

文章编号: 0253-2239(2009)02-0412-05

# 基于神经网络的相位-高度映射算法

李中伟 王从军 秦大辉 史玉升

(华中科技大学 材料成形与模具技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

**摘要** 建立高精度的相位-高度映射关系是结构光测量技术中的关键技术之一。在精确建立相机图像和投影仪图像对应关系的基础上,使用三层反向传播神经网络训练来建立图像坐标与被测物体三维坐标之间的映射关系。使用带有圆形标志点的平面标定板进行神经网络的样本采集与训练。为了验证本文算法的测量精度,使用训练好的网络对一个标准球和石膏头像进行了测量。实验结果表明,本文算法可以测量具有复杂自由曲面的物体,测量精度可达 0.095 mm。

**关键词** 结构光测量; 相位-高度映射; 神经网络; 相位移

**中图分类号** TN206 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092902.0412

## Phase-Height Mapping Algorithm Based on Neural Network

Li Zhongwei Wang Congjun Qin Dahui Shi Yusheng

(State Key Laboratory of Material Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract** Establishing high precision phase-height mapping is one of the key techniques in structural light measurement system. Based on establishing accurate camera image and projector image correspondence, the three-layer back propagation neural network is trained to build a mapping relationship between image coordinates and three-dimensional coordinates. A plane block with circle marks is used to collect sample data and train the neural network. In order to verify the precision of this algorithm, a standard sphere and a plaster model are measured using the trained network. The experimental results show that the algorithm proposed in this work can measure complex free-form surface objects. The measurement precision can achieve 0.095 mm.

**Key words** structural light measurement; phase-height mapping; neural networks; phase shift

## 1 引 言

结构光测量技术具有非接触测量、精度高、速度快等优点,已在工业检测、机器视觉、生物医学等方面得到大量运用。建立高精度的相位-高度映射关系是结构光测量技术中的关键技术之一。目前已有的相位-高度映射算法主要有以下两种:根据系统的结构参数和参考平面对相位-高度映射关系进行标定<sup>[1]</sup>;把投影仪当相机看待,将结构光测量系统的标定转化为成熟的双目视觉标定<sup>[2~4]</sup>。其中第一类标

定方法,需要精密平移台带动标准平面在测量体积内移动若干位置进行标定,对设备的要求较高,不适合做现场标定且标定精度不高。第二类标定方法,通过在标定板上投射不同方向的光栅图像建立相机图像和投影仪图像的对应关系,从而将结构光测量系统的标定转化为成熟的双目视觉标定,简便易行,但是由于一般的商用投影仪所采用的镜头畸变比工业用镜头的畸变要大,考虑镜头畸变的小孔成像模型不能很好的消除镜头畸变,因此对投影仪进行标

**收稿日期**: 2008-07-07; **收到修改稿日期**: 2008-08-13

**基金项目**: 2007 年粤港关键领域重点突破项目(2007498212)资助课题。

**作者简介**: 李中伟(1981-),男,博士研究生,主要从事机器视觉、数字图像处理等方面的研究。

E-mail: lizhongwei226@gmail.com

**导师简介**: 史玉升(1962-),男,教授,博士生导师,主要从事快速制造、逆向工程等方面的研究。

E-mail: shiyusheng@263.net

定时很难得到较高的标定精度。

神经网络由于具有高速并行计算和强大的函数逼近能力<sup>[5]</sup>,可以通过对已知样本进行学习,以任意精度逼近任意有限连续函数,目前已有许多学者对神经网络在结构光测量技术中的应用进行了研究<sup>[6~11]</sup>。

本文提出一种基于神经网络的相位-高度映射算法进行三维坐标计算时不受物体表面复杂度的影响,可以测量具有复杂自由曲面的物体;且由于在建立相机图像和投影仪图像对应关系时补偿了投影仪伽玛非线性引起的相位误差<sup>[12]</sup>,对光栅图像的正弦性要求不高,抗噪声能力强。

## 2 原 理

图 1 为结构光测量系统的结构示意图,由一个 CCD 摄像机和一个数字光学投影仪组成。测量时使用数字光投影仪投射光强呈正弦分布的光栅图像。使用 CCD 摄像机同时拍摄图像,利用所得图像,根据四步相移法计算相位主值,并根据外差原理进行相位展开<sup>[13,14]</sup>。相位展开后,可以得到 CCD 图像中的每个像素点  $(X_c, Y_c)$  的绝对相位值,然后根据该点的绝对相位值即可计算出对应点在数字微反射器(DMD)图像中的  $X$  坐标。在把投影仪当作相机看待的方法中,可以利用双目视觉原理建立

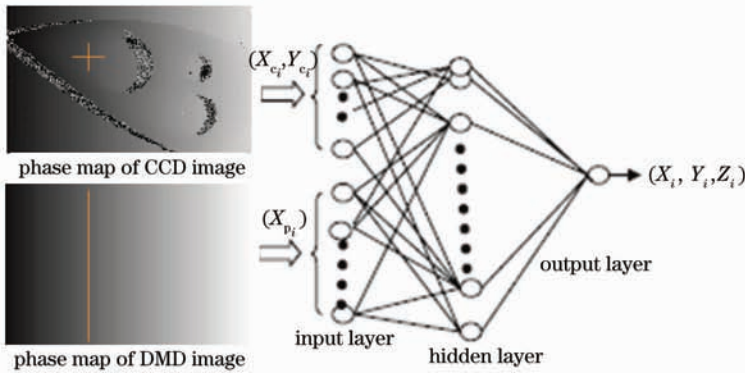


图 2 三层 BP 神经网络

Fig. 2 Three-layer BP neural network

BP 网络的输入样本为  $(X_c, Y_c, X_{p_i})$ , 输出样本为  $(X_i, Y_i, Z_i)$ , 学习过程为:网络输入值由输入层经加权处理后传向隐含层,经隐含层活化函数运算后得到隐含层输出值;隐含层输出值经加权处理后传向输出层,经输出层活化函数运算后得到网络输出值,输出值与期望值比较得到误差;将误差反向传播,并逐层修正网络各层间的连接权值和神经元阈值,使误差不断减小;重复进行训练,直到误差满足精度要求。活化函数采用 S(Sigmoid)型函数:

$(X_c, Y_c, X_{p_i})$  和  $(X_i, Y_i, Z_i)$  的线性方程,计算出被测物体的三维坐标<sup>[3]</sup>。但是由于一般的商用投影仪所采用的镜头畸变比工业用镜头的畸变要大,使用考虑镜头畸变的小孔成像模型对系统进行标定时不能很好的消除镜头畸变,影响了系统的测量精度。

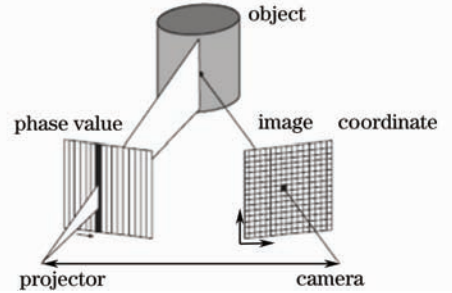


图 1 结构光测量系统结构示意图

Fig. 1 Structural diagram of structural light measurement system

人工神经网络具有网络学习联想能力、并行处理能力和一定的容错性,可以逼近任意复杂的非线性系统,利用神经网络的学习功能,可在图像坐标与三维世界坐标之间建立非线性神经网络模型。本文使用三层 BP 神经网络训练来建立图像坐标  $(X_c, Y_c, X_{p_i})$  与三维坐标  $(X_i, Y_i, Z_i)$  之间的映射关系,其网络结构如图 2 所示。

$$f(x) = 1/[1 + \exp(-x)], \quad (1)$$

假设有  $P$  组训练样本,给定输入样本  $x_j(k)$ , 其对应的输出样本  $y_j(k)$  与期望输出  $d_j(k)$  的均方误差能量函数作为更新权值的目标函数,则有

$$E = \frac{1}{2} \sum_k \sum_j [d_j(k) - y_j(k)]^2, \quad (2)$$

式中  $m$  为输出层节点数。

连接节点  $i$  和节点  $j$  的权值  $W_{ij}$  的调整采用梯度下降法,其调整量为

$$\Delta W_{ij} = -\eta(\partial E/\partial W_{ij}). \quad (3)$$

通过计算可求得权值更新式:

$$W_{ij}(k+1) = W_{ij}(k) + \eta\delta_j(k)y_i(k), \quad (4)$$

式中  $\eta$  为学习速率;  $\delta_j(k)$  为误差项;  $k$  为权值修正次数。为加快训练速度, 加入动量项, 权值更新式变为

$$W_{ij}(k) = \eta\delta_j(k)y_i(k) + \alpha\Delta W_{ij}(k-1), \quad (5)$$

式中  $\Delta W_{ij}(k-1)$  为第  $(k-1)$  次训练时权重和阈值的修正,  $\alpha$  为动量因子。

在每次学习过程中, 可以通过调整输入层节点数、隐层数、隐层节点数、输出层节点数、学习速率、动量因子、输出函数、作用函数及其增益系数, 以得到各层神经元之间的最佳权值, 使输出层尽可能地到期望的输出, 达到偏差信号最小。实际上, BP 模型把一组样本的 I/O 问题变为了一个非线性优化问题, 使用了优化中最普通的梯度下降法, 用迭代运算求解相应于学习记忆问题, 加入隐节点使优化问题的可调参数增加, 从而可以得到更精确的解。

### 3 样本采集与训练

如图 3, 为了获取一系列已知样本点和其对应的图像坐标点, 使用一个大小为  $400 \text{ mm} \times 300 \text{ mm}$  的高精度标定板, 标定板上有  $9 \times 11$  个圆形特征点, 特征点的坐标使用高精度的测量装置准确测得。样本数据的采集过程如下: 1) 拍摄一张标定板图像和一组光栅图像; 2) 使用标定板图像, 提取圆形特征点的亚像素级圆心坐标  $(X_{c_i}, Y_{c_i})$ ; 3) 使用光栅图像, 利用四步相移法和外差原理计算出光栅图像的绝对相位值; 4) 利用线性插值得到每个圆心坐标所对应的绝对相位值, 利用绝对相位值计算出对应的 DMD 图像的 X 坐标  $X_{p_i}$ , 从而得到一组样本数据, 过程如图 3; 5) 使用高精度的升降台沿 Z 轴方向移动一定距离, 然后重复过程 1)~4) 得到另外一组样本数据; 6) 重复过程 1)~5) 得到能够覆盖整个测量空间的样本数据。

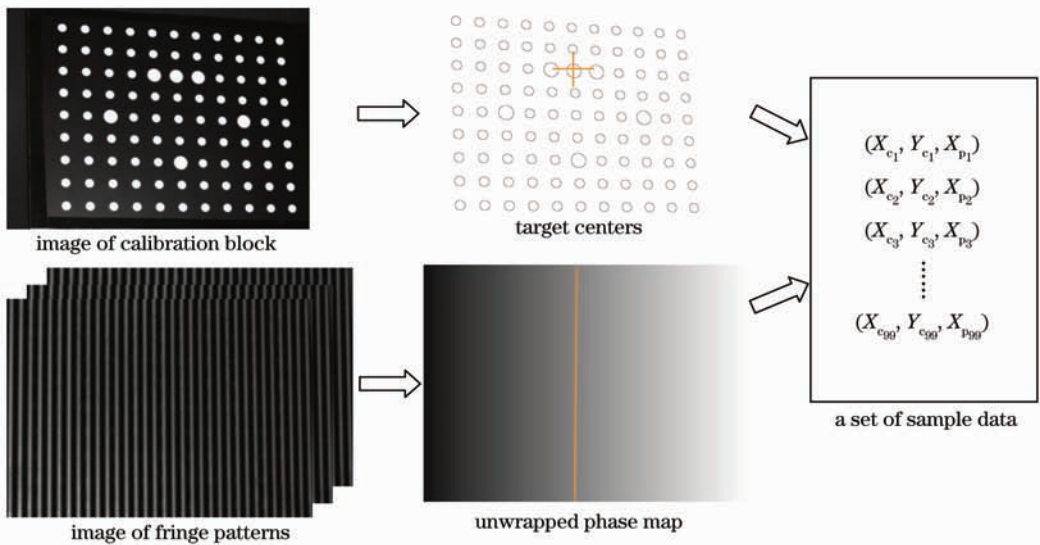


图 3 样本数据采集过程

Fig. 3 Procedures of sample data collection

上述样本数据获取方法能够保证采样点的空间定位精度为  $10 \mu\text{m}$ , 图像定位精度为  $0.1 \text{ pixel}$ 。按照上述方法, 获取十组样本数据, 共  $99 \times 10$  个空间采样点, 采样间隔为  $5 \text{ mm}$ , 取其中七组样本数据作为网络训练样本, 三组样本数据作为网络测试样本。所取的期望误差值为  $10^{-6}$ , 用 Levenberg-Marquardt 算法训练网络, 训练过程的误差曲线变化图如图 4。由图 4 可以看出, 利用 Levenberg-Marquardt 算法, 经过 37 次训练, 就可以达到训练误差  $9.9 \times 10^{-7}$ 。由于神经网络每次初始值的选取都不相同, 所以每次训练得到的结果都不一样, 具有某个范围内的随机性, 因

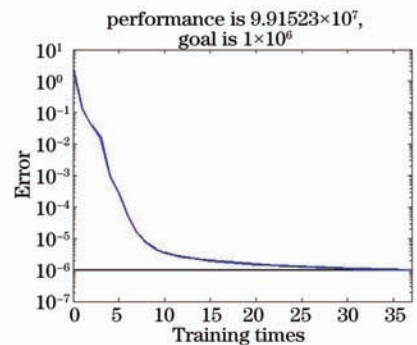


图 4 训练过程误差曲线变化图

Fig. 4 Error curve changing graph in training process

此必须对训练好的网络进行即时测试,然后保留最优的神经网络。训练出的最优神经网络的训练精度和测试精度如表 1。

表 1 BP 神经网络的训练精度和测试精度

Table 1 Training precision and test precision of the BP neural network

Training precision /mm			Test precision /mm		
<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>
0.032	0.043	0.0672	0.045	0.072	0.094

### 4 测量实验

为了验证本文算法的测量精度,利用上述测量原理和已训练好的神经网络,对一个直径为 50 mm

的标准球进行了测量,使用测量得到的点云数据拟合得到的球直径为 49.91 mm。为了进一步分析点云的误差分布情况,本文使用数据处理软件 Geomagic Qualify<sup>[15]</sup>对测量得到的点云数据和标准球的 3D 模型进行 3D 比较,得到的比较结果如图 5。由图可见测量的最大正偏差为 0.326 mm,最大负偏差为-0.212 mm,标准偏差为 0.095 mm。

此外,使用本文算法对一个高尔基石膏头像模型进行了测量,测量结果如图 6。其中图 6(a)为测量石膏头像时拍摄的一幅光栅图像,图 6(b)为测量得到的点云数据,图 6(c)为测量结果的局部放大图。由图可见,测量得到的点云数据表面完整、细节清晰。

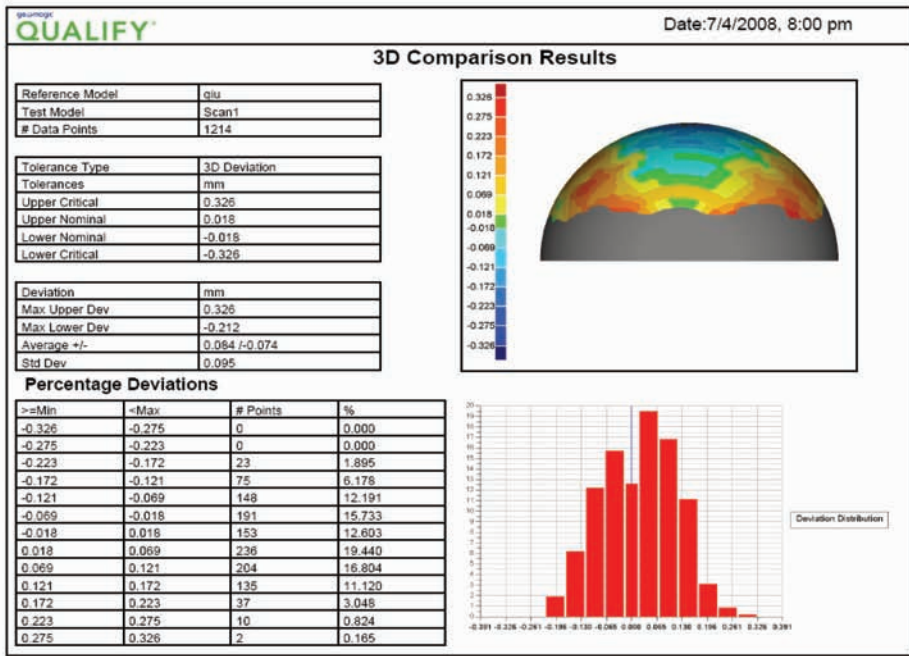


图 5 标准球测量误差分析

Fig. 5 Error analysis of the standard sphere

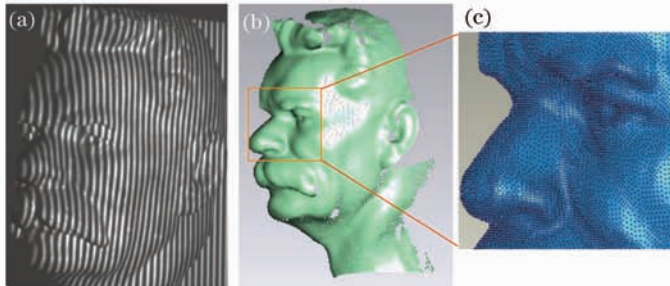


图 6 高尔基石膏模型头像测量结果。(a)光栅图像;(b)点云数据;(c)局部放大图

Fig. 6 Measurement result of the plaster model of Golgi. (a) fringe image; (b) points cloud; (c) local enlarging graph

### 5 结 论

测量实验表明,相位-高度映射算法能有效克服

数学模型误差,保证测量系统具有较高的测量精度,同时由于建立了物体的 CCD 图像坐标和对应的

DMD 图像坐标,可测量表面不连续和具有复杂自由曲面的物体。

### 参 考 文 献

- 1 Frank Chen, Gordon M. Brown, Mumin Song. Overview of three-dimensional shape measurement using optical methods[J]. *Opt. Eng.*, 2000, **39**(1): 10~22
- 2 Yong Li, Xianyu Su, Haihua Zhang. A method for simplifying phase-height mapping in phase measurement profilometry[C]. *SPIE*, 2008, **6623**: 66230S
- 3 Zhongwei Li, Yusheng Shi, Congjun Wang *et al.*. Accurate calibration method for a structured light system[J]. *Opt. Eng.*, 2008, **47**(5): 053604
- 4 Li Yong, Su Xianyu, Wu Qingyang. New phase-height mapping algorithm in PMP system [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, **34**(2): 79~83  
李 勇, 苏显渝, 吴庆阳. PMP 系统中一种新的相位—高度映射算法[J]. *光电工程*, 2007, **34**(2): 79~83
- 5 Yang Xingjun, Zheng Junli. *Artificial Neural Networks and Blind Signal Processing* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003. 31~60  
杨行峻, 郑君里. *人工神经网络与盲信号处理*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 31~60
- 6 Matthew J. Baker, Jiangtao Xi, Joe F. Chicharo. Neural network digital fringe calibration technique for structured light profilometers[J]. *Appl. Opt.*, 2007, **46**(8): 1233~1243
- 7 Dinesh Ganotra, Joby Joseph, Kehar Singh. Profilometry for the measurement of three-dimensional object shape using radial function, and multi-layer perceptron neural networks[J]. *Opt. Commun.*, 2002, **209**(4~6): 291~301
- 8 F. J. Cuevas, M. Servin, R. Rodriguez-Vera. Depth object recovery using radial basis functions[J]. *Opt. Commun.*, 1999, **163**(4~6): 270~277
- 9 Dinesh Ganotra, Joby Joseph, Kehar Singh. Object reconstruction in multilayer neural network based profilometry using grating structure comprising two regions with different spatial periods[J]. *Opt. and Lasers in Eng.*, 2004, **42**(2): 179~192
- 10 Y. Tang, W. Chen, X. Su *et al.*. Neural network applied to reconstruction of complex objects based on fringe projection[J]. *Opt. Commun.*, 2007, **278**: 274~278
- 11 Tang Yan, Chen Wenjing. Neural network applied to three-dimensional measurement of complex objects[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(8): 1435~1439  
唐 燕, 陈文静. 应用神经网络的复杂物体三维测量[J]. *光学学报*, 2007, **27**(8): 1435~1439
- 12 Li Zhongwei, Wang Congjun, Shi Yusheng *et al.*. High Precision Phase Error Compensation Algorithm for Structural Light Measurement[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1527~1532  
李中伟, 王从军, 史玉升. 结构光测量中的高精度相位误差补偿算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1527~1532
- 13 D. C. Ghiglia, M. D. Pritt. *Two-Dimensional Phase Unwrapping: Theory, Algorithms, and Software* [M]. John Wiley and Sons, Inc, 1998
- 14 Zhongwei Li, Yusheng Shi, Congjun Wang *et al.*. A prototype system for high precision 3D measurement based on grating method[C]. *SPIE*, 2007, **6834**: 68342-1~68342-10