

# 一种立体视觉的摄像机标定参数遗传优化方法

高霖龙<sup>1</sup>, 郝矿荣<sup>1</sup>, 丁永生<sup>1,2</sup>

GAO Lin-long<sup>1</sup>, HAO Kuang-rong<sup>1</sup>, DING Yong-sheng<sup>1,2</sup>

1.东华大学 信息科学与技术学院, 上海 200051

2.数字化纺织服装技术教育部工程研究中心, 上海 201620

1. College of Information Sciences and Technology, Donghua University, Shanghai 200051, China

2. Engineering Research Center of Digitized Textile and Fashion Technology, Ministry of Education, Shanghai 201620, China

E-mail: krhao@dhu.edu.cn

**GAO Lin-long, HAO Kuang-rong, DING Yong-sheng.** Parameter optimization based on GA for camera calibration in stereo vision. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(15): 196–197.

**Abstract:** In this paper, the linear equations are built based on linear models firstly. Camera parameters are evaluated by least square algorithm. Next, the nonlinear equations are joined to revise the effects of camera distortions. The GA is used to optimize the camera parameters to improve the precision and dependability of the camera calibration. At last, the experiment indicates that the method has a good effect and practicability.

**Key words:** camera calibration; genetic algorithm; parameter optimization; stereo vision

**摘要:**首先利用线性模型构建线性方程,通过最小二乘法估算出摄像机的内、外参数,然后考虑到摄像机的畸变影响加入非线性畸变方程。利用遗传算法具有良好全局优化的特点,对摄像机参数进行优化,提高了摄像机标定的精度和可靠性。实验结果表明,该方法达到预期目的且具有很好的实用性。

**关键词:**摄像机标定;遗传算法;参数优化;立体视觉

文章编号:1002-8331(2007)15-0196-02 文献标识码:A 中图分类号:TP391.41

## 1 引言

在立体视觉系统中,一般需要两个摄像机,首先要对每个摄像机分别标定,然后再通过定标来测量双摄像机之间的相对位置,而精确标定摄像机的内外参数不仅可以直接提高测量精度还能够为以后的各种图像处理打下良好的基础。目前,对单个摄像机标定的方法主要有线性模型、非线性模型。其中线性模型算法比较简单但无法准确描述成像的几何关系,图像会产生畸变。本文对线性模型加入非线性畸变,来进行单个摄像机的标定,并且利用遗传算法具有良好的全局优化特点,对标定参数进行优化,提高标定的精度。

## 2 摄像机标定模型与参数的计算<sup>[1]</sup>

世界坐标系下一点  $P(X_w, Y_w, Z_w)$ , 其在摄像机坐标下的坐标  $(X_c, Y_c, Z_c)$ , 对应的图像坐标系下的以毫米为单位的图像坐标为  $(x, y)$ , 以像素为单位的图像坐标为  $(u, v)$ 。在线性模型即针孔模型下,三种坐标系对应关系如下:在图像坐标系中,如图 1 所示,  $(x, y)$  与  $(u, v)$  的关系可写成:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dx & 0 & -u_0 dx \\ 0 & dy & -v_0 dy \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

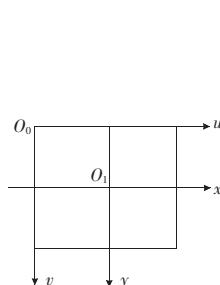


图 1 图像坐标系

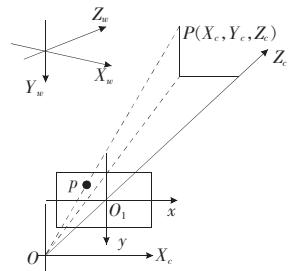


图 2 摄像机坐标系与世界坐标系

其中  $(u_0, v_0)$  为  $O_1$  在  $u, v$  图像坐标系中的坐标,  $dx, dy$  为每个像素在  $x$  轴和  $y$  轴方向上的物理尺寸。如果摄像机坐标系和世界坐标系之间的关系用旋转矩阵  $R$  与平移向量  $t$  来描述, 如图 2 所示, 则有如下关系:

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中  $R$  为  $3 \times 3$  正交单位矩阵;  $t$  为三维平移向量;  $0=(0, 0, 0)^T$ 。

在不考虑畸变时的线性模型即针孔模型下, 图像坐标和摄像机坐标的关系可表示为:

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60534020)。

作者简介:高霖龙(1982-),男,硕士研究生,从事智能控制,图像处理等研究;郝矿荣(1964-),女,博士,副教授,从事智能机器人、机器视觉、智能控制、模式识别等研究;丁永生(1967-),男,博士,教授,博士生导师,从事智能系统、网络智能、DNA 计算、生物网络结构、生物信息学、数字化纺织服装技术等研究。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中  $f$  为摄像机的焦距。将式(1)和式(2)代入上式并计算后,就得到世界坐标系坐标和投影坐标  $(u, v)$  的关系为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & a_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \mathbf{X}_w \quad (4)$$

其中,  $a_x=f/dx, a_y=f/dy$ ;  $\mathbf{M}$  为  $3 \times 4$  矩阵, 即投影矩阵。

在摄像机标定中, 有  $n(n>6)$  个已知点的情况下, 求解投影

矩阵  $\mathbf{M}$ 。设  $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix}$ , 已知点中第  $i$  点的空间

坐标为  $(X_{ui}, Y_{ui}, Z_{ui}, 1)$ , 其对应的图像坐标是  $(u_i, v_i, 1)$ ,  $m_{ij}$  为投影矩阵  $\mathbf{M}$  的第  $i$  行和第  $j$  列元素, 则关于  $\mathbf{M}$  的线性方程为:

$$\begin{bmatrix} X_{u1} & Y_{u1} & Z_{u1} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_1 X_{u1} & -u_1 Y_{u1} & -u_1 Z_{u1} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{u1} & Y_{u1} & Z_{u1} & 1 & -v_1 X_{u1} & -v_1 Y_{u1} & -v_1 Z_{u1} \\ \vdots & \vdots \\ X_{un} & Y_{un} & Z_{un} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_n X_{un} & -u_n Y_{un} & -u_n Z_{un} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_{un} & Y_{un} & Z_{un} & 1 & -v_n X_{un} & -v_n Y_{un} & -v_n Z_{un} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} m_{11} & u_1 m_{34} \\ m_{12} & v_1 m_{34} \\ \vdots & \vdots \\ m_{32} & u_n m_{34} \\ m_{33} & v_n m_{34} \end{bmatrix} \quad (5)$$

由上式看到, 如果令  $m_{34}=1$ , 就能得到关于  $\mathbf{M}$  矩阵其他元素的  $2n$  个线性方程。同时令  $\mathbf{K}$  为上式左边  $2n \times 11$  矩阵,  $\mathbf{m}$  为未知的

11 维向量,  $\mathbf{U}$  为上式右边的  $2n$  维向量, 所以上式可以简化为:

$$\mathbf{Km}=\mathbf{U} \quad (6)$$

$\mathbf{K}, \mathbf{U}$  为已知向量, 当  $2n>11$  时, 运用最小二乘法求得上式的解为:

$$\mathbf{m}=(\mathbf{K}^T \mathbf{K})^{-1} \mathbf{K}^T \mathbf{U} \quad (7)$$

下面通过  $\mathbf{m}$  求取式(4)中各个参数。设  $\mathbf{R}=(\mathbf{r}_1^T \mathbf{r}_2^T \mathbf{r}_3^T)^T, \mathbf{t}=(t_x \ t_y \ t_z)^T$ , 则

$$\begin{bmatrix} \mathbf{m}_1^T & m_{14} \\ \mathbf{m}_2^T & m_{24} \\ \mathbf{m}_3^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & a_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1^T & t_x \\ \mathbf{r}_2^T & t_y \\ \mathbf{r}_3^T & t_z \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x \mathbf{r}_1^T + u_0 \mathbf{r}_3^T & a_x t_x + u_0 t_z \\ a_y \mathbf{r}_2^T + v_0 \mathbf{r}_3^T & a_y t_y + v_0 t_z \\ \mathbf{r}_3^T & t_z \end{bmatrix} \quad (8)$$

由上式可得,  $m_{34}m_3=\mathbf{r}_3$ , 又由于  $\mathbf{R}$  为正交单位矩阵得到  $|\mathbf{r}_3|=1$ , 所以,  $m_{34}=\frac{1}{|m_3|}$ 。同时由对应关系可求得  $\mathbf{r}_3, u_0, v_0, a_x, a_y$ , 以及

$t_x, t_y, t_z$ 。

线性模型下, 图像会出现较大的畸变, 所以要考虑在非线性模型下非线性畸变。在只考虑径向畸变的情况下, 设  $(\bar{x}, \bar{y})$  为线性模型计算出来的图像坐标点,  $(x, y)$  为实际的图像坐标点坐标, 则它们的关系可写成:

$$\bar{x}=x(1+k_1 r^2), \bar{y}=y(1+k_2 r^2) \quad (9)$$

其中  $r^2=x^2+y^2$ 。

这样, 线性模型的参数  $u_0, v_0, a_x, a_y$  与非线性畸变参数  $k_1, k_2$  一起构成了非线性模型的摄像机内部参数,  $\mathbf{R}$  和  $\mathbf{t}$  构成了摄像机的外部参数。

### 3 用遗传算法对摄像机参数进行优化<sup>[2]</sup>

遗传算法基于达尔文的进化论, 利用计算机模拟生命进化机制而发展起来的一门新学科。它根据适者生存、优胜劣汰等自然进化规则来进行搜索计算和问题求解。

在以往的摄像机标定的过程中, 很难保证非线性优化的求解精度和可靠性, 遗传算法对摄像机的参数进行优化, 避免了非线性方法的上述缺点。

由于  $\mathbf{R}$  是正交单位矩阵, 所以可以设:

$$\mathbf{r}_1=(s_1 \ s_2 \ \sqrt{1-s_1^2-s_2^2})$$

$$\mathbf{r}_2=(p_1 \ p_2 \ \sqrt{1-p_1^2-p_2^2})$$

$$\mathbf{r}_3=(q_1 \ q_2 \ \sqrt{1-q_1^2-q_2^2})$$

把摄像机的内外参数作为遗传基因来构造染色体:

$$\mathbf{l}=\{a_x \ a_y \ u_0 \ v_0 \ s_1 \ s_2 \ p_1 \ p_2 \ q_1 \ q_2 \ t_x \ t_y \ t_z \ k_1 \ k_2\}$$

为了提高算法的精确度和速度, 染色体基因可在最小二乘法的基础上产生, 并在一定范围内进行寻优搜索。设算法的适应度函数为:

$$E(l)=\sum_k [(x_k(l)-\bar{x}_k(l))^2+(y_k(l)-\bar{y}_k(l))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

其中,  $(x_k, y_k)$  为实际测量的图像坐标点,  $(\bar{x}_k, \bar{y}_k)$  为计算的期望值。算法如下所示:

(1) 初始种群。随机产生包含  $n$  个个体的群体, 每个群体又包含了  $m$  个个体, 个体的染色体在初始值的基础上随机产生。

(2) 计算适应度函数  $E(l)$ , 并根据值的大小对个体进行排序。

(3) 选择染色体。根据适应度值, 选择进入交换的染色体。

(4) 进行交换。将最优选择与随机选择相结合, 从新排序的群体中选择  $k$  个个体, 并和随机产生的  $p$  个新个体共同组成新群体。

(5) 进行变异。从上述新群体中随机抽取  $q$  ( $q< k+p$ ) 个个体, 随机选择部分个体进行随机变化, 共同组成变异后的新群体。

(6) 进化代数加 1, 选择个体中的最优解即  $E(l_i)$  最小值, 作为当前解。

(7) 如果达到设定的进化代数或者达到要求, 则停止算法, 输出最优解; 否则, 跳到(2), 继续算法。

### 4 实验结果

通过实验采集数据并对不同数目的种群进行比较来验证算法, 如表 1 所示。

由上述数据可以看出, 随着采样已知点增多, 误差有所增大, 因为边缘畸变点引入的原因, 没有影响标定的效果, 得到较小的误差, 具有良好的精度和适应度。

### 5 结论

本文在对立体视觉摄像机进行标定时, 在线性模型的基础

(下转 229 页)