

融合点线特征的空间失效目标双目视觉位姿测量

杨正昊, 康国华, 袁馨语, 邱钰桓

南京航空航天大学航天学院, 南京 210016



摘要 提出了一种融合点线特征的双目视觉位姿估计方法, 该方法基于视频的图像帧, 先分别通过 ORB 算法和 LSD 算法提取图像帧的点、线特征, 并采用 LBD 描述子实现帧间匹配; 然后基于极线搜索方法获得右图像中与左图像对应的特征, 从而获得匹配特征的空间坐标; 最后基于点线特征融合的重投影模型, 利用 Levenberg-Marquardt 法迭代获得失效目标的相对位姿。仿真实验表明, 融合点线特征的视觉位姿估计方法相比单纯点特征的位姿估计具有更好的鲁棒性, 尤其针对高速旋转目标, 能更好地进行位姿跟踪测量。

关键词 位姿测量; 双目视觉; 空间失效目标; 点线特征; 极线搜索

中图分类号: V448.25 **文献标识码**: A

文章编号: 1006-3242(2024)01-0065-06

Binocular Visual Pose Measurement of Spatially Invalid Targets with Fused Point-line Features

YANG Zhenghao, KANG Guohua, YUAN Xinyu, QIU Yuhuan

College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China

Abstract A binocular vision pose estimation method is proposed, which combines point and line features, and this method is based on the image frame of the video. Firstly, the point and line features of the image frame are extracted through the ORB algorithm and the LSD algorithm, and the LBD descriptor is used to realize Inter-frame matching. Then, based on the epipolar line search method, the features in the left image corresponding to those in the right image are obtained, thereby the spatial coordinates of the matching features are obtained. Finally, based on the reprojection model of point-line feature fusion, the Levenberg-Marquardt method is used to iteratively obtain the location of the failed target's relative pose. The results of simulation experiments show that the visual pose estimation method with point-line features is more robust than the pose estimation method with simple point features, especially for high-speed rotating targets, and it can perform better pose tracking measurement.

Key words Pose measurement; Binocular vision; Space invalid target; Point-line feature; Epipolar line search

收稿日期: 2023-07-06

作者简介: 杨正昊(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为航天器位姿测量; 康国华(1978-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为卫星总体设计、卫星导航增强与星群协同控制, 本文通讯作者, E-mail: kanggh@nuaa.edu.cn; 袁馨语(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为微小卫星集群健康管理; 邱钰桓(1997-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为空间态势感知与博弈对抗。

0 引 言

在轨服务航天器对占据轨道资源的失效航天器进行燃料加注、维修甚至轨道清除,首先需要获取该航天器的相对位姿信息。然而失效航天器因能量耗散通常处于绕其惯量主轴旋转的状态^[1],叠加空间光照的特点,服务航天器往往难以识别和跟踪其特征点,给失效航天器的即时位姿估计带来困难。

对于无靶标和 3D 模型等先验信息的失效目标,研究人员提出了多种方法。Yazdkhasti 等^[2]利用立体相机获取稠密视差图,并运用差分运算对相对位置、相对速度和角速度进行粗略估计。Zhang 等^[3]提出一种基于协方差矩阵变换(CMT)的点云配准算法,实现近距离相对运动较小下非合作目标的连续状态估计。基于稠密点云配准的方法对硬件算力的要求较高,因此更多采用提取目标航天器稀疏特征的方法计算相对位姿。

徐培智等^[4]将目标星主体或太阳能帆板等矩形特征作为目标特征,完成对目标航天器的目标识别、位姿测量和 3D 重建。束安等^[5]针对非合作目标的星箭对接环和规则标志物等,提出了一种空间非合作目标的双目视觉位姿测量方法。胡亮等^[6]利用改进的弧支持线段方法提取星箭对接环椭圆,以主方向与相似性统计分析提取隔热屏十字线特征,从而完成双目视觉位姿测量。但上述基于规则标志物方法的不足在于没有考虑标志物不在相机视场范围内的情况,以及目标姿态发生变化时相机成像受光照的影响。

Priggemeyer 等^[7]通过双目相机获取卫星图像中的 SURF 特征,根据小角度旋转卫星的特点建立交会对接时的位姿估计系统。Segal 等^[8]提出基于多 iEKF 滤波器和最大后验概率的惯性张量辨识方法,根据双目视觉获取的三维信息和 Hill 方程建立的相对运动模型,实现对目标的跟踪测量。Dor 等^[9]应用 ORB-SLAM 算法解决哈勃太空望远镜(HST)在近距离机动期间的相对位姿估计问题。刘宗明等^[10]使用逆深度参数化方法表示深度信息,基于单点随机抽样和扩展卡尔曼滤波算法解决了非合作目标在小视差情况下的相对运动姿态估计问题。Li 等^[11]根据动力学方程预测的目标区域,引入粒子滤波器精确匹配特征点,并提出基于最小二乘

估计的非合作航天器相对运动测量算法。上述位姿估计方法主要依靠提取图像点特征并进行跟踪,获取目标连续位姿信息。但点特征识别具有以下问题:1)失效航天器做自旋运动,特征点周期性出现,干扰识别;2)目标航天器复杂表面反射光线影响相机成像,造成图像局部过曝或带有噪点;3)失效航天器自旋速度较大时,图像出现运动模糊。这些都可能基于特征点的位姿识别方法失效。而线特征具有更强的鲁棒性,能够弥补点特征的缺陷。

针对上述问题,本文提出了一种融合点线特征的视觉位姿估计方法。通过点线特征的提取、匹配和三角化空间坐标的恢复,完成基于重投影模型的帧间位姿估计,从而实现近距离下失效目标的位姿测量。与传统跟踪点特征算法相比,点线融合不仅提高了位姿估计的成功率,还提高了测量精度。

1 相对位姿测量场景的建立

近地轨道失效航天器一般绕其惯量主轴翻转。追踪航天器通常采取悬停在目标附近的方式,对其位姿状态等进行跟踪测量。追踪航天器与目标保持一定安全距离,通过双目相机不断获取其图像,从图像中提取目标表面特征,最后通过算法实现对目标的状态信息的跟踪估计。为简化模型,假设相机坐标系与追踪星本体坐标系重合。目标航天器自旋产生的相对位姿变化,可等效为追踪航天器绕目标航天器质心的圆周运动,如图 1 所示。

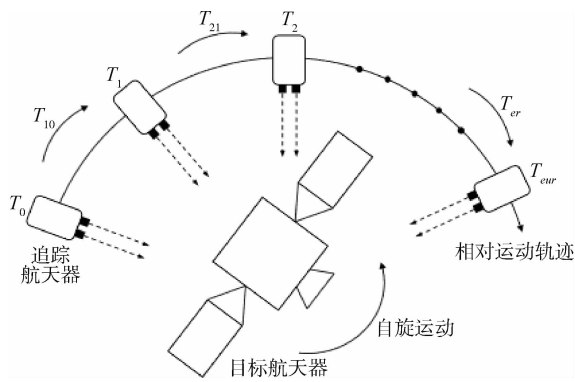


图 1 将悬停跟踪等效为旋转跟踪

2 基于点线的特征提取与帧间匹配

失效航天器自旋时,相机获取图像中的点、线几何特征较为丰富,且不会随视角的变化消失,因

此基于点线特征来实现图像的帧间匹配。点特征表述的主要是图像中的角点和斑点,而线特征主要是图像中的梯度边缘。在航天器表面有效纹理缺失的情况下,线特征能够更加充分地描述目标航天器的几何信息,如棱边和杆件等结构。线特征的检测和描述仍然依赖于像素,但线段相较于点是更高级的特征,具有天然的视角和光照不变性,对噪声干扰、运动模糊等成像条件具有较好的鲁棒特性。进一步地,利用直线特征可以构建平面特征等更高级的基元。因此本算法将线特征与点特征融合,弥补点特征的不足,有效提高系统的鲁棒性和准确性。

在获取空间失效目标的点特征上,本文采用ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法。在完成特征点提取后,再采用RANSAC算法筛选匹配的特征点,剔除错误匹配,提高准确性。获取特征点后,本文采用LSD(Line Segment Detector)算法^[12]提取图像中的线特征。该算法能够在线性时间内获得亚像素级别精度的结果。在算法上首先对图像进行高斯滤波和降采样,以减弱图像中出现的锯齿效应;然后计算图像中每个像素的level-line方向和幅值,形成level-line场。在level-line场中利用区域增长算法合并方向近似的像素生成线段支持域,并估计该支持域的最小外接矩形。若矩形区域内像素点的level-line方向与矩形主方向的角度差在容差范围内,则该点为支持点。根据矩形区域内支持点的比例可以判定该线段支持域是否能形成LSD线特征。由于线特征提取的方法基于图像边缘及区域增长,在梯度变化较大或线特征密集的区域易产生短线聚集,影响之后的线特征匹配以及空间坐标恢复,需要对线特征按如下的条件进行筛选

$$L > \mu \cdot \min(W_l, H_l) \quad (1)$$

式中: L 为线特征的长度; W_l 和 H_l 分别为图像的宽度和高度; μ 为比例因子。

考虑目标处于自旋状态,这里采用对图像旋转变换具有鲁棒性且计算速度较快的LBD算法^[13]作为线特征描述子。为提高匹配时的计算效率,将72维浮点型描述子转化为与BRIEF描述子类似的256维二进制特征向量。计算得到参考帧和当前帧图像中线特征的LBD描述子后,使用KNN算法得到两组描述子汉明距离较近的候选线特征匹配对

$$\begin{cases} P_{\text{first}} = \{(\gamma_{\text{ref}}^i, \gamma_{\text{cur}}^1), \dots, (\gamma_{\text{ref}}^m, \gamma_{\text{cur}}^1)\} \\ P_{\text{second}} = \{(\gamma_{\text{ref}}^i, \gamma_{\text{cur}}^2), \dots, (\gamma_{\text{ref}}^m, \gamma_{\text{cur}}^2)\} \end{cases} \quad (2)$$

式中: γ_{ref}^i 为参考帧图像中线段 l_{ref}^i 的描述子; γ_{cur}^1 和

γ_{cur}^2 分别为当前帧图像中候选线段 l_{cur}^1 和 l_{cur}^2 的描述子。为减少线特征误匹配的情况,对线特征匹配对按如下的条件进行筛选

$$\mathcal{T}_{\text{match}} = \frac{\|\gamma_{\text{ref}}^i - \gamma_{\text{cur}}^1\|}{\|\gamma_{\text{ref}}^i - \gamma_{\text{cur}}^2\|} > \varepsilon_{\text{match}} \quad (3)$$

式中: $\mathcal{T}_{\text{match}}$ 表示线特征匹配的置信度; $\varepsilon_{\text{match}}$ 为置信度的阈值。

3 基于极线搜索的空间坐标恢复

完成点线特征的提取后,还需要找到双目视觉中右图像中与左图像对应的特征,从而根据双目相机原理计算特征的空间坐标。根据对极几何约束,左图像 I_l 中的特征点 p_l ,在右图像 I_r 中存在对应的特征点 p_r 。分别以特征点 p_l 和 $p_{r_{\text{min}}}$ 上的采样点 p_r^k ($k = 1, 2, \dots, n$)为中心选取 $w \times w$ 的匹配窗口,得到图像块 $\alpha \in \mathbb{R}^{w \times w}$ 和 $\beta^k \in \mathbb{R}^{w \times w}$ 。为降低左右图像间整体亮度不一致的影响,采用零均值NCC描述图像块间的相似度

$$S_{\text{NCC}}^k = \frac{\sum_{i,j} (I_l(\alpha_{ij}) - \bar{I}_l)(I_r(\beta_{ij}^k) - \bar{I}_r)}{\sqrt{\sum_{i,j} (I_l(\alpha_{ij}) - \bar{I}_l)^2 \sum_{i,j} (I_r(\beta_{ij}^k) - \bar{I}_r)^2}} \quad (4)$$

式中: $\bar{I}_l = \frac{1}{w^2} \sum_{i,j} I_l(\alpha_{ij})$; $\bar{I}_r = \frac{1}{w^2} \sum_{i,j} I_r(\beta_{ij}^k)$, $I_l(\cdot)$ 和 $I_r(\cdot)$ 分别为左图像和右图像对应像素点的灰度值。经过阈值筛选后 S_{NCC}^k 值最大的采样点为粗匹配点 $p_r^{k_0}$,通过抛物线拟合邻域内的采样点,可以得到亚像素精度的最佳匹配点 \hat{p}_r 。根据畸变矫正后的双目相机模型,三角化恢复得到空间点 P 的坐标。

左图像 I_l 中提取到的线特征 l_l ,在右图像 I_r 中同样存在对应的线特征 l_r 。由于线特征的端点具有不确定性,在线特征 l_l 上均匀采样若干像素点 p_l^s ($s = 1, 2, \dots, m$),分别采用上述极线搜索方法得到相应的最佳匹配点 \hat{p}_r^s ($s = 1, 2, \dots, m$)。若匹配点的数量满足要求,采用最小二乘法拟合得到直线 l'_r ,并按如下的条件进行筛选

$$\begin{cases} \delta_{l_r} = \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m d(\hat{p}_r^s, l'_r) < \varepsilon_{\delta} \\ \theta_{l_r} < \varepsilon_{\theta} \end{cases} \quad (5)$$

式中: δ_{l_r} 为直线拟合误差; θ_{l_r} 为直线与水平方向的夹角; ε_{δ} 和 ε_{θ} 为相应的阈值。以左图像线特征的端点作为基准,作平行线与右图像直线 l'_r 相交,截取得

到匹配线段 l_r 。对线特征端点分别采用上述点特征三角化方法,恢复得到线特征的空间坐标。

4 基于重投影模型的帧间位姿估计

完成点线特征的帧间匹配和空间坐标恢复后,可以得到失效航天器表面 2D 特征与 3D 特征的对对应关系和坐标。融合线特征后,需要构建融合点线特征的重投影模型,本文采用光束平差(Bundle Adjustment, BA)算法对相邻两帧中的追踪航天器位姿变换进行估计。

定义追踪航天器在参考帧处的位姿为 $\mathbf{T}_{\text{ref}} \in SE(3)$, 相机观测到的点特征像素坐标为 $\mathbf{p}_{\text{ref}} \in \mathbb{R}^2$, 在世界坐标系下的空间坐标为 $\mathbf{P}_{w,\text{ref}} \in \mathbb{R}^3$, 投影到当前帧的像素坐标为

$$\mathbf{p}'_{\text{ref}} = (\mathbf{K}\mathbf{T}_{\text{ref}}\mathbf{P}_{w,\text{ref}})_n \quad (6)$$

式中: \mathbf{K} 为相机内参矩阵; $\mathbf{T}_{\text{cw}} \in SE(3)$ 为变换矩阵。相机观测到的线特征端点 $\mathbf{l}_{\text{ref}}, \mathbf{l}'_{\text{ref}} \in \mathbb{R}^2$, 在世界坐标系下的空间坐标为 $\mathcal{L}_{w,\text{ref}}, \mathcal{L}'_{w,\text{ref}} \in \mathbb{R}^3$, 投影到当前帧像素坐标系下的坐标分别为 $\mathbf{l}'_{\text{ref}}^s$ 和 $\mathbf{l}'_{\text{ref}}^e$ 。

定义追踪航天器在当前帧处的位姿为 $\mathbf{T}_{\text{cur}} \in SE(3)$; 相机观测到对应点特征的像素坐标为 $\mathbf{p}_{\text{cur}} \in \mathbb{R}^2$; 观测到对应线特征端点的像素坐标为 $\mathbf{l}_{\text{cur}}^s, \mathbf{l}_{\text{cur}}^e \in \mathbb{R}^2$, 根据下式可以得到特征直线的参数

$$\mathbf{l}_{\text{cur}} = [l_1 \quad l_2 \quad l_3]^T = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},y}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},z}^e - \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},z}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},y}^e \\ \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},z}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},x}^e - \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},x}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},z}^e \\ \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},x}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},y}^e - \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},y}^s \bar{\mathbf{l}}_{\text{cur},x}^e \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\bar{\mathbf{l}}_{\text{cur}}^s$ 和 $\bar{\mathbf{l}}_{\text{cur}}^e \in \mathbb{R}^3$ 分别为线特征端点 $\mathbf{l}_{\text{cur}}^s$ 和 $\mathbf{l}_{\text{cur}}^e$ 的齐次坐标。

分别定义点特征的重投影误差为 $\mathbf{e}_p \in \mathbb{R}^2$, 线特征的重投影误差为 $\mathbf{e}_l \in \mathbb{R}^2$

$$\mathbf{e}_p = \mathbf{d}_p^e = \mathbf{p}_{\text{cur}} - \mathbf{p}'_{\text{ref}} \quad (8)$$

$$\mathbf{e}_l = \begin{bmatrix} d_l^s \\ d_l^e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{l}_{\text{cur}}^T \cdot \bar{\mathbf{l}}_{\text{ref}}^s \\ \mathbf{l}_{\text{cur}}^T \cdot \bar{\mathbf{l}}_{\text{ref}}^e \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\bar{\mathbf{l}}_{\text{ref}}^s$ 和 $\bar{\mathbf{l}}_{\text{ref}}^e \in \mathbb{R}^3$ 分别为线段端点 $\mathbf{l}_{\text{cur}}^s$ 和 $\mathbf{l}_{\text{cur}}^e$ 的齐次坐标。融合点线特征的误差代价函数由当前帧中所有点特征和线特征的重投影误差构成

$$f_{\text{cost}} = \sum_{i \in \kappa} \rho_p(\mathbf{e}_{p_i}^T \boldsymbol{\Omega}_p \mathbf{e}_{p_i}) + \sum_{j \in \lambda} \rho_l(\mathbf{e}_{l_j}^T \boldsymbol{\Omega}_l \mathbf{e}_{l_j}) \quad (10)$$

式中: $\boldsymbol{\Omega}_p$ 和 $\boldsymbol{\Omega}_l$ 分别为点线特征重投影误差信息矩阵; $\rho_p(\cdot)$ 和 $\rho_l(\cdot)$ 分别为点线特征重投影误差鲁

棒核函数; κ 为点特征集合; λ 为线特征集合。

以代价函数 f_{cost} 为优化目标,通过迭代求解得到相机相邻两帧的位姿变换矩阵 \mathbf{T}_{cr} 。本文将位姿变换矩阵 $\mathbf{T}_{cr} \in SE(3)$ 映射为对应的李代数 $\boldsymbol{\xi} \in \mathfrak{se}(3)$ 。点特征的重投影误差项关于位姿变换的雅可比矩阵为

$$\mathbf{J}_{e_p} = \frac{\partial \mathbf{e}_p}{\partial \boldsymbol{\xi}} = - \frac{\partial \mathbf{p}'_{\text{ref}}}{\partial \boldsymbol{\xi}} = - \frac{\partial \mathbf{p}'_{\text{ref}}}{\partial \mathbf{P}_c} \frac{\partial \mathbf{P}_c}{\partial \boldsymbol{\xi}} \quad (11)$$

线特征的重投影误差项关于位姿变换的雅可比矩阵为

$$\mathbf{J}_{e_l} = \frac{\partial \mathbf{e}_l}{\partial \boldsymbol{\xi}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial d_l^s}{\partial \boldsymbol{\xi}} \\ \frac{\partial d_l^e}{\partial \boldsymbol{\xi}} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{l_1^2 + l_2^2}} \begin{bmatrix} [l_1]^\top & \frac{\partial \mathbf{l}'_{\text{ref}}}{\partial \boldsymbol{\xi}} & \frac{\partial \mathcal{L}_{\text{ref}}^s}{\partial \boldsymbol{\xi}} \\ [l_2]^\top & \frac{\partial \mathbf{l}'_{\text{ref}}}{\partial \boldsymbol{\xi}} & \frac{\partial \mathcal{L}_{\text{ref}}^e}{\partial \boldsymbol{\xi}} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中: $[\cdot]^\wedge$ 为反对称矩阵操作,如式(13)所示

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}^\wedge = \begin{bmatrix} 0 & -z & y \\ z & 0 & -x \\ -y & x & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

推导得到雅可比矩阵后即可利用 Levenberg-Marquardt 法迭代求解位姿优化问题。

5 仿真校验与分析

5.1 实验环境的搭建

本文搭建了半物理仿真实验系统验证和分析算法,实验系统原理如图 2 所示。在室内大理石平台上放置两个三自由度气浮台,分别模拟目标航天器和追踪航天器。通过室内高精度视觉的动作捕捉系统对目标航天器位姿进行实时测量,作为测试的真值。目标航天器以大约 $10.2(^{\circ})/s$ 的速度进行旋转;采用固定的 LED 补光灯模拟环境光照射。

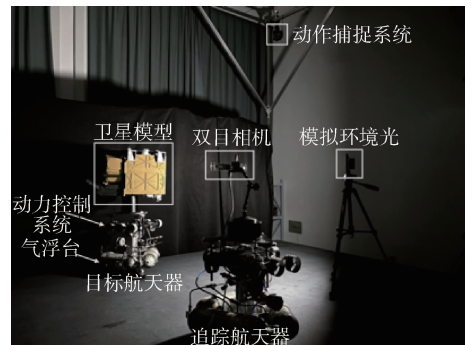


图 2 空间失效目标双目视觉位姿测量验证系统

5.2 位姿测量与分析

根据前面的分析,失效航天器在自转过程中追踪航天器在一旁凝视观察,可等效为目标航天器静止,追踪航天器围绕其旋转,轨迹应为理想的圆形。因此,本文通过分析追踪航天器等效运动来验证基于融合点线特征识别的位姿测量精度。图 3(a)为使用点特征匹配时追踪航天器的空间三维位置曲线。从图中可以看出,位置曲线误差较大,明显有发散的趋势。图 3(b)显示的是融合点线特征时追踪航天器的空间三维位置曲线,曲线连续光滑,旋转两周后,位置依然是收敛的,而且最终航天器轨迹接近圆形,在垂直方向略有浮动,与实验设置的情况相符。

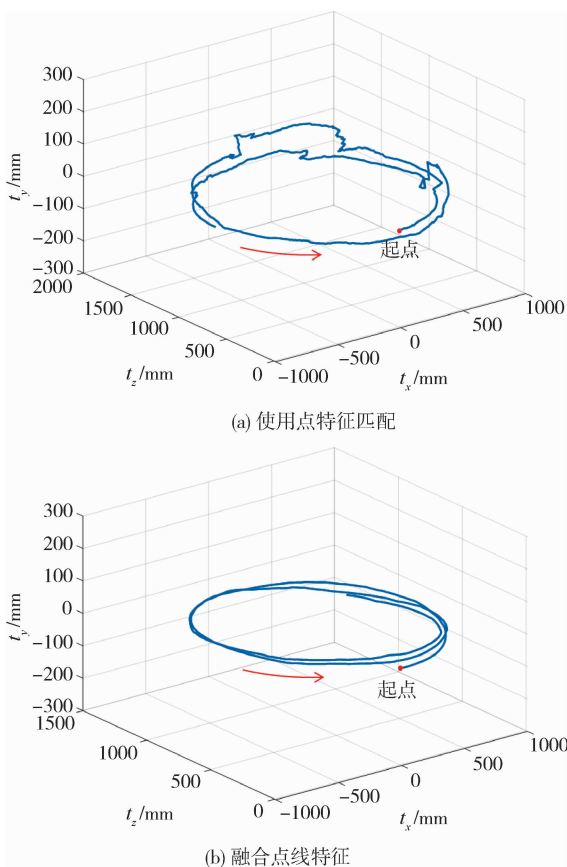


图 3 追踪航天器空间位置曲线

图 4(a)表示追踪航天器的相对位置估计结果,图 4(b)为该结果与对应时刻视觉动作捕捉系统的差值,即本算法的误差。统计分析表明,该误差的 RMS 值分别为 12.3 mm、22.6 mm 和 18.1 mm;进一步的,在旋转一周时间内,误差的 RMS 值分别 9.3 mm、15.6 mm 和 18.5 mm。试验结果表明,水平方向位置估计值与真实值趋势基本一致,旋转轴方向由于追踪航天器上相机安装角度和测量误差

有波动,且误差由于累计效应有所增大。

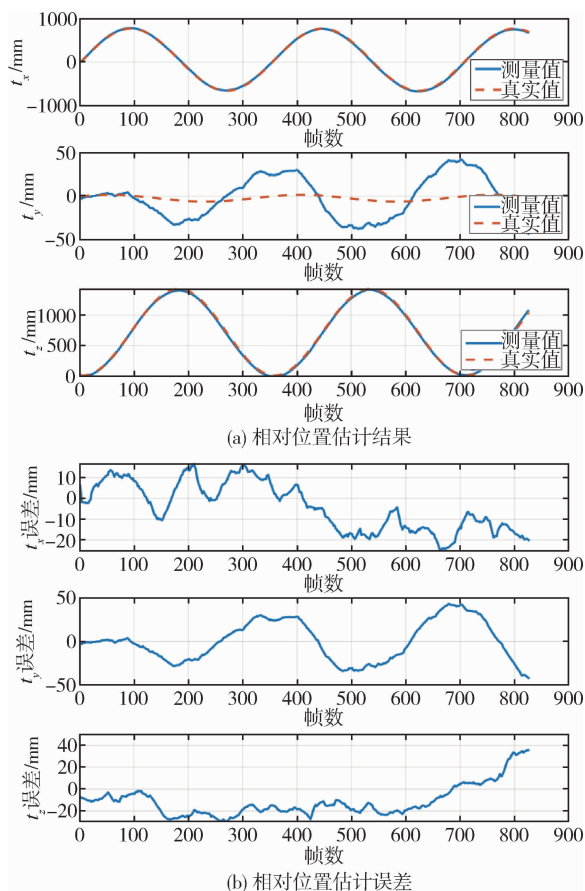


图 4 融合点线特征时追踪航天器相对位置估计

图 5(a)表示追踪航天器的相对姿态估计结果,图 5(b)表示追踪航天器的相对姿态估计误差,相对姿态估计误差的 RMS 值分别为 2.50° 、 0.96° 和 0.86° ,旋转 1 周内相对姿态估计误差的 RMS 值分别 1.56° 、 1.10° 和 0.34° 。从图 5 中可以看出,融合点线特征时目标自转轴旋转角与真实值趋势基本一致,与自转轴垂直的两轴角度由于误差累积波动上升,但该姿态估计精度也满足多数空间任务需求,针对高速旋转目标能更好地跟踪测量。

6 结论

针对空间失控翻滚目标,实现融合点线特征的双目视觉位姿估计方法,对目标航天器的点线特征进行提取和匹配,基于极线搜索方法完成点线特征的三角化空间坐标恢复,并在此基础上基于重投影模型,采用 Levenberg-Marquardt 法迭代求解追踪航天器位姿,最后通过半物理仿真实验进行验证。仿真实验表明,融合点线特征的视觉位姿估计方法在由于光照变化等原因特征点跟踪失败的情况下,能

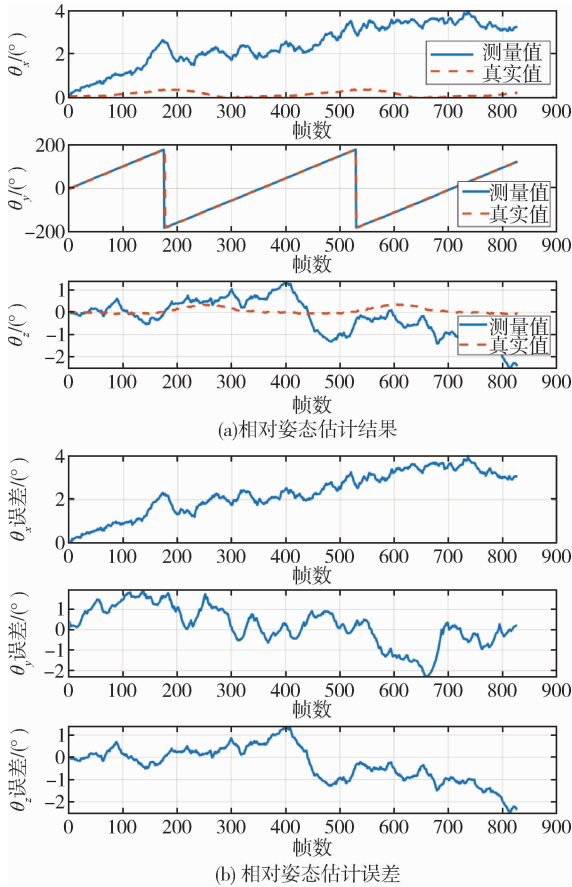


图5 融合点线特征时追踪航天器相对姿态估计

较好的完成无先验信息的跟踪测量。未来将进一步优化点线特征的筛选过程,尽量减少误匹配的数量,从而提高计算速度和精度;同时会考虑引入全局非线性优化和回环检测算法,消除持续帧间位姿造成的累计误差,提高位姿测量的精度。

参 考 文 献

- [1] 王大轶, 胡启阳, 胡海东, 等. 非合作航天器自主相对导航研究综述[J]. 控制理论与应用, 2018, 35(10): 1391-1404. (WANG Dayi, HU Qiyang, HU Haidong, et al. Review of autonomous relative navigation for non-cooperative spacecraft[J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(10): 1391-1404.)
- [2] YAZDKHASTI S, ULRICH S, SASIADEK J Z. Laboratory experimentation of stereo vision-based relative navigation with unknown spinning spacecraft [C]//2015 20th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR), Miedzyzdroje, Poland, August 24-27, 2015.
- [3] KANG G, ZHANG Q, WU J, et al. Pose estimation of a non-cooperative spacecraft without the detection and recognition of point cloud features[J]. Acta Astronautica, 2021, 179: 569-580.
- [4] 张展毓. 基于立体视觉的非合作目标位姿测量方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020. (ZHANG Zhanyu. Non-cooperative target pose measurement method based on stereo vision[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.)
- [5] 束安, 裴浩东, 丁雷, 等. 空间非合作目标的双目视觉位姿测量方法[J]. 光学学报, 2020, 40(17): 101-111. (SHU An, PEI Haodong, DING Lei, et al. Binocular visual position and attitude measurement method for a spatial non-cooperative target[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(17): 101-111.)
- [6] 胡亮, 段慧仙, 裴浩东, 等. 非合作航天器关键特征的双目视觉位姿测量[J]. 中国激光, 2022, 49(17): 50-58. (HU Liang, DUAN Huixian, PEI Haodong, et al. Binocular vision position and attitude measurement for key features of non-cooperative spacecraft[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(17): 50-58.)
- [7] PRIGGEMEYER M, DIMARTINO M, ROSSMANN J. Pose estimation and trajectory calculation for autonomous close-range rendezvous and docking [C]//2015 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), Busan, Korea, July 7-11, 2015.
- [8] SEGAL S, CARMÍ A, GURFIL P. Stereovision-based estimation of relative dynamics between noncooperative satellites: Theory and experiments[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 22(2): 568-584.
- [9] DOR M, TSIOTRAS P. ORB-SLAM applied to spacecraft non-cooperative rendezvous [C]//2018 Space Flight Mechanics Meeting, Kissimmee, Florida, January 8-12, 2018.
- [10] 刘宗明, 曹姝清, 张宇, 等. 非合作航天器逆深度参数化姿态估计[J]. 光学精密工程, 2017, 25(2): 451-459. (LIU Zongming, CAO Shuqing, ZHANG Yu, et al. Inverse depth parameterized attitude estimation for non-cooperative spacecraft [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(2): 451-459.)
- [11] LI Z, GE F, CHEN W, et al. Particle filter-based relative rolling estimation algorithm for non-cooperative infrared spacecraft [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 78: 58-65.
- [12] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A line segment detector[J]. Image Processing on Line, 2012, 2: 35-55.
- [13] ZHANG L, KOCH R. An efficient and robust line segment matching approach based on LBD descriptor and pairwise geometric consistency [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(7): 794-805.