

一种基于神经网络的畸变图像校正方法

王珂娜¹⁾ 邹北骥²⁾ 黄文梅¹⁾

¹⁾(湖南大学机械与汽车工程学院,长沙 410082) ²⁾(湖南大学计算机与通信学院,长沙 410082)

摘要 由于摄像机获取的图像存在几何畸变,因此在对图像进行定量分析前,必须校正畸变。针对传统的畸变图像校正方法,其所建立的畸变数学模型,不仅求解畸变参数复杂、计算量大,且存在很大的数值计算误差的问题,提出了一种基于神经网络的畸变图像校正方法。该方法首先运用图像处理技术从一标准模板的畸变图像中提取样本,然后以样本像素坐标作为网络输入来对神经网络进行训练。由于该训练好的神经网络能够实现畸变图像与非畸变图像之间的映射关系,因此能达到校正图像畸变的目的。最后对该校正方法进行了实验,给出并分析了校正实验结果,校正效果令人满意,并已成功地用于焊接机器人视觉系统。

关键词 畸变图像 校正 神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)05-0603-05

A Distorted Image Correction Method Based on Neural Networks

WANG Ke-na¹⁾, ZOU Bei-ji²⁾, HUANG Wen-mei¹⁾

¹⁾(College of Mechanical and Automobile Engineering, Hunan University, Changsha, 410082)

²⁾(College of Computer and Communication, Hunan University, Changsha, 410082)

Abstract Images with geometrical distortions, which are taken by cameras, must be corrected before being analyzed. According to the normal distortion correction method for distorted images which obtains distortion coefficients by setting up a distortion model, but as the calculation is complicated and numerical error becomes a big problem, a distortion correction method based on neural networks is put forward in this paper. First of all, the sample coordinates which serve as input parameters of neural networks are extracted from a distorted template image by image processing technique. Then the neural networks are trained by samples. The trained neural networks can learn any distortion relationship between the normal image and the distorted image. Experiments are done by the new method in this paper, and the correcting results are given and analyzed. The experimental results show the neural networks distortion correction technique is satisfactory and it is used in the vision system of the welding robot.

Keywords distorted image, correction, neural networks

1 引言

在机器视觉的研究和应用中,数字图像的质量是相当重要的,尤其是在精确测量、严格定位的场合。由于成像系统本身的几何误差以及安装过程中的误差,使得3维场景在通过透视变换转换成2维图像的过程中,存在着线性失真(斜视,旋转)和非线性失真,且这些失真使得视觉系统的精确定位十分困难,因此是必须解决的问题。

目前,对于线性畸变的校正解决得较好,而对非线性畸变的校正则是通过在建立非线性畸变数学模型的基础上求解畸变参数。Faig提出的直接非线性最小优化法,其畸变参数是利用实际空间的控制点与其对应的图像像素之间的映射关系建立一个包含成像系统内部、外部参数和镜头畸变参数的方程组来进行求解。他是采用非线性优化的技术,通过引入大量参数来求解非线性方程,虽然其求解精度高,但是模型复杂,计算量大,且需要选取初值进行非线性搜索。Tsai提出的基于RAC(radial alignment

基金项目: 国家“十五”科技攻关课题基金项目(2001BA203B17)

收稿日期: 2004-05-31; **改回日期**: 2004-10-18

第一作者简介: 王珂娜(1974~),女。1996年获湖南师范大学物理系学士学位,2004年获湖南大学计算机与通信学院硕士学位,现为湖南大学机械与汽车工程学院工程师。主要从事计算机视觉、图像处理、神经网络方面的研究。E-mail: kenawang1974@hotmail.com

constraint) 的两步法,是先利用成像几何性质将需要标定的参数分解,然后分别计算,它能不使用优化技术,只求解线性方程组即可。这不仅可使算法更快捷,而且一次不求解较多的未知数,从而使算法更实用,但由于两步法仅考虑有径向畸变的情况,因此在像素分辨率较高时,相应的运算精度就显得比较低了。混合法虽不需要设定所求参数的初始近似值,同时也已考虑到图像的径向畸变和切向畸变,但由于需要迭代运算,因此过程复杂^[1,2]。

上述方法的共同特点就是非线性畸变的求解和成像系统内、外参数的求解混合在一起,这样不仅增加了求解过程的复杂性,同时由于各未知参数的互相牵制,因此很难获得满意的精度^[3,4]。本文针对以上方法不足,结合机器人视觉定位时,只需进行图像畸变校正,并不需要标定摄像机全部参数的应用情况,提出了基于神经网络的畸变图像校正方法。该方法是利用多层前馈神经网络来学习畸变图像与非畸变图像的映射关系,以达到校正图像畸变的目的。由于神经网络是由相连的非线性单元组成,因此具有学习非线性成像过程的潜在能力^[5,6],而且可将学习后的信息存储在神经元间的连接权值和阈值中。实践证明,运用本方法对畸变图像进行畸变校正,无需建立非线性畸变模型和求解畸变参数,也无需其他的测量仪器的辅助。

2 BP 网络

2.1 信息的正向传递

BP 网络^[7]是一种多层前馈神经网络,它可实现从输入到输出的任意非线性映射,它的权值调整使用的是反向传播学习算法,即在确定了 BP 网络的结构后,先利用输入输出样本集来对其进行训练,并通过调整网络的权值和阈值,使其反映给定样本的输入输出的非线性关系,然后对非样本集中的输入,训练后的网络也能给出合适的输出,这种性质称为泛化功能。图 1 是具有一个隐含层的神经网络模型,其输入为 P ,

$$P_{r \times q} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1q} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ P_{r1} & P_{r2} & \cdots & P_{rq} \end{bmatrix}$$

其含有 r 个输入元素,隐含层内有 s_1 个神经元,其对应的激活函数集合为 F_1 ,输出层内有 s_2 个神经元,其对应的激活函数集合为 F_2 ,输出矢量为 A ,目标矢量为 T 。

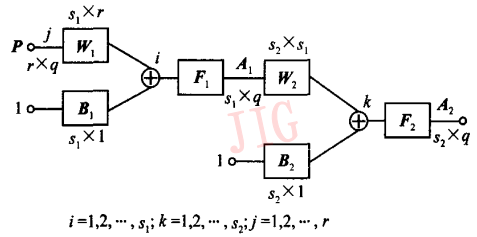


图 1 神经网络模型

Fig. 1 Neural networks model

(1) 隐含层中第 i 个神经元的输出为

$$a_i^{(1)} = f_1 \cdot \left(\sum_{j=1}^{r} W_{i,j}^{(1)} \cdot P_j + b_i^{(1)} \right) \quad (1)$$

$i = 1, 2, \dots, s_1$

其中, $W_{i,j}^{(1)}$ 是隐含层中第 j 个输入 P_j 到第 i 个神经元输出的权值, $b_i^{(1)}$ 是隐含层中第 i 个神经元的输入偏差。

(2) 输出层第 k 个神经元的输出为

$$a_k^{(2)} = f_2 \cdot \left(\sum_{i=1}^{s_1} W_{k,i}^{(2)} \cdot a_i^{(1)} + b_k^{(2)} \right) \quad (2)$$

$k = 1, 2, \dots, s_2$

其中, $W_{k,i}^{(2)}$ 是输出层第 i 个输入到第 k 个神经元输出的权值, $b_k^{(2)}$ 是输出层中第 k 个神经元的输入偏差。

(3) 误差函数为

$$E(W, B) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_k^{(2)})^2 \quad (3)$$

其中, W 是神经元的权值矢量, B 是神经元的输入偏差矢量, t_k 是输出层第 k 个神经元的目标输出, 函数 $f(\cdot)$ 的形式可根据需要采用线性、Log-Sigmoid 或 Tan-Sigmoid 形式。

2.2 利用梯度下降法求权值变化及误差的反向传播

(1) 输出层权值变化

根据梯度下降法, 权矢量的修正值正比于当前位置上 $E(W, B)$ 的梯度, 且对从第 i 个输入到第 k 个神经元输出的权值变化量与第 k 个神经元的输入偏差变化量分别为

$$\Delta W_{k,i}^{(2)} = \eta \cdot \delta_{k,i} \cdot a_i^{(1)} \quad (4)$$

$$\Delta b_{k,i}^{(2)} = \eta \cdot \delta_{k,i} \quad (5)$$

其中, η 为学习速率, 通常取接近 1 的数,

$$\delta_{k,i} = e_k \cdot f_2', e_k = t_k - a_k^{(2)}.$$

(2) 隐含层权值变化

对从第 j 个输入到第 i 个神经元输出的权值变化量与第 i 个神经元的输入偏差变化量分别为

$$\Delta W_{i,j}^{(1)} = \eta \cdot \delta_{i,j} \cdot P_j \quad (6)$$

$$\Delta b_i^{(1)} = \eta \cdot \delta_{i,j} \quad (7)$$

其中, $\delta_{i,j} = e_i \cdot f'_i, e_i = \sum_{k=1}^{s_2} \delta_{k,i} \cdot W_{k,i}^{(2)}$ 。

BP 网络的反向传播过程实际上是先通过计算输出层的误差 e_k ; 然后将其与输出层激活函数的一阶导数 f'_2 相乘来求得 $\delta_{k,i}$, 由于隐含层中没有直接给出目标矢量, 所以需利用输出层的 $\delta_{k,i}$ 进行误差反向传递来求出输出层权值的变化量 $\Delta W_{k,i}^{(2)}$; 最后计算 $e_i = \sum \delta_{k,i} \cdot W_{k,i}^{(2)}$, 并同样通过将 e_i 与该层激活函数的一阶导数 f'_1 相乘来求得 $\delta_{i,j}$, 再以此求出隐含层权值的变化量 $\Delta W_{i,j}^{(1)}$ 。如果前面还有隐含层, 则沿用上述同样方法依此类推。

3 基于 BP 网络的畸变校正

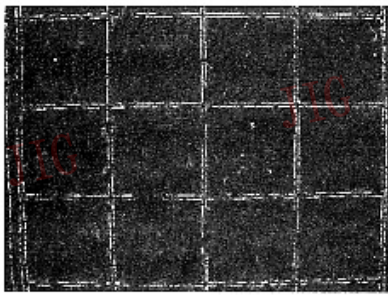
3.1 应用于校正的 BP 网络结构

BP 网络可有一个或多个隐含层, 本文构造的网

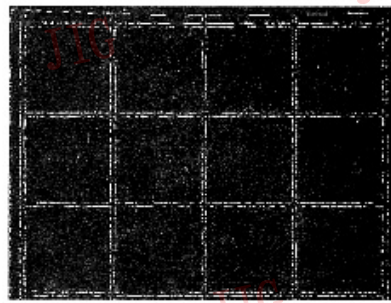
络结构包括一个输入层, 一个隐含层和一个输出层。隐含层的神经元采用正切函数作为非线性阈值函数, 输出层选用线性神经元, 这样网络的输出就可以是任意值。输入节点是畸变图像的像素点坐标 (x_d, y_d) , 单位为 pixel, 输出节点为对应像素点的理想像素坐标 (x_w, y_w) , 单位为 pixel。经过多次实验的结果表明, 隐含层采用 10 个神经元, 其效果最好, 由于太多的神经元反而会引引起过拟合现象, 因此本文采用 2-10-2 的 BP 网络结构。

3.2 样本的选择

样本对校正的精度影响很大, 因此样本的选择应以保证样本的完备性为原则。本文利用一尺寸为 640mm × 480mm 大小的标准模板的畸变图像来提取样本, 即首先运用 Roberts 边缘检测算子提取模板图像边缘, 边缘检测结果如图 2(a) 所示。为保证样本的完备性, 可分别沿 x 方向和 y 方向从模板图像中的各边缘线上提取 176 个样本点。



(a) 畸变的模板边缘图像



(b) 校正后的模板边缘图像

图 2 畸变模板边缘图像校正

Fig. 2 Correcting of the distorted template edge image

3.3 网络训练

用上述 176 个样本点的像素坐标作为网络输入, 用与样本点对应的理想像素坐标作为网络目标输出来对网络进行训练。训练选取的误差平方和指标为 0.000001, 最高迭代次数为 1000 (图 3)。网络参数的初值在 [0, 1] 范围内随机给出。由于计算机数值范围有限, 特别是由于 Sigmoid 函数的灵敏区有限, 因此有必要对样本数据进行归一化处理, 归一化后的数据为

$$\tilde{x} = \frac{x}{x_{max}} \quad (8)$$

由于标准的 BP 学习算法是使用梯度下降法, 其在修正权值时, 将使学习过程发生震荡, 且收敛很慢, 为此本文选用了迭代过程快而稳定的 Levenberg-Marquardt 学习算法^[8]。网络训练误差记

录如图 3 所示。

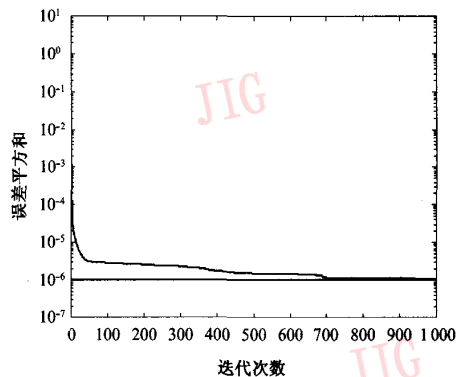


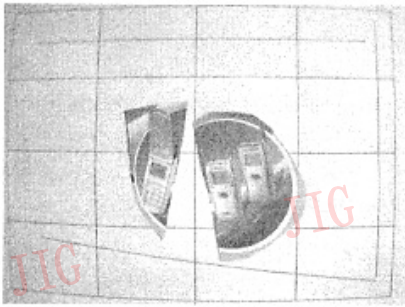
图 3 网络误差训练记录

Fig. 3 Training record for networks error

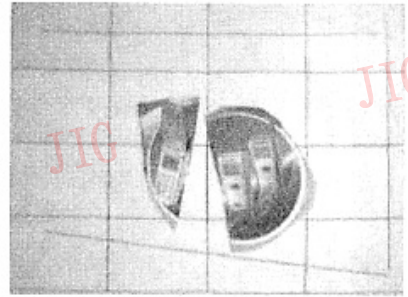
3.4 实验结果及分析

为验证本文方法的效果,运用训练好的 BP 网络对整幅模板边缘图像进行了畸变校正实验,校正效果如图 2(b)所示。校正时,在模板畸变图像上随机采集 10 组点,用其对训练好的网络性能进行测试,其中一组测试结果如表 1 所示。由表 1 数据可以得知,利用神经网络来校正图像的几何畸变,其平均误差可达到 0.8pixels。

图 4 是运用上述训练好的神经网络对一幅畸变图像进行几何校正后,再运用双线性灰度插值法进行灰度校正的结果。利用上述结果对焊接机器人视觉系统摄取的模架图像进行边缘检测、畸变校正、直线提取等图像处理过程后,再利用标定结果来得到焊缝的世界坐标,其最大误差在 2mm 之内,达到了焊接机器人的精度要求。



(a) 畸变图像



(b) 校正图像

图 4 畸变图像校正

Fig.4 Correcting of the distorted image

4 结 论

本文提出的利用神经网络进行图像畸变校正的方法,也就是利用神经网络直接学习图像的输入输出数据来归纳出畸变图像与非畸变图像映射关系,其与传统的多项式变形技术的“先建立图像畸变数学模型,再通过选取少量控制点求解线性方程组来寻求畸变系数”的方法相比,在求解过程及求解运算上都更简单易行。由于多项式变形技术中的多项式模型的阶次直接影响畸变校正的质量,即阶次越高的模型,对复杂畸变的校正效果越好,但由于阶次高的数学模型在计算机求解时,不但耗时,而且与有数值计算误差的现象相矛盾,所以传统的多项式变形技术有其局限性,而神经网络则由于具有自学习性、自组织性、自适应性、容错性的特点,其图像畸变的映射关系是自

表 1 仿真实验结果

Tab.1 Results of simulation experiment

测试集 (pixel)	期望输出 (pixel)	网络输出 (pixel)	均方根 (pixel)
111,49	114,35	113.44,35.63	0.596
1236,54	1230,52	1229.50,51.90	0.361
72,377	70,364	71.31,364.11	0.930
1545,366	1541,364	1542.50,364.70	1.170
758,426	753,426	752.51,423.49	1.808
61,749	53,738	52.24,737.48	0.651
1140,787	1125,783	1125.30,783.20	0.255
768,1173	753,1173	753.90,1172.10	0.900
1234,1147	1230,1157	1229.00,1157.60	0.825
1552,1094	1559,1112	1559.60,1110.80	0.949

学习的结果,因此不存在上述多项式变形技术的问题,而且校正结果很稳定^[9,10]。行麦玲在采用激光束自准直法确定了光学中心后^[11],再求解畸变模型的畸变系数,其校正畸变的平均误差为 0.75%,本文方法校正畸变的平均误差为 0.84%,与之相当,且本文方法不需要其他的辅助设备。

运用神经网络进行畸变图像校正的不足之处是耗时较长,如果要满足实时检测的要求,则需采用专用并行处理器,或者通过全硬件来实现神经网络;另外,通过改进神经网络本身的模型及学习算法也可达到加速的目的。

参考文献 (References)

- Jiang Da-zhi, Yu Qian, Wang Bing-yang, et al. Research and overview of imaging nonlinear distortion in computer vision [J]. Computer Engineering, 2001, 27(12): 108 ~ 110. [姜大志, 郁倩, 王

- 冰洋等. 计算机视觉成象的非线性畸变研究与综述[J]. 计算机工程, 2001, 27(12): 108 ~ 110.]
- 2 Zhang Yan-zhen, Ou Zong-ying, Xue Bing-tang. A distortion correction method of camera based on slope coefficient[J]. Mini-Micro System, 2002, 23(5): 625 ~ 627. [张艳珍, 欧宗瑛, 薛斌堂. 一种基于斜率的摄像机畸变校正方法[J]. 小型微型计算机系统, 2002, 23(5): 625 ~ 627.]
- 3 Jiang Da-zhi, Sun Jun-lan, Yu Qian, *et al.* Research on solving nonlinear distortion by standard graphic method [J]. Journal of Southeast University, 2001, 31(4): 111 ~ 116. [姜大志, 孙俊兰, 郁倩. 标准图形法求解相机镜头非线性畸变的研究[J]. 东南大学学报, 2001, 31(4): 111 ~ 116.]
- 4 Wang L L, Tsai W H. Camera calibration lines for 3D computer vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1991, 13(4): 370 ~ 376.
- 5 Chen C H. Neural networks in pattern recognition and their applications[M]. Singapore: World Scientific, 1991.
- 6 Sun Zeng-qi. Theory and technology of intelligent control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997. [孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.]
- 7 Congshuang. Matlab-oriented theory and application of neural networks[M]. Hefei: Chinese University of Science and Technology Press, 1998. [丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1998.]
- 8 Research and development center for Fei-si technology product. Analysis and design of neural networks by MATLAB. 5 [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003. [飞思科技产品研发中心. MATLAB 6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.]
- 9 Liao Shi-zhong, Gao Pei-huan, Su Yi, *et al.* A geometric rectification method for lens camera [J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(7): 593 ~ 596. [廖士中, 高培焕, 苏艺等. 一种光学镜头摄像机图像几何畸变的修正方法[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(7): 593 ~ 596.]
- 10 Wei Tian-bing, Mong Qing-chun, Zhuang Xiao-dong. A nonlinear distortion correction method in the vision system of robotic soccer[J]. Technology and Application of Robot, 2002, (4): 37 ~ 40. [魏天滨, 孟庆春, 庄晓东. 一种足球机器人视觉系统非线性畸变的数字校正方法[J]. 机器人技术与应用, 2002, (4): 37 ~ 40.]
- 11 Xing Mai-ling, Liu Jian-ping, Ling Jia-ming, *et al.* Distortion measurement of CCD camera with a large-field, short focal length lens [J]. Optical Technique, 2003, 29(3): 377 ~ 379. [行麦玲, 刘贱平, 林家明等. 大市场短焦距镜头 CCD 摄像系统的畸变校正[J]. 光学技术, 2003, 29(3): 377 ~ 379.]