

用神经网络变易有效焦距的摄像机标定法*

邱志强¹, 唐力铁², 于起峰¹

(1. 国防科技大学航天与材料工程学院, 湖南长沙 410073 2. 国防科技大学理学院, 湖南长沙 410073)

摘要 : 针对传统摄像机标定中由于像差等非线性因素的影响造成结果精度和稳定性不高且算法复杂的特点, 提出了用 4 层前向神经网络模型变易摄像机横纵向有效焦距的方法。给出了摄像机标定结果和用标定后的摄像机进行三维立体测量的结果, 并与传统方法作了对比。结果表明, 基于神经网络的摄像机标定方法可以获得比传统方法更高的精度和稳定性。

关键词 : 神经网络; 摄像机标定; 有效焦距

中图分类号 : TP319 **文献标识码** : A

A Camera Calibration Method of Varying Effective Focal Length by Neural Network

QIU Zhi-qiang¹, TANG Li-tie², YU Qi-feng¹

(1. College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. College of Science, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract : The traditional calibration method is always imprecise, unstable and computed costly because of the nonlinear effect lead by lens distortion. A new camera calibration method of varying effective focal length by neural network model is presented. Both calibration result and 3D measurement result show that the new method achieves more precision and stable result than classical method does.

Key words : neural network; camera calibration; equivalent focal length

随着计算机视觉、数字图像处理技术和高速摄像机等视觉传感器的不断发展, 从图像获取目标运动参数的方法已越来越广泛地应用于航空航天、工业检测、机器人、农林测绘、军事侦察等领域。标定摄像机或其它视觉传感器系统是基于图像的三维测量的关键环节。

摄像机标定通常基于摄像机透视投影成像模型, 在误差允许范围内, 摄像机透视模型满足光心、物点和对应像点共线, 用所谓共线方程表示为^[1]

$$\begin{cases} x = f_x \left(\frac{r_1 X + r_2 Y + r_3 Z + t_x}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + t_z} \right) + x_0 \\ y = f_y \left(\frac{r_4 X + r_5 Y + r_6 Z + t_y}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + t_z} \right) + y_0 \end{cases} \quad (1)$$

其中 f_x, f_y 为横纵向有效焦距, (x_0, y_0) 为图像中心坐标, $r_1, \dots, r_9, t_x, t_y, t_z$ 描述摄像机坐标系与世界坐标系的变换关系, 确定这些参数就是摄像机标定的任务。 (X, Y, Z) (x, y) 分别为物点在世界坐标系下的坐标和对应的图像坐标。通常摄像机标定就是根据一组已知坐标的物点以及对应像点的关系求解摄像机参数。当测量精度要求较高时, 必须考虑摄像机镜头像差, 特别是在远离图像中心处像差会比较大^[3]。镜头像差可分为径向像差和切向像差。径向像差主要包括球面像差、彗形像差、像散和像场弯曲等, 切向像差主要包括离心像差和薄棱镜像差。经过综合分析, 总像差模型^[1]可表示为

$$\begin{cases} \delta_x(\hat{x}, \hat{y}) = k_1 \hat{x}(\hat{x}^2 + \hat{y}^2) + (k_2 + k_4) \hat{x}^2 + k_5 \hat{x} \hat{y} + k_2 \hat{y}^2 \\ \delta_y(\hat{x}, \hat{y}) = k_1 \hat{y}(\hat{x}^2 + \hat{y}^2) + k_3 \hat{x}^2 + k_4 \hat{x} \hat{y} + (k_3 + k_5) \hat{y}^2 \end{cases} \quad (2)$$

* 收稿日期 2002 - 04 - 30

作者简介 邱志强(1972—)男, 博士生。

其中 $\hat{x} = \frac{x - x_0}{f_x}$ $\hat{y} = \frac{y - y_0}{f_y}$, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5 为像差系数 ,求解像差系数也是摄像机标定的任务。

1 传统的摄像机标定

Weng^[1]提出的摄像机标定方法在传统方法中具有代表性。首先 ,不考虑像差的影响 ,线性求解投影矩阵 ,然后从投影矩阵分解出摄像机内外参数 ,对内外参数进行非线性优化可提高内外参数的精度 ,然后将优化后的内外参数代入投影方程线性解出像差系数 ,将得到的像差系数代入近似模型则可得到更精确的模型。如此反复迭代 3~4 次一般可满足要求。

由于光学成像系统是非常复杂的非线性系统 ,还有各种电子噪声、环境干扰和其它不确定因素的影响 ,事实上很难为摄像机光学成像过程建立精确的纯几何模型。因此 ,基于几何成像模型的传统摄像机标定方法不仅精度不高 ,稳定性差 ,而且计算复杂。

2 基于神经网络的摄像机标定

人工神经网络模型以其强大的功能广泛应用在工程实际问题中 ,特别是复杂的非线性系统。因此 ,研究利用神经网络模型来描述光学成像过程 ,从而标定摄像机是很有意义的。

首先将摄像机看成无像差的线性模型 ,用线性方法解出摄像机参数。在以后的过程中 ,除有效焦距外的其它参数始终保持不变 ,而将有效焦距变易 ,看成是随像点变化而变化的。也就是说 ,将摄像机的非线性因素耦合在有效焦距里。

本文选用的 4 层前向型 BP 网络的拓扑结构^[4]如图 1 所示 ,由一个输入层、两个隐层和一个输出层组成 ,其中每个隐层有 6 个节点。网络输入矩阵为样本点的空间坐标和对应的图像点坐标 ,输出矩阵为有效焦距的测量值 ,它是根据除有效焦距外的其它摄像机参数和样本点的输入计算出来的 ,公式如下

$$\begin{cases} f_x = (x - x_0) \left(\frac{r_1 X + r_2 Y + r_3 Z + t_x}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + t_z} \right) \\ f_y = (y - y_0) \left(\frac{r_4 X + r_5 Y + r_6 Z + t_y}{r_7 X + r_8 Y + r_9 Z + t_z} \right) \end{cases} \quad (3)$$

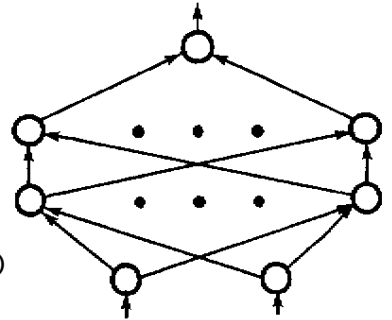


图 1 4 层前向神经网络模型

Fig.1 Neural network model

其中 $x_0, y_0, r_1, r_2, \dots, r_9, t_x, t_y, t_z$ 等摄像机参数都是用线性方法获得的。

在神经网络训练过程中 ,神经元的输入 I_i 都赋以权值矩阵 W 中的相应权值 ,加权的输入和经传递函数 f 作用得到输出矩阵 γ ,即

$$net_{kj} = \sum_i W_{ij} I_{kj} \quad (4)$$

$$\gamma_{kj} = f(net_{kj}) \quad (5)$$

根据使网络输出均方误差最小原则进行权值修正 ,误差函数为

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_j (\gamma'_{kj} - \gamma_{kj})^2 \quad (6)$$

式中 γ'_{kj} 表示第 k 个训练模式输出节点 j 的期望输出 , γ_{kj} 为相应的实际输出。BP 算法的权值修正公式表示为

$$W_{ij}(t + 1) = W_{ij}(t) + \eta \sum_k \delta_{kj} \cdot I_{kj} \quad (7)$$

其中 η 为学习效率 ,可根据训练情况在 0-1 之间动态调节 ,系数 δ_{kj} 按如下公式计算 ,

$$\delta_{kj} = \begin{cases} (\gamma'_{kj} - \gamma_{kj}) f'(net_{kj}) & \text{—— 对于输出节点} \\ \sum_j \delta_{kj} W_{rj} f'(net_{kr}) & \text{—— 对于输入节点} \end{cases} \quad (8)$$

此外 ,为了防止学习时出现收敛过慢的情况 ,对输入的图像点坐标进行归一化处理。上式中 $f(x)$

$= \frac{1}{1 + e^{-x}}$,该函数的值域在(0 ,1) ,对输出也进行了归一化。

3 实验与结果分析

图 2 是摄像机标定示意图 ,实验采用两个 Pulnix 的 CCD 摄像头 ,对一块绘制有标定网格的标定板成像。图 3 是标定网格板经摄像机成像后的图像 ,网格结点就是标定控制点 ,随机取其中 100 个结点作为神经网络模型的输入样本 ,组成网络输入阵列 ,输出阵列为用式(3)计算的结果。确定好网络的输入与输出后 ,就可以进入训练 ,当误差在允许范围内时认为神经网络模型已经建立好 ,训练完毕。为了检验此模型的正确性和精度 ,提取未经训练的 20 个标定控制点作为检验点。表 1 是用训练后的模型计算得出的对应其中 5 个检验点的有效焦距 ,表 2 是用本文提出的新标定方法进行三维测量得到的检验点的空间坐标 ,同时列出了用传统标定方法的结果。

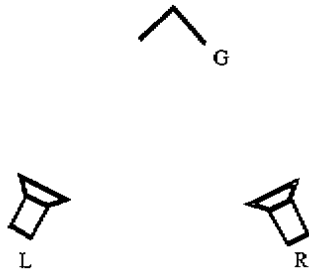
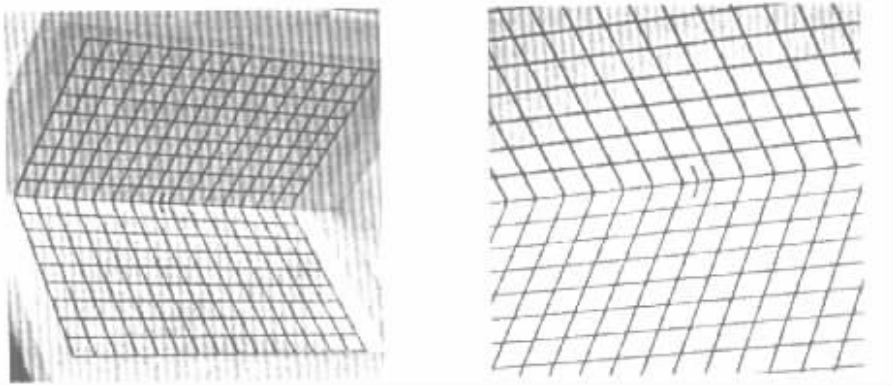


图 2 双摄像机标定示意图

Fig.2 Two-camera calibrate



(a)左图像

(b)右图像

图 3 左右摄像机获得的标定网格图像

Fig.3 Images of calibration patterns taken left and right cameras

表 1 用训练后的神经网络模型获得的检验点的有效焦距

Tab.1 Effective focal computed by neural network model

序号	左 图 像				右 图 像			
	x	y	F_x	F_y	x	y	F_x	F_y
1	227.37	401.34	0.3157	0.3321	141.23	455.76	0.3507	0.4087
2	98.489	350.65	0.3344	0.3505	5.00	399.00	0.3048	0.3971
3	268.64	226.52	0.3535	0.2953	316.49	167.24	0.5229	0.4226
4	331.35	163.64	0.5729	0.3508	308.53	50.31	0.2693	0.3814
5	151.27	195.28	0.3450	0.3679	89.70	152.73	0.2863	0.4120

表 2 用两种摄像机标定法得到的检验点空间坐标

Tab.2 Results by two calibration methods

序号	理论值			传统摄像机标定法计算值			基于神经网络模型的 摄像机标定法计算值		
	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
1	-9.86	61.08	0.00	-9.93	61.03	0.01	-9.87	61.03	0.02
2	-49.30	40.72	0.00	-49.32	40.61	0.22	-49.26	40.71	0.12
3	19.72	0.00	-20.36	19.72	-0.16	-20.28	19.70	0.02	-20.42
4	29.58	0.00	-50.90	29.64	0.02	-50.90	29.63	-0.18	-50.92
5	-29.58	0.00	-30.54	-29.60	-0.04	-30.48	-29.60	-0.00	-30.56
计算误差的方差				0.034	0.076	0.074	0.028	0.052	0.048

从表 2 可以看出,用基于神经网络模型的摄像机标定方法计算得到的空间坐标的误差方差比传统摄像机标定方法的误差方差要小。如果用于训练的样本增加,改进神经网络模型和训练方式,精度将会更高。

4 结论

由于摄像机成像时,空间中物点与其对应的图像点之间的映射关系是一种复杂的非线性映射关系,如果采用完全基于几何成像模型的摄像机标定法,由于诸多因素的影响,使得难以得到精确的摄像机参数。本文利用神经网络描述非线性系统的强大功能,打破了传统标定方法的思路,提出了用 4 层前向神经网络模型变易有效焦距,从而建立摄像机成像模型的方法。从实验结果可看出,本方法取得了比传统标定方法更高的精度,能用于三维测量工程实践中。当然在实际应用中还有其它一些问题需要解决,如图像对应点的自动匹配、神经网络的不完善性等,这是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] Weng Juyang, et al. Camera Calibration with Distortion Models and Accuracy Evaluation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(10).
- [2] Toscani F G. The Calibration Problem for Stereocopy[J]. Proc. of IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition, 1986.
- [3] 于起峰等. 基于图像的精密测量与运动测量[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [3] 邱志强等. 一种高精度摄像机标定法[J]. 工程图学学报, 2000(增刊).
- [4] 程相君等. 神经网络原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [5] 于起峰等. 用光测图像确定空间目标俯仰角和偏航角的中轴线法[J]. 国防科技大学学报, 2000.

