

doi: 10.3788/gzxb20164505.0512002

基于神经网络的结构光系统标定

齐召帅¹, 王昭¹, 黄军辉¹, 薛琦¹, 高建民²

(1 西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049)

(2 西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710049)

摘 要:提出一种基于神经网络的系统标定方法. 通过射影变换及误差补偿方法, 建立摄像机图像平面与投影仪图像平面的映射关系, 利用该映射关系和标定点的摄像机图像坐标, 计算得到相应的投影仪图像坐标; 建立三层结构的神经网络, 该网络以两个图像坐标为输入, 对应的世界坐标为输出, 训练样本由得到的标定点的两个图像坐标及其世界坐标组成, 采用 BP 算法训练该网络; 训练过程即为神经网络逼近系统模型的过程, 训练完成时, 系统完成标定. 实验表明, 与传统的结构光标定方法对比, 本文提出的方法简化了建模复杂度和标定过程, 提高了标定精度, 并具有普遍适用性.

关键词:三维轮廓测量; 结构光; 摄像机标定; 神经网络; BP 算法; 射影变换; 模型

中图分类号: TH741

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2016)05-0512002-6

Research on System Calibration of Structured-Light Measurement Based on Neural Network

QI Zhao-shuai¹, WANG Zhao¹, HUANG Jun-hui¹, XUE Qi¹, GAO Jian-min²

(1 School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

(2 State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A structured-light system calibration method based on a neural network was proposed. By using the method of projective transformation and error compensation, the mapped relation between the camera image plane and the projector image plane was obtained. Then, with the relation and the camera image-coordinates, the corresponding projector image coordinates were calculated. So, a three-layer neural network was constructed. For this network, the inputs are two image coordinates and outputs are 3D world coordinates. The training set consists of two image coordinates and 3D world coordinates of calibration points. Then, the neural network was trained by Back Propagation (BP) algorithm while the system model was fitting with it. When the process of the training was finished, the calibration was also accomplished. The results of the experiments prove that the method proposed in the paper reveals a higher degree of accuracy comparing with the conventional methods, and reduces the complexity of the model and simplifies the process of calibration. Besides, it can be applied in various conditions generally.

Key words: Surface measurement; Structured-light; Neural network; Cameras calibration; Backpropagation; Projective transformation; Model

OCIS Codes: 120.0120; 150.0150; 120.3940; 150.1488; 150.6910

0 引言

基于结构光的条纹编码三维测量技术由于具有快速性、非接触及高精度等优点而被广泛研究^[1-3]. 在结

构光测量技术中, 投影仪和摄像机的标定是获得高精度测量结果的关键因素. 为了实现高精度标定, 建立完善的系统模型是十分必要的. 因此, 许多研究人员就此建立了不同的系统模型. 最早被研究的是直接线性变

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61377104)资助

第一作者: 齐召帅(1988-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为光电测量及三维测量技术. Email: zhaoshuaiqi1206@163.com

导师(通讯作者): 王昭(1964-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为复杂表面三维轮廓测量技术、数字全息、数控机床高精度检测技术. Email: wangzhao@mail.xjtu.edu.cn

收稿日期: 2015-10-20; 录用日期: 2016-01-27

<http://www.photon.ac.cn>

换模型(Direct linear transformation, DLT)^[4],该模型将摄像机或投影仪简化为针孔成像模型(Pin-hole model),其具有简单、求解快速等优点,但测量精度较低.两步法^[5]是在直接线性变换模型的基础上考虑了镜头畸变影响而提出的,进而提高了测量精度.后来,研究人员在两步法的基础上,从建立镜头畸变模型,消除或者补偿镜头畸变,优化模型参数求解算法等方面开展研究.如Wang提出^[6]采用理想投影特征与实际拍摄特征对齐的方法,该方法可以同时消除噪声及径向畸变的影响,从而为后续提高标定精度提供参考.Gong等在考虑镜头畸变影响的DLT模型的基础上^[7],采用光束平差优化求解参数,并引入求解变量的边界约束,从而得到了稳定且准确的标定及测量结果.在空间运动目标姿态测量中,霍炬等^[8]通过利用运动目标发射激光光斑到接收平面,并拍摄带有光斑的接收平板,考虑镜头畸变,完成对摄像机标定;然而,该系统模型复杂,对求解效率和求解稳定性带来了不利影响,而且由于系统精度常依赖于所建立的模型,使得如何根据具体的成像过程选择合适的模型变得十分困难.为解决上述问题,本文提出了一种基于神经网络的系统标定方法,该方法基于神经网络的非线性逼近能力^[9-10],忽略具体的系统模型,使用神经网络直接建立标定点的投影仪图像坐标、摄像机图像坐标和其三维空间坐标的映射关系,实现了一种基于通用模型的系统标定方法,或者无模型的系统标定方法.

将神经网络应用于系统标定,关于这方面的研究在国内外已经有很多成果,然而多集中于摄像机标定或立体视觉的系统标定.其中,基于神经网络模型,不同类型的摄像机(如广角镜头摄像机^[11]、高速摄像机^[12]等)可以完成标定.而一些研究人员通过改进神经网络结构^[13]、激活函数^[14]、训练算法^[15]等方法使摄像机标定达到最优效果.但由于投影仪不具备拍摄功能,故不能直接获得标定点的投影仪图像坐标,从而限制了神经网络在结构光系统标定中的直接应用.为解决这一问题,本文借助于射影变换及误差补偿的方法^[16],以获得标定点的投影仪图像坐标.在投影仪标定中,由于具备简便、较高精度等特点,该方法被广泛认可.首先结合该方法获得标定点的投影仪图像坐标,再通过神经网络直接建立两个图像坐标和三维坐标的映射关系,最终将神经网络应用于结构光系统标定中.

1 基本原理

1.1 基于射影变换及误差补偿的标定点投影仪图像坐标获取

通过神经网络直接建立标定点的两个图像坐标和三维坐标之间的映射关系,需获得标定点的投影仪图像坐标,本节将介绍如何利用射影变换及误差补偿的

方法,获取标定点的投影仪图像坐标.

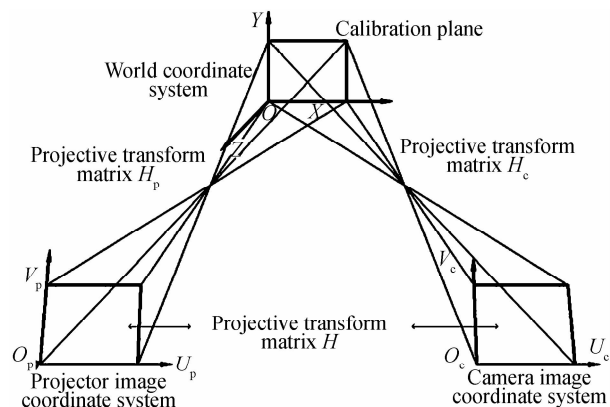


图1 各坐标系及其射影变换关系

Fig. 1 Frames of system and mapping of projective transformation

为简化起见,仅考虑传统的针孔模型,如图1,标定板所在平面与摄像机图像平面存在射影变换关系,可用式(1)表示为

$$k_c \begin{bmatrix} U_c \\ V_c \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H}_c \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, (U_c, V_c) 为摄像机图像坐标, (X, Y) 为世界坐标, \mathbf{H}_c 为摄像机图像平面与标定板平面的射影变换矩阵, k_c 为尺度因子.

同理,标定板所在平面与投影仪图像平面存在类似的射影变换关系,可用式(2)表示为

$$k_p \begin{bmatrix} U_p \\ V_p \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H}_p \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, (U_p, V_p) 为投影仪图像坐标, \mathbf{H}_p 为投影仪图像平面与标定板平面的射影变换矩阵, k_p 为尺度因子.

根据式(1)和(2),可以直接建立投影仪图像平面与摄像机图像平面的射影变换关系,如式(3)

$$k \begin{bmatrix} U_p \\ V_p \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} U_c \\ V_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, \mathbf{H} 为投影仪图像平面与摄像机图像平面的射影变换矩阵, k 为尺度因子.

在上述分析的基础上,考虑镜头畸变的非线性影响,使用二元多项式对两个图像坐标射影变换后的残差进行补偿,以达到较高的精度.如式(4)

$$\begin{aligned} \Delta U &= a_0 + a_1 U + a_2 V + a_3 U^2 + a_4 UV + a_5 V^2 + \\ & a_6 U^3 + a_7 U^2 V + a_8 UV^2 + a_9 V^3 + \dots \\ \Delta V &= b_0 + b_1 U + b_2 V + b_3 U^2 + b_4 UV + b_5 V^2 + \\ & b_6 U^3 + b_7 U^2 V + b_8 UV^2 + b_9 V^3 + \dots \end{aligned} \quad (4)$$

式中, (U, V) 为投影仪图像坐标, $(\Delta U, \Delta V)$ 为因投影仪和摄像机镜头畸变引起的误差.

根据文献,采用4次多项式对残差进行补偿,进而可以获得高精度的标定点投影仪图像坐标,这为基于神经网络系统标定提供了条件。

总之,标定点的投影仪图像坐标的获得过程归纳为:

- 1) 投影特征(圆点等)到标定板,摄像机拍摄标定板图像;
- 2) 经过图像处理,提取投影特征的摄像机图像坐标,求取射影变换矩阵 \mathbf{H} ;
- 3) 根据求得的射影变换矩阵 \mathbf{H} ,反求投影特征的投影仪图像坐标,与实际投影仪图像坐标对比,求得残差,并通过4次二元多项式(如式4)对残差进行补偿;
- 4) 根据求得的射影变换矩阵 \mathbf{H} 和误差补偿多项式,以及已求得的标定点摄像机图像坐标,计算标定点投影仪图像坐标。

1.2 基于神经网络的系统标定

神经网络具有强大的非线性逼近能力.在结构光系统标定中,当系统结构确定时,根据建立的系统模型,投影仪图像坐标、摄像机图像坐标和对应的三维坐标具有固定的一一对应的映射关系.忽略复杂的系统模型,可将神经网络用于逼近结构光系统模型,直接建立该映射关系,从而可简化建模复杂度及标定过程,提高标定效率.同时,基于1.1中的方法,获得标定点的投影仪图像坐标后,可解决神经网络应用于结构光系统标定的难题。

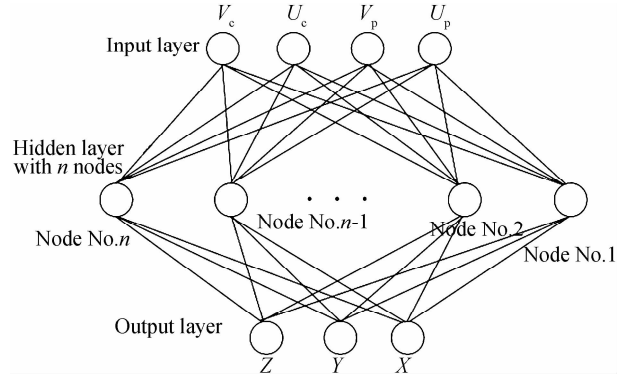


图2 神经网络结构示意图

Fig. 2 The map of the structure of the neural network

构建如图2结构的误差反向传播(Back Propagation, BP)神经网络.该网络函数三层:输入层、隐含层和输出层.输入层含有4个节点,由标定点的投影仪图像坐标(U_p, V_p)和摄像机图像坐标(U_c, V_c)组成;隐含层节点采用s型函数,节点数视具体系统而定,实验中得出20~30个节点时精度和效率均较高;输出层含有3个节点,即标定点的三个世界坐标(X, Y, Z).数学表达式如式(5)

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i \omega_{xi} f_i(\langle W_i, \mathbf{U} \rangle - \theta_i) \\ \sum_i \omega_{yi} f_i(\langle W_i, \mathbf{U} \rangle - \theta_i) \\ \sum_i \omega_{zi} f_i(\langle W_i, \mathbf{U} \rangle - \theta_i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, (X, Y, Z) 为标定点的世界坐标 (U_p, V_p, U_c, V_c) 为标定点的两个图像坐标, $(W_{i1}, W_{i2}, W_{i3}, W_{i4})$ 为第 i 个隐含节点的输入权重, f_i 为第 i 个隐含节点的激活函数, θ_i 为第 i 个隐含节点的阈值, ω_{xi} 为第 i 个隐含节点连接输出节点 X 处的权重。

构造上述结构的神经网络后,基于1.1节获得的标定点的两个图像坐标和其世界坐标,代入式(5),采用BP算法^[17]训练神经网络,以神经网络计算得到的输出的标定点世界坐标与实际的标定点世界坐标的差为优化目标函数,不断迭代优化神经网络的权重和阈值,当残差达到所设置的误差阈值或最大迭代次数时,训练结束,视为标定过程完成.基本过程如图3.

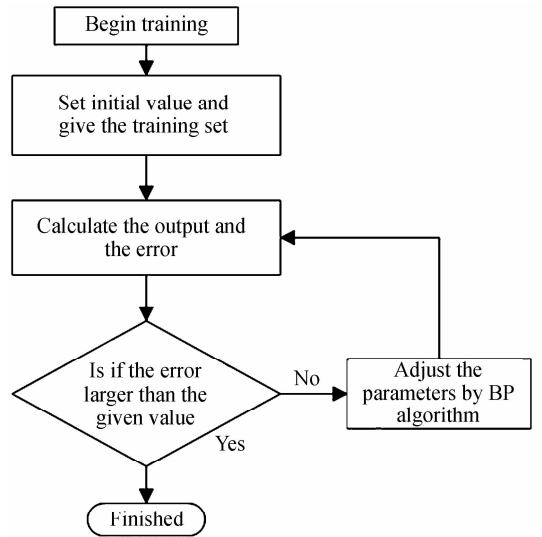
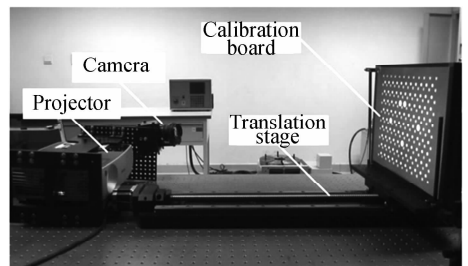


图3 神经网络训练过程

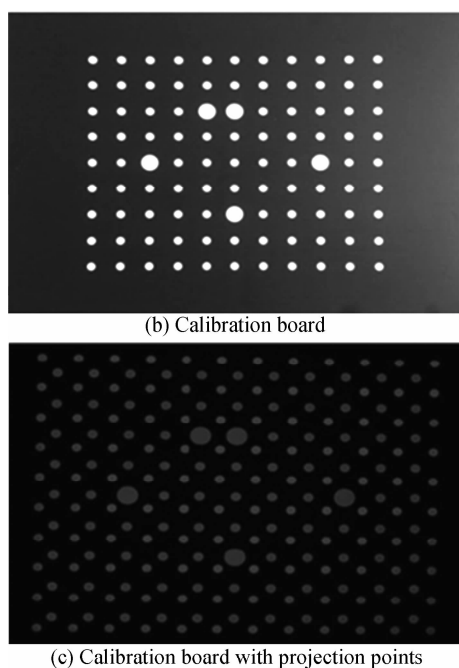
Fig. 3 The training process of neural the network

2 实验及结果对比

图4(a)为实验所用的结构光测量系统,其中摄像机像素数为 $4\ 008 \times 2\ 688$ pixel,投影仪为 $1\ 024 \times 768$ pixel,用本文所提方法对系统进行了标定,并与标定效果较



(a) System setup



(b) Calibration board

(c) Calibration board with projection points

图4 标定系统布置

Fig. 4 The map of setup of the calibration system

好的改进两步法^[18]的标定结果进行对比,且该两步法与神经网络标定在同样的实验条件下完成,即基于相同硬件设备,采用相同的标定点摄像机(投影仪)图像坐标数据等条件,其基本处理流程为:

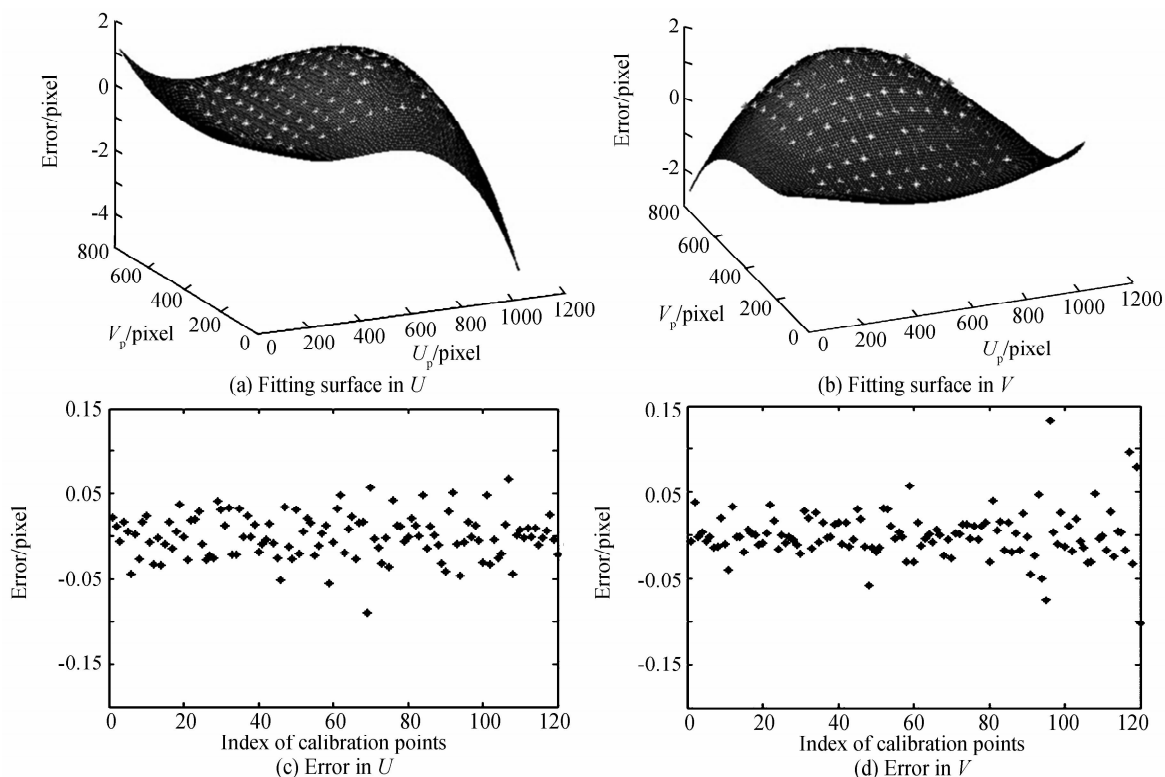
1) 根据已知的标定点摄像机图像坐标及世界坐标,以 DLT 模型求解摄像机的系统初始参数;

2) 考虑镜头畸变,以步骤 1 得到的系统参数为初值,通过 Levenberg-Marquardt 优化算法(后简称 LM 算法)求解系统参数,得到最终的标定结果;

3) 通过射影变换及误差补偿求取标定点的投影仪图像坐标,采用步骤 1、2 相同的方法,完成投影仪的标定;

4) 根据上述得到的结果,通过 LM 优化算法,将包括摄像机、投影仪在内的整个系统进行优化,得到最终的系统标定结果.

根据 1.2 节的步骤首先求得投影仪图像平面和摄像机图像平面的映射关系.为检验该映射的精确程度,重新计算投影特征的投影仪图像坐标,并与实际坐标值比较,得到残差分布如图 5.

图5 位置 $z = -80$ mm 的误差补偿曲面及残差Fig. 5 The fitting surface of error for compensation and the residual map in the position $z = -80$ mm

实验标定过程中,投影 12×10 个圆形的阵列特征到标定板上(如图 4(b)、(c)),标定板含有 119 个标定圆点,标定范围为 $250 \times 200 \times 160$ mm³,经过高精度平移台每间隔 20 mm 移动一次标定板,共拍摄 9 次不同位置的标定板,即分别在 z 为 $-80, -60, -40, \dots, 40,$

$60, 80$ 处,摄像机拍摄距离约 500 mm,摄像机与投影仪夹角约为 25° .同时,为验证标定精度,在标定范围内任意取某一位置,如 z 为 70 等位置拍摄标定板,该位置图像不参与标定优化过程,故可用于检验标定精度.

图 5(a)、(b)分别为 U 和 V 方向的误差补偿曲面,

图 5(c)为补偿后 U 向的残差分布,图 5(d)为补偿后 V 向的残差分布。 U 向补偿后的残差平均值、标准差、最大值分别为 0 pixel、0.0286 6 pixel、0.088 66 pixel, V 向补偿后的残差平均值、标准差、最大值分别为 0 pixel、0.027 50 pixel、0.120 99 pixel. 各个位置的经过误差补偿后的残差如表 1.

表 1 各位置残差表

Table 1 Residual chart in each position

Calibration position (Z/mm)		Maximal value/mm	Average value/mm	Standard deviation/mm
-80	U	0.088 66	0	0.028 66
	V	0.120 99	0	0.027 50
-60	U	0.082 95	0	0.028 29
	V	0.071 64	0	0.025 64
-40	U	0.056 14	0	0.022 18
	V	0.140 17	0	0.026 80
-20	U	0.087 63	0	0.024 67
	V	0.098 79	0	0.025 02
0	U	0.072 78	0	0.025 85
	V	0.110 71	0	0.028 20
20	U	0.076 64	0	0.024 08
	V	0.110 50	0	0.029 42
40	U	0.108 33	0	0.030 55
	V	0.118 33	0	0.032 33
60	U	0.120 12	0	0.035 65
	V	0.152 19	0	0.041 15
80	U	0.164 61	0	0.040 81
	V	0.135 92	0	0.040 51

从表中可以看出,射影变换及误差补偿的方法,较精确地建立了摄像机图像平面与投影仪图像平面的映射关系,可用于计算标定点的投影仪图像坐标.

根据式 3、4 求得标定点的投影仪图像坐标后,通过神经网络直接建立两个图像坐标和三维坐标的映射关系,并与两步法对比,如表 2.

表 2、3 结果表明,本文提出的基于神经网络的系统标定精度高于改进后的两步法;如表 3, x 、 y 向精度依然较高,而 z 向精度标准差与两步法相同. 相对于两步法,所提方法总体精度有所提高.

表 2 两种方法的标定结果

Table 2 Calibration results of two methods

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.014	0.016	0.016	0.019
Standard deviation	0.003	0.003	0.004	0.003
Two-step method				
Maximal value	0.050	0.032	0.055	0.056
Standard deviation	0.010	0.007	0.015	0.009

表 3 两种方法的校验结果

Table 3 Verification results of two methods

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.020	0.019	0.046	0.048
Standard deviation	0.006	0.004	0.013	0.008
Two-step method				
Maximal value	0.035	0.025	0.041	0.046
Standard deviation	0.011	0.008	0.014	0.008

为验证神经网络标定的通用性,在上述硬件条件下,改变标定范围为 $546 \times 420 \times 280 \text{ mm}^3$,对比结果如表 4、5.

表 5 的结果显示,所提方法精度相比两步法要差很多,分析失效原因为,当扩大标定视场后,有效分辨率下降导致特征坐标精度下降,造成训练神经网络时收敛到局部极小值,即逼近了误差较大的模型,导致方法失效.

表 4 改变标定范围后的两种方法的标定结果对比

Table 4 A comparison of calibration results of two methods after changing the calibration range

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.049	0.039	0.076	0.079
Standard deviation	0.014	0.013	0.018	0.011
Two-step method				
Maximal value	0.051	0.053	0.099	0.102
Standard deviation	0.014	0.015	0.025	0.015

表 5 改变标定范围后的校验结果

Table 5 Verification results after changing the calibration range

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.033	0.028	0.105	0.106
Standard deviation	0.012	0.011	0.031	0.026
Two-step method				
Maximal value	0.029	0.015	0.060	0.068
Standard deviation	0.014	0.014	0.025	0.014

更换像素数为 $1600 \times 1200 \text{ pixel}$ 的相机,其他硬件不变,在标定范围为 $550 \times 440 \times 200 \text{ mm}^3$ 条件下,对比得到结果如表 6、7.

从表 6、7 可以看出,改变实验条件后,神经网络依然可以较高精度完成系统标定,并相对于两步法,精度均有所提高;同时,校验精度均有所下降,但相比两步法,精度依然有所改善,从而验证了所提方法的通用性.

表 6 改变标定范围及相机后的两种方法的标定结果对比
Table 6 A comparison of calibration results of two methods after changing the calibration range and camera

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.069	0.071	0.120	0.120
Standard deviation	0.017	0.020	0.037	0.020
Two-step method				
Maximal value	0.098	0.116	0.342	0.358
Standard deviation	0.030	0.032	0.081	0.045

表 7 改变标定范围及相机后的校验结果
Table 7 Verification results of two methods after changing the calibration range and camera

Calibration error/mm	X/mm	Y/mm	Z/mm	Distance error/mm
Neural network calibration				
Maximal value	0.046	0.039	0.130	0.134
Standard deviation	0.016	0.014	0.035	0.032
Two-step method				
Maximal value	0.058	0.200	0.081	0.244
Standard deviation	0.022	0.021	0.044	0.031

另外,实验中发现,当训练样本集的误差较大时,容易发生逼近失效.为防止该问题发生,故应提高特征坐标精度以增加所提方法的稳定性.

3 结论

本文针对结构光系统标定中的模型复杂繁琐,且精度常依赖于所建立模型的问题,提出了基于神经网络通用模型的标定方法.为了将神经网络应用于结构光系统的标定,需要已知标定点的投影仪图像坐标,故采用射影变换及误差补偿的方法获得其投影仪图像坐标,从而使结构光系统标定可以如立体视觉系统标定一样,应用神经网络直接建立图像坐标和世界坐标的映射关系,完成系统标定.经过大量实验验证,本文所述方法在降低建模复杂度、简化标定过程的同时,也一定程度地提高了系统的标定精度,为结构光高精度测量提供了保障.当标定视场较大时,由于提取精度下降,导致神经网络常逼近误差较大的模型,造成标定精度下降.为此,后续将从提高神经网络在大视场下的标定精度做进一步研究.

参考文献

- [1] ROBERT S, JAKUB K, GRZEGORZ M. Archiving shape and appearance of cultural heritage objects using structured light projection and multispectral imaging[J]. *Optical Engineering*, 2012, **51**(2): 021115-021118.
- [2] SALVIA J, SERGIO F, TOMISLAV P, et al. A state of the art in structured light patterns for surface profilometry[J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(8): 2666-2680.
- [3] Sansoni G, Trebeschi M, Docchio F. State-of-the-art and

- applications of 3D imaging sensors in industry, cultural heritage, medicine, and criminal investigation[J]. *Sensors*, 2009, **9**(1): 568-601.
- [4] RICOLFE V C, SANCHEZ S A J. Using the camera pin-hole model restrictions to calibrate the lens distortion model[J]. *Optics & Laser Technology*, 2011, **43**(6): 996-1005.
- [5] TSAI R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the shelf TV cameras and lenses[J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, **3**(4): 323-344.
- [6] WANG Z Z. Removal of noise and radial lens distortion during calibration of computer vision systems[J]. *Optics Express*, 2015, **23**(9): 11341-11356.
- [7] GONG Y H, MENG D, SEIBEL E J. Bound constrained bundle adjustment for reliable 3D reconstruction[J]. *Optics Express*, 2015, **23**(8): 10771-10785.
- [8] HUO J, YANG N, YANG M. Attitude measurement of spatial moving object based on vectors of light beams[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2015, **44**(7): 0712001.
霍炬, 杨宁, 杨明. 基于光束向量的空间运动目标姿态测量[J]. *光子学报*, 2015, **44**(7): 0712001.
- [9] GYBENKO G. Approximation by super-positions of a sigmoidal function[J]. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 1989, **2**(4): 303-314.
- [10] SCARELLIA F, CHUNG A T. Universal approximation using feedforward neural networks: a survey of some existing methods, and some new results[J]. *Neural Networks*, 1998, **11**(1): 15-37.
- [11] CHEN C H, YAO T K, KUO C M. Wide-angle camera distortion correction using neural back mapping[C]. *IEEE Proceeding of 17th International Symposium on Consumer Electronics*. Hsinchu, IEEE, 2013: 171-172.
- [12] CAI H M, LI K J, LIU M L, et al. Fast-camera calibration of stereo vision system using BP neural networks[C]. *SPIE Proceeding of 5th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies: Optoelectronic Materials and Devices for Detector, Imager, Display, and Energy Conversion Technology: 76585B*, 2010.
- [13] YAN H, WU B. Improved neural network for binocular camera calibration[J]. *Journal of southwest university of science and technology*, 2013, **28**(4): 66-070.
延和, 吴斌. 基于改进型神经网络的双目摄像机标定[J]. *西南科技大学学报(自然科学版)*, 2013, **28**(4): 66-070.
- [14] YUAN M X, HU H X, JIANG Y F, et al. A new camera calibration based on neural network with tunable activation function in intelligent space[C]. *IEEE Proceeding of Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design*. 2013: 371-374.
- [15] JIANG X K, FAN Y Q, WANG W. BP neural network camera calibration based on particle swarm optimization genetic algorithm[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2014, **8**(10): 1254-1262.
江祥奎, 范永青, 王婉. 基于粒子群遗传算法的BP神经网络摄像机标定[J]. *计算机科学与探索*, 2014, **8**(10): 1254-1262.
- [16] HUANG J H, WANG Z, XUE Q, et al. Projector calibration with error surface compensation method in the structured light 3D measurement system [J]. *Optical Engineering*, 2013, **52**(4): 1-10.
- [17] HAGAN M T, MENHAJ M B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm [J]. *IEEE Transactions on neural networks*, 1994, **5**(6): 989-993.
- [18] HUANG J H. The calibration and precision improvement theories and methods of large complex surface measurement system based on structure light technology[D]. Xi'an, Xi'an Jiaotong University, 2013.
黄军辉. 基于面结构光大尺寸复杂曲面测量系统的标定与精度提高理论与方法[D]. 西安, 西安交通大学, 2013.