

基于三线结构光的相机平面标定方法研究

吴芳, 茅健, 周玉凤, 李倩

(上海工程技术大学 机械工程学院, 上海 201620)

摘要: 相机标定技术是结构光三维视觉测量的关键技术之一, 结构光测量系统的相机标定的精度对三维测量的精度有很大影响; 首先对三线结构光系统图的相机标定方法进行了分析, 简单介绍了工业相机成像的几何模型及标定的原理; 其次利用 Harris 角点检测方法提取特征点坐标, 并选用了 BP 神经网络来校正工业相机的畸变模型, 以提高标定算法的优化速度和标定精度; 最后采用张正友的平面标定法对校正后的摄像机模型进行标定实验, 由实验结果知, 该方法具有一定的准确性和有效性, 在一定误差范围内, 基于神经网络畸变校正的张正友相机标定能够有效提高视觉检测的精度。

关键词: 三线结构光; 相机标定; 针孔模型; 畸变模型; 平面标定方法; BP 神经网络

Research on Camera Plane Calibration Based on Three—Wire Structured Light

Wu Fang, Mao Jian, Zhou Yufeng, Li Qing

(School of Mechanical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Camera calibration technology is one of the key techniques of structured light 3D vision measurement. The precision of camera calibration of structured light measurement system has great influence on the accuracy of 3D measurement. The camera calibration method of the three—line structured light system diagram is analyzed, and the geometric model and calibration principle of the industrial camera are introduced. Secondly, the Harris corner detection method is used to extract the feature point coordinates, and BP neural network is used to correct The calibration model of the camera is calibrated by Zhang Zhengyou's plane calibration method, and the experimental results show that this method has certain accuracy and validity, and it can improve the precision and effect of the calibration algorithm. In a certain error range, the calibration of the camera based on neural network distortion correction can effectively improve the accuracy of visual inspection.

Keywords: three—wire structured light; camera calibration; pinhole model; distortion model; plane calibration method; BP neural network

0 引言

在医学、航空、机器人等诸多现代化应用中, 线结构光测量技术一直都是研究的热点。随着计算机技术和机器视觉技术的不断发展, 结构光三维测量的精度要求也随之提高, 而相机的标定精度对测量精度有很大影响, 相机标定精度的高低在某程度上也反映了测量精度的高低^[1], 因此对工业相机标定方法的研究具有重要意义。相机参数实际上是相对于某种几何成像模型的, 这个模型是对相机镜头成像过程的简化, 如针孔模型^[2], 它是相机标定研究的基础。然而, 考虑到针孔模型不能准确建立相机成像的几何模型, 为了解决这个问题还需要考虑相机的镜头畸变^[3], 所以相机畸变误差校正成为相机标定研究的重要内容。相机标定的过程就是确定其内外参数的过程, 经典的相机标定方法主要包括张正友法、DLT 方法、两步法、透视变换法、双平面法等。

1) DLT 方法: 张艳珍和欧宗瑛提出一种新的相机线性标定方法, 该方法采用的摄像机畸变模型为一阶径向畸变模型,

分步线性求解相机的内外参数, 能够快速求解。但是畸变问题没有有效解决。DLT 方法^[4]是针孔模型的扩展, 在不考虑镜头畸变的影响的情况下, 可以使用线性方法标定, 但是由于它没有考虑到成像畸变因素, 因此标定精度较低。

2) 两步标定法: 两步标定法是由 Roger Y. Tsai 提出的, 该方法中大部分参数是采用线性直接求解的, 只有少数参数是采用迭代方法求解^[5-6], 所以迭代少, 计算速度较快, 但是该模型畸变模型较为简单, 不能较好地解决图像畸变问题。

3) 张正友标定方法: 刘艳、李腾飞提出的一种张正友标定改进方法^[7-10], 该方法把相机的内外参数的初始值求解出来并运用最小二乘法进行优化, 进而得到相机内外参数的最终值, 初始数值的鲁棒性虽然提高了, 但是相机畸变的解决效果不好。

从上述分析可知, 上述几种方法都不能有效解决三线结构光测量系统相机的畸变问题, 因此有必要对相机标定进行研究。而神经网络方法具有很强的学习能力和非线性能力, 它有着与相机标定相似的工作机制。相机的畸变问题可以利用神经网络来解决。因此本文利用神经网络的非线性映射能力建立相机畸变的准确模型。

多线结构光模式是光带模式的扩展, 多线结构光相比单线结构光而言, 具有测量速度快、精度高、抗干扰能力强, 多线结构光测量系统简单, 容易搭建系统平台。因此本文选择三线

收稿日期: 2016-12-20; 修回日期: 2017-02-06。

作者简介: 吴芳 (1991-), 女, 安徽池州人, 硕士研究生, 主要从事多线结构光的机器视觉测量方向的研究。

茅健 (1972-), 男, 江苏南通人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事精度检测与质量控制、先进制造技术等方向的研究。

结构光模式, 并针对其进行相机标定, 提出一种基于三线结构光测量系统的相机平面标定方法, 将神经网络应用于三线结构光的相机标定中。本文采用 BP 神经网络校正相机畸变模型, 然后采用张正友的平面标定法对校正后的相机模型进行 matlab 标定仿真, 并将仿真结果与未加 BP 神经网络校正的标定结果进行了对比分析。

1 相机标定原理

1.1 基于 BP 神经网络的相机畸变校正模型

本文采用 BP 神经网络校正摄像机畸变模型, 设图像像素坐标为 (u, v) 、世界坐标为 (X_w, Y_w, Z_w) , 则该网络的拓扑结构如图 1 所示。

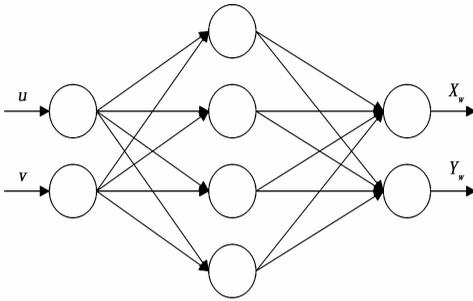


图 1 BP 神经网络校正摄像机畸变模型

该 BP 算法包括以下两个重要的过程。

- 1) 正向传播过程: 输入信号从输入层传向中间隐含层, 再由隐含层传向输出层。
- 2) 反向传播过程: 当输出层得不到期望的输出时, 则转入反向传播过程, 将误差信号沿正向传播的通路反向返回。

网络结构的设计如下:

神经网络结构的设计是一个重要环节, 主要包括输入层数据的设计、学习率的确定、增量因子、减量因子、动量因子、动量项权值的设计。它们的具体说明如下:

- 1) 输入层数据: 图像像素坐标输出层数据: 经网络学习后输出 (X_w, Y_w) 的二维坐标;
- 2) 学习率 η : 采用的学习率 η 自适应调整公式如下:

$$\eta(n+1) = \begin{cases} a\eta(n) & E(n+1) > 1.04E(n) \\ b\eta(n) & E(n+1) < E(n) \\ \eta(n) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式 (1) 中, a 为减量因子, b 为增量因子, E 为误差函数。

- 3) 减量因子: $a=0.9$;
- 4) 增量因子: $b=1.1$;
- 5) 动量因子: $\alpha=0.8$;
- 6) 动量项的权值: 附加动量项的权值调整公式如公式 (2) 和 (3) 所示:

$$\Delta v_{ij}(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} + \alpha \Delta v_{ij}(n-1) \quad (2)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{ji}(n-1) \quad (3)$$

式中 Δv_{ij} ($j=1, 2, \dots; l=1, 2, \dots$) 隐含层与输出层间权值的调整量, Δw_{ji} ($i=1, 2, \dots; j=1, 2, \dots$) 隐含层与输入层间权值的调整量, α 为动量因子, $0 < \alpha < 1$, 带有 α 的那一项为动量项, 取值为 0.8, n 为迭代次数。

通过学习二维与三维之间的坐标关系, 利用本文创建的神经网络可以得出二维图像像素坐标与三维世界坐标之间的关系。考虑到本文设计的网络是为了实现从图像坐标到三维坐标之间的映射, 即从图像像素坐标 (u, v) 到 (X_w, Y_w, Z_w) 的映射关系, 同时采用基于平面共面点的方法来进行标定, 也就是令三维坐标中的 $Z_w = 0$ 把三维降低为二维, 这样既可以提高运行速度, 又不影响精度。

该网络设计具有以下优点:

- 1) 动态的进行网络学习;
- 2) 取得合理地学习率;
- 3) 网络的收敛速度加快;
- 4) 防止网络振荡的产生。

1.2 平面标定方法

张正友法^[11]是一种介于传统标定法和自标定法之间的一种标定方法, 该方法操作简便, 精度高, 成本低, 速度快, 是标定方法中的不二选择^[12]。本文标定方法需要对标定板进行不同空间角度的抓拍图像, 设 $O_w - X_w Y_w Z_w$ 为世界坐标系, $O_c - X_c Y_c Z_c$ 为相机坐标系, 标定板在平 $Z_w = 0$ 面上, 由于图像已经进行了畸变校正, 所以不用考虑摄像机畸变, 则可以得到单应性矩阵、相机的内部参数以及世界坐标系、相机坐标系之间的关系, 如 (4) 式所示:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \end{bmatrix} \mathbf{T} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式 (4) 中的各个字母的含义如下:

- 1) \mathbf{H} 即为单应性矩阵;
- 2) \mathbf{A} 中元素为摄像机的内部参数;
- 3) $s = Z_c$, 即相机坐标系的第 3 个数值;
- 4) \mathbf{T} 为从世界坐标系到相机坐标系的平移矩阵;
- 5) r_1, r_2, r_3 为从世界坐标系到相机坐标系的旋转矩阵 \mathbf{R} 的列向量。

2 相机参数标定仿真

2.1 harris 角点提取

本文实验所采用的标定板为 8×11 黑白方块, 其方块大小为 30×30 mm, 如图 2 所示。摄像机采用的是瑞士 Photonfocus 工业相机, 其分辨率为 2048×1088 。

采集 6 幅图片并应用基于图像灰度的角点检测算法中的 harris 角点检测方法^[13-14]进行特征点提取, 因为角点检测方法能够检测出图像中相对准确地角点、具有精准的定位性能、对噪声具有较强的鲁棒性、较高的计算速率。对其中一幅棋盘图像进行特征点提取, 其提取的检测结果如图 3 所示。

2.2 基于 BP 网络的畸变校正

取 88 个 harris 角点坐标如图 3 所示, 将这 88 个 harris 角点坐标分为两部分: (1) 一部分为 78 个 harris 标定; (2) 另一部分为 10 个 harris 测试点。利用 MATLAB 进行仿真的测试结果如表 1、表 2 所示, 分别得出横、纵轴方向的期望输出与预测输出的误差。从表 1、表 2 可以看出期望输出与

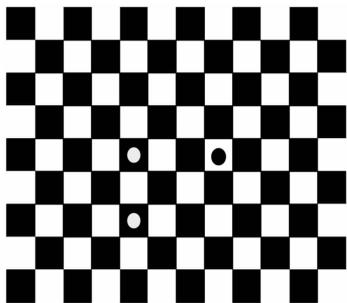


图 2 棋盘格标定板

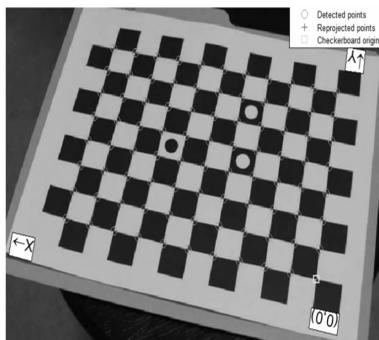


图 3 特征点提取

预测输出的误差比较小, BP 神经网络的畸变校正效果良好。

表 1 BP 网络横轴方向坐标的预测输出

测试点个数	横轴期望输出	横轴预测输出	误差/mm
1	0	0.148044512	0.148044512
2	150	150.048645	0.048644964
3	150	150.0324699	0.032469904
4	150	150.02980	0.02980
5	60	60.08697888	0.086978882
6	30	30.24463700	0.244636516
7	210	210.01231	0.01231
8	150	150.128762	0.128761681
9	120	120.01634	0.01634
10	180	180.0259796	0.025979587

表 2 BP 网络纵轴方向坐标的预测输出

测试点个数	纵轴期望输出	纵轴预测输出	误差/mm
1	300	300.6542	0.6542
2	240	240.1900	0.1900
3	60	60.062	0.062225
4	270	270.0437	0.043716
5	120	120.0132	0.013458
6	270	270.0122	0.01272
7	120	120.0273	0.02713
8	0	0.122624	0.122621
9	150	150.1264	0.127063

2.3 张正友相机参数标定

将上述经过 BP 神经网络校正后的 6 幅图像进行张正友相机参数标定。Harris 角点的选取原则同上,但是此时是从经过 BP 神经网络校正后的图像中选取 harris 角点坐标。

Extrinsic Parameters Visualization

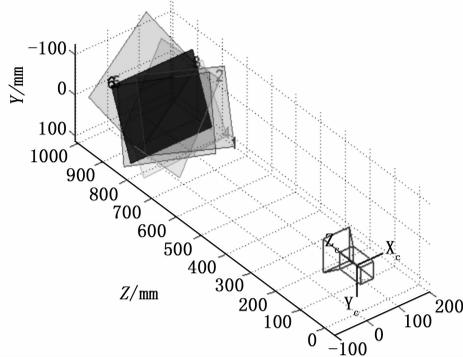


图 4 标定板与相机的三维空间位置关系

Reprojection Errors in Pixels

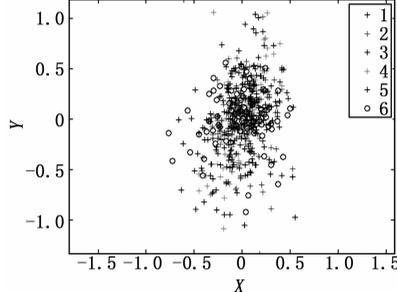


图 5 棋盘角点提取误差

仿真获得的标定板与相机的空间位置关系如图 4 所示,仿真获得的角点提取的误差如图 5 所示,由图 5 角点的聚散程度和分布位置可知这 6 幅图的角点提取效果良好。6 号蓝色圈和 5 号紫色点比较集中的聚集在 (0, 0) 附近,其他点次之,6 幅图的角点只有极少数偏离原点程度大,但都是在允许的范围之内,6 幅图的角点的横纵坐标均在 -1~1 pixel 范围内,这说明整体标定误差较小。接下来,对多幅图像的角点的校正图像坐标值和空间坐标值进行张正友平面标定,得到相机的内参数矩阵 A 、畸变系数 K 为:

$$A = \begin{bmatrix} 1412.60686 & 0 & 262.39614 \\ 0 & 1351.43474 & -4.30536 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$K = [k_1 \quad k_2 \quad p_1 \quad p_2 \quad k_3] =$$

$$[-0.48395 \quad 0.55451 \quad 0.06800 \quad 0.00059 \quad 0.00000]$$

即主点坐标 (u_0, v_0) 为 $(262.39614, -4.30536)$ 。 u 轴和 v 轴上的尺度因子分别为 1412.60686、1351.43474。径向畸变系数分别为 $k_1 = -0.48395$ 、 $k_2 = 0.55451$ 、 $k_3 = 0.00000$ 。切向畸变系数分别为 $p_1 = 0.06800$ 、 $p_2 = 0.00059$ 。利用 matlab 可以得到外部参数标定结果,即:旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 为:

$$R = \begin{bmatrix} 0.964046 & 0.248739 & -0.093507 \\ 0.115329 & -0.708650 & -0.696070 \\ -0.239404 & 0.660260 & -0.711858 \end{bmatrix}$$

$$T = [-113.768510 \quad 208.921006 \quad 1040.343558]^T$$

2.4 标定精度评价

在完成前面工作的基础上,标定精度的评价也是本文的一个重要部分,从标定精度评价部分可以看出相机标定的好坏。

(下转第 229 页)

- [J]. *Imaging Science*, 2014, 62 (5): 273–284.
- [11] 赵雪梅, 李 玉, 赵泉华. 结合高斯回归模型和隐马尔可夫随机场的模糊聚类图像分割 [J]. *电子与信息学报*, 2014, 34 (11): 2730–2736.
- [12] 叶 伟, 王远军. 基于 Mumford—Shah 理论的最小生成树图像分割方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2009, 21 (8): 1127–1133.
- [13] Conte D, Damiand G. Remove Noise in Video with 3D Topological

Maps [M]. *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition*. Springer Berlin Heidelberg, 2014: 213–222.

- [14] Li Y, Dou Q, Yu J, et al. Automatic Brain Tumor Segmentation from MR Images via a Multimodal Sparse Coding Based Probabilistic Model [A]. *International Workshop on Pattern Recognition in Neuroimaging [C]*. IEEE, 2015: 41–44.
- [15] 游应德, 李成大. 一种边界梯度组合的图像识别技术与分割方法 [J]. *湘潭大学学报*, 2014, 36 (2): 99–103.

(上接第 208 页)

针对相机畸变问题, 可以通过 BP 神经网络进行畸变校正; 针对相机的内外参数的求解问题, 本文利用张正友平面标定法和 Matlab tool box 工具^[15], 求解出相机的全部内外参数。对有无 BP 神经网络校正进行了对比试验, 结果如表 3 所示。

表 3 有无 BP 神经网络校正的误差对比

两种情况	相对误差
不加 BP 神经网络校正	0.0073
加 BP 神经网络校正	0.0046

在此之前伍尤富做过类似的研究, 提出过一种神经网络的摄像机平面模板标定方法^[16], 他采用动态因子的学习算法, 没有采用自适应学习率, 精度较高, 但是速度一般。谭晓波使用摄像机平面标定方法^[17], 其没有使用 BP 神经网络进行校正, 得到的标定相对误差为 0.009 86, 而本文方法, 即经过 BP 神经网络校正后的相对误差为 0.004 6。

可以明显看出, 加 BP 神经网络校正的误差小于不加 BP 神经网络的情况, 同时该方法也更加简洁快速。由于采用的是经过 BP 网络校正后的整幅图像的特征点, 而不是采用图像中心附近畸变较小的特征点, 它有明显的优点: (1) 标定的鲁棒性提高了; (2) 避免了传统标定非线性优化的繁琐性; (3) 标定速度和标定精度提高了。

标定精度提高了, 但是误差并没有完全消除。在本文实验中, 误差产生的原因有很多, 主要包括以下几个部分: (1) 棋盘格标定模板的误差; (2) 标定角点提取的误差; (3) harris 测试点的数目不同, 误差大小可能也不一样; (4) 采集图片数量不同, 误差大小可能也不一样; (5) 标定系统的误差, 采取的标定方法不同误差大小可能也不一样, 由于时间有限, 并没有对现在已有的每一种方法进行实验对比。

3 结论

本文选用 BP 神经网络来校正畸变模型, 采用一种改进的 BP 神经网络, 通过分析工业相机标定与神经网络的关系, 提出了基于三线结构光的 BP 神经网络畸变校正的摄像机标定改进方法。matlab 仿真验证了该方法的准确性和有效性, 在一定误差范围内, 神经网络的相机标定能够有效提高三维测量的精度。该方法有效地利用了神经网络的优点, 动态的进行网络学习, 标定速度和标定精度都有所提高。但是, 在短时间内, 没有办法把该标定技术与图像处理技术融合起来, 这是今后的重点研究内容之一。其次, 本文方法虽然能有效降低图像畸变带来的误差, 但是并不代表没有其它方面的误差, 如镜面反

射、漫反射、光源、图片数目、硬件配置等带来的误差。所以, 各种误差产生的原因及解决办法也是今后的研究内容之一。

参考文献:

- [1] 郭海丰. 基于神经网络的摄像机标定方法研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2009.
- [2] Chen Xiaobo, Xi Juntong, Jin Ye, et al. Accurate calibration for a camera—projector measurement system based on structured light projection [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2009: 1–10.
- [3] Zhang Zhengyou. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [A]. *Computer Vision. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on [C]*. 1999: 2–8.
- [4] Fuqiang Zhou, Yi Cui, Bin Peng, Yexin Wang. A novel optimization method of camera parameters used for vision measurement [J]. *Optics & Laser Technology*, 2012: 1–10.
- [5] 罗 聪. 基于线结构光的三维重构 [D]. 北京: 中国科学院研究生院 (光电技术研究所), 2015.
- [6] 贾 丹. 摄像机现场标定算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [7] 刘 艳, 李腾飞. 对张正友相机标定法的改进研究 [J]. *光学技术*, 2014, 06: 565–570.
- [8] 吉 玲. 双目立体视觉中三维重建关键技术研究 [D]. 天津: 天津理工大学, 2015.
- [9] 王 政, 胡志雄. 基于张正友标定算法的内参数线性与非线性解算 [J]. *郑州师范教育*, 2013 (2): 68–71.
- [10] 岳晓峰, 祁 欢. 基于张正友平面模板法的双目立体视觉系统标定 [J]. *机械工程师*, 2014 (2): 1–3.
- [11] Zhang Zhengyou. A Flexible New Technique for Camera Calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2000 11 (22): 3–22.
- [12] 符 红. 结构光投影三维轮廓测量系统的标定 [D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [13] 金伟龙, 周美英. 基于不同 BP 网络层数的双目立体视觉标定研究 [J]. *光学技术*, 2015 (1): 2–5.
- [14] 于 泓. 摄像机标定算法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2006.
- [15] 徐世杰, 陕 毅. 摄像机标定算法的 MATLAB 语言实现 [J]. *应用科技*, 2004 (7): 1–3.
- [16] 伍尤富. 基于神经网络的摄像机平面模板标定方法 [J]. *计算机工程与设计*, 2008, 29 (6): 1527–1528.
- [17] 谭晓波. 摄像机标定及相关技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.