

## 视觉导航中的单目摄像机标定改进算法

周磊,任国全,李冬伟

(军械工程学院 火炮工程系,石家庄 050003)

(kongzhlei@163.com)

**摘要:**在基于单目视觉的智能车自主导航系统中,摄像机标定是智能车实现安全准确视觉导航的前提和关键。研究摄像机理想模型和实际模型,提出一种改进的标定方法。结合线性模型和非线性模型的优点,在求解摄像机内外参数的过程中,先采用线性模型标定摄像机的一部分参数,进一步考虑简化畸变模型,将非线性方程组转化为线性方程组迭代求解,最终获得摄像机全部参数。该方法既保证了标定精度,又简化了复杂的摄像机实际模型。实验结果表明该方法能满足视觉导航要求。

**关键词:**视觉导航;摄像机标定;畸变模型

**中图分类号:**TP301.6 **文献标志码:**A

## Improved algorithm of monocular camera calibration for vision navigation

ZHOU Lei, REN Guo-quan, LI Dong-wei

(Department of Guns Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang Hebei 050003, China)

**Abstract:** One camera is used in the autonomous navigation system of intelligent vehicle, and camera calibration is the key and precondition of the intelligent vehicle's correct and safe navigation. Through the study of ideal model and actual model of camera, an improved calibration method was proposed. In the process of obtaining internal and external parameters of the camera, this algorithm combined the advantages of both linear and nonlinear calibration, which calibrated parts of the parameters of camera firstly and then considered simplifying the distortion model. The nonlinear equation systems can be changed into linear equation systems. Additionally, all the parameters of camera were acquired through many times iteration. On the one hand, it can ensure the calibration accuracy. On the other hand, it reduces the complexity of the camera's actual model. The experimental results show that the method can meet the requirements of vision navigation.

**Key words:** vision navigation; camera calibration; distortion model

### 0 引言

在视觉导航系统中,目前国内外应用最多的是在智能车上安装车载摄像机的导航方式。由于摄像机并不是一个理想的透视模型,根据不同的使用场合及所要求达到的标定精度,需建立不同复杂程度的摄像机模型。线性模型标定通过解线性方程求解摄像机参数,具有简便快速、实时计算的优点,但由于没有考虑摄像机镜头的非线性畸变,所以难以达到较高的精度。非线性模型考虑了非线性畸变问题,求解复杂,能获得较高的精度。建立的模型越接近摄像机的实际模型且参数能准确地标定出来,则获得的测量精度越高。具体来说,摄像机标定<sup>[1-2]</sup>的目标就是确定摄像机内部几何和光学特性(内部参数)和相对于一个世界坐标系的摄像机坐标的三维位置和方向(外部参数)。

目前,摄像机标定的基本理论很成熟,标定方法各有优劣,最重要的就是根据不同的实际需要结合不同的标定方法完成标定。视觉导航要求算法具有很好的实时性和鲁棒性,本文研究了线性模型和非线性模型,简化综合畸变模型,利用在世界坐标系中平面模板上已知点坐标,建立与在计算机图像二维空间中各对应像素坐标之间的关系方程组,迭代求解出摄像机各内外参数,完成标定。

### 1 摄像机理想模型

为了标定摄像机,有必要建立一个模型,该模型由摄像机、镜头、图像采集卡组成,这个模型可以将世界坐标系中的三维空间点投影到二维图像中<sup>[3]</sup>。从三维空间坐标投影到二维图像坐标的映射关系:

$$p = \pi(P_w, c_1, c_2, \dots, c_n) \quad (1)$$

式(1)中, $p$ 是三维空间点 $P_w$ 通过投影 $\pi$ 得到的二维图像坐标。摄像机标定就是确定摄像机参数 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 的过程。

摄像机成像变换涉及不同坐标系之间的变换<sup>[4-5]</sup>,包括世界坐标系 $O_w X_w Y_w Z_w$ 、摄像机坐标系 $O_c Y_c Z_c$ 、成像平面坐标系 $O_u X_u Y_u$ 和图像平面坐标系 $O_f UV$ ,如图1所示。 $Z_c$ 轴为摄像机光轴,与摄像机成像平面垂直, $X_c$ 轴、 $Y_c$ 轴分别平行成像平面坐标系的 $X_u$ 、 $Y_u$ 轴,且方向相同。

#### 1.1 世界坐标系到摄像机坐标系的变换

从世界坐标系到摄像机坐标系的变换属于刚性变换,也就是由平移和旋转组成。世界坐标系中点 $P_w = (x_w, y_w, z_w)^T$ 在摄像机坐标系中为 $P_c = (x_c, y_c, z_c)^T$ ,它们之间的变换关系为:

$$P_c = RP_w + T \quad (2)$$

其中 $T = (t_x, t_y, t_z)^T$ 是平移向量, $R = R(\alpha, \beta, \gamma)$ 是旋转矩

收稿日期:2010-12-24;修回日期:2011-02-24。

**作者简介:**周磊(1987-),男,湖南湘潭人,硕士研究生,主要研究方向:视觉导航、模式识别;任国全(1974-),男,安徽阜阳人,副教授,博士,主要研究方向:车辆控制技术与自动化、模式识别;李冬伟(1979-),男,河北石家庄人,讲师,博士,主要研究方向:机器视觉、车辆故障诊断。

阵,  $\alpha, \beta, \gamma$  分别是摄像机绕世界坐标系  $X_w$  轴、 $Y_w$  轴、 $Z_w$  轴旋转角度。在  $R$  和  $T$  中的 6 个参数  $\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z$  被称为摄像机外参。

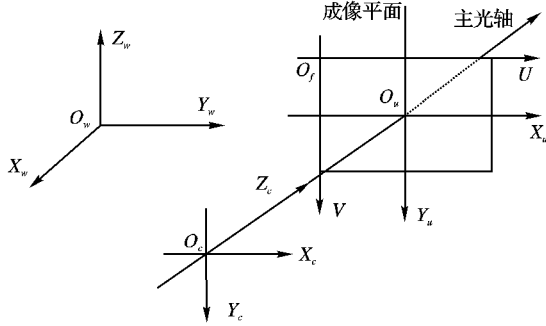


图1 四个不同坐标系

在智能车视觉导航系统中,世界坐标系原点  $O_w$  在车体重心正下方地面上,  $Y_w$  轴垂直向上,  $Z_w$  轴平行地面指向车体前进方向,  $X_w$  轴在图中垂直纸面向里。  $O_c$  为摄像机坐标系原点, 与  $O_w$  点的水平距离为  $l_1$ , 与地面的垂直距离为  $l_2$ ,  $X_w$  轴垂直纸面向里。摄像机只绕  $X_c$  轴旋转, 光轴与水平面倾斜角为  $\alpha$ , 旋转角度  $\beta, \gamma$  为零。如图2所示。

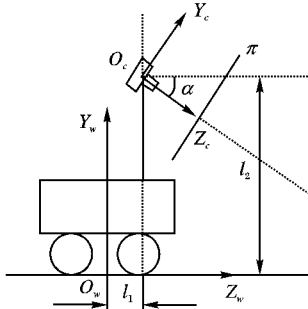


图2 智能车视觉导航系统坐标定义

于是,式(2)中的  $R, T$  分别为:

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix}$$

$$T = (0, -l_2, -l_1)^T$$

### 1.2 摄像机坐标系到成像平面坐标系的变换

在摄像机理想模型中,三维空间点  $P_c = (x_c, y_c, z_c)^T$  从摄像机坐标系透视投影到二维成像平面坐标系中  $P_u = (x_u, y_u)^T$ ,如图3所示,投影关系表示为:

$$\begin{bmatrix} x_u \\ y_u \end{bmatrix} = \frac{f}{z_c} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $z_c$  表示目标物体与摄像机的距离,  $f$  表示摄像机焦距。

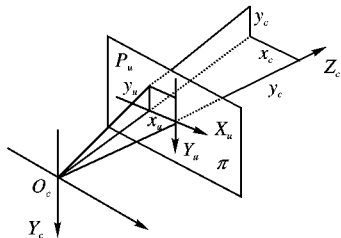


图3 摄像机透视投影

### 1.3 成像平面坐标系到图像平面坐标系的变换

面阵图像传感器阵列在成像平面上,将图像转换为像素图像,图像坐标系以像素为单位,以图像的横向为  $U$  轴,纵向为  $V$  轴,如图1所示。

设成像平面坐标系  $P_u$  点在图像坐标系中坐标是  $(u, v)$ , 则有:

$$\begin{cases} u = N_x * x_u + u_o \\ v = N_y * y_u + v_o \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $N_x, N_y$  分别是成像平面上横向、纵向单位长度上的像素数<sup>[6]</sup>;  $(u_o, v_o)$  是成像平面坐标系的原点  $O_u$  在图像坐标系中的像素坐标。

摄像机理想成像模型是线性模型(针孔模型),线性模型摄像机标定用线性方程求解,简单快速,但是该模型没有考虑标定过程中的非线性畸变问题,标定误差大。

## 2 摄像机实际模型

实际上,摄像机投影成像并不完全满足针孔模型,由于摄像机存在光学系统的加工误差和装配误差等原因,目标的像点会发生多种类型的畸变,如径向畸变、偏心畸变和薄透镜畸变等。在需要精确标定摄像机参数和图像匹配时,畸变会影响摄像机内外参数的估计精度,因此应采用非线性模型。

1980年 Atkinson 已给出了描述非线性畸变的公式<sup>[7]</sup>:

$$\begin{cases} x_u = x + \delta_x(x, y) \\ y_u = y + \delta_y(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $(x_u, y_u)$  是线性模型下的成像点坐标;  $(x, y)$  是实际成像点坐标;  $\delta_x, \delta_y$  是非线性畸变值,它与图像点在图像中的位置有关,可用公式来表示:

$$\delta_x = \delta_{xr} + \delta_{xd} + \delta_{sp} = k_1 x(x^2 + y^2) + [p_1(3x^2 + y^2) + 2p_2xy] + s_1(x^2 + y^2) \quad (6)$$

$$\delta_y = \delta_{yr} + \delta_{yd} + \delta_{sp} = k_2 y(x^2 + y^2) + [p_2(3x^2 + y^2) + 2p_1xy] + s_2(x^2 + y^2) \quad (7)$$

式中:  $\delta_{xr}, \delta_{yr}$  称为径向畸变,  $\delta_{xd}, \delta_{yd}$  称为偏心畸变,  $\delta_{sp}, \delta_{yp}$  称为薄透镜畸变,  $k_1, k_2, p_1, p_2, s_1, s_2$  是非线性畸变参数。

## 3 改进模型及其算法

对于面阵 CCD 摄像机来说,  $N_x, N_y$  值是固定的,且由厂家给出<sup>[6,8]</sup>。如果厂家给出的  $N_x, N_y$  参数不准确,或者图像传感器阵列排列有畸变,需要修正,可以把这种由 CCD 阵列排列畸变引起的偏差归结于摄像机镜头,而认为 CCD 阵列是整齐排列的,且  $N_x, N_y$  值是精确的。此时,摄像机综合畸变就由式(5)变为:

$$\begin{cases} x_u = f_x(x, y) \\ y_u = f_y(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

为简化摄像机综合畸变模型函数,只考虑的径向畸变和偏心畸变,式(6)、式(7)中变为:

$$f_x(x, y) = s_{xy} * x + k_1 x(x^2 + y^2) + [p_1(3x^2 + y^2) + 2p_2xy] \quad (9)$$

$$f_y(x, y) = y + k_2 y(x^2 + y^2) + [p_2(3x^2 + y^2) + 2p_1xy] \quad (10)$$

其中  $s_{xy}$  表示图像横纵比存在畸变。

步骤1 设置摄像机综合畸变模型参数的初始值。

各畸变参数初始化:  $s_{xy} = 1, k_1 = 0, k_2 = 0, p_1 = 0, p_2 = 0$ 。

步骤2 计算  $R, T, f, (u_o, v_o)$ 。

$$\begin{cases} x_u = f \frac{x_c}{z_c} = f \frac{r_1 * x_w + r_2 * y_w + r_3 * z_w + t_x}{r_7 * x_w + r_8 * y_w + r_9 * z_w + t_z} \\ y_u = f \frac{y_c}{z_c} = f \frac{r_4 * x_w + r_5 * y_w + r_6 * z_w + t_y}{r_7 * x_w + r_8 * y_w + r_9 * z_w + t_z} \end{cases} \quad (11)$$

由图2,可知:  $r_1 = 1, r_2 = r_3 = r_4 = r_7 = 0, r_5 = r_9 = \cos \alpha, r_6 = -r_8 = \sin \alpha, t_x = 0, t_y = -l_2, t_z = -l_1$ 。

于是,式(11)变为:

$$\begin{cases} x_{wi} = f \frac{x_{ui}}{r_8 * y_{wi} + r_9 * z_{wi} - l_1} \\ y_{wi} = f \frac{r_5 * y_{ui} + r_6 * z_{ui} - l_2}{r_8 * y_{wi} + r_9 * z_{wi} - l_1} \end{cases} \quad (12)$$

将式(12)代入式(4),有:

$$\begin{cases} u_i = f \frac{x_{ui}}{r_8 * y_{wi} + r_9 * z_{wi} - l_1} N_x + u_o \\ v_i = f \frac{r_5 * y_{ui} + r_6 * z_{ui} - l_2}{r_8 * y_{wi} + r_9 * z_{wi} - l_1} N_y + v_o \end{cases} \quad (13)$$

式中,未知量有  $f, \alpha, l_1, l_2, u_o, v_o$ , 从该方程组可知,只要从世界坐标系提取  $n(2n > 6)$  个点,就能求出6个未知量。

步骤3 计算摄像机综合畸变参数。

$$\begin{cases} f \frac{x_c}{z_c} = x_u = f_x(x, y) = s_{xy} * x + k_1 x(x^2 + y^2) + [p_1(3x^2 + y^2) + 2p_2 xy] \\ f \frac{y_c}{z_c} = y_u = f_y(x, y) = y + k_2 y(x^2 + y^2) + [p_2(3x^2 + y^2) + 2p_1 xy] \end{cases} \quad (14)$$

利用步骤2解出的  $R, T$  计算得到  $(x_c, y_c, z_c)$ , 代入式(14), 可得到关于畸变参数  $s_{xy}, k_1, k_2, p_1, p_2$  的方程组:

$$\begin{cases} f \frac{x_{ci}}{z_{ci}} = s_{xy} * x_i + k_1 x_i(x_i^2 + y_i^2) + [p_1(3x_i^2 + y_i^2) + 2p_2 x_i y_i] \\ f \frac{y_{ci}}{z_{ci}} = y + k_2 y_i(x_i^2 + y_i^2) + [p_2(3x_i^2 + y_i^2) + 2p_1 x_i y_i] \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $i = 1, 2, \dots, n_o$  上式共有5个未知量,  $2n$  个方程。上述线性方程组可用最小二乘法求解<sup>[9-11]</sup>。

步骤4 重复步骤2,3,进行反复迭代。

用解得的畸变参数  $s_{xy}, k_1, k_2, p_1, p_2$  代入综合畸变模型函数  $f_x(x, y), f_y(x, y)$ , 重复步骤2,3,直到畸变参数达到一定标准,迭代终止。

## 4 实验与分析

实验前,制作一块平面标定板,将摄像机安装到智能车上,面阵 CCD 摄像机分辨率  $640 \times 480$ ,  $N_x = 1/0.023$  (像素/mm),  $N_y = 1/0.023$  (像素/mm)。通过计算,求得摄像机内外参数:  $\alpha = 27.8^\circ, l_1 = 0.17, l_2 = 1.37, u_o = 420.26, v_o = 328.15, f = 16.476, s_{xy} = 1.0058, k_1 = 0.03820, k_2 = -0.00162, p_1 = -0.00684, p_2 = -0.00311$ 。

从表1可知,图像坐标点的计算值与测量值存在误差,误差主要来源于摄像机安装引起的误差、实验测量三维坐标点和检测图像坐标系像素点的误差。图像坐标系  $U, V$  方向的平均误差分别是:  $\overline{\Delta u} = 0.4275, \overline{\Delta v} = 0.4040$ , 摄像机标定达到较高的精度,能够满足智能车的视觉导航。

但是,该摄像机标定实验是在静止状态进行的,在实际的智能车视觉导航运动过程中,还存在道路颠簸和摄像机标定漂移等问题,都会对摄像机标定精度造成很大的影响。

表1 摄像机标定实验数据 像素

图像坐标点计算值		图像坐标点测量值		U 坐标 V 坐标	
$u_j$	$v_j$	$u_c$	$v_c$	误差 $\Delta u$	误差 $\Delta v$
325	408	325.16	408.51	0.16	0.51
531	337	531.23	336.67	0.23	-0.33
478	145	477.81	145.35	-0.19	0.35
389	248	389.52	247.72	0.52	-0.28
313	238	313.41	238.32	0.41	0.32
198	185	197.43	184.65	-0.57	-0.35
420	178	419.71	177.29	-0.29	-0.71
358	125	358.24	125.26	0.24	0.26
406	344	406.53	343.66	0.53	-0.34
482	188	481.62	187.39	-0.38	-0.61
381	332	381.53	332.49	0.53	0.49
478	272	478.48	271.73	0.48	-0.27
607	770	607.57	769.65	0.57	-0.35
536	441	536.68	441.55	0.68	0.55
481	331	480.45	331.59	-0.55	0.59
511	433	510.34	433.33	-0.66	0.33
276	341	276.54	340.71	0.54	-0.29
411	253	411.39	252.74	0.39	-0.26
377	194	376.71	194.42	-0.29	0.42
536	457	535.66	456.53	-0.34	-0.47

## 5 结语

本文研究了摄像机理想模型和实际模型,在满足实验精度要求下,忽略薄棱镜畸变,先通过线性模型求解摄像机内参数,然后考虑图像横纵比和综合畸变函数,得到线性方程组迭代求解。方法较好地完成了单目摄像机标定,具有实用意义。

### 参考文献:

- [1] 邱茂林, 马颂德, 李毅. 计算机视觉中摄像机标定综述[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 43-55.
- [2] 井建辉, 张振东, 吴文琪. 摄像机标定在机器人视觉导航系统中的应用[C]// 全国第15届计算机科学与技术应用学术会议. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2003: 48-53.
- [3] 杨少荣, 吴迪靖, 段德山. 机器视觉算法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [4] 张伟华, 陈军. CCD 摄像机标定[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(2): 107-109.
- [5] 朱常琳, 郭光辉. 摄像机与车体之间的坐标变化关系的研究[J]. 兰州铁道学院学报, 2001, 20(4): 17-20.
- [6] HELMERS H, SCHELLENBERG M. CMOS vs CCD sensors in speckle interferometry[J]. Optics and Laser Technology, 2003, 35(8): 587-595.
- [7] 付梦印, 邓志红, 刘彤. 智能车辆导航技术[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [8] 徐杰. 机器视觉中摄像机标定 Tsai 两步法的分析与改进[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(4): 45-58.
- [9] TSAI R Y. A versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(4): 323-344.
- [10] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [11] SENDLHOLF B, KREUTZ M. Evolution optimization of the structure of neural networks by a recursive mapping as encoding[C]// Proceedings of International Conference on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm. New York: Springer, 1998: 368-372.