

文章编号 1004-924X(2017)02-0451-09

非合作航天器逆深度参数化姿态估计

刘宗明^{1,2,3}, 曹姝清^{2,3}, 张宇^{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: 为了实现对空间失效卫星、空间碎片等非合作目标, 尤其是具有自旋运动特性的目标进行在轨服务或者离轨清除, 需要精确完成追踪飞行器与目标飞行器之间的相对姿态测量。首先, 以逆深度参数化表示相机在世界坐标系下的坐标值、高低角、方位角和深度信息, 可以有效解决小视差情况下的单目视觉姿态估计。其次, 建立了相机相对于非合作目标的运动模型和测量模型。最后, 基于单点随机抽样和扩展卡尔曼滤波实现了相机和目标之间的相对运动姿态估计。实验结果表明: 对于三轴稳定目标, 接近过程中姿态测量精度约为 0.5° ; 对于匀速慢旋目标, 相对角度误差约为 3.5% , 平均角速度误差约为 $0.1^\circ/\text{s}$ 。可以满足工程上空间非合作目标相对姿态测量的使用需求。

关键词: 非合作目标; 逆深度参数; 姿态估计; EKF; RANSAC

中图分类号: TP274+.2 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172402.0451

Inverse depth parameterized attitude estimation for non-cooperative spacecraft

LIU Zong-ming^{1,2,3}, CAO Shu-qing^{2,3}, ZHANG Yu^{2,3}, YE Dong^{1*}

(1. School of Electrical Engineering and Automation,

Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang, 150001, China;

2. Shanghai Institute of Spaceflight 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: Purpose: to achieve on-orbit servicing or off-orbit removal of non-cooperative targets in space, such as inactive satellites, space debris, especially slowly rotating targets, accurate measurement of relative attitude between the tracking aircraft and target aircraft is necessary. Method: firstly, used inverse depth parameterization to represent the coordinate value, angular altitude, azimuth angle and depth information of the camera, which could effectively complete the monocular vision attitude estimation under small parallax error; secondly, established a motion model and measurement model of the camera relative to the non-cooperative target; finally, achieved the relative motion attitude estimation between the camera and target based on single candidate RANSAC and EKF. Results:

收稿日期: 2016-08-20; 修订日期: 2016-09-17.

基金项目: 上海市青年科技启明星计划 (No. 16QB1401000)

for three-axes stable targets, the attitude measurement accuracy during the approaching process is approximately 0.5° ; for slowly rotating targets (constant velocity), the relative angle error is about 3.5%, with an average angular velocity error of approximately $0.1^\circ/\text{s}$. All these parameters can meet the requirements for relative attitude measurements of engineering spatial non-cooperative targets.

Key words: non-cooperative target; inverse depth parameterization; attitude estimation; EKF; RANSAC

1 引言

随着空间事业的不断发展,在轨飞行的卫星数量越来越多,同时因故障和寿命失效的卫星也越来越多^[1]。高轨失效卫星中有些在工作寿命结束后,依照机构间空间碎片协调委员会的建议,被移到比地球静止轨道高 200~300 km 的“墓地轨道”。而“墓地轨道”的卫星上有很多可利用的、有价值的部件,据粗略估计,目前在静止轨道上有数百颗退役卫星。失效卫星的主动清除需求迫切,且从经济性角度考虑,亟需突破传统的“离轨再入”清除方式,实现失效卫星的“再利用”。近年来,天基观测的方式受到人们越来越多的关注,相比于地基观测,天基观测实时性更好,且不受气象条件和地理位置等限制^[2]。

视觉敏感器具有精度高,体积小,重量轻等特点,能够提供大量包含空间目标信息的高分辨率图像,已成为航天器在轨服务、交会对接等任务相对位姿测量的主要手段^[3]。在工程中常见的图像传感器有可见光传感器和红外传感器^[4]。根据使用的相机数量,可以分为单视图测量和多视图测量^[5]。根据是否使用被测物体的模型可以分为基于模型和非基于模型测量方法两条路线^[6]。非基于模型的测量方法不使用任何被测目标的先验信息,因此更具有挑战性,Dimartino 等^[7]针对旋转卫星的特点,建立了一套自动近距离卫星交会对接时的位姿估计系统,通过双目立体相机获得卫星图像,通过提取图像中的 Speeded Up Robust Feature(SURF^[8])特征后进行卫星的运动估计,之后通过滤波器组提高估计的准确性,该方法适用于目标姿态旋转角度较小的情况。Panin 等^[9]提出了使用基于相机三维特征点对于在轨的非合作目标的追踪和位姿估计方法。使用双目相机拍摄得到图像后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,通过前两方面

工作估计相机速度,进行卡尔曼滤波之后得到估计的稀疏特征,从而估计非合作目标移动和旋转的速度。该方法适用于目标旋转轴与相机光轴平行的情况,在这个前提下,目标的特征面始终在相机的视场范围内,并未考虑特征交替出现和消失等情况。Segal 等^[10]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的方法估计特征点位置、目标旋转角度、以四元数表示的目标旋转等状态,但假定目标的特征明确,旋转角度范围有限且算法计算量大,实时性不高。

本文假设目标的旋转轴方向与相机的光轴方向垂直,在此情况下,目标的特征点由于旋转运动会频繁的进出视场,因而,对算法的鲁棒性要求更高,测量难度较大。本文在完成对目标的快速特征提取后,采用线性化程度较好的逆深度参数化方法,对相对运动状态进行初始化估计。在完成初始化后,采用扩展卡尔曼滤波(EKF)对状态量进行连续估计。在滤波过程中采用单点随机抽样(RANSAC)来提高滤波更新速度,完成运动状态的最终估计。当状态量满足一定的线性化条件后,将逆深度参数转化为欧氏参数,以降低状态变量的维度,可以进一步提高执行效率。

2 逆深度参数化原理

2.1 坐标系定义

图 1 所示为各坐标系示意图。

(1) 像素坐标系(o^p-uv):坐标原点在探测器的左上角,沿一边水平向右为 u 轴,垂直 u 轴向下为 v 轴。

(2) 像面坐标系(o^l-xy):坐标系原点在相机光轴与探测器相交处, x 轴与 u 轴平行, y 轴与 v 轴平行。

(3) 相机坐标系($O^c-X^cY^cZ^c$):原点在相机光心处, x 轴和 y 轴分别与像面坐标系 x 轴和 y

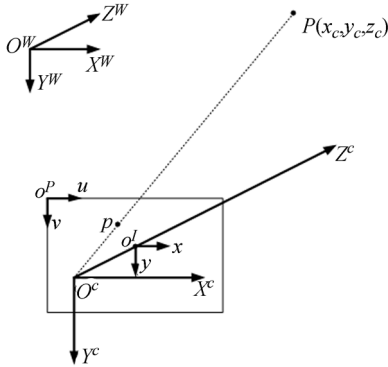


图 1 影像测量系统原理图

Fig. 1 Block diagram of image measuring system

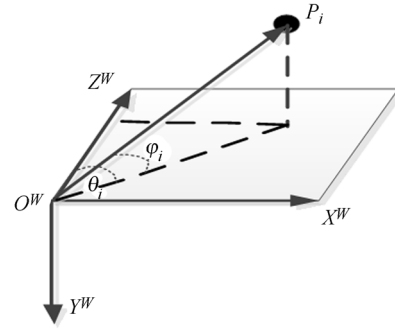


图 2 影像测量系统原理图

Fig. 2 Block diagram of image measuring system

轴平行, z 轴符合右手定则。

(4) 世界坐标系 ($O^W-X^W Y^W Z^W$): 此坐标系可以建在世界空间中的任意位置。

2.2 逆深度参数定义

在利用单目视觉进行位姿测量时,对于位置测量量只能获得水平和垂直方向的二维信息,无法获取深度方向信息。但是,如果视觉相机在不同的视角观测到了目标上的同一特征,就可以利用视差大致确定深度方向信息。深度信息表示形式的不同将直接影响初始化效果及位姿解算的性能^[11]。初始化采用非延迟化方法^[12],即一旦提取到新的特征就对其进行初始化,本文采用逆深度参数化方法^[12]对目标特征进行初始化操作。当检测到新的特征后,立即进行初始化操作,并同时将该特征的逆深度信息添加到系统的状态变量中。逆深度信息 ρ 表示第一次检测到该特征时,视觉相机与特征的距离 d 的倒数。逆深度参数是一个六维变量,假设目标上第 i 个特征点的逆深度参数表示为:

$$\mathbf{y}_i^W = (x_i \ y_i \ z_i \ \theta_i \ \varphi_i \ \rho_i)^T, \quad (1)$$

其中: $(x_i \ y_i \ z_i)$ 表示视觉相机在世界坐标系下的位置, θ_i 和 φ_i 分别表示目标特征 P_i 在世界坐标下,视觉相机光心与特征点连线相对于光轴方向的方位角和高低角。该点在欧氏空间中的表示向量为:

$$\mathbf{x}_i^W = (X_i \ Y_i \ Z_i)^T. \quad (2)$$

在第一次检测到新特征时,根据之前分析可知,视觉相机在世界坐标系下的坐标为 $(x_i \ y_i \ z_i)^T$, 目标点 P_i 在图像坐标系下的坐标为 $(u, v, 1)^T$, 由小孔成像原理可知,其世界坐标系下的表达式为 $\mathbf{p}^W = (p_x^W \ p_y^W \ p_z^W)^T = \mathbf{R}^{WC} \mathbf{K} (u, v,$

$1)^T$ 。其中, \mathbf{R}^{WC} 表示从视觉相机坐标系到世界坐标系的旋转矩阵, \mathbf{K} 表示相机的内参。所以,目标点 P_i 在世界坐标系下的方位角和高低角分别为:

$$\theta_i = \arctan(p_x^W / p_z^W), \quad (3)$$

$$\varphi_i = \arctan(-p_y^W / \sqrt{(p_x^W)^2 + (p_z^W)^2}), \quad (4)$$

假设, \mathbf{m} 为以 θ_i 和 φ_i 表示的单位方向向量,其表达式为:

$$\mathbf{m}(\theta_i, \varphi_i) = (\cos \varphi_i \sin \theta_i, -\sin \varphi_i, \cos \varphi_i \cos \theta_i)^T, \quad (5)$$

目标点 P_i 的深度为 $d = 1/\rho$, 则该点在世界坐标系下的欧氏坐标为:

$$\mathbf{x}_i^W = \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} + \frac{1}{\rho_i} \mathbf{m}(\theta_i, \varphi_i). \quad (6)$$

2.3 逆深度参数线性化特性

测量方程的线性化程度越好,卡尔曼滤波估计的结果精度越高,因而,在引入逆深度参数化时需要对其线性化的不确定度进行分析。首先,讨论欧氏空间下参数的线性化问题。假设空间同一点先后被相机在两个不同视角观测到,第一个视角距离该点为 d_0 , 第二视角距离该点为 d_1 , α 为前后两视角的视差。假设空间点在第一视角下的位置误差为 d , 且符合高斯分布,则该点的实际深度信息表达式为:

$$D = d_0 + d, \quad d \sim N(0, \sigma_d^2). \quad (7)$$

空间误差 d 传播到第二视角下时,对应在该视角的误差正切值为:

$$u = \tan \theta = \frac{x}{y} = \frac{d \sin \alpha}{d_1 + d \cos \alpha}. \quad (8)$$

定义 u 的线性度指数为:

$$L_d = \left| \frac{\partial^2 u}{\partial d^2} 2\sigma_d \right| \bigg/ \frac{\partial u}{\partial d} = \frac{4\sigma_d}{d_1} |\cos \alpha|. \quad (9)$$

欧氏空间下线性化不确定度传播示意图 3 所示。

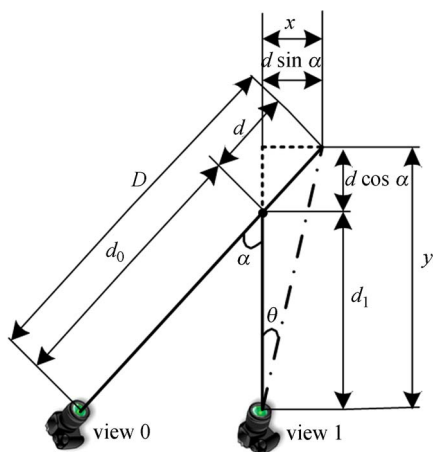


图 3 欧氏空间下线性化不确定度传播示意图

Fig. 3 Linear uncertainty propagation in Euclidean space

同理,在逆深度空间下各变量的表示为:

$$D = \frac{1}{\rho_0 - \rho}, \quad \rho \sim N(0, \sigma_\rho^2), \quad (10)$$

$$d = D - d_0 = \frac{\rho}{\rho_0(\rho_0 - \rho)}, \quad d_0 = \frac{1}{\rho_0}, \quad (11)$$

$$u = \tan \theta = \frac{\rho \sin \alpha}{\rho_0 d_1 (\rho_0 - \rho) + \rho \cos \alpha}, \quad (12)$$

$$L_\rho = \left| \frac{\partial^2 u}{\partial \rho^2} 2\sigma_\rho \right| \bigg/ \frac{\partial u}{\partial \rho} = \frac{4\sigma_\rho}{\rho_0} \left| 1 - \frac{d_0}{d_1} \cos \alpha \right|. \quad (13)$$

逆深度空间下误差不确定度传播示意图 4

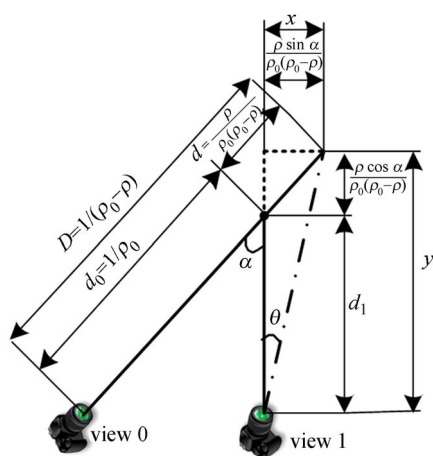


图 4 逆深度空间下线性化不确定度传播示意图

Fig. 4 Linear uncertainty propagation in Inverse depth space

所示。在初始化过程中,由于前后两帧之间视差较小, $d_0/d_1 \approx 1$, $\alpha \approx 0 \Rightarrow \cos \alpha \approx 1$, 因此,以 L_d 表示的线性化不确定度较大,而以 L_ρ 表示的线性化不确定度较小。随着测量时间的持续增加,视差 α 逐渐增大, L_ρ 中线性化不确定度的增加量 $\left| 1 - \frac{d_0}{d_1} \cos \alpha \right|$ 被减小量 $\frac{4\sigma_\rho}{\rho_0}$ 有效的补偿掉了。因而,无论低视差还是高视差情况,都适合在逆深度空间下对变量进行表示,尤其适合完成测量的初始化操作。但是,由于逆深度参数需要使用 6 个变量来表示相机的当前状态,在滤波器中的维数较多,影响算法的执行效率。所以当欧式空间线性化不确定度在满足一定的阈值条件时,应该将逆深度化参数转换到欧氏空间。当系统完成初始化操作后,为了对两航天器之间的相对运动过程进行连续测量,需要建立两者之间的相对运动状态模型和相机的测量模型,采用 EKF 对运动状态进行跟踪估计。

3 EKF 状态模型和测量模型建立

3.1 状态模型

为了简化模型复杂度,采用匀速运动模型作为视觉相机运动模型,其中相机在世界坐标系下的光心位置为 r^{WC} , 相机坐标系到世界坐标系的旋转矩阵变换参数采用修正的罗德里格参数 (MRPs) 表示 σ^{WC} , 相机光心运动的线速度为 v^W 和角速度为 ω^C 。假设,相机在运动过程中受到线加速度 a^W 和角加速度为 α^W 随机干扰,且满足零均值高斯分布,那么,干扰造成的线速度和角速度变化分别为 $V^W = a^W \Delta t$ 和 $\Omega^C = \alpha^W \Delta t$ 。进一步可以得到相机运动的状态方程为:

$$x_v = \begin{pmatrix} r_{k+1}^{WC} \\ \sigma_{k+1}^{WC} \\ v_{k+1}^W \\ \omega_{k+1}^C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_k^{WC} + (v_k^W + V_k^W) \Delta t \\ \frac{1}{4} \left[(1 - \sigma_k^{WC T} \sigma_k^{WC}) I + 2[\sigma_k^{WC} \times] + 2\sigma_k^{WC} \sigma_k^{WC T} \right] (\omega_k^C + \Omega^C) \Delta t \\ v_k^W + V^W \\ \omega_k^C + \Omega^C \end{pmatrix}, \quad (14)$$

其中:

$$[\sigma_k^{WC} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\sigma_{kz}^{WC} & \sigma_{ky}^{WC} \\ \sigma_{Wkz}^{WC} & 0 & -\sigma_{kc}^{WC} \\ -\sigma_{ky}^{WC} & \sigma_{kx}^{WC} & 0 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

当视觉相机检测到新的特征时,便将其逆深度参数添加到状态方程中,组成全状态模型^[13]。

$$\mathbf{X} = (x_0^T, y_1^T, y_2^T, \dots, y_n^T)^T. \quad (16)$$

3.2 测量模型

假设,相机坐标系下的坐标点为 $\mathbf{h}^C = (h_x, h_y, h_z)^T$,则该点在欧氏空间中的表示为:

$$\mathbf{h}^C = \mathbf{R}^{CW} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i - r^{WC} \\ Z_i \end{bmatrix}. \quad (17)$$

该点在逆深度空间中的表示为^[14]:

$$\mathbf{h}^C = \mathbf{R}^{CW} \left[\rho_i \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} - r^{WC} + m(\theta_i, \varphi_i) \right]. \quad (18)$$

由小孔成像的原理可知,该点在理想像面坐标系下的表示为:

$$\mathbf{h}_u = \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_0 - \frac{f h_x}{dx h_z} \\ v_0 - \frac{f h_y}{dy h_z} \end{bmatrix}, \quad (19)$$

其中: u_0 和 v_0 表示相机的主点位置, f 表示相机焦距, dx 和 dy 分别表示探测器像元的横向和纵向尺寸。当考虑相机镜头的径向畸变 k_1, k_2 时, P 点像面坐标变可以写成:

$$\mathbf{h}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_d \\ \mathbf{v}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_0 + \frac{u - u_0}{1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4} \\ v_0 + \frac{v - v_0}{1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

$$r_u = \sqrt{(dx(u - u_0))^2 + (dy(v - v_0))^2}, \quad (21)$$

$$r_u = r_d(1 + k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4), \quad (22)$$

在实现对相对运动状态模型和相机测量模型建模后,接下来在滤波更新阶段,为了提高更新速度,结合 EKF 预测先验信息,可以采用效率较高的单点 RANSAC 算法进行状态更新。

4 基于单点 RANSAC 的滤波状态更新

RANSAC 算法的主要目的是通过不断迭代的方式,从包含错误数据的一组观测集中全局的构建出待测的数学模型。假设为第 n 次迭代从数据集中选取 m 个数据均为整数据的概率, ϵ 为每次迭代时从数据集中选取一个点为正确点的概

率,它们满足以下关系:

$$n_{hyp} = \frac{\log(1 - \mu)}{\log(1 - (1 - \epsilon)^m)}. \quad (23)$$

传统的 RANSAC 算法需要 5 个点、8 个点或者更多的点才可完成概率统计,采用的单点 RANSAC 算法充分利用了 EKF 预测信息这一先验知识,只需要从观测数据集中选取一个点就可以完成 EKF 更新,算法效率得到了大幅提升。算法更新流程伪代码如表 1 所示。

表 1 算法流程

Tab. 1 Algorithm flow

1: input: $\hat{x}_{k+1 k}, P_{k+1 k}, z_{IC}$
2: output: \hat{x}_{k+1}, P_{k+1} ,
3: $max_hypothesis_num = 0$
4: $n_{hyp} = 500$
5: for $i = 1$ to n_{hyp}
6: $z_i = random_match(z_{IC})$
7: $h_k = predict_camera_measurement(\hat{x}_{k+1 k})$
8: $\hat{x}_i = state_update(z_i, \hat{x}_{k+1 k}, h_k)$
9: $hypothesis_num = compute_hypothesis(\hat{x}_i, h_k)$
10: if $hypothesis_num > max_hypothesis_num$
11: $max_hypothesis_num = hypothesis_num$
12: $\epsilon = 1 - \frac{hypothesis_num}{sizeof(z_{IC})}$
13: $n_{hyp} = \frac{\log(1 - \mu)}{\log(\epsilon)}$
14: end if
15: $z_{i, NEW} = update(z_{IC})$
16: end for
17: $[\hat{x}_{k+1}, P_{k+1}] = EKF_update(\hat{x}_{k+1 k}, P_{k+1 k}, z_{i, NEW})$

前一幅图中提取的特征点在当前图中预估的特征点与当前图像提取的特征点进行初始匹配,匹配的数据集为 $z^{IC} = \{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_n\}$ 。从集合 z^{IC} 中随机的选取一个特征点 z_i ,更新状态量 x_i 。

$$\begin{cases} S_{k+1} = H_{k+1} P_{k+1|k} H_{k+1}^T + R_{k+1} \\ K_{k+1} = P_{k+1|k} H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1} \\ \hat{x}_i = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (z_i - h_k) \\ P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1|k} \end{cases}. \quad (24)$$

由 \hat{x}_i 计算其对应的在像面坐标系下的投影点坐标 z_i' ,求解 z_i 与 z_i' 之前的残差 r 。假设图像的测量噪声为 δ ,如果 $r < \delta$,则认为本次测量数据为正确的测量值,并将其保存至 $z^{IC, NEW}$ 集合中。

反之,将其舍弃。利用 z^R 进行 EKF 的更新:

$$\begin{cases} K_{k+1} = P_{k+1|k} H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1|k} H_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1} \\ \hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (z_{i,NEW} - h_k) \\ P_{k+1} = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1|k} \end{cases} \quad (25)$$

通过以上过程便可实现对非合作旋转目标运动状态进行有效的测量估计。

5 测量实验与结果

5.1 三轴稳定目标直线逼近实验

在进行地面仿真实验时,对目标星的模拟采用一个 1:1 的真实模型,表面贴有热控多层反光材料,模型固定于转台上,稳定不动,其星箭对接环模拟面与相机相对。相机固定于一个六自由度运动台上,可以沿直线方向接近目标卫星模型。同时,采用高亮度 LED 光源,模拟入射的太阳光。相机的帧频为 10 fps。

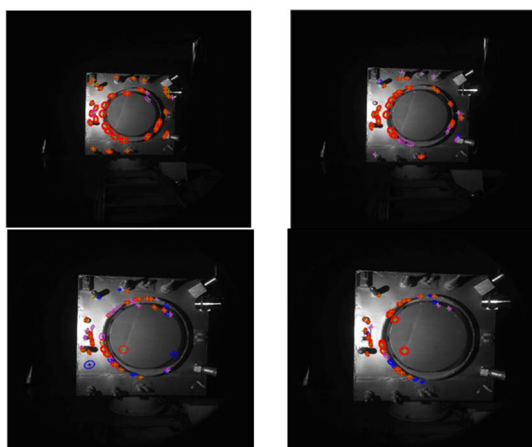


图 5 抽取的图像帧

Fig. 5 Extracted image frames

由图 5 可以看出,算法对特征点进行了较好的跟踪,其中红色为前后帧跟踪上的特征点,蓝色为在当前帧丢失掉的特征点。图 6 表示相对姿态在初始姿态为 1.6° 、 1.4° 和 0.3° 的位置处相机逐渐逼近目标模型,最后直至两者的姿态接近到 0° 。从图 7 的实际测量曲线可以看出,整个接近过程,目标模型与相机之间的最大姿态误差在 0.5° 左右。

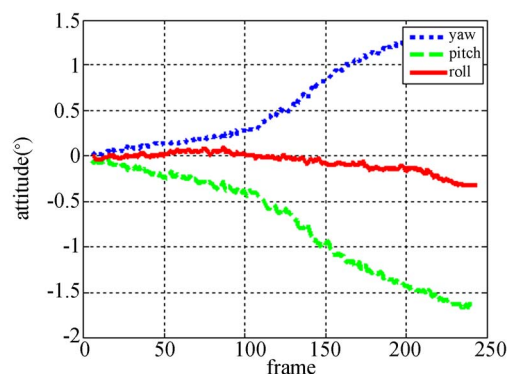


图 6 角度运动轨迹

Fig. 6 Trajectory of attitude

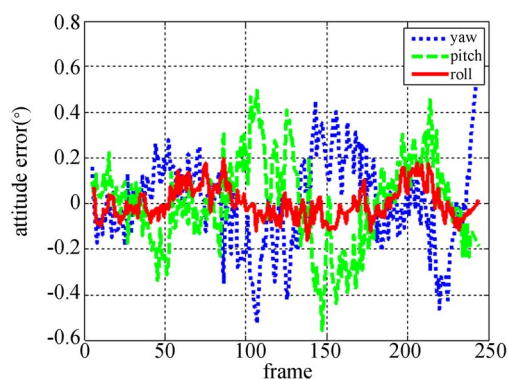


图 7 姿态误差

Fig. 7 Error of attitude

5.2 匀速慢旋定点观测实验

实验中,目标模型以 $2^\circ/s$ 的角速度绕竖直轴匀速运动。由于目标的转动,相机成像的亮度值发生了明显变化,甚至出现过曝现象。但算法能较好的适应光照条件的变化,具有较好的鲁棒性。

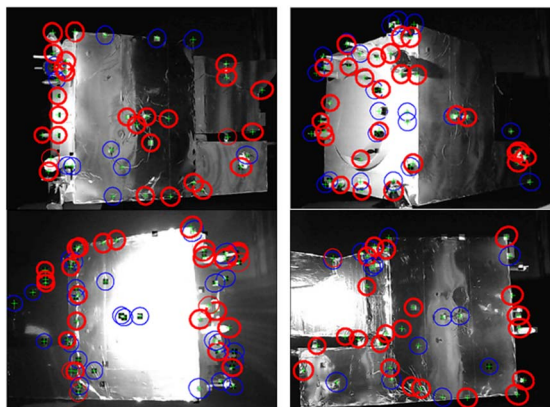


图 8 抽取的图像帧

Fig. 8 Extracted image frames

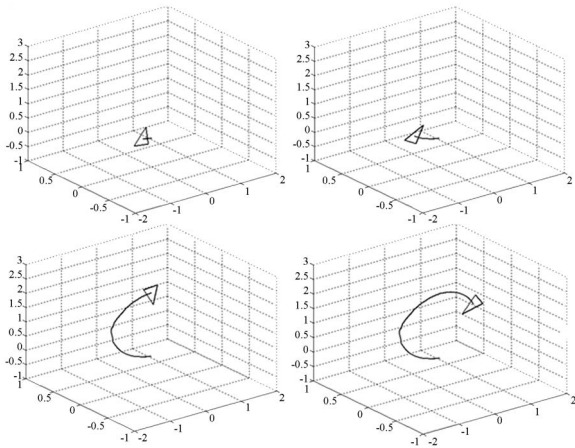


图 9 对应的相机等效运动轨迹
Fig. 9 Corresponding equivalent trajectory of camera

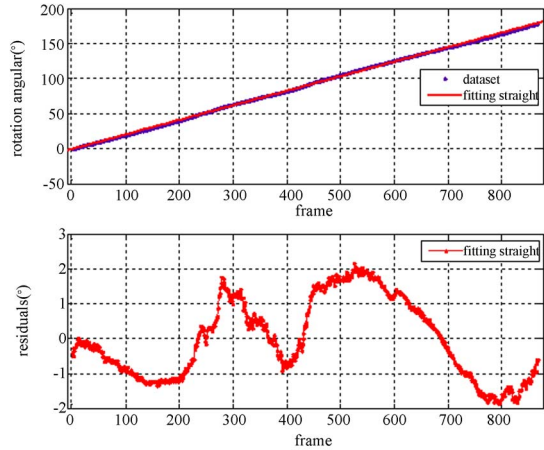


图 12 拟合的直线及其残差
Fig. 12 Fitting straight line and the residuals

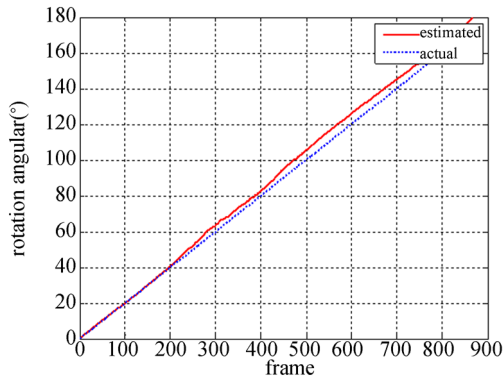


图 10 实际曲线与理想曲线
Fig. 10 Actual and estimated curves

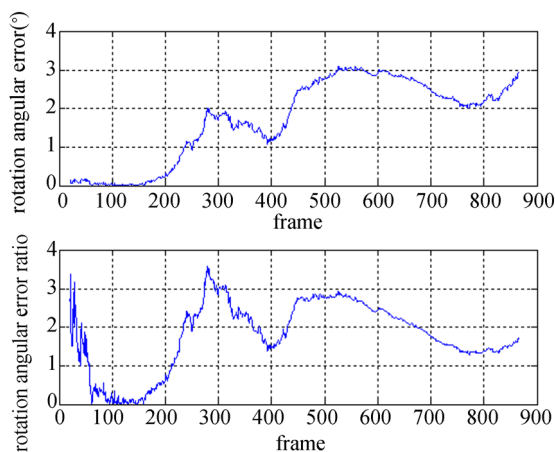


图 11 实验误差曲线
Fig. 11 Estimation results for the experiment

从图 8 可以看出,在目标卫星旋转过程中,尽管光照强度发生了比较明显的变化,但仍然能够

对提取出的特征点进行比较好的跟踪。图 9 所示为相机等效的运动轨迹,从三维图来看近似是个圆形,与实际试验情况相符。图 10 的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 11 上半部分表示实际旋转角与估计的之间的绝对误差,最大为 3° 左右;下半部分表示两者之间的相对误差,最大为 3.5% 左右。图 12 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 2° 左右。拟合后的直线表达式为:

$$f(t) = 0.2073t + 0.1953, \quad (26)$$

其中: t 表示帧序号, $f(t)$ 表示对应的旋转角度。分析可知,估计的平均角速度误差优于 $0.1^\circ/\text{s}$ 。

6 结 论

本文针对低轨非合作慢旋目标的相对测量,在目标旋转轴方向与相机光轴方向垂直的假设条件下,采用基于单目视觉测量的方式。为了提高在低视差情况下的初始化成功率,采用逆深度参数化方法对提取出的特征点进行初始化,当满足一定的线性化条件后,为了降低状态变量的维度,

将 6 维的逆深度参数转换为 3 维的欧氏参数。采用了单点随机抽样与扩展卡尔曼滤波相结合的方法,最终完成了相对姿态运动状态的估计。实验结果证明:对于三轴稳定目标,最大姿态误差为 0.5° 左右;对于匀速慢旋目标,最大姿态相对误差

为 3.5% ,平均角速度误差为 $0.1^\circ/\text{s}$ 。本文所提方法具有一定的普适性,同时适用于目标旋转轴方向与相机光轴方向平行的情况,可以满足工程上针对非合作目标相对姿态测量的需求。

参考文献:

- [1] ANDREW M L, *et al.*. On-orbit servicing: a new value proposition for satellite design and operation [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2007, 44 (4):23-28.
- [2] 翟光. 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. On-board space debris recognition and accurate positioning method 共产党[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45 (S1): S129001-1-S129001-8. (in Chinese)
- [3] 曾占魁,等. 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, *et al.*. Relative pose monocular vision determination of spacecraft using orthogonal Procrustes analysis[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S): 113-118. (in Chinese)
- [4] 王嘉成,等. 高分辨率多传感器融合图像跟踪系统的设计与实现[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(8): 825-830.
- WANG J CH, *et al.*. Design and implementation of high resolution multi-sensors fusion tracking system [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(8): 825-830. (in Chinese)
- [5] 李蓉. 一种基于 MRF 的单幅图像数据的三维重构方法研究[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(3): 301-309.
- LI R. 3D reconstruction method based on single image data by MRF[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(3): 301-309. (in Chinese)
- [6] KELSEY J M, BYME J, COSGROVE M, *et al.*. Vision-based relative pose estimation for autonomous rendezvous and docking[C]. *Aerospace Conference*, 2006 IEEE. 2006:20.
- [7] PRIGGEMEYER M, DIMARTINO M, ROSSMANN J. Pose estimation and trajectory calculation for autonomous close-range rendezvous and docking [C]. *Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015:15-20.
- [8] XU A, NAMIT G. SURF: Speeded - Up Robust Features [C]. *in Computer Vision-ECCV*, 2006.
- [9] OUMERU N W, PANIN G. Tracking And Pose Estimation Of Non-Cooperative Satellite For On-Orbit Servicing [C]. *Proceedings of the International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*, 2012.
- [10] SEGAL S, CARMÍ A, GURFIL P. Vision-based relative state estimation of non-cooperative spacecraft under modeling uncertainty [C]. *Proceedings of the 2011 IEEE Aerospace Conference*. IEEE Computer Society, 2011:1-8.
- [11] CIVERA J. *Real-Time EKF-Based Structure from Motion* [D]. Engineering and Computer Science of University of Zaragoza, 2009.
- [12] SOLA J. Towards Visual Localization, Mapping and Moving Objects Tracking by a Mobile Robot: a Geometric and Probabilistic Approach [D]. LAAS-CNRS, 2007.
- [13] CIVERA J, DAVISON A J, MONTIEL J M M. Inverse depth parametrization for monocular SLAM [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24 (5): 932-945.

[14] JAVIER CIVERA, OSCAR G G, ANDREW J. 1-Point RANSAC for EKF Filtering. Application to Real-Time Structure from Motion and Visual

Odometry[J]. *Journal of Field Robotics*, 2010. 27(5): 609-631.

作者简介:



刘宗明(1986—),男,山东青岛人,硕士,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硕士学位,主要研究方向为机器视觉、嵌入式图像处理、光学测量敏感器设计与研制。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方向的研究。E-mail: yedong@hit.edu.cn

(本栏目编辑:马健)