

文章编号: 1002-0446(2002)06-0513-04

易与 CMM 集成的线激光视觉传感器建模及标定技术*

何炳蔚 林志航

(西安交通大学 CIMS 中心 西安 710049)

摘要: 本文将线激光视觉传感器与三坐标测量机(CMM)相集成,并建立相应的数学模型;其中针对线激光视觉传感器结构参数标定中存在的问题,利用 B 样条神经网络来确定视觉传感器输入输出之间的映射关系,从而简化了标定过程;并根据建立的数学模型实现了激光平面坐标系与 CMM 坐标系之间的转换.实验证明该方法是有用地.

关键词: CMM; 线激光视觉传感器; B 样条神经网络

中图分类号: TP24 **文献标识码:** B

AN EASY MODELING AND CALIBRATION TECHNIQUE FOR LINE LASER-VISION SENSOR INTEGRATED WITH CMM

HE Bing-wei LIN Zhi-hang

(CIMS Center of Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract The Line laser-vision sensor is integrated CMM, and the mathematical model of them is established. A B-spline neural network is presented and used to approximate the mapping relationship between output and input of vision sensor. And according to the mathematical mode, the coordinate world coordinate Z、X and Y of each point on laser plane coordinate can be obtained. Its feasibility is proved by samples.

Keywords: CMM Line, laser-vision sensor, B-spline neural network

1 引言(Introduction)

自由表面轮廓的测量与重构是逆向工程中的两个重要问题,在航空、造船、汽车制造等行业有着广泛的应用.如何高效地获得自由曲面的数学表达形式,很大程度上取决于测量方法的效率和精度.目前新的测量技术与仪器在自由曲面逆向工程中的应用日益广泛,其中基于线激光三维视觉传感器以其测量精度高、速度快、智能程度高而成为一种很有前途的测量方法.因为它基于主动式光学三角形原理,应用光学成像原理,光电转换技术,以及数字图像处理技术,通过求解空间几何关系,实现对物体空间坐标的计算^[1].因此,建立合适的数学模型并实现其结构参数的准确标定,是线激光视觉传感器进行三维坐标测量的关键.然而由于线激光视觉传感器的象点坐标和物点空间之间的映射关系是非线形的,所以结构参数的标定比较困难,而且常常要用到一些专用设备,标定繁琐、费时;另外摄像机镜头径向、切向

畸变等因素都将使测量结果产生误差.目前虽然一般采用镜头畸变模型来校正成像误差,但这些模型只是实际成像过程近似的数学模型.但对于测量精度要求高的坐标测量,就必须建立一种更加可靠的新型测量模型,并寻找一种与之相适应的简单易行的标定方法.

本文提出了一种与 CMM 集成的线激光视觉传感器新型测量模型,该模型分为两部分:1) 求解线激光视觉传感器的映射关系;2) 确定视觉传感器与 CMM 之间的测量坐标系之间的转换关系.

它是将线激光视觉传感器视为一个“黑盒”,采用函数逼近的方法拟合出视觉传感器图像坐标与空间坐标之间的映射关系,从而避开了对 CCD 摄像机小孔成像模型的各种假设.对于这种函数逼近的方法,影响其建模精度的因素有两个:一是函数映射模型对任意非线性函数的逼近能力;二是用于函数逼近的样本点精度.本文利用了一种 B 样条神经网络来逼近传感器的映射关系,并利用刻有条纹的量块

来获取高精度的标定样本点. 从而不仅提高了新型测量模型测量精度, 而且标定过程也是很简便的.

2 与 CMM 集成的线激光视觉传感器新型测量模型原理 (The principle of integrated measuring system of line laser-machine vision and CMM)

设在集成测量系统中, 视觉传感器在 CMM 伺服机构的驱动下, 沿 Y_s 轴扫描被测物体, 如图 1 所示, 其中视觉传感器提供 X_s, Z_s 轴坐标, Y_s 轴坐标由 CMM 精密伺服机构给出^[2].

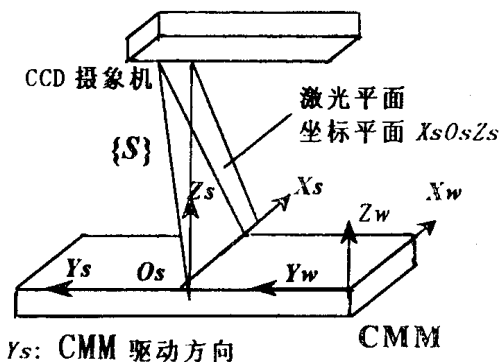


图 1 线激光-视觉传感器模型

Fig. 1 The model of line laser-machine vision

这里投射到被测物体表面的激光平面与伺服驱动的方向相互垂直, 从而坐标轴 O_s, Y_s 上的坐标 y_s 可由 CMM 精密伺服机构提供. 另外, 在坐标面 X_s, O_s, Z_s 内, 坐标轴 O_s, X_s 与 O_s, Z_s 正交. 因为坐标面 X_s, O_s, Z_s 与激光平面平行, 并且激光平面与 CCD 摄像机成像平面是一对共轭平面, 所以在坐标面 X_s, O_s, Z_s 与 CCD 成像面上像素坐标之间存在一一对应的映射关系, 这种映射关系就是视觉传感器图像坐标与空间坐标之间的映射关系, 可由公式 1、2 描述为

$$x_s = f(u, v) \quad (1)$$

$$z_s = g(u, v) \quad (2)$$

其中 u, v 是 CCD 成像平面上的像素坐标.

根据式 1 和式 2, 只要已知投射在被测物体表面的激光光条图像的中心像素坐标 (u, v) , 即可以得到图像对应点在坐标面 X_s, O_s, Z_s 上坐标, 而 y_s 由 CMM 伺服机构提供, 于是坐标系 $\{S\}$ 下, 线激光视觉传感器激光光条扫描处的三维坐标是 $(x_s, y_s, z_s)^T$.

在集成坐标测量系统中, 还必须将视觉传感器在坐标系 $\{S\}$ 下的测量结果转换到 CMM 的笛卡尔正交坐标系 $\{W\}$ 下, 以实现线激光视觉传感器与 CMM 测量坐标系的统一. 由于坐标系 $\{S\}$ 与坐标系

$\{W\}$ 同是正交坐标系, 它们之间的转换可由下式表示

$$\begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (3)$$

实际它们之间的转换只是相应坐标原点的平移而已.

由以上分析可知, 线激光视觉传感器集成测量模型由两部分组成, 一部分是由式 1 和式 2 描述的视觉传感器输入输出映射关系; 另一部分是由式 3 描述的由视觉传感器坐标系到 CMM 测量坐标系之间的转换关系. 以下将分别研究这两部分内容.

3 线激光视觉传感器的 B 样条神经网络模型 (B-spline neural network of line laser-vision sensor)

将线激光视觉传感器集成到 CMM 上之前, 首先要用函数逼近的方法来获得式 1 和式 2 描述的映射关系. 影响视觉传感器映射模型精度的一个重要因素是逼近函数逼近任意非线性映射关系的能力. 本文利用了一种二元 B 样条神经网络模型作为式 1 和式 2 的映射模型. 这里采用 B 样条神经网络模型, 只要考虑到 B 样条基函数的局部逼近性质以及局部支持性.

若将像点坐标 (u, v) 作为网络的输入, 对应的空间坐标 x, z 作为网络输出, 则网络输出空间坐标 x, z 的估计值分别为

$$x^{est} = \sum_{i=1}^{L1} \sum_{j=1}^{L2} v_{ij} B_{i,k}^1(u) B_{j,k}^1(v) \quad (4)$$

$$z^{est} = \sum_{p=1}^{L1} \sum_{q=1}^{L2} w_{pq} B_{p,k}^2(u) B_{q,k}^2(v) \quad (5)$$

其中 v_{ij} 和 w_{ij} 是权系数, 两者非线性映射采用轴上 B 样条的张量积形式, 现以式 (4) 为例, 说明神经网络的构造与学习过程.

为方便起见, 将在图 2 中区域 $abcd$ 像点的 u, v 坐标如式 (6) 做一次平移转换,

$$\begin{aligned} u_b &= u - u_{min} \\ v_b &= v - v_{min} \end{aligned} \quad (6)$$

如图 2 所示, 坐标平移的结果使 u, v 方向的取值区间的起点从零点开始, 既有 $[0, u_{max} - u_{min}]$ 和 $[0, v_{max} - v_{min}]$. 这里采用均匀 B 样条作基函数, 在 CCD 成像面 u 和 v 轴上均匀取 g, h 个节点.

以下分析 u 轴上 B 样条的一些性质. 虽然 B 样条定义在整个定义域上, 但由局部支撑性质可知, 仅在支撑区间 $[u_i, u_{i+k+1}]$ 上有大于零的值, 在支撑区间

以外均为零, $B_{i,k}(u_b)$ 表示 u 轴上第 i 个 k 次 B 样条, 其支撑区间是 $[u_i, u_{i+k+1}]$, 也就是说 k 次 B 样条的支撑区间包含有 $k+1$ 个节点区间, 这里称之为 B 样条的接受域. 于是在 u 轴任意一点 $u_b \in [u_i, u_{i+1}]$ 处, 至多有 $k+1$ 个非零的 k 次 B 样条 $B_{p,k}(u_b)$, $p = i-k, i-k+1, \dots, i$, 其它 k 次 B 样条在该处均为零. v_b 轴与此相同. 这说明对像平面 $abcd$ 区域内任意一点坐标 (u_b, v_b) , $u_b \in [u_i, u_{i+1}]$, $v_b \in [v_j, v_{j+1}]$, 只需要调整接受域内非零 B 样条对应的权值, 即可实现函数的局部逼近.

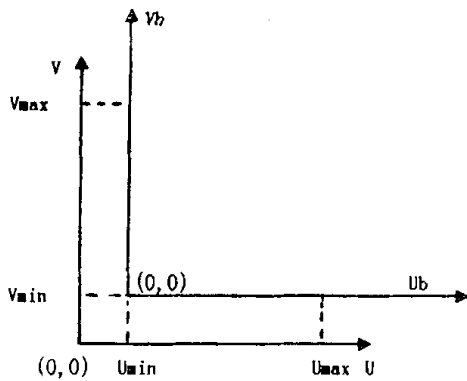


图 2 像平面坐标平移变换

Fig. 2 Coordinate of imaging plane transforming

B 样条的计算一般采用递推的方式, 计算比较繁琐. 这里采用文献[3]中给出的方法计算均匀 B 样条. 以 u 轴为例, 考虑由均匀 B 样条在定义域内节点区间上具有相同的图形, 其中任一节点区间上的 B 样条都可由另一节点区间的 B 样条平移的得到. 基于这个性质可将定义在每个节点区间上的 B 样条用局部参数 $t \in [0, 1]$ 表示, 作如下变换

$$\begin{aligned}
 t_{ub} &= t(u_b) = u_b - u_i \\
 u_b &\in [u_i, u_{i+1}] \\
 i &= k, k+1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{7}$$

变换的结果是所有节点区间上的 B 样条具有统一的数学表达式, 即节点区间 $[u_i, u_{i+1}]$ 上一点 u 对应于 $k+1$ 个非零的 k 次 B 样条, 将它们变换成如下幂基矩阵形式

$$[f_{k,0}(t_x), f_{k,1}(t_x), \dots, f_{k,k}(t_x)] = [1, t_x, t_x^2, \dots, t_x^k] M_k$$

其中 M_k 为系数矩阵. 这里在轴上分别取 2 次 B 样条, 则在轴上各节点区间对应的 2 次 B 样条为

$$\begin{aligned}
 & [f_{2,0}(t_x), f_{2,1}(t_x), f_{2,2}(t_x)] \\
 &= \frac{1}{2} [1 \ t_x \ t_x^2] \begin{vmatrix} 1 & 2 & 0 \\ -2 & 2 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \end{vmatrix}
 \end{aligned} \tag{8}$$

同理 v 轴上各节点区间对应的 2 次 B 样条为

$$\begin{aligned}
 & [f_{2,0}(t_y), f_{2,1}(t_y), f_{2,2}(t_y)] \\
 &= \frac{1}{2} [1 \ t_y \ t_y^2] \begin{vmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -2 & 2 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \end{vmatrix}
 \end{aligned} \tag{9}$$

至此, 对像点 (u_b, v_b) 对应的 z 的估计值为

$$z^{est} = \sum_{p=i-k}^i \sum_{q=j-k}^j w_{pq} f_{2,p-i+2}(t_{ub}) f_{2,q-j+2}(t_{vb}) \tag{10}$$

其中 $t_{ub} = u_b - u_i$, $t_{vb} = v_b - v_j$, (u_b, v_b) 所在节点区间可分别由一位查表技术确定.

由于网络的输出是各样条基函数的线性加权, 其实质是一单层神经网络, 每一对训练数据, 其权值调整采用最速下降法按下式进行调整

$$\begin{aligned}
 w_{pq}(num+1) &= w_{pq}(num) + \\
 &\alpha (z - z^{est}) f_{2,p-i+2}(t_{ub}) f_{2,q-j+2}(t_{vb})
 \end{aligned} \tag{11}$$

式中, α 为学习因子, num 为学习的次数, $z - z^{est}$ 为网络模型输出误差.

综合上述, 线激光视觉传感器的神经网络模型设计步骤如下:

- (1) 初始化网络权矩阵 w ;
 - (2) 对每一对训练数据步骤(3) - (6) 进行处理;
 - (3) 根据公式(6) 对 u, v 轴的像点坐标作坐标平移变换;
 - (4) 采用一维查表技术分别确定变换后像点 (u_b, v_b) 所在的节点区间, 并激活对应的权值;
 - (5) 按公式(7) 作局部参数变换, 根据公式(8) (9)、(10) 求取 z 的估计值;
 - (6) 按公式(11) 调整被激活的权值;
 - (7) 计算所有样本的最大误差, 若小于预定给定的误差限, 学习结束; 否则, 返回(2) 重新训练.
- 同理可求得视觉传感器 y 向的映射关系.

4 视觉传感器映射模型样本点的获取 (Acquiring the sampling data of mapping model of vision sensor)

以下构造式 1 和式 2 描述的视觉传感器二元 B 样条神经网络映射模型. 在求解二元 B 样条神经网络映射模型之前, 首先要获取用于二元 B 样条神经网络学习的样本点. 为此本文设计了如下实验:

将激光平面垂直投射到刻有一组条纹的标定平面上, 条纹之间相互平行, 间距为 d_1 , 并且投射到平面上的激光光条与条纹相互垂直.

以标定平面最初位置为视觉传感器 Z_s 轴的基准面, 标定平面提升的方向为 Z_s 轴的正向, 并以激光光

条为 X_s 轴, 取标定平面上与激光光条相交的初始条纹为 X_s 轴的零基准, 建立坐标系 $X_s O_s Z_s$. 增加标定平面的高度, 每次提高的高度为 d_2 , 同时用 CCD 摄像机拍摄激光光条与标定平面上条纹相交的灰度图象. 分别计算激光光条与标定平面上条纹交点的空间坐标 (Z_s, X_s) 和对应的 CCD 图象像素坐标 (u, v), 其中 CCD 图象像素坐标采用如下方法计算: 分别提取激光光条和标定条纹的中心坐标, 再经二次曲线拟合, 以曲线的交点作为样本点的象素坐标.

以上过程重复进行 m 次, 于是激光光条与标定平面上条纹的交点在激光平面坐标系 $X_s O_s Z_s$ 上形成了一组样本点, 样本点数据在 X_s 轴和 Z_s 轴上的间距分别是 d_1 和 d_2 . 另外, 由于激光光平面与 CCD 成像面是一对共轭平面, 则在 CCD 成像面上存在对应的一组样本点象素坐标. 以下将用这两组对应的样本数据建立线激光视觉传感器二元 B 样条神经网络映射模型.

5 集成测量系统标定与精度测试 (The calibration and testing precision of the integrated measuring system)

实验装置如下: 将自行研制线激光视觉传感器固定在 Carl Zeiss 公司的 C100 2828-18 三坐标测量机横梁滑块上, 使传感器能在 X 轴、Y 轴移动, CMM 分辨率为 $1\mu\text{m}$. 视觉传感器光源采用 2.5mV 半导体激光器, CCD 摄像水平分辨率为 795pixel, 垂直分辨率为 596pixel, CCD 配有 50mm 镜头和 MVPCI-V3A 的图像卡.

在将视觉传感器集成到 CMM 上之前, 首先建立视觉传感器的二元 B 样条神经网络模型. 标定平面上有条纹 10 条, 每两根之间的间距是 $d_1 = 2.5\text{mm}$. 另外, 标定平面每次升高距离 $d_2 = 3\text{mm}$, 共升高了 16 次, 于是形成了 160 个样本点. 以这些样本点作为训练样本点来训练二元 B 样条神经网络.

为了测试视觉传感器集成测量模型的测量精度, 分别用集成到 CMM 上线结构光视觉传感器和 CMM 测量六个平行平面, 然后分别计算相邻平行平面之间的距离和平面距基面的距离, 其测量结果分别如表 1 所示.

由于 CMM 也可以直接作为视觉传感器标定的工具. 这里将利用传统标定的方法得到的结果与本文中提到的简便标定方法得到的结果进行比较.

首先利用 Tsai^[4] 的考虑镜头畸变的两部标定法, 对 CMM 和 CCD 进行联合标定. 然后选取同上的

6 个高度的平面, 所得到的测量结果如表 2.

表 1 平行平面距基面的距离(单位 mm)

Table 1 The distance between the parallel planes with reference plane

	D0-1	D0-2	D0-3
视觉传感器	25.0104	34.6887	41.2130
CMM	24.9884	34.6643	41.1907
误差	0.022	0.0244	0.0223
D0-4			
		D0-5	D0-6
47.8209	54.3994	60.8559	
47.7841	54.3633	60.8303	
0.0368	0.0311	0.0256	

[注] D_{ij} 表示第 i 个平面与第 j 个平面之间的距离, 0 表示基面.

表 2 利用传统标定方法的测量结果(单位 mm)

Table 2 The measuring result of using traditional calibration technique

	D0-1	D0-2	D0-3
视觉传感器	25.1845	34.7678	41.2813
CMM	24.9884	34.6643	41.1907
误差	0.1961	0.1035	0.0906
D0-4			
		D0-5	D0-6
47.7054	54.4268	60.8897	
47.7841	54.3633	60.8303	
- 0.0787	0.0635	0.0594	

从表 1、表 2 的结果看出, 利用本文提出的标定方法的精度要比传统标定方法的精度高, 而且其标定过程远比传统方法简便.

6 结论(Conclusion)

本文为视觉传感器提出直接映射建模、标定方法解决了传感器 CCD 象点坐标与 CMM 空间坐标对应关系问题, 实现了与 CMM 的集成, 为线激光视觉传感器与 CMM 的集成式测量提供了技术条件.

参考文献 (References)

- [1] Wen chih tai. noncontact profilometric measurement of large form parts. Optical Engineering, 1996, 33(9)
- [2] 何炳蔚, 林志航. 线激光—机器视觉测量系统中的数据采样以及网格优化技术. 小型微型计算机系统, 已录用
- [3] 施法中. 计算机辅助几何设计与非均匀有理 B 样条. 北京航空航天大学出版社, 1994
- [4] Roger Y. Tsai. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the shelf TV cameras and lenses. IEEE Journal of Robotics and automation, 1987, 3(4): 323- 344

作者简介:

何炳蔚 (1973-), 男, 博士生, 研究领域: 逆向工程中数据获取以及曲面建模.

林志航 (1940-), 女, 博士生导师, 研究领域: 逆向工程及 CIMS.