

一种基于 LabVIEW 的机器视觉标定和校正方法

石康 叶宏 胡安灿 周雷 孙宇

上海师范大学信息与机电工程学院, 上海 200234

摘要 视觉标定和校正是应用机器视觉的重要环节, 可使检测的图像更加准确以达到提高机器视觉检测精度的目的, 是不可忽视的关键步骤。提出了一种改进的平面模板法, 在传统方法和 Heikkila 模型基础上推广了切向畸变模型, 成像模型中增加了高阶非线性畸变并进行了一定的简化, 经过该模型优化标定参数并得到特征像素的空间校正模值, 然后通过线性插值方法对像素进行灰度校正, 得到标定结果和校正后的图像。该方法由自行搭建的机器视觉检测平台通过 LabVIEW 工具实现, 实验证明视觉系统采集的图像得到了良好的校正, 校正精度达到 0.17%。

关键词 机器视觉; 畸变校正; LabVIEW; 标定; 平面模板法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP51.101501

A New Method for Machine Vision Calibration and Rectification Based on LabVIEW

Shi Kang Ye Hong Hu Ancan Zhou Lei Sun Yu

College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China

Abstract Calibration and rectification for the computer vision sensor are the key links of the application of machine vision system which will make the image more accurate so as to improve detection precision of the machine vision system. It is a key step that can not be ignored. An improved planar template method is presented, which extends the tangential distortion model based on the traditional method and the Heikkila model. The imaging model increases the high order nonlinear distortion and has some simplification. Through the model calibration parameters optimized and characteristics of the pixel space rectification value are obtained. The pixel grayscale is corrected by the linear interpolation method, the calibration results and the corrected image can be obtained. The method is implemented through LabVIEW tools in the machine vision detection platform built by the authors. Experiment verifies that images collected by the visual system are corrected well and the rectification accuracy reaches 0.17%.

Key words machine vision; distortion correction; LabVIEW; calibration; planar template method

OCIS codes 150.1135; 150.1488; 150.3040

1 引言

机器视觉就是用计算机和视觉传感器件替代人眼来做度量和判决^[1]。由于机器视觉系统能在短时间内采集大量信息, 而且易于自动处理, 于是, 如今的自动化制造业将机器视觉系统广泛地应用于工程监控、成品测试和质量检验等生产过程。

系统标定和校正是机器视觉应用中不可忽略的关键环节。相机采集必须进行标定实验, 而在采集过程中又不可避免地会发生图像几何畸变失真^[2]。畸变分为径向畸变和切向畸变, 因而需要对图像进行适当的校正。

摄像机的标定技术目前主要分为三类: 传统的标定方法、摄像机的自标定方法和主动视觉摄像机标定方法。目前常用的标定技术为张正友标定法^[3], 在图像校正中的灰度插值法通常采用线性插值法。文献[4]

收稿日期: 2014-04-14; 收到修改稿日期: 2014-05-12; 网络出版日期: 2014-09-09

作者简介: 石康(1989—), 男, 硕士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: daoxinzhongmosk@gmail.com

导师简介: 叶宏(1963—), 男, 副教授, 主要从事信号检测与处理等方面的研究。

E-mail: yeeho@shnu.edu.cn(通信联系人)

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

中 Heikkila 提出的畸变模型同时考虑了径向畸变与切向畸变,标定过程以圆形目标中心为标定参照点,标定精度较高。于起峰等^[6]提出的畸变模型包含了径向畸变、离心畸变、薄棱镜畸变,考虑更加全面,模型中畸变参数达到 8 个,精度更高,但不适用于迭代算法进行非线性求精。本文在张正友和 Heikkila 模型的基础上,进一步推广了切向畸变模型并简化了运算和标定步骤,通过 LabVIEW 开发平台,使用一种改进的平面模板法改善了图像失真度。

2 机器视觉系统

机器视觉系统的优点^[7]有:

- 1) 不需要接触,对于检测者与被检测物均不会产生任何损伤,提高系统的可靠性;
- 2) 接收光谱范围较宽,例如使用人视觉上看不见的红外测量,扩展了人眼的视觉范围;
- 3) 可以长时间稳定工作,人类通常难以不间断地对同一对象持续观察,而机器视觉则可以长时间测量、分析和识别。

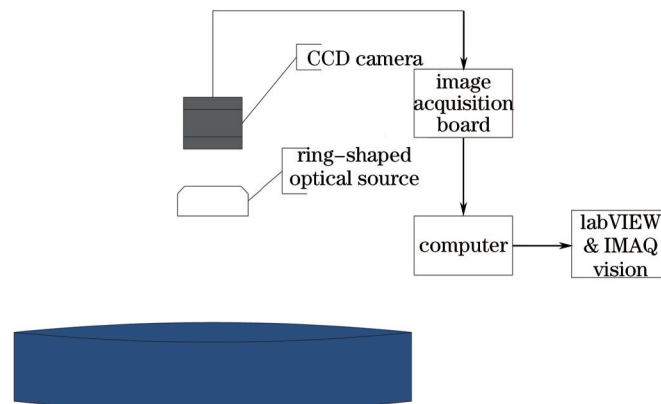


图 1 典型的机器视觉系统

Fig.1 Typical machine vision system

3 LabVIEW 平台及视觉开发组件

LabVIEW 是美国国家仪器公司推出的一款图形化编程语言开发环境,集成了各种虚拟仪器技术。目前,作为一种高度集成的开发平台,LabVIEW 被广泛应用于各种领域,从高精度实时测控到嵌入式系统开发,其组件正融入越来越多领域的技术,功能非常强大。

该公司专门配置了用于机器视觉检测开发组件的 LabVIEW Vision Builder AI 和 IMAQ Vision,包含的函数库功能强大,提供了在 LabVIEW 平台上开发视觉系统所需要的各种可调用 VI,例如图像采集、图像处理、几何测量等。Vision Builder AI 能生成一个 LabVIEW 图框,并且能用 LabVIEW 的 G 语言和 IMAQ 库进行联合编程。同一般的通用语言相比,本文使用的开发环境有着远高于其他语言的编程效率。

4 系统标定和校正

机器视觉标定和校正可分两步进行,第一步是进行空间变换,第二步是估计校正点的灰度,进行灰度插值。

4.1 成像模型和坐标系变换

机器视觉采集中用到 4 个坐标系^[8]: 图像坐标系 (r, c) 、成像平面坐标系 (u, v) 、摄像机坐标系 (x_c, y_c, z_c) 和世界坐标系 (x_w, y_w, z_w) 。摄像机采集得到的图像数据直接用图像上的像素行和列位置 (r, c) 存储。世界坐标系用来客观描述被测对象的位置和大小。摄像机坐标系需要通过世界坐标系转换。

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \mathbf{T} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 \mathbf{R} 为旋转矩阵,与这两个坐标系间沿 3 个轴的旋转角度有关, \mathbf{T} 为平移矩阵。

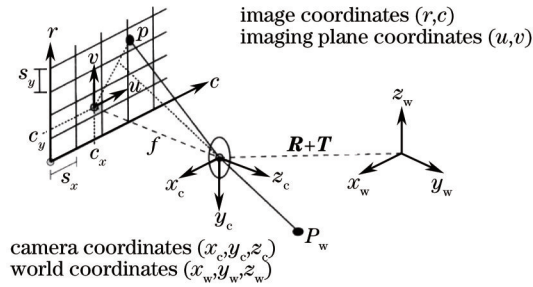


图2 视觉系统投影模型

Fig.2 Projective model of visual system

在不考虑镜头畸变影响的情况下,成像点可由摄像机坐标系投影得到:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \frac{f}{z_c} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中 f 为摄像机焦距。图像坐标系与成像平面坐标系转换关系为

$$\begin{bmatrix} r \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/s_r & 0 & r_0 \\ 0 & 1/s_c & c_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}, \quad f_r = \frac{f}{s_r}, \quad f_c = \frac{f}{s_c}, \quad (3)$$

式中 s_r, s_c 分别为每个像素在两坐标轴上的物理尺寸, (r_0, c_0) 为光轴与像平面交点在图像坐标系中的坐标。 f_r, f_c 为成像平面上的等效焦距。

取被测对象点 X 在世界坐标系的 $z_w=0$,可以得到

$$k \begin{bmatrix} r \\ c \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & \mathbf{T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{M} = \begin{bmatrix} f_r & \gamma & r_0 \\ 0 & f_c & c_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 k 为比例参量, r 为图像平面坐标轴的扭转因子, \mathbf{M} 矩阵表示摄像机内部参数。

设单应性矩阵 \mathbf{H} ,令

$$\mathbf{H} = [h_1 \quad h_2 \quad h_3] = \mathbf{M} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & \mathbf{T} \end{bmatrix}. \quad (5)$$

根据旋转矩阵 \mathbf{R} 的 r_1, r_2 正交性,可得到两个约束方程

$$\begin{cases} h_1^T \mathbf{M}^{-T} \mathbf{M}^{-1} h_2 = 0 \\ h_1^T \mathbf{M}^{-T} \mathbf{M}^{-1} h_1 = h_2^T \mathbf{M}^{-T} \mathbf{M}^{-1} h_2 \end{cases}. \quad (6)$$

只要采集的图像上有足够的图像与物理空间的对应点^[9],就可以求出单应性矩阵。如果采集到 n 幅图像,就有 $2n$ 个约束条件。而 \mathbf{M} 矩阵中只有5个未知量,当采集的图像至少为3幅时,就可以根据建立的约束方程求出 \mathbf{M} 矩阵中的内参数。由(4)式进一步得到相机视觉模型的外参数 r_1, r_2, r_3 和 \mathbf{T} 。

4.2 加入高阶非线性畸变模型的平面模板法

张正友^[9]提出一种基于移动平面靶标的标定方法,使模板与摄像机做相互运动,相机从几个不同方向对平面靶标拍摄图像,并且摄像机内参数不变。匹配图像与模板的特征点,根据节中建立线性方程求出视觉系统参数的粗解,再加入径向畸变模型,用最大似然法则对参数进行非线性求精,通过Levenberg-Marquardt算法实现^[10]。畸变模型表达式为

$$\begin{cases} u = \hat{u}(1 + k_1 o^2 + k_2 o^4) \\ v = \hat{v}(1 + k_1 o^2 + k_2 o^4) \end{cases}, \quad (7)$$

式中 (u, v) 为成像点的理想坐标, (\hat{u}, \hat{v}) 为畸变引起的实际成像点坐标, $o^2 = \hat{u}^2 + \hat{v}^2$ 。但是张正友提出的方法只考虑了径向畸变,不能满足一些高精度应用,并且在标定过程中需要对每幅图像提取角点并测量出靶标上角点的物理坐标,介入了人工干预。Heikkila模型在张正友提出的方法基础上考虑了离心畸变,加入了切向畸变模型^[4]。

$$\begin{bmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u + \delta_{ur} + \delta_{ur} \\ v + \delta_{vr} + \delta_{vr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(1 + k_1\rho^2 + k_2\rho^4 + k_3\rho^6) + 2p_1uv + p_2(\rho^2 + 2u^2) \\ v(1 + k_1\rho^2 + k_2\rho^4 + k_3\rho^6) + p_1(\rho^2 + 2v^2) + 2p_2uv \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中 $p^2 = u^2 + v^2$, 实际运算时可以用 p 替代 ρ 。该模型包含 3 个径向畸变系数和两个切向畸变系数。

本文基于平面模板法, 采用圆心间距固定的精确点阵模板, 对 Heikkila 模型进一步求精, 提出一种改进的标定方法。引入适当的畸变参数使多项式阶数匹配, 改进畸变模型来提高标定精度。根据文献[1,8,11], 离心畸变模型为

$$\begin{cases} \delta_{rd} = 3(j_1\sigma^2 + j_2\sigma^4 + \dots)\sin(\varphi - \varphi_0) \\ \delta_{rd} = (j_1\sigma^2 + j_2\sigma^4 + \dots)\cos(\varphi - \varphi_0) \end{cases}, \quad (9)$$

式中 φ_0 为最大切向轴与正方向的最大夹角。令

$$p_1 = j_1, p_2 = j_2, \cos \varphi_0 = \frac{1 - p_3^2}{1 + p_3^2}, \sin \varphi_0 = \frac{2p_3}{1 + p_3^2},$$

则

$$\begin{cases} \delta_{ur} = \hat{u}[k_1\sigma^2 + k_2\sigma^4 + k_3\sigma^6] \\ \delta_{ur} = \frac{-2p_1p_3(2\hat{u}^2 + \sigma^2) + 2p_1(1 - p_3^2)(\hat{u}\hat{v}) + \sigma^2[-2p_2p_3(\sigma^2 + 2\hat{u}^2) + 2p_2(1 - p_3^2)(\hat{u}\hat{v})]}{1 + p_3^2} \\ \delta_{vr} = \hat{v}[k_1\sigma^2 + k_2\sigma^4 + k_3\sigma^6] \\ \delta_{vr} = \frac{p_1(1 - p_3^2)(2\hat{v}^2 + \sigma^2) - 4p_1p_3(\hat{u}\hat{v}) + \sigma^2[p_2(1 - p_3^2)(\sigma^2 + 2\hat{v}^2) - 4p_2p_3(\hat{u}\hat{v})]}{1 + p_3^2} \end{cases}, \quad (10)$$

式中 k_i 为径向畸变因子, p_i 为切向畸变系数。考虑畸变后成像点表示为

$$\begin{cases} \hat{u} = u + \delta_{ur} + \delta_{ur} \\ \hat{v} = v + \delta_{vr} + \delta_{vr} \end{cases}. \quad (11)$$

该模型简化了(9)式, 并且进一步补充扩展了摄像机切向畸变模型, 标定精度得到提升。建立近似评价多项式对视觉系统的内外参数进行非线性求精:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \|x_{ij} - x(\mathbf{M}, \mathbf{R}_i, \mathbf{T}_i, k_1, k_2, k_3, p_1, p_2, p_3, X_j)\|, \quad (12)$$

式中 x_{ij} 为采集到的第 i 幅图像上第 j 个特征点的图像坐标, x 为根据第 i 幅图像特征点 X 的世界坐标反求的图像坐标。采集到点阵模板的 n 幅图像和每幅图像的 m 个圆点中心坐标, 迭代入约束方程组进行优化搜索使估计式最小化, 得到所有参数的精确解。

由于机器视觉处理基于离散的数字图像进行, 畸变参数标定后, 需要由畸变图像进行校正得到无畸变的图像 $f(u, v)$ 。 $f'(u, v)$ 表示畸变图像中整数像素点 (u, v) 的灰度值, $f(u, v)$ 表示校正图像中整数像素点 (u, v) 的灰度值。校正后图像的各整数像素点 (u, v) 在畸变图像中对应的亚像素坐标为 (\hat{u}, \hat{v}) , 然后由畸变图像中 (\hat{u}, \hat{v}) 近邻的 4 个整数像素点灰度进行双线性插值得到 $f(u, v)$ 。

5 实验与结果分析

5.1 圆点阵标定板

设计满足实验要求的 8×8 圆点阵列, 并粘在一张光滑平板上。相邻水平点、垂直点中心间距均为 8 mm, 点直径 4 mm。

5.2 基于 LabVIEW 的相机标定

标定步骤如下:

1) 固定好摄像头, 移动点阵模板, 从不同角度对点阵模板进行图像采集, 采集 5 张不同角度的模板图片。为了使点阵尽量占满整张图像, 主要采集模板上的 6×8 点阵。

2) 拍摄的图像载入 LabVIEW Vision Builder 软件。通过 RGB 模型, 设置阈值使目标圆点从背景中凸显出来, 采用 Canny 边缘检测算子得到图像中像素级的轮廓, 最后应用基于亚像素边缘提取的椭圆拟合法提

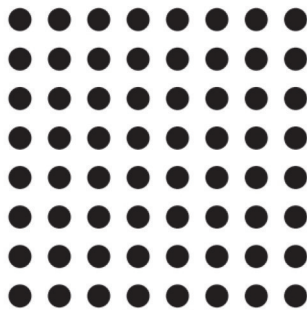


图3 圆点阵列平面标定图表

Fig.3 Dot array calibration chart

取特征点图像坐标系下的点中心坐标^[12]。

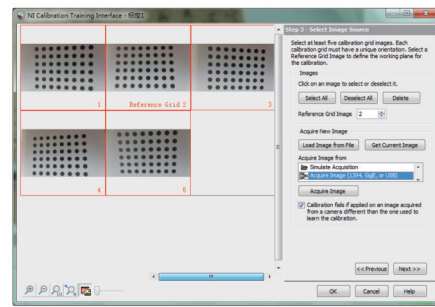


图4 系统采集五张不同角度的图片

Fig.4 Five pictures collected from different angles

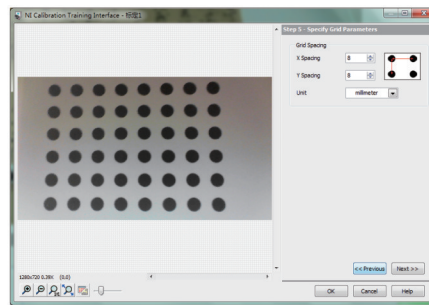


图5 输入点阵模板的物理信息

Fig.5 Physical information input of array template

3) 输入模板的圆点中心实际间距及单位,由提取的角点坐标可以得到图像中心坐标,继而可以推算出各特征圆点中心的物理坐标。根据3.1节的内容使圆点中心的图像坐标与空间点对应。

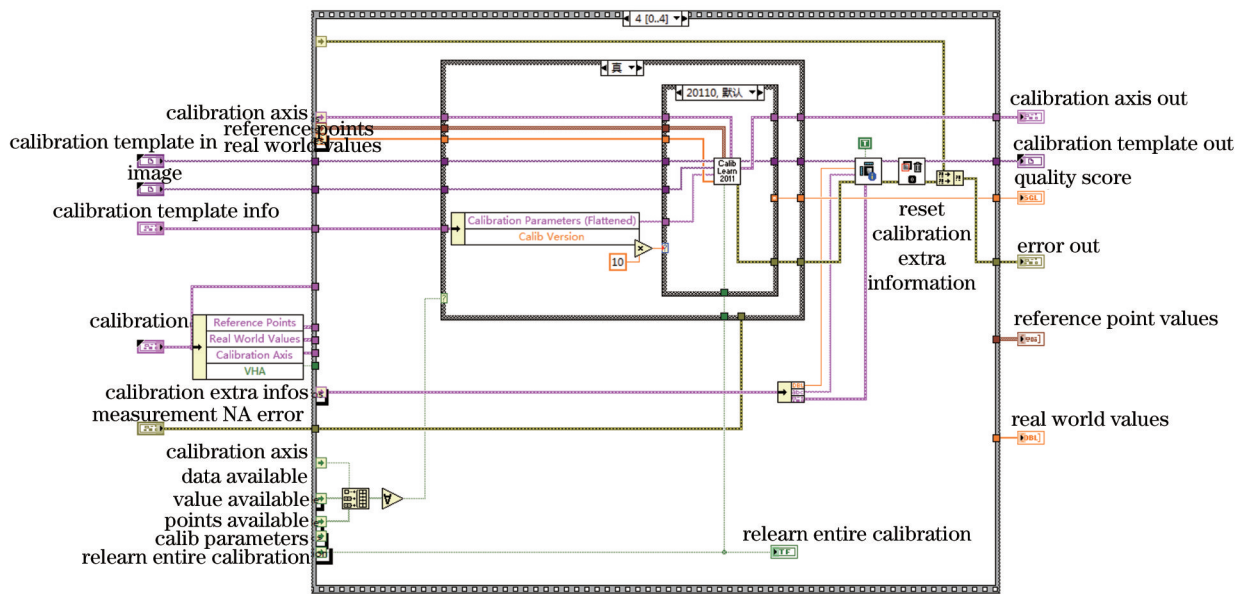


图6 学习模板与特征点坐标变换的LabVIEW程序框图

Fig.6 LabVIEW diagram about learning template and coordinate transformation of feature point

4) 根据3.2节的公式进行优化得到各标定参数并对图像进行校正,如图7所示,红色箭头表示校正矢量。

5.3 数据分析

通过图8可以明显地观察到图像校正效果较好。

比较传统的平面模板法与本文提出的改进非线性畸变模型的方法。从图9可以发现,本文提出的方法和采用Heikkila畸变模型完成的图像校正效果,相对于张正友提出的模型有一定的提升。不过只通过人的视觉比较,不能很好地区分校正优劣,也不能区分出本文与Heikkila模型的校正效果。

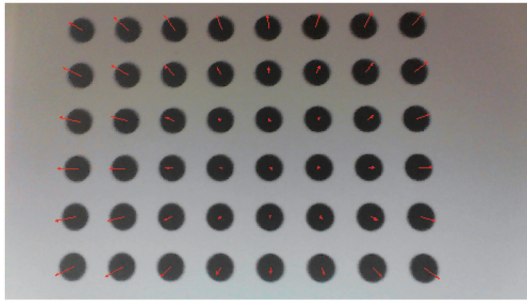
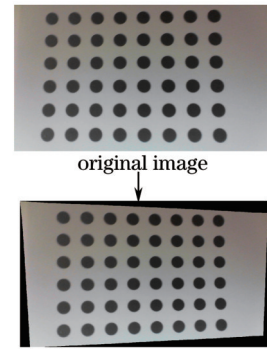


图7 模板图像的畸变校正
Fig.7 Distortion correction of the template image



corrected image considering of high order nonlinear distortion

图8 改进非线性模型的校正效果
Fig.8 Rectification effect applying the improved model of high order nonlinear distortion

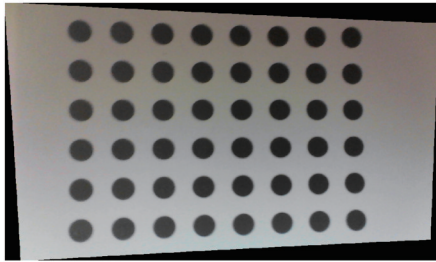


图9 传统的平面模板法(只考虑径向畸变)校正后的图像
Fig.9 Corrected image of the traditional planar template method (considering the radial distortion only)

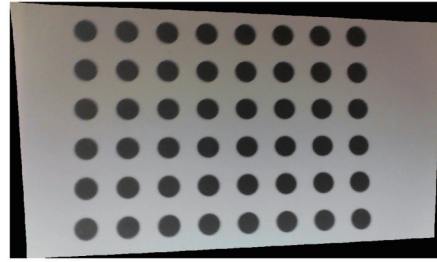


图10 Heikkila畸变模型完成的校正图像
Fig.10 Corrected image applying Heikkila distortion model

表1~3列出了3种方法估计的特征中心点的畸变模值以及校正误差,并且计算出校正后的平均误差和校正精度,可以看出本文的校正结果优于Heikkila模型。

表1 传统方法校正参数(平均误差为0.0398 mm,畸变为0.228%)

Table 1 Correction parameters of the traditional method (mean error is 0.0398 mm, distortion is 0.228%)

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
0	638	399	32	24	0.627521	0.627871
1	637	283	32	16	0.491476	0.566947
2	520	400	24	24	0.385081	0.593837
3	639	519	32	32	0.823640	0.724176
4	758	399	40	24	0.458493	0.323653
5	636	171	32	8	2.054342	0.803175
6	521	284	24	16	0.415854	0.257683
7	756	282	40	16	0.444732	0.253692
8	404	400	16	24	1.697743	0.311359
9	519	518	24	32	0.938116	0.840769
10	761	518	40	32	0.996391	0.582610
11	641	641	32	40	0.932362	0.420768
12	879	399	48	24	1.360291	0.117798
13	635	62	32	0	3.882984	0.906175
14	521	173	24	8	2.335919	0.665542
15	753	169	40	8	1.957085	0.162822
16	406	286	16	16	2.203082	0.439543
17	875	282	48	16	1.440820	0.280434
18	289	401	8	24	3.551815	0.334006
19	402	518	16	32	2.101461	0.263786
20	520	640	24	40	1.569924	0.262742
21	883	518	48	32	2.104726	0.620665
22	764	641	40	40	1.311936	0.444067

续表 1

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
23	999	398	56	24	3.699785	0.545878
24	522	64	24	0	4.108370	0.826284
25	750	60	40	0	4.017945	0.651106
26	408	175	16	8	3.212794	0.301043
27	871	168	48	8	2.380598	0.738530
28	293	287	8	16	4.194739	0.829068
29	994	281	56	16	3.524493	0.283665
30	175	402	0	24	4.976416	0.660041
31	286	518	8	32	3.670751	0.124708
32	400	639	16	40	2.595459	0.518311
33	1005	518	56	32	4.149889	0.685432
34	888	641	48	40	2.496724	0.804265
35	409	66	16	0	3.880718	0.221060
36	867	58	48	0	3.818080	0.748926
37	296	176	8	8	4.496933	0.569851
38	989	167	56	8	3.679396	0.641262
39	179	288	0	16	4.827972	0.592276
40	170	518	0	32	4.633246	0.426790
41	282	638	8	40	3.754179	1.110304
42	1012	642	56	40	3.654261	0.594073
43	297	67	8	0	3.424484	0.935198
44	984	55	56	0	3.518162	1.262468
45	183	177	0	8	4.002640	0.330356
46	164	638	0	40	3.782736	1.254571
47	186	68	0	0	3.313855	0.625292

表 2 采用 Heikkila 模型的校正参数(平均误差为 0.0381 mm, 畸变为 0.171%)

Table 2 Correction parameters applying Heikkila distortion model (mean error is 0.0381 mm, distortion is 0.171%)

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
0	638	399	32	24	0.549025	0.549440
1	637	283	32	16	0.450308	0.486066
2	520	400	24	24	0.396134	0.604715
3	639	519	32	32	0.875122	0.782045
4	759	399	40	24	0.335286	0.249613
5	636	171	32	8	1.996610	0.619560
6	520	284	24	16	0.453220	0.237016
7	756	282	40	16	0.544043	0.309855
8	404	400	16	24	1.658349	0.246294
9	519	518	24	32	0.845330	0.777784
10	761	519	40	32	0.852095	0.443866
11	641	641	32	40	1.022408	0.297986
12	879	399	48	24	1.468250	0.172177
13	635	62	32	0	4.033875	0.838391
14	521	173	24	8	2.381961	0.599595
15	753	170	40	8	2.163083	0.374287
16	406	286	16	16	2.149056	0.331453
17	875	282	48	16	1.414479	0.351783
18	289	401	8	24	3.512728	0.151288
19	402	518	16	32	2.040616	0.208645
20	520	639	24	40	1.718265	0.183239
21	883	518	48	32	2.160038	0.654459
22	764	641	40	40	1.341846	0.516435
23	999	398	56	24	3.984542	0.701394
24	522	64	24	0	4.178391	0.768935
25	750	60	40	0	4.189126	0.685189
26	408	175	16	8	3.404657	0.348679

续表 2

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
27	871	168	48	8	2.457420	0.793321
28	293	287	8	16	4.259315	0.641077
29	994	281	56	16	3.627391	0.132066
30	175	402	0	24	5.131194	0.680314
31	286	518	8	32	3.824689	0.139918
32	401	639	16	40	2.789381	0.535326
33	1005	518	56	32	4.265946	0.686145
34	888	641	48	40	2.594269	0.788571
35	409	66	16	0	3.949013	0.296484
36	867	58	48	0	3.961522	0.652467
37	296	176	8	8	4.742399	0.597511
38	989	167	56	8	3.977110	0.630924
39	179	288	0	16	4.867043	0.392122
40	170	518	0	32	4.835209	0.533978
41	282	638	8	40	3.822852	1.029505
42	1012	642	56	40	3.560425	0.880615
43	297	67	8	0	3.547882	1.027035
44	984	55	56	0	3.622510	1.440600
45	183	177	0	8	4.298153	0.374345
46	638	638	0	40	4.066823	0.874087
47	68	68	0	0	3.390206	0.644950

表 3 改进高阶非线性模型的校正参数(平均误差为 0.0371 mm, 畸变为 0.165%)

Table 3 Correction parameters applying the improved model of high order nonlinear distortion
(mean error is 0.0371 mm, distortion is 0.165%)

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
0	638	399	32	24	0.576520	0.576663
1	637	283	32	16	0.404315	0.486497
2	520	400	24	24	0.462213	0.636353
3	639	519	32	32	0.926352	0.802897
4	759	399	40	24	0.368684	0.308988
5	636	171	32	8	1.797396	0.583036
6	520	284	24	16	0.424113	0.293016
7	756	282	40	16	0.458465	0.352540
8	404	400	16	24	1.726585	0.300717
9	519	518	24	32	0.941222	0.809303
10	761	519	40	32	0.908720	0.470979
11	641	641	32	40	1.142936	0.312744
12	879	399	48	24	1.402105	0.178517
13	635	62	32	0	3.739381	0.840297
14	521	173	24	8	2.208078	0.570105
15	753	170	40	8	1.943775	0.359225
16	406	286	16	16	2.136625	0.383874
17	875	282	48	16	1.258096	0.343419
18	289	401	8	24	3.609034	0.164629
19	402	518	16	32	0.173932	0.237553
20	520	639	24	40	1.876615	0.201357
21	883	518	48	32	2.176109	0.639965
22	764	641	40	40	1.438213	0.526161
23	999	398	56	24	3.872149	0.742664
24	522	64	24	0	3.909078	0.770219
25	750	60	40	0	3.866050	0.695584
26	408	175	16	8	3.281902	0.374831
27	871	168	48	8	2.205320	0.779426
28	293	287	8	16	4.275527	0.659324
29	994	281	56	16	3.427617	0.170714

续表3

Point	x_p	y_p	x_w /mm	y_w /mm	Estimated lens	Overall error after
					distortion error /pixel	correction /pixel
30	175	402	0	24	5.265049	0.697575
31	286	518	8	32	3.997535	0.133651
32	401	639	16	40	2.980886	0.537637
33	1005	518	56	32	4.233000	0.662010
34	888	641	48	40	2.664871	0.751821
35	409	66	16	0	3.718644	0.277650
36	58	58	48	0	3.595325	0.653168
37	296	176	8	8	4.665905	0.603956
38	989	167	56	8	3.669199	0.637414
39	179	288	0	16	4.924254	0.365094
40	170	518	0	32	5.061043	0.622273
41	282	638	8	40	4.066359	1.052667
42	1012	642	56	40	3.598505	0.851225
43	297	67	8	0	3.361465	1.009708
44	984	55	56	0	3.199414	1.451210
45	183	177	0	8	4.260828	0.311272
46	164	638	0	40	4.389906	0.910847
47	186	68	0	0	3.239242	0.561460

5 结 论

基于 LabVIEW 开发平台进行机器视觉系统的标定和校正,运用简单的圆点阵标定板实现平面模板法,而且在畸变模型中考虑高阶非线性畸变,推广了切向畸变模型,能够达到较高的标定精度。实验结果表明该方法有更好的校正效果,平均物理误差在 0.037 mm 左右。与 Heikkila 方法在软件中的处理算法用时几乎一致,并且使用视觉组件 LabVIEW 编程环境,缩短了开发周期并有开放的可扩展性。

参 考 文 献

- 1 Carsten Steger, Markus Ulrich, Christian Wiedemann. Machine Vision Algorithms and Applications[M]. Berlin: Wiley-VCH, 2007.
- 2 Xue Bai, Duan Suolin, Zou Ling. Calibration of camera parameters with the radial distortion for the GRB robot vision system[C]. 4th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IEEE, 2012. 193-196.
- 3 Zhang Zhengyou. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- 4 Heikkil A J, Silven O. A four-step camera calibration procedure with implicit image correction[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. 1106-1112.
- 5 Yu Qifeng, Sun Xiangyi, Quan Tieshan, *et al.*. Accurate measurement of a 3D moving object through calibration and subpixel techniques[J]. Journal of Astronautics, 1999, 20(3): 38-42.
于起峰, 孙祥一, 权铁汉, 等. 用标定和亚像素技术实现三维运动目标的高精度测量[J]. 宇航学报, 1999, 20(3): 38-42.
- 6 Jia Yunde. Machine Vision[M]. Beijing: Science Press, 2003.
贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- 7 Wu Wenwei. Study of Six Degree of Freedom Open Robot Control System[D]. Changsha: Hunan University, 2007.
伍文伟. 六自由度开放式机器人控制系统的研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2007.
- 8 Ma Songde, Zhang Zhengyou. Computer Vision- Algorithms and Theory of Computation Basis[M]. Beijing: Science Press, 2003.
马颂德, 张正友. 计算机视觉-计算理论与算法基础[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- 9 Noma T, Otani H, Ito T, *et al.*. New system of digital camera calibration [C]. ISPRS SymPosium, 2002.
- 10 Wei Wei, Liu Raolong, Zhang Wei. Calibration with zhang's method and GUI implementation[EB/OL]. [2010-05-25]. <http://www.paper.edu.cn/html,php/releasepaper/2010/05/604>.
魏巍, 刘绕龙, 张伟. 基于张正友平面标定法的摄像机标定及 GUI 实现[EB/OL]. [2010-05-25]. <http://www.paper.edu.cn/html,php/releasepaper/2010/05/604>.

- 11 Shih S W, Hung Y P, Lin W S. Accurate linear technique for camera calibration considering lens distortion by solving an eigenvalue problem[J]. Optical Engineering, 1993, 32(1): 138-149.
- 12 Zhang Weizhong, Zhao Zhigang, You Shiming. Calibrating camera using planar pattern on LCD with a rotating camera [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(1): 120-125.
张维忠, 赵志刚, 油世明. 绕光轴旋转拍摄LCD上平面靶标实现相机标定[J]. 仪器仪表学报, 2011. 32(1): 120-125.