

## 大倾角靶标的双目相机高精度标定方法

吕钧滢<sup>1</sup>, 娄群<sup>1</sup>, 校金友<sup>1\*</sup>, 文立华<sup>1\*\*</sup>, 侯晓<sup>2</sup><sup>1</sup>西北工业大学航天学院, 陕西 西安 710072;<sup>2</sup>中国航天科技集团第四研究所, 陕西 西安 710025

**摘要** 相机标定的精度是决定视觉测量精度的关键。针对标定过程中的倾角检测能力不足、标定精度低等问题,提出了一种面向大倾角靶标图的双目相机标定方法。通过聚类靶标标识点的几何特征数据,设计了无先验阈值参数的标识点提取算法,以提高大倾角靶标图的检测能力;同时,根据无倾斜角的理想靶标平面图与倾角靶标图的匹配相关性,提出了采用标识点的局部形变匹配代替直接检测法的思路。通过求解最优化的局部形变参量来近似求解投影偏差,从而提高真实圆心的检测精度。仿真和实验结果显示,相较于现有方法,本文标定方法的倾角检测能力得到显著提升。仿真图的标定精度的最大提升幅度为 82%,实验标定图的标定精度的最大提升幅度为 60%。

**关键词** 测量; 相机标定; 标识点提取; 检测精度; 聚类; 局部形变匹配

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.2312002

## High-Precision Calibration Method of Binocular Cameras for Large Inclination Targets

Lü Junhao<sup>1</sup>, Lou Qun<sup>1</sup>, Xiao Jinyou<sup>1\*</sup>, Wen Lihua<sup>1\*\*</sup>, Hou Xiao<sup>2</sup><sup>1</sup>School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China;<sup>2</sup>The 4th Research Institute, China Aerospace Science and Technology Corporation, Xi'an 710025, Shaanxi, China

**Abstract** Camera calibration accuracy determines the precision of vision-based measurement. To address the issues of limited inclination angle detection and low calibration accuracy, this paper proposes a binocular camera calibration method for target images with large inclination angles. By clustering the geometric feature data of target marked points, the paper designs a marked point extraction algorithm without prior threshold parameters to enhance the capability of detecting target images with large inclination angles. Meanwhile, the paper uses local deformation matching of marked points to replace direct detection according to the matching correlation between the ideal target plane images without inclination angles and target images with inclination angles. In addition, in order to improve the detection accuracy of the real circle center, the projection deviation is estimated by calculating the optimal local deformation parameter. Simulation and experimental results demonstrate that the proposed calibration method is more sensitive in detecting inclination angles than the traditional method. The calibration accuracy for the simulation images is improved by up to 82%, and that for experimental calibration images is enhanced by up to 60%.

**Key words** measurement; camera calibration; marked point extraction; detection accuracy; clustering; local deformation matching

## 1 引言

相机的标定精度对基于视觉方法的精密测量至关重要,提高标定精度对于视觉测量和三维重建都具有重要的理论意义和应用价值。目前主流的标定方法可分为三类,即靶标标定方法<sup>[1-2]</sup>、相机自标定方法<sup>[3]</sup>和基

于神经网络的标定方法<sup>[4-5]</sup>。靶标标定方法常通过建立合适的相机成像模型和采用数学优化方法来求解相机参数<sup>[6]</sup>。对于一般情形,这种方法可以达到很高的精度。然而,标定精度取决于相机对靶标图像的检测精度以及靶标的制造工艺。相机自标定方法是利用相机内在参数以及图像之间的自约束来实现标定,主要

收稿日期: 2022-05-11; 修回日期: 2022-06-06; 录用日期: 2022-06-13

基金项目: 国家自然科学基金(U1837601, 52090051)

通信作者: \*xiaojoy@nwpu.edu.cn; \*\*lhwen@nwpu.edu.cn

应用于无标定物或标定物不便放置的场合;该方法的灵活性有所提高,但与靶标标定方法相比精度有所降低。基于神经网络的标定方法不再考虑特定的相机模型,而是直接学习从三维世界坐标系到二维图像的映射关系。然而,由于网络参数过多或数据不足,这种方法容易陷入过早收敛的问题。更重要的是,训练的输入数据也依赖于图像标识点的检测精度<sup>[7]</sup>。高精度的实验力学测试一般要求视觉测量精度为 0.01~0.03 pixel<sup>[8]</sup>。基于实际中对高精度测量的需求,本文聚焦于靶标标定方法的研究。

在进行靶标标定时,靶标面与图像平面的倾角问题一直是制约靶标图像检测精度的重要因素<sup>[9]</sup>。进行双目相机或多相机标定时,靶标标定方法不可避免地会出现靶标面与图像平面的倾角问题,甚至面临大倾角的检测难题。一种解决有倾角检测问题的方法是基于角点特征检测的棋盘格标定法。这种采用角点检测的方法通常基于边、线或对称信息获取的角点位置<sup>[10-12]</sup>。然而,这种角点检测方法易受到噪声、畸变的影响<sup>[13]</sup>。为此,Ha 等<sup>[14]</sup>提出了具有鲁棒角度检测的三角网格图标定法,通过猴鞍面拟合算法实现了更稳定的角点定位。另一种解决有倾角检测问题的方法是基于圆形特征的标定方法,该方法采用圆形区域的质心提取<sup>[15]</sup>或边缘检测方法<sup>[16-17]</sup>来定位圆形特征点。相较于角点检测法,该方法对圆形特征的标定精度有了进一步的提升<sup>[18]</sup>。

然而,圆形靶标检测方法在面对大倾角检测问题时也会存在一些局限性。一方面,倾角导致的投影偏差使得真实的圆形中心出现偏差<sup>[19]</sup>。针对投影偏差问题,有学者提出采用单个大圆或同心圆的特征校正方法。Wang 等<sup>[20]</sup>首先确定了同心圆的消失线,并根据交比不变量找到了投影中心。吴建霖等<sup>[21]</sup>提出了一种基于三同心圆的投影偏差计算模型。但是,这种单个圆的校正方法由于标识点数量过少,难以校正图像畸变误差。为同时校正投影偏差和畸变误差,Bu 等<sup>[13]</sup>结合了局部亚像素边缘检测,将同心圆的校正方法扩展到了同心圆网格的标定。除了同心圆校正方法,也有学者尝试建立圆形中心点的投影模型,通过多次重复迭代的标定,使得检测圆心更逼近真实圆心<sup>[19,22]</sup>。上述研究在一定程度上减小了倾角检测时的投影偏差,但标定图像的投影偏差校正能力始终与圆形标记或图像椭圆的检测精度有关。另一方面,大倾角的出现会使得各个圆形特征点的几何特征如圆度、偏心率和闭合面积等出现差异化,这就导致依赖设定几何特征阈值参数的圆形检测法<sup>[23]</sup>出现误检测或失效现象。

本文针对以上问题,提出了一种大倾角靶标图检测的双目相机高精度标定方法。通过聚类圆形标识点的边缘特征,实现无先验阈值参数的标识点自动识别。同时,为简化复杂的投影偏差校正过程,提出了采用标识点的局部形变匹配代替直接检测法的思路,通过求解局部形变函数获取投影偏差,最终实现圆形靶标的高精度标定。

## 2 相机标定原理与大倾角的检测问题

相机标定的目的是求解由三维空间点(单位:mm)到二维图像点(单位:pixel)的变换关系。本节简要回顾了标准相机的标定方法,并引出在出现大倾角时,影响标定精度的两个问题,即无参数先验信息的靶标点自动识别和圆形投影的真实圆心检测问题。

### 2.1 相机标定原理

在大多数的测试应用中,测量相机可以视为理想的针孔相机,其成像模型如图 1 所示。给定在世界坐标系  $O_w-X_wY_wZ_w$  下的任意三维点  $P_w(X_w, Y_w, Z_w)$ , 表示在相机坐标系  $O_c-X_cY_cZ_c$  下的点为  $(X_c, Y_c, Z_c)$ 。同时,通过相机的光学中心投影,在图像坐标系  $O_i-uv$  上形成图像点  $p_i(x, y)$ 。一般地,从  $P_w$  到  $p_i$  的投影变换过程可以表示为

$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = K [R \quad T] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $s$ 为任意的比例因子; $K$ 为由相机坐标系  $O_c-X_cY_cZ_c$  投影到图像坐标系  $O_i-uv$  的内参数矩阵; $[R \quad T]$ 为由世界坐标系  $O_w-X_wY_wZ_w$  变换到相机坐标系  $O_c-X_cY_cZ_c$  的外参数矩阵。

在考虑到径向畸变和切向畸变时,一般可建立二阶畸变模型  $D = [k_1, k_2, p_1, p_2]$ , 其中,  $k_1, k_2$  为径向畸变参数,  $p_1, p_2$  为切向畸变参数。为了获取针孔成像模型参数和畸变模型参数,以重投影误差最小为目标来优化求解标定参数:

$$\arg \min_{K, R, T, D} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^m \| p_{ij} - \hat{p}(K, R_i, T_i, D, P_{ij}) \|^2, \quad (2)$$

式中: $r$ 为图像数目; $m$ 为标识点数目; $p_{ij}$ 为图像像素坐标系下由靶标特征点检测算法得到的位置点; $\hat{p}$ 为由投影方程得到的位置点; $P_{ij}$ 为靶标特征点的世界坐标; $R_i$ 和  $T_i$ 分别为第  $i$  张标定图像的旋转和平移矩阵。采用 Levenberg-Marquardt 方法<sup>[24]</sup>对式(2)进行求解,获取标定参数。

由式(2)的优化函数表达式可知,认为建立的标定模型无误的条件下,相机的标定精度主要由给定的已知点  $P_{ij}$  和点  $p_{ij}$  的精度决定。前者取决于靶标标定板的制造精度,在标定过程中已无法改变(本文采用的标定板的制造误差为 0.01 mm)。点  $p_{ij}$  的精度则取决于靶标图像的检测精度。

### 2.2 大倾角的检测问题

在进行相机标定时,靶标平面与相机平面不可避免地会出现倾斜夹角。保证倾角的出现:一方面是为了避免标定求解过程中的病态问题<sup>[19]</sup>;另一方面是为了增大大视场测量下的景深测量范围,增加双目相机之间的视场角,而相机之间的夹角增大势必导致每个视图内观测的靶标平面的倾角增大。面对大倾角的靶标图像检测时,常会出现以下两个问题。

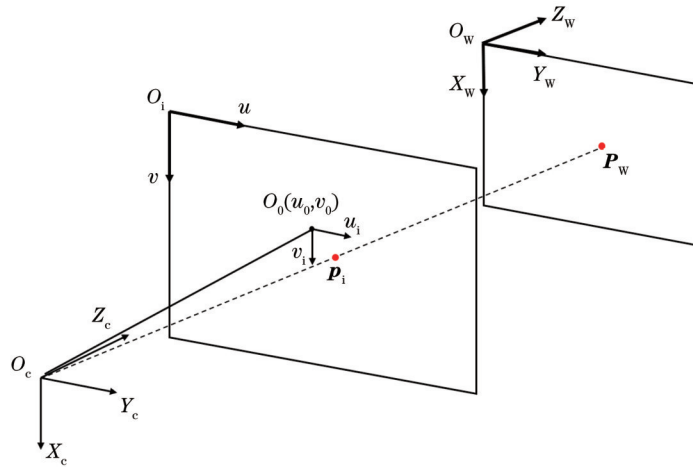


图 1 理想针孔相机模型示意图  
Fig. 1 Ideal pinhole camera model

1) 固定阈值的圆形靶标点检测法难以成功识别。一般地, 针对圆形靶标标记点的检测方法需要设定类似圆形度、半径范围和偏心率等阈值参数, 并根据设定的先验参数信息筛选出靶标标记点<sup>[23,25]</sup>。然而, 当倾

角增大时, 图 2(a) 中的  $p_1$  点和  $p_{108}$  点经投影变换 [图 2 (b)], 两圆点的先验参数差异较大, 可能造成靶标圆点的检测失败。此外, 背景中出现与靶标圆点相似的圆形特征, 也会导致圆形靶标点的检测失败。

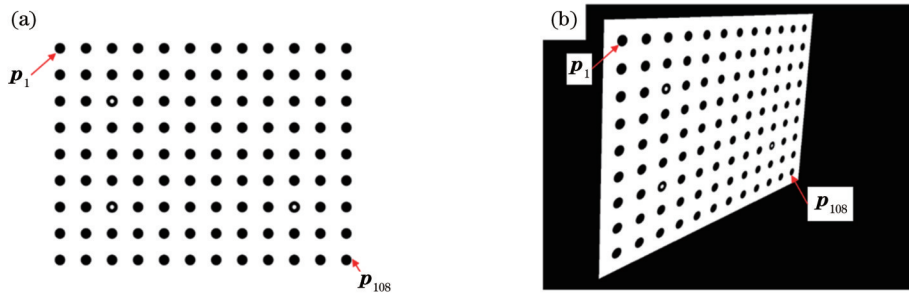


图 2 理想靶标图与倾角靶标图。(a) 理想靶标图; (b) 倾角靶标图  
Fig. 2 Ideal target image and inclination target image. (a) Ideal target image; (b) inclination target image

2) 真实圆心的检测问题。对于大倾角的靶标圆形检测, 投影畸变和镜头畸变会使得椭圆中心的坐标点并非真实的圆心坐标<sup>[13,19]</sup>。如图 3 所示, 靶标圆的物理圆心  $P$  的真实投影为  $p_i$ , 而检测的椭圆中心为  $p_d$ , 两者的偏差记为  $\Delta p, p_i = p_d + \Delta p$ 。因此, 质心圆检测和椭圆拟合检测的方法会出现误差, 从而降低了标定精度。

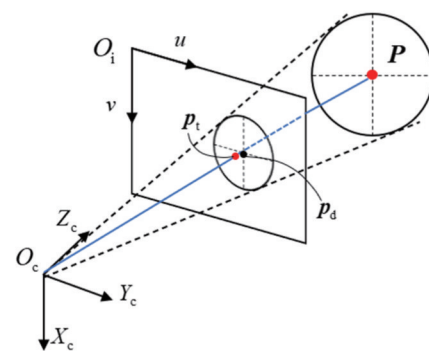


图 3 圆形标识点的投影偏差<sup>[19]</sup>  
Fig. 3 Projection error of circular marking points<sup>[19]</sup>

### 3 大倾角靶标的检测方法

#### 3.1 检测方法框架

对于靶标圆点的检测一般是采用圆形区域的质心提取或在检测图像椭圆边缘后进行椭圆拟合。这些主流的检测方法对于大倾角的靶标点容易出现漏检现象, 同时投影偏差的校正也极度依赖于每张标定图的检测精度。因此, 检测算法的精度和鲁棒性都有待提高。本文针对以上问题, 提出了如下解决思路。

检测方法的框架图如图 4 所示, 图 4 中  $x_b$  为闭合面积,  $(x_c, x_d)$  为中心点坐标。针对第 2.2 节中的问题 1), 提出了基于聚类方法的圆点检测。在无任何先验

参数或经验阈值的条件下, 采用无监督学习中的聚类方法, 从标定图像中的混合边缘信息分类出靶标圆点的边缘, 从而获取图像椭圆的中心点  $p_{d,i}$ ; 对于投影偏差  $\Delta p_i$ , 提出采用局部形变匹配法代替检测法来校正偏差的方法。将无投影偏差的理想靶标图作为参考图像, 每一张标定图像作为当前的待匹配图像, 针对每个



圆形中心周围的局部小区域设计形变函数,通过最优图像匹配获取偏差  $\Delta p_i$ 。 $H(q_{opt})$  为求解  $\Delta p_i$  过程的

最优图像形变矩阵。

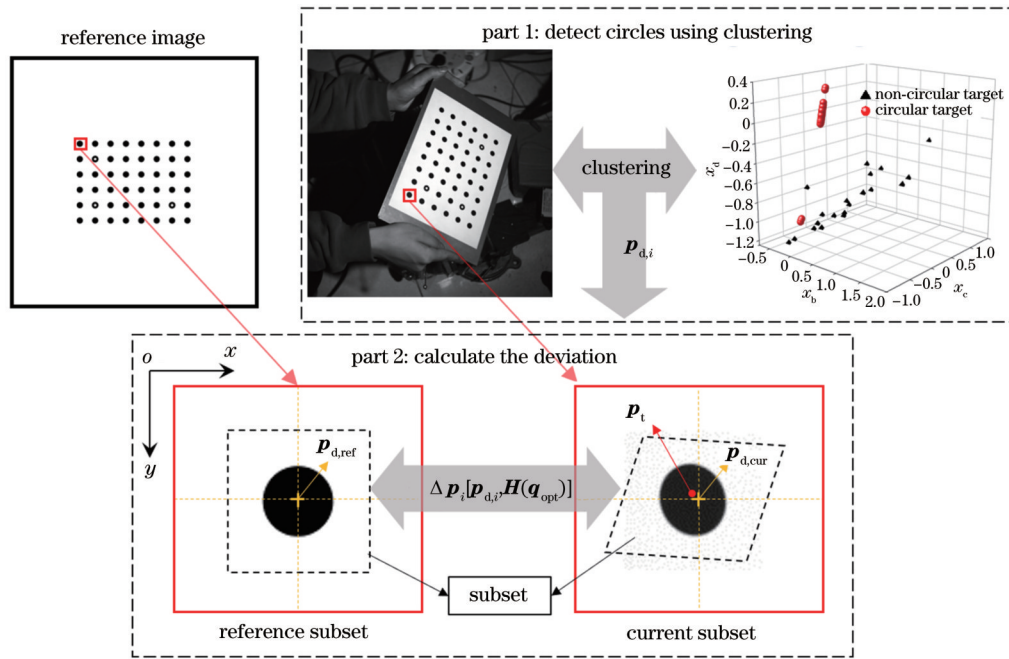


图 4 大倾角靶标的检测框架

Fig. 4 Detection framework for large inclination targets

综上,每个靶标圆点的真实圆心  $p_{t,i}$  是由图像椭圆拟合得到的中心点  $p_{d,i}$  和投影偏差  $\Delta p_i$  构成的,即

$$p_{t,i} = p_{d,i} + \Delta p_i \quad (3)$$

关于  $p_{d,i}$  和  $\Delta p_i$  的求解过程将分别在第 3.2 节和第 3.3 节中展开论述。

### 3.2 基于聚类的靶标点识别

传统的圆形点检测方法依靠设定的经验阈值识别

出圆形靶标点,针对此问题,本文提出了一种基于聚类方法的无经验阈值靶标点识别方法。该方法基于 canny 边缘检测的结果,统计靶标点边缘和背景边缘的混合边缘信息,并根据混合边缘的几何特征数据的分布,分类出标识点和干扰背景,实现无经验阈值的靶标点自动识别。图 5 中展示了从混合边缘图像中识别靶标点的过程。

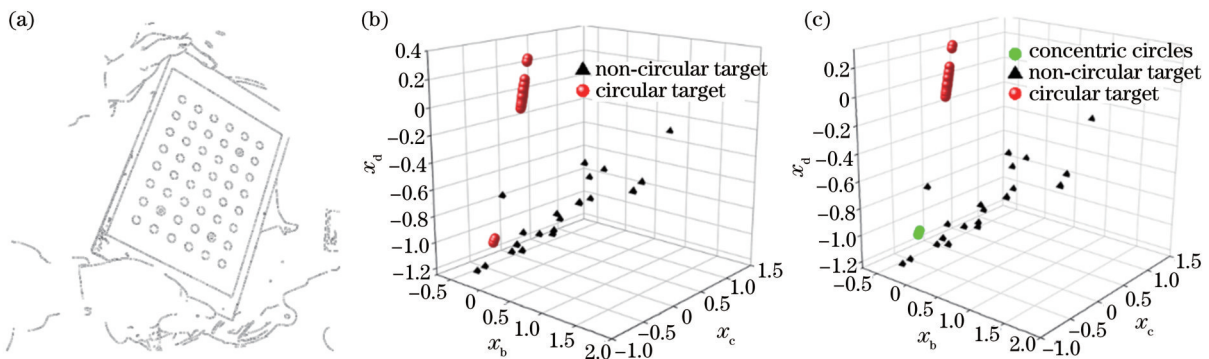


图 5 靶标点识别框架图。(a)混合边缘图像;(b)初始的线性分类结果;(c)经过聚类后的识别结果

Fig. 5 Target point identification framework. (a) Hybrid edge image; (b) initial linear classification result; (c) recognition result after clustering

整个识别过程可分为线性分类和聚类两部分。线性分类只根据边缘信息的圆形度特征,将混合边缘分为圆形目标和非圆形目标,此步骤可大量减少聚类过程中的离群值。进一步基于闭合面积和坐标位置信息识别出靶标点。

首先,将混合边缘图进行 8-连通标记,获得标记后的连通区域图,标记数量记为样本总数  $n$ 。对连通区域进行几何特征统计,分别统计其圆形度  $x_a$ 、闭合面积  $x_b$ 、中心点坐标  $(x_c, x_d)$ 。圆形度特征作为输入样本  $D_1 = \{x_{i,a}\}_{i=1}^n$ ,其余的三维特征记为  $x = (x_b; x_c; x_d)$ ,

作为输入样本  $D_2 = \{x_i\}_{i=1}^n$ 。通过度量样本数据  $D$ , 将样本划分为  $k$  类簇。度量方法采用最小化平方差 [式 (4)], 分类后的簇标记为  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ 。

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2, \quad (4)$$

式中:  $\mu_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i$  为簇  $C_j$  的均值向量。以聚类方法的思路, 使得簇内相似度高且簇间相似度低。  $E$  值越小则簇内样本相似度越高, 通过最小化式 (4) 达到最佳的簇分类。在确定好  $k$  值后, 可通过  $k$ -means 算法 [26] 实现聚类。  $k$  值的确定也可通过聚类评估方法得到 [27]。整个检测算法如图 6 所示。

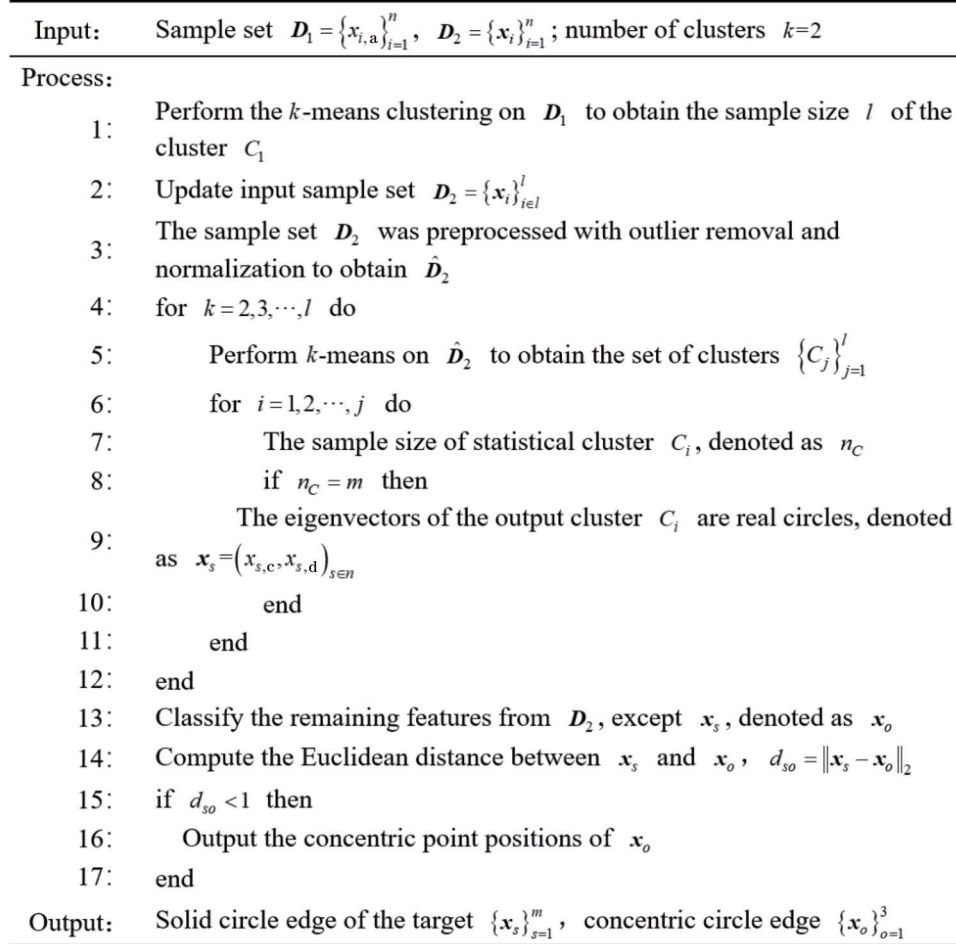


图 6 靶标点的聚类检测算法

Fig. 6 Clustering detection algorithm for target points

对于样本  $D_1 = \{x_{i,a}\}_{i=1}^n$  的分类, 属于二维特征的线性分类。此时  $k=2$ , 聚类后的簇记为  $\{C_1, C_2\}$ , 分别表示圆形特征和非圆形特征。簇  $C_1$  包含的样本数记为  $l$ , 筛选出簇  $C_1$  内的样本数据, 同时更新输入样本  $D_2 = \{x_i\}_{i \in l}$ 。更新后的输入样本集  $D_2$  经过离群点剔除后, 对样本数据进行归一化处理。离群值的去除方法可参考文献 [28]。归一化后的特征向量记为  $\hat{x} = (\hat{x}_c; \hat{x}_d)$ , 输入样本集为  $\hat{D}_2$ 。  $k$  从 2 开始取值, 循环进行  $k$ -means 聚类, 判断簇  $C_j$  的样本数是否等于图像靶标圆点数  $m$ 。以此分类出样本集  $D_2$  中的实心圆点边缘, 记为  $x_s$ 。再从剩余的  $D_2$  中计算与  $(x_{s,c}, x_{s,d})_{s \in n}$  的欧氏距离, 距离最小值的样本即为靶标的三个同心圆边缘。对经聚类后分类出的靶标圆点边缘进行椭圆拟

合, 即可得到靶标圆点的坐标  $\{p_{d,i}\}_{i=1}^m$ 。

### 3.3 投影偏差求解

本节采用最优化匹配求解思路代替直接检测法来获取投影偏差。该方法只需要检测参考图像, 该方法的检测精度与其他标定图像的检测精度无关。而参考图像是生成的无投影偏差的理想靶标图, 使得检测算法可以获得更精确的位置。首先, 通过真实靶标图像与理想靶标图像之间的匹配相关性估计出靶标点的投影形变参量; 其次, 为简化形变矩阵, 也为避免采用全局图像匹配时的不收敛性, 将靶标图像的全局匹配简化为每个靶标圆点的局部匹配。以其中一个靶标圆点为例, 计算过程如图 7 所示。

令由检测算法获取的理想靶标图像中标识点的圆心位置为  $p_{d,ref} = [x, y]^T$ , 由聚类检测算法得到的实际

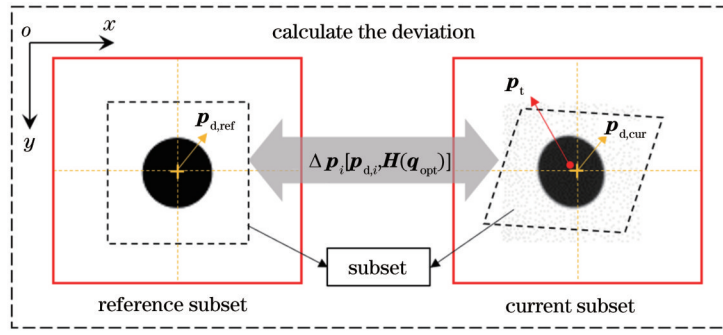


图 7 投影偏差的求解过程

Fig. 7 Process of solving projection error

靶标图的圆心为  $p_{d,cur} = [x', y']^T$ 。假设投影后的真实靶标圆心为  $p_i = [x, y]^T$ ，分别以点  $p_{d,ref} = [x, y]^T$  和点  $p_{d,cur} = [x', y']^T$  为中心，以方形小区域  $\Omega$  为子区匹配图像，形成参考子区图像  $I_{ref}$  和形变子区图像  $I_{cur}$ 。由于区域  $\Omega$  足够小，子区图像的投影变形可近似用一阶形变函数来表征<sup>[25,29]</sup>。点  $p_{d,ref} = [x, y]^T$  和点  $p_{d,cur} = [x', y']^T$  之间的形变函数关系  $W(p_d, q)$  可表示为

$$W(p_d, q) = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = H(q) \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} H(q) = \begin{bmatrix} 1 + u_x & u_y & u \\ v_x & 1 + v_y & v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ q = [u, v, u_x, v_x, u_y, v_y]^T \end{cases} \quad (6)$$

定义初值变量为  $q_0 = [0, 0, 0, 0, 0, 0]^T$ ，结合零均值归一化平方差匹配准则<sup>[29]</sup> [式(7)] 求解最优形变量  $q_{opt}$ ：

$$\begin{cases} q_{opt} = \arg \min_q \sum_{\Omega} \{ \hat{I}_{ref}[W(p_{d,ref}, q_0)] - \hat{I}_{cur}[W(p_{d,cur}, q)] \}^2 \\ \hat{I}(x, y) = \frac{I(x, y) - \bar{I}}{\sqrt{\sum_{\Omega} [I(x, y) - \bar{I}]^2}} \end{cases}, \quad (7)$$

式中： $\bar{I}$  为图像  $I$  的平均灰度值； $\hat{I}_{ref}$  和  $\hat{I}_{cur}$  分别为参考子区图像和形变子区图像的归一化形式。最终，由式(8) 计算出投影偏差  $\Delta p$ ：

$$\Delta p = H(q_{opt}) p_{d,ref} - p_{d,cur} \quad (8)$$

### 4 仿真分析与实验验证

本节通过对仿真靶标图和实验靶标图的标定结果来评估所提方法的性能，并将所提方法与典型的基于圆点质心提取的标定法(以下简称质心提取法)<sup>[30]</sup> 和基于圆点边缘检测的标定法(以下简称边缘检测法)<sup>[23,30]</sup> 进行了对比验证。

#### 4.1 仿真验证

仿真过程主要通过给定已知倾角的靶标图来验证三种方法的倾角检测能力和标定精度。首先，生成一幅世界坐标系下的理想靶标平面，并按照第 2.1 节中的相机模型，还原无倾角视角下的靶标图像(图 8)。其中，图像的分辨率为  $936 \text{ pixel} \times 1230 \text{ pixel}$ ，给定的其他相机模型参数见表 1。

分别沿着靶标平面的  $x$  轴和  $y$  轴方向增加滚转角

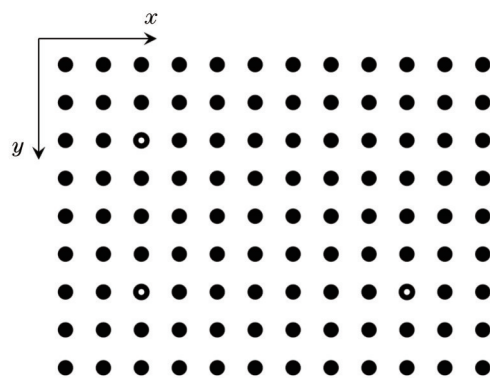


图 8 理想靶标图

Fig. 8 Ideal target image

度和俯仰角度，每次改变的角度步长为  $5^\circ$  (可通过改变相机的外参数  $R$  实现)。仿真中给出  $0^\circ \sim 70^\circ$  变化的成像视角图，图 9 展示了部分倾角靶标图像。其中，图 9 (a1)~(a5) 分别为滚转角为  $5^\circ, 25^\circ, 40^\circ, 55^\circ$  和  $70^\circ$  的靶标图像，图 9 (b1)~(b5) 分别为俯仰角为  $5^\circ, 25^\circ, 40^\circ, 55^\circ$  和  $70^\circ$  的靶标图像。



表 1 仿真靶标图像的参数表

Table 1 Parameter table of simulated target image

Parameter	Parameter form	Parameter value
$K$	$\begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 9481 & 0 & 615 \\ 0 & 9480 & 468 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
$D$	$[d_1 \ d_2]$	$[-0.0025 \ 0.1260]$
$T$	$[T_x \ T_y \ T_z]$	$[-60 \ -45 \ 2000]$
$R$	$\begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

进一步地,通过式(9)的重投影误差  $\epsilon$  来评估检测方法的性能:

$$\epsilon = \frac{1}{108} \sum_{i=1}^{108} \| p_d - \hat{p}(K, R, T, D, P) \|^2, \quad (9)$$

式中:  $p_d$  为从仿真倾角图中检测到的圆点位置;  $\hat{p}(K, R, T, D, P)$  为根据给定的相机模型参数得到的

圆点理论位置。

质心提取法和边缘检测法采用相同固定阈值判断法来获取靶标标记点的位置<sup>[23]</sup>。质心提取法、边缘检测法和本文所提方法得到的圆点位置的平均重投影误差如图 10 所示。其中,误差为平均值  $\pm$  标准差,实心点线表示平均值,包裹的阴影区域表示  $\pm$  标准差,图 10(a) 表示沿着  $x$  轴方向的滚转倾角变化所引起的误差,图 10(b) 表示沿着  $y$  轴方向的俯仰倾角变化所引起的误差。

根据图 10 的仿真靶标图测量结果,质心提取法的整体误差最大,在 0.09 pixel 左右。随着倾角的增大,滚转角大于  $50^\circ$  和俯仰角大于  $45^\circ$  时,未检测出所有的标记点,故标定失效;边缘检测法在检测精度方面较质心提取法有了明显的提升,但误差变化随着倾角增大波动较大,且有潜在的递增趋势,在俯仰角度大于  $50^\circ$  后,也出现了标定失效。本文提出的聚类匹配法的平均重投影误差最小(0.02 pixel 以下),且受倾角变化的影响小,是三种方法中唯一能检测出  $70^\circ$  以上倾角的方法。

此外,对三种标定方法进行了计算耗时评估。在同等计算条件(运行软件:Matlab R2020A, CPU: i5-10400F)下,质心提取法、边缘检测法和所提方法检测

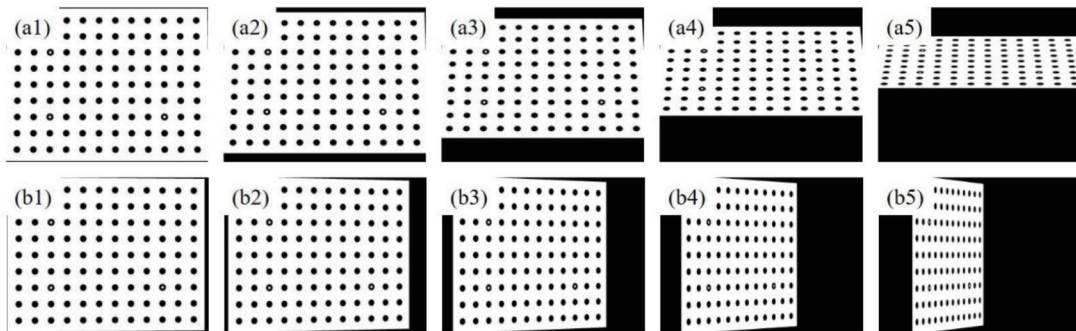


图 9 靶标倾角变化的仿真图像。(a1)~(a5)滚转角为  $5^\circ$ 、 $25^\circ$ 、 $40^\circ$ 、 $55^\circ$  和  $70^\circ$  的靶标图像;(b1)~(b5)俯仰角为  $5^\circ$ 、 $25^\circ$ 、 $40^\circ$ 、 $55^\circ$  和  $70^\circ$  的靶标图像

Fig. 9 Simulation images of target inclination change. (a1)~(a5) Target images with roll angles of  $5^\circ$ ,  $25^\circ$ ,  $40^\circ$ ,  $55^\circ$ , and  $70^\circ$ , respectively; (b1)~(b5) target images with pitch angles of  $5^\circ$ ,  $25^\circ$ ,  $40^\circ$ ,  $55^\circ$ , and  $70^\circ$ , respectively

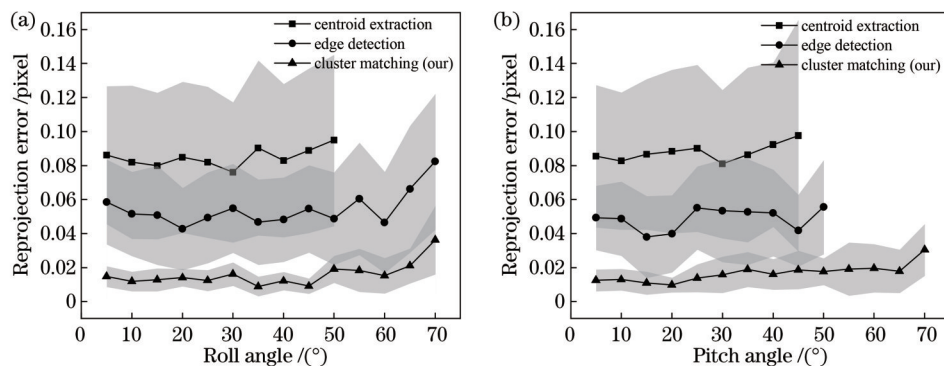


图 10 靶标仿真图像的圆点检测结果。(a)随着滚转倾角变化,三种方法检测到的仿真靶标图像的平均重投影误差;(b)随着俯仰倾角变化,三种方法检测到的仿真靶标图像的平均重投影误差

Fig. 10 Circular detection results of target simulation images. (a) Mean reprojection error of simulated target image detected by three methods with change of roll angle; (b) mean reprojection error of simulated target image detected by three methods with change of pitch angle

每一张图像所用的时间分别为 0.8 s、1.1 s 和 5.7 s。可以看出,所提方法的计算速度较慢。但对于大多数的实际视觉测量需求,标定图像的数量在十几张左右,且标定工作可以为离线操作。因此,该标定速度对实际的标定工作影响较小。

#### 4.2 实验验证

通过三组标定实验来验证标定方法的倾角检测能力和标定精度。实验设置如图 11 所示。其中, camera 1 和 camera 2 均为英国 IX speed-221 系列的高速相机。相机的像元尺寸为  $8\ \mu\text{m}$ , 单幅图像的最大分辨率为  $1696\ \text{pixel} \times 1710\ \text{pixel}$ , 满幅采集帧速率为  $600\ \text{frame/s}$ , 镜头采用焦距为 25 mm 的定焦镜头。在该配置条件下,通过改变相机夹角  $\alpha$  和基线距离,分别形成三种不同的标定视角(三种视角的标定设置见表 2)。每种视角下采集 10 组标定图像。

分别采用质心提取法、边缘检测法和所提方法对实验图片进行了标定,用 10 组图像的平均重投影误差作为标定精度的评估标准,实验标定结果如图 12 所示。图 12(a)~(c)分别为三次实验的标定误差统计图,横坐标表示双目相机采集的图像组次序,每个柱状条形值为 camera 1 和 camera 2 的平均值,纵坐标表示平均重投影误差。实验结果显示:质心提取法、边缘检测法在实验 1 中未检测到第 1、6、10 组,在实验 2 中未检测到第 1、9、10 组,在实验 3 中未检测到第 1、2、6、7、10 组;而所提方法仅在实验 3 中未检测出第 6 组。检测失败的标定图如图 13 所示。可以看出,所提方法的

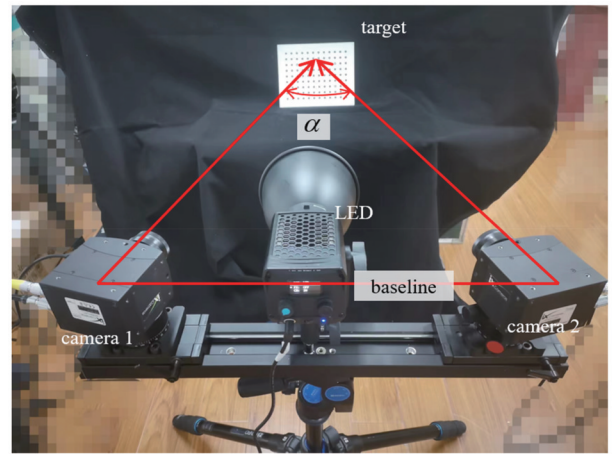


图 11 双目相机的实验标定图片

Fig. 11 Experimental calibration pictures of binocular camera

表 2 实验设置

Table 2 Experimental setup

Experiment	Camera angle / ( $^{\circ}$ )	Baseline / mm
Experiment 1	5.3	164
Experiment 2	15.1	323
Experiment 3	32.0	428

倾角检测能力更强。此外,质心提取法、边缘检测法和所提方法的整体标定误差约为 0.090 pixel、0.060 pixel 和 0.035 pixel,表明所提方法的标定精度更高。

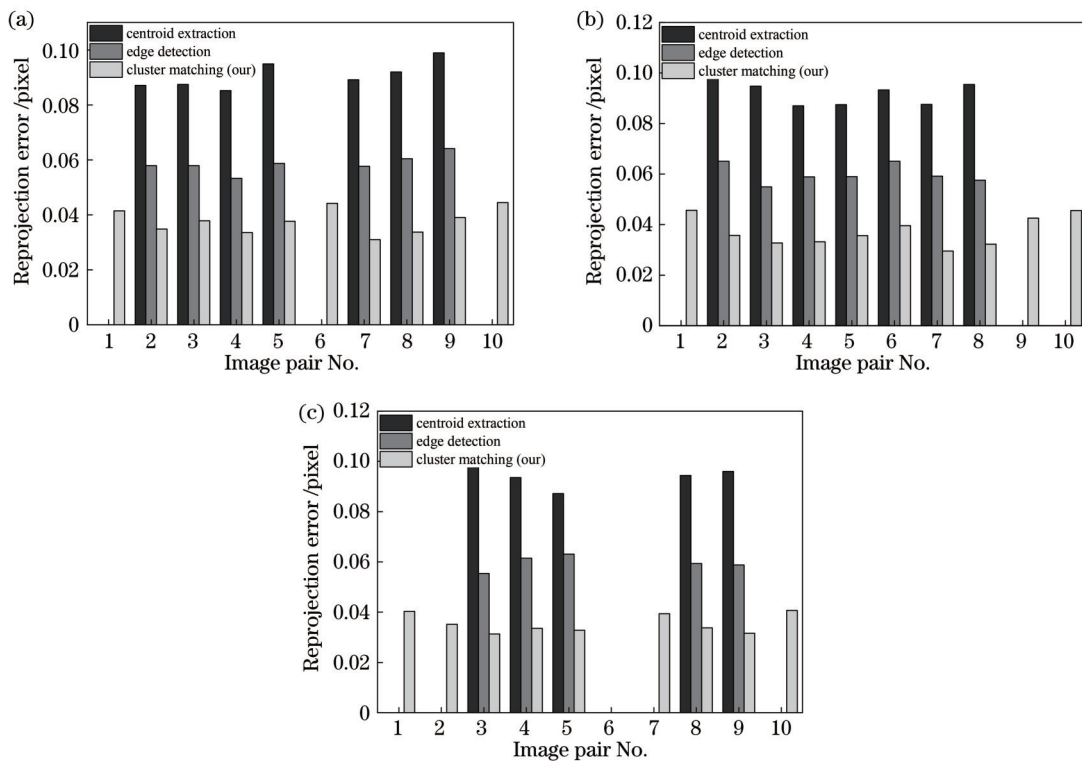


图 12 三次标定实验的重投影误差。(a)实验 1;(b)实验 2;(c)实验 3

Fig. 12 Reprojection errors of three calibration experiments. (a) Experiment 1; (b) experiment 2; (c) experiment 3



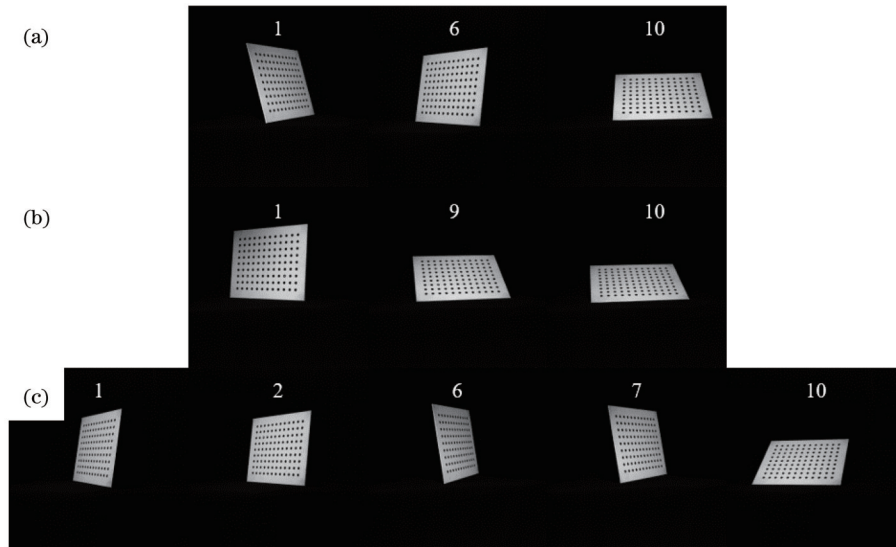


图 13 未检测成功的靶标图。(a)实验 1;(b)实验 2;(c)实验 3

Fig. 13 Undetected target images. (a) Experiment 1; (b) experiment 2; (c) experiment 3

### 4.3 分析与讨论

现有的靶标标定方法中,常用于检测靶标标识点的思路分为两类:一类是质心法,另一类是边缘检测法。这两类方法的共同特点是需要预先设置经验阈值来识别出靶标标识点。因此,当靶标图像出大倾角时,经验阈值法可能会失效。此外,对于投影偏差的校正

依赖对每张图像的检测精度。针对以上两个方面,本文提出了一种聚类匹配的靶标标识点检测方法,用于提高标定精度。通过第 4.1 节仿真靶标图和第 4.2 节的实验靶标图,共同验证了所提方法的优势,得到的重要结论数据总结见表 3 和表 4。

表 3 仿真结果统计

Table 3 Statistics of simulation results

Method	Error (mean±SD) /pixel	Max inclination angle /( $^{\circ}$ )	Time consuming /( $s \cdot frame^{-1}$ )
Centroid extraction	0.085±0.045	45 (pitch)	0.8
Edge detection	0.054±0.058	50 (pitch)	1.1
Cluster matching (our)	0.015±0.008	>70	5.7

表 4 实验标定结果统计

Table 4 Statistics of experimental calibration results

Method	Experiment	Mean error /pixel	Success rate /%
Centroid extraction	Experiment 1	0.090	70
	Experiment 2	0.092	70
	Experiment 3	0.094	50
Edge detection	Experiment 1	0.059	70
	Experiment 2	0.060	70
	Experiment 3	0.060	50
Cluster matching (our)	Experiment 1	0.035	100
	Experiment 2	0.037	100
	Experiment 3	0.038	90

根据仿真结果,本文方法的检测误差最小,平均误差仅为 0.015 pixel。本文方法的检测精度相较于质心提取法提升了 82%,相较于边缘检测法提升了 72%。本文方法的大倾角检测能力也得到大幅度提升,前两种方法在倾角大于 50°时检测失败,而本文方法的检测倾角均大于 70°。

根据实验标定结果,所提方法的倾角检测能力和

标定精度也明显优于质心提取法和边缘检测法。表 4 中统计了第 4.2 节三组实验过程中三种标定方法的平均重投影误差以及检测成功率。相较于质心提取法,所提方法的标定精度最大提升了 60%;相较于边缘检测法,所提方法的标定精度最大提升了 41%。此外,由于相机夹角的增大,实验三中出现大倾角视角的次数更多,相应的检测成功率也有所降低。但所提方法

的检测成功率均显著高于前两种方法。

然而,所提方法同样也存在一些局限性。目前,在识别靶标点的过程中,离群值的检测和剔除效果对最终的聚类结果影响较大。误检或漏检会使得基于聚类的靶标点识别方法不收敛。因此,减少混合边缘中离群值至关重要。为此,在未来的研究工作中,增加对待检测靶标图像的图像分割预处理会大大提高聚类识别算法的鲁棒性。

## 5 结 论

围绕双目相机标定中的大倾角靶标检测问题开展了相关研究,提出了一种聚类匹配检测法的双目相机标定方法,用于提高大倾角靶标的倾角检测能力和标定算法的精度。一方面,通过设计数据聚类检测算法,实现了无先验阈值参数的靶标标识点提取,提高了大倾角靶标图的检测能力。仿真标定结果显示,所提方法的倾角检测能力大于 $70^\circ$ 。同时,也在实验标定图中验证了所提方法相较于传统方法,大倾角的检测成功率提升显著;另一方面,提出的采用标识点的局部匹配思路代替直接检测,进一步提高了真实圆心的检测精度。仿真标定图的标定精度最大提升幅度为 $82\%$ ,实验中标定精度最大提升幅度为 $60\%$ 。仿真和实验结果均表明,所提方法可以显著提高双目相机对大倾角靶标的检测能力和标定精度。

### 参 考 文 献

- [1] 杨霏,殷玉龙,卢荣胜,等.基于方向性靶标和多约束优化的双目相机标定[J].光学学报,2022,42(8):0815002.  
Yang P, Yin Y L, Lu R S, et al. Binocular camera calibration based on directional target and multi-constraint optimization[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(8): 0815002.
- [2] 全燕鸣,覃镇波,李维诗,等.基于归一化算法的一维标定物多相机标定[J].光学学报,2019,39(4):0415001.  
Quan Y M, Qin Z B, Li W S, et al. Multi-camera calibration of one-dimensional calibration objects based on normalization algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(4): 0415001.
- [3] Melanitis N, Maragos P. A linear method for camera pair self-calibration[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2021, 210: 103223.
- [4] Zhang C F, Niu Y X, Zhang H, et al. Optimized star sensors laboratory calibration method using a regularization neural network[J]. Applied Optics, 2018, 57(5): 1067-1074.
- [5] 陈文艺,许洁,杨辉,等.基于深度学习的单张图像畸变校正[J].激光与光电子学进展,2020,57(24):241504.  
Chen W Y, Xu J, Yang H, et al. Distortion correction of single image based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241504.
- [6] Zhang Z, Zhao R J, Liu E H, et al. A single-image linear calibration method for camera[J]. Measurement, 2018, 130: 298-305.
- [7] 陈文艺,许洁,杨辉.利用双神经网络的相机标定方法[J].红外与激光工程,2021,50(11):20210071.  
Chen W Y, Xu J, Yang H. Camera calibration method based on double neural network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(11): 20210071.
- [8] Pan B. Digital image correlation for surface deformation measurement: historical developments, recent advances and future goals[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(8): 082001.
- [9] Zhang M, Cui J S, Zhang F R, et al. Research on evaluation method of stereo vision measurement system based on parameter-driven[J]. Optik, 2021, 245: 167737.
- [10] Ha M, Pham D, Xiao C Y. Accurate feature point detection method exploiting the line structure of the projection pattern for 3D reconstruction[J]. Applied Optics, 2021, 60(11): 2926-2937.
- [11] Qin J H, Li H, Xiang X Y, et al. An encrypted image retrieval method based on Harris corner optimization and LSH in cloud computing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 24626-24633.
- [12] 郎威,薛俊鹏,李承杭,等.基于旋转台参数标定实现多视角点云拼接[J].中国激光,2019,46(11):1104003.  
Lang W, Xue J P, Li C H, et al. Splicing of multi-view point clouds based on calibrated parameters of turntable [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(11): 1104003.
- [13] Bu L B, Huo H T, Liu X Y, et al. Concentric circle grids for camera calibration with considering lens distortion[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 140: 106527.
- [14] Ha H, Perdoch M, Alismail H, et al. Deltille grids for geometric camera calibration[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 5354-5362.
- [15] Yin X M, Li X, Zhao L P, et al. Adaptive thresholding and dynamic windowing method for automatic centroid detection of digital Shack-Hartmann wavefront sensor[J]. Applied Optics, 2009, 48(32): 6088-6098.
- [16] 高佳月,许宏丽,邵凯亮,等.基于局部边缘特征描述子的自适应边缘检测算法[J].中国激光,2020,47(6):0604003.  
Gao J Y, Xu H L, Shao K L, et al. An adaptive edge detection method based on local edge feature descriptor [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0604003.
- [17] Javed A, Lee H, Kim B, et al. Vibration measurement of a rotating cylindrical structure using subpixel-based edge detection and edge tracking[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 166: 108437.
- [18] Moru D K, Borro D. Analysis of different parameters of influence in industrial cameras calibration processes[J]. Measurement, 2021, 171: 108750.
- [19] 卢晓冬,薛俊鹏,张启灿.基于圆心真实图像坐标计算的高精度相机标定方法[J].中国激光,2020,47(3):0304008.  
Lu X D, Xue J P, Zhang Q C. High camera calibration method based on true coordinate computation of circle center[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3):

- 0304008.
- [20] Wang L, Yao H X, Cheng H D. Effective and automatic calibration using concentric circles[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 22(7): 1379-1401.
- [21] 吴建霖, 蒋理兴, 王安成, 等. 圆形标志投影偏心差补偿算法[J]. *中国图象图形学报*, 2018, 23(10): 1549-1557.
- Wu J L, Jiang L X, Wang A C, et al. Eccentricity error compensation for circular targets[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(10): 1549-1557.
- [22] 王靖, 魏亮, 向文豪, 等. 考虑圆形特征边缘模糊和偏心误差修正的高精度相机标定方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(12): 20210130.
- Wang J, Wei L, Xiang W H, et al. High-precision camera calibration method considering projected circular edge blur and eccentricity error[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(12): 20210130.
- [23] Ahn S J, Rauh W, Kim S I. Circular coded target for automation of optical 3D-measurement and camera calibration[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2001, 15(6): 905-919.
- [24] Ranganathan A. The Levenberg-Marquardt algorithm[J]. *Tutorial on LM algorithm*, 2004, 11(1): 101-110.
- [25] Lü J H, Lü M B, Xiao J Y, et al. A point tracking method of TDDM for vibration measurement and large-scale rotational motion tracking[J]. *Measurement*, 2022, 193: 110827.
- [26] Sinaga K P, Yang M S. Unsupervised K-means clustering algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 80716-80727.
- [27] Aranganayagi S, Thangavel K. Clustering categorical data using silhouette coefficient as a relocating measure [C]//*International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIMA 2007)*, December 13-15, 2007, Sivakasi, India. New York: IEEE Press, 2007: 13-17.
- [28] Huang J L, Zhu Q S, Yang L J, et al. A non-parameter outlier detection algorithm based on Natural Neighbor[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 92: 71-77.
- [29] Gao Y, Cheng T, Su Y, et al. High-efficiency and high-accuracy digital image correlation for three-dimensional measurement[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2015, 65: 73-80.
- [30] Luhmann T, Robson S, Kyle S, et al. *Close-range photogrammetry and 3D imaging*[M]. 3rd ed. Berlin: De Gruyter, 2020.