

引用格式:牟金震,方亚魁,王诗强,等.一种基于TOF相机的空间合作目标相对位姿测量方法[J].电光与控制,2019,26(9):66-72. MU J Z, FANG Y M, WANG S Q, et al. A new method for relative pose/position estimation of cooperative target vehicle using TOF camera[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(9):66-72.

一种基于TOF相机的空间合作目标相对位姿测量方法

牟金震^{1,2}, 方亚魁^{1,2}, 王诗强³, 刘 悅³, 曹姝清^{1,2}

(1. 上海航天控制技术研究所,上海 201109; 2. 上海市空间智能控制技术重点实验室,上海 201109;
3. 哈尔滨工业大学卫星技术研究所,哈尔滨 150080)

摘要: 针对空间合作目标的靶标提取、匹配与相对位姿解算问题,利用TOF相机采集的灰度和深度信息进行目标检测与关键点筛选的靶标提取,基于此进行特征点匹配并确定合作目标的相对位姿。首先,基于灰度信息进行目标检测,接着,结合深度信息与靶标形态筛选关键特征点,然后,利用马尔可夫随机场(MRF)的确定性退火算法进行特征点匹配,最后,利用SVD算法解算位姿获得目标航天器和追踪航天器之间的相对位置、姿态关系。实验表明该方法计算量少、鲁棒性较好。

关键词: TOF相机; 合作目标; 相对测量; 确定性退火; 位姿解算

中图分类号: V19 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.09.015

A New Method for Relative Pose/Position Estimation of Cooperative Target Vehicle Using TOF Camera

MU Jin-zhen^{1,2}, FANG Ya-mi^{1,2}, WANG Shi-qiang³, LIU Yue³, CAO Shu-qing^{1,2}

(1. Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 201109, China;
2. Shanghai Key Laboratory of Aerospace Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China;
3. Harbin Institute of Technology Research Center of Satellite Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at the target extracting, matching and relative pose/position calculation of cooperative target vehicle, the information of gray-image and the depth-image collected by Time-of-Flight (TOF) camera is used for target detection and key-point selection, based on which the feature point matching is implemented and the relative pose/position of the cooperative target is determined. First, the gray information is used for target detection. Then, the critical feature points are selected based on the depth information and morphology of the target, and the deterministic annealing algorithm based on MRF is used for feature point matching. Finally, the Singular Value Decomposition (SVD) algorithm is used to estimate the relative pose and position between the target vehicle and the tracking vehicle. The experimental results demonstrate the effectiveness and the robustness of the proposed procedure.

Key words: TOF camera; cooperative target; relative estimation; deterministic annealing; pose estimation

0 引言

自主精确获取空间目标航天器的相对位姿信息是实现在轨服务的前提条件,已得到广大研究者的关注^[1-3]。然而,空间合作目标距离测量存在尺度变化大、

空间环境变化剧烈等特点,尤其是光照变化对测量的影响非常明显,给空间合作目标距离测量带来了很大的挑战。利用闪光雷达实现空间合作目标的相对位姿测量是目前应用最多的测量方法之一^[4-6]。但闪光雷达对时间测量精度要求很高,限制了它在近距离下的应用,而且其测距成像分辨率受到探测器阵列的个数限制,若增加探测器阵列,一方面使得系统复杂、体积大、成本高,另一方面也会加大系统标定的难度。近年来,Time-of-Flight (TOF)相机因功耗低、结构紧凑、实时性好且对光照不敏感等优点^[7-8]发展迅速,更适合应用于空间合

收稿日期:2018-10-26 修回日期:2019-08-18

基金项目:八〇三所自主研发项目

作者简介:牟金震(1991—),男,内蒙古赤峰人,硕士,研究方向为合作/非合作目标相对位姿测量技术。

作目标近距离测量领域,因此,基于 TOF 相机的空间合作目标相对位姿解算技术成为近年来广受关注的研究方向^[9-12]。文献[6]研究了空间合作目标相对位姿解算方法,首先,基于确定性退火算法进行匹配靶标,最后利用 SVD 解算姿态,并优化 SVD 的解。文献[9-12]与文献[6]解算过程相似,首先基于 TOF 相机获取目标航天器上合作靶标的灰度图像和深度图像,然后,分别应用模板匹配方法、CTA 算法、ICP 算法实现位姿跟踪计算,但文献[9-12]的研究主要集中在解决位姿算法的测量模型以及位姿算法精度上,忽略了靶标的提取以及靶标匹配精度问题。文献[13-14]通过 TOF 实时获得目标点云数据,利用模板匹配的方法在线与存储的模板点云匹配,求解姿态信息。但由于涉及大量点云存储和计算,目前未能应用于工程实践。

基于以上分析,本文针对空间合作目标的靶标提取和匹配算法展开重点研究,首先利用 TOF 相机获取合作目标航天器上靶标的灰度图像和深度图像,然后基于灰度阈值与滤波强度阈值进行目标检测,筛选关键特征点,以此来减少计算量和算法的复杂程度,并提高算法的鲁棒性,接着利用基于马尔可夫随机场(MRF)的确定性退火算法进行特征点匹配,最后利用 SVD 算法进行位姿解算以获得目标航天器和追踪航天器之间的相对位置和姿态关系。

1 TOF 相机测量几何模型

坐标系描述如图 1 所示。

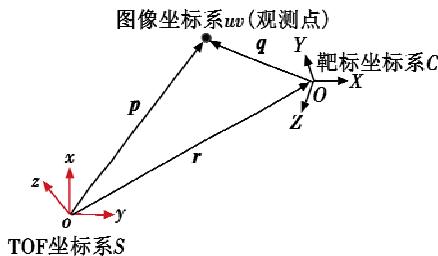


图 1 坐标系的描述

Fig. 1 Description of the coordinate system

图 1 中,TOF 相机的坐标系为 S ,靶标坐标系为 C ,则靶标观测点在相机坐标系 S 下可以描述为

$$\mathbf{p} = \mathbf{T}_s^c \mathbf{q} + \mathbf{r} \quad (1)$$

式中: \mathbf{p} 表示在 TOF 相机坐标系下测量的靶标位置; \mathbf{q} 表示在靶标坐标系下靶标的位置; \mathbf{T}_s^c , \mathbf{r} 分别表示旋转矩阵(从 C 到 S)和平移向量。

图 2 所示为 TOF 相机测量几何模型,其中, f 为焦距,像素坐标定义为 (u, v) 。图 3 所示为图像坐标系。

图 1 中,图像上的点从图像的物理坐标系 xy 到图像像素坐标系 uv 的转换公式为

$$(u, v) = (u_r, v_r) + (u_0, v_0) \quad (2)$$

式中: (u, v) 代表特征点在图像中的坐标; u_r, v_r 分别代表 $\frac{x}{dx}, \frac{y}{dy}$,是指图像的物理坐标系 xy 转到像素坐标系的像素; dx, dy 分别为 CCD 像元在 xy 方向的尺寸。

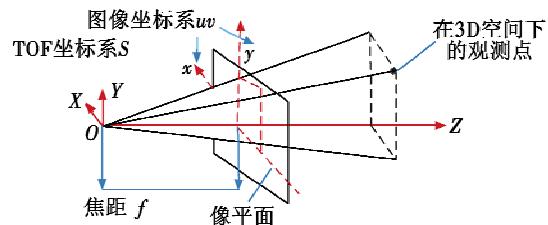


图 2 TOF 相机测量几何模型

Fig. 2 TOF measurement geometry

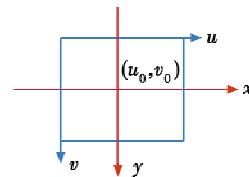


图 3 图像坐标系

Fig. 3 Image coordinate system

图 2 中,3D 空间观测点在相机坐标系下的坐标定义为 (x_0, y_0, z_0) ,且它与图上所成点的坐标关系为

$$\begin{cases} \frac{u_r}{f} = \frac{x_0}{z_0} \\ \frac{v_r}{f} = \frac{y_0}{z_0} \end{cases} \quad (3)$$

$$x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 = d^2 \quad (4)$$

式中, d 为靶标到相机的距离。

$$\begin{cases} z_0 = \frac{d}{\sqrt{1 + \frac{u_r^2}{f_x^2} + \frac{v_r^2}{f_y^2}}} \\ x_0 = \frac{u_r}{f_x} z_0 \\ y_0 = \frac{v_r}{f_y} z_0 \end{cases} \quad (5)$$

由此得到观测点在相机坐标系下的坐标为 (x_0, y_0, z_0) (匹配、SVD 算法会用到此公式)。

2 合作目标靶标提取

2.1 图像分割

利用灰度图像的特性,选取合适的灰度阈值,将靶标与背景分离,通过区域数目的筛选,去除噪声和其他干扰点,完成目标检测。算法的实现原理是利用灰度阈值与滤波强度阈值进行两次阈值筛选,得到靶标所在的区域,并定义该区域为活跃集。

1) 基于灰度图像的阈值分割。

首先应用一个阈值去除无效数据,保留通过阈值筛选的所有像素信息 $I(u, v) \leq I_t$, I_t 为灰度信息自检阈值。为了能够排除不必要的噪声可疑点,把像素按亮度从最低到最高排序,从而删除亮度较高的像素点,直到像素的数量减少到允许的最大值 N_{\max} ,将最终筛选出的像素集作为活跃像素集 \widehat{A} 。

2) 基于滤波强度的阈值分割。

对活跃像素集 \widehat{A} 执行二维卷积来寻找边缘位置,即

$$g(x, y) = (\nabla^2 G(x, y)) * f(x, y) \quad (6)$$

式中:

$$\nabla^2 G(x, y) = \left(\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (7)$$

σ 为标准差; $f(x, y)$ 为活跃集 \widehat{A} 。根据滤波强度,将像素放置在递减顺序中,并根据滤波强度应用二次阈值,保留满足 $J(u, v) \leq J_t$ 所有像素,其中, J_t 为强度阈值。在图像预处理完成后,活跃像素子集 \widehat{A} 包含图像平面坐标、原始强度、滤波强度和每个像素的距离信息^[6,15]。

2.2 基于二值化图像的关键靶标提取

2.1 节是在预处理图像中找到候选靶标的区域,将其存储在 \widehat{A} 集合。搜索集合 \widehat{A} 中满足以下条件^[16]的靶标点:

- 1) 连通域中的最大原始强度小于 I_{peak} ,而连通域中的最小原始强度小于 I_t ;
- 2) 连通域最大滤波强度小于 J_{peak} ,连通域内最小滤波强度小于 J_t ;
- 3) 每个连通域像素的数量介于 \widehat{A}_{\min} 和 \widehat{A}_{\max} 之间 ($\widehat{A}_{\min}, \widehat{A}_{\max}$ 依赖于目标航天器与追踪航天器之间的距离)。

基于以上分析建立以下 4 个二值函数,即

$$\begin{cases} B_1(u, v) = \begin{cases} 1 & I(u, v) \leq I_t \\ 0 & I(u, v) > I_t \end{cases} \\ B_2(u, v) = \begin{cases} 1 & I(u, v) \leq I_{\text{peak}} \\ 0 & I(u, v) > I_{\text{peak}} \end{cases} \\ C_1(u, v) = \begin{cases} 1 & J(u, v) \leq J_t \\ 0 & J(u, v) > J_t \end{cases} \\ C_2(u, v) = \begin{cases} 1 & J(u, v) \leq J_{\text{peak}} \\ 0 & J(u, v) > J_{\text{peak}} \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

基于以上函数对图像二值化。由于本文实验采用的靶标标识点为规则圆点,且靶标的尺寸在一定的范围内,因此将图像的连通区域进行标记,可以得到以靶标为中心的区域,分别统计具有相同标签的区域的像素个数,计算该区域离心率和质心,最后通过找到像素数目

位于 \widehat{A}_{\min} 和 \widehat{A}_{\max} 之间且离心率满足条件的连通域,即可筛选出靶标。为了简化后续计算,提取每个连通域的中心作为关键点,即

$$(u_e)_i = \frac{1}{W} \sum_{(u, v) \in B_i} u \bar{I}(u, v) \quad (9)$$

$$(v_e)_i = \frac{1}{W} \sum_{(u, v) \in B_i} v \bar{I}(u, v) \quad (10)$$

$$W = \sum_{(u, v) \in B_i} \bar{I}(u, v) \quad (11)$$

$$\rho_i = \frac{1}{S_i} \sum_{(u, v) \in B_i} R(u, v) \quad (12)$$

式中: B_i 为第 i 个连通域; W 为该连通域上的灰度总和; S_i 为连通域的像素数目,通过灰度值的加权平均计算区域的中心像素坐标,同时计算出区域平均距离。实验自检与筛选结果分别如图 4、图 5 所示。

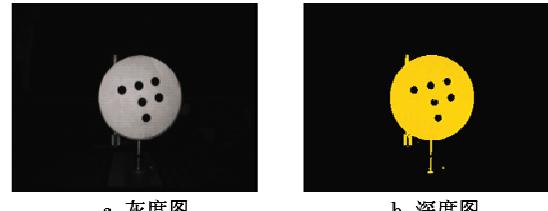


图 4 TOF 相机获取的灰度图和深度图

Fig. 4 Gray-image and depth-image obtained by TOF camera



图 5 靶标筛选结果

Fig. 5 Target detection results

同时,选择不同的检测方法对靶标的灰度图进行关键点检测,如图 6 所示。

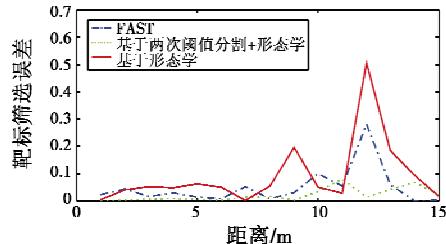


图 6 不同检测方法下的仿真对比图

Fig. 6 Simulation comparison of different detection methods

由图 6 可知,基于两次阈值分割 + 形态学的靶标区域筛选,可使得目标检测的结果更精确。

3 基于 MRF 的确定性退火进行关键点匹配

利用统计学的思想,将靶标匹配数学模型用 MRF

表示,然后利用自由能函数模拟退火,以实现关键点的匹配。

由于靶标的模型与靶标面中心已知,可以直接进行点对点的匹配,即模型集中的关键点对应观测点集中的某个关键点,从而便于后续的位姿解算。

3.1 定义模型集和观测集

定义离散集 $L = \{0, 1, 2, \dots, q\}$ 作为模型关键点标签的索引,其中,0 索引表示空状态。由此,给出了模型集中关键点的欧氏距离

$$d_{ij} = d_{ji} = \|x_i - x_j\| \quad i, j \neq 0 \quad (13)$$

式中, $i, j \in \{1, 2, \dots, q\}$ 代表第 i 个和第 j 个模型关键点。

令离散集 $R = \{0, 1, 2, \dots, n\}$ 作为观测关键点的索引,则两个观测关键点的欧氏距离为

$$\tilde{d}_{kl} = \tilde{d}_{lk} = \|\tilde{y}_k - \tilde{y}_l\| \quad (14)$$

MRF 随机场 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 表示模型集关键点与观测集关键点的对应关系。假设随机变量 Y_k 的值由 y_k ($k \in R$) 给出, R 为定义的离散集,集合 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 表示为 MRF 随机场 Y 的一个特定关系。因为 y_k 表示模型集与第 k 个观测点的映射关系,所以 y_k 是集合 L 中的一个元素。故匹配算法的目的是找出从 R 到 L 的映射,即

$$\gamma: R \rightarrow L. \quad (15)$$

3.2 基于 MRF 匹配算法

结合 MRF 随机场,对于每一个观测靶标 k ,使式(16)的概率最大,即

$$p(y_{ki} | y_{N_k}) \quad \forall i, k \quad (16)$$

式中: N_k 为第 k 个观测靶标的邻域靶标; y_{ki} 表示第 k 个观测靶标与第 i 个模型靶标对应, $Y_k = L_i$ 。 p 可通过 Gibbs 随机场表示,即

$$p(y_{ki} | y_{N_k}) = \frac{\exp[-1/\Gamma \sum_{c \in C_k} V_c(y | y_{ki})]}{\sum_{h=0}^q \exp[-1/\Gamma \sum_{c \in C_k} V_c(y | y_{kh})]} \quad (17)$$

式中: C_k 表示观测点集合; V_c 为势能; q 为模型靶标的个数; Γ 表示系统的温度; y_{kh} 表示第 k 个观测靶标与第 h 个模型靶标对应关系。

$$\sum_{c \in C_k} V_c(y | y_{ki}) = V_1(y_{ki}) + \sum_{l=1}^n V_2(y_{ki}, y_l) \quad (18)$$

式中: V_1 为自身的势能, $V_1(y_{ki}) = 0 \quad \forall ik$; V_2 为自身之外的势能, $V_2(y_{ki}, y_{lj}) = \begin{cases} \rho_{kilj}^2 & \forall ik \\ \alpha^2 & \text{其他} \end{cases}$; ρ_{kilj} 表示第 k 个观测靶标与第 i 个模型靶标的欧氏距离同第 l 个观测靶标与第 j 个模型靶标的欧氏距离的差值差, α 为约束参数。则 p 的展开式为

$$\begin{aligned} p(y_{ki} | y_{N_k}) &= \\ &\frac{\exp\left[-\frac{1}{\Gamma} \sum_{l=1}^n \sum_{j=1}^q p(y_{lj} | y_{N_k})(\rho_{kilj}^2 - \alpha^2)\right]}{1 + \sum_{h=1}^q \exp\left[-\frac{1}{\Gamma} \sum_{l=1}^n \sum_{j=1}^q p(y_{lj} | y_{N_k})(\rho_{kilj}^2 - \alpha^2)\right]} \quad i \neq 0 \\ p(y_{ki} | y_{N_k}) &= \\ &\frac{1}{1 + \sum_{h=1}^q \exp\left[-\frac{1}{\Gamma} \sum_{l=1}^n \sum_{j=1}^q p(y_{lj} | y_{N_k})(\rho_{kilj}^2 - \alpha^2)\right]} \quad i = 0 \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $i = 0$ 表示某个观测靶标没有在模型上找到对应的靶标。由此,给定一个系统的温度,通过确定性退火进行全局优化,可以确定待匹配的特征点与标准模型相对应的概率。

3.3 确定性退火原理

定义

$$\min E = E(x) \quad (20)$$

式中, $E(x)$ 为某一物理系统的能量^[17]。由统计物理学可知,在某一温度下,系统状态的变化总是朝着自由能减少的方向进行,当系统达到平衡态时,自由能函数达到极小,这表明,利用退火的概念可以找到全局最优的方法。假定温度趋于无穷大,逐渐降低温度,即

$$\Gamma^{(m+1)} = \frac{1}{c} \Gamma^{(m)} \quad (21)$$

式中: c 为退火效率; m 为迭代次数。重新计算该温度下的分布,直到满足 $\lim_{T \rightarrow 0} p(y_{ki} | y_{N_k}) = \begin{cases} 1 & E_{ik} = \min_j E_{jk} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 。

其中: E_{ik} 表示第 i 个观测靶标与第 k 个模型靶标的势能; E_{jk} 表示第 j 个观测靶标与第 k 个模型靶标的势能。

3.4 基于 MRF 确定性退火算法实现匹配

设 $A_{ki} = p(y_{ki} | y_{N_k})$, 则 A 为

$$A = \begin{bmatrix} A_{10} & A_{11} & \cdots & A_{1q} \\ A_{20} & A_{21} & \cdots & A_{2q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_{n0} & A_{n1} & \cdots & A_{nq} \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中,矩阵 A 的每行元素之和为 1。定义参数 β 为 $\beta = 1/\Gamma$, 可得

$$\beta^{(m+1)} = c\beta^{(m)} \quad (23)$$

随着迭代次数的增加,温度降低,如果在任何特定的温度迭代中定义

$$F_{ki}^{(m)} = \begin{cases} \exp\left[-\beta^{(m)} \sum_{l=1}^n \sum_{j=1}^q A_{lj}^{(m-1)} (\rho_{kilj}^2 - \alpha^2)\right] & i \neq 0 \\ 1 & i = 0 \end{cases} \quad (24)$$

则有

$$p(y_{ki} | y_{N_i})^{(m)} = A_{ki}^{(m-1)} = F_{ki}^{(m)} / \sum_{k=0}^q F_{kk}^{(m)} \quad (25)$$

式中, F_{ki} 的值为

$$\mathbf{F}^{(m)} = \begin{bmatrix} F_{10}^{(m)} & F_{11}^{(m)} & \cdots & F_{1q}^{(m)} \\ F_{20}^{(m)} & F_{21}^{(m)} & \cdots & F_{2q}^{(m)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ F_{n0}^{(m)} & F_{n1}^{(m)} & \cdots & F_{nq}^{(m)} \end{bmatrix}$$

若 β^0 足够小, 则矩阵 A 的初值为

$$A_{ki}^{(0)} = (1 + q)^{-1} \quad \forall i, k \quad (26)$$

随着迭代的进行, 矩阵 A 的所有元素值将会趋向于 1 或者 0, 即可表明模型集和观测集之间的 1-1 对应关系。

基于 MRF 确定性退火算法对图 5 筛选的靶标, 进行匹配, 其中靶标的的空间分布如图 7 所示。

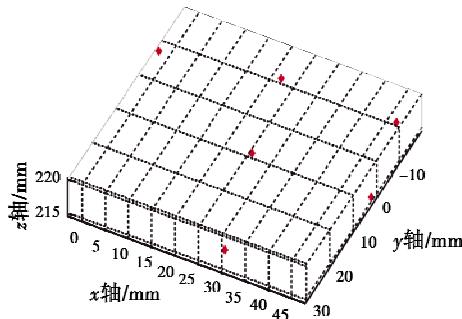


图 7 靶标位置信息

Fig. 7 Target location information

4 SVD 位姿解算

SVD 算法是一种利用代价函数逼近真实姿态的姿态求解算法, 通过加权平均的方式进行姿态求解, 最终得到最小二乘意义下的最优解。在 3 章完成关键点匹配之后, 基于简单方便的 SVD 算法进行位姿解算, 即

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{T}\mathbf{q}_i + \mathbf{r} \quad (27)$$

为了求出使整体误差最小旋转矩阵 \mathbf{T} 和平移向量 \mathbf{r} , 使用最小二乘法, 即

$$\min J(\mathbf{T}, \mathbf{r}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m w_i \| \mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i - \mathbf{r} \|^2 \quad (28)$$

式中, w_i 为权重系数。平移向量 \mathbf{r} 可以表示为

$$\mathbf{r} = \bar{\mathbf{p}} - \mathbf{T}\bar{\mathbf{q}} \quad (29)$$

式中

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{\mathbf{q}} = \frac{\sum_{i=1}^m w_i \mathbf{q}_i}{\sum_{i=1}^m w_i} \\ \bar{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{i=1}^m w_i \mathbf{p}_i}{\sum_{i=1}^m w_i} \end{array} \right. \quad (30)$$

定义

$$\left\{ \begin{array}{l} \tilde{\mathbf{q}} = \mathbf{q} - \bar{\mathbf{q}} = \mathbf{q} - (\sum_{i=1}^m w_i \mathbf{q}_i) / \sum_{i=1}^m w_i \\ \tilde{\mathbf{p}} = \mathbf{p} - (\sum_{i=1}^m w_i \mathbf{p}_i) / \sum_{i=1}^m w_i \end{array} \right. \quad (31)$$

由参考文献[6, 18-19]可得

$$\begin{aligned} \|\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i\|^2 &= (\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i)^\top (\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i) = (\mathbf{p}_i^\top - \mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top) \cdot \\ &\quad (\mathbf{p}_i - \mathbf{T}\mathbf{q}_i) = \mathbf{p}_i^\top \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_i^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top \mathbf{p}_i + \mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i \end{aligned} \quad (32)$$

由于 \mathbf{T} 是正交矩阵, 故 $\mathbf{T}^\top \mathbf{T} = 1$, 而 $\mathbf{p}_i^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i, \mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top \mathbf{p}_i$ 均是标量矩阵, 且 $\mathbf{p}_i^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i = \mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top \mathbf{p}_i, \mathbf{p}_i^\top \mathbf{p}_i$ 与 $\mathbf{q}_i^\top \mathbf{T}^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i$ 均为常数, 故最终求得

$$\min J = - \sum_{i=1}^m w_i \mathbf{p}_i^\top \mathbf{T}\mathbf{q}_i = - \text{tr}(\mathbf{T}\mathbf{B}^\top) \quad (33)$$

式中, $\mathbf{B} = \sum_{i=1}^m w_i \tilde{\mathbf{p}}_i \tilde{\mathbf{q}}_i^\top$ 。对 \mathbf{B} 进行奇异值分解有

$$\mathbf{B} = \sum_{i=1}^m w_i \tilde{\mathbf{p}}_i \tilde{\mathbf{q}}_i^\top = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^\top \quad (34)$$

式中, \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别是 \mathbf{B} 的奇异向量, 而 \mathbf{D} 是 \mathbf{B} 的奇异值。 $\mathbf{B}\mathbf{B}^\top$ 的特征向量组成 \mathbf{U} , 特征值组成 $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$, $\mathbf{B}\mathbf{B}^\top$ 的特征向量组成 \mathbf{V} , 特征值组成 $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$ 。则 $\min J = - \text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{D}\mathbf{V}^\top)^\top \mathbf{U}^\top) = - \text{tr}(\mathbf{D}\mathbf{U}^\top \mathbf{T}\mathbf{V})$ 。由于 $\mathbf{U}, \mathbf{T}, \mathbf{V}$ 都是正交矩阵, 故 $\mathbf{M} = \mathbf{U}^\top \mathbf{T}\mathbf{V}$ 也是正交矩阵, 所以有

$$\begin{aligned} \text{tr}(\mathbf{DM}) &= \begin{bmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{11} & \cdots & m_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{n1} & \cdots & m_{nn} \end{bmatrix} = \\ &\sum_{i=1}^n \sigma_i m_{ii} \leqslant \sum_{i=1}^n \sigma_i \end{aligned} \quad (35)$$

需使 J 最小, 则 $m_{ii} = 1$, 但是这种结果可能得到反射矩阵, 当 $m_{ii} = -1$ 时, 才能求出旋转矩阵。而 $\det(\mathbf{U})\det(\mathbf{V}) = 1$ 和 $\det(\mathbf{U})\det(\mathbf{V}) = -1$ 恰好对应两种情况, 故

$$\mathbf{U}^\top \mathbf{T}\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det(\mathbf{U})\det(\mathbf{V}) \end{bmatrix} \quad (36)$$

则有

$$\mathbf{T} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det(\mathbf{U})\det(\mathbf{V}) \end{bmatrix} \mathbf{V}^\top \quad (37)$$

$$\hat{\mathbf{r}} = \bar{\mathbf{p}} - \hat{\mathbf{T}}\bar{\mathbf{q}} \quad (38)$$

5 实验分析

将 TOF 相机固定在 6 自由度旋转平台上, 靶标安装在 3 自由度平台上模拟空间合作目标相对位姿测量实验。测量相机与靶标的初始位姿结果如表 1 所示。

表1 700 mm处6自由度数据分析
Table 1 Data analysis of 6 degree-of-freedom at 700 mm

	x轴/mm	y轴/mm	z轴/mm	俯仰角/(°)	偏航角/(°)	滚转角/(°)
平均值	2.19304	-10.4574	697.6061	-0.38269	-2.65386	-2.52849
最大值	2.39902	-10.3149	699.269	-0.0559321	-2.45633	-2.45434
最小值	2.02194	-10.6381	695.158	-0.646128	-2.85154	-2.61353
波动区间	0.37708	0.3232	4.111	0.59019	0.3952	0.15919

在表1测得初始值基础之上,通过调整平台将姿态角调整为[0°,0°,0°],位置调整为[0 mm,0 mm,700 mm],分别计算俯仰角、偏航角与滚转角的测量误差。姿态角真值与测量值的对比如图8所示。

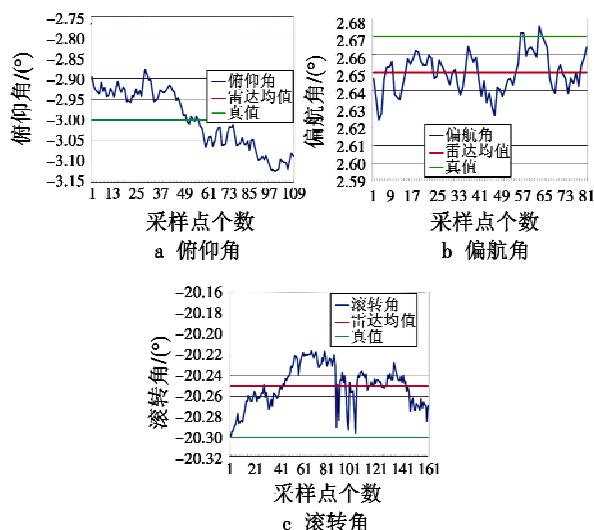


图8 姿态角变化曲线

Fig. 8 Attitude angle variation curves

x,y,z 轴方向位置测量误差与精度要求对比结果如图9所示。

受靶标、成像雷达、6自由度平台相对位置标定的影响,在位移平台做偏航和俯仰位置变化时,偏航、俯仰存在较大耦合,解算的结果存在误差,由图8可分析出,姿态角测量误差基本保持在0.14°以内,对于空间合作目标的测量精度是满足要求的。位置测量受到平台惯性与跟踪误差的影响,解算的结果与真值之间存在与位置成比例的误差,由图9可看出,位置误差(Δ TOF- Δ 平台)小于精度要求,因此算法的精度满足一定的工程要求。

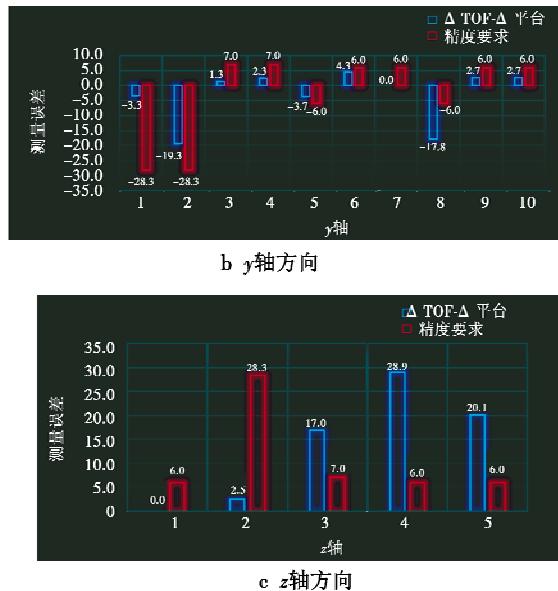


图9 位置测量对比结果

Fig. 9 Position measurement results

6 结束语

本文主要研究空间合作目标之间的相对位姿测量。实验中,为消除光照条件对靶标识别的影响,将靶标背景设计成白色,靶标上的标识设计成黑色,提高算法适应能力,并且位姿解算误差满足精度要求。

参 考 文 献

- [1] 徐文福,梁斌,李成,等.基于立体视觉的航天器相对位姿测量方法与仿真研究[J].宇航学报,2009,30(4):1421-1428.
- [2] 刘玉,陈凤,王盈,等.基于激光雷达的航天器相对位姿测量技术[J].红外与激光工程,2016,45(8):189-194.
- [3] 钱萍,王惠南.基于三目视觉测量的航天器交会对接相对位姿确定算法[J].宇航学报,2010,31(6):1575-1581.
- [4] 梁斌,何英,邹瑜,等.TOF相机在空间非合作目标近距离测量中的应用[J].宇航学报,2016,37(9):1080-1088.
- [5] 杜小平,赵诗玥,宋一铄.国外空间目标操控相对位姿测量技术比较研究[J].装备学院学报,2013(5):58-62.

- [6] CHRISTIAN J A, ROBINSON S B, D'SOUZA C N, et al. Cooperative relative navigation of spacecraft using flash light detection and ranging sensors [J]. *Journal of Guidance, Control & Dynamics*, 2014, 37(2):452-465.
- [7] HENRY P, KRAININ M, HERBST E, et al. RGB-D mapping: using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(5):647-663.
- [8] TONG J, ZHOU J, LIU L G, et al. Scanning 3D full human bodies using Kinects [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2012, 18(4):643-650.
- [9] BRACHMANN E, KRULL A, MICHEL F, et al. Learning 6D object pose estimation using 3D object coordinates [C]// The 13th European Conference, Zurich, Switzerland, 2014: 536-551.
- [10] OPROMOLLA R, FASANO G, RUFINO G, et al. Pose estimation for spacecraft relative navigation using model-based algorithms [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(1):431-447.
- [11] OPROMOLLA R, FASANO G, RUFINO G, et al. Uncooperative pose estimation with a LIDAR-based system [J]. *Acta Astronautica*, 2015, 110:287-297.
- [12] CAI J, HUANG P F, ZHANG B, et al. A TSR visual servoing system based on a novel dynamic template matching method [J]. *Sensors*, 2015, 15(12):32152-32167.
- [13] NING M F, ZHANG S J, WANG S Q. A non-cooperative satellite feature point selection method for vision-based navigation system [J]. *Sensors*, 2018, 18(3):854-871.
- [14] OPROMOLLA R, FASANO G, RUFINO G, et al. A model-based 3D template matching technique for pose acquisition of an uncooperative space object [J]. *Sensors*, 2015, 15(3):6360-6382.
- [15] TZSCHICHHLZ T, MA L, SCHILLING K. Model-based spacecraft pose estimation and motion prediction using a photonic mixer device camera [J]. *Acta Astronautica*, 2011, 68(7/8):1156-1167.
- [16] MEIJSTER A, WILKINSON M H F. A comparison of algorithms for connected set openings and closings [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4):484-494.
- [17] BILBRO G L, SNYDER W E, GARNIER S J, et al. Mean field annealing: a formalism for constructing GNC-like algorithms [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(1):131-138.
- [18] SCHÖNEMANN P H. A generalized solution of the orthogonal procrustes problem [J]. *Psychometrika*, 1966, 31(1):1-10.
- [19] HARALICK R M, JOO H, LEE C N, et al. Pose estimation from corresponding point data [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, 19(6):1426-1446.

(上接第 28 页)

动数据,提出一种攻角辨识的方法。结合气动数据,利用加速度计和陀螺仪采集的数据进行攻角辨识,并将两者进行了对比分析。结果表明,由气动仿真数据计算所得平衡攻角与实测数据辨识的攻角数值接近,验证理论计算与试验的合理性,对控制系统设计起到重要作用。

参 考 文 献

- [1] 程振轩,祁载康,林德福,等. 基于双加速度计的弹体气动参数辨识[J]. 北京理工大学学报,2009,29(4):283-285,298.
- [2] AKSU A. Aerodynamic parameter estimation of a missile without wind angle measurements [C]// AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference, 2014:1-8.
- [3] YANG S C, LIU C, WU J. Effect of motion trajectory on the aerodynamic performance of a flapping airfoil [J]. *Journal of Fluids and Structures*, 2017, 75:213-232.
- [4] JIA Q X, LI X L, SONG J Z, et al. Projectile motion aerodynamic parameter identification and simulation [C]// IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2014:1872-1876.
- [5] 郭庆伟,宋卫东,王毅,等. 基于数值仿真与飞行试验的弹道修正火箭弹阻力系数简易辨识[J]. 中国测试, 2016, 42(6):127-133.
- [6] 彭蜀君,祝刚. 基于实测数据的气动辨识方法研究和对比[J]. 太赫兹科学与电子信息学报,2016,14(2):249-252,258.
- [7] 赵乐,王旭刚. 自旋制导炮弹前馈补偿解耦的 PID 控制方法[J]. 电光与控制,2016,23(10):108-111.
- [8] SILTON S I, FRESCONI F. The effect of canard interactions on aerodynamic performance of a fin-stabilized projectile [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2015, 52(5):1430-1442.
- [9] 钱杏芳,林瑞雄,赵亚男. 导弹飞行力学[M]. 北京:北京理工大学出版社,2013.
- [10] 陈卫东,唐小平,曾奎,等. 基于工程和数值方法的导弹气动特性计算[J]. 航空计算技术,2012,42(3):1-5.
- [11] 吴志林,陶家宾. 基于 FLUENT 的微型修正弹药气动特性仿真[J]. 计算机仿真,2013,30(6):20-23,147.
- [12] 安晓倩,范军芳. 微小型制导弹药的气动稳定性优化设计[J]. 战术导弹技术,2016(3):28-31,41.