

基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定法

张致远**, 刘巍*, 张洋, 逯永康, 邸宏图, 叶帆, 贾振元

大连理工大学机械工程学院, 辽宁 大连 116024

摘要 针对工业环境下拍摄的大视场图像受噪声与畸变影响较大,使用传统匹配参数计算方法的精度无法满足现场测量需求的问题,提出一种基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定算法。设计了一种共线特征点布置方案,基于非度量校正完成了特征点坐标的畸变校正,并提出基于该布置方案的特征点识别匹配算法,通过分区域抽样一致性法实现匹配参数的高精度标定。实验结果表明,该算法匹配精度相较于传统方法提高了 51% 以上,能够满足工业环境下大视场图像匹配参数所需的精度要求。

关键词 机器视觉; 视觉测量; 匹配参数; 大视场; 非度量校正

中图分类号 O438

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0815004

Calibration Method for Large Field of View Image Matching Parameters Based on Non-Metric Correction

Zhang Zhiyuan**, Liu Wei*, Zhang Yang, Lu Yongkang, Di Hongtu, Ye Fan, Jia Zhenyuan

School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China

Abstract In order to solve the problem that images shot under industrial environment is considerably influenced by noise and distortion, precision of traditional algorithms for calibrating matching parameters cannot meet field measurement demand, a new method for calibrating large field of view image matching parameters based on non-metric correction is proposed. A layout plan of colinear feature points is designed, and based on non-metric correction, image coordinates of colinear feature points can be undistorted, which can be recognized and matched automatically with the aid of layout plan. Modified random sampling consensus algorithm based on regional division is proposed, and matching parameters can be calibrated. Experimental results show that matching precision is increased by 51% at least, which meets precision requirements under industrial environment.

Key words machine vision; vision measurement; matching parameter; large field of view; non-metric correction

OCIS codes 150.0155; 120.3180

1 引 言

双目视觉测量中左右图像对应基元的匹配是测量的关键问题。匹配算法主要分为已知标定信息和非标定情况下的对应点匹配法^[1]。前者通过高精度标定物标定左右相机的基本矩阵,进而建立左右采集图像的匹配关系;而后者直接通过不同角度的采集图像,利用图像灰度信息求取图像的匹配关系,该方法可通过图像信息直接进行匹配,但是特征难以精确提取,匹配精度有限。因此,在工业测量中,为实现双目视觉的精确测量,通常采用已知标定信息

的对应点匹配法实现左右相机采集图像的匹配。对于面向双目视觉的几何量精密测量,往往采用简化图像特征提高测量精度,即利用点、线等基础形状增强被测零件的几何量特征信息。为保证左右图像对应特征的匹配精度,需高精度标定左右相机的匹配参数(基本矩阵),以建立左右相机的极线关系,进而实现特征匹配^[2-3]。

随着现代工业现场零件测量需求的变化,基于双目视觉的几何量精密测量不再局限于可控环境下小尺寸零件的测量,而是需要实现大视场复杂环境下大型零件的精密测量。由于测量视场的增大,采

收稿日期: 2018-04-23; 修回日期: 2018-05-19; 录用日期: 2018-06-07

基金项目: 国家 973 计划(2014CB046504)、国家自然科学基金优秀青年科学基金项目(51622501)、国家自然科学基金创新研究群体项目(51621064)

* E-mail: 2007@dlut.edu.cn; ** E-mail: zzy5025095@mail.dlut.edu.cn

用广角镜头易导致图像畸变增大,同时受现场的粉尘、反光等复杂环境影响,图像噪声将更严重。因此,研究大视场图像畸变及复杂环境噪声的双目视觉匹配参数标定方法对于确保双目视觉测量精度具有重要意义^[4]。

目前,学者们主要研究的图像匹配参数标定方法有三类:直接标定法、线性法与稳健性法^[5]。直接标定法根据左右相机的内外参数标定结果^[1],直接计算匹配矩阵,该方法依赖于相机内外参数的标定结果,且涉及多重坐标转换,极易引入误差,匹配参数的标定精度较差;线性法以七点法和八点法^[6]为典型算法,通过已知的七个及以上对应点进行线性计算求取基本矩阵,由于其基于初始对应点集进行计算,因此对图像的噪声及初始点集的误匹配十分敏感,计算精度较差;稳健算法主要包括最小中位数平方(LMedS)算法^[7]估计、随机抽样一致性(RANSAC)算法^[8]和最大后验一致性(MAPSAC)算法^[9]等,该类算法首先通过随机抽样剔除初始对应点集中误差较大的点对,再通过线性法对获得的局内对应点集计算基本矩阵,稳健性法能有效降低对初始对应点集噪声及误匹配的敏感程度,并提高匹配精度,但该方法运算数据量大,算法运算时间长,且易于受局部特征点影响,陷入局部最优解。

针对上述问题,国内外学者也进行了积极讨论。Choi等^[10]提出了一种基于移动物体检测的基础矩阵估计算法,通过Harris角点检测法确定运动物体的角点,并利用锥形Lucas-Kanade光流算法估算其运动趋势,最终基于RANSAC算法估算出单目相机对于移动物体的基本矩阵;唐永鹤等^[3]提出了一种应用序贯相似检测的基本矩阵快速算法,在最大后验一致性(MAPSAC)算法中引入了序贯相似(SSDA)搜索最优模型参数,及时剔除错误模型减少迭代次数,实现了快速稳健的基本矩阵计算;向长波等^[11]以点到极线的距离为最优量度标准,采用贪心策略在局内点集中寻找最优子集,以获取基本矩阵最优解;黄春燕等^[12]为提高基本矩阵求解精度,提出了一种基于加权策略的改进RANSAC算法,将局内点占全部对应点的比例作为权重函数自变量,利用本质矩阵两个非零奇异值相等的特性与其和基本矩阵的关系,改进RANSAC算法,使基本矩阵计算精度更高。

然而,相关研究中的标定方法并未对大尺寸零件测量中图像畸变大、环境噪声强等因素影响匹配参数标定精度的问题开展讨论;另外,在工业测量过

程中,需同时保证匹配运算速度和相机采集空间内全局范围的匹配精度,而相关研究主要聚焦于如何提高稳健性匹配算法的运算速度,未虑及大视场工业测量中快速、全局高精度的匹配参数的需求。为此,本文提出一种基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定法,设计了一种用于大视场工业环境下的平行共线特征点布置方式,并提出特征点自动识别匹配算法,再基于非度量校正高精度提取特征信息,进而采用改进的RANSAC算法实现匹配参数的高精度标定,实验结果验证了该方法的有效性。

2 基本原理

双目图像匹配参数的计算,需要构建一个由左右图像中的特征点构成的对应点集,而在大视场工业环境下,初始图像点集的噪声与畸变严重影响左右图像的匹配参数标定精度。为提高大视场环境下双目相机的匹配参数标定精度,利用图像中的共线特征设计一种共线特征点的布局方式,结合共线约束进行特征点的非度量标定,以减少初始点的畸变;利用共线约束实现左右图像特征点的自动匹配,以减小初始点集匹配过程中的人工操作时间,保证左右图像特征点的匹配准确率;利用基于分区域随机抽样算法有效选取特征点,以精确标定双目相机的匹配参数。

2.1 特征点分布方案设计

大视场测量图像具有较大程度的畸变,被测特征点将偏离理论位置,而在匹配参数标定过程中需基于特征点的坐标进行参数计算。因而,必须对被测特征点进行畸变校正,减少引入误差。在图像采集过程中,被测点的直线特征应保持其共线特性。因此,本文设计了一种基于共线特性的特征点布局方法,并利用直线约束对图像畸变进行有效校正。同时,在标定过程中需一组已完成匹配的对应点集,结合共线特征点的直线约束自动提取及匹配左右图像特征点。特征点的布局方案如图1所示。

为保证特征点具有一定的深度信息,应在非共面平面设计共线特征点,根据测量视场的不同,需要令特征点布置尽量充满视场以满足视场内各个位置上匹配参数的标定精度要求。因此,所设计的共线直线具有多特征点,且应尽量保持平行,每行特征点数据量相同,确定双目相机与共线靶标行特征点布置物的摆放位置后,图像中两个非共面平面上的各行共线特征点所在直线互不相交。根据测量现场的视场范围,合理选择每行 n 个共线特征点,共 N 个

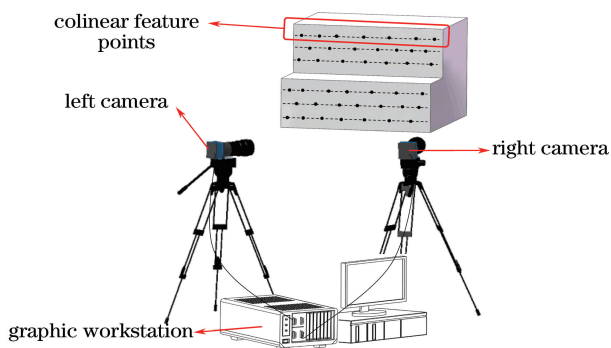


图 1 特征点布置方案示意图

Fig. 1 Layout strategy of feature points

特征点进行计算。采用双目相机同步采集所设计的特征点图像,根据特征点直线特性、数量的先验信息进行左右特征点的自动匹配,并基于直线约束进行非度量校正,进而根据所特征点集完成匹配参数标定。

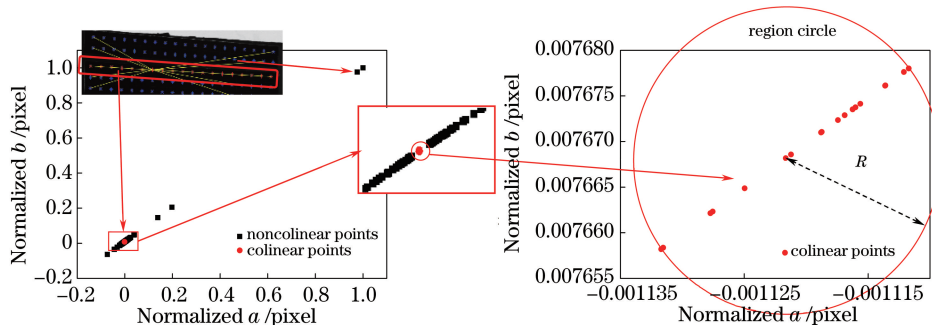


图 2 霍夫空间共线特征点分布图

Fig. 2 Distribution of feature points in Hough space

为识别其共线点即霍夫空间内微小范围内波动的红色点集,利用一种基于区域圆内迭代优化的共线特征点识别与匹配方法,具体方法如下。

1) 从图像获取的特征点集 $N[(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_q, y_q), \dots, (x_N, y_N)]$ 中,任取一点 $q(x_q, y_q)$,通过霍夫变换在霍夫空间内构成直线 $b = -x_q a + y_q$ 。

2) 该直线与其余 $N - 1$ 个点在霍夫空间内的所构成直线分别交点为 $(a_{q1}, b_{q1}), (a_{q2}, b_{q2}), \dots, (a_{q(q-1)}, b_{q(q-1)}), (a_{q(q+1)}, b_{q(q+1)}), \dots, (a_{qN}, b_{qN})$ 。

3) 以其中某一点 $(a_{qi}, b_{qi}) (i \in [1, N]$ 且 $i \neq q)$ 为圆心,向外作半径为 R_{qi} 的圆,使得此时有 $n - 2$ 个其他交点包含在该圆内(含圆弧),如图 2 所示。

4) 遍历 $i = 1 \sim N (i \neq q)$ 情况下所有的 R_{qi} ,计算最小半径 R_{qm} ,保存与其对应的圆心 (a_{qm}, b_{qm}) 与包含在最小圆内的 $n - 2$ 个交点 $[(a_{qin1}, b_{qin1}), (a_{qin2}, b_{qin2}), \dots, (a_{qin(n-2)}, b_{qin(n-2)})]$,于是,这 $n - 1$

2.2 标定特征点的自动识别与匹配

在现场环境中,由于测量时间有限,为避免过多的人为操作,减少标定的操作时间,提高标定操作稳定性,利用所设计标志点的直线信息,基于霍夫变换并修正其转换偏差,实现标定特征点的自动识别与匹配。

霍夫变换是一种从图像中检索直线的经典算法^[13]。特征点图像坐标为 (x, y) ,经过霍夫变换转化为霍夫空间内的直线 $b = -xa + y$,理论上,与该直线共线的点在霍夫空间内应交于同一点 (a_c, b_c) 。但实际情况下存在噪声、畸变等影响,如图 2 所示,图中黑色点为某一特征点与非共线的所有点对应的霍夫空间直线的交点,红色点为该点对应的霍夫空间直线与其共线点所对应的霍夫空间直线的交点,可见受到噪声、畸变等影响在同一直线上的共线点在霍夫空间中并非交于一点,而是在微小范围内波动。

个交点对应的笛卡尔坐标系下的点 $[(x_q, y_q), (x_{in1}, y_{in1}), (x_{in2}, y_{in2}), \dots, (x_{in(n-2)}, y_{in(n-2)})]$ 即为识别出来的与 (x_q, y_q) 共线的特征点。

5) 将 4) 中识别出的共线特征点从总特征点集中删除,重复 1) ~ 4) 步,直到识别出各行共线特征点。

6) 由于各行特征点所共直线近似平行,因此针对任取的特征点进行计算时,霍夫空间内的微小范围波动点集有且只有一组,将该行特征点图像以 x 坐标进行排序,对各行首个共线特征点进行基于 y 坐标的快速排序,以匹配左右图像中的共线点行,便可针对该行特征点进行左右图像顺序匹配,识别出各行共线特征点后,即可进行基于直线约束的非度量校正。

2.3 基于非度量校正的特征点精确提取

由于镜头等硬件制造偏差,采集图像通常具有一定的畸变,特别是大视场测量中所采用的短焦镜头会

导致图像畸变更明显。由于畸变的影响,图像中的特征点将偏离理想小孔成像中的理论位置,具有一定的偏差,从而影响匹配参数的标定精度^[14-15]。传统方法通常利用特征点间的欧氏距离建立约束条件,实现特征点的畸变校正^[16-17]。大视场图像采集受制于标定物制造工艺及费用的限制,难以制造大尺寸且具有准确特征点间距离的标定物,仅可以利用特征点的直线信息构建标定物的特征,并基于不利用特定距离的非度量标定实现特征点的畸变校正^[18]。

镜头畸变由光心偏移、径向畸变和切向畸变组成^[18]。本文主要校正大视场图像中的径向与切向畸变进行。假设投影到成像平面的点 p' ,畸变后提取点为 p , p 在光心坐标系和笛卡尔坐标下的坐标分别为 (r, φ) 和 (\bar{x}, \bar{y}) ; p' 的在光心坐标系和笛卡尔坐标下的坐标分别为 (r', φ') 和 (\bar{x}', \bar{y}') 。

1) 径向畸变

图像点沿径向产生的畸变为径向畸变,在笛卡尔坐标下径向畸变可表示为

$$\Delta r(p) = \sum_{i=1}^{\infty} C_{2i+1} r^{2i+1},$$

$$r = \sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}, \tan(\varphi) = \bar{y}/\bar{x}, \quad (1)$$

式中 $\Delta r(p)$ 为 p 点的径向畸变, C_{2i+1} 为径向畸变系数,由于高次项对于畸变影响过小,可以忽略高于 5 次的高次项^[19],则径向畸变可改写为

$$\Delta r(p) \approx C_3 r^3 + C_5 r^5. \quad (2)$$

2) 切向畸变

切向畸变是由镜头的非正交性构造所产生,可使用 Conrady 模型将切向畸变描述为

$$\Delta T_x(p) = \{P_1 r^2 [1 + 2 \cos^2(\varphi)] + 2P_2 r^2 \sin(\varphi) \cos(\varphi)\} \cdot \left(1 + \sum_{i=1}^{\infty} P_{i+2} r^{2i}\right), \quad (3)$$

$$\Delta T_y(p) = \{P_2 r^2 [1 + 2 \sin^2(\varphi)] + 2P_1 r^2 \sin(\varphi) \cos(\varphi)\} \cdot \left(1 + \sum_{i=1}^{\infty} P_{i+2} r^{2i}\right), \quad (4)$$

式中 $\Delta T_x, \Delta T_y$ 分别为 p 点沿 x, y 方向的切向畸变, P_1, P_2, P_{i+2} 为切向畸变系数,同样地,高次项 P_{i+2} 可忽略不计。

根据所设计特征点的直线信息,引入直线约束对标定特征点进行进一步校正,提高标定特征点的提取精度。

首先,选取一行尚未进行非度量校正的平行共线点 $\{q = (r_q, \varphi_q)\}$,令畸变系数初值为 $[C_3, C_5, P_1, P_2] = [0, 0, 0, 0]$,通过畸变模型校正后获得新点集 $\{q' = (r'_q, \varphi'_q)\}$;采用最小二乘法拟合 $\{q' = (r'_q, \varphi'_q)\}$ 所共直线方程 $\{l\}$,如图 3 所示,根据共线特征点布置方案,可知共有 N/n 组共线点,每组 n 个特征点相互共线;通过迭代搜索算法,最小化各组共线点 $\{q' = (r'_q, \varphi'_q)\}$ 与其拟合直线 $\{l\}$ 的平方距离之和:

$$e_l = \sum_{l=1}^{N/n} \sum_{q=1}^n \{ \{ \cos(\varphi_q) [\Delta r(q)] + \Delta T_x(q) \} \sin(\varphi_l) - \{ \sin(\varphi_q) [\Delta r(q)] + \Delta T_y(q) \} \cos(\varphi_l) + r_l \}^2, \quad (5)$$

式中 φ_l 为拟合直线 l 与光心坐标系横轴的夹角, r_l 为拟合直线 l 到光心的距离,由(5)式即可获得最终的畸变系数 $[C_3, C_5, P_1, P_2]$ 。

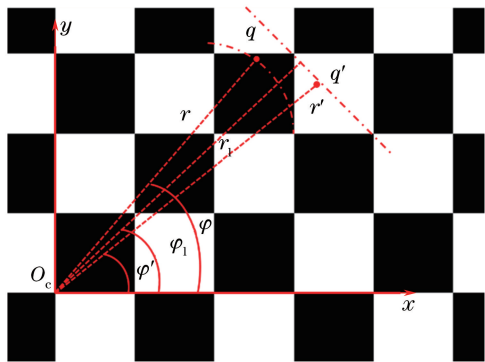


图 3 单点畸变校正示意图

Fig. 3 Schematic of single point distortion correction

通过非度量标定所得的畸变参数,对特征点集进行畸变校正,构成用于标定匹配参数的初始特征对应点集 $Q\{q = (x, y)\}$ 。

2.4 分区域 RANSAC 基本矩阵算法

双目视觉测量的匹配参数由基本矩阵表征。对于某三维空间坐标点,其坐标为 $M(X_M, Y_M, Z_M)$,在双目相机的成像平面内,图像齐次坐标分别为 $m(x, y, 1), m'(x', y', 1)$,则对极几何约束可表达为

$$m \cdot \mathbf{F} \cdot (m')^T = 0, \quad (6)$$

式中 \mathbf{F} 为双目系统的基本矩阵, $l_m = m^T \mathbf{F}$ 为左图像对应点在右图像中呈现的极线 l_m' ,右图像对应点 m' 在理论情况下必处在该极线 l_m' 上^[1,20],如图 4 所示。

为精确标定匹配参数,实现视觉测量中高精度极线匹配,通常采用 RANSAC 算法进行基本矩阵

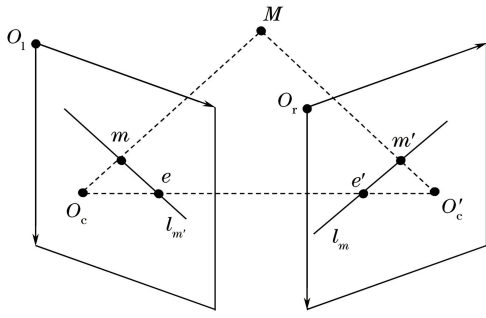


图 4 对极几何示意图

Fig. 4 Schematic of epipolar geometry

计算。RANSAC 算法具有高稳健性和高精度的优势,但抽样结果数量较多,运算时间较长,且极易陷入局部最优的情况,需要选取合适的迭代次数才能进行针对图像的全局空间标定^[5]。因此,提出一种分区域抽样提取算法,通过区域特征点的抽样选取,减小抽样数据量,加快迭代计算速度,同时特征点可均匀分布于全局图像中,能够避免局部区域取样的情况,使基本矩阵计算的稳健性更高,如图 5 所示。

1) 将初始特征对应点集 $Q\{q=(x,y)\}$ 按行平均分为 s 个区,平均从各区中随机抽取 $8/s$ 组,共 8

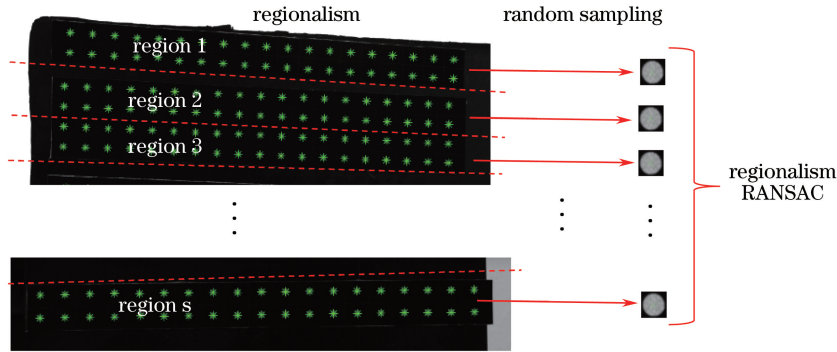


图 5 RANSAC 算法原理

Fig. 5 Principle of RANSAC method

组对应点,通过迭代优化最小化以计算该次抽样所对应的的基本矩阵 F_j ,即

$$\min_{F_j} \sum_{i=1}^8 (m_i \cdot F_j \cdot m_i'^T), \quad (7)$$

式中 j 为当前迭代次数, m_i 为随机抽样第 i 组对应点的左图像齐次坐标, m_i' 为其对应的右图像齐次坐标。

2) 计算初始点集内每对对应点到各自极线的平方距离 d_i , 其表征 F_j 对该点对的匹配程度。

3) 以 2) 的结果为 F_j 划分其对应局内点与局外点,则有

$$C = \sum_{i=1}^N \rho(d_i), \rho(d_i) = \begin{cases} 1, & d_i < T \\ 0, & d_i \geq T \end{cases}, \quad (8)$$

式中 C 为 F_j 所对应的局内点数量, T 为距离阈值,按精度要求,设定为 $T=0.5$ pixel。

4) 重复 1)~3) 步,直到局内点数量占比达到期望的阈值,并记录该组局内特征对应点集为 Q_{in} , 此时局内点数量为 C_{in} 。

5) 对 Q_{in} 内所有的对应点,通过 (7) 式 ($i \in [1, C_{in}]$) 计算最优基本矩阵 F 。

获取初始对应特征点集后,通过分区域抽样提

取算法,每次迭代在每区域抽样选取 $8/s$ 个特征点计算基本矩阵。在抽样效率上,相比经典 RANSAC 算法抽样总数量从 A_N^8 减少到 $(n/8)^8$, 减少了必需的抽样次数与相应的迭代次数。

3 实验结果与分析

根据基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定算法开展相关验证实验,并与传统基本矩阵计算方法—直接标定法、RANSAC 算法以及线性八点法进行对比。根据所设计的共线特征点布局方式,搭建大视场图像匹配参数标定验证系统,如图 6 所示。双目相机 (VA-29MC-M/C5, Vieworks 公司, 韩国) 的有效分辨率为 $4076 \text{ pixel} \times 3092 \text{ pixel}$, 选用焦距为 35 mm 的广角镜头, 相机采集视场和图像分辨率均可满足测量需求。共线特征标定靶标如图 6 所示, 特征点采用直径为 6 mm 的圆形标志点, 每行特征点满足直线约束, 每行特征点为 19 个, 标定靶标共有 304 个特征点, 特征点分布于两个非共面平面。实验过程中采用灰度重心法提取特征点圆心的图像像素坐标, 该方法为亚像素提取满足测量精度要求。

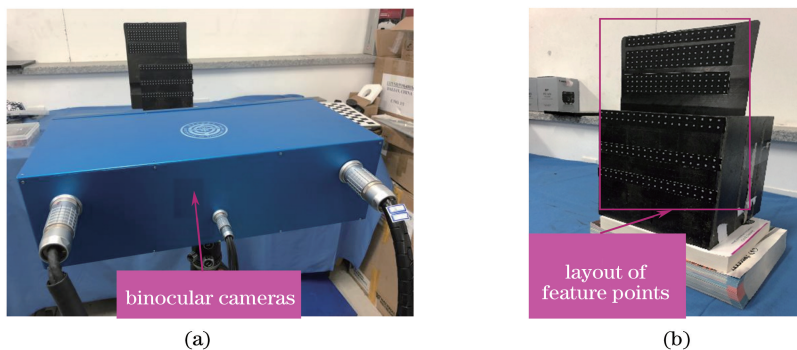


图 6 实验系统示意图。(a)双目相机;(b)标定靶标

Fig. 6 Schematic of experimental system. (a) Binocular camera; (b) calibration target

3.1 特征点自动识别、匹配与提取结果

应用所搭建的双目视觉系统对标定靶标进行采集,左右相机所采集的图像如图 7 所示。采用 2.2 节中的标定特征点自动识别与匹配方法对标定靶标上的特征点进行匹配,匹配过程与结果如图 7 所示。其中,图 7(a)给出了通过霍夫空间中的微小波动区

域识别出各行共线特征点集;图 7(b)所示为识别出的各行共线特征点并基于 x 坐标进行快速排序的结果;图 7(c)所示为基于 y 坐标进行快速排序以匹配各行共线特征点的首个特征点的结果;图 7(d)所示为各个特征点高稳健性一一匹配的效果,匹配成功率为 100%。

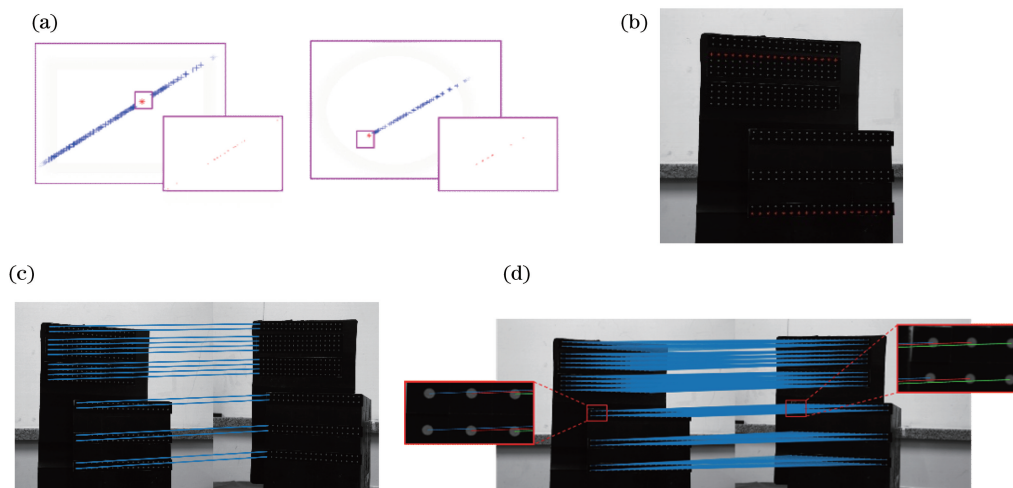


图 7 匹配结果示意图。(a)微小波动区域识别;(b)共线特征点识别;(c)各行首特征点匹配;(d)特征点匹配结果

Fig. 7 Matching results. (a) Small fluctuation area identification; (b) collinear feature point identification; (c) feature point matching results

3.2 双目图像匹配参数标定精度验证

采用基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定算法进行基本矩阵计算。在获取初始对应特征点集后,通过基于 RANSAC 算法思想的分区域抽样提取算法,每次迭代在每相邻两行随机抽取一个特

征点,共 8 个点(符合按照每个区域的随机抽样 $8/s$ 个特征点的原则)进行基本矩阵计算,并与经典 RANSAC 算法、直接标定法和线性八点法进行比较。其中,特征点坐标提取结果与非度量校正结果如表 1 所示;基本矩阵的计算结果如表 2 所示。

表 1 特征点坐标提取与非度量校正结果

Table 1 Results of feature points extraction and nonmetric correction

Point number	Left image /pixel	Right image /pixel	Corrected left image /pixel	Corrected right image /pixel
1	(1146.3296,491.7768)	(840.5358,447.0849)	(1142.8455,488.4470)	(835.2091,442.9604)
2	(1149.5898,413.0614)	(842.9693,373.3974)	(1145.9285,409.1640)	(837.2593,368.5852)
3	(1233.4019,497.7639)	(917.1522,447.4341)	(1230.5533,494.6613)	(912.6476,443.4858)
304	(3278.3531,2642.6279)	(2587.0324,2562.6324)	(3284.9730,2649.5132)	(2588.7491,2566.4980)

表 2 基本矩阵计算结果对比
Table 2 Comparison of fundamental matrices results

Method	Fundamental matrix
Proposed method	$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -3.2069 \times 10^{-9} & 4.0815 \times 10^{-7} & -5.9270 \times 10^{-4} \\ 3.7207 \times 10^{-6} & -3.3833 \times 10^{-8} & -0.0139 \\ -5.9749 \times 10^{-4} & 0.0122 & 0.9998 \end{bmatrix}$
Classic RANSAC	$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -3.6104 \times 10^{-9} & 3.2269 \times 10^{-7} & -4.4663 \times 10^{-4} \\ 4.2009 \times 10^{-7} & -3.3961 \times 10^{-8} & -0.0130 \\ -6.6870 \times 10^{-4} & 0.0114 & 0.9998 \end{bmatrix}$
8-point	$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -1.7171 \times 10^{-9} & 3.6731 \times 10^{-7} & -5.2393 \times 10^{-4} \\ 3.7925 \times 10^{-7} & -2.9383 \times 10^{-8} & -0.0130 \\ -6.0924 \times 10^{-4} & 0.0114 & 0.9999 \end{bmatrix}$
Calibration method	$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 3.7275 \times 10^{-9} & -5.1012 \times 10^{-7} & 7.4736 \times 10^{-4} \\ -4.5940 \times 10^{-7} & 4.1281 \times 10^{-8} & 0.0172 \\ 7.3055 \times 10^{-4} & -0.0152 & -0.9997 \end{bmatrix}$

为分析所标定的基本矩阵的计算结果准确性,同时虑及匹配参数的最终标定结果要用于视觉测量的需要,而不是仅在所提取特征点的两个平面内满足匹配参数精度要求,利用双目相机采集具有标准距离的棋盘格标准物,将采用 Harris 角点提取法提取棋盘格 88 个角点的结果作为实验数据。其中,三种算法对于各个棋盘格角点到其对应极线的距离误差结果如图 8 所示;基于所标定的基本矩阵计算棋盘格角点到对应极线的距离均值和标准差以评价算法精度,结果如表 3 所示。

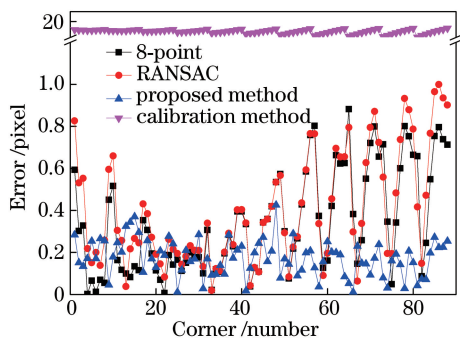


图 8 不同方法下棋盘格角点到对应极线距离偏差
Fig. 8 Distance bias of corner point and epipolar line with different methods

精度结果不同的原因主要是:经典 RANSAC 算法未虑及畸变造成的坐标偏移对最终结果的影响,且抽样效率较低导致迭代次数增加;八点法中所有初始对应特征点的坐标与匹配信息均影响最终结果的精度,因此无法处理因噪声、畸变和误匹配等原因造成

表 3 匹配误差对比
Table 3 Comparison of matching error

Method	Average /pixel	Standard deviation /pixel
Proposed method	0.1746	0.0861
Classical RANSAC	0.4917	0.4942
8-point	0.3419	0.2487
Calibration method	10.0041	2.0401

的局外对应特征点集;而直接标定法累积误差较大,计算结果稳健性与精度均不符合现场实验要求;本文方法通过局外点剔除、畸变校正与改进抽样方式等过程,能够获得精度更高的匹配参数。实验结果验证,本文方法将点到对应极线间的平均距离缩小到 0.1746 pixel 以内,标准差达到 0.0861 pixel,精度相较于传统算法至少提高了 51%。

4 结 论

提出了一种基于非度量校正的大视场图像匹配参数标定法。采用所设计的共线靶标,基于特征点的共线约束实现了用于初始对应点集的畸变校正和自动识别与匹配,应用分区域 RANSAC 算法完成了工业环境下大视场相机的匹配参数高精度标定。实验结果表明,所提方法将点到对应极线间的平均距离缩小到了 0.1746 pixel 以内,标准差达到 0.0861 pixel,完全满足工业环境下大视场视觉测量需求,并且特征点布置方案简单易行,针对工业环境下大视场图像匹配参数的标定具有较好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Li G D, Tian G H, Wang H J, *et al.* Euclidean epipolar rectification frame of weakly calibrated stereo pairs[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(7): 1955-1961.
李国栋, 田国会, 王洪君, 等. 弱标定立体图像对的欧氏极线校正框架[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1955-1961.
- [2] Long C Y, Zhu J G, Guo Y, *et al.* Correspondence method based on spatial intersection in portable visual metrology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(8): 0815001.
隆昌宇, 郑继贵, 郭寅, 等. 移动视觉测量中基于空间交会的匹配方法[J]. *光学学报*, 2014, 34(8): 0815001.
- [3] Tang Y H, Hu X F, Lu H Z. Fast and robust fundamental matrix estimation based on SSDA [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(11): 2759-2766.
唐永鹤, 胡旭峰, 卢焕章. 应用序贯相似检测的基本矩阵快速鲁棒估计[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(11): 2759-2766.
- [4] Deriche R, Zhang Z, Luong Q T, *et al.* Robust recovery of the epipolar geometry for an uncalibrated stereo rig [C] // *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 1994: 567-576.
- [5] Armangué X, Salvi J. Overall view regarding fundamental matrix estimation[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(2): 205-220.
- [6] Hartley R I. In defense of the eight-point algorithm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 580-593.
- [7] Zhang Z Y. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 27(2): 161-195.
- [8] Torr P H S, Murray D W. The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 24(3): 271-300.
- [9] Torr P H S. Bayesian model estimation and selection for epipolar geometry and generic manifold fitting [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(1): 35-61.
- [10] Choi Y, Park J H, Lee S M, *et al.* An efficient fundamental matrix estimation for moving object detection[J]. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 2017, 4(9): 1089-1092.
- [11] Changbo X B, Liu T H, Song J Z. A robust greedy algorithm for estimating the fundamental matrix[J]. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 2007, 19(5): 651-655.
向长波, 刘太辉, 宋建中. 基本矩阵的鲁棒贪心估计算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, 19(5): 651-655.
- [12] Huang C Y, Han X, Han H Y. Application of improving RANSAC method in fundamental matrix [J]. *Computer Engineering and Design*, 2015, 36(3): 738-741.
黄春燕, 韩燮, 韩慧妍. 改进的 RANSAC 方法在基础矩阵中的应用[J]. *计算机工程与设计*, 2015, 36(3): 738-741.
- [13] Rosten E, Loveland R. Camera distortion self-calibration using the plumb-line constraint and minimal Hough entropy [J]. *Machine Vision and Applications*, 2011, 22(1): 77-85.
- [14] Zhang Q, Dong Y, Li H B, *et al.* Underwater curve constraint model based on non-parallel binocular vision [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(3): 0315001.
张强, 董玉, 李海滨, 等. 非平行双目视觉系统水下成像的极线约束模型[J]. *光学学报*, 2016, 36(3): 0315001.
- [15] Cheng M J, Shen X J, Xiao J J, *et al.* Three-dimensional calibration of fisheye camera based on laser scanner[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0315001.
程梦娇, 申夏晶, 肖江剑, 等. 基于激光扫描的鱼眼相机三维标定方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(3): 0315001.
- [16] Zhang Z. On the epipolar geometry between two images with lens distortion [C] // *Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition*, 1996, 1: 407-411.
- [17] Ricolfe-Viala C, Sanchez-Salmeron A J, Valera A. Efficient lens distortion correction for decoupling in calibration of wide angle lens cameras [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(2): 854-863.
- [18] Swaminathan R, Nayar S K. Nonmetric calibration of wide-angle lenses and polycameras [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(10): 1172-1178.
- [19] Brown D C. Decentering distortion of lenses [J]. *Photogrammetric Engineering*, 1966, 32: 444-462.
- [20] Xue H. Research on vision based localization using epipolar geometry [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
薛昊. 基于对极几何理论的视觉定位算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.