

基于多源数据的双向闭合云控制立体视觉测量

张贵阳¹, 霍炬^{2*}, 杨明¹, 薛牧遥³

¹哈尔滨工业大学航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

²哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

³上海航天技术研究院新力动力研究所, 上海 201109

摘要 针对大视场范围下运动目标位姿参数测量易受模型累积误差、成像畸变和特征信息不足等因素的影响, 提出一种新型视觉测量方法。首先建立适用于视觉测量过程中的高效多源特征数据融合模型, 可以解决特征点单一的问题。然后构建基于特征点云信息的双向闭合测量模式, 改变传统方法中从图像数据到空间特征信息的单向传递过程, 将已确认的空间数据作为控制信息返回至测量处理过程中, 可以有效规避测量空间越大导致测量模型累积误差越大的矛盾。最后实验结果表明, 所提方法在 $10\text{ m}\times 8\text{ m}\times 3\text{ m}$ 大视场空间内实现目标的姿态测量精度优于 $\pm 1.5^\circ$, 位置精度优于 2 mm 。所得的测量结果验证了双向闭合云控制测量模式获取的目标位姿参数精度高, 稳定性强, 能够满足实际的工程应用需求。

关键词 机器视觉; 机器视觉光学; 多源数据; 双向闭合模式; 大视场视觉测量

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1915002

Bidirectional Closed Cloud Control for Stereo Vision Measurement Based on Multi-Source Data

Zhang Guiyang¹, Huo Ju^{2*}, Yang Ming¹, Xue Muyao³

¹School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

²School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

³Space Propulsion Technology Research Institute, Shanghai Academy of Spaceflight Technology, Shanghai 201109, China

Abstract Aiming at the fact that the pose parameter measurement of moving targets in a large field of view is susceptible to factors such as model cumulative error, imaging distortion and insufficient feature information, a new vision measurement method is proposed. First, an efficient multi-source feature data fusion model is established, and it suitable for the visual measurement process, which can solve the problem of single feature point. Then, a bidirectional closed measurement mode based on feature point cloud information is build, which changes the one-way transfer process from image data to spatial feature information in the traditional method, and returns the confirmed spatial data as control information to the measurement process, which can effectively avoid the larger the measurement space, the larger the cumulative error of the measurement model. Finally, the experimental results show that the proposed method achieves a target attitude measurement accuracy better than $\pm 1.5^\circ$ in a large field of view space of $10\text{ m}\times 8\text{ m}\times 3\text{ m}$, and the position accuracy is better than 2 mm . The obtained measurement results verify that the target pose parameters obtained by the bidirectional closed cloud control measurement mode have high accuracy and strong stability, and can meet the actual engineering application requirements.

Key words machine vision; machine vision optics; multi-source data; bidirectional closed mode; large-field vision measurement

OCIS codes 150.0155; 150.6910; 150.1135; 120.5240

收稿日期: 2020-05-11; 修回日期: 2020-06-05; 录用日期: 2020-06-23

基金项目: 装备预研航天科技联合基金、国防重点实验室科工局基金

* E-mail: torch@hit.edu.cn

1 引 言

基于摄像学与计算机技术相结合的视觉测量技术被广泛应用于现代航空航天、机器人导航及空间场景重构等领域,视觉测量技术因其具有精度高、测量范围大和重复性测量结果稳定的优点被应用于飞行器位姿参数的非接触测量,并且得到了广泛的关注与高度的聚焦^[1-3]。

实现空间目标位姿参数的高精度测量在飞行器的性能分析、测试评估及路径规划等环节起到非常重要的作用。现有方法一般是借助目标上附有的离散特征点^[4]、特征线^[5]或者特定的几何形状^[6],并结合视觉测量模型对目标参数进行位姿解算。针对目标位姿参数精准测量与定位的问题,姜涛等^[7]提出了一种基于图像模板的靶标板位姿测量算法,在靶标可视姿态均能稳定检测并区分标志点的基础上,借助平面标志板完成了测量。何博侠等^[8]建立了大视场图像坐标与小视场图像坐标之间以及相邻小视场图像坐标之间的映射关系,据此关系,在小视场图像的相应位置处搜索并构建精细的辅助测量特征,最终完成大视场坐标的获取。Jia 等^[9]提出了一种基于多视角立体视觉系统的大型目标场测量方法,通过设计灵活多变的激光辅助图案将从不同视图中获取的大型目标的局部尺寸转换至相同的坐标系下,以完成整体尺寸的测量。张致远等^[10]提出了共线特征点布置方案,从参数矫正的角度并基于非度量校正完成了特征点坐标的修正,通过分区抽样一致性法实现了测量参数的高精度校准。Liu 等^[11]利用了一种角度深度信息求解目标姿态,但求解旋转目标姿态时仅使用了直线的指向信息,并未利用位置信息,导致求解的旋转矩阵精度较低,所以鲁棒性和精度还有待提高。在此基础上,王艳等^[12]将多个线阵电荷耦合器件(CCD)相机进行组合并与坐标系进行统一化处理,通过建立一个新的误差评价函数,运用改进的非线性迭代算法求解位姿参数并对其进行优化。此外,基于 Lie 代数的方法,Drummond 等^[13]利用了 Lie 代数将问题转化为容易采用迭代重加权最小二乘计算的优化问题,简化了求解步骤。Zhang 等^[14]提出了一种同时求解位姿和对应关系的算法,针对位姿求解的部分,对最小化直线方向误差与线上某个点的共面误差进行加权,实现基于几何特征的迭代。Olsson 等^[15]获得了针对多相机系统的目标位姿测量问题的全局最优解,使用的方法是基于全局优化理论的思想并结合

了分支和临界条件的凸优化,在综合数据和真实数据上均表现出良好的性能。

然而,现实情况下有很多空间目标,如高温火箭的喷管和隐身材料涂层的飞行器等缺乏自身结构的先验信息,且不包含可识别与可提取的标志点,导致特征信息单一。此外,在振动和光强变化等复杂环境下,需要采集大量的高频影像数据来消除偏离值,还需要解决获取周期短及时效性高的多源数据快速融合架构问题。以上技术壁垒使视觉测量系统难以满足风洞试验、飞行器地面仿真以及大型多推进器姿态角获取等测量需求^[16-18]。为了突破上述局限,拓展视觉测量技术的应用范围,本文充分考虑场景信息、模型库信息和标志信息中可用的多类型数据,以保证目标位姿测量结果的可靠性。针对目标空间视觉测量数据多源、异构和不一致性的现状以及特点,本文给出多源特征数据高效融合的流程与方法。通过建立基于多源特征数据的双向闭合控制测量模式,可以改变传统方法中从图像数据到空间特征信息的单向传递,减小模型累积误差及远距离目标成像畸变的影响,提高大视场内目标位姿参数整体测量结果的准确性和可靠性,并对当前空间目标对接、地面飞行器仿真测试及场景测绘具有重要的应用价值。

2 大视场测量问题分析

实际的大视场应用中,当进行立体视觉测量时,立体视觉测量技术因存在测量环境不同、系统结构不同和参考点信息不足等问题,使得视觉测量系统的构建较为困难。视觉测量原理的本质是通过已知的多个三维点云坐标和对应的二维图像坐标,反向求解相机的内外参数,求解精度直接决定了系统的测量精度。现有方法通常移动小靶标覆盖标定区域或使用高精度的大型标定板来保证测量精度,然而小靶标的移动或拼接标定容易使结果陷入局部最优,大型标定板的尺度范围需要与测量空间保持一致,同时制作与安装范围大和精度高的标定板会存在较大难度。因此,现有一些方法对于远距离和复杂环境下的实际测量并不完全适用。目标靶面与光轴视角的关系如图 1 所示,其中 Ψ 为靶板偏移的距离, D 为工业相机与靶板之间的物距, Z 为靶板偏移量与此时物距所构成的直角三角形的斜边。从图 1 可以看到,目标靶面沿着上、下两个方向偏离光心所在的参考平面,随着靶面倾角的增大,偏移参考面的距离增加快速。为了保证测量精度,需要不断调整目标靶面的最佳倾角。

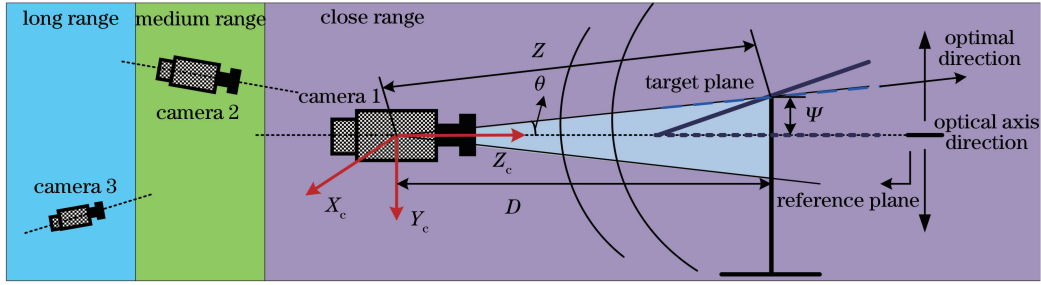


图 1 目标靶面与光轴视角的关系

Fig. 1 Relationship between target plane and viewing angle of optical axis

大视场环境的多次测量过程中,最佳的靶面倾角与靶板偏移光轴垂直方向的距离和物距有一定关系,最佳的靶面倾角方向始终位于相机光心和靶面中心的连线方向上,最佳的靶面倾角 θ 为

$$\theta = \arctan(\Psi/D). \quad (1)$$

由(1)式可知,随着测量范围和目标尺寸的增大,靶面相对相机成像面的旋转角度范围为 $0^\circ \sim$

90° ,而最佳的靶面倾角为负角度,不在靶面的旋转角度范围内,因此测量误差不断增大。

此外,成像畸变的情况会影响像平面上实际像点与理想无畸变像点之间的转换,进而影响相机坐标系中坐标及旋转平移矩阵的求解精度,最终影响位姿参数的计算求解。测量过程中通常采用畸变矫正模型,表达式为

$$\begin{cases} u_d = u + (u - u_0)[g_u(\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_m, \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n, x, y)] \\ v_d = v + (v - v_0)[g_v(\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_m, \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n, x, y)] \end{cases}, \quad (2)$$

式中: (u_d, v_d) 为实际像素的坐标; (u, v) 为理想像素的坐标; (x, y) 为归一化图像的物理坐标; $\kappa_1, \kappa_2, \dots, \kappa_m$ 为 m 阶径向畸变系数; $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n$ 为 n 阶切向畸变系数; (u_0, v_0) 为相机的光学中心坐标; $g_u(\cdot)$ 为 u 方向的高阶畸变计算函数; $g_v(\cdot)$ 为 v 方向的高阶畸变计算函数。

测量大视场一般采用短焦距、大视场角和长景深的摄像机,当进行大视场成像时,视场边缘处的畸变更明显,因此对于大视场成像畸变的规避更为重要。如果测量过程中,仅利用采集到的有限特征信息弱化由成像畸变引起实际像点的偏差,那么大视场测量畸变误差对位姿测量精度的影响会比小范围测量严重得多。使用相同一组模型参数对不同位置的目标物体进行测量会存在不同程度的误差,对于大视场视觉测量而言,由于视场范围较大,测量策略的选取对测量精度的影响更重要也更复杂。

3 基于多源数据的双向闭合云控制测量模式

3.1 多源数据的融合

大视场目标位姿的视觉测量过程中,存在的特征数据种类很多,尤其在闭合回路中的标志点、矢量数据、场景信息及扰动因素等都是非一致性数据类型,实验通过建立数据子项间的转换关系与运行转换关系等操作来实现数据的高效融合与统一,以提高特征数据的融合效率。根据大视场目标位姿参数测量系统,建立的多源特征数据融合结构框架如图 2 所示。该模型可以从多方面和多层次规范数据以提高处理效率。

多源特征数据融合的结构中,设 $\alpha, \beta, \dots, \delta$ 是不同类型的特征数据,为了获得融合后的数据建立了融合函数,表达式为

$$X = \{f_1(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{\tilde{l}})\} \cup \{f_2(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{\tilde{m}})\} \cup \dots \cup \{f_i(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{\tilde{n}})\}, \quad (3)$$

式中: X 为融合后统一的特征数据; f_1, f_2, \dots, f_i 为不同数据类型对应的映射关系; $\tilde{l}, \tilde{m}, \tilde{n}$ 分别为同类特征数据的数量。(3)式中通过数据映射归类来避免

数据交互所引起的交叉融合。

为了加快融合速率,在多源数据参与融合前,首先对数据进行转换,换算成各自坐标系下的标量并

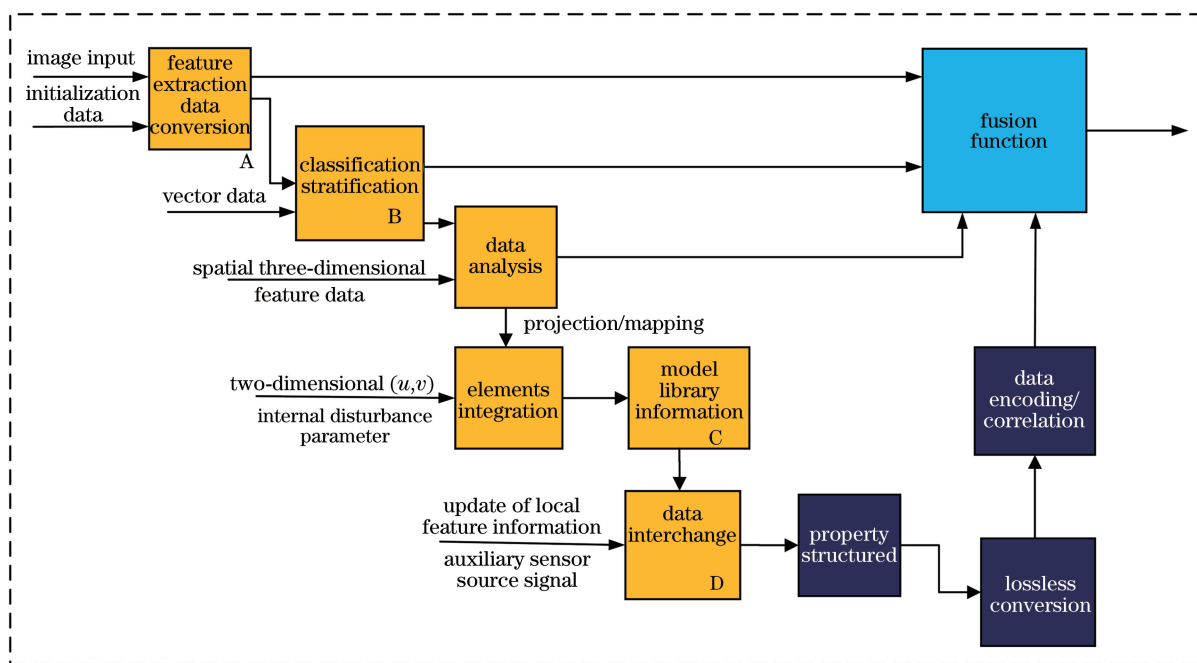


图 2 多源特征数据融合结构图

Fig. 2 Diagram of multi-source feature data fusion structure

附加指向性数据,这可以有效减少数据融合过程中的运算量。此外,为了分析仿射变换融合后的数据对融合精度的影响,采用多参数矩阵对数据融合前后建立关系,表达式为

$$\begin{bmatrix} \mu \\ \nu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_1 & K_2 \\ B_1 & B_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu' \\ \nu' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_0 \\ B_0 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中: $[\mu' \ \nu']^T$ 为待分析数据的二维坐标; $[\mu \ \nu]^T$ 为数据融合后同名特征点的二维坐标; $K_0, K_1, K_2, B_0, B_1, B_2$ 为变换参数。通过(4)式可以完成数据融合的精度评估。

3.2 闭合云控制测量模式的建立

基于特征点云的闭合测量模式可以改变视觉测量的处理模式,将已获取或确认的空间信息作

为控制信息用于后续的视觉测量处理过程中,而不是传统方法中仅通过预设固定的控制点来完成信息的单向传递与解算输出的模式。此外,形成的控制信息具有视场交叉的立体相机共享的优点,可以完成对未知目标参数的获取,从而实现空间信息从视觉测量中来,又回到视觉测量中去的闭合回路,建立的双向闭合视觉测量模式如图 3 所示。

预设像平面上成像特征点的点集记为 $\{\chi_{\tilde{i}}\}$, 重投影像点的点集记为 $\{\tilde{\chi}_{\tilde{i}}\}$, 其中 \tilde{i} 为预设特征点的数量。经过多源特征数据融合后,得到反馈控制信息的特征点集和重投影点集,分别记为 $\{\vartheta_{\tilde{k}}\}$ 和 $\{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\}$, 其中 \tilde{k} 为控制信息点的数量。设 $p_{\tilde{s}}$ 表示

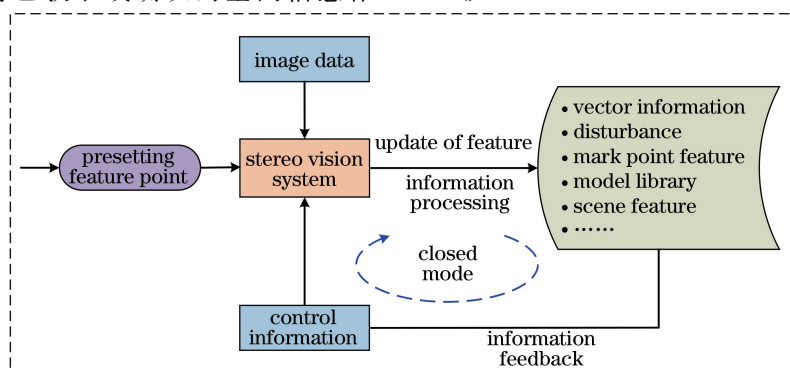


图 3 视觉测量的双向闭合模式

Fig. 3 Bidirectional closed mode of visual measurement

$\{\chi_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\vartheta_{\tilde{k}}\}$ 中的一个元素, $\tilde{p}_{\tilde{s}}$ 表示 $\{\tilde{\chi}_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\}$ 中的对应元素, $\tilde{s} = 1, 2, \dots, M$, $M = |\{\chi_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\vartheta_{\tilde{k}}\}|$ 表示预设特征点集和控制信息点的总数量。基于多源特征数据的闭合模式的最小化代价方程可以表示为

$$\Xi_{\text{ClosedMode}}(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{\tilde{s}=1}^M |p_{\tilde{s}} - \tilde{p}_{\tilde{s}}|^2, \quad (5)$$

式中: \mathbf{R} 为欧氏空间的旋转矩阵, $\mathbf{R} = [\mathbf{r}_1 \ \mathbf{r}_2 \ \mathbf{r}_3]^T \in \mathbf{SO}(3)$; \mathbf{t} 为平移矩阵, $\mathbf{t} = [t_x \ t_y \ t_z]^T$ 。

对于立体测量视觉系统,将采用物方空间共线性误差建立闭合测量模式下的多相机最小化代价方程。设闭合测量回路中所有信息点的坐标投影到立体视觉系统中左右相机的归一化图像平面上,得到的像点坐标可以分别记为 $(\{\tilde{\chi}_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\})_l$ 和 $(\{\tilde{\chi}_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\})_r$, l 和 r 分别表示左相机和右相机。 $\tilde{p}_{\tilde{s}l}$ 是 $(\{\tilde{\chi}_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\})_l$ 中的一个元素,其坐标用齐次坐标形式表示; $\tilde{p}_{\tilde{s}l}$ 是点 $\tilde{p}_{\tilde{s}l}$ 相对于左相机坐标系原点的向量;并设左相机坐标系为统一参考坐标系。 $\tilde{p}_{\tilde{s}r}$ 为 $(\{\tilde{\chi}_{\tilde{\tau}}\} \cup \{\tilde{\vartheta}_{\tilde{k}}\})_r$ 中的一个元素,其坐标用齐次坐标的形式表示; $\tilde{p}_{\tilde{s}r}$ 为点 $\tilde{p}_{\tilde{s}r}$ 相对于右相机坐标系原点的向量; $\tilde{p}_{\tilde{s}l}$ 和 $\tilde{p}_{\tilde{s}r}$ 对应投影前的同一个空间点。

沿着左相机视线方向的归一化投影矩阵记为 $\bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}l}$, 表达式为

$$\bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}l} = \frac{\tilde{p}_{\tilde{s}l} \tilde{p}_{\tilde{s}l}^T}{\tilde{p}_{\tilde{s}l}^T \tilde{p}_{\tilde{s}l}}. \quad (6)$$

同理,可以得到沿着右相机视线方向的归一化投影矩阵,表达式为

$$\bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}r} = \frac{\mathbf{R}_c \tilde{p}_{\tilde{s}r} \tilde{p}_{\tilde{s}r}^T \mathbf{R}_c^T}{\tilde{p}_{\tilde{s}r}^T \mathbf{R}_c^T \mathbf{R}_c \tilde{p}_{\tilde{s}r}}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{R}_c 为立体视觉测量系统中选取的两台相机间的相对旋转矩阵。

设 $P_{\tilde{\tau}}^w$ 是 $\{\xi_{\tilde{\tau}}^w\} \cup \{\Pi_{\tilde{k}}^w\}$ 中的一个元素,其中 $\{\xi_{\tilde{\tau}}^w\}$ 为预设特征点空间三维点集, $\{\Pi_{\tilde{k}}^w\}$ 是多源特征数据三维空间点集。设定立体相机系统中任意两台相机参与测量,令 $t^{\mathbb{S}} = \begin{cases} 0, & \mathbb{S} = l \\ t_c, & \mathbb{S} = r \end{cases}$, 则相机 \mathbb{S} 关于点云集 $\{\xi_{\tilde{\tau}}^w\} \cup \{\Pi_{\tilde{k}}^w\}$ 中任一元素 $P_{\tilde{s}}^w$ 的目标空间共线性误差方程为

$$e_{\text{ClosedMode}}^{\tilde{s}, \mathbb{S}} = (\boldsymbol{\omega} - \bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}, \mathbb{S}}) (\mathbf{R}_{\eta} P_{\tilde{s}}^w + t_{\eta} - t_{\eta}^{\mathbb{S}}), \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 为对应归一化矩阵 $\bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}, \mathbb{S}}$ 的单位矩阵; η 为对某一区域测量的阶段计数; \mathbf{R}_{η} 和 t_{η} 为第 η 阶段的欧氏空间位姿矩阵,可以作为下一个阶段测量的输入信息。

完成第 η 阶段的测量任务后,可以将获得的数据再次作为系统的输入并进行下一个区域和阶段的测量。根据不同相机进行沿视线方向投影所建立的代价方程进行加和,建立的立体视觉测量系统在闭合测量模式下的新型最小化代价方程,可以表示为

$$\Xi_{\text{ClosedMode}}(\mathbf{R}_{\eta+1}, \mathbf{t}_{\eta+1}) = \sum_{\mathbb{S}=l}^r \sum_{\tilde{\tau}=1}^M \| (\boldsymbol{\omega} - \bar{\mathbf{Y}}_{\tilde{s}, \mathbb{S}}) [\mathbf{R}_{\eta} P_{\tilde{s}}^w + t_{\eta} - t_{\eta}^{\mathbb{S}}] \|^2. \quad (9)$$

采用非线性迭代的方法对(9)式进行迭代的求解,可以得到最优的 \mathbf{R}_{η} 和 t_{η} ,接着进一步通过欧拉角转换即可求得空间目标的位姿参数。

3.3 算法性能的分析

传统的视觉测量模式是从图像数据到空间特征信息的单向传递过程,这使得很多大视场的场景中缺少有效的特征数据,导致测量精度低和结果可靠性差,而通过闭合测量模式能够实现分区域的目标位姿参数的高精度测量。为了突出所提方法相对于传统方法的优势,构建矢量合成函数并对其进行分析,分析过程中考虑闭合云控制测量模式涉及的对测量精度有影响的因素和参数。首先选取合适的相机,其获取局部特征信息的精度高于远处相机采集

的全部特征信息,图1中1号相机获取靶面有效信息的效果比3号相机好,同时畸变系数小,这种误差传递会体现在像素坐标的提取精度上;相机与待采集信息目标的距离不同,则视场占有率也不同;此外,由于模型误差,图1中3号相机对靶面的测量精度比1号相机低,按照当前常用的经验测评率,沿着光轴方向的距离每增加10 m,则测量精度下降一个数量级;最后考虑的因素是特征融合精度,建立包含上述分析因素的合成函数,表达式为

$$p(x, y, z) = C(u_l, u_r, v_l, v_r, s_{cl}, s_{cr}, E_p, F_c), \quad (10)$$

式中: u_l 和 u_r 分别为左右相机图像像素的横坐标; v_l 和 v_r 分别为左右相机图像像素的纵坐标; s_{cl} 和

s_{cr} 分别为左右相机信息目标成像的视场占比; E_p 为模型传递误差; F_e 为特征融合精度; $p(x, y, z)$ 为利用多源特征数据解算出的目标点空间三维坐标; $C(\cdot)$ 为合成函数。(10)式中的参数相互作用,且

相互关联。

对空间坐标系中 x, y, z 三个方向上的变量求偏导、泰勒级数展开并取一阶级数,则偏差分别表示为

$$\Delta x = C_x(u_1^0, u_r^0, v_1^0, v_r^0, s_{cl}^0, s_{cr}^0, E_p^0, F_e^0) + \frac{\partial C_x}{\partial u_1} du_1 + \frac{\partial C_x}{\partial u_r} du_r + \frac{\partial C_x}{\partial v_1} dv_1 + \frac{\partial C_x}{\partial v_r} dv_r + \frac{\partial C_x}{\partial s_{cl}} ds_{cl} + \frac{\partial C_x}{\partial s_{cr}} ds_{cr} + \frac{\partial C_x}{\partial E_p} dE_p + \frac{\partial C_x}{\partial F_e} dF_e, \quad (11)$$

$$\Delta y = C_y(u_1^0, u_r^0, v_1^0, v_r^0, s_{cl}^0, s_{cr}^0, E_p^0, F_e^0) + \frac{\partial C_y}{\partial u_1} du_1 + \frac{\partial C_y}{\partial u_r} du_r + \frac{\partial C_y}{\partial v_1} dv_1 + \frac{\partial C_y}{\partial v_r} dv_r + \frac{\partial C_y}{\partial s_{cl}} ds_{cl} + \frac{\partial C_y}{\partial s_{cr}} ds_{cr} + \frac{\partial C_y}{\partial E_p} dE_p + \frac{\partial C_y}{\partial F_e} dF_e, \quad (12)$$

$$\Delta z = C_z(u_1^0, u_r^0, v_1^0, v_r^0, s_{cl}^0, s_{cr}^0, E_p^0, F_e^0) + \frac{\partial C_z}{\partial u_1} du_1 + \frac{\partial C_z}{\partial u_r} du_r + \frac{\partial C_z}{\partial v_1} dv_1 + \frac{\partial C_z}{\partial v_r} dv_r + \frac{\partial C_z}{\partial s_{cl}} ds_{cl} + \frac{\partial C_z}{\partial s_{cr}} ds_{cr} + \frac{\partial C_z}{\partial E_p} dE_p + \frac{\partial C_z}{\partial F_e} dF_e. \quad (13)$$

根据偏差分布及多偏差合成的原理,视觉系统对目标定位总偏差即为 x, y, z 方向的空间坐标测量偏差之和,表达式为

$$\Delta = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}. \quad (14)$$

所提的闭合测量模式充分考虑上述影响因素并对其进行规避,保证大视场目标参数测量的准确度。

为了验证所提方法的收敛性,只需考虑(10)式求解 t_η 的必要条件。为了方便证明,只考虑单个相机投影的过程。令矩阵 $G = \sum_{\bar{k}=1}^M \sum_{\bar{\tau}=1}^N \omega - \sum_{\bar{k}=1}^M \sum_{\bar{\tau}=1}^N \bar{Y}_{\bar{s}}$,

假设任意空间点 $\forall \hat{x} \in \mathbf{R}^3$, 则满足

$$\hat{x}^T G \hat{x} = \frac{1}{M} \sum_{\bar{s}=1}^M (\hat{x}^T \omega \hat{x} - \hat{x}^T \bar{Y}_{\bar{s}} \hat{x}). \quad (15)$$

根据投影矩阵的性质,则有

$$\begin{cases} \|\hat{x}\| \geq \|\bar{Y}_{\bar{s}} \hat{x}\|, x \in \mathbf{R}^3 \\ \bar{Y}_{\bar{s}}^T = \bar{Y}_{\bar{s}}, \bar{Y}_{\bar{s}}^2 = \bar{Y}_{\bar{s}} \bar{Y}_{\bar{s}}^T = \bar{Y}_{\bar{s}} \end{cases}. \quad (16)$$

根据(16)式可以得到

$$\hat{x}^T G \hat{x} = \frac{1}{M} \sum_{\bar{s}=1}^M (\|\omega \hat{x}\|^2 - \|\bar{Y}_{\bar{s}} \hat{x}\|^2). \quad (17)$$

由(17)式可知,除非所有的多源融合数据投影点重合为一点,否则 $\hat{x}^T G \hat{x} > 0$, 即(9)式始终可以收敛求解。

4 实验结果与分析

4.1 仿真数据实验

首先通过合成数据来验证所提方法的有效性,使用 MATLAB 2017b 在 $10 \text{ m} \times 8 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 的空间

内生成平面点集区域,如图 4 所示。将平面点集区域划分为 4 个区域,第 V 区域是模拟的特征点云数据。从成像视角可以看到,相机靠近左侧,IV 区域可以用于模拟目标所在的位置。

首先通过传统的单向传递模式,利用 I 区域中仿真点集的世界坐标和图像坐标来估计相机的位姿矩阵;然后利用估计的相机位姿参数来重构 IV 区域的点空间坐标。为了不失一般性,选取 IV 区域中 4 个角上的点作为感兴趣点(POI),以此来反映重构精度,结果如表 1 所示。

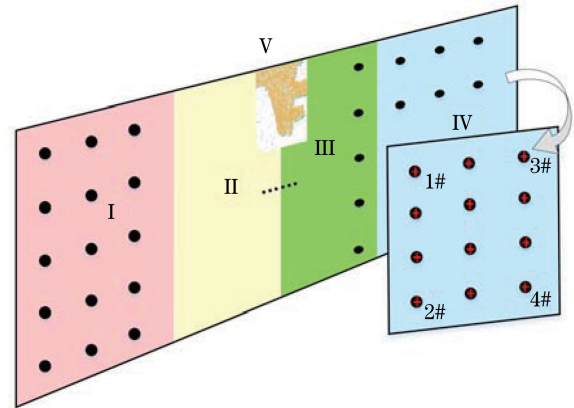


图 4 大视场仿真的平面点集分布

Fig. 4 Plane point set distribution for large field of view simulation

然后通过模拟移动相机的位置,使相机成像中 III 和 IV 区域占有较大的视场,通过 I 区域的合成数据来计算 II 和 III 区域的点集坐标,记 I 区域的合成数据的三维坐标为 \tilde{C}_r^w , 特征点的个数为 u 。采用 3.2 节的方法进行迭代求解旋转矩阵和平移向量,给

表 1 传统测量模式下的 POI 坐标

Table 1 POI coordinates in traditional measurement mode

unit: mm

No.	Original coordinates of simulation point			Coordinates of reconstruction point			Error
	X_w	Y_w	Z_w	X_w^1	Y_w^1	Z_w^1	
1#	7180	300	0	7181.40	298.35	0.20	2.173
2#	7180	3700	0	7181.57	3701.64	0.13	2.274
3#	8700	300	0	8698.74	301.82	0.24	2.227
4#	8700	3700	0	8702.00	3701.76	-0.18	2.670
Average error							2.336

定第一阶段 R_1 的初值,根据(9)式可以得到 $t_1^{(k)} = (\omega - \frac{1}{u} \sum_{i=1}^u \bar{Y}_{i^s})^{-1} \sum_{s=1}^r \sum_{i=1}^u (\bar{Y}_{i^s} - \omega)(R_1^{(k)} \tilde{C}_i^w - t_1^s)/u$, 其中 k 表示第 k 次迭代。第 k 次迭代的相机坐标系下, $C_{i^s}^{(k)} = R_1^{(k)} \tilde{C}_i^w + t_1^{(k)} - t_1^s$, 接着通过奇

异值分解(SVD)得到 $R_1^{(k+1)}$,再次更新 $t_1^{(k+1)}$,直到满足阈值条件得到最优的 t_1 和 R_1 。同理,将 II 和 III 区域的点集坐标作为闭合测量模式的控制信息,并将预设的 V 区域中点云坐标代入运算,完成对 IV 区域中空间坐标的重构,结果如表 2 所示。

表 2 闭合测量模式下的 POI 坐标

Table 2 POI coordinates in closed measurement mode

unit: mm

No.	Coordinates of reconstruction point with point set in II and III regions			Error	Coordinates of reconstruction points with point set in II, III and V regions			Error
	X_w^2	Y_w^2	Z_w^2		X_w^3	Y_w^3	Z_w^3	
	1#	7180.86	299.43		0.12	1.039	7180.90	
2#	7179.60	3700.75	-0.05	0.851	7179.64	3700.78	0.04	0.860
3#	8699.35	300.98	0.08	1.179	8699.44	300.86	-0.10	1.031
4#	8700.81	3699.38	0.06	1.022	8700.67	3699.59	0.08	0.790
Average error				1.023	0.924			

通过对比表 1 与表 2 可以看到,采用 II 和 III 区域的点集坐标来估计相机位姿参数,然后再估计 IV 区域点集坐标的位姿结果,所得结果得到的精度高于直接估计全场特征点。采用所提的闭合测量模式测量的平均误差优于 1.023 mm,相对于传统测量模式的精度有较大提升;此外,将 V 区域的点集坐标作为控制信息并进一步将测量精度提升至 0.924 mm,这是因为所提测量模式能够有效规避大

视场测量模型的累积误差,以及目标面倾角和畸变所产生的影响。

接着对所提闭合测量模式进行抗噪性能测试,将标准偏差为 0 的高斯噪声添加到平面上的特征点集坐标内,分别对所提方法(bidirectional closed mode)、直接线性变换法(DLT method)以及传统双目法(traditional binocular method)进行测试,位置和姿态参数测量结果如图 5 所示。

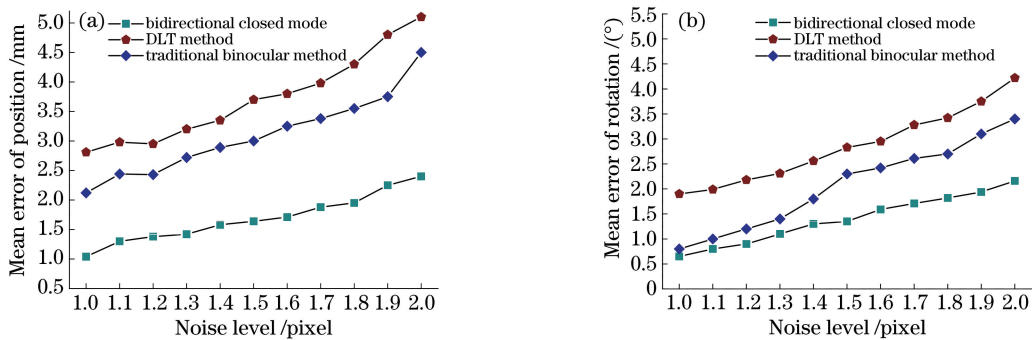


图 5 不同噪声水平下的位姿测量误差。(a)位置测量;(b)姿态测量

Fig. 5 Pose measurement error under different noise levels. (a) Position measurement; (b) attitude measurement

从图 5 可以看到,随着噪声水平的不断增大,位置和姿态参数的测量误差变化较为平缓。实验结果证明,所提的闭合测量模式在逐渐增加噪声的同时,

测量结果比其他算法更准确,更稳定,且具有较好的抗噪性能。由于较多的控制信息可以解决特征点单一的问题,因此所提方法适用于抖动、振动以及航空

光照变化等复杂环境,通过高频影像来提取海量数据,以保证目标测量与跟踪结果的可靠性。

4.2 实际测量实验

搭建的大视场实验测量场景,如图 6 所示。飞行器模拟装置安装在旋转平台上,转台有俯仰、偏航与滚转三个方向上的自由度,转台位于搭建的金属架构地面的中心位置处,如图 6(a)所示。全站仪能

够辅助获取墙面上的标志点坐标并将其作为控制信息,用于模拟已知的地标特征信息,测量系统中有 4 台 4M140 MCX 高速数字相机,其分布在金属架构上棱的中间位置处,如图 6(b)所示。相机在满幅分辨率下拍摄的最高速度为 140 frame/s,最大分辨率为 2048 pixel×2048 pixel,像元尺寸为 5 μm×5 μm,焦距 $f=35$ mm。

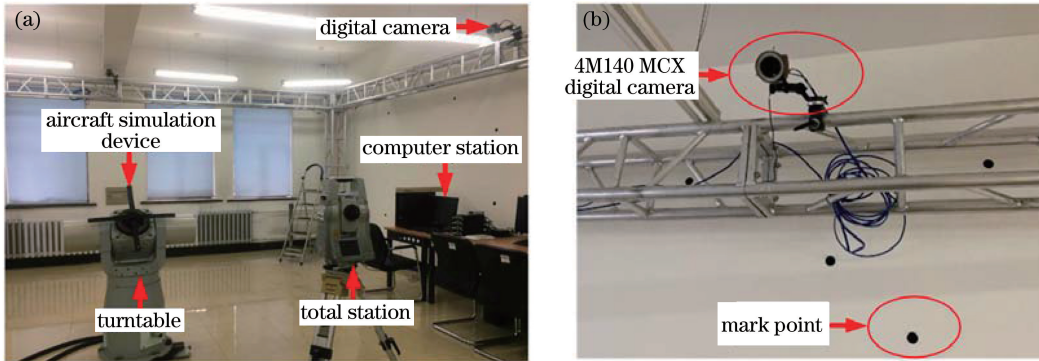


图 6 大视场实际测量场景。(a)测量设备与布局;(b)相机与标志点的放大图

Fig. 6 Actual measurement scene with large field of view. (a) Measuring equipment and layout; (b) enlarged view of camera and mark point

实际测量实验中,选择 5 种多源数据,并参与闭合测量模式的运算,结果如表 3 所示。表 3 中的数据类型包括全站仪数据、图像数据、模拟装置运动量、场景信息以及以获取的信息库,目的是实现飞行

器模拟装置位姿参数的高精度测量,其中 N 表示北,E 表示东,H 表示高, r 表示矢量,Feature. mat 表示场景特征坐标集,Type(X,Y,Z)表示已获取的三维坐标形式。

表 3 闭合测量模式实测中的信息数据类型

Table 3 Information data type in closed measurement mode

No.	Data source	Description	Matter	Explanation
1	Total station	(N1005.4, E450.2, H16.2)	★★	Coordinate system conversion
2	4M140 MCX	2048 pixel×2048 pixel	★★★	None
3	Turntable movement	$r(24.5,48.3,0.72)$	★★★	Camera position recording
4	Scene characteristics	Feature. mat	★★	None
5	Obtained space information	Type(X,Y,Z)	★★★	According to area division

首先通过图 6 视觉系统中的 4M140 MCX 数字相机来获取待测的目标图像,依照图 2 融合结构中的模块 A 对特征坐标进行提取与转化;对表 3 中在台体坐标系下由内部编码器获得的运动矢量数据使用模块 B 进行转换和分类,进而得到空间运动三维坐标;此时将现有的参考信息进行空间坐标与平面坐标的单应性映射,实现精确配准。然而所提的测量模式中有新的确认数据返回至测量回路,这些数据中难免有扰动误差,因此都将作为数据解析和要素整合模块的输入。对待测目标所在的场景进行特征信息提取,以进一步丰富控制信息,场景内的特征信息如图 7 所示,其中包含图像特征、矢量信息与相对关系数据,接着将这些获取的数据存储于模

型库中,并不断对其进行补充与更新;同时将全站仪辅助获取标志点的空间坐标[图 6(b)]保存为带有 N,E,H 指向的坐标文件[表 3],图中框外的色条是可视化过程中因为坐标轴大小限制没有完全显示出来的点云数据,但此部分点云数据已超出测量所需范围。由于所提的测量系统输出的数据是目标的旋转矩阵与平移量,所以对于已获取的信息可以直接存储于空间三维坐标集中。将上述的数据集作为融合数据的基础,最后建立同名物体在不同数据库下的统一位姿对应关系,即进行属性结构的规整、转换和编码,然后采用(3)式来实现所有数据集三维空间与平面二维信息的对应累加,接着通过(4)式来实现数据转换精度的验证。经过多次测试结果表明,该测量过

程中数据融合的转换准确率达到 10^{-6} 数量级。

接着利用融合后的数据信息,并采用传统双目法、DLT法和所提方法对飞行器模拟装置上的标志

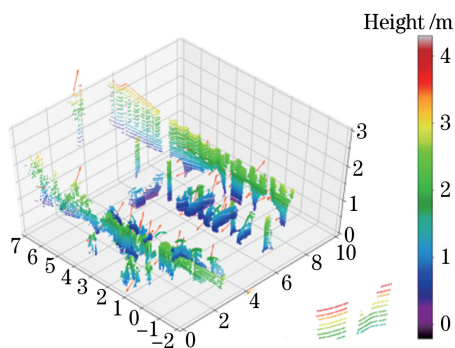


图 7 场景内的特征信息

Fig. 7 Feature information in scene

点进行测量,在单向测量模式下飞行器模拟装置的视场占比约为 20%,双向闭合测量模式则能够有效提高视场的占有率。三种方法的空间点定位重投影误差统计如图 8 所示。

从图 8 可以看到,通过传统的双目视觉测量方法获得的重投影误差最大,原因在于双目视觉系统本身覆盖的交叉区域有限,如果为了兼顾测量视场的尺寸,那么就会因成像畸变增大、有效像素低以及模型误差而导致测量精度较低;DLT 法通过线性优化的方式获得的精度范围主要集中在 $[2.3 \text{ mm}, 2.6 \text{ mm}]$;所提的双向闭合测量模式能够充分利用场景中的测量点集信息,使重投影精度优化到 1.1 mm 左右,通过实现最佳的成像角度覆盖和高精度校准数据以确保测量结果的可靠性。

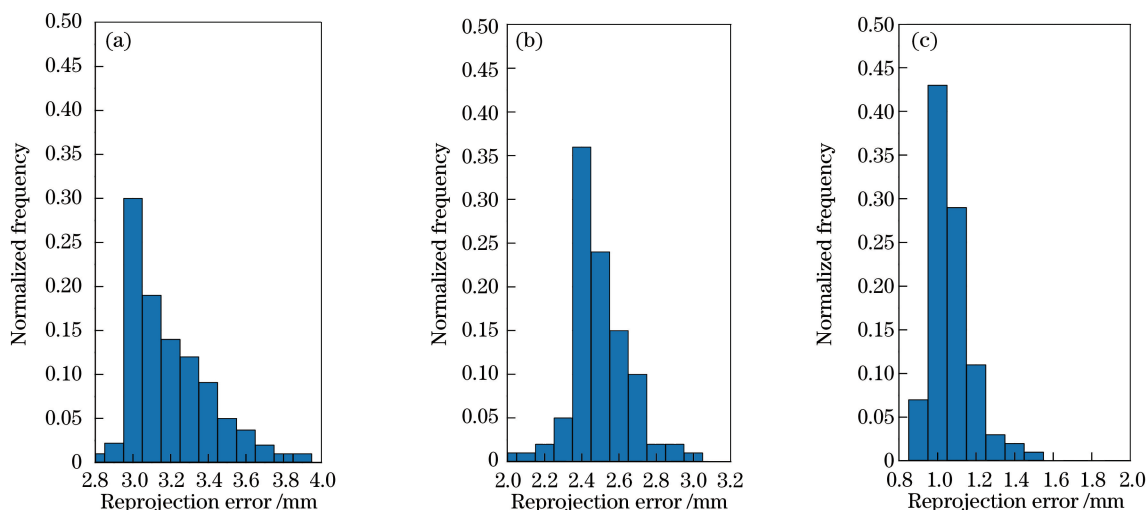


图 8 空间点定位重投影误差统计分布。(a)传统双目视觉测量法;(b) DLT 法;(c)所提方法

Fig. 8 Statistical distribution of spatial point positioning reprojection errors. (a) Traditional binocular vision measurement method; (b) DLT method; (c) proposed method

通过图 6 转台运动来带动飞行器模拟装置的位姿运动,运动轨迹是幅值为 $0^\circ \sim 30^\circ$ 的正弦曲线。采用传统立体视觉测量方法和所提的闭合测量模式对飞行器位姿参数进行测量。将运动姿态进行偏航、俯仰和滚转方向上的分解,并且每隔 5° 对测量结果进行采样,重构的飞行器位姿空间分布如图 9 和图 10 所示,其中 image 1 为偏航方向上的分解,image 2 为俯仰方向上的分解,image 3 为滚转方向上的分解。

从图 9 可以看到,采用传统测量方法得到的结果存在较多的失准现象,如图 9(b)image 2、图 9(c) image 3、图 9(d)image 1、图 9(f)image 1 和图 9(g) image 2 的飞行器位姿。实际测量过程中,不可避免地出现特征噪声误差,导致局部的位姿参数产生

较大偏移,致使整体测量结果不稳定。通过对比发现,采用所提方法的测量结果较为稳定,这是因为基于多源数据的闭合测量模式能够充分利用高精度校准数据,通过冗余信息来增强抑制噪声的能力,并且分区域的闭合测量模式可以规避模型误差和成像畸变等问题。

最后给出所提方法对飞行器姿态角和位置测量的误差分布情况,如图 11 所示。从图 11(a)可以看到,偏航、俯仰和滚转角误差范围均在 $\pm 1.5^\circ$,角度误差服从正弦分布。图 11(b)中 X 方向的误差在 2 mm 以内,Y 和 Z 方向的误差大部分优于 1 mm,在 $10 \text{ m} \times 8 \text{ m} \times 3 \text{ m}$ 空间范围内可以得到很高的测量精度,这表明所提方法有效。

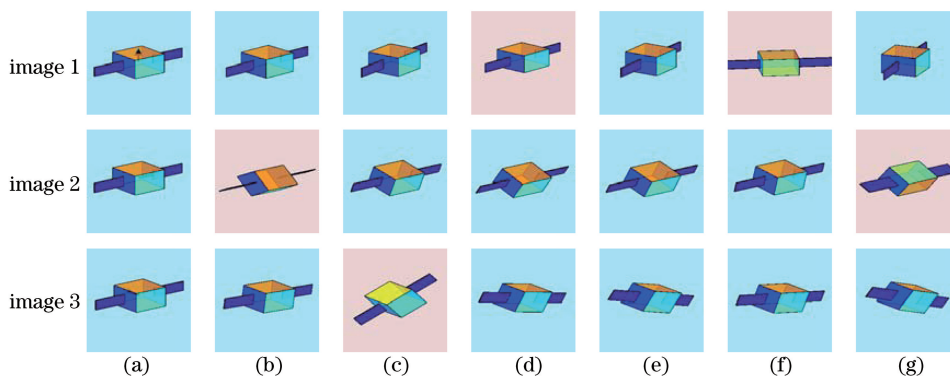


图 9 传统双目视觉单向测量模式的结果。(a) 0° ; (b) 5° ; (c) 10° ; (d) 15° ; (e) 20° ; (f) 25° ; (g) 30°

Fig. 9 Results of traditional binocular vision unidirectional measurement mode. (a) 0° ; (b) 5° ; (c) 10° ; (d) 15° ; (e) 20° ; (f) 25° ; (g) 30°

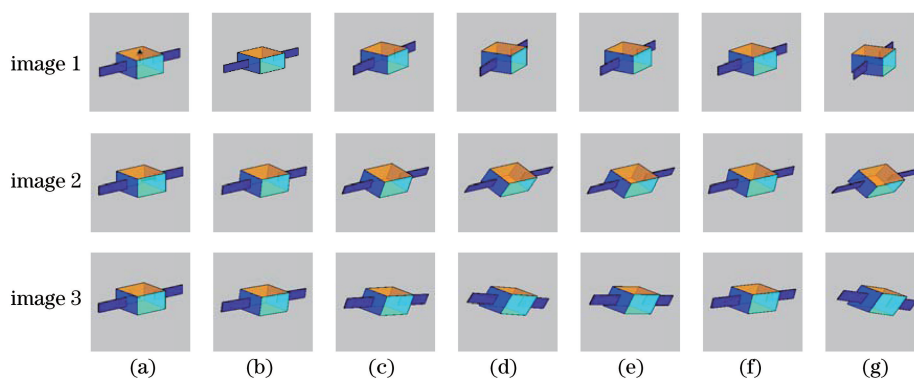


图 10 双向闭合测量模式的结果。(a) 0° ; (b) 5° ; (c) 10° ; (d) 15° ; (e) 20° ; (f) 25° ; (g) 30°

Fig. 10 Results of bidirectional closed measurement mode. (a) 0° ; (b) 5° ; (c) 10° ; (d) 15° ; (e) 20° ; (f) 25° ; (g) 30°

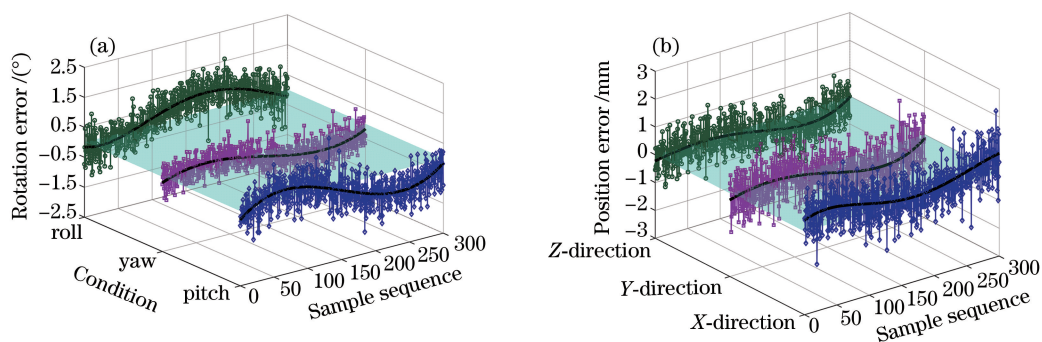


图 11 位姿测量参数误差。(a)姿态角误差;(b)位置误差

Fig. 11 Pose measurement parameter error. (a) Attitude angle error; (b) position error

5 结 论

针对大视场目标位姿参数测量存在的问题,提出基于多源数据的双向闭合云控制立体视觉全场测量方法。建立的多源特征数据融合函数可以有效融合视觉测量过程中不同类型的数据,克服当前大视场视觉测量中有限特征单一的弊端。构建的新型双向闭合测量模式可以改变传统方法中从图像数据到空间特征信息的单向传递过程,同时有效规避视场

越大测量模型累积误差越大的矛盾。实验测试结果表明,新型方法在大视场 $10\text{ m} \times 8\text{ m} \times 3\text{ m}$ 空间内得到的姿态测量误差不超过 $\pm 1.5^\circ$,位置测量误差不超过 2 mm 。证明所提方法可以应用在大尺寸飞行器位姿测量、风洞试验和空间对接等领域,为高精度和大视场的视觉测量软件的研制提供技术支撑。

下一步工作计划将大数据技术应用于视觉测量系统的分析,进一步提高超大视场测量结果的准确性与稳定性。

参 考 文 献

- [1] Wu B, Ye D, Guo Y B, et al. Multiple circle recognition and pose estimation for aerospace applications[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(9): 0915004.
吴斌, 叶东, 郭玉波, 等. 基于航天应用的多圆特征识别和姿态估计[J]. *光学学报*, 2017, 37(9): 0915004.
- [2] Zhang G Y, Huo J, Zhang Z Y, et al. Novel pose measurement with optimized principal component analysis for unknown spacecraft based on point cloud [C]//Proceedings of the 5th International Conference on Multimedia and Image Processing, January 10-12, 2020, Nanjing, China. New York: ACM, 2020: 102-108.
- [3] Qiao B, Tang S R, Ma K X, et al. Relative position and attitude estimation of spacecrafts based on dual quaternion for rendezvous and docking [J]. *Acta Astronautica*, 2013, 91: 237-244.
- [4] Wang X J, Bian Y X, Liu F, et al. Optimization of structural parameters of binocular vision system in remote 3-D coordinate measurement[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(10): 2902-2908.
王向军, 卞越新, 刘峰, 等. 远距离三维坐标测量中双目视觉系统结构参数的优化[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10): 2902-2908.
- [5] Liu Y L, Chen X H, Gu T L, et al. Real-time camera pose estimation via line tracking [J]. *The Visual Computer*, 2018, 34(6/7/8): 899-909.
- [6] Huo J, Zhang G Y, Yang M. Algorithm for pose estimation based on objective function with uncertainty-weighted measuring error of feature point cling to the curved surface [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(12): 3306-3315.
- [7] Jiang T, Cheng X S, Cui H H, et al. Large field of view vision method for robot pose measurement based on zoom lens[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(8): 0815012.
姜涛, 程筱胜, 崔海华, 等. 面向机器人位姿测量的大视场变焦测量方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(8): 0815012.
- [8] He B X, He Y, Bu X Z, et al. Cooperative measurement method of multi-FOV for machine vision[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2012, 20(12): 2821-2829.
何博侠, 何勇, 卜雄洙, 等. 机器视觉多视场协同测量方法[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(12): 2821-2829.
- [9] Jia Z Y, Wang L L, Liu W, et al. A field measurement method for large objects based on a multi-view stereo vision system [J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2015, 234: 120-132.
- [10] Zhang Z Y, Liu W, Zhang Y, et al. Calibration method for large field of view image matching parameters based on non-metric correction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(8): 0815004.
张致远, 刘巍, 张洋, 等. 基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定法[J]. *光学学报*, 2018, 38(8): 0815004.
- [11] Liu J B, Zhang X H, Liu H B, et al. New method for camera pose estimation based on line correspondence [J]. *Science China Technological Sciences*, 2013, 56(11): 2787-2797.
- [12] Wang Y, Yuan F, Jiang H, et al. High precision pose calculation of space target based on three linear array CCD [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(5): 0515004.
王艳, 袁峰, 姜宏, 等. 基于三线阵 CCD 空间目标的高精度位姿解算[J]. *光学学报*, 2018, 38(5): 0515004.
- [13] Drummond T, Cipolla R. Real-time visual tracking of complex structures [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 932-946.
- [14] Zhang X H, Zhang Z, Li Y, et al. Robust camera pose estimation from unknown or known line correspondences[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(7): 936-948.
- [15] Olsson C, Kahl F, Oskarsson M. Optimal estimation of perspective camera pose [C] // 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '06), August 20-24, 2006, Hong Kong, China. New York: IEEE, 2006: 5-8.
- [16] Chen D, Lü J N, Ji C, et al. Application of binocular vision measurement in hypersonic flutter wind tunnel experiment[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2015, 30(3): 381-387.
陈丁, 吕计男, 季辰, 等. 双目视觉技术在高超声速颤振风洞试验中的应用[J]. *实验力学*, 2015, 30(3): 381-387.
- [17] Liang J, Xiao Z Z, Liu J W, et al. Study on the technologies of rapid three-dimensional optical measurement and modeling for large airplane [J]. *China Mechanical Engineering*, 2009, 20(6): 648-651, 656.
梁晋, 肖振中, 刘建伟, 等. 大型飞机三维光学快速测量建模关键技术研究[J]. *中国机械工程*, 2009, 20(6): 648-651, 656.
- [18] Chen R, Li Z W, Zhong K, et al. A stereo-vision system for measuring the ram speed of steam hammers in an environment with a large field of view and strong vibrations [J]. *Sensors*, 2019, 19(5): 996.