

文章编号:1001-4888(2022)06-0775-09

野外大视场双目像机外参数自标定方法^{*}

易见为¹, 苏志龙², 关棒磊¹, 李璋¹, 张东升², 于起峰¹

(1. 国防科技大学 空天科学学院, 图像测量与视觉导航湖南省重点实验室, 湖南长沙 410073;

2. 上海大学 力学与工程学院, 上海应用数学和力学研究所, 上海市能源工程力学重点实验室, 上海 200444)

摘要: 针对野外大视场双目像机外参数标定困难的情况, 提出利用无人机携带标志作为场景点进行场外参数自标定的方法。通过控制无人机在双目像机大视场范围内飞行, 利用双目像机对无人机拍摄并跟踪, 无人机的位置可作为动态场景点进行外参数标定, 该方法易满足动态场景点在大视场中均匀散布的要求; 同时针对图像同名点对存在野值点以及优化算法容易收敛到局部最优解的问题, 采用了图割优化方法进行野值点剔除, 并通过全局最优解方法进行外参数精确求解。对比验证实验表明, 该方法的标定精度优于传统方法, 能够有效解决野外大视场双目像机外参数标定难题。

关键词: 外参数标定; 对极几何约束; 随机样本一致性算法(RANSAC); 全局优化

中图分类号: O348.1 **文献标识码:** A **DOI:** 10.7520/1001-4888-21-211

0 引言

摄像测量横跨了摄影测量、光学测量和计算机视觉 3 个领域, 摄像测量技术目前已广泛应用于各种精密测量和运动测量, 涉及国防实验、航空航天等各个领域^[1,2]。在摄像测量领域中, 摄像测量系统的标定是一个基础性的工作, 也是摄像测量工作开展的前提条件, 因此十分重要。双目摄像测量系统外参数标定主要是确定各个双目像机坐标系之间的相对位姿关系, 包括旋转矩阵和平移向量。目前野外大视场双目像机内参数可以通过室内标定方法较为方便地得到, 由于野外大视场测量系统可能面临着平台晃动或变形、标定大视场内无场景信息等情况, 导致野外大视场双目像机外参数的标定面临着以下几个困难: 第一, 由于晃动与变形, 无法使用全站仪等设备建立全局坐标系, 从而无法获得全局坐标系中的场景点坐标。第二, 对空拍摄像机视场内往往无场景信息, 从而实际工程中需要搭建数十米的塔架以满足场景点均匀散布在像机图像的需求。第三, 野外摄像测量实施前像机通常需要根据现场条件调整安装角度, 导致提前标定像机外参数策略不可行。综上, 野外大视场双目像机外参数标定难以使用传统方法, 且需要进行现场标定, 为了解决以上问题, 本文将主要研究野外大视场双目像机外参数自标定方法。

像机参数标定方法有很多, 大致可以分为 3 类: 传统的标定方法、自标定方法和基于主动视觉的方法。近几十年来在野外大视场环境下的像机标定方法一直有学者在研究, 许多学者针对不同的场景与需求提出了许多方法。自标定方法由于不需要依赖已知结构的标定设备即可完成像机标定, 因此受到了越来越多的学者的关注^[3,4]。Shang 等^[5]先在现场布置好标志点, 然后使用像机分别在水平放置与翻转 180°状态下进行拍照, 从而对像机进行了标定。Zhen 等^[6]提出把 4 个小尺度靶标分别放置于像机视

^{*} 收稿日期: 2021-09-10; 修回日期: 2021-10-26

基金项目: 国家自然科学基金重大科研仪器研制项目(11727804); 国家自然科学基金(11902349); 湖南省自然科学基金(2020JJ5645)资助

通信作者: 关棒磊(1991—), 男, 博士, 副研究员。主要从事摄像测量、计算机视觉等方面研究。Email: guanbanglei12@nudt.edu.cn

场内的 4 个角上,联合组成一个靶标进行像机标定。Xiao 等^[7]通过制作一组相互垂直的线状靶标来标定像机,使用线性变换的方法求解像机参数初值,再用光束法平差进一步优化像机参数。关棒磊等^[8,9]针对大视场范围晃动平台下的像机标定问题,使用无人机携带标志点在大视场范围中飞行,用于创建动态场景点,并通过无人机定位测量系统测量无人机的位置,从而克服了晃动平台下控制点坐标难以获取的难题。Feng 等^[10]同样使用无人机作为动态场景点,提出基于对极几何约束的标定方法对像机参数进行标定。

针对野外大视场外参数标定存在着标志点难以均匀分布于野外大视场中、提取的同名匹配点对中存在野值点和非线性算法易收敛至局部最优等问题,本文研究了野外大视场双目像机外参数自标定方法。该方法不需要已知标志点的三维空间坐标,首先使用无人机携带标志物在双目像机公共视场内创建动态标志点,以满足标志点均匀散布于大视场范围的要求;再跟踪判读获取同名匹配点对,通过基于图割优化的场景特征野值点剔除方法进行野值点剔除,从而获得内点与本质矩阵初值;然后利用全局优化方法求解本质矩阵的最优解,再通过本质矩阵分解得到双目像机的外参数;最后根据双目交会误差精度对结果进行评估,通过实验验证了本文方法的有效性。本文提出的算法流程如图 1 所示。

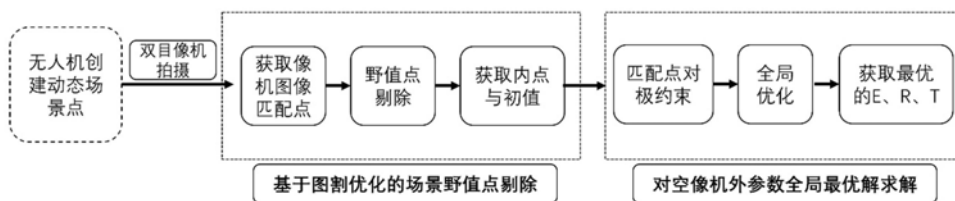


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithmic workflow

1 对极几何约束理论基础

大视场双目像机外参数自标定方法是基于同名匹配点对极几何约束原理实现的。如图 2 所示,对极几何约束是指 2 个像机的光心、图像同名点对和三维物点处于同一几何平面上的一种约束。

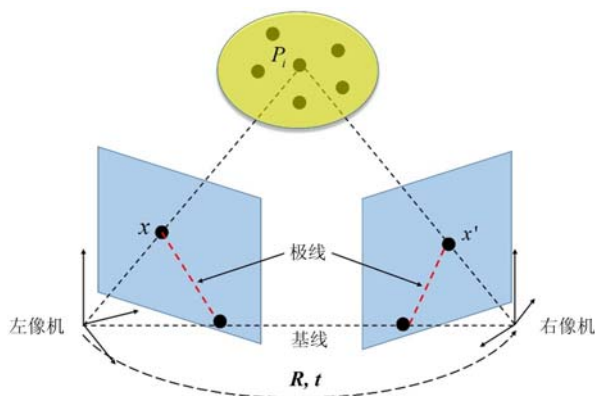


图 2 对极几何约束图

Fig. 2 Epipolar geometric constraint graph

使用基础矩阵 F 描述图 2 中左右 2 个像机图像匹配点对之间的对极几何约束,其对极几何约束关系为

$$\mathbf{x}'^T \mathbf{F} \mathbf{x} = 0 \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为左像机图像中的特征点坐标; $\mathbf{x}'$ 为右像机图像中对应的同名特征点坐标。

根据内参数 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{K}'$ 对图像坐标进行归一化处理 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{x}$, $\hat{\mathbf{x}}' = \mathbf{K}'^{-1} \mathbf{x}'$, 代入式 (1) 得到

$$\hat{\mathbf{x}}'^T \mathbf{K}'^T \mathbf{F} \mathbf{K} \hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}'^T \mathbf{E} \hat{\mathbf{x}} = 0 \quad (2)$$

式中本质矩阵 $\mathbf{E}$ 与旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$ 之间的关系式为

$$\mathbf{E} = [\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{R} \quad (3)$$

其中 $[\cdot]_{\times}$ 表示反对称矩阵。

当求出本质矩阵之后,即可对本质矩阵进行奇异值分解(SVD 分解)求出旋转矩阵与平移向量 $\mathbf{R}$, $\mathbf{t}$ 。

2 基于图割优化的场景特征野值点剔除

在使用双目像机拍摄无人机飞行的过程中,由于无人机飞行姿态不稳定或光照环境因素的影响,会导致在提取的同名匹配点对中存在着误匹配点对,因此本文方法首先需要对提取的同名匹配点对进行

场景特征野值点剔除,从而获得同名匹配点与本质矩阵初值,用于后续双目像机外参数全局最优解的求解。

2.1 场景野值点剔除思路

基于图割优化的场景野值点剔除的一般步骤为:

(1) 在开阔大视场环境下使用2个提前标定好内参数的像机对空中的无人机进行跟踪拍摄,利用无人机等飞行器携带标志创造动态标志点,以满足标志点均匀分布于像机公共视场的需求。双目像机外参数自标定示意图如图3所示,图中 C_1 和 C_2 分别表示像机1和像机2; H_{12} 表示像机1和像机2的外参数。

(2) 根据对空双目像机重合的视场大小来调整无人机运动轨迹,从而使标志点在空间和图像上都均匀分布。

(3) 跟踪提取标志点的图像坐标,获得同名匹配点对。利用提前标定好的像机内参数对图像坐标去像差,获得理想投影条件下的同名匹配点对。

(4) 利用基于图割优化的场景特征野值点剔除方法对提取的同名匹配点对进行场景特征野值点剔除,从而获得内点与本质矩阵初值。

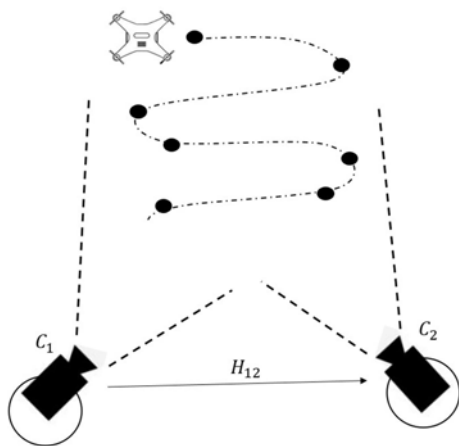


图3 基于动态场景点的双目像机外参数自标定示意图

Fig. 3 Schematic diagram of self-calibration of external parameters of binocular camera based on dynamic scene points

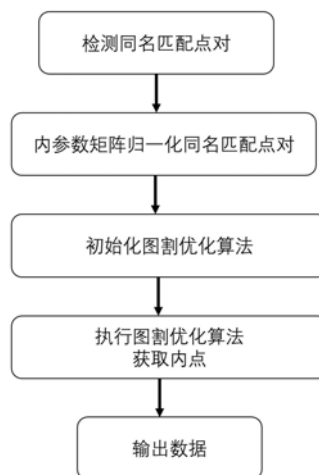


图4 内点计算程序流程图

Fig. 4 Flow chart of interior point calculation program

2.2 图割优化原理

一般而言,随机样本一致性算法(Random Sample Consensus, RANSAC)可有效剔除数据中的野值点。由于无人机创造的动态标志点轨迹具有连续性,且标志点分布具有空间一致性,即空间上相邻的动态标志点往往同为内点或者野值点,因此利用图割优化的方法^[9],即 Graph-Cut RANSAC (GC-RANSAC)进行野值点剔除。该方法充分利用了点数据空间一致性的特点,将野值点剔除转化为基于空间一致性的能量函数最小化问题,从而计算出能量函数。内点计算流程如图4所示。

局部优化算法的迭代为2个步骤的交替过程:第一步,图割;第二步,模型拟合。图割优化算法伪代码见表1,其中模型拟合过程的目的是求解出最优模型 ω^* ,如果利用高斯内核计算得到的模型 ω_k 要优于之前的最优模型 ω^* ,则会被当作新的最优模型,所有的标签、模型参数在这个过程中也在不断地更新迭代^[11]。如果判断出所获得的模型不是最佳模型,则在主算法执行完后继续执行局部优化步骤,使用所有的内点重新估计模型参数。

表 1 图割优化算法伪代码
Tab. 1 GC-RANSAC algorithm pseudo code

算法 1: 图割优化算法

输入: P —点数据; r —圆形半径; ϵ —阈值; ϵ_{conf} —局部优化步骤阈值; μ —置信度

输出: θ —模型参数; L —标签

1: $w^*, n_{LO} \leftarrow 0, 0$ 。 w^* —最优模型; n_{LO} —迭代次数。

2: $A \leftarrow$ 使用 r 建立领域图 A

3: for $k=1 \rightarrow H(|L^*|, \mu)$ do

4: $S_k \leftarrow$ 获取最小化样本

5: $\theta_k \leftarrow$ 利用 S_k 进行模型估计

6: $w_k \leftarrow$ 利用 θ_k 进行计算

7: if $w_k > w^*$ then

8: $\theta^*, L^*, w^* \leftarrow \theta_k, L_k, w_k$

9: if $\mu_{12} > \epsilon_{conf}$ then

10: $\theta_{LO}, L_{LO}, w_{LO} \leftarrow$ 局部最优解

11: $n_{LO} \leftarrow n_{LO} + 1$

12: if $w_{LO} > w^*$ then

13: $\theta^*, L^*, w^* \leftarrow \theta_{LO}, L_{LO}, w_{LO}$

14: if $n_{LO} = 0$ then

15: $\theta^*, L^*, w^* \leftarrow$ 局部最优解

16: $\theta^* \leftarrow$ 利用 L^* 进行最小二乘模型拟合

3 双目相机外参数全局最优解求解

3.1 全局优化

针对非线性优化算法容易收敛到局部最优解的问题,本文使用外参数全局优化方法^[12]对基于图割优化方法计算得到的本质矩阵初值 E_{GC} 进行优化,提高其精度,以得到像机外参数的全局最优解。图 5 为像机外参数全局优化流程图。

图 6 为同名点对对极平面图,图中 $n_1, n_2, \dots, n_n$ 为对极平面的法向量; f_i, f'_i 为场景中的内点在 1, 2 位置的方向向量。使用旋转矩阵与方向向量表示法向量的表达式 $n_i = f_i \times R f'_i$, 将 n 个法向量组成一个 $3 \times n$ 的矩阵为 $N = [n_1 \ n_2 \ \dots \ n_n]$ 。法向量的协方差矩阵表达式为

$$M(R) = NN^T = \sum_{i=1}^n n_i n_i^T \quad (4)$$

式中: M 为协方差矩阵; R 为旋转矩阵。

构建联合优化 R, t 的函数^[12]为

$$f(R, t) = \min_{R, t} t^T M(R) t, \text{ s. t. } R \in SO(3), t \in S^2 \quad (5)$$

式中: f 为联合优化函数; $SO(3)$ 表示包含旋转矩阵 R 的一种特殊正交群,称为三维旋转群。

将四次多项式的待优化函数 $f(R, t)$ 转化为二次多项式,式(5)为具有二次型约束的二次规划问题(QCQP 问题),可采用 SDP(凸优化与半定规划)算子进行全局优化最终得到最优的本质矩阵。

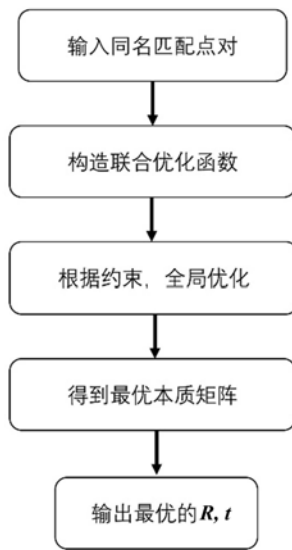


图5 像机外参数全局优化流程图

Fig. 5 Flow chart of global optimization of camera external parameters

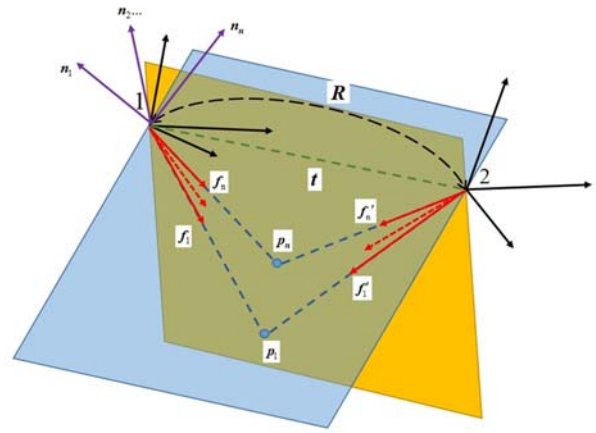


图6 同名点对对极平面图

Fig. 6 Homonymous point pair polar plan

3.2 最优解求解

通过SDP算子解算出SDP问题中最优的 $\mathbf{X}^*$ 之后,本文利用 $\mathbf{X}^*$ 恢复出最优的本质矩阵 $\mathbf{E}^*$ 。 $\mathbf{X}_e^*$ 为中间变量,取 $\mathbf{X}^*$ 的前9行和前9列子矩阵,可使用式(6)表示。

$$\mathbf{X}_e^* = \mathbf{X}^* (1:9, 1:9) \quad (6)$$

式中:矩阵 $\mathbf{X}^*$ 的秩满足 $\text{rank}(\mathbf{X}_e^*)=1$ 。用 $\mathbf{e}^*$ 表示 $\mathbf{X}_e^*$ 对应非零特征值的特征向量,由此可恢复最优本质矩阵 $\mathbf{E}^*$ ：

$$\mathbf{E}^* = \text{mat}(\mathbf{e}^*, [3, 3]) \quad (7)$$

符号 mat 表示将矩阵 $\mathbf{e}^*$ 按行排列表示为 3×3 的矩阵 $\mathbf{E}^*$ 。通过对最优本质矩阵 $\mathbf{E}^*$ 进行奇异值分解 $\mathbf{E}^* = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$,获得旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$,其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_1, 0)$, $\mathbf{u}_3$ 是 $\mathbf{U}$ 中的第三列。根据本质矩阵分解关系, $\mathbf{E}^*$ 可分解得到4组解:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_1 = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V}^T \\ \mathbf{t}_1 = \mathbf{u}_3 \end{cases} \quad \begin{cases} \mathbf{R}_2 = \mathbf{R}_1 \\ \mathbf{t}_2 = -\mathbf{t}_1 \end{cases} \quad \begin{cases} \mathbf{R}_3 = \mathbf{U}\mathbf{W}^T\mathbf{V}^T \\ \mathbf{t}_3 = \mathbf{u}_3 \end{cases} \quad \begin{cases} \mathbf{R}_4 = \mathbf{R}_3 \\ \mathbf{t}_4 = -\mathbf{t}_3 \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

由于上述过程计算出4组 $\mathbf{R}, \mathbf{t}$,只有一组是合理的,因此可以根据内点必须处于像机前方这一个约束条件筛选出最优的一组 $\mathbf{R}, \mathbf{t}$ 。

4 实验部分

4.1 外参数标定实验

外参数标定实验的目的是验证本文方法能够在野外大视场环境中快速地现场标定像机的外参数,并且能够提高野外大视场双目像机外参数自标定的鲁棒性和精度。双目像机的内参数见表2。本文的实验条件为无人机位于双目测量系统的像机前方1000m左右距离,并且2个像机光心之间的基线距离

约为 76m。在该条件下实现双目像机的标定和交汇测量,像机的图像分辨率为 $2320\text{pixel} \times 900\text{pixel}$,帧频为 50Hz,像机距离地面的高度约为 1m。

表 2 像机内参数表(单位:pixel)

Tab. 2 Camera internal parameter table(unit: pixel)

标定参数	左像机	右像机
主点 (C_x, C_y)	(783.71, 46.57)	(1287.43, 793.56)
等效焦距 (F_x, F_y)	(12078.29, 12039.21)	(11970.93, 11962.45)
相差系数	(-1.43, 153.00, 0.01, 0, -4809.90)	(-0.17, -116.97, 0, 0.01, 17699.35)
光心	(14.60, 15.74, 0.88)	(-62.76, 19.06, 1.10)



图 7 左像机拍摄图像及无人机飞行判读轨迹

Fig. 7 Images taken by left camera and flight interpretation trajectory of UAV

本文实验在野外环境中使用 2 个像机对空拍摄,并且 2 个像机的拍摄视场基本重合。使用无人机携带定位系统以及标志,在像机视场的重合区域内飞行,其飞行轨迹满足标志点均匀散布在视场重合区域的要求。同时双目像机对无人机进行拍摄,在获取图像信息之后使用图像标志点判读跟踪程序对图像中同名匹配点进行提取。图 7 为无人机的飞行轨迹。工程实践发现,无人机携带标志在视场重合区域飞行过程中,由于飞行姿态不稳定或者光照环境因素的影响,会导致提取的同名匹配点中存在着误匹配点对的现象,因此需要对场景特征特征野值点进行剔除。本文实验分别使用本文方法、传统自标定法^[13]和已知控制点的标定方法^[14]对双目像机外参数进行了标定。其中传统自标定方法是指传统的五点法。表 3 为像机标定结果对比表,旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 由旋转角 (A_x, A_y, A_z) 表示,单位为 ($^\circ$)。控制点为使用无人机携带 GPS 获得的坐标值。

表 3 像机标定结果对比表(单位: $^\circ$)

Tab. 3 Comparison of camera calibration results(unit: $^\circ$)

标定参数	本文方法	传统自标定法	已知控制点的标定方法
旋转角	(2.99, -2.26, 0.46)	(3.06, -4.73, 0.48)	(2.82, -3.41, 0.51)
平移向量	(77.43, -0.11, 0.44)	(75.83, -0.08, 5.67)	(77.43, -0.12, 0.45)

由表 3 可知,与传统的自标定方法相比,本文方法的标定结果更为接近已知控制点的标定方法。这说明本文方法比传统自标定方法标定的精度更高。图 8 表示图像匹配点对到相应极线之间的距离,由图 8 可知,匹配点对数据中存在误匹配的现象。通过式(10)计算得到的内点至极线距离均方根误差(RMSE)为 1.45pixel。其中 y_i 为距离的平均值, $\tilde{y}_i$ 为 i 点到极线的距离值。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

4.2 精度对比分析

本文使用全局优化方法进行像机参数优化,优化使用的图像匹配点对为 465 对,计算得出优化后的

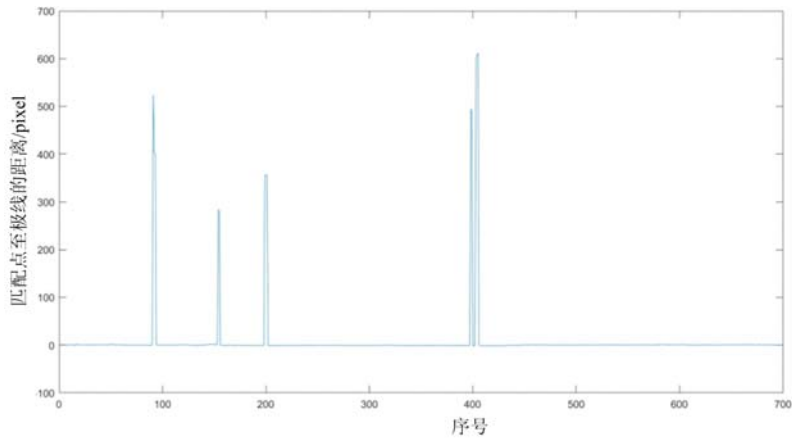


图 8 匹配点至极线距离分布图

Fig. 8 Distance distribution from matching point to epipolar line

本质矩阵 $\mathbf{E}_{npt}$ 。通过对得到的本质矩阵 $\mathbf{E}_{npt}$ 进行奇异值分解,得到优化后的旋转矩阵和平移向量 $\mathbf{t}$,其旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 误差 ϵ_R 为 0.03,平移向量 $\mathbf{t}$ 误差 ϵ_t 为 0.01。本文使用 465 个图像匹配点对作为训练集计算本质矩阵 $\mathbf{E}_{npt}$,使用 233 个图像匹配点对作为验证集验证双目交会精度与距离误差。为了衡量全局优化效果,本文实验中传统自标定法计算本质矩阵 $\mathbf{E}_{\delta pts}$ 所使用的图像匹配点,与基于图割优化的场景特征野值点剔除方法所使用的图像匹配点相同。使用对极几何约束对本质矩阵 $\mathbf{E}_{\delta pts}$ 进行优化。将本质矩阵进行奇异值分解后得到 4 组外参数旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 $\mathbf{t}$,通过计算 4 组 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 的误差从而得到正确的 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 。本文实验利用旋转矩阵和平移向量误差公式的结果来对比 2 种方法的效果。式(11)衡量的是 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 真值与计算值之间的角度误差。

$$\begin{aligned}\epsilon_R &= \arccos((\text{Tr}(\mathbf{R}_{gt}\mathbf{R}^T) - 1)/2) \\ \epsilon_t &= \arccos((\mathbf{t}_{gt}^T \mathbf{t}) / (\|\mathbf{t}_{gt}\| \|\mathbf{t}\|))\end{aligned}\tag{11}$$

式中: Tr 表示迹; $\mathbf{R}_{gt}$ 表示旋转矩阵真值; $\mathbf{t}_{gt}$ 表示平移向量真值。

传统自标定法与本文方法优化前后旋转矩阵平移向量误差对比结果见表 4。使用传统自标定法,旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 的误差优化提高了 3.54° ,平移向量 $\mathbf{t}$ 的误差优化提高了 2.99° 。而使用本文方法,旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 的误差优化提高了 5.29° ,平移向量 $\mathbf{t}$ 的误差优化提高了 12.00° 。本文方法比传统自标定法的旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 误差优化提高了 1.75° ,比传统自标定法的平移向量 $\mathbf{t}$ 误差优化提高了 9.01° 。这说明本文方法的本质矩阵优化效果优于传统自标定法。

表 4 传统自标定法与本文方法优化前后旋转矩阵平移向量误差对比表(单位: $^\circ$)

Tab. 4 Comparison of translation vector errors of rotation matrix before and after optimization between traditional self calibration method and our method(unit: $^\circ$)

误差	$\epsilon_{R_{\delta pts}}$	$\epsilon_{t_{\delta pts}}$	$\epsilon_{R_{npt}}$	$\epsilon_{t_{npt}}$
优化前	6.88	6.94	5.32	12.01
优化后	3.34	3.95	0.03	0.01

为了更加直观地展示本质矩阵 $\mathbf{E}_{npt}$ 的优化效果,本文通过训练集中 465 个图像匹配点对计算得到的 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 进行了双目交会测量。计算验证集 233 个图像匹配点的实际三维坐标与双目交会计算得到的三维坐标的误差。图 9 中(a)、(b)、(c)分别为验证集双目交会后得到的交会点在 X、Y、Z 方向与真值之间的误差分布图,标签“Std Dev”、“Mean”分别代表该方向距离误差的标准差与均值。由图 9 可知,在 X、Y 方向上的距离误差较小且较平稳,而 Z 方向的距离误差较大且波动较大。

本文的测量条件是无人机距离双目像机 1000m 左右的场景,2 个像机之间的基线距离约为 76m。本文实验使用同一组测量数据,对 2 种方法进行对比验证。双目交会点与真值距离误差的直方图如图 10 所示。传统自标定方法标定流程先使用传统的 RANSAC 剔除场景特征野值点,然后再进行本质矩阵优化。传统自标定法双目交会点与实际点距离的均方根误差为 47.56m,而使用本文方法计算得到的

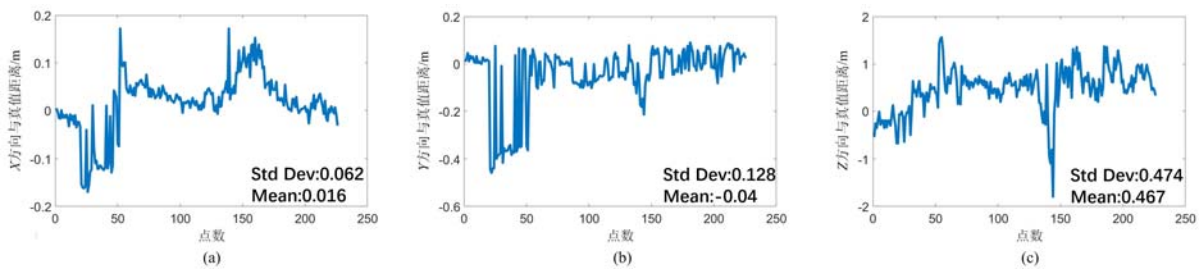


图 9 (a),(b),(c)分别为验证集双目交汇与真值点 X,Y,Z 方向距离误差分布图

Fig. 9 (a), (b) and (c) are the error distribution diagram of the distance between the binocular intersection of the verification set and the actual point in X,Y and Z direction respectively

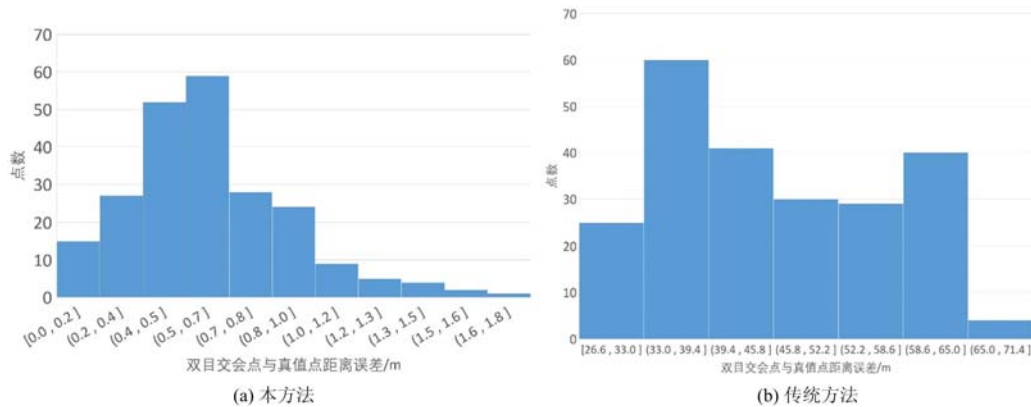


图 10 双目交会点与真值距离误差的直方图

Fig. 10 Histogram of distance error between binocular intersection point and true value

均方根误差为 0.68m。实验对比结果表明本文方法的标定精度优于传统自标定方法。

5 结论

本文提出了野外大视场范围双目像机测量系统像机外参数标定思路与方法,使用无人机携带标志,飞行轨迹均匀散布于双目像机大视场中,将其位置作为动态场景点进行外参数标定。针对提取的同名匹配点中存在误匹配的现象,设计使用基于图割优化的场景特征野值点剔除方法对野值点进行剔除。针对非线性算法容易收敛到局部最优解的问题,使用全局最优的方法对像机外参数进行求解,结果表明本文方法可用于野外大视场双目像机的外参数标定。

参考文献:

- [1] 尚洋, 李立春, 雷志辉, 等. 摄像测量技术在国防试验与航天器对接中的应用研究[J]. 实验力学, 2005, 20(增):91—94 (SHANG Yang, LI Lichun, LEI Zhihui, et al. Research on the application of video measurement in national defence examinations and spacecraft docking[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2005, 20(s):91—94 (in Chinese))
- [2] Guan B, Sun X, Shang Y, et al. Multi-camera networks for motion parameter estimation of an aircraft[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2017, 14(1):17—27.
- [3] Guan B, Yu Y, Su A, et al. Self-calibration approach to stereo cameras with radial distortion based on epipolar constraint[J]. Applied Optics, 58(31):8511—8521.
- [4] Guan B, Shang Y, Yu Q. Planar self-calibration for stereo cameras with radial distortion[J]. Applied Optics, 2017, 56(33):9257—9267.
- [5] Shang Y, Sun X, Yang X, et al. A camera calibration method for large field optical measurement[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(24):6553—6558.
- [6] Zhen L, Li F, Li X, et al. A novel and accurate calibration method for cameras with large field of view using

- combined small targets-ScienceDirect[J]. Measurement, 2015, 64:1—16.
- [7] Xiao Z, Liang J, De Y, et al. A cross-target-based accurate calibration method of binocular stereo systems with large-scale field-of-view[J]. Measurement, 2010, 43(6):747—754.
- [8] 关棒磊, 孙祥一, 尚洋, 等. 晃动平台上对空拍摄大视场摄像机的标定方法[J]. 光学学报, 2015, 35(7):181—187 (GUAN Banglei, SUN Xiangyi, SHANG Yang, et al. A camera calibration method for large field camera pointing at sky on sway platform [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(7):181—187 (in Chinese))
- [9] Guan B, Sun X, Shang Y, et al. Multi-camera networks for motion parameter estimation of an aircraft[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2017, 14(1):17—27.
- [10] Feng W, Zhang S, Liu H, et al. Unmanned aerial vehicle-aided stereo camera calibration for outdoor applications [J]. Optical Engineering, 2020, 59(1):1—14.
- [11] Barath D, Matas J. Graph-Cut RANSAC[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [12] Zhao J. An efficient solution to non-minimal case essential matrix estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 44:1777—1792.
- [13] 邹建成, 田楠楠. 基于平面五点的简易高精度像机标定方法[C]//中国图象图形学学会会议文集, 2016:274—278 (ZOU Jiancheng, TIAN Nannan. A simple high-precision camera calibration method based on plane five points [C]//Conference of Chinese Society of Image Graphics, 2016:274—278 (in Chinese))
- [14] 于起峰, 尚洋. 摄像测量学原理与应用研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009 (YU Qifeng, SHANG Yang. Videometrics: principles and researches[M]. Beijing: Science Press, 2009 (in Chinese))

Self-calibration method of external parameters of binocular camera with large field of view

YI Jianwei¹, SU Zhilong², GUAN Banglei¹, LI Zhang¹, ZHANG Dongsheng², YU Qifeng¹

(1. Hunan Provincial Key Laboratory of Image Measurement and Vision Navigation, College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, Hunan, China; 2. School of Mechanics and Engineering, Shanghai University, Shanghai Institute of Applied Mathematics and Mechanics, Shanghai Key Laboratory of Energy Engineering Mechanics, Shanghai 200444, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of external parameter calibration of field binocular camera with large field of view, a method of external parameter calibration using UAV signs as scene points is proposed. The UAV was controlled to fly in the large field of view of the binocular camera. Then the UAV was photographed and tracked by the binocular camera. The position of the UAV can be used as the control point for external parameter calibration. This method is easy to meet the requirements of uniform distribution of control points in the large field of view. There are outliers with the same name point pair of the image and the algorithm is easy to converge to the local optimal solution. In order to solve the problems, the graph cut optimization method was used to eliminate the outliers, and then the external parameters were accurately solved by the global optimal solution method. Comparative verification experiments show that the calibration accuracy of this method is better than the traditional method, and can effectively solve the problem of external parameter calibration of field large field binocular camera.

Keywords: camera calibration; epipolar geometry constraint; RANSAC; global optimization