

# An Improved Two-Stage Camera Calibration Method Based on Evolution Calculation

Hongwei Gao<sup>1</sup>, Bin Li<sup>2</sup>, Chengdong Wu<sup>3</sup>, Chuan Zhou<sup>2</sup>

<sup>1)</sup> School of Information Science & Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang, 110168  
(E-mail: ghw1978@sohu.com)

<sup>2)</sup> Robotics Laboratory, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016  
(E-mail: libin@sia.cn)

<sup>3)</sup> School of Information Science & Engineering, Northeast University, Shenyang 110004  
(E-mail: wuhaoli@online.ln.cn)

**Abstract**—According to the calibration of binocular vision, an improved two-stages camera calibration method involved with multi-distortion coefficients is introduced in this paper. It takes the sum of distance in the world coordinate between ground truth 3D points and calculated 3D points as cost function which is optimized by evolution algorithm (EA). The 3D points' coordinate are calculated by the imitated direct linear transformation (DLT) triangulation based on distortion compensation. This strategy can allow the two cameras' all parameters being optimized at the same time. Parameters optimization algorithms with genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO) are introduced. Simulation and experiment are made under the same calibration data sets. A comparison for GA, PSO and Levenberg-Marquardt (LM) algorithms are made. The results show that the strategy of taking the 3D reconstruction errors as object function is feasible, the evolution algorithms have much higher calibration precision than that of the LM algorithm.

**Keywords**—camera calibration, lens distortion, parameter optimization, GA, PSO

## 一种改进的基于进化计算的相机两步标定方法

高宏伟<sup>1</sup> 李斌<sup>2</sup> 吴成东<sup>3</sup> 周船<sup>2</sup>

<sup>1)</sup> 沈阳理工大学信息科学与工程学院, 沈阳 110168

<sup>2)</sup> 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学重点实验室 沈阳 110016

<sup>3)</sup> 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004

**摘要** 针对双目立体视觉的标定问题, 本文提出了一种以三维重投影误差为优化目标函数并以进化算法进行参数寻优的包含多畸变系数的相机两步标定方法。采用基于畸变补偿的仿 DLT 三角测量法计算空间点三维坐标, 以此将两个相机的全部待优化参数联立起来。分别给出了基于遗传算法和粒子群算法的参数优化迭代算法。在同一组标定数据下, 进行了仿真和实验, 并与传统的 LM 优化算法进行了比较。结果证明以三维重投影误差为优化目标的策略是可行的, 进化算法在参数寻优过程中比传统方法更具有优势, 可以获得更高的标定精度。

**关键词** 摄像机标定, 镜头畸变, 参数优化, 遗传算法, 粒子群算法

### 1. 引言

摄像机标定是机器人视觉的关键技术之一, 在三维重构以及目标跟踪定位方面具有重要的应用。迄今为止, 对于摄像机标定问题已提出了很多方法, 其中以 R Tsai<sup>[1]</sup> 的两

步标定法最具代表性。该方法只考虑径向畸变, 计算量适中, 精度较高。J Weng<sup>[2]</sup> 提出一种改进的两步法。该方法同时考虑径向畸变、偏心畸变和薄棱镜畸变, 并引入旋转矩阵的修正, 但以矩阵分解求内外参数初始值, 难于达到

很高的精度。近年来又提出一些改进的两步法。如高立志<sup>[3]</sup>和张艳珍<sup>[4]</sup>提出的线性变换两步法：只考虑径向畸变，不包含非线性变换，精度较高。Z Zhang<sup>[5]</sup>提出一种新颖的两步法，通过从不同角度和位置观测平面标定模板，再通过非线性优化算法即可实现相机参数的高精度标定，避免了对高精度标定台的依赖。毛剑飞<sup>[6]</sup>在Z Zhang的算法基础上提出了一种改进的平面模板两步法。该方法先用图像中心附近点求取初值，然后采用一种基于内部映射牛顿法的子空间置信域法通过求精来得到所有参数，其标定精度优于Z Zhang的方法。J Heikkilä<sup>[7]</sup>提出一种考虑图像坐标畸变补偿及校正的四步相机标定方法，除了镜头的径向畸变，还考虑了切向畸变，这是对两步法的一种扩展。以上各种方法的优化目标函数都是用实际的图像坐标与计算得到的图像坐标之间的距离表示的，而图像中点的坐标通常受到噪声干扰，因此，优化过程只对图像坐标最优而对空间点的三维坐标不是最优。针对这一问题，周船<sup>[8]</sup>以真实的空间点到理论计算得出的空间点在三维空间内的距离之和为代价函数，以P3P (Perspective 3-Points) 算法作为三维重建的基础，并采用遗传算法进行摄像机参数的优化搜索，从而实现了单目视觉相机的高精度标定。针对双目视觉系统的相机标定问题，本文提出了一种以三维重投影误差为优化目标函数，同时考虑多畸变系数的双相机两步标定方法。在参数寻优方面，选用遗传算法和粒子群算法与传统的LM法进行比较。在标定结果检验方面，采用了基于畸变补偿的仿DLT检验法。实验和仿真的结果证明：以三维重投影误差为优化目标的策略是可行的；进化计算在参数寻优过程中比传统LM方法更具有优势，可以应用于相机的标定。

## 2. 考虑多畸变系数的相机模型

在摄像机针孔模型下，已知空间某点  $p$  在世界坐标系和图像坐标系下的坐标，则：

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fc(1) & \alpha_c * fc(1) & cc(1) \\ 0 & fc(2) & cc(2) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} [R \ T] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$= K [R \ T] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix}$$

式中， $M$  称为摄像机投影矩阵； $K$  只与摄像机内部

结构有关，称为摄像机内部参数矩阵； $[R \ T]$  由摄像机相对世界坐标系的方位决定，称为摄像机外部参数。 $fc(1)$  和  $fc(2)$  为相机焦距在水平和垂直两个方向上的分量，单位为像素； $\alpha_c$  为水平方向的尺度因子； $cc(1)$  和  $cc(2)$  为图像中心坐标，单位为像素。外部参数矩阵可由平移矢量  $T$  与旋转矢量  $R$  表示。这样内外参数矩阵的乘积即构成摄像机的投影矩阵。

镜头中存在多种畸变，尤其是短焦距的镜头更为明显。要想取得高精度的标定结果，必须考虑畸变的影响。主要的畸变类型有三种：径向畸变、偏心畸变、薄棱镜畸变。一般情况下，径向和切向畸变已经足够描述像机的畸变模型。摄像机的径向和切向畸变参数可描述为<sup>[7]</sup>：

$k_c = (k_c(1), k_c(2), k_c(3), k_c(4), k_c(5))^T$ 。令  $p$  为像机三维

坐标空间中的坐标矢量  $P = [X_c; Y_c; Z_c]^T$ ，那么该点在像平面上的成像坐标只与内参数有关，令  $x_n$  为小孔模型下图像中成像点的物理坐标：

$$x_n = \begin{bmatrix} Xc/Zc \\ Yc/Zc \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2)$$

令  $r^2 = x^2 + y^2$ ，考虑镜头畸变，成像点的物理坐标  $x_d$  为：

$$x_d = \begin{bmatrix} x_d(1) \\ x_d(2) \end{bmatrix} = (1 + k_c(1)r^2 + k_c(2)r^4 + k_c(5)r^6)x_n + d_x \quad (3)$$

其中  $d_x$  是切向畸变矢量：

$$d_x = \begin{bmatrix} 2k_c(3)xy + k_c(4)(r^2 + 2x^2) \\ k_c(3)(r^2 + 2y^2) + 2k_c(4)xy \end{bmatrix} \quad (4)$$

矢量  $k_c$  包含了径向和切向的畸变参数，在该畸变模型下， $p$  点的最终理想成像像素坐标为  $x - pixel = [x_u, y_u]$ ，其中：

$$\begin{aligned} x_u &= fc(1)(x_d(1) + \alpha_c * x_d(2)) + cc(1) \\ y_u &= fc(2)x_d(2) + cc(2) \end{aligned} \quad (5)$$

则  $x - pixel$  可以写成:

$$\begin{bmatrix} x_u \\ y_u \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} x_d(1) \\ x_d(2) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

至此, 标定方法已经很明确, 即首先求出校正后的理想图像坐标, 然后再按照针孔模型采用直接线性变换(DLT)的标定方法进行双相机投影矩阵的求取, 最后根据双投影矩阵进行三角测量。

### 3. 双相机参数标定

#### 3.1 两步标定法

首先, 采用 Matlab 标定工具箱<sup>[9]</sup>确定双相机的内部参数。在保证标定特征点充满整个视场的前提下, 采用类似于 Z Zhang 的方法, 任意手动标定板并获取图像, 由此图像中检测出的角点来计算相机的内部参数。

其次, 进行参数优化。本文的方法直接求取包含内外参数在内的投影矩阵。即先由第 2 节讨论的畸变系数对原图像坐标进行校正, 求出校正后的理想图像坐标, 然后按照针孔模型采用 DLT 法进行双相机投影矩阵的求取。通常的投影矩阵合成法优化时需要同时优化 32 个参数(每个相机包括 10 个内参数和 6 个外参数), 而本文的方法只需 20 个参数, 即每个相机 10 个内参数, 摄像机的外参数是隐含在投影矩阵中优化的, 而不是显式优化, 既减少了优化参数, 加快了标定速度, 同时也保证了求解的稳定性。

#### 3.2 基于三维重投影误差的优化算法

利用双投影矩阵进行三角测量, 从而形成三维重投影误差, 由此将双摄像机的 20 个待优化参数同时进行优化(传统方法是分开进行的)。具体步骤如下:

1) 由 Matlab 标定工具箱求出  $(fc(1), fc(2), cc(1), cc(2), \alpha_c, kc)$  的初始值,  $k_c = (k_c(1), k_c(2), k_c(3), k_c(4), k_c(5))^T$  的初始值设为 0。

2) 利用特征点的图像坐标  $(u_{1i}, v_{1i})$  和  $(u_{2i}, v_{2i})$  和两个相机各自的  $(fc(1), fc(2), cc(1), cc(2), \alpha_c, kc)$ , 根据式 (5) 求理想的图像坐标  $(u'_{1i}, v'_{1i})$  和  $(u'_{2i}, v'_{2i})$ 。

3) 理想的  $(u'_{1i}, v'_{1i})$  和  $(u'_{2i}, v'_{2i})$  以及世界坐标  $P_i(x_i, y_i, z_i)$  根据 DLT 法求双相机的投影矩阵  $M_1$  与  $M_2$ 。

4) 用理想的  $(u'_{1i}, v'_{1i})$  和  $(u'_{2i}, v'_{2i})$  与  $M_1, M_2$  反求空间点  $P_{li}(x_{li}, y_{li}, z_{li})$ , 并让目标函数最小化:

$$\sum_{i=1}^n \|P_i - P_{li}\| = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_{li})^2 + (y_i - y_{li})^2 + (z_i - z_{li})^2} \quad (7)$$

其中  $P_i(x_i, y_i, z_i)$  是真实的空间点的三维坐标,  $n$  代

表标定点的个数, 从而求得新的  $(fc(1), fc(2), cc(1), cc(2), \alpha_c, kc)$ 。

5) 判断设定的迭代次数是否达到, 没有达到则返回步骤 2) 重新计算, 达到则退出并返回  $(fc(1), fc(2), cc(1), cc(2), \alpha_c, kc)$  的优化值。

畸变系数和相机内参数的求解过程具有实际物理意义, 这意味着用求出的畸变系数和相机内参数进行后续三角测量时可以获得最小的测量误差。

### 4. 基于进化计算的优化策略

进化计算采用简单的编码技术来表示各种复杂的结构, 并通过一组编码表示进行简单的遗传操作和优胜劣汰的自然选择来指导学习和确定搜索的方向, 可以有效解决知识表示、处理信息模式及组合爆炸等求解问题。与传统优化方法, 如梯度下降法相比, 进化计算在全局优化、不依赖于梯度信息和易实施等方面都显示出了其优越性。将进化计算引入到计算机视觉中也是有益的尝试, 本文便将隶属于进化计算范畴内的遗传算法<sup>[10]</sup>和粒子群算法<sup>[11]</sup>应用到相机标定的参数优化过程中。

#### 4.1 基于遗传算法的优化方法

针对标定中的参数优化问题, 单个染色体可以表示为:

$$b = \{ fc11, fc12, cc11, cc12, \alpha_c1, kc1, fc21, fc22, cc21, cc22, \alpha_c2, kc2 \} \quad (8)$$

矢量  $b$  作为染色体, 它有 20 个基因, 编码方式上采用实数编码以解决二进制编码中可能存在的计算精度和解码复杂性等问题。双相机内部参数的初值可由 Matlab 标定工

具箱获得，在遗传算法开始搜索前确定搜索空间，这可以大大降低计算的复杂度，种群中的个体是在初值邻域空间中随机产生的，选用的评价函数为（7）式，整个种群中有  $M = 100$  个个体。基于 GA 的参数优化步骤如下：

1) 初始化：随机产生  $M$  个个体，假定种群进化代数  $t = 0$ ,

$$G^0 = \{b_1^0, \dots, b_j^0, \dots, b_M^0\}$$

其中  $b$  为染色体，上标代表进化代数，下标代表个体个数。

2) 适应值计算：由（7）式计算每个染色体的适应值，并按升序排列，

$$G = \{b'_1, \dots, b'_j, \dots, b'_M\} \quad \text{and}$$

$$\sum_{i=1}^n \|P_i - P_i(b'_j)\| \leq \sum_{i=1}^n \|P_i - P_i(b'_{j+1})\|$$

3) 选择操作：按照最优和随机选择  $k$  个个体，

$$G^{t+1} = \{b_1^{t+1}, \dots, b_k^{t+1}\}$$

4) 变异操作：从新产生的  $k$  个个体中选择  $p$  个，对其中个体的部分基因进行随机变异，

$$G^{t+1} = \{b_1^{t+1}, \dots, b_k^{t+1}, b_{k+1}^{t+1}, \dots, b_{k+p}^{t+1}\}$$

5) 交叉操作：随机选择 1 个基因进行交叉，重复  $M - k - p$  次，

$$G_i^{t+1} = \{b_1^{t+1}, \dots, b_k^{t+1}, \dots, b_{k+p}^{t+1}, \dots, b_M^{t+1}\}$$

6) 令进化代数加 1， $t = t + 1$ ，选择最优的个体作为当前解，

$$b_{best} = \{b'_i \mid \sum_{i=1}^n \|P_i - P_i(b'_i)\| = \min_{j=1}^M (\sum_{i=1}^n \|P_i - P_i(b'_j)\|)\}$$

7) 如果满足终止条件，即进化代数大于某个预定值或适

应值满足  $\sum_{i=1}^n \|P_i - P_i(b)\| < \xi$ ，搜索过程结束，否则返回

步骤 2)。

#### 4.2 基于粒子群算法的优化方法

令 PSO 初始化为一群随机粒子（随机解），在每一次迭代中，粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就

是粒子本身所找到的最好解，叫做个体极值点（用  $pbest$  表示其位置），全局版 PSO 中的另一个极值点是整个种群目前找到的最好解，称为全局极值点（用  $gbest$  表示其位置）

在找到这两个最好解后，粒子根据如下的速度和位置更新方程(9)和(10)来更新自己的速度和位置<sup>[11]</sup>。

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 rand_1 (pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 rand_2 (gbest_{id}^k - x_{id}^k) \quad (9)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (10)$$

其中， $v_{id}^k$  是粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中第  $d$  维的速度； $c_1$ ,

$c_2$  是加速系数（或称学习因子）分别调节向全局最好粒子

和个体最好粒子方向飞行的最大步长。 $rand_{1,2}$  是  $[0,1]$  之

间的随机数； $x_{id}^k$  是粒子  $i$  在第  $k$  次迭代中第  $d$  维的当前位

置； $pbest_{id}$  是粒子  $i$  在第  $d$  维的个体极值点的位置（即坐

标）； $gbest_d$  是整个群体在第  $d$  维的全局极值点的位置。

基于 PSO 的参数优化步骤如下：

1) 种群随机初始化。初始化初始搜索点的位置及其速度通常是在初值邻域空间中随机产生。初始粒子数选为 100， $d = 20$ 。计算出其相应的个体极值，全局极值就是个体极值中最好的。

2) 对种群内的每个粒子进行评价。由式（7）计算粒子的适应度值，如果好于该粒子当前的个体极值则更新个体极值。如果所有粒子的个体极值中最好的好于当前的全局极值，则且更新全局极值。

3) 根据式（9）和（10）进行种群的更新。

4) 如果终止条件满足的话，就停止，否则转步骤 2)。

从上述步骤可以看到 PSO 和 GA 的共同之处在于两者都随机初始化种群，而且都使用适应值来评价系统，均根据适应值来进行一定的随机搜索。但是，PSO 没有 GA 中的交叉和变异过程，而是粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索。同 GA 比较，PSO 的优势在于简单易于实现，并且没有很多参数需要调整。

#### 5. 实验结果与分析

### 5.1 实验条件

如图 1 所示,采用两台美国 IPX-2M30 黑白 CCD 摄像机,分辨率为 1600X1200。 $\mu$ tron 4 毫米镜头,视场角为  $80^\circ$ 。双摄像机用螺丝固定于方盒内,光轴近似平行放置,试验中平行双目系统的基线长度为 200 毫米,在高精度的标定台上进行摄像机的标定与测量精度的验证。



图 1 试验装置与标定用图

### 5.2 实验结果与分析

在距离摄像机 1~2 米处,选定四个等间距的位置,并通过子像素级精度的角点检测算法对标定板进行标定点采集,检测出 676 个标定点(每个位置检测 169 个标定点)用于摄像机参数的计算,再用其它位置的 28 幅图上的 4732 个点来验证测量精度。根据 LM 优化策略和新的优化策略求出的相机参数,在同一组数据下,进行了三种方法的计算速度与测量精度的比较。

表 1 采用不同优化策略的误差比较

		LM 法	GA 法	PSO 法			
左摄像机	$k_1$	-0.055980	567.304750	-0.035342	557.383464	-0.070701	561.978024
	$k_2$	0.078092	551.830238	0.079782	542.124566	0.074959	560.924378
	$k_3$	0.000297	-0.000018	0.001643	-0.000012	-0.022418	0.011863
	$k_4$	0.000553	368.054845	0.000343	389.232435	-0.003805	375.426395
	$k_5$	0.000013	281.187307	0.000007	292.167807	0.005778	279.686511
右摄像机	$k_1$	-0.054319	574.359659	-0.055867	562.124234	-0.074022	564.632476
	$k_2$	0.079938	569.249132	0.102313	551.267332	0.081542	564.135606
	$k_3$	0.000771	0.000106	0.001132	0.000131	-0.020180	0.016851
	$k_4$	-0.001443	425.522185	-0.000943	416.346955	0.009664	416.527584
	$k_5$	0.000002	287.231969	0.000013	280.245719	-0.009821	281.287030
标定误差	AverageerrorX (mm)	0.086327	0.106414	0.101480			
	AverageerrorY (mm)	0.076351	0.079970	0.080129			
	AverageerrorZ (mm)	0.340751	0.421689	0.392323			
测量误差	AverageerrorX (mm)	0.622071	0.390142	0.421686			
	AverageerrorY (mm)	0.732032	0.593699	0.657221			
	AverageerrorZ (mm)	2.219666	2.019970	1.890134			

由表 1 可以看出,三种优化方法都获得了较高的标定和测量精度,这是因为选购的 4 毫米镜头是高价位的小畸变镜头,畸变率不超过 1%,从实验结果也看出了镜头的性能。标定误差反映了标定数据对相机模型的拟合程度,可以看出三种方法在三个方向上的平均反求误差均在 1 毫米内,说明这组数据很好地拟合了相机的模型。为了检验标定的结果,进行了三维测量实验。比较后可知,粒子群算法求得的参数是三种方法中最优的,在三个方向上的平均测量误差最小,尤其在 z 方向上,误差小于 2 毫米,而

LM 和 GA 法都大于 2 毫米。图 2~4 所示,每种算法的测量误差在三个方向上的分布都接近于正态分布。LM、GA 和 PSO 三种方法的测量绝对误差最大值分别为 13.9 毫米、9.2 毫米和 8.1 毫米。由三种方法分别进行 1000 次迭代优化后得到目标函数收敛曲线,可以看出目标函数值最终趋于常值,即式(7)的迭代终值分别为 30.8、21.8 和 12.9。在迭代分别进行至 650 次、500 次和 370 次时,参数优化基本结束。综合上述指标可见,基于进化计算的优化策略在相机的标定和测量过程中均具有一定的优势。另外,基于二维重投影误差的方法与基于三维重投影误差的方法的测量精度比较可参见文献[8,12],结果是基于三维重投影误差的方法的测量精度较高。

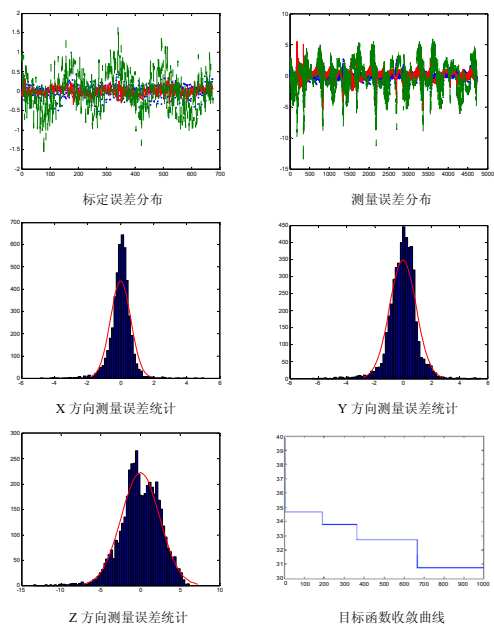


图 2 LM 法的实验结果

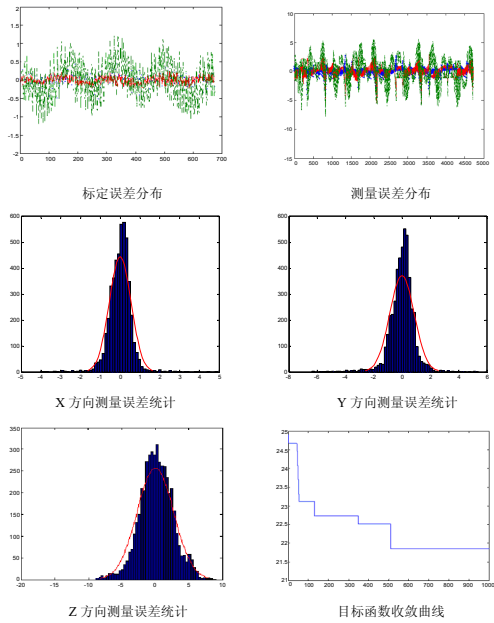


图 3 GA 法的实验结果

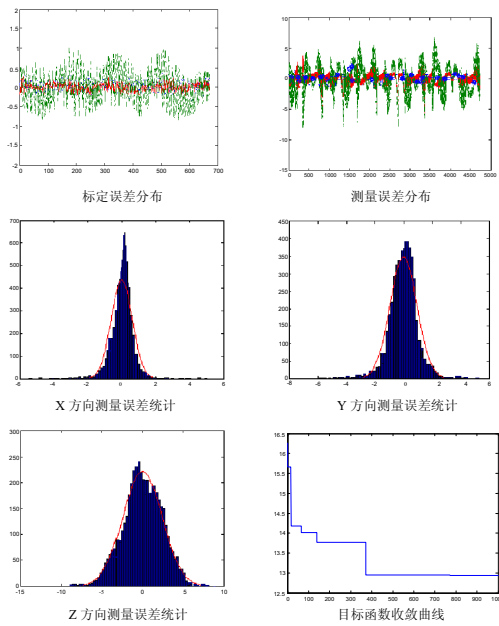


图 4 PSO 法的实验结果

(红色的 ‘.’ 代表 x 轴方向的误差, 蓝色的 ‘-’ 代表 y 轴方向的误差, 绿色的 ‘-.’ 代表 z 轴方向的误差)

## 6. 结论

标定的最终目的是在于三维测量, 测量误差越小越好。以此为出发点, 将计算所得的空间点与实际的空间点之间的距离和作为目标函数, 在目标函数值最小的条件下同时求解双相机的畸变系数和相机内参数, 这样求得的相机参

数在以后的测量中可使  $x$ ,  $y$ ,  $z$  三个方向上的误差趋于最小。另外, 由于高精度的标定一般都是离线进行的, 所以本文提出的以进化计算进行优化的思路在实际应用中也是可行的, 可以获得比传统 LM 法更高的标定精度。

## 参考文献

- [1] Tsai. R. Y, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. 3, no.4, pp. 323-344, 1987.
- [2] Weng J, Cohen P, Herniou M, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation." *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no.10, pp. 965-980, 1992.
- [3] 高立志, 方勇. 高精度立体视觉测量中一种通用的摄像机标定技术. *机械科学与技术*, 1998, 17(5):808-811
- [4] 张艳珍, 欧宗瑛. 一种新的摄像机线性标定方法. *中国图象图形学报*. 2001, 6(8):727-731
- [5] Zhang z, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no.11, pp. 1330-1334, 2000.
- [6] 毛剑飞, 邹细勇, 诸静. 改进的平面模板两步法标定摄像机. *中国图象图形学报*, 2004, 9(7):846-852
- [7] Heikkilä J, Silvén O, "A Four-step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction." in *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conf.*, San Juan, Puerto Rico, 1997, pp.1106-1112.
- [8] Zhou C, Tan D.L., Zhu F.. A high-precision calibration method for distorted camera. in *Proc. IEEE Intelligent Robots and Systems Conf.*, Sendai, Japan, 2004, pp.2618-2623.
- [9] [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/)
- [10] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现. 西安: 西安交通大学出版社, 2002
- [11] Niu Ben, Zhu Yun-Long, He Xiao-Xian, "Construction of Fuzzy Models for Dynamic Systems Using Multi-population Cooperative," *Particle Swarm Optimizer. Springer's Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 3613, pp. 987-1000, 2005.
- [12] Gao Hong-wei, Wu Cheng-dong, Gao Li-fu and Li Bin, "An Improved Two-Stage Camera Calibration Method," in *Proc. IEEE the 6th World Congress on Control and Automation*, Dalian, China, 2006, pp. 9514-9518.