化操作,得到校正后的相似性变换矩阵 \mathbf{S}_{wi}^{cor} ,进而可以得到校正后的目标空间点 \mathbf{x}_p^{cor} 和校正后的位

姿变换矩阵 \mathbf{T}_{wi}^{cor} 。

$$\mathbf{x}_p^{cor} = (\mathbf{S}_{wi}^{cor})^{-1} \cdot \mathbf{T}_{wi} \cdot \mathbf{x}_p, \quad (18)$$

$$\mathbf{S}_{wi}^{cor} = \begin{pmatrix} sR & t \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{T}_{wi}^{cor} = \begin{pmatrix} R & \frac{1}{s}t \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{pmatrix}. \quad (19)$$

3.3 当前帧闭环校正

闭环优化的最后一步是利用当前关键帧对当前帧进行闭环参数校正。由当前帧位姿变换矩阵 \mathbf{T}_{wi} 到未校正的当前关键帧位姿变换矩阵 \mathbf{T}_{wk} 之间的相对位姿变换矩阵为:

$$\mathbf{T}_{kc} = \mathbf{T}_{wk}^{-1} \cdot \mathbf{T}_{wi}, \quad (20)$$

根据(6)得到的尺度因子,可得校正后的相对位姿变换矩阵为

$$\mathbf{T}_{kc}^{cor} = \begin{pmatrix} R_{kc} & \frac{1}{s_{kc}}t_{kc} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{pmatrix}, \quad (21)$$

最终得到当前帧校正后的位姿变换矩阵为:

$$\mathbf{T}_{wi}^{cor} = \mathbf{T}_{wk}^{cor} \cdot \mathbf{T}_{kc}^{cor}. \quad (22)$$

其中, \mathbf{T}_{wk}^{cor} 为校正后的当前关键帧位姿变换矩阵。

4 测量实验与结果

在进行地面仿真实验时,本文采用一个1:1的真实模型模拟目标星,表面贴有热控多层反光材料,将模型固定于转台上,目标模型以 $10(^{\circ})/s$ 和 $12(^{\circ})/s$ 的角速度绕竖直轴匀速转动。相机的帧频为 10 frame/s。同时,采用高亮度 LED 光源模拟入射的太阳光。由于目标转动,相机成像的亮度值会发生明显变化,甚至会出现曝光饱和现象,但是本算法能比较好地适应光照条件的变化,具有较好的鲁棒性。

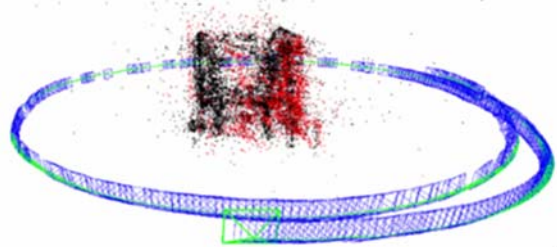


图1 无闭环检测时相机等效运动轨迹

Fig. 1 Equivalent trajectory of camera without loop closing detection

图1(彩图见期刊电子版)和图2(彩图见期刊电子版)分别是无闭环优化和有闭环优化时相机

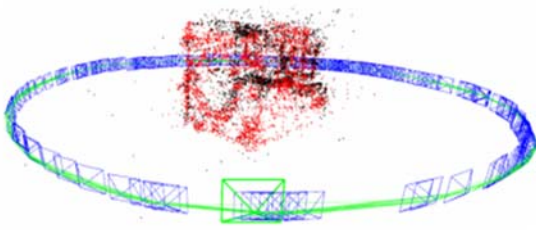


图 2 有闭环检测时相机等效运动轨迹

Fig. 2 Equivalent trajectory of camera with loop closing detection

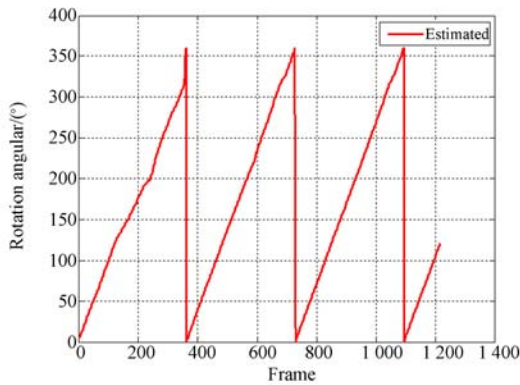


图 3 旋转角估计曲线(10°/s)

Fig. 3 Rotating angular estimation (10°/s) curve

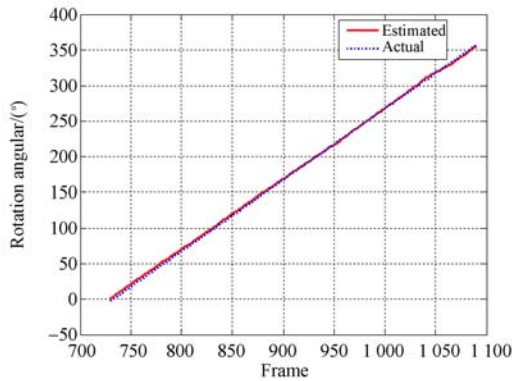


图 4 实际曲线与理想曲线(10°/s)

Fig. 4 Actual and estimated curves (10°/s)

的等效运动轨迹。从图 1 可以看出,随着时间的延长,累积误差愈来愈大,相机等效运动轨迹已无法构成一个封闭的圆。从图 2 可以看出,由于采用了闭环检测和位姿优化,相机的等效运动轨迹仍然是个近似的圆形,这与实际情况相符。图 1 和图 2 可以直观地反映出闭环优化操作的有效性。图 3~图 6,图 7~图 10 分别反映的是目标以 10°/s 和 12°/s 的角速度做自旋运动时的测量曲线和拟合曲线。从图 3 和图 7 可以看到,

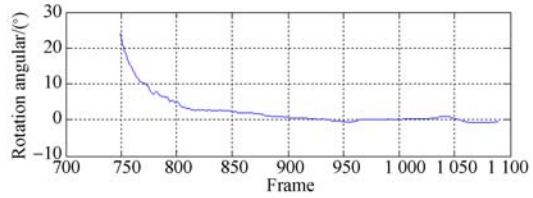
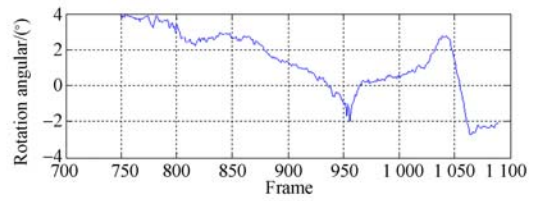


图 5 实验误差曲线(10°/s)

Fig. 5 Estimation results for experiment (10°/s)

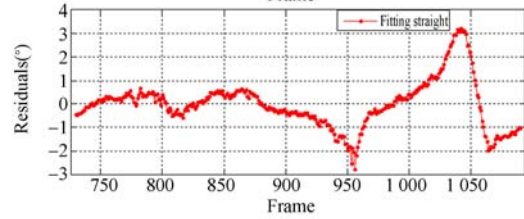
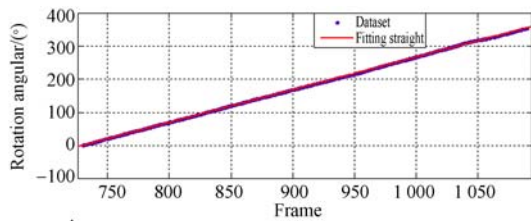


图 6 拟合的直线及其残差(10°/s)

Fig. 6 Fitting straight line and residuals(10°/s)

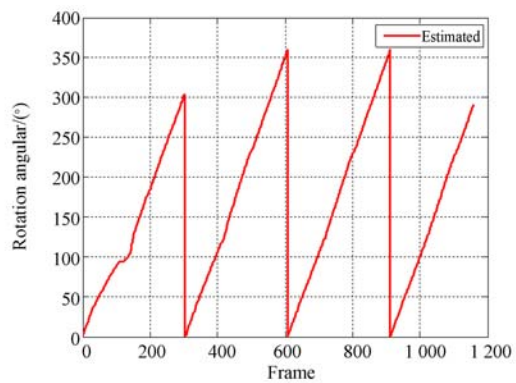


图 7 旋转角估计曲线(12°/s)

Fig. 7 Estimation curve of rotating angular (12°/s)

目标在自旋第一周时旋转角误差较大,但当进行闭环优化后,误差可得到明显改善。图 4 和图 8 中,点直线和实直线分别表示实际的旋转角和估计的旋转角,图 5 和图 9 上半部分表示实际旋转

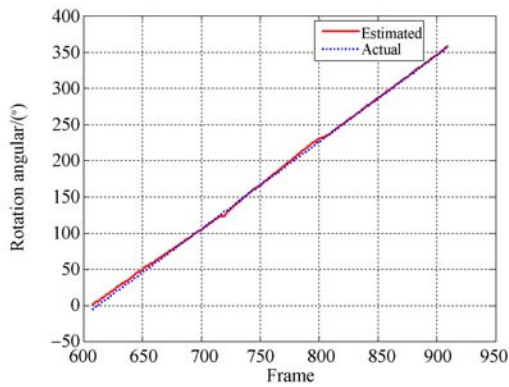


图 8 实际曲线与理想曲线(12°/s)

Fig. 8 Actual and ideal curves (12°/s)

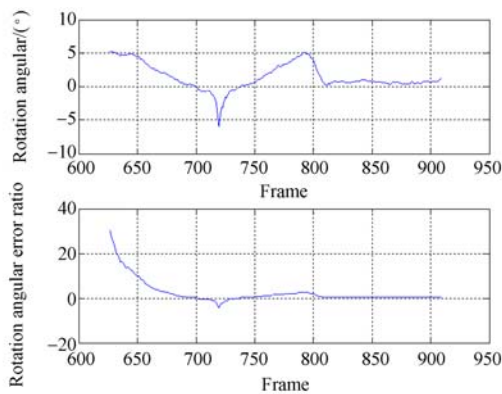


图 9 实验误差曲线(12°/s)

Fig. 9 Experimental error curves (12°/s)

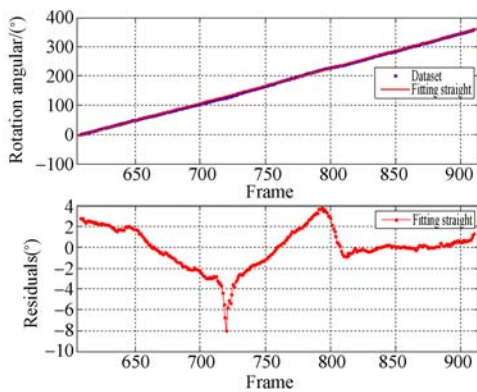


图 10 拟合的直线及其残差(12°/s)

Fig. 10 Fitting straight line and residuals(12°/s)

角与估计旋转角之间的绝对误差,当目标以 12 (°)/s 自旋运动时,测量稳定后绝对误差为分别为 3(°)@10(°)/s 和 1(°)@12°/s 左右;下半部分表示两者的相对误差,测量稳定后均为 1% 左右。图 6(彩图见期刊电子版)和图 10(彩图见期刊电子版)上半部分是利用每帧的旋转角度信息所绘

制的拟合直线,其中蓝色点表示实际的测量角度,红色线为拟合后的直线;下半部分表示实际角度与拟合直线之间的残差,最大为 3(°)@10(°)/s 和 8(°)@12(°)/s 左右。拟合后的直线表达式如下:

$$f(t)=0.9858t-718.7, \quad (23)$$

$$f(t)=1.189t-725.2, \quad (24)$$

其中, t 表示帧序号, $f(t)$ 表示对应的旋转角度。经分析可知,估计的平均角速度误差约分别为 0.15(°)/s@10(°)/s 和 0.12(°)/s@12(°)/s。

为了进一步验证算法的通用性,本文又选用不同参数的相机和模型进行实验验证。目标模型以 4.5(°)/s 的角速度做慢速旋转,图 11 表示在不同视角下拍摄到的图片和提取的 ORB 特征点。图 12 和图 13 为无闭环检测和有闭环检测时相机的等效运动轨迹。从图 12 和图 13 可以看出,在进行闭环优化后,相机等效运动轨迹明显收敛并趋于稳定。

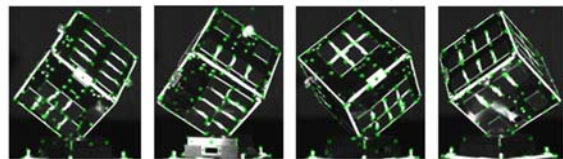


图 11 抽取的图像帧(4.5°/s)

Fig. 11 Extracted image frames (4.5°/s)

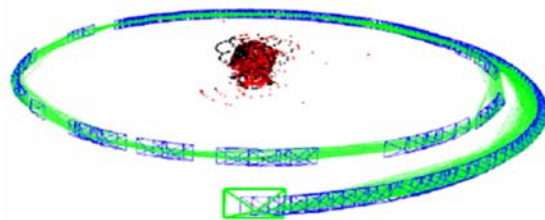


图 12 无闭环检测时相机等效运动轨迹(4.5°/s)

Fig. 12 Equivalent trajectory of camera without loop closing detection (4.5°/s)

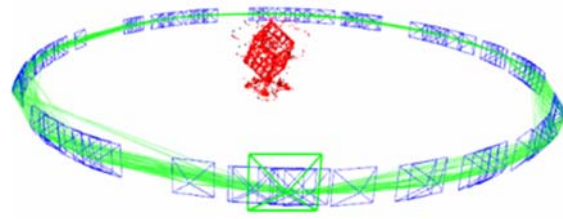


图 13 有闭环检测时相机等效运动轨迹(4.5°/s)

Fig. 13 Equivalent trajectory of camera with loop closing detection (4.5°/s)

5 结 论

本文采用单目视觉测量方式,对于关键帧集采用视觉词袋方法寻找闭环候选关键帧,当满足相似性阈值条件和几何一致性校验后,将相似性变换矩阵转换为李代数空间下的 7 维向量,并采用图优化策略对所有关键帧进行捆集调整。调整后再将位姿结果和尺度信息重新映射到李群空间,并对当前帧的刚体变换矩阵进行更新,从而减小了累积误差,提高了测量精度。实验结果表明:无论非合作目标是快速旋转还是慢速旋转,本文

所提算法都具有较好的跟踪测量能力,以 $12(^{\circ})/s$ 速度旋转的非合作目标的实验为例,当测量稳定后,绝对角度误差约为 $1(^{\circ})$,相对角度误差约为 1% ,平均角速度误差约为 $0.12(^{\circ})/s$ 。可以满足非合作目标相对姿态测量的任务需求。

后续工作中将对线特征、轮廓特征、圆特征、消失点和特征点等多种特征进行融合处理,还可采用基于结构光和飞行时间法的主被动相结合的测量方式,以进一步减小测量误差。在算法层面和硬件配置上也将会做进一步的改进,提高系统的可靠性和稳定性。

参考文献:

- [1] 翟光,赵琪,张景瑞,等. 空间碎片在轨识别与精确定位方法[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(S1): S129001-1- S129001-8.
ZHAI G, ZHAO Q, ZHANG J R, *et al.*. On-board space debris recognition and accurate positioning method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45 (S1): S129001-1- S129001-8. (in Chinese)
- [2] 曾占魁,谷蔷薇,曹喜滨. 基于正交 Procrustes 分析的航天器单目视觉相对位姿确定方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(S): 113-118.
ZENG ZH K, GU Q W, CAO X B. Relative pose monocular vision determination of spacecraft using orthogonal Procrustes analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44 (S): 113-118. (in Chinese)
- [3] KELSEY J M, BYRNE J, COSGROVE M, *et al.*. Vision-based relative pose estimation for autonomous rendezvous and docking [C]. *Aerospace Conference*, 2006 IEEE, 2006: 20.
- [4] OUMER N W, PANIN G. Tracking and pose estimation of non-cooperative satellite for on-orbit servicing [C]. *International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*, 2012.
- [5] SEGAL S, CARMÍ A, GURFIL P. Vision-based relative state estimation of non-cooperative spacecraft under modeling uncertainty [C]. 2011 IEEE Aerospace Conference on Computer Society, 2011: 1-8.
- [6] SCHNITZER F, JANSCHKE K, WILICH G. Experimental results for image-based geometrical reconstruction for spacecraft rendezvous navigation with unknown and uncooperative target spacecraft [C]. 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012.
- [7] CHO D M, TSOTRAS P, ZHAN G, *et al.*. Robust feature detection, acquisition and tracking for relative navigation in space with a known target [C]. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 2013.
- [8] 郝刚涛,杜小平,宋建军. 空间翻滚非合作目标相对位姿估计的视觉 SLAM 方法[J]. 宇航学报, 2015, 36(6):706-714.
HAO G T, DU X P, SONG J J. Relative pose estimation of space tumbling non-cooperative target based on vision-only SLAM [J]. *Journal of Astronautics*, 2015, 36(6):706-714. (in Chinese)
- [9] NISTER D, STEWENIUS H. Scalable recognition with a vocabulary tree [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2006.
- [10] CUMMINS M, NEWMAN P. Appearance-only SLAM at large scale with FAB-MAP 2.0 [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(9):1100-1123.
- [11] G'ALVEZ-LOPEZ D, TRAD'OS J D. Bags of binary words for fast place recognition in image sequences [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(5):1188-1197.
- [12] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]. *European Conference on Computer Vision*, 2006:430-443.
- [13] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, *et*

- al.. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2010,778-792.
- [14] MUR-ARTAL R, TARD'OS J D. Fast relocalisation and loop closing in keyframe-based SLAM [C]. 2004 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2014,846-853.
- [15] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al.. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2011,2564-2571.
- [16] NISTER D, STEWENIUS H. Scalable recognition with a vocabulary tree[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2006;2161-2168.
- [17] ARTHUR D, VASSILVITSKII S. k-means++: the advantages of careful seeding[C]. *SODA '07: Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, Philadelphia, PA, USA: *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 2007;1027-1035.
- [18] SIVIC J, ZISSERMAN A. Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos [C]. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, 2003,1470-1477.
- [19] CADENA C, G'ALVEZ-L'OPEZ D, TARD'OS J D, et al.. Robust place recognition with stereo sequences[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012,28(4):871-885.
- [20] HORN B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(4): 629-642.
- [21] GRISETTI G, KUMMERLE R, STACHNISS C, et al.. Hierarchical optimization on manifolds for online 2D and 3D mapping[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2010.
- [22] STRASDAT H, MONTIEL J M M, DAVISON A J. Scale drift-aware large scale monocular SLAM [C]. *Robotics: Science and Systems (RSS)*, 2010.
- [23] KUEMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al.. g2o: A general framework for graph optimization[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011, 3607-3613.

作者简介:



刘宗明(1986—),男,山东青岛人,博士研究生,工程师,2009年于青岛大学获得学士学位,2011年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,现于哈尔滨工业大学攻读博士学位,主要研究方向为机器视觉、嵌入式图像处理、光学测量传感器设计与研制。E-mail: zongmingliu@163.com

导师简介:



叶东(1968—),男,黑龙江哈尔滨人,博士,教授,博士生导师,1990年、1995年和1999年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事基于串/并联结构的坐标测量理论和技术、双目/单目视觉坐标测量理论和技术等的研究。E-mail: yedong@hit.edu.cn