

微装配中变焦变倍视觉系统标定及自动聚焦

任同群^{1,2}, 黄海亭², 王晓东^{1,2}, 刘钰²

1. 大连理工大学 精密与特种加工教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024;
2. 大连理工大学 辽宁省微纳米技术及系统重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 在微装配中, 采用变焦变倍视觉系统可以有效解决测量范围与精度的矛盾, 但同时也引入了动态标定和实时自动聚焦的新问题。为此, 对变焦变倍显微视觉系统的标定和自动聚焦技术展开研究。在标定方面, 首先通过变倍率法完成图像主点的标定。基于平面靶标定法, 采用单视图单应矩阵分解对固定倍率下相机内外参数进行线性标定, 再引入畸变模型, 并由量子行为粒子群优化算法对标定结果进行非线性优化, 优化之后的最大反投影误差约为 0.13 pixel, 平均反投影误差约为 0.1 pixel。此外, 通过高斯曲线拟合完成对任意工作状态下视觉系统放大倍数的校准。在自动聚焦方面, 针对传统灰度梯度函数只考虑固定梯度方向且易受噪声影响的问题, 采用八邻域最大梯度阈值的自动调焦算法, 通过梯度阈值提高算法的抗噪性。与其他几种灰度梯度调焦函数相比, 该算法的单峰性好, 抗噪性强。

关键词: 变焦变倍显微视觉系统; 标定; 量子行为粒子群优化; 自动调焦

中图分类号: TP391; TP272 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.1117001

Calibration and automatic focusing of zoom vision system for microassembly

Ren Tongqun^{1,2}, Huang Haiting², Wang Xiaodong^{1,2}, Liu Yu²

1. Key Laboratory for Precision & Non-traditional Machining of the Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Key Laboratory for Micro/Nano Technology and System of Liaoning Province, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In microassembly, zoom vision system was usually used to solve the contradiction between measuring scope and accuracy. However, new problems of dynamic calibration and real-time automatic focusing were also introduced as a side-effect. For this reason, the calibration and automatic focusing technology of zoom micro-vision system were described. For calibration, the principal point of image was determined by method of convertible magnification. Based on planar target, the linear calibration under fixed magnification was firstly performed by homography matrix decomposition of single view. Then the distortion model and the quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) were employed sequentially to do nonlinear optimization for the linear calibration result. After nonlinear optimization, the

收稿日期: 2018-06-13; 修订日期: 2018-07-17

基金项目: 国家创新群体基金(51621064); 国家部委基础预研重大项目(JCYK2016205A003);
中央高校基本科研业务费专项资金(DUT16TD20)

作者简介: 任同群(1980-), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要从事机器视觉和光学精密测量方面的研究。Email: ren_tq@dlut.edu.cn

通讯作者: 王晓东(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事微小器件装配设备、精密测量方面的研究。Email: xdwang@dlut.edu.cn

maximum re-projection error was 0.13 pixel and the average re-projection error was about 0.1 pixel. Furthermore, the calibration for magnification at arbitrary working condition was completed by Gaussian curve fitting. For real-time automatic focusing, method of maximum gradient threshold of eight-neighborhood and gradient threshold were used, for the traditional gray gradient function only considered the fixed gradient direction and was susceptible to noise. Compared with other several gray gradient focusing function, this method had good unimodality and noise immunity.

Key words: zoom micro-vision system; calibration; quantum-behaved particle swarm optimization; automatic focusing

0 引言

在微装配操作中,显微视觉系统是关键装配定位信息反馈环节。装配任务的多样性可能导致被测特征在尺寸和位置上的较大差异。当采用定焦定倍显微视觉系统时,一般需要借助运动系统实现对焦和多次测量,同时基于拼接技术克服被测特征尺寸与有效视场的矛盾。这必然影响系统的定位精度,且降低系统的适应性。当采用变焦变倍显微视觉系统时,则能够较好的适应被测特征在尺寸和位置上的差异,简化硬件且避免了定焦视觉系统在拼接计算时所带来的误差。此时,除传统的标定及自动调焦外,还可能需要对在任意工作状态下进行放大倍数的校准。

针对传统标定方法,如张氏标定法^[1]和标准的 Tsai 两步标定法^[2]等,不能直接用于显微视觉系统标定问题,Zhuang 和 Wu^[3]在 Tsai 两步法基础上,提出一种用于近似平行情况下的线性标定方法。该方法根据小角度近似的理论,从而简化外部参数的求解,但在外参求解时精度不高^[4]。为了进一步提高相机模型的标定精度,需要考虑镜头畸变,往往需要对线性标定结果进行非线性优化。量子行为粒子群优化(Quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)算法对初始值不敏感,同时能够克服传统优化算法易陷入局部最优解,不易收敛等缺陷^[5],近些年在宏观视觉标定中得到应用^[6]。在变焦系统标定中,Brahim^[7]假设其他参数固定不变,只有尺度因子随着缩放因子变化,通过 11 阶多项式来拟合两者之间的关系。该方法的拟合阶数没有确定的原则,且选择阶数不同时,校准精度波动较大。许红梅^[4]在操作手上刻画标准圆,通过视场中的特征结合实际尺寸

获得当前放大倍数,并通过放大倍数与内部参数的关系拟合函数曲线。该方法的标定物尺寸固定,对任意放大倍数的适应性较差。

在变焦过程中,通过自动聚焦技术能够快速获取清晰图像,提高装配效率。与焦点检测法和测距法^[8]相比,基于图像处理的自动聚焦是目前应用最广泛的自动聚焦技术^[9]。国内外学者针对自动聚焦技术中的清晰度评价函数、搜索算法等关键问题进行了研究^[10-11]。Zhai^[12]设计了定量的性能评价指标,根据评价指标分析了目前已提出的 12 种典型的清晰度评价函数,为最优函数的选取提供理论依据。韩瑞雨^[13]提出一种基于 Zernike 正交矩的自动聚焦算法,该算法在低对比度下调焦函数保持较好的单峰性和无偏性。经典的灰度梯度评价函数具有原理简单,计算量小等优点,在自动聚焦方面得到广泛使用^[14]。但这些梯度函数仅计算图像固定方向上的梯度且易受到噪声的影响^[15]。

基于以上分析,在放大倍数固定情况下,采用单张靶标图像通过单应矩阵分解的方法对相机内外参数进行线性标定,通过变倍率法完成图像主点标定,利用 QPSO 算法完成对相机非线性模型的参数优化。在变焦过程中,通过高斯曲线拟合完成对任一放大倍数的标定。针对传统梯度函数的缺陷,采用一种基于八邻域最大梯度阈值的自动调焦算法。

1 标定

1.1 标定原理

从几何标定的角度出发,显微视觉系统为针孔相机成像模型。文中在张正友多视图标定法的基础上,利用单幅靶标图像完成对显微视觉系统标定。现将标定过程归纳如下^[16]:

将靶标平面建立在世界坐标 $(x_w, y_w, 0)$ 的平面内,此时世界坐标系与图像坐标系的变换关系为:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = M_{in} M_e \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_x & k_s & u_0 \\ 0 & k_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x & o_x & p_x \\ n_y & o_y & p_y \\ n_z & o_z & p_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: s 为比例因子; (u_0, v_0) 为图像主点; M_{in}, M_e 分别为显微相机的内、外参数矩阵; k_x, k_y 分别为沿图像 x, y 轴的尺度因子; k_s 为感光单元不垂直因子; $(n_x, n_y, n_z)^T$ 和 $(o_x, o_y, o_z)^T$ 分别为外参数矩阵中的旋转参数; $p=(p_x, p_y, p_z)^T$ 为外参数矩阵中的平移参数; H 为单应性矩阵,令 $H=[h_1 \ h_2 \ h_3]$,由参考文献[20]可知,单应性矩阵在求解过程与真实的单应性矩阵 H 相差一个比例因子。此时有:

$$[h_1 \ h_2 \ h_3] = \frac{1}{\lambda} M_{in}, M_e = \frac{1}{\lambda} M_{in} [n \ o \ p] \quad (2)$$

$$n = \lambda M_{in}^{-1} h_1, \quad o = \lambda M_{in}^{-1} h_2 \quad (3)$$

式中: n 和 o 作为单位矢量且两者正交。得:

$$\begin{cases} h_1^T M_{in}^{-T} M_{in}^{-1} h_2 = 0 \\ h_1^T M_{in}^{-T} M_{in}^{-1} h_1 = h_2^T M_{in}^{-T} M_{in}^{-1} h_2 \end{cases} \quad (4)$$

$$\lambda = \frac{1}{\|M_{in}^{-1} h_1\|} \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} (h_{11}-h_{31}u_0)(h_{12}-h_{32}u_0) & (h_{21}-h_{31}v_0)(h_{22}-h_{32}v_0) & h_{31}h_{32} \\ (h_{11}-h_{31}u_0)^2-(h_{12}-h_{32}u_0)^2 & (h_{21}-h_{31}v_0)^2-(h_{22}-h_{32}v_0)^2 & h_{31}^2-h_{32}^2 \\ (h_{11}-h_{31}u_0)^2 & (h_{21}-h_{31}v_0)^2 & h_{31}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\lambda^2}{k_x^2} \\ \frac{\lambda^2}{k_y^2} \\ \lambda^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

通过公式(9)计算 k_x, k_y 和 λ 。 $M_1=k_x/\lambda, M_2=k_y/\lambda$ 分别为图像空间 u 和 v 轴方向上的放大倍数。求得内参数矩阵 M_{in} , 外部参数可由以下公式得到:

$$\begin{aligned} n &= \lambda M_{in}^{-1} h_1 \\ o &= \lambda M_{in}^{-1} h_2 \\ a &= n \times o \\ p &= \lambda M_{in}^{-1} h_3 \end{aligned} \quad (10)$$

公式(4)为相机内参数的求解可提供两个约束条件。其中,单应矩阵具有 8 个自由度,外参数矩阵中的旋转、平移参数为 6 个。随着制造工艺的提升,不垂直度因子 k_s 可认为是 0。参考文献[17]表明图像主点在变倍过程中不会发生变化,文中通过变倍率法完成对图像主点坐标 (u_0, v_0) 的标定,并验证了该结论,详见下文。此时需要求解的内部参数只有尺度因子 k_x, k_y 。

设绝对二次曲线 B 为:

$$B = M_{in}^{-T} M_{in}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{1}{k_x^2} & 0 & \frac{-u_0}{k_x^2} \\ 0 & \frac{1}{k_y^2} & \frac{-v_0}{k_y^2} \\ \frac{-u_0}{k_x^2} & \frac{-v_0}{k_y^2} & \frac{u_0^2}{k_x^2} + \frac{v_0^2}{k_y^2} + 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

经过变换得:

$$\lambda = \frac{1}{\|M_{in}^{-1} h_1\|} = \frac{1}{\sqrt{\frac{(h_{11}-h_{31}u_0)^2}{k_x^2} + \frac{(h_{21}-h_{31}v_0)^2}{k_y^2} + h_{31}^2}} \quad (7)$$

式中: h_{ij} 为矩阵 H 中的元素。最后上述方程可以表示为:

$$\left(\frac{(h_{11}-h_{31}u_0)^2}{k_x^2} + \frac{(h_{21}-h_{31}v_0)^2}{k_y^2} + h_{31}^2 \right) \lambda^2 = 1 \quad (8)$$

将公式(8)代入公式(4)得:

1.2 镜头畸变模型

实际的镜头并非是理想的透视模型,而是带有不同程度的畸变。镜头畸变可表示为^[18-19]:

$$\begin{cases} u_d = u + (u - u_0)(k_1 r^2 + k_2 r^4) + \\ \quad 2p_1(u - u_0)(v - v_0) + p_2(r^2 + 2(u - u_0)^2) \\ v_d = v + (v - v_0)(k_1 r^2 + k_2 r^4) + p_1(r^2 + \\ \quad 2(v - v_0)^2) + 2p_2(u - u_0)(v - v_0) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $r^2 = (u-u_0)^2 + (v-v_0)^2$; (u_d, v_d) 和 (u, v) 分别为特征点畸变后的图像坐标和计算出的图像坐标; k_1, k_2 与 p_1, p_2 分别为径向、切向畸变系数。Tsai 曾指出, 引入过多的非线性畸变系数往往不仅不能够提高精度, 反而会引起解的不稳定。因此, 文中仅考虑前两阶的径向、切向畸变系数。

1.3 基于 QPSO 非线性优化

PSO 算法是由美国的 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的, 算法的主要思想源于对鸟类群体行为的研究^[20]。在 PSO 算法中, 粒子的收敛是以轨道的形式实现的, 并且粒子的速度总是有限的, 因此在搜索过程中粒子每个迭代步的搜索空间是一个有限的区域, 不能覆盖整个可行空间。因此 PSO 算法不能保证全局收敛。

针对 PSO 算法的缺陷, 根据粒子群收敛性质, 参考文献[20]设计了一种新的基于全局水平的参数控制方法, 从而提出 QPSO 算法, 则粒子的进化方程为:

$$X_i(t+1) = h_i \pm \beta \times \text{mbest} - X_i(t) \times \ln[1/u(t)],$$

$$u(t) \sim (0, 1) \quad (12)$$

式中: $X_i(t)$ 为 t 时刻粒子位置; β 为收缩-扩张因子, 控制粒子进化速度。

$$h_i = \frac{\text{rand}_1 \times P_i + \text{rand}_2 \times P_g}{\text{rand}_1 + \text{rand}_2} \quad (13)$$

式中: h_i 为第 i 个粒子的势阱中心^[21]; rand_1 和 rand_2 为 $(0, 1)$ 间平均分布的随机数。

$$\text{mbest} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i(t) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i1}(t), \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{i2}(t), \dots, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{iD}(t) \right) \quad (14)$$

式中: mbest 为所有粒子的个体极值的平均值; D 为粒子维数; N 为粒子个数。

利用公式(9)、(10)计算相机内外参数, 利用公式(11), 通过线性最小二乘法估计镜头畸变系数^[1], 将它们和图像主点作为 QPSO 优化的初始值。基于 QPSO 非线性优化过程如下:

(1) 粒子生成和适应度(fitness)的定义。将初始值作为均值, 以适当方差按照正态分布随机生成 n 个粒子, 每个粒子含有一套相机内外参数、镜头畸变系

数和图像主点。适应度的表达式为:

$$\text{fitness} = \sum_{i=1}^N \left| \left| P - P'(M, u_0, v_0, k_1, k_2, p_1, p_2, \alpha, \beta, \gamma, p_x, p_y) \right| \right|^2 \quad (15)$$

式中: N 为标定板中标定点的个数; $P(u, v)$ 为提取的标定点图像坐标; $P'(u, v)$ 为通过标定模型投影计算的标定点图像坐标。

(2) 使初始的个体极值 $P_i(0) = X_i(0)$, 初始全局极值 $P_g(0)$ 是步骤(1)生成的 n 个粒子中适应值最小的粒子值。设迭代变量 $t=0$, 由步骤(1)生成的粒子称为第 0 代粒子。

(3) 根据公式(13)计算 δ 势阱的中心位置 $h_i(t)$; 通过公式(14)计算出 $\text{mbest}(t)$ 。利用公式(12)对粒子进行优化, 得到下一代粒子群 $X_i(t+1)$ 。利用 $P_i(t+1) = \min\{P_i(t), X_i(t+1)\}$ 比较 $P_i(t)$ 与 $X_i(t+1)$ 的适应度大小。在进化后的 n 个粒子的个体极值 $P_i(t+1)$ 中选出适应度最小的作为全局极值 $P_g(t+1)$ 。

(4) 迭代变量 t 增加 1, 判断是否小于预设精度, 若小于, 则停止迭代; 反之, 返回步骤(3)。

(5) 最后得到的全局极值 P_g 为基于 QPSO 非线性优化的最终值。

1.4 放大倍数校准

在装配过程中, 显微视觉系统需要通过变焦改变放大倍数以适应不同的装配任务的复杂性。放大倍数的校准精度是影响装配、测量作业精度的重要因素。视觉系统的变倍过程是通过电机驱动来改变镜头组的位置从而实现图像的缩放。

电机位置能够通过程序得到, 可建立放大倍数与电机当前位置的函数关系。文中选用函数拟合的方式得到二者间的函数关系, 三种函数表达式如下:

$$y_1 = a_0 + a_1 \times \cos(\omega x) + b_1 \times \sin(\omega x) + a_2 \times \cos(2\omega x) + b_2 \times \cos(2\omega x) + a_3 \times \cos(3\omega x) + b_3 \times \cos(3\omega x)$$

$$y_2 = p_1 \times x^8 + p_2 \times x^7 + p_3 \times x^6 + p_4 \times x^5 + p_5 \times x^4 + p_6 \times x^3 + p_7 \times x^2 + p_8 \times x + p_9$$

$$y_3 = a_1 \times e^{-\left(\frac{x-b_1}{c_1}\right)^2} + a_2 \times e^{-\left(\frac{x-b_2}{c_2}\right)^2} + a_3 \times e^{-\left(\frac{x-b_3}{c_3}\right)^2} \quad (16)$$

式中: y_1, y_2, y_3 分别为傅里叶形式、多项式形式与多峰高斯形式的函数表达式。

2 自动调焦算法

2.1 图像清晰度评价函数

图像的灰度梯度反映图像边缘的锐化程度。图像越清晰,边缘锐化程度越高,整幅图像的梯度值也越大。针对传统灰度梯度函数的不足,文中充分考虑八邻域像素相关性,采用最大灰度梯度作为清晰度评价函数的计算对象。

对于图像中任意像素 $f(x, y)$,可通过公式(17)、(18)分别计算像素 $f(x, y)$ 的八邻域灰度梯度和像素 $f(x, y)$ 的最大灰度梯度。

$$\begin{aligned} T_1 &= |f(x-1, y-1) - f(x, y)|, T_2 = |f(x-1, y) - f(x, y)|, \\ T_3 &= |f(x-1, y+1) - f(x, y)|, T_4 = |f(x, y-1) - f(x, y)|, \\ T_5 &= |f(x, y+1) - f(x, y)|, T_6 = |f(x+1, y-1) - f(x, y)|, \\ T_7 &= |f(x+1, y) - f(x, y)|, T_8 = |f(x+1, y+1) - f(x, y)| \end{aligned} \quad (17)$$

$$\text{Max} = \max(T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8) \quad (18)$$

为了削弱图像中的背景和噪声影响,重新选取一个能够表征图像中整体噪声分布水平的阈值 T_s 。图像的标准差能够表征图像中像素偏离均值的程度,当图像中存在噪声时,标准差会因噪声的存在而有所变化,图像受到噪声得干扰越大,标准差也就越大;反之,则越小。因此,标准差能够描述图像受噪声干扰的程度, T_s 的表达式如下:

$$T_s = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} (f(x, y) - \mu_1)^2} \quad (19)$$

式中: μ_1 为整幅图像的灰度均值; m 、 n 分别为图像的行、列数。求出 T_s 后,再求出各个 3×3 模板 $f(x, y)$ 的方差 $\sigma^2(x, y)$,公式如下:

$$\sigma^2(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{x=0}^2 \sum_{y=0}^2 (f(x, y) - \mu_2)^2 \quad (20)$$

式中: μ_2 为各个 3×3 模板 $f(x, y)$ 的均值,比较 T_s 和 $\sigma^2(x, y)$ 的大小,只有当 $\sigma^2(x, y) > T_s$ 时,对应的该窗口的梯度保持 σ^2 的计算公式如下:

$$\text{Gradient} = \begin{cases} \text{Max} & \text{if } \sigma^2 \geq T_s \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (21)$$

通过公式(22)计算图像的最大灰度梯度和作为调焦评价函数,表达式为:

$$G = \sum_{n=1}^N \text{Max} \quad (22)$$

式中: N 为取得最大灰度梯度的像素个数。

2.2 自适应步长的爬山搜索算法

在利用调焦函数计算序列图像的清晰度后,需采用合理的搜索算法驱动电机到清晰度最佳的位置实现自动聚焦。文中采用自适应步长的爬山搜索算法,其搜索过程如下:

(1) 设定最小搜索步长 S_1 ,将初始位置图像清晰度记为 F_1 ,初始搜索步长 $S_2=L$,驱动电机移动,当前位置图像清晰度记为 F_2 ;

(2) 比较 S_2 和 S_1 的大小,若 $|S_2| > S_1$,转至步骤(3);反之,转至步骤(6);

(3) 比较 F_2 和 F_1 的大小,若 $F_2 > F_1$,转至步骤(4);反之,转至步骤(5);

(4) 令 $F_1 = F_2$,搜索步长增大为 $S_2 = 2S_2$,驱动电机移动,当前位置图像清晰度记为 F_2 ,返回步骤(2);

(5) 令 $S_2 = -S_2$ (“-”代表移动方向),驱动电机移动,继续移动步长 $S_2 = 0.25S_2$,当前位置图像清晰度记为 F_2 ,返回步骤(2);

(6) 爬山法搜索过程结束。

3 实验

3.1 相机标定

标定实验采用的是棋盘格标定板,具体参数: 7×9 阵列,方格尺寸 0.2 mm ,精度 $0.5 \mu\text{m}$ 。棋盘格标定板和通过亚像素角点提取算法提取的角点如图1、2所示。

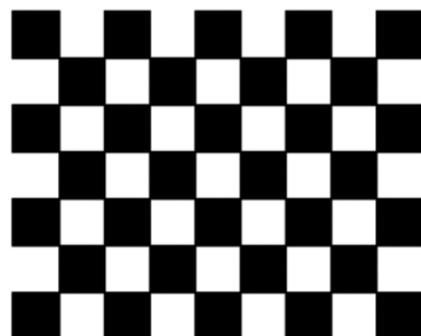


图 1 棋盘格标定板

Fig.1 Checkerboard calibration target

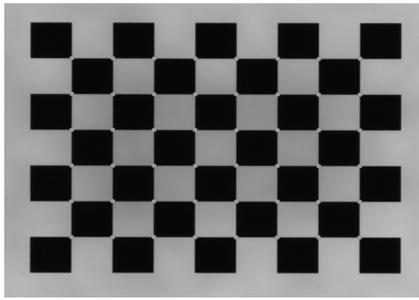


图 2 棋盘格提取角点

Fig.2 Chessboard grid corner extraction

3.1.1 变倍率法标定图像主点

图像主点实际上是 CCD 成像平面与光轴的交点,当显微镜镜头倍数改变时,假设光轴位置没有发生变化,则相机主点也不会变化。假定有效焦距 f_1 变化至 f_2 时,对于棋盘格标定靶上的任一标定,其图像坐标由 (x_1, y_1) 变化至 (x_2, y_2) , 此时根据小孔成像理论,得:

$$\frac{x_1 - u_0}{x_2 - u_0} = \frac{y_1 - v_0}{y_2 - v_0} \quad (23)$$

进而得出 $u_0(y_1 - y_2) + v_0(x_2 - x_1) = x_2 y_1 - x_1 y_2$, 通过最小二乘法拟合直线, 利用拟合直线的交点得出图像主点 (u_0, v_0) 。

实验采用的是 0.7~4.5 倍无极变焦显微镜镜头,对标定靶上标定分别在 0.75、1、2、2.5、3、3.5、4 倍的大倍数下进行拍摄。对同一标定在不同放大倍数下的图像坐标利用最小二乘法进行直线拟合,如图3所示,图像主点坐标为(1 016, 711)。

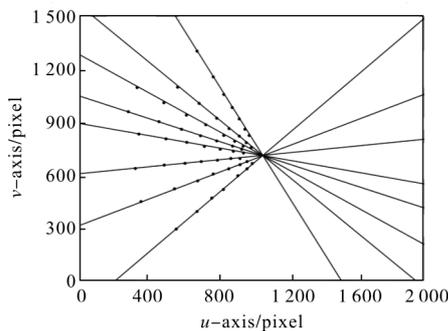


图 3 不同倍率下拟合直线

Fig.3 Fitting lines at different magnifications

为了测试图像主点的标定误差,图4表示通过多次重复实验获取的交点。实验验证了在变倍过程中图像主点不发生变化,主点的标定误差在 0.5 pixel 以内。产生误差的原因主要是在变焦过程当中,透镜的焦距很难保证沿着光轴变化;同时在不同放大倍

数下,由于棋盘格标定板图像的成像质量不同,提取的标定点精度也会不同。

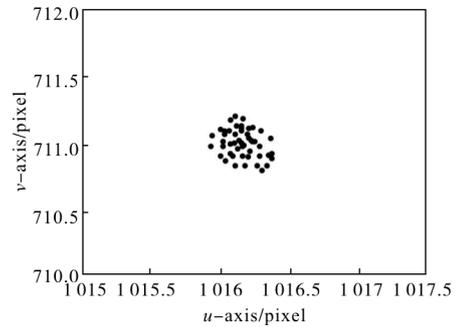


图 4 主点多次重复标定实验

Fig.4 Multiple calibration experiments of principal point

3.1.2 参数标定与优化

标定实验包括两个过程:首先,固定棋盘格标定板并与成像面平行,设定特征点世界坐标,通过亚像素角点提取算法获取特征点的图像坐标;之后,将特征点的图像坐标与对应的世界坐标代入标定算法,求解相机参数。对于标定算法的标定精度,文中采用平均反投影误差来评价,计算公式如下:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(u_i - u_i')^2 + (v_i - v_i')^2} \quad (24)$$

式中: n 为角点个数; (u, v) 和 (u', v') 分别为提取的角点像素坐标与通过标定模型计算的角点像素坐标。

分别在 1、2、3 倍三个放大倍数下完成相机标定实验,并与 Tsai 法进行实验对比,两种标定算法标定的相机内外参数和计算的最大反投影误差以及平均反投影误差如表 1 所示。从表中可以看出两种标

表 1 不同放大倍数下两种方法的标定结果对比

Tab.1 Comparison of calibration results of two methods under different magnifications

| Parameters | 1× | | 2× | | 3× | |
|-------------------------|------------|----------|------------|----------|------------|----------|
| | This paper | Tsai | This paper | Tsai | This paper | Tsai |
| M | 1.023 3 | 1.024 9 | 1.994 9 | 1.992 7 | 3.012 4 | 3.025 3 |
| p_x | -0.851 2 | -0.850 8 | -0.866 1 | -0.863 2 | -0.746 4 | -0.841 1 |
| p_y | -0.627 5 | -0.627 1 | -0.632 8 | -0.632 6 | -0.482 7 | -0.582 5 |
| α | 0.672 1 | 0.654 3 | 0.656 4 | 0.677 2 | 0.626 2 | 0.621 1 |
| β | 1.02 07 | 1.064 3 | 1.037 1 | 1.093 7 | 1.026 9 | 1.132 8 |
| γ | 1.162 4 | 1.206 3 | 1.174 1 | 1.263 7 | 1.157 8 | 1.256 2 |
| E_{\max}/pixel | 0.134 1 | 0.136 2 | 0.141 3 | 0.140 3 | 0.131 8 | 0.133 2 |
| E/pixel | 0.106 2 | 0.123 5 | 0.091 7 | 0.113 9 | 0.087 2 | 0.102 9 |

定算法在不同放大倍数下的标定参数较相近，但是文中算法的平均反投影误差较小，说明该算法的标定精度优于 Tsai 法。

利用迭代优化后相机内外参数计算角点图像坐标，记为 (u'',v'') 。利用迭代优化后的参数计算平均反投影误差 E' ，计算公式如下：

$$E'' = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(u_i - u_i'')^2 + (v_i - v_i'')^2} \quad (25)$$

对于线性标定得到的参数初始值，分别采用 LM 算法和 QPSO 算法进行优化，将平均投影误差 E' 作为迭代优化退出条件，并设置 $E'=0.1$ pixel。在 2、3 倍两个放大倍数下，QPSO 算法能够快速收敛，LM 算法始终无法收敛，说明 QPSO 算法具有更强的收敛性。记录 QPSO 算法的优化前后的参数和最大反投影误差以及平均反投影误差，结果如表 2 所示。

表 2 不同放大倍数下 QPSO 优化前后的标定结果对比

Tab.2 Comparison of calibration results before and after QPSO in different magnifications

| Parameters | 2× | | 3× | |
|--------------------------|---------------|--------------|---------------|--------------|
| | Initial value | QPSO | Initial value | QPSO |
| M | 1.994 9 | 2.001 4 | 3.012 4 | 3.031 1 |
| u_0 | 1 016 | 1.016 3E+03 | 1016 | 1.016 1E+03 |
| v_0 | 711 | 7.109 8E+02 | 711 | 7.112 5E+02 |
| p_x | -0.866 1 | -0.867 2 | -0.746 4 | -0.745 5 |
| p_y | -0.632 8 | -0.634 6 | -0.482 7 | -0.487 4 |
| α | 0.656 4 | 0.663 2 | 0.626 2 | 0.612 3 |
| β | 1.037 1 | 1.056 7 | 1.026 9 | 0.990 2 |
| γ | 1.174 1 | 1.137 4 | 1.157 8 | 1.123 5 |
| k_1 | -7.031 4E-09 | -7.120 2E-09 | -6.721 5E-09 | -6.714 6E-09 |
| k_2 | 7.445 7E-15 | 7.253 1E-15 | 7.277 6E-15 | 7.153 2E-15 |
| p_1 | -8.264 1E-08 | -8.038 6E-08 | -8.034 8E-08 | -7.680 5E-08 |
| p_2 | 2.226 7E-08 | 2.314 8E-08 | 2.0719E-08 | 2.2433E-08 |
| E'_{\max}/pixel | 0.141 3 | 0.126 2 | 0.131 8 | 0.120 7 |
| E'/pixel | 0.091 7 | 0.084 7 | 0.087 2 | 0.082 5 |

从表 2 可知，QPSO 算法优化后得到的最大反

投影误差和平均反投影误差比优化之前有微小降低，说明实验相机的镜头畸变较小。

3.1.3 放大倍数校准实验

在放大倍数变化过程中，保持标定板不动，因而标定点在世界坐标系的坐标不变。变倍过程中，多次标定并记录相机外参数的三个欧拉角，如图 5 所示。从图中可以看出，绕 x 、 y 轴旋转角变化小于 0.2° ，绕 z 轴旋转角几乎不变。因此，可认定变倍时外参数中的旋转参数保持不变，可以在定倍通过预先标定得到。在实际使用中，仅计算两次测量位置的相对变化，因此可以通过相对位移获得相对平移向量。实验发现，同一方向上电机的重复定位精度良好，利用拟合函数的方法是可行的。文中使用同向移动产生的 21 个等间隔的点作为拟合点，图 6 为 21 个点的位置-放大倍数散点图。

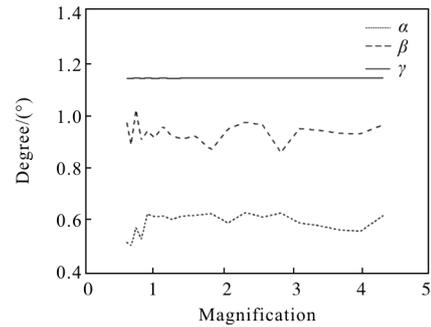


图 5 旋转角随放大倍数的变化

Fig.5 Angle change with the magnification

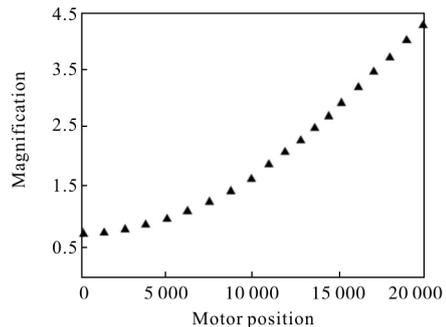


图 6 21 个点的位置-放大倍数散点图

Fig.6 Magnification scatter diagram of the 21 points

另选不同的 10 个等间隔点作为测试使用，计算三种拟合曲线的拟合放大倍数和标定放大倍数的绝对误差，之后计算误差均值和标准差，结果如表 3 所示。

表3 三种曲线拟合方法的拟合误差对比
Tab.3 Comparison of fitting errors of three curve fitting methods

| Motor position | Fourier series fitting | Eight order polynomial fitting | Multi-peaks Gaussian fitting |
|----------------|------------------------|--------------------------------|------------------------------|
| 500 | 0.001 9 | 0.002 6 | 0.000 8 |
| 2 500 | 0.000 2 | 0.002 0 | 0.002 9 |
| 4 500 | 0.005 4 | 0.003 6 | 0.001 8 |
| 6 500 | 0.002 4 | 0.000 3 | 0.002 9 |
| 8 500 | 0.005 4 | 0.005 8 | 0.004 7 |
| 10 500 | 0.007 0 | 0.004 6 | 0.003 6 |
| 12 500 | 0.007 3 | 0.006 6 | 0.008 0 |
| 14 500 | 0.003 4 | 0.006 3 | 0.002 6 |
| 16 500 | 0.013 7 | 0.011 5 | 0.007 8 |
| 18 500 | 0.003 6 | 0.001 4 | 0.003 1 |
| Mean | 0.005 0 | 0.004 5 | 0.003 8 |
| Std | 0.003 8 | 0.003 3 | 0.002 4 |

从表 3 中可以看出, 通过高斯曲线拟合得到的误差均值和标准差最小。

3.2 自动聚焦

3.2.1 抗噪性能对比实验

为了测试自动调焦算法的抗噪声能力, 在微小装配零件图像序列中加入均值为 0, 方差为 0.1 的高斯噪声。将文中调焦算法和其他五种灰度梯度调焦算法分别在原始图像和含噪图像下进行实验对比, 结果如图 7、8 所示。

从图 7、8 可以看出, 在原始图像下, 其他五种调焦算法的单峰性较好, 曲线陡峭, 虽出现少许波动, 仍能满足聚焦要求。但在含噪图像下, Brenner 函

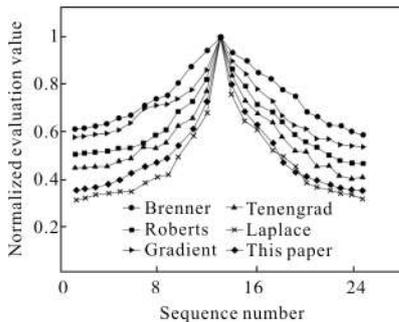


图 7 在原始图像下的聚焦函数曲线

Fig.7 Curve of focusing function for original image

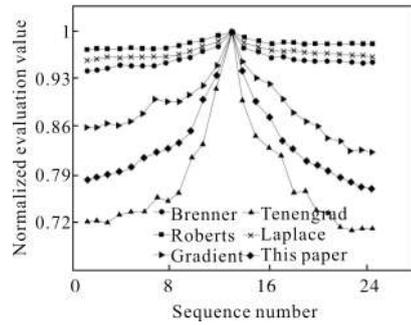
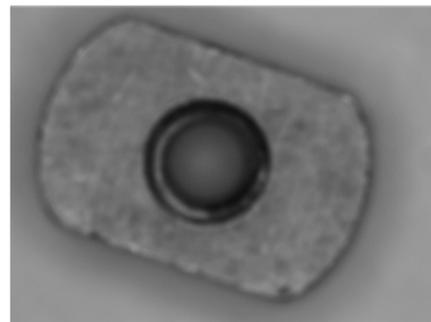


图 8 在含噪图像下的聚焦函数曲线

Fig.8 Curve of focusing function for noisy image

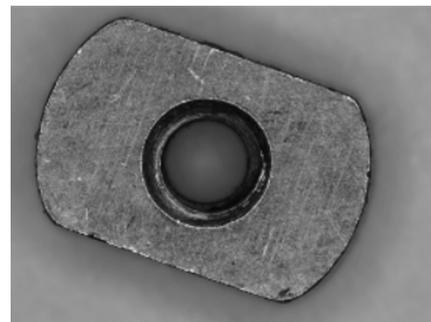
数、Laplace 函数、Roberts 函数在峰值左右两侧的调焦函数曲线的下降幅度弱于其他三种调焦函数, 调焦曲线几乎成一条直线, 梯度平方函数和 Tenengrad 函数曲线受到噪声影响出现局部极值。而基于八邻域最大梯度阈值的自动调焦算法在加入噪声前后, 虽曲线陡峭程度下降, 但单峰性仍比较明显, 曲线没有出现明显波动。由此可知, 该算法的抗噪声性能能力较强。

将该自动调焦算法和自适应步长的爬山搜索算法相结合完成自动聚焦, 聚焦效果如图 9 所示。



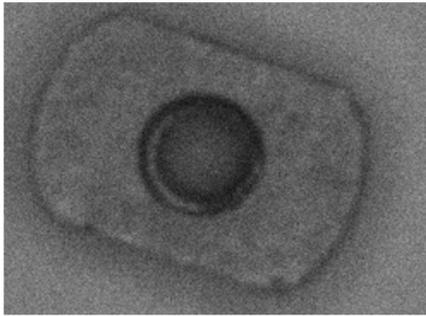
(a) 未添加噪声的离焦图像

(a) Defocused image without adding noise



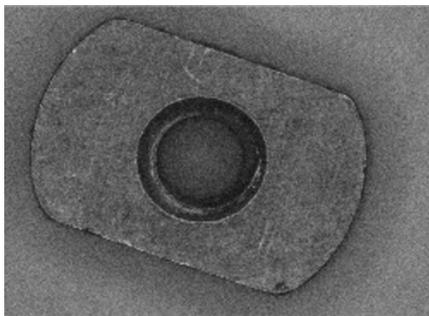
(b) 未添加噪声的聚焦图像

(b) Focused image without adding noise



(c) 添加噪声的离焦图像

(c) Defocused image with adding noise



(d) 添加噪声的聚焦图像

(d) Focused image with adding noise

图 9 离焦和聚焦实验图像

Fig.9 Defocused and focused experimental and image

3.2.2 算法计算效率对比实验

为了测试自动调焦算法的计算效率，使用文中调焦算法与 Brenner 函数、Roberts 函数、梯度平方函数、Tenengard 函数以及 Laplace 函数五种评价函数调焦算法对图 9(a)、(b) 的 20 帧零件序列图像分别进行处理。记录六种调焦算法在计算一帧图像时所消耗的平均时长，数据如表 4 所示。

表 4 处理一帧图像平均所消耗的时长对比

Tab.4 Comparison of average amount of time consuming for calculating a frame of image

| Automatic focusing algorithm | Consume time/ms |
|------------------------------|-----------------|
| Brenner | 7.68 |
| Gradient | 7.72 |
| Laplace | 10.92 |
| Tenengard | 11.23 |
| Roberts | 32.62 |
| This paper | 28.28 |

从表 4 可以看出，六种调焦算法中 Roberts 函数耗时最长，文中调焦算法耗时相比于其他四种算法也较长。原因主要在于，Roberts 函数中有多次根号开方过程，此过程消耗较长时间；同时文中采用的调焦算法中存在最大值判断，因此算法排序过程的存在会让算法的耗时有所增加。

3.2.3 聚焦定位实验

在 1、2、3、4 倍 4 个倍率下以不同的离焦位置分别进行 20 次聚焦定位实验，并记录 4 个倍率下每次聚焦实验结束时的电机位置，如图 10 所示。实验相机在不同倍率下有效景深为 100~900 μm ，电机的步距为 1 μm 。实验结果表明，在 3、4 倍时自动聚焦的重复性相对更好，电机极限位置偏差为 46 μm ，出现在 2 倍倍率下，电机极限位置偏差值小于有效景深范围。

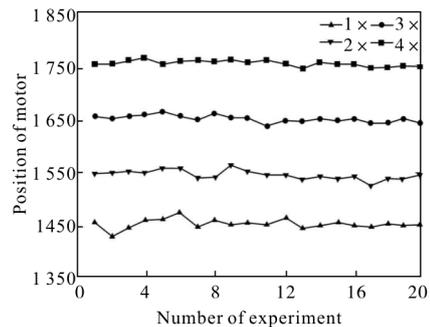


图 10 不同倍率下聚焦结束时电机位置分布

Fig.10 Motor position distribution with different magnifications at the end of focusing

4 结论

利用变倍率法完成图像主点预先标定，验证了在相机变倍情况下图像主点不变。采用单视图单应矩阵分解法进行相机内外参数的标定。实验表明，该方法的平均反投影误差比 Tsai 法的平均反投影误差小。经 QPSO 非线性优化后，最大反投影误差与平均反投影误差均有微小降低，其中平均反投影误差约为 0.1 pixel，相当于在相机放大倍数为 1 倍时的 0.4 μm 。在放大倍数的校准实验中，同等约束下高斯函数的拟合效果最优，同时通过实验验证了不同放大倍数下外参数中的旋转参数基本不变。通过将八邻域最大灰度梯度阈值的自动调焦函数与传统的灰度梯度进行实验对比，结果表明文中采用的自

动调焦算法在含有噪声的情况下仍有较好的单峰性且无明显的波动,针对实验相机,不同次聚焦的电机位置极限偏差为 46 μm 。

参考文献:

- [1] Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330–1334.
- [2] Tsai R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off the-shelf cameras and lens [J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1987, 3(4): 323–344.
- [3] Zhuang H, Wu W C. Calibration with a near-parallel calibration board configuration [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1996, 12(3): 918–921.
- [4] Xu Hongmei. Research on calibration technique of micro vision system for micro assembly[D]. Chongqing: University of Chongqing, 2011. (in Chinese)
- [5] Bianchini M, Fanelli S, Gori M. Optimal algorithms for well-conditioned nonlinear systems of equations [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2001, 50(7): 689–698.
- [6] Yu Qian, Sun Jun, Xu Wenbo. Application of quantum behaved particle swarm optimization in camera calibration[J]. *Computer Engineering and Application*, 2011, 47(14): 200–203. (in Chinese)
- [7] Brahim T, Sounkalo D, Guillaume F, et al. Automatic micro manipulation using multiscale visual servoing [C]//IEEE Conference on Automatic Science and Engineering, 2008: 977–982.
- [8] Zou Changfan, Liu Bingqin, Huang Fuyu, et al. Automatic focusing evaluation function based on multi-directional maximal gradient threshold method.[J]. *Laser and Infrared*, 2016, 46(1): 115–118. (in Chinese)
- [9] Zhang Laixian, Sun Huayan, Guo Huichao, et al. Auto focusing algorithm based on largest gray gradient summation [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, 42 (5): 605–610. (in Chinese)
- [10] Wang L D, Ren L, Mill J K, et al. Automated 3-D micrograsping tasks performed by vision-baed control [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2010, 7(3): 417–426.
- [11] Liang Minhua, Wu Zhiyong, Chen Tao. Auto focusing adjustment of theodolites by largest the gradient method [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17 (12): 3016–3021. (in Chinese)
- [12] Zhai Yongpin, Zhou Dongxiang, Liu Yunhui, et al. Design of evaluation index for auto-focusing function and optimal function selection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(4): 234–244. (in Chinese)
- [13] Han Ruiyu, Wang Jinjiang, Nie Kai, et al. Adaptive autofocus technique under different contrast [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, 41(2): 222–227. (in Chinese)
- [14] Sun Jie, Yuan Yuehui, Wang Chuanyong. Comparison and analysis of algorithms for digital image processing in autofocusing criterion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, 27(1): 35–39. (in Chinese)
- [15] Mo Chunhong, Liu Bo, Ding Lu, et al. A gradient threshold auto-focus algorithm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(1): 323–327. (in Chinese)
- [16] Ammi M, Fremont V, Ferreira A. Automatic camera-based microscope calibration for a telemicro manipulation system using a virtual pattern [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(1): 184–191.
- [17] Wang Wenqiang. Research on camera calibration method for micro-vision positioning system [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [18] Wang Z, Kieu H, Nguyen H, et al. Digital image correlation in experimental mechanics and image registration in computer vision: Similarities, differences and complements [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2015, 23(4): 18–27.
- [19] Liu Yang, Liu Wei, Jia Zhenyuan, et al. Calibration of lens distortion parameters based on two view geometry of translation motion [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(4): 922–929. (in Chinese)
- [20] Bianchini M, Fanelli S, Gori M. Optimal algorithms for well-conditioned nonlinear systems of equations [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2001, 50(7): 689–698.
- [21] Sun J, Xu W B, Feng B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent System, 2004: 111–116.