

文章编号: 1001-3806(2005)04-0366-04

一种新型激光三维扫描测量仪的研制

杜立彬, 高晓辉, 夏进军, 刘 宏*

(哈尔滨工业大学 机器人研究所, 哈尔滨 150001)

摘要: 研制了一种基于测量机器人的激光三维扫描仪, 介绍了系统的测量原理, 根据双三角法原理推导出物体空间三维点坐标, 提出了具有一定泛化能力的神经网络系统整体标定方法, 并对一茶杯盖进行了实际测量实验, 测量误差小于 0.1mm, 实验结果验证了测量原理的有效性和系统的可靠性。

关键词: 三维激光扫描仪; 双三角法; 神经网络; 摄像机标定

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A

Research of a novel 3-D laser scanning system

DU Li-Bin, GAO Xiao-Hui, XIA Jin-jun, LIU Hong

(Robotics Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Based on the passive robot, a 3-D laser scanning system is put forward, the principle of the system is introduced. The 3-D coordinates are derived according to double-trigonometry method. The self-learning algorithm of the network based on generalization ability has been developed to calibrate the 3-D laser scanner. A teacup cover is scanned with the measuring system. The measuring precision is less than 0.1mm. Experimental results prove the effectiveness of the measuring principle and the reliability of this measuring system.

Key words: 3-D laser scanner; double-trigonometry method; neural network; camera calibration

引 言

三维物体表面重建技术从出现到现在, 经过近 30 年的发展, 无论从硬件到软件都日趋成熟, 作为其关键技术之一的三维表面数字化技术也得到了很大的发展。目前的三维数字化方法, 根据测量探头或传感器是否和实物接触, 可分为接触式测量和非接触式测量两类^[1]。非接触式测量根据测量原理的不同, 有光学测量、超声波测量、电磁测量等方式。较为成熟的是光学测量方法, 有激光扫描、莫尔条纹、结构光、数字图像处理等方法。激光三角法 (laser triangulation) 相对于其它光学非接触测量方法, 具有结构简单、分辨率高、效率高、工作范围大等优点。由于坐标测量机和机器人手臂作为移动载体很好地应用于物体表面空间点三维坐标测量中, 所以, 将机器人臂与带状激光三维传感器结合起来, 将是最佳的三维扫描系统。基于这个思想研制了一种基于测量机器人的激光三维扫描仪。

测量原理如下: 由随动式测量机器人带动其末端固定的激光测距传感器扫描待测物体表面, 由实时测

得的各关节转角根据机器人运动学原理计算机器人末端的空间位置和姿态^[2], 从而得到被测物体在检测系统所建立的坐标系中的 x, y, z 坐标, 以此得到曲面重构所需的代表物体表面信息的点云数据, 数据格式将以 DXF, BN, TXT 格式输出。随动式测量机器人的设计在文献 [3] 中有所介绍, 本文将重点介绍激光测距器的研制。

1 基于双三角法的激光测距传感器

按照测量空间的维数来分, 可划分为一维激光三角法和多维激光三角法。一维激光三角法结构简单, 但得到的只是一维的距离信息, 若要得到物体上点的三维坐标, 可以由测距传感器所在机构通过平移或旋转运动得到。一维激光三角法只需要一个 CCD 摄像机, 而二维激光三角法是基于人眼的立体视觉效应, 使

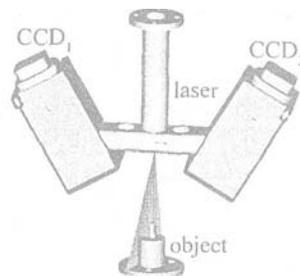


Fig 1 3-D laser scanner

作者简介: 杜立彬 (1976-), 男, 博士研究生, 研究领域是机器人技术、逆向工程技术。

* 通讯联系人。E-mail: hong_liu@dlr.de

收稿日期: 2004-06-01; 收到修改稿日期: 2004-10-18

用两个 CCD 摄像机接收点的物像,每个 CCD 摄像机与激光光束构成一个基于三角法的测距传感器,因此二维激光三角法又可称为双三角法。本文中设计的基于双三角法^[4~6]激光测距传感器,如图 1 所示,

它由一台 670nm 波长的线激光发生器和两台 CCD 摄像机组成,CCD 摄像机图像采集选用了一块双通道图像采集卡,对两个摄像机图像同时采集,图像分辨率达到: PAL (768 ×576 ×24) bit。

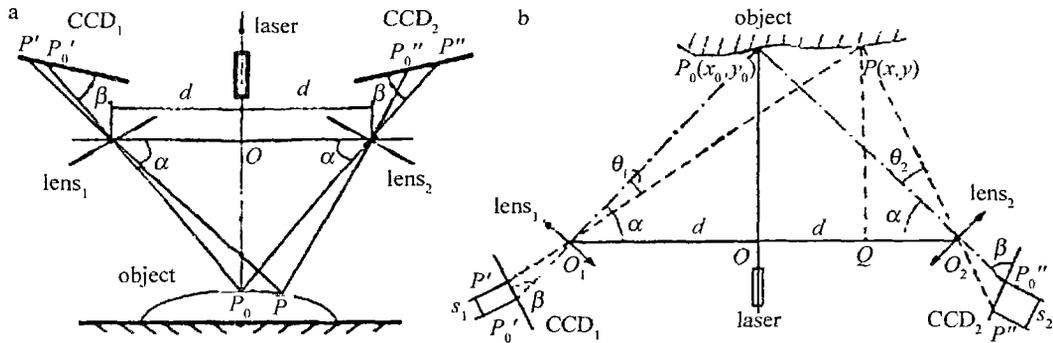


Fig 2 Principle of 3-D laser scanner based on double-trigonometry method

其原理如图 2 所示,根据余弦定理有:

$$O_1 P' = \sqrt{s_1^2 + f^2 - 2s_1 \cdot f \cdot \cos\beta} \quad (1)$$

$$O_2 P'' = \sqrt{s_2^2 + f^2 - 2s_2 \cdot f \cdot \cos\beta} \quad (2)$$

根据正弦定理:

$$\theta_1 = \arg \sin (s_1 \cdot \sin\beta / O_1 P') \quad (3)$$

$$\theta_2 = \arg \sin (s_2 \cdot \sin\beta / O_2 P'') \quad (4)$$

$$PO_1 = \frac{2d \cdot \sin(\alpha + \theta_2)}{\sin(\pi - 2\alpha + \theta_1 - \theta_2)} \quad (5)$$

$$PO_2 = \frac{2d \cdot \sin(\alpha - \theta_1)}{\sin(\pi - 2\alpha + \theta_1 - \theta_2)} \quad (6)$$

由此根据三角关系,得到 P 点二维坐标值:

$$x = 2d \left[1 - \frac{\sin(\alpha - \theta_1) \cdot \cos(\alpha + \theta_2)}{\sin(\pi - 2\alpha + \theta_1 - \theta_2)} \right] \quad (7)$$

$$y = \frac{2d \cdot \sin(\alpha - \theta_1) \cdot \sin(\alpha + \theta_2)}{\sin(\pi - 2\alpha + \theta_1 - \theta_2)} \quad (8)$$

式中,β为摄像机 CCD 像面与相应镜头透镜光轴之间的夹角,α为激光束与透镜光轴之间的夹角的余角,f为透镜焦距,2d为两摄像机透镜中心之间的距离,s₁,s₂分别为像点距两个相面中心的距离。

采用双三角法测距可得到物体上点的二维坐标,第三维坐标信息可通过激光线的扫描运动实现。扫描速度可达到 80 点/线 ×20 线/s = 1600 点/s,从而实现三维物体的快速扫描。

2 利用神经网络对三维激光扫描仪整体标定

三维激光扫描仪的基本任务就是要实现对物体几何尺寸的精确测量,那么在使用之前,为了获得准确的空间点与摄像机图像像素点的对应关系,有一个重要问题就是对其进行标定。一般来讲,对三维激光扫描仪的标定实际上就是对三维激光扫描仪的主要构成部件——CCD 摄像机的标定。目前对摄像机的标定技术大致可以分成两类:一类是以 TSA^[7]的“两步法”为

典型代表的传统摄像机标定方法;一类是基于主动视觉的摄像机内参数自标定方法。这两种方法,都是借助一定的实验条件,建立摄像机几何成像模型,经过对图像进行处理,利用一系列数学变换和计算方法,求取摄像机模型的内部参数和外部参数,达到对物体进行定量分析或精确定位的目的。一般所建立的摄像机模型有两种:一是线性模型;二是非线性模型。线性模型虽然简单,但不能准确地描述成像几何关系,尤其是在使用广角镜头时,在远离图像中心处会有较大的畸变,影响测量精度。当采用非线性模型对摄像机进行标定时,需要使用非线性优化计算,但引入过多的非线性参数往往不仅不能提高精度,还会增加系统标定的复杂性,引起解的不稳定。由于神经网络可以很好地描述非线性系统问题,为了解决摄像机标定存在的上述问题,本文中提出了具有一定泛化能力的神经网络系统整体标定方法。该方法由神经元传递网络信息,通过网络学习决定各神经元的网络权系,只需确定网络输入输出和约束条件,无须考虑中间过多的不确定模糊因素,即可建立空间点与图像点的映射关系,使系统不经过复杂的对单个摄像机的标定,而是对三维激光扫描仪整体进行标定,直接恢复物体的三维信息,经过标定后的三维激光扫描仪,可直接利用网络的修正权值对三维物体进行精确测量。

具体标定过程如下:由较高精度的导轨装置带动

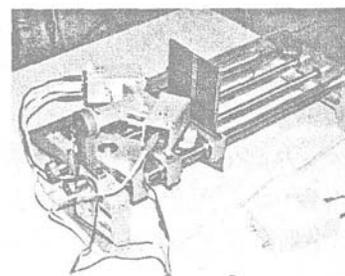


Fig 3 Device for 3-D laser scanner calibrating

标定平面沿固定方向微动,每移动一步,将标定平面上的特殊标记点列的世界坐标 $t_i(x_i, y_i)$ 和其对应 CCD 上成的图像点坐标 $p_i(u_i, v_i)$ 记录下来,分别作为神经网络的输出和输入。标定块平面上的有 20 个间距 5mm 的白色方块,作为特殊标记,导轨装置移动间隔为 1mm,均匀移动 50 次,可以得到相对应的 1000 对点 $p_i(u_i, v_i)$ 和 $t_i(x_i, y_i)$ 。标定装置如图 3 所示。

前馈神经网络 (BP 算法) 具有较强的非线性逼近能力和抑制样本噪声等优点,这一点早已得到了充分的证明:只有一个隐层的前馈网络,只要隐层节点足够多,就可以任意精度逼近一非线性函数^[8]。因此,网络模型仍是采用多层前馈网络^[9],如图 4 所示,网络共分为 3 层:输入层、隐层和输出层。层与层之间的节点是全连接,同一层的节点之间没有连接。网络采用了双输入、双输出,隐层有 6 个神经元,从输入到隐层神经元的变换函数选用非对称型 Sigmoid 函数,把上述得到的 1000 对离散点作为训练样本,摄像机采集到的图像点坐标 $p_i(u_i, v_i)$ 作为网络输入,待测物体上点的世界坐标 $t_i(x_i, y_i)$ 作为网络输出,把样本值输入网络,网络根据输出与标准输出之间的差值,修改网络每条边接边上的权值,直到对所有样本差值最小。网络权值的学习算法采用 Levenberg-Marquardt 算法^[10,11]。LM 算法是高斯-牛顿法的改进形式,它既有高斯-牛顿法的局部特性,又有梯度法的全局特性。LM 算法已成为非线性最小二乘问题的标准算法,它在神经网络学习中取得了较好的应用效果。

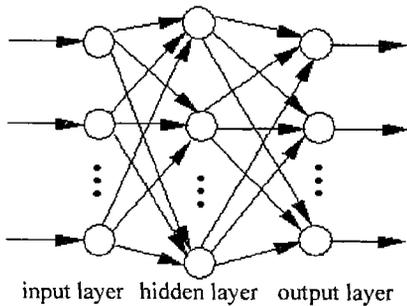


Fig 4 The structure of neural network

设网络学习的输入-输出样本集为 $\{(p_1, t_1), (p_2, t_2), \dots, (p_Q, t_Q)\}$, 网络的目标函数定义为:

$$V = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \left\{ \sum_{i=1}^{S_m} [t_q - a_q^M(i)]^2 \right\} = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q e_q^T e_q \quad (9)$$

式中, $a_q^M(i)$ 为第 q 组样本输入时网络输出层第 i 个节点的输出值, S_m 为输出层节点数。LM 算法的试探参数 μ 初始值选为 0.01, 因子 β 设为 10, 最大训练步数定为 1000, 网络训练误差目标值为 0.1mm。输出层节点数 $S_m = 2$ 。

网络训练结果见图 5, 经 LM 算法训练到 719 次,

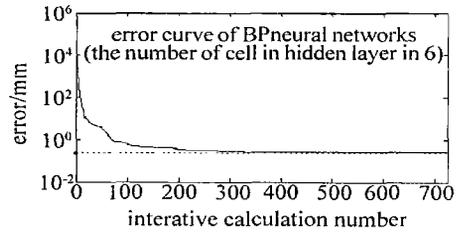


Fig 5 Learning process of topological architecture and weights of the neural networks

误差达到 $0.082 < 0.1$, 满足设定精度要求, 网络收敛, 训练过程结束。网络的训练 (学习) 完毕后, 固定各边上的权值, 就可直接用于三维实体的数字化测量了。

3 应用实例与精度分析

应用所研制的基于测量机器人的激光三维扫描仪进行了实测实验, 首先利用高精度大型三坐标测量机对测量机器人做了标定, 采用本文中提出的神经网络算法对激光测距传感器进行了标定, 并使用该系统实际测量了一个茶杯盖。图 6 为陶瓷茶杯盖的实物照

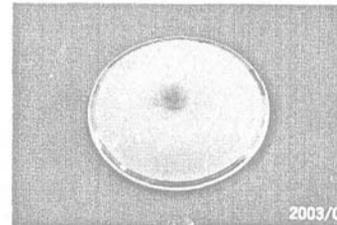


Fig 6 Picture of teacup cover

片, 图 7 为使用本系统对茶杯盖进行扫描测量的结果, 其中图 7a 是采集到的茶杯盖的点云数据, 共采集了 5436 个数据点; 图 7b 是对数据采用图形重构算法得到的曲面模型。

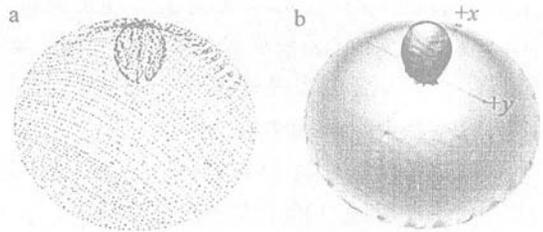


Fig 7 Reconstruction of teacup cover

a—points data of teacup cover b—reconstructed model of teacup cover

由于三维曲面重构系统比较复杂, 其各个环节均可能产生误差, 对系统精度造成影响。其中影响较大的因素包括: 机器人位置测量误差 δ_r 、激光测距传感器测量精度 δ_{sen} 和曲面重构误差 δ_{rec} 。其它误差相对较小, 为简化计算, 可以忽略不计。以各项误差的均方根作为总的误差, 整个系统的精度可表示为:

$$\delta_s = \sqrt{\delta_r^2 + \delta_{sen}^2 + \delta_{rec}^2} = \sqrt{0.023^2 + 0.082^2 + 0.022^2} = 0.088\text{mm} \quad (10)$$

式中,机器人位置测量误差 $\delta_r = 0.023\text{mm}$,曲面重构误差 $\delta_{rec} = 0.022\text{mm}$,这两项误差的分析过程,限于篇幅,文中不作详细介绍,可参见文献[12]。从(10)式可以看到,激光测距传感器测量精度对系统精度影响最大,提高它的精度可以大大提高整个系统的测量精度。

4 结 论

研制了一种基于测量机器人的激光三维扫描仪,介绍了系统的测量原理,根据双三角法原理推导出物体空间三维点坐标,提出了具有一定泛化能力的神经网络系统整体标定方法,并对一茶杯盖模型进行了实际测量实验,实验结果证明系统测量速度快,测量精度小于 0.1mm 。

参 考 文 献

- [1] 周 济,周艳红. 数控加工技术 [M]. 北京:国防工业出版社, 2002. 209~249.
- [2] 蔡自兴. 机器人学 [M]. 北京:清华大学出版社, 2000. 80~157.
- [3] DU L B, GAO X H, LIU H. A 3-D digitizing measurement system based on novel passive robot [A]. Europe-Asia Symposium on Ad-

- vanced Engineering Design and Manufacture for Globalisation [C]. London: Kluwer Academic Publishers, 2004. 569~576.
- [4] 唐朝伟,梁锡昌,邹昌平. 三维曲面激光精密测量技术 [J]. 计量学报, 1994, 15(2): 99~103.
- [5] 李礼夫,钟先信,陈 愚. 三维曲面轮廓的非接触式现代测量 [J]. 实用测试技术, 1996, 22(1): 22~25.
- [6] 王学军,刘平方,施进发. 三维曲面激光快速自动测量系统 [J]. 激光杂志, 1998, 19(2): 46~51.
- [7] TSAI R Y. An efficient and accurate camera calibration technique for 3-D machine vision [A]. In Proc IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Miami Beach: FL, 1986. 364~374.
- [8] HORN IK K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989, 2(5): 359~366.
- [9] 徐丽娜. 神经网络控制 [M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 1999. 5: 1~10.
- [10] 张智星,孙春在,水谷英二. 神经模糊和软计算 [M]. 西安:西安交通大学出版社, 2000. 111~116.
- [11] HAGAN M T, MENHAJ M. Training neural networks with the marquardt algorithm [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(6): 989~993.
- [12] 杜立彬. 基于随动式测量机器人的物体表面重构系统研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2004. 94~102.

(上接第 365 页)

3 结 论

在通常所采用的单程后向的基础上,进行了简单的改进,在后向加光纤圈反射器得到双程前向结构,实现了输出功率为 13.13mW (11.18dBm),平均波长为 1578.53nm 的 L 波段超荧光输出,反射圈的使用提高了光源的利用效率,改善了光源输出谱形和稳定性。此光源可满足光纤光栅分布式传感的多点分布扩展使用时对功率和带宽两方面的同时需求,也可用于光纤陀螺、器件测试等领域。由于 C 波段光的研究与制作技术相对较为成熟,综合考虑 C 波段与 L 波段功率匹配等方面的因素,可实现 C 波段与 L 波段光源匹配组合得到功率高于 20mW 以上 C+L 波段 ASE 光输出。同时讨论了光源结构中的光纤长度、抽运功率等参量对光源的功率、平均波长、稳定性等各方面性能的影响。

参 考 文 献

- [1] 黄文财,明 海,谢建平. L 波段掺铒光纤超荧光光源和放大器研究 [J]. 光电工程, 2002, 29(6): 50~52.
- [2] HARUN SW, TAMCHEKN, POOPALAN P *et al*. Effect of injection of C-band ASE on L-band erbium-doped fiber amplifier [J]. JETP Letters, 2003, 77(9): 461~463.
- [3] HARUN SW, TAMCHEKN, POOPALAN P *et al*. Effect of injection of C-band amplified spontaneous on two-stage L-band erbium-doped fiber amplifier [J]. Acta Physica Slovaca, 2003, 53(2): 173~176.
- [4] TSAI S C, TSAI T C, LAW P C *et al*. High-power flat L-band erbium-doped ASE source using dual forward-pumping scheme [J]. Optical and Quantum Electronics, 2003, 35(2): 161~167.
- [5] CHEN H, LEBLANC M, SCHN C W. Gain enhanced L-band optical fiber lasers with erbium-doped fibers [J]. Opt Commun, 2003, 216: 119~125.
- [6] 夏贵进,段景汉,赵尚弘 *et al*. 带反射镜双包层 Er-Yb 共掺光纤放大器性能研究 [J]. 激光技术, 2004, 28(2): 12~19.