

文章编号 1004-924X(2019)08-1745-09

变异机制粒子群优化的摄像机内参数校准

周 婧*, 张小宝, 白云龙

(吉林农业大学 信息技术学院, 吉林 长春 130118)

摘要:针对大空间单目视觉系统中摄像机内参数校准精度对整体测量精度影响较大这一问题,本文提出一种基于变异机制粒子群优化(MMPSO)算法的摄像机内参数虚拟三维校准方法。该方法基于分阶段最优化思路,通过建立摄像机成像模型对摄像机外参数及部分内参数进行初始值估计,再通过 MMPSO 算法对内参数进行优化校准确定最终的结果。实验中为了提供精确的校准控制点,搭建了校准硬件平台,将红外发光二极管固定于三坐标测量机测头上并跟随测头移动,构造一个大空间虚拟三维校准板。实验结果表明:主要的 10 个内参数均达到测量精度要求的数量级,验证了该方法的有效性。通过单目视觉坐标测量系统对两种校准方法所得结果进行等距测量实验,基于 Janne Heikkila 的三维校准法的总体标准差为 0.112 mm,基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法的总体标准差为 0.084 mm。通过对比实测数据标准差,可以证明本文提出的校准方法稳定性更好,精度更高。该方法能够满足大空间单目视觉坐标测量系统对摄像机内参数精度的要求,对视觉坐标测量技术领域的摄像机校准等非线性优化问题具有一定指导作用。

关键词:视觉测量;摄像机模型;变异机制粒子群优化算法;内参数校准

中图分类号:TH741 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192708.1745

Mutation mechanism particle swarm optimization for camera internal parameter calibration

ZHOU Jing*, ZHANG Xiao-bao, BAI Yun-long

(College of Information Technology, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China)

* Corresponding author, E-mail: orchid_79@163.com

Abstract: To solve the problem that the calibration accuracy of internal parameters of the camera in the large-size single-camera vision system has great influence on the overall measurement accuracy, this paper presents a virtual stereo calibration method for the internal parameters of the camera based on the Mutation Mechanism Particle Swarm Optimization (MMPSO) algorithm. The method is based on a two-stage optimal strategy. Firstly, a camera imaging model is established to estimate the initial values of the external parameters and some internal parameters. Then, the internal parameters are optimized and calibrated by the MMPSO algorithm to determine the final result. To provide accurate calibration control points, a calibration hardware platform was built. An infrared light-emitting diode was fixed on the measuring head of a three-coordinate measuring machine (CMM), which drove the diode to move, and a large-space virtual three-dimensional calibration board was constructed. The experimental results showed that all of the 10 main internal parameters reached the order of magnitude requested by the measurement accuracy, which validated the effectiveness of the method. The results

收稿日期:2019-04-28;修订日期:2019-06-10.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 31801753);吉林省教育厅科学技术研究项目(No. 2015202)

of two calibration methods were measured by equidistant measurement with the single-camera vision coordinate measurement system. The population standard deviation of the three-dimensional calibration method of Janne Heikkila was 0.112 mm, but the population standard deviation of the virtual stereo calibration method based on the MMPSO algorithm was 0.084 mm. The comparison of the standard deviations of the measured data proves that the proposed calibration method is more stable and accurate. This method can meet the requirements of the large-space single-camera vision measurement system for the accuracy of camera parameters, and it has a certain guiding effect on nonlinear optimization problems such as camera calibration in the field of visual coordinate measurement technology.

Key words: visual measurement; camera model; Mutation Mechanism Particle Swarm Optimization (MMPSO) algorithm; internal parameters calibration

1 引言

大空间视觉坐标测量技术^[1]属于精密测量技术领域,是飞机、动车、汽车制造等的研发核心。该项技术需要在保证测量精度的同时提高测量灵活性。视觉坐标测量系统的测量原理^[2]是通过摄像机对空间物体的拍摄,得到它在二维平面的像点坐标信息,通过建立模型后坐标系之间的几何关系和摄像机参数,确定被测物体的三维几何信息。对摄像机参数进行校准,特别是对内参数的校准,可有效提高三维测量精度。摄像机校准就是通过相等或更高精度的测量仪器建立校准平台,来获取表征成像模型的摄像机参数的过程。

根据校准过程中参数计算方法的不同,摄像机校准技术可以分为线性校准方法^[3]和非线性校准方法^[4-5]两类。目前,视觉坐标测量领域中应用最广泛的一种校准方法是分阶段最优方法,即利用线性方法求解出的部分摄像机参数,作为后续非线性算法的初值;摄像机成像过程中的畸变因素通过非线性算法进行修正后,求解出系统所需的校准参数。此方法将线性方法与非线性方法的优点结合,达到即快速又准确的计算需求。然而,这里的非线性优化方法普遍存在易陷入局部最优的缺陷。因此,本文在分阶段最优化的基础上,引入改进的非线性优化算法,即带有变异机制的粒子群算法^[6-7],改善非线性优化算法的缺陷。同时,摄像机校准需要搭建硬件平台,提供校准控制点。目前的校准硬件平台常采用二维校准板^[8-9]法和三维校准板^[10]法。其中,二维校准板法操作简单、灵活,但精度较低;三维校准板法校准精度

较高,但模板的加工制作过程和校准过程都比较复杂、费时。本文在分阶段最优思路的基础上,引入带有变异机制的粒子群优化算法对摄像机内参数进行校准;并利用虚拟三维校准板方法搭建校准平台,建立校准控制点,在保证校准精度的同时使校准过程更加灵活、方便。该方法可以扩展到视觉测量领域的单机校准或多机参数标定等非线性优化问题中,提高生产加工及装配制造等高精度测量领域的技术水平。

2 摄像机模型的建立

摄像机模型是用一系列坐标系表示空间的点与它在摄像机像平面上投影点之间的关系。小孔成像模型忽略成像光路中的各类误差,通过线性成像关系,将空间被测点经过成像中心直接投影到成像平面。结合小孔成像原理,分析并建立用于描述几个坐标系之间相互关系的几何模型,如图 1 所示。

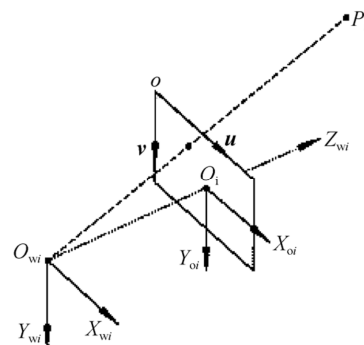


图 1 坐标系转换模型

Fig. 1 Transformation model of coordinate systems

图 1 中,在摄像机成像平面左上角建立以 o 为坐标原点的坐标系 (uov) ,即为成像二维坐标系。坐标系中的坐标 (u, v) 表示像素点在算法数组中所在的行数和列数位置,但其无法表示出在世界坐标系下像素点在成像平面的物理位置。因此,在坐标光轴与像平面交点处建立以物理单位表示的像素坐标系 $(X_{oi}O_iY_{oi})$, $O_i(u_0, v_0)$ 为坐标原点,其中 X_{oi} 轴平行于成像平面的 u 轴, Y_{oi} 轴平行于成像平面的 v 轴。 $O_{wi}O_i$ 之间的距离为焦距 f 。 $(O_{wi}X_{wi}Y_{wi}Z_{wi})$ 为摄像机坐标系。成像二维坐标系与实际二维坐标系的转换关系为:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{dX} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dY} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{oi} \\ Y_{oi} \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 dX, dY 为单位像素尺寸。

2.1 摄像机外参数

世界坐标系和摄像机坐标系分别用 $(O_w X_w Y_w Z_w)$ 和 $(O_{wi} X_{wi} Y_{wi} Z_{wi})$ 表示,两者之间的转换关系用摄像机外参数来描述。世界坐标系下空间任意一点 $P_i(x_{wi}, y_{wi}, z_{wi})$ 与该点在摄像机坐标下的空间坐标 (x_i, y_i, z_i) 的空间几何关系如下:

$$\begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ z_{wi} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{W} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中: $\mathbf{M} = (x_{mi}, y_{mi}, z_{mi})^T$, 为平移矩阵; $\mathbf{0}(0, 0, 0)$; $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$, 是旋转矩阵,为 3×3 正

交单位阵。矩阵 \mathbf{R} 中的各元素为:

$$\begin{aligned} r_{11} &= \cos k \cos \varphi, \\ r_{21} &= -\sin k \cos \varphi, \\ r_{31} &= \sin \varphi, \\ r_{12} &= \cos k \sin \varphi \sin \omega + \sin k \cos \omega, \\ r_{22} &= \cos k \cos \omega - \sin k \sin \varphi \sin \omega, \\ r_{32} &= -\cos \varphi \sin \omega, \\ r_{13} &= \sin k \sin \omega - \cos k \sin \varphi \cos \omega, \\ r_{23} &= \cos k \sin \omega + \sin k \sin \varphi \cos \omega, \\ r_{33} &= \cos \varphi \cos \omega. \end{aligned}$$

其中 ω, φ, k 是绕 X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi} 轴的旋转角,如图 2 所示。

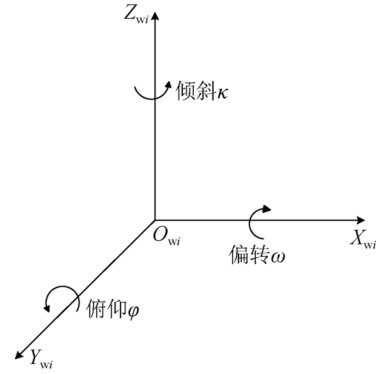


图 2 旋转角示意图

Fig. 2 Schematic of rotation angles

2.2 摄像机内参数

摄像机内参数反映特征像点的像素坐标与摄像机坐标的转换关系。设 P_i 在成像平面中的像点坐标为 (x', y') , 根据空间几何关系,得到像素坐标与摄像机坐标之间的转换关系为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f x_i \\ z_i \\ f y_i \\ z_i \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式(3)转化为矩阵形式:

$$z_i \cdot \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

将式(1)和式(2)带入式(4)得:

$$z_i \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f}{dX} & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{dY} & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{W} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ z_{wi} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{C}, \quad (5)$$

其中 f, dX, dY, u_0, v_0 是摄像机的内部结构参数。

由于实际成像过程中存在各种畸变因素,如径向畸变、切向畸变等,导致实验所检测的数据与实际数据存在一定的偏差。径向畸变:像素点以畸变中心为中心,沿着径向产生偏差。径向畸变是成像过程中最主要的、对成像效果影响最大的畸变。切向畸变:摄像机镜头在制造上产生缺陷,使得摄像机镜面与图像平面不平行,产生角度的变化。径向畸变和切向畸变分别表示为:

$$\begin{bmatrix} \delta x_{\text{RLD}} \\ \delta y_{\text{RLD}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 (k_1 r_i^2 + k_2 r_i^4 + k_3 r_i^6) \\ y_0 (k_1 r_i^2 + k_2 r_i^4 + k_3 r_i^6) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} \delta x_{iILD} \\ \delta y_{iILD} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1 (r_i^2 + 2x_0^2) + 2p_2 x_0 y_0 \\ p_2 (r_i^2 + 2y_0^2) + 2p_1 x_0 y_0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中: r_i 为像点 (x_0, y_0) 到轴 Z_{wi} 的距离, $r_i = \sqrt{x_0^2 + y_0^2}$; k_1, k_2, k_3 为径向畸变修正系数; p_1, p_2 为切向畸变修正系数。

因此,需要对摄像机模型进行修正,重新建立更为真实的摄像机成像模型,如图 3 所示,修正后的像点坐标为 (x'_0, y'_0) 。摄像机的内外参数如表 1 所示。

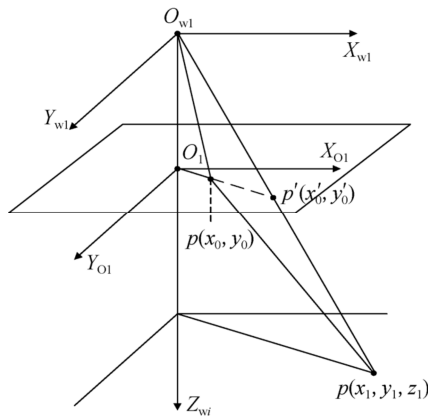


图 3 真实的摄像机成像模型

Fig. 3 Real camera imaging model

表 1 摄像机标定参数

Tab. 1 Camera calibration parameters

内参数		外参数	
焦距	f	k_1	ω
单位像素尺寸	dX dY	径向畸变 k_2	旋转角 φ κ
图像中心	u_0 v_0	切向畸变 p_1 p_2	平移向量 x_{wi} y_{wi} z_{wi}
内参数共 10 个		外参数共 6 个	

3 摄像机参数初值估计

摄像机参数校准过程中所采用的分阶段最优方法,其最后一阶段的非线性优化算法需要设置初值。然而,低的初值精度会使算法优化过程不收敛或陷入局部优化,得到的结果偏离真实值。因此,需要在前一阶段应用线性方法进行初值计算,本文使用最小二乘法对初值进行线性估计。

设实际坐标中 $z_{wi} = 0$, 矩阵 \mathbf{R} 的第 i 列为 r_i , 得:

$$z'_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A}' [\mathbf{R} \quad \mathbf{M}] \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

P_i 点在校准板平面上的坐标为 $[x_{wi}, y_{wi}]^T$, 则有 3×4 的变换矩阵 \mathbf{H} , 使得:

$$z'_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

由于 $z_{wi} = 0$, 简化式(9):

$$z'_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r'_{11} & r'_{12} & r'_{13} \\ r'_{21} & r'_{22} & r'_{23} \\ r'_{31} & r'_{32} & r'_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{wi} \\ y_{wi} \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中: $(u_i, v_i, 1)$ 和 $(x_{wi}, y_{wi}, 1)$ 分别表示第 i 个点在成像平面上的像点坐标和在实际坐标系下的坐标; r'_{ij} 表示变换矩阵 \mathbf{H} 第 i 行第 j 列元素。

假定在校准板平面上有 n 个特征点, 它们在世界坐标系和成像平面坐标系中的坐标分别为 $(x_{wi}, y_{wi}, 0)$ 和 (u_i, v_i) , 其中 $(i = 1, 2, \dots, n)$ 。若已知这些坐标, 则关于 \mathbf{H} 的各个元素的线性方程共有 $2n$ 个, 结合式(10), 消去 z'_i , 得:

$$\begin{bmatrix} x_{w1} & y_{w1} & 1 & 0 & 0 & 0 & -u_1 x_{w1} & -u_1 y_{w1} \\ 0 & 0 & 0 & x_{w1} & y_{w1} & 1 & -v_1 x_{w1} & -v_1 y_{w1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{wn} & y_{wn} & 1 & 0 & 0 & 0 & -u_n x_{wn} & -u_n y_{wn} \\ 0 & 0 & 0 & x_{wn} & y_{wn} & 1 & -v_n x_{wn} & -v_n y_{wn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r'_{11} \\ r'_{12} \\ r'_{13} \\ r'_{21} \\ r'_{22} \\ r'_{23} \\ r'_{31} \\ r'_{32} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 r'_{33} \\ v_1 r'_{33} \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ u_n r'_{33} \\ v_n r'_{33} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

矩阵 \mathbf{H} 的自由度为 8, 则设式(11)中 $r'_{33} = 1$, 得到含有 8 个未知元素的 \mathbf{H} 的 $2n$ 个线性方程, 式(11)化为:

$$\mathbf{KH} = \mathbf{U}, \quad (12)$$

其中: \mathbf{K}, \mathbf{U} 分别为已知的 $2n \times 8$ 矩阵和 $2n$ 维向量; 矩阵 \mathbf{H} 为 8 维向量。当 $2n > 8$ 时, 应用最小二乘法求得:

$$\mathbf{H} = (\mathbf{K}^T \mathbf{K})^{-1} \mathbf{K}^T \mathbf{U}. \quad (13)$$

当校准板平面上特征点与它们对应的像点坐标大于 4 个时, 即可求出变换矩阵 \mathbf{H} 。为精确求解未知元素, 预置校准板平面上已知 n 个特征点, 使未知量个数远远少于方程数。

利用校准参数和已确定的变换矩阵 \mathbf{H} 之间的关系, 可求得摄像机的全部外参数和部分内参数, 用作后续优化算法的初值。在计算内参的过程中, 利用旋转矩阵 \mathbf{R} 中前两列 r_1, r_2 为正交向量这一条件, 导出约束方程; 进而推导得出内参矩阵 \mathbf{A}' 与 \mathbf{H} 的变换关系, 根据超定方程奇异值解求得内参 f, u_0, v_0 。

4 变异机制粒子群优化的内参数校准

在摄像机参数校准过程中, 优化算法中目标函数所包含的优化变量很多, 在运算过程中会出现大量的局部最优点, 容易产生全局最小化误差, 导致算法结果是局部最优解而非全局最优解。传统优化算法需处理的参数多, 本身又存在容易陷入局部最优、算法不收敛或收敛性差的缺陷。根据大量的仿真实验和工程实践可知: 粒子群算法没有交叉运算, 参数少, 结构简单, 搜索速度快; 但是粒子群算法容易陷入局部最优, 导致结果不收敛和精度低。为解决上述问题, 本文采用自适应调节和变异机制的粒子群优化 (Mutation Mechanism Particle Swarm Optimization, MMPSO) 算法, 通过变异使粒子群在迭代过程中跳出局部最优的局面进入其他区域搜索, 改善局部最优的缺陷, 达到摄像机参数优化的目的。此算法中 ω 的取值影响着算法的搜索性能。若取较大值, 算法全局搜索性能较强; 若取较小值, 算法局部搜索性能较强。

定义自适应变化率 k :

$$\varphi = \frac{f(k) - f(k-5)}{f(k-5)}, \quad (14)$$

其中: $f(k)$ 为种群第 k 代最优值, $f(k-5)$ 为种群第 $(k-5)$ 代最优值, k 为种群最近 5 代进化最优值的相对变化率。取惯性权重 ω :

$$\omega = \begin{cases} \omega_1 - \frac{r}{2.0}, & \varphi \geq 0.05 \\ \omega_2 + \frac{r}{2.0}, & \varphi < 0.05 \end{cases}, \quad (15)$$

其中: ω_1, ω_2 一般为设定值的惯性权重, 且 $\omega_1 > \omega_2$; r 为 $[0, 1]$ 均匀分布中的随机数。在变异中 ω 的值随着 φ 的大小而改变。

随着算法搜索迭代的进行, 粒子种群数不断减少, 可能出现算法收敛的局部优化。因此, 当算法迭代到一定程度时对它进行变异操作, 使之跳出局部优化, 进入其他区域搜索, 如此反复操作, 找到全局最优解。其具体操作为: 将所有粒子按一定顺序排列, 取适应值最好的 m 个粒子, 对应 $[0, 1]$ 中 m 个随机数 $r_i, i=1, 2, \dots, m$, 若 r_i 小于 $[0, 1, 0.3]$ 中的任意值 p_m , 则依据公式:

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k)(1 + 0.5\mu). \quad (16)$$

计算新位置, 进行下一次迭代; 其中, μ 为服从高斯 $[0, 1]$ 分布的随机变量。在算法中取适应度函数:

$$Q(x) = \sum_{i=1}^m \sum_{d=1}^n \| P_{id} - P_{gd}(x, R, M, P) \|^2. \quad (17)$$

其中: P_{id} 是通过摄像机成像平面提取到的像素坐标点, $P_{gd}(x, R, M, P)$ 是通过成像模型计算得到的投影点像素坐标。通过最小化 $Q(x)$ 搜索最精确的内参数 x' 。

MMPSO 算法的基本步骤如下:

步骤 1: 计算内参初始值, 设 R, M 为不变量, 取内参初值 $f, dX, dY, c = [u_0, v_0], \gamma, k = [k_1, k_2, k_3], p = [p_1, p_2]$ 随机生成 N 个不同位置的粒子。

步骤 2: 分别计算每个生成粒子的适应度函数值以及种群的平均粒距, 定义粒子当前位置为最优位置, 粒子适应度函数值为个体最优值; 取个体最优值的最小值作为全局最优值, 其位置为全局最优位置; 将平均粒距与最小粒距相比, 若平均粒距小于最小粒距, 则进行变异操作; 否则, 转向步骤 3。

步骤 3: 将粒子当前位置与粒子搜索到的最优位置进行比较。若优, 则取代并更新; 否则, 保

留原来的最优数据。将比较后粒子当前位置与原全局最优值比较,若优,则取代并更新;否则,保留原来最优数据。在迭代过程中全局最优值无明显变化,则进行变异;否则,转向步骤 4。

步骤 4:根据设定的迭代次数内最优值的更新变化情况,粒子更新自己的速度和位置,更新方程为:

$$v_{id}(k+1) = \omega \times v_{id}(k) + c_1 \times rand_1(k) \times [p_{id}(k) - x_{id}(k)] + c_2 \times rand_2(k) \times [p_{gd}(k) - x_{id}(k)], \quad (18)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1). \quad (19)$$

其中: $v_{id}(k)$ 表示粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的速度; $rand_{1,2}$ 是 $[0, 1]$ 之间的随机数; $p_{id}(k)$ 为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的位置; $p_{gd}(k)$ 为第 k 次迭代时第 d 维的全局最优位置。

步骤 5:对迭代次数进行加 1 操作,重复迭代计算,直到满足停止迭代的条件。

5 实验及分析

视觉坐标测量系统选取 SONY XC-HR90 逐行扫描 CCD 摄像机获取二维像点图像。校准方法讨论及对比实验研究时,也针对该款摄像机的参数进行校准。摄像机的部分参数如下:像面尺寸为 $1\,296 \text{ pixel} \times 966 \text{ pixel}$,焦距 $f=12 \text{ mm}$,横轴及纵轴方向的单位像素尺寸分别为 $dx=3.75 \mu\text{m}$, $dy=3.75 \mu\text{m}$ 。

5.1 虚拟三维校准板的构建

通过分析已有的参数校准方法,并结合实际大空间测量的应用,将红外发光二极管固定于三坐标测量机测头,将它作为实验检测的光学特征点。令发光二极管跟随 CMM 测头在空间内移动构建大空间的虚拟三维校准板,为实验提供精确的校准控制点。实验采用德国 ZEISS 公司的 ACCURA 三坐标测量机,测量范围为 $1\,200 \text{ mm} \times 2\,400 \text{ mm} \times 1\,00 \text{ mm}$,测量不确定度为 $1.2 + L/350 \mu\text{m}$;红外发光二极管型号为 SE3470,波长为 950 nm 。通过加装在摄像机镜头上的前截止红外滤光片有效地滤除背景噪声,通过成像过程中的自动曝光控制与 LED 发光强度控制电路来优化信噪比,如图 4 所示。

在测量空间的宽度、高度和深度方向,通过固定着红外发光二极管的三坐标测量机测头立柱的

移动,搭建出一个虚拟三维校准板,此校准板内有 260 个摄像机参数校准控制点。同时,使用摄像机对虚拟三维校准板中的各光学特征点(即红外发光二极管)进行成像。



图 4 模板搭建现场示意图

Fig. 4 Schematic diagram of template construction site

通过构建虚拟三维校准板,使得大空间校准模板难建立与校准困难的缺点得到改善。实际测量空间与校准特征点的空间分布相同,避免有效焦距的影响,参数校准可得全局优化。虚拟三维校准板的构造如图 5 所示。

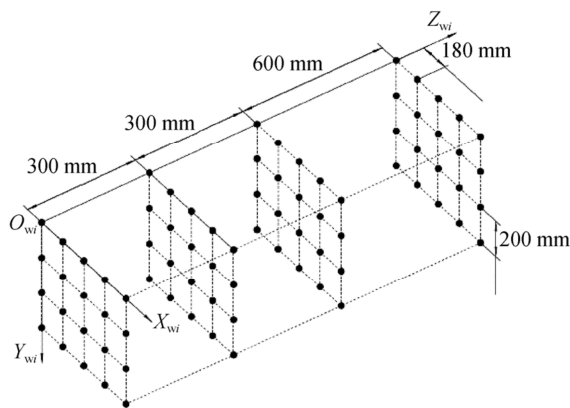


图 5 虚拟三维校准板

Fig. 5 Virtual 3D calibration template

5.2 摄像机参数初始值估算及优化校准

摄像机参数估计时,先采用线性方法对全部外参数即部分内参数初值进行估计,为第二阶段非线性优化提供初始值。再应用改进的粒子群优化算法,即 MMPSO 算法,获得内参数的值。校准计算时,需利用虚拟三维校准板提供的校准控制点估计摄像机的内参数。校准第一阶段获得的全部外参数及部分内参数的估算值如表 2 所示。

表 2 摄像机校准参数的初始估计值

Tab. 2 Initial estimates of camera calibration parameters

参数	$\omega/(\circ)$	$\varphi/(\circ)$	$k/(\circ)$	x_{ini}/mm	y_{ini}/mm	z_{ini}/mm	f/mm	u_0/pixel	v_0/pixel
校准值	0.012 3	0.063 2	0.012 1	-673.113	411.566	2 221.339	12.083	-12.008	5.461

在摄像机校准的第二阶段,应用 MMPSO 算法时要对所需参数进行预置,如表 3 所示。

通过分析摄像机校准参数的初始估计值,得到

参数优化校准的搜索范围,并使用 MMPSO 算法对校准模板中的 260 个校准点进行优化求解,得出摄像机内参数。摄像机内参数的校准结果如表 4 所示。

摄像机内参数的校准结果如表 4 所示。

表 3 MMPSO 算法的参数设置

Tab. 3 Parameter setting of MMPSO algorithm

种群大小 N	空间维数 D	学习因子 c_1, c_2	最大惯性因子 ω	最小惯性因子 ω	最大循环系数	最小偏差要求 ϵ
120	24	2	0.9	0.3	1 000	0.001

表 4 MMPSO 算法内参校准结果

Tab. 4 Calibration results of MMPSO algorithm internal reference

参数	f/mm	u_0/pixel	v_0/pixel	$d_x/\mu\text{m}$	$d_y/\mu\text{m}$	$k_1(10^{-4})$	$k_2(10^{-4})$	$k_3(10^{-7})$	$P_1(10^{-5})$	$P_2(10^{-5})$
校准值	12.091	-12.704	6.097	3.751	3.735	-8.976	5.116	8.207	3.013	-6.077

通过分阶段最优化校准实验,获得的 10 个内参数均能达到测量精度要求的数量级。

5.3 校准方式对比

通过与以 Janne Heikkila^[10]为代表的三维模板校准方法进行对比,验证文中提出的 MMPSO

优化算法在摄像机内参数校准过程中的优劣性。以 Janne Heikkila 为代表的三维模板校准法,同样需利用光学特征点在三坐标测量机上构建一个三维校准板,但不需要对摄像机原点做预设,校准板也可任意摆放。校准结果如表 5 所示。

表 5 Janne Heikkila 立体模板校准结果

Tab. 5 Calibration results of Janne Heikkila 3D template

参数	f/mm	u_0/pixel	v_0/pixel	$k_1(10^{-3})$	$k_2(10^{-4})$	$p_1(10^{-5})$	$p_2(10^{-5})$
校准值	12.071	-12.851	6.272	1.088	4.147	-3.115	5.226

将基于两种校准方法获得的内参数分别代入程序,应用单目视觉系统进行等距测量实验。系统自带针对光学特征点对应像点的质心定位算法,可改善由发光二极管的大小、形状、材质的差异性带来的误差。对比基于两种校准方法获得的测量值,

验证校准方法的精度。令光学特征点随 CMM 沿宽度方向移动指定距离。这里共取 8 组不同移动距离的测量数据,每组进行 10 次等距测量;将每组测量数据取均值及单组的标准差,最后统计 8 组数据的总体标准差。对比测量结果如表 6 所示。

表 6 等距测量结果

Tab. 6 Equidistant measurement results

序号	移动距离/mm	基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法		Janne Heikkila 三维校准法	
		测量值均值/mm	单组标准差/mm	测量值均值/mm	单组标准差/mm
1	50	49.961	0.025	50.056	0.028
2	100	100.046	0.027	99.922	0.031
3	150	150.760	0.032	150.089	0.033
4	200	200.089	0.045	200.092	0.073
5	250	249.908	0.054	249.856	0.086
6	300	300.102	0.066	300.114	0.088
7	350	350.127	0.113	349.852	0.128
8	400	399.862	0.118	400.163	0.134
总体标准差/mm		—	0.084	—	0.112

以上测量结果显示:移动距离为 50 mm 时,基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法单组标准差为 0.025 mm,基于 Janne Heikkila 的三维校准法单组标准差为 0.028 mm,两种方法的精度相差不大;移动距离为 400 mm 时,基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法单组标准差为 0.118 mm,基于 Janne Heikkila 的三维校准法单组标准差为 0.134 mm,对比可知,本文提出的校准法精度更高。同时基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法的总体标准差为 0.084 mm,基于 Janne Heikkila 三维校准法的总体标准差为 0.112 mm,对比可知,本文提出的校准方法在等距测量实验中的稳定性更好。

6 结 论

本文对现有的摄像机参数校准方法进行了分析,结合摄像机参数校准技术提出了基于 MMPSO 算法的内参数校准技术,并构造摄像机

内参数的虚拟三维校准板。校准过程中,首先建立摄像机成像模型估计摄像机部分参数的初始值,再通过 MMPSO 算法对内参数进行优化校准,确定最终的结果。在实验中,利用单目视觉测量系统的真实光源随 CMM 测头的移动构造一个大空间虚拟三维校准板,为摄像机内参数校准实验提供精确的校准点。实验结果表明:主要的 10 个内参数均达到测量精度要求的数量级,验证了该方法的有效性。通过单目视觉坐标测量系统对两种校准方法所得结果进行等距测量实验。基于 Janne Heikkila 三维校准法的总体标准差为 0.112 mm,基于 MMPSO 算法的虚拟三维校准法的总体标准差为 0.084 mm。对比实测数据的总体标准差,可知本文提出的摄像机内参数校准方法精度更高,在大空间视觉测量过程中,能够满足测量系统对参数校准精度的要求。该项技术可应用在生产加工以及装配等高精度测量技术领域中,并且在航空、航天、军用以及民用生产中实现高精度的现场实时测量。

参考文献:

- [1] 雷金周,曾令斌,叶南. 工业机器人单目视觉对准技术研究[J]. 光学 精密工程, 2018,26(3):217-226. LEI J ZH, ZENG L B, YE N. Research on industrial robot alignment technique with monocular vision [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018,26(3):217-226. (in Chinese)
- [2] 周婧,高印寒,刘长英,等. 基于自适应算法的单目视觉系统的姿态解算 [J]. 光学 精密工程, 2012,20(12): 2796-2803. ZHOU J, GAO Y H, LIU CH Y, *et al.*. Attitude calculation of single camera visual system based on adaptive algorithm[J]. *Optical and Precision Engineering*, 2012,20(12):2796-2803. (in Chinese)
- [3] MENG X Q, HU Z Y. A new easy camera calibration

- tion technique based on circular points [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36:1155-1164.
- [4] SALVI J, ARMANGUÉ X, BATLLE J. A comparative review of camera calibrating methods with accuracy evaluation [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(7):1617-1635.
- [5] 叶涛,杨飞. 应用非线性优化算法自主标定星敏感器 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(9):2483-2489.
YE T, YANG F. Autonomous calibration of star sensors based on nonlinear optimization algorithm [J]. *Optical and Precision Engineering*, 2017, 25(9):2483-2489. (in Chinese)
- [6] KHURANA M, MASSY K. Swarm algorithm with adaptive mutation for airfoil aerodynamic design [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2015, 20: 1-13.
- [7] WEI W, TIAN Z Y. An improved multi-objective optimization method based on adaptive mutation particle swarm optimization and fuzzy statistics algorithm [J]. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 2017, 87(13):2480-2493.
- [8] 洪国庆. 基于光学的空间物体姿态测量技术研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2018.
HONG G Q. *The Study of Space Object Attitude Measurement Technology Based on Optics* [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018. (in Chinese)
- [9] GAO Z R, ZHANG Q C, SU Y, *et al.*. Accuracy evaluation of optical distortion calibration by digital image correlation [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, 98:143-152.
- [10] HEIKKILA J, SILVÉN O. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction [C]// *Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97)*, San Juan, Puerto Rico, 1106-1112.

作者简介:



周 婧(1979—),女,吉林长春人,博士,副教授,硕士生导师,2012年于吉林大学获得博士学位,主要从事视觉测量、嵌入式系统开发及农业信息化领域的研究。E-mail: orchid_79@163.com



张小宝(1994—),男,甘肃定西人,吉林农业大学信息技术学院电子信息科学与技术专业在读本科生,主要从事视觉测量、嵌入式系统开发的研究。E-mail: daibaor@163.com