

文章编号 1004-924X(2005)03-0348-06

基于 BP 神经网络的大视场成像畸变校正方法

史泽林¹, 康 娇^{1,2}, 孙 锐¹

(1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:提出了基于 BP 神经网络的畸变校正方法, 实现了在不确知畸变数学模型情况下的高精度校正。应用平行光管法测得 900 组光点坐标数据作为 BP 神经网络的训练样本, 通过训练得到一个隐含层有 6 个节点的 3 层 BP 神经网络模型, 然后使用 77 组数据检测了该神经网络的校正效果, 并与使用相同检测数据的双线性插值方法进行了比较。实验表明, 神经网络较插值方法精度高, 误差数据分布的规律性好, 而且与插值方法相比, 它避免了误判区域的问题, 便于校正。

关键词:大视场; 光学畸变; BP 神经网络; 畸变校正

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

BP NN-based method for lens distortion correction of large-field imaging

SHI Ze-lin¹, KANG Jiao^{1,2}, SUN Rui¹

(1. *Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*

2. *Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract: A method based on BP neural network (NN) is proposed in this paper, which realizes high precision of correction without knowing the mathematic model. 900 groups of light-point data are obtained as training samples by parallel light pipe method. A three-layer NN model with 6 nodes in the hidden layer is achieved and its correction effect is examined by 77 groups of data. The dual linear interpolation method is applied to the same 77 groups of data in comparison. The conclusion is that comparing to interpolation method, the BP NN method has higher precision and the BP NN method can avoid the problem of error estimation region in the interpolation method.

Key words: large angle of view; lens distortion; BP neural network; distortion correction

1 引言

带有大视场短焦距镜头的 CCD 摄像系统能够提供较大的成像范围,被广泛应用于医学和军工等方面,如军用炸点测量系统,医用电子内窥镜以及工业机器视觉上的精确定位操作等。短焦距镜头所引起的慧差,像散,像曲和畸变等一系列像差变大,使图像质量大大地下降,使得医学诊断困难,监测目标不易辨认或辨认不准确等。

不少学者提出了有用的畸变的近似数学模型和校正方案。文献[1]在忽略了切向畸变的前提下,认为畸变是个对称的模型,使用 Hough 变换作为标准来衡量图像的线性程度,以线性最优选择区域的分块,此算法的计算过程复杂。文献[2]在认为只存在径向畸变的基础上,建立了一个理想的畸变圆对称模型,建立了畸变点得到畸变中心的距离多项式模型,采用了迭代的方法求取系数。文献[3]利用世界坐标轴和摄像机图像坐标轴的转换关系建立了模型,根据机器视觉中直线的交比不变性的特性,确定网格图像中的每条直线的数学模型的参数。但此方法的精度不够高。

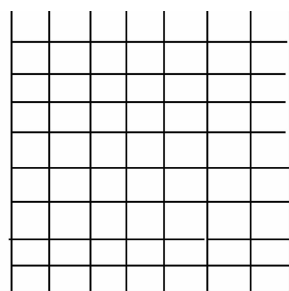
本文提出了一种新的基于 BP 神经网络的畸变校正方法,其优点在于,在无须知道数学模型的情况下,可以很好地逼近非线性连续函数。本文第 2 节阐述了畸变产生的光学原理和 BP 神经网络的基本原理,第 3 节介绍新的校正方法,第 4 节给出了实验结果与分析,最后是结论。

2 畸变光学原理与 BP 神经网络

2.1 畸变原理

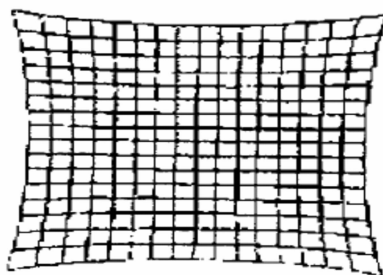
高斯光学理论指出,当光学系统的孔径和视场超出近轴区,成像质量就会降低,这是因为自然点发出的光束中,远离近轴

区的光线在系统中的传播光路偏离理想途径,而不再相交于理想成像点,它使得主光线和高斯像面交点的高度不再等于理想高,这种差别就是视场的畸变。畸变可分为径向畸变和切向畸变,其中径向畸变主要是由于镜头的径向曲率的不同而造成的,分为桶型和枕型两种,而切向畸变一般认为是由镜头中的各组透镜的光学中心不共线而引起的。图 1 是桶型畸变和枕型畸变的模型图。



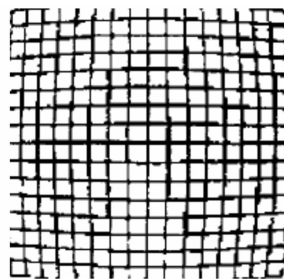
(a)无畸变图

(a)Distortionless picture



(b)枕型畸变

(b)Pillow shaped distortion



(c)桶型畸变

(c)Bucket shaped distortion

图 1 畸变的模型图

Fig. 1 Distortion model

2.2 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一单向传播的多层前向神经网络,输入信息从输入隐含层逐层计算传向输出层,每一层神经元的输出作用于下一层神经元的输入。如果在输出层没有得到期望的输出,则计算输出层的误差变化值,然后反向传播,通过网络将误差信号沿原来的连接通路反传回来修改各层神经元的权值直至达到期望目标。BP 神经网络有很好的函数拟合功能,理论上它能够任意的逼近非线性有理函数。

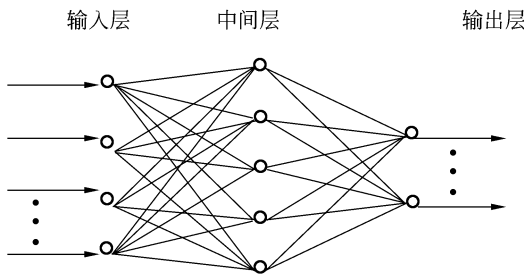


图 2 BP 神经网络的结构
Fig. 2 Structure of BP NN

可采用平行光管法测量畸变数据,用来训练神经网络,当网络的结构和参数确定后,就得到畸变的模型。在第 3 节中将详细阐述该方法的实现。

3 基于 BP 神经网络的畸变校正方法

本实验中采用平行光管法测量出畸变校正所需要的数据,方法描述如下:测量时将平行光管保持水平位置,同时使经纬仪调平。将瞄准镜瞄准光点中心,通过判读程序可以判读出光点中心脱靶量 $(\Delta X_0, \Delta Y_0)$,然后以 1° 为单位递进,改变经纬仪的高低角和方位角,逐个位置读出光点中心的脱靶量 $(\Delta X_i, \Delta Y_i)$ 。这样每一组高低角和方位角的改变量 $(\Delta V_i, \Delta H_i)$,可得到一组对应的 $(\Delta X_i, \Delta Y_i)$ 。测得的光点轨迹如

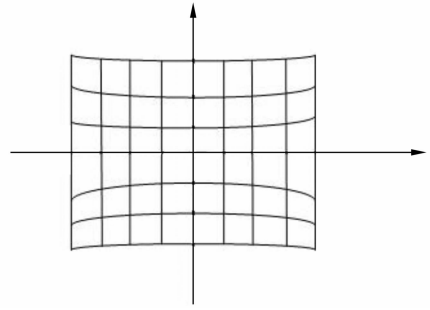


图 3 光点轨迹
Fig. 3 Trace of light point

图 3,这里反映了畸变误差与投影变换^[7]。

根据所测得的原始数据,采用三层 BP 神经网络,将 $(\Delta X_i, \Delta Y_i)$ 作为神经网络的输入,将对应的 $(\Delta V_i, \Delta H_i)$ 作为神经网络的输出,通过训练神经网络,获得网络结构及参数。为了检测所获得的网络的精度,仍采用平行光管法,在数据区间内,任意地选取光点(作为检测点),得到一组对应数据 $(\Delta X_i', \Delta Y_i')$ 和 $(\Delta V_i', \Delta H_i')$,并将 $(\Delta X_i', \Delta Y_i')$ 作为已训练好的神经网络的输入,得到输出 $(\Delta V_i'', \Delta H_i'')$ 。输出的绝对误差如下(单位:s):

$$\delta V = |\Delta V_i' - \Delta V_i''| \times 3\,600, \quad (1)$$

$$\delta H = |\Delta H_i' - \Delta H_i''| \times 3\,600. \quad (2)$$

通过输出的绝对误差,可以检测神经网络校正的精度。

4 实验结果及分析

4.1 误差分布图

实验中所用设备如图 4 所示。

根据测量得到的数据可以粗略的得到 v 方向和 h 方向上的误差(单位:s):

$$\text{error}V = (\Delta y \times (\Delta \text{angle}V) - \Delta v) \times 3\,600, \quad (3)$$

$$\text{error}H = (\Delta x \times (\Delta \text{angle}H) - \Delta h) \times 3\,600. \quad (4)$$

其中 $\Delta y, \Delta x$ 为经纬仪判读出的光点脱靶量; $\Delta \text{angle}V, \Delta \text{angle}H$ 为 v 方向和 h 方向

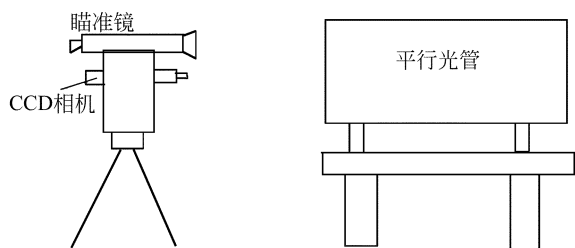
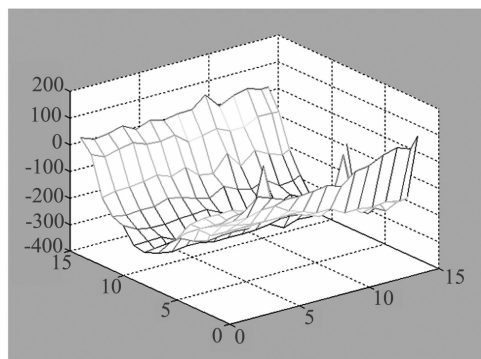


图 4 平行光管法

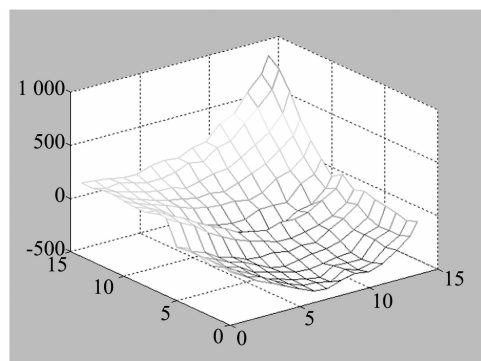
Fig. 4 Parallel light pipe method

上平均每个像元所占的角度数(单位:°), 实测 $\Delta\text{angle}V = 0.058\ 962\ 264\ 150$, $\Delta\text{angle}H = 0.058\ 223$ 。 $\Delta v, \Delta h$ 为经纬仪读出的光点相对于中心所偏移的角度(经纬仪读出)。实验中针对第二象限的数据进行了处理,得到的曲线图如图 5 所示:



(a)V 方向误差曲线图

(a)Error curve of V direction



(b)H 方向的误差曲线图

(b)Error curve of H direction

图 5 V 和 H 方向的误差曲线图

Fig. 5 Error curve of V and H directions

从误差曲线图可以看出该镜头在 V 方向误差分布具有以下特点:误差大的区域主要集中在 V 方向偏移(5,10)的范围内,有时会出现拐点(即误差产生突变点),在偏移(0,5)和(10,15)内误差较小。在 h 方向误差的分布,粗略的看是随着离中心的距离的增大而增加。

4.2 实验方法比较

实验中对第二象限 V 方向的数据采用了 2 种方法:

(1)BP 神经网络:实验中采用的是 3 层 BP 神经网络,隐含层节点个数为 6,隐含层采用的激活函数为正切 Sigmoid 函数 tansig,输出层采用线性函数 purelin。

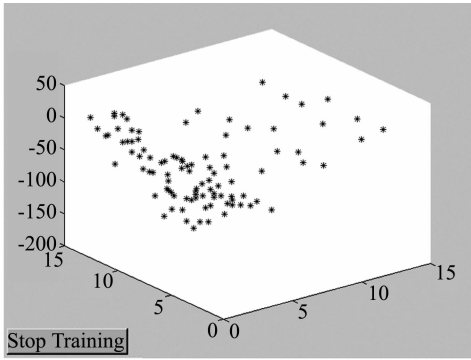
隐含层函数关系式为:

$$f = \frac{1 - \exp[-2(n+b)]}{1 + \exp[-2(n+b)]}, \quad (5)$$

(2)双线性插值:采用邻接 4 个已知点定义一个双曲抛物面来进行插值,并对结果进行了比较与分析。以下给出了 77 组检测点的运算结果与真值相比较得到的误差分布图(图 6)。

从图 6 中可以看出,神经网络得到的结果精度高于插值算法得到的结果,而且误差大的点分布集中。

图 7 的结果是一个实验,采用的也是双线性插值,但是通过对检测点的角度值(即经纬仪读出的点的角度偏移量)来判定检测点所在的区域。实验的目的是想确认,是否由于畸变的影响,使得检测点所在的区域发生了改变。如图 8 所示的情况:检测点的位置由于畸变的影响从 x_1 跳到了 x_2 ,如果使用邻接点来插值,会将检测点的区域误判为区域 1(原本为区域 0),采用区域 1 的 4 个点对检测点插值,使得插值的效果变差。



(a)绝对误差 1(BP 神经网络)
(a)Absolute error 1 (BP NN)

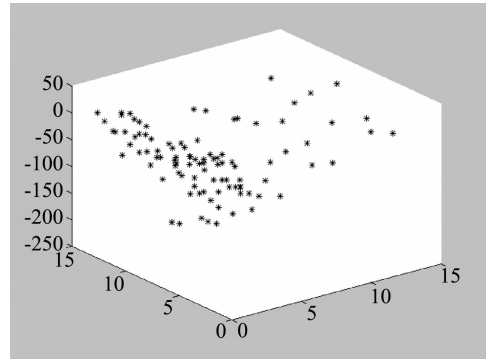
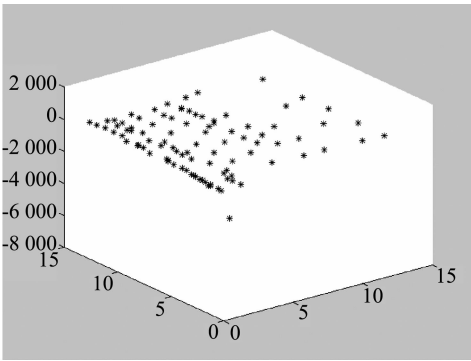


图 7 绝对误差 3
Fig. 7 Absolute error 3



(b)绝对误差 2(双线性插值)
(b)Absolute error 2 (dual linear interpolation)

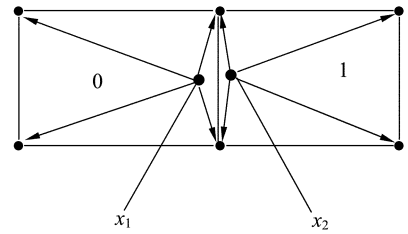


图 8 插值方法的误判区域
Fig. 8 False estimation region of interpolation

图 6 不同校正方法的误差分布图
Fig. 6 Error distributions of different correction methods

表 1 几组实验结果比较

Tab. 1 Comparison of several experiment results

$\Delta v(^{\circ})$	$\Delta h(^{\circ})$	绝对误差 1(s)	绝对误差 2(s)	绝对误差 3(s)
0.745 3	7.940 0	2.799 2	127.5	10.996 9
6.687 2	10.100 0	81.565 8	511.2	86.735 2
0.834 2	9.143 1	4.982 4	36.2	7.201 2
1.918 9	7.248 6	14.567 8	152.4	0.707 0
1.916 9	1.751 7	19.591 3	66.6	17.873 9

表 1 给出了几组绝对误差的结果比较。由表 1 可发现插值方法确实存在误判区域的情况,且这些点主要分布在网格边缘附近。

从得到的误差数据可以得到:

(1)两种方法所得到的结果均存在误差较大的点,其原因应当与拐点的存在有

关;而从神经网络的校正结果可以看出,误差大的点较集中在 Δv 值在(3,7)区域内,而且误差的绝对值大部分都在(80,150)范围,在这些区域可以适当地将神经网络的输出结果减去一个平均值,从而降低误差;

(2)从两种方法的结果对比中,还可以看到神经网络较插值方法精度高,误差数

据分布的规律性好,而且与插值方法相比,它不存在误判区域的问题,便于校正。

5 结 论

采用神经网络进行光学镜头的畸变校正,其优势就在于可在无须知道畸变的数学模型的情况,实现高精度校正。实验证明,与常用的插值方法以及建立数学模型的方法相比,神经网络不存在误判区域的

问题,校正的精度高。但神经网络的隐含层层数和节点数对其训练结果影响很大,对于三层网络来说,隐含层节点过多,虽然可以提高精度,但却降低网络的泛化能力,可能发生“过训练”现象;隐含层节点过少,计算量小,可提高网络的泛化能力,但不可避免降低了逼近精度。如何确定神经网络的结构还有待解决。目前一些学者提出了一些理论,来解决结构的辨识,例如:剪枝算法,熵函数最小法,统计方法等。

参考文献:

- [1] TIAN H, SRIKANTHAN T, VIJAYAN K, *et al.* Study on the effect of object to camera distance on polynomial expansion coefficients in barrel distortion correction[C]. *Fifth IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Santa Fe, New Mexico*, 2002.
- [2] CUCCHIARA R, GRANA C, PRATI A, *et al.* A Hough transform-based method for radial lens distortion correction[C]. *Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing, Mantova, Italy*, 2003.
- [3] ZHANG G J, HE J J, YANG X M. Calibrating camera radial distortion with cross-ratio invariance[J]. *Optics and Laser Technology*, 2003, 35: 457-461.
- [4] 张华达. 大视场短焦距 CCD 成像系统畸变校正研究[J]. *红外*, 2004, 1(1): 1-6.
ZHANG H D. Research on distortion correction of large-field and short-focus CCD imaging system[J]. *Hong Wai*, 2004, 1(1): 1-6. (in Chinese)
- [5] 行麦铃, 刘贱平. 大视场短焦距镜头 CCD 摄像系统的畸变校正[J]. *光学技术*, 2003, 29(3): 377-379.
XING M L, LIU J P. Distortion measurement of CCD camera with a large field, short focal length lens[J]. *Optical Technique*, 2003, 5(1): 377-379. (in Chinese)
- [6] 刘金国. 大视场光电测量系统的精密几何标定和畸变校正的研究[J]. *光学精密工程*, 1994, 2(4): 109-120.
LIU J G. Study on high accurate geometric calibration of precision photoelectronic measuring system with large field of view and distortion correcting[J]. *Optics and Precision Engineering*, 1994, 2(4): 109-120. (in Chinese)
- [7] 李英才, 徐军, 田少文. 大视场 CCD 测角的实时误差修正[J]. *光子学报*, 1993, 22(4): 446-450.
LI Y C, XU J, TIAN SH W. Real-time error amending of large-field CCD measuring angle[J]. *Acta Photonica Sinica*, 1993, 4(22): 446-450. (in Chinese)
- [8] BURKHARDT S, SCHWEIKARD A, BURGKART R. Numerical determination of the susceptibility caused geometric distortions in magnetic resonance imaging[J]. *Medical Image Analysis*, 2003, 7: 221-236.
- [9] 李德强. 基于小波网络与模糊神经网络的非线性系统辨识方法的研究[D]. 中国科学院沈阳自动化研究所, 2002.
LI D Q. *Research on identification method for nonlinear system based on wavelet networks and fuzzy neural networks*[D]. Ph.D. Dissertation, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2002. (in Chinese)

作者简介:史泽林(1965—),男,研究员,中国科学院研究生院教授,博士生导师,主要研究方向为:成像制导、图象分析与处理、自动目标识别、智能控制等。

康 娇(1980—),女,湖南衡阳人,毕业于湖南师范大学计算机科学与技术系,现为中国科学院沈阳自动化研究所硕士研究生,研究方向为计算机图像处理。Email:kangjiao8069@sia.cn