

文章编号 10042924X(2004)0420443206

# 可变精度的神经网络摄像机标定法

刘宏建, 罗毅, 刘允才

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200030)

**摘要:** 提出了一种提高摄像机标定精度的方法。通过摄像机径向畸变模型, 建立根据畸变严重程度自动改变区域划分数目的方法, 对远离图像中心畸变程度严重的区域, 划分细密; 而靠近图像中心畸变轻微的区域, 划分粗疏。通过对摄像机径向畸变区域进行划分, 并且对每个畸变区域的像素进行单独的处理, 构造相应的神经网络, 得到整个畸变区域的处理结果, 并对于不同的划分结果进行比较分析。分析比较得出: 采用可变精度的神经网络摄像机标定法, 可以大幅度提高标定的精度, 划分数目越多, 标定的精度越高, 实验中识别率最高可达到 99.45%。

**关键词:** 摄像机标定; 神经网络; 可变精度

中图分类号: TN948.41 文献标识码: A

## Variable precision camera calibration using neural network

LIU Hongjian, LUO Yi, LIU Yuncai

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition,  
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** A method is proposed to improve the precision of camera calibration. Based on the radial distortion model of a camera, the approach is presented, in which the partition number of distortion region can be adjusted automatically. In a region far from the image center, where distortion is high, the number of partition is big. While in the region near the image center, where the distortion is low, the number is small. Through the partition of the camera distortion regions and processing pixels in the corresponding regions, the neural network can be built. Then, the calibration result can be obtained. The processed results of the novel method were compared with different partitions. The conclusion is that the number of partition is bigger and the calibration precision is higher. The precision can reach 99.45% at the maximal partitions.

**Key words:** camera calibration; neural network; variable precision

## 1 引言

计算机视觉的基本任务是从摄像机获取的图像信息中计算恢复出物体的三维空间几何信息,

图像上每一个点的位置与物体表面相应点的几何位置相对应。图像中这些位置的相互关系由摄像机成像几何模型决定。模型的参数称为摄像机参数, 包括摄像机内部几何与光学参数(内部参数)以及摄像机相对于世界坐标系的关系(外部参

收稿日期: 200402216; 修订日期: 20040620.

基金项目: 国家教育部 985 基金资助项目部分内容

数)<sup>[1]</sup>。这些参数必须通过实验来确定,确定参数的过程称为摄像机标定。

目前常用的标定方法有线性法<sup>[2]</sup>、非线性优化法、两步法<sup>[324]</sup>、双平面法<sup>[5]</sup>、主动标定法<sup>[6]</sup>等,这些方法都是利用成像模型的几何性质,标定出摄像机的内部与外部参数。

目前使用神经网络进行摄像机标定方法仍然不为多见<sup>[710]</sup>,文献[729]使用神经网络进行无参数标定,文献[1013]使用神经网络来标定摄像机的内部与外部参数。文献[8]直接将整个图像区域作为训练与识别的区域,没有考虑到在图像的不同部分对应的透镜径向畸变严重程度是不同的,因而最后的识别误差较大。在文献[7]中,考虑到了这一因素,但是却没有就神经网络的训练区域进行明确划分,只是简单的将图像区域根据经验人为的划分为图像中心区域与非中心区域,这种方法在一定程度上提高了系统的识别率,但是识别率仍然不能令人满意。针对这些方法的不足,本文提出了一种可变精度的神经网络摄像机标定方法。本方法可以根据畸变严重程度自动改变区域划分的数目,对远离图像中心的区域,即畸变程度严重的区域,区域划分更细;而靠近图像中心畸变轻微的区域,划分稀疏,这样能够大大减小径向畸变带来的误差。在应用中,可以根据实际的精度要求设定初始半径。本文还给出了最大同心圆数目的计算公式,为估算系统的复杂程度提供了一个参考的依据。

本文主要讨论了可变精度的神经网络摄像机标定方法及其基本性质,并用所提出的方法与传统的神经网络标定方法进行了比较,并且对可变精度的神经网络标定方法中不同的参数给出了对应的结果,充分证明了方法的有效性,并得到了一些结论。

## 2 可变精度神经网络摄像机标定法

在神经网络标定系统中,一般将摄像机的图像坐标作为神经网络的输入,而将空间物体表面相应点的三维坐标作为输出进行训练与识别如图1(a)。在文献[8]中,用2个摄像机得到2组图像坐标构造了四输入、三输出的系统。而在文献[7]中,采用单摄像机,将世界坐标的其中一维作为输入构造了三输入、两输出的神经网络系统。本文

采用单摄像机,将世界坐标作为输入,将图像坐标作为输出,构成三输入、两输出系统(图1(b))。这样做并不影响神经网络中系统输入与输出之间的映射关系。

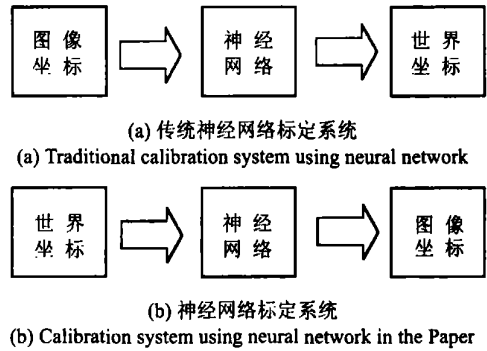


图 1 神经网络标定系统  
Fig. 1 Calibration system using neural network

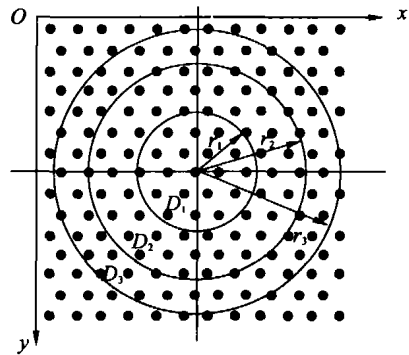


图 2 神经网络的训练区域  
Fig. 2 The training regions in neural network

摄像机的球面镜头存在畸变现象,且距离透镜中心越远,畸变程度越严重,如果不加区别地将所有的图像点作为一类样本进行训练与识别,结果会带有很大的误差。透镜畸变包括两个部分:径向畸变与偏心。误差主要由径向畸变引起,所以在实际应用中,一般只考虑径向畸变而忽略偏心。本文只考虑径向畸变,且认为畸变误差关于透镜中心对称。

采用下面的公式描述非线性畸变:

$$xc = x + D_r(x, y)$$

$$yc = y + D_t(x, y), \quad (1)$$

( $xc, yc$ )表示真实的图像坐标, ( $x, y$ )表示未修正的图像坐标。( $D_r(x, y), D_t(x, y)$ )是畸变量。

径向畸变的修正量可以用距图像中心的径向

距离的偶次幂多项式模型来描述:

$$\begin{aligned} D_x(x, y) &= (x - x_p)(J_1 r^2 + J_2 r^4 + J_3 J^6 + \dots) \\ D_y(x, y) &= (y - y_p)(J_1 r^2 + J_2 r^4 + J_3 J^6 + \dots) \end{aligned} \quad (2)$$

其中  $(x_p, y_p)$  表示图像中心位置坐标的精确值,

$$r = \sqrt{(x - x_p)^2 + (y - y_p)^2}$$

表示到图像中心的径向距离。

这样由式(2)可得到总的畸变径向相对量为,

$$\begin{aligned} D &= \frac{1}{r} (D_x^2(x, y) + D_y^2(x, y))^{1/2} \\ &= J_1 r^2 + J_2 r^4 + \dots \\ &\quad + J_3 r^6 \end{aligned}$$

可以看到透镜的畸变量的径向畸变相对量与到图像中心的径向距离的平方近似成正比, 由于在整个图像中各部分的畸变量是不同的, 距离图像中心越近, 畸变量越小, 越靠近图像边缘, 畸变量越大。在文献[7]中, 为了提高识别精度, 将整个图像区域分成图像中心区域与非中心区域两个部分, 这一作法在一定程度上提高了识别的精度, 但是其划分区域的半径是人为设定, 带有较多的随意性和经验成分。

由于径向畸变关于图像中心径向对称, 且畸变相对量与距图像中心的半径的平方成正比, 可将图像划分成若干同心圆  $D_1, D_2, \dots, D_n$  (如图 2 所示), 使相邻圆环内畸变相对量的改变幅度在某个误差允许范围  $E$  之内。

$$\begin{aligned} D_1: D_1 - D_0 &= J_1 r_1^2 = E \\ D_2: D_2 - D_1 &= J_1 r_2^2 - J_1 r_1^2 = E \\ &\vdots \\ D_n: D_n - D_{n-1} &= J_1 r_n^2 - J_1 r_{n-1}^2 = E \end{aligned} \quad (3)$$

由式(3)可以得到:

$$r_n^2 = \frac{n}{J_1} E, \quad (4)$$

由式(4)获得不同圆的半径:

$$r_1 = \sqrt{\frac{1}{J_1} E}, r_2 = \sqrt{\frac{2}{J_1} E}, \dots, r_n = \sqrt{\frac{n}{J_1} E}, \quad (5)$$

不妨设  $\sqrt{\frac{E}{J_1}} = t$ , 则对于式(5)来说:

$$r_1 = t, r_2 = t\sqrt{2}, \dots, r_n = t\sqrt{n}, \quad (6)$$

可以得到:

$$r_n = r_1 \sqrt{n}, \quad (7)$$

定理 1: 如果只考虑径向畸变, 并且保持在每

个相邻圆环内畸变相对量的改变幅度在某个允许误差范围  $E$  之内, 那么所得到的畸变区域为一系列间距不断缩小的同心圆环。

证明: 不妨设  $r_n$  为第  $n$  个圆的半径  $\{n \in \mathbb{N} | n \in E\}$ , 且  $r_n > r_{n-1} > r_{n-2} > \dots > r_1$ 。

由式(7)可以得到:

$$r_n = r_1 \sqrt{n}, r_{n-1} = r_1 \sqrt{n-1}, \dots, r_2 = r_1 \sqrt{2}$$

$$\text{于是 } r_n - r_{n-1} = r_1 (\sqrt{n} - \sqrt{n-1})$$

$$r_{n-1} - r_{n-2} = r_1 (\sqrt{n-1} - \sqrt{n-2}),$$

$$r_2 - r_1 = r_1 (\sqrt{2} - 1)$$

不难证明:

$$r_n - r_{n-1} < r_{n-1} - r_{n-2} < \dots < r_2 - r_1 < r_1$$

由此可知畸变区域为一系列缩小的同心圆环。

由式(6), (7) 可以看到同心圆的半径只与第 1 个圆的半径  $r_1$  有关, 所以在实际操作中只需要根据实际的精度要求设定一个初始半径就可以得到一系列的同心圆。对每一个同心圆中的图像点都使用同一神经网络进行训练与识别, 这样可以在很大程度上避免因图像各点的畸变严重程度不一带来的误差。由定理 1 可知越靠近图像中心, 畸变程度越小, 对应的训练区域的半径也相应的增大; 图像边缘的地方, 畸变严重程度大, 对应部分的划分也就更加细密, 这样就可以减小因外围部分畸变程度大而引起的误差。能够根据畸变严重程度自动调整区域划分情况也是本方法的一个特点与优点。

定理 2: 如果图像长与宽分别为  $I_x$  与  $I_y$ , 训练样本所要求的最小的初始半径为  $r_{1\min}$ , 标定时要求的同心圆环最小间距为  $L_{\min}$ , 那么同心圆的数目不能超过

$$n_{\max} = \min \left\{ \frac{1}{4} \frac{(I_x^2 + I_y^2)}{r_{1\min}^2}, \frac{1}{4} \left( \frac{L_{\min}}{r_{1\min}} + \frac{r_{1\min}}{L_{\min}} \right)^2 \right\},$$

证明: 由式(7)很容易得到:

$$n = r_n^2 / r_1^2, \quad (8)$$

最大的圆环半径为:  $r_n = \frac{1}{2} (I_x^2 + I_y^2)^{1/2}$

由于  $r_{1\min}$  为训练样本所要求的最小的初始半径, 因此必定有  $r_1 \geq r_{1\min}$  由式(7)可以得到:

$$n \leq (I_x^2 + I_y^2) / 4r_{1\min}^2, \quad (9)$$

由式(7)知  $r_n = r_1 \sqrt{n}$ , 以及标定时所要求同心圆环的最小间距不小于  $L_{\min}$ , 因此不等式满足:  $r_n$

-  $r_{n-1} E L_{\min}$

可写作:  $r_1(\sqrt{n} - \sqrt{n-1}) E L_{\min}$ , (10)

求解(10)可得:

$$n F \frac{1}{4} \left( \frac{L_{\min}}{r_{1\min}} + \frac{r_{1\min}}{L_{\min}} \right)^2, \quad (11)$$

综合式(9), (11)可知

$$n_{\max} = \min \left\{ \frac{1}{4} \frac{(I_x^2 + I_y^2)}{r_{1\min}}, \frac{1}{4} \left( \frac{L_{\min}}{r_{1\min}} + \frac{r_{1\min}}{L_{\min}} \right)^2 \right\}$$

由定理 2 得到的标定所需同心圆环最大数目可为确定神经网络的数目以及分析系统的复杂程度提供了一个参考的依据。定理 2 中  $L_{\min}$ ,  $r_{1\min}$  应根据实际需要的训练样本数目以及实际标定物的大小进行设定。

### 3 实验结果及分析

本实验系统构成: CCD 摄像头(Watec2902H (CCIR)), 8 mm 镜头, DH2VR T2CG300 图像采集卡, 主频 1.5 G, 内存 256 M PC 组成。

图 3 是实验用的棋盘标定纸。如图 3a~图 3d 所示, 分别采用不同的初始半径, 其中图 3a 为初始半径  $r_1 = 180$ , 图 3b 对应于初始半径  $r_1 = 150$ , 图 3c 对应于初始半径  $r_1 = 130$ , 图 3d 为初始半径  $r_1 = 120$ 。在图 3a 中可以看出当  $r_1 = 180$  时有两个同心圆。图 3b, 3c, 3d 分别对应 3, 4, 5 个同心圆。在图 3 中不难看出训练区域是一系列间距不断缩小的同心圆环(见定理 1)。对每一个圆环内的数据点进行训练, 所得结果见表 1。

在表 1 中, 方法 I 是在忽略径向畸变的情况下对整幅图像进行训练与识别。方法 II 使用文

表 1 识别率与所用时间

Tab. 1 Recognition rate and consumed time

方法	初始半径	同心圆数目	识别率	时间(s)	
				训练	识别
I	)	0	90.08%	35	0.01
II	)	1	91.99%	23	0.01
	$r_1 = 180$	2	95.05%	25	0.02
III	$r_1 = 150$	3	97.79%	44	0.04
	$r_1 = 130$	4	99.01%	60	0.06
	$r_1 = 120$	5	99.45%	70	0.07

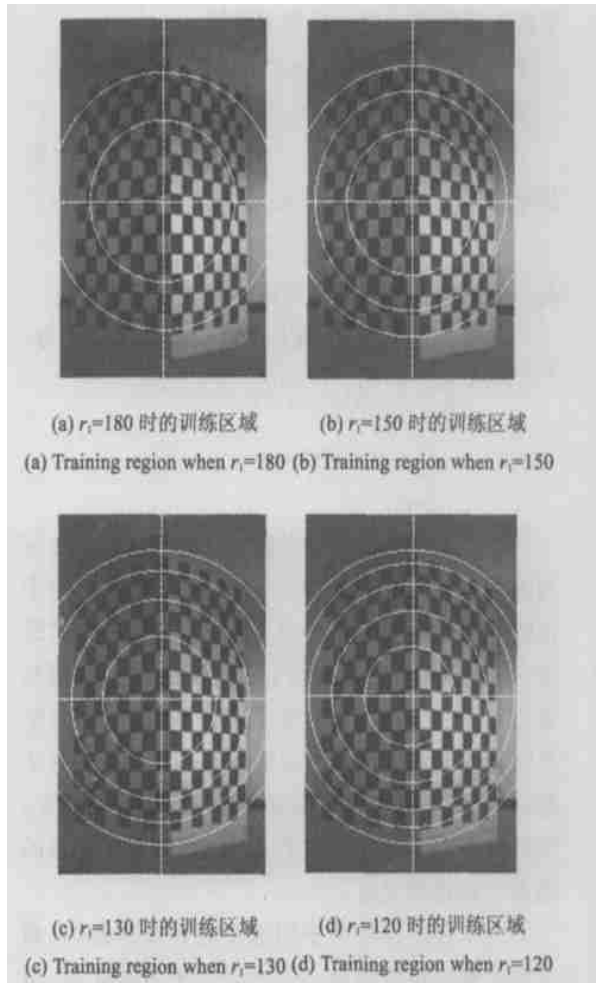


图 3 不同初始半径对应的训练区域  
Fig. 3 The training regions with different initial radius

献[7]的方法进行训练与识别, 即根据经验将图像区域划分为 2 个区域: 图像中心区域与非中心区域, 分别对 2 个区域用两个不同的神经网络进行训练。方法 III 使用本文提出的方法进行训练与识别, 不同的初始半径得到不同的畸变区域划分。

由表 1, 可以看到在忽略径向畸变的情况下, 识别率是最低的。文献[7]提出的方法只对距透镜中心较近的区域进行了划分, 认为其它区域等畸变, 这样能够在一定程度上提高系统的识别率, 但是从结果来看, 识别率仍然不能令人满意。在验证本文方法的实验中, 将初始半径分别设定在  $r_1 = 180, 150, 130, 120$ 。从实验结果可以看出本文提出的方法在识别率上有了明显的提高。

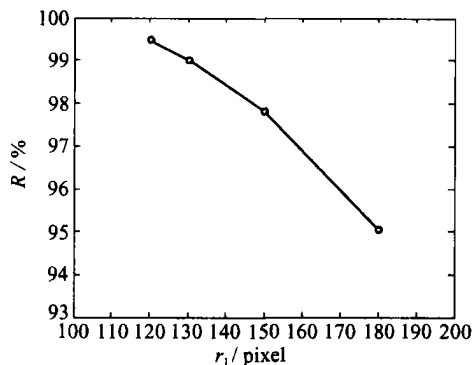


图 4 识别率(%) - 初始半径(Pixel)  
Fig. 4 Recognition rate(%) Initial radius(Pixel)

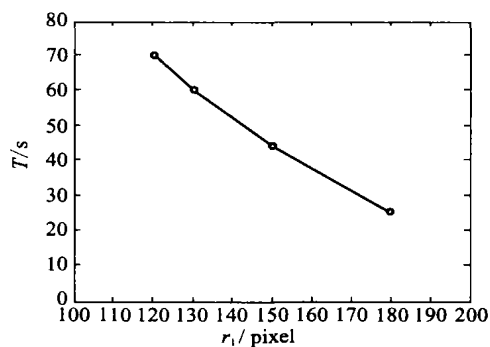


图 5 训练时间(s) - 初始半径(Pixel)  
Fig. 5 Training time(s) Initial radius(Pixel)

图 4 为识别率 $2$ 初始半径变化曲线, 图 5 为训练时间 $2$ 初始半径变化曲线, 从曲线上可以看到初始半径越小, 识别率越高, 但需要的训练时间也更长。

事实上, 在实验中当  $n = 5$  时已经到达了同心圆数目的上限, 当  $n \in 5$  时最外围的圆环已经不能包含所需训练的样本。继续增加  $n$ , 并不能进一步提高识别的精度, 也就意味着同心圆环的数目达到了上限, 如果用定理 2 可以得到,  $n_{\max} = \min\{12, 7\} = 7$ , 在实验中取  $I_x = 374$ ,  $I_y = 566$ ,  $r_{\min} = 100$ ,  $L_{\min} = 20$ 。

## 4 结 论

本文提出了一种可变精度的神经网络摄像机标定法。对透镜的不同畸变区域采用不同的神经网络进行训练, 大大提高了识别的精度。并且方法可以根据不同区域不同的畸变严重程度自动调整划分区域的数目, 大大减小了径向畸变带来的误差。本文也给出了最大同心圆数目的计算公式, 为估算系统的复杂程度提供了一个参考的依据。

## 参考文献:

- [1] TSAI R Y. A Versatile camera calibration technique for high accuracy 3D machine vision metrology using off shelf TV camera and lenses[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, RA23(4): 322-344.
- [2] DAINIS A, JUBETS M. Accurate remote measurement of robot trajectory motion[J]. Conference on Robotics and Automation, 1985: 92-99.
- [3] TSAI R Y. An efficient and accurate camera calibration technique for 3D machine vision[R]. CVPR, 1986: 364-374.
- [4] WENG J, COHEN P, HERNIOU M. Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation[J]. IEEE Trans. PAMI, 1992, 14(10): 965-980.
- [5] MARTINS H A, BIRK J R, KELLEY R B. Camera models based on data from two calibration planes[J]. Computer Graphics Image Processing, 1981, 17(2): 173-180.
- [6] MALIK M, MUDAR S, FLORENT C. Automatic camera calibration based on robot calibration[J]. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1999, 2: 1278-1282.
- [7] JUN J, KIM C. Robust camera calibration using neural network[C]. IEEE Tencon, 1999: 694-697.
- [8] ZHAO Q, SUN Z, LAN L. Neural network technique in camera calibration[J]. Control and Decision, 2002, 17(3): 332-342.
- [9] AHMED M, HEMAVED E. A neural approach for single and multi image camera calibration[J]. IEEE International Conference on Image Processing, 1999, (3): 925-929.
- [10] AHMED M T, HEMAVED E E, FARAG A A. Neurocalibration: a neural network that can tell camera calibration parameters[J]. IEEE the Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. 1999, 1(3):

4632468.

- [ 11] 周富强, 郝继贵. CCD 摄像机快速标定技术[J]. 光学 精密工程, 2000, 8( 1) : 96-100.  
ZHOU F Q, ZHU J G, YANG X Y, et al. A high speed CCD camera calibration technique[J]. Optics and Precision Engineering, 2000, 8(1): 96-100. (in Chinese)
- [ 12] 江加和, 赵玉侠. 摄像机标定中一种约束条件选择方法[J]. 光学 精密工程, 2000, 8( 4) : 373-376.  
JIANG J H, SONG Z S, SHEN W Q, et al. Constraint condition selection method in camera calibration[J]. Optics and Precision Engineering, 2000, 8(4): 373-376. (in Chinese)
- [ 13] 吴桂峰, 翟玉庆, 陈虹, 等. 基于小波神经网络的电机振动故障诊断[J]. 控制工程, 2004, 11(2) : 152-154.  
WU G F, ZHAI Y Q, CHEN H, et al. The vibration trouble of electrical machinery diagnosing based on small wave neural network[J]. Control Engineering of China, 2004, 11(2) : 152-154.

**作者简介:** 刘宏建(1977- ), 男, 山东泰安人, 现在上海交通大学图像处理与模式识别研究所攻读博士学位, 主攻方向为机器视觉。