

三线结构光视觉传感器现场标定方法

邹媛媛^{1,2}, 李鹏飞^{1,2}, 左克铸^{1,2}

(1. 沈阳建筑大学 机械工程学院, 辽宁 沈阳 110168;

2. 高档石材数控加工装备与技术国家地方联合工程实验室, 辽宁 沈阳 110168)

摘要: 三线结构光视觉传感器由于获取信息量大、测量速度快等特点被广泛应用于工业现场测量。为了实现传感器高精度、快速的现场标定,提出了一种基于支持向量机的三线结构光视觉传感器标定方法。首先,设计标定靶标;其次,采集靶标图像后提取特征点亚像素坐标值;再次,基于支持向量机方法建立特征点的图像坐标和三维空间坐标的映射模型;最后,将待标定点图像坐标输入映射模型,即可得到三维空间坐标,实现对三线结构光视觉传感器的直接标定。实验验证, Y 轴、 Z 轴方向上的测量绝对误差均值分别为 0.021 1 mm 和 0.015 0 mm,具有较高的标定精度,且该标定方法标定过程简单、快速,适合现场标定。

关键词: 三线结构光视觉传感器; 现场标定; 支持向量机

中图分类号: TP212.1 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201847.0617002

Field calibration method for three-line structured light vision sensor

Zou Yuanyuan^{1,2}, Li Pengfei^{1,2}, Zuo Kezhu^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

2. National-Local Joint Engineering Laboratory of NC Machining Equipment and Technology of High-Grade Stone, Shenyang 110168, China)

Abstract: The three-line structured light vision sensor is widely used in industrial field measurement due to it has many advantages such as speedy and abundant information. In order to calibrate the three-line structured light vision sensor on-field with high accuracy and high efficiency, a new calibration method based on support vector machine was proposed. Firstly, a calibration target was designed. Secondly, calibration images were captured and feature points were identified. And then sub-pixel coordinates of feature points were extracted. Thirdly, a direct mapping model according to image coordinates and three dimension coordinates of feature points was built based on support vector machine. Finally, image coordinates of the calibration points were put into the model and their three dimension coordinates could be obtained. So the three-line structured light vision sensor could be calibrated directly. Experimental results demonstrated that this direct calibration method had high accuracy; its mean absolute error was 0.021 1 mm in Y direction and 0.015 0 mm in Z direction. It concludes that this method is easy, fast and suitable for field calibration.

Key words: three-line structured light vision sensor; field calibration; support vector machine

收稿日期: 2018-01-05; 修订日期: 2018-02-15

基金项目: 国家自然科学基金(51405481); 中国博士后科学基金(2017M621159); 辽宁省教育厅科研项目(LJZ2016016)

作者简介: 邹媛媛(1981-), 女, 副教授, 博士, 主要从事机器视觉、视觉测量等方面的研究。Email: yyzou@sjzu.edu.cn

0 引言

线结构光视觉传感器具有结构简单、柔性好、测量精度高、速度快、抗干扰能力强等特点,在高速在线检测、质量控制、反向工程、三维重建等领域有着广泛的应用^[1-3]。其中,多线结构光视觉传感器由于其获取信息量大、测量速度快等特点逐渐成为研究的热点,并被应用于工业现场测量^[4]。

线结构光传感器的标定方法主要包括传统标定方法和直接标定方法^[5]。传统标定方法即有模型标定方法,该方法基于摄像机的针孔成像理论和镜头畸变模型建立结构光三维视觉测量数学模型,标定摄像机的内外参数以及光平面与摄像机的位置关系。目前应用的有模型标定方法主要有靶标标定法、微分法、消隐点法、交比不变法等。有模型标定方法在实际运用中会忽略摄像机、镜头、结构光等存在的非线性畸变因素,影响标定精度^[6],因此,研究学者提出直接标定方法^[7],该方法不需要建立几何成像数学模型,不存在测量结果对中间标定参数敏感性的问题,通过获取工作空间内已知三维空间坐标的特征点的图像坐标,通过建立图像坐标和三维空间坐标的映射关系,实现结构光视觉传感器的标定。如张广军等^[8]利用 BP 神经网络基于样本训练和学习的方式,建立二维图像坐标与三维空间坐标之间的映射关系,实现了结构光视觉系统的直接标定。A. Dipanda 等^[9]通过使用遗传算法建立二维图像坐标与三维坐标之间的关系实现传感器标定。

文中提出了一种基于支持向量机的三线结构光视觉传感器现场标定方法,设计了标定靶标与靶标图像特征点亚像素提取算法,基于支持向量机建立特征点的二维图像坐标和空间三维坐标的映射关系,实现对三线结构光视觉传感器的直接标定。该标定方法精度高,易于实现,速度快,适合现场标定。

1 三线结构光视觉传感器标定原理

1.1 三线结构光视觉传感器组成及测量原理

三线结构光视觉传感器基于结构光三角测量原理,由相机、三线激光器组成,三线结构光传感器可以同时获取三条结构光条纹上的信息,获取的信息量更大,其结构示意图如图 1 所示。

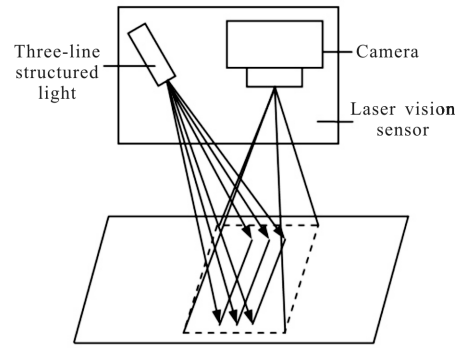


图 1 三线结构光视觉传感器结构示意图

Fig.1 Structure of three-line structured light vision sensor

三线结构光视觉传感器工作过程中,由激光器产生三条线形结构光条纹,投射到待测量物体表面,经物体反射后,由相机采集获取,结构光条纹的畸变程度能够反应出物体表面三维形状,通过对结构光视觉传感器标定,可以实现物体的测量。三线结构光视觉传感器标定的精度直接关系到测量结果的准确性。

1.2 直接标定原理

三线结构光传感器直接标定方法的标定原理如图 2 所示。其中, OUV 为图像坐标系, $OXYZ$ 为三维空间坐标系,结构光光平面上特征点的图像坐标 (u, v) 与三维空间坐标 (x, y, z) 存在映射关系。由于三线结构光光平面在三维空间坐标系的 OYZ 平面上,因此,只需要分别建立每个结构光光平面上特征点的图像坐标 (u, v) 同三维空间坐标 y 和 z 的对应关系即可。

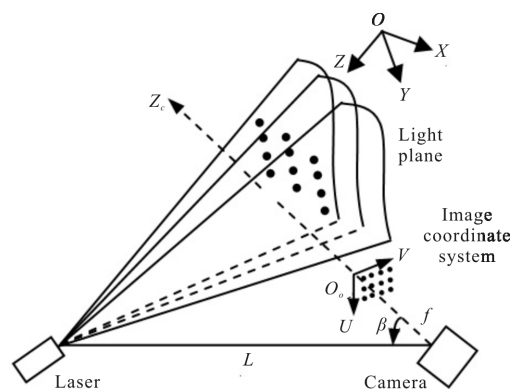


图 2 直接标定原理

Fig.2 Schematic of direct calibration

实际测量时,根据传感器对实物测量到的待标定点的图像坐标,判断标定点所属的结构光光平面,依据建立的该结构光光平面的图像坐标和三维空间

坐标的映射关系,得到待标定点的三维空间坐标,实现测量。

1.3 基于支持向量机的标定预测模型

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督式学习方法,广泛应用于统计分类以及回归分析中,它能够根据有限样本信息,在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷^[10]。支持向量机原理具体如下,已知样本数据: $T=\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X, Y)^l$, 其中第 i 个输入数据 $x_i \in R^n$, 样本输出 $y_i \in R$, l 为样本个数。支持向量机非线性回归就是用非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将样本从原空间映射到高维特征空间,并在这个高维的特征空间中寻找线性回归函数 $f(x)$, 这样在低维输入空间的非线性回归就对应于高维特征空间的线性回归,实现对样本数据的拟合及预测。

$$f(x)=\omega^T\varphi(x)+b \quad (1)$$

式中: $\omega \in R^n, x \in R^n; \omega, b$ 分别是权系数和偏置。支持向量机通过求解下面的优化问题构造回归函数 $f(x)$:

$$\min J(W, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - \omega^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i=1, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

式中: ξ, ξ^* 是松弛变量; C 为惩罚因子。根据目标函数和约束条件,建立 Lagrange 函数:

$$L = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + f(x_i)) - \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - f(x_i)) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (3)$$

式中: $\alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^* \geq 0$ 。

通常不直接求解上式,而是求解它的 Lagrange 对偶问题^[11]:

$$\max L(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \quad (4)$$

式中: $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 为核函数,核函数具有多种形式。

求解此问题,得到最优 Lagrange 乘子 α_i, α_i^* , 及

权值 w :

$$w = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \quad (5)$$

从而得到拟合函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (6)$$

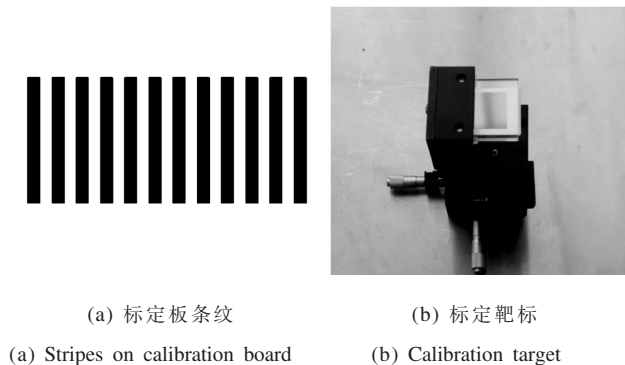
直接标定方法中,特征点的图像坐标与其三维坐标的关系模型的建立直接影响线结构光传感器标定的精度。文中将支持向量机应用到结构光视觉传感器标定中,不需要建立几何成像数学模型,跳过求取各参数的繁琐过程。支持向量机是基于统计学习理论的结构风险最小化原则的,因而有效地避免了过学习现象,求解速度快,同时支持向量机具有全局最优解,建立的模型具有很强的鲁棒性,能够有效的保证在线测量过程中标定的精度问题。

对三线结构光标定,采用两输入单输出的形式,摄像机采集的图像中结构光平面上的特征点像素坐标 (u, v) 作为输入,空间坐标 y 和 z 分别作为输出,建立预测模型。

2 三线结构光视觉传感器标定方法

2.1 标定靶标

为了精确建立特征点的图像坐标与其三维空间坐标的映射关系,选择印有高精度等间隔条纹的平板作为标定板,如图 3(a)所示,条纹线和间隔的宽度依据传感器测量精度要求和摄像机视场大小决定。将标定板安装在精密位移台上,调整标定板,使标定板条纹所在的被测面垂直于精密位移台的竖直移动方向,使条纹所在方向平行于精密位移台的一个水平移动方向,如图 3(b)所示。



(a) 标定板条纹 (b) 标定靶标
(a) Stripes on calibration board (b) Calibration target

图 3 标定靶标

Fig.3 Calibration target

2.2 标定特征点图像坐标提取算法

标定时, 三线结构光视觉传感器投射三条结构光条纹到标定板上, 采集获取包括结构光条纹和标定板条纹的靶标图像, 如图 4 所示, 结构光条纹与标定板上的条纹垂直相交, 结构光条纹和条纹中心线的交点, 即为靶标上的特征点。处理靶标图像, 分别提取并处理结构光条纹和标定板条纹, 识别特征点并提取特征点图像坐标, 特征点提取算法流程如图 5 所示。

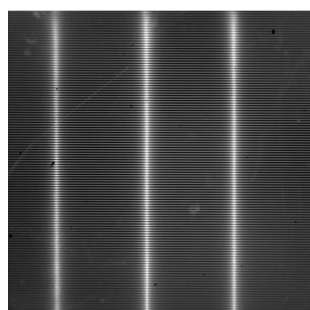


图 4 标定原始图像

Fig.4 Original image of calibration

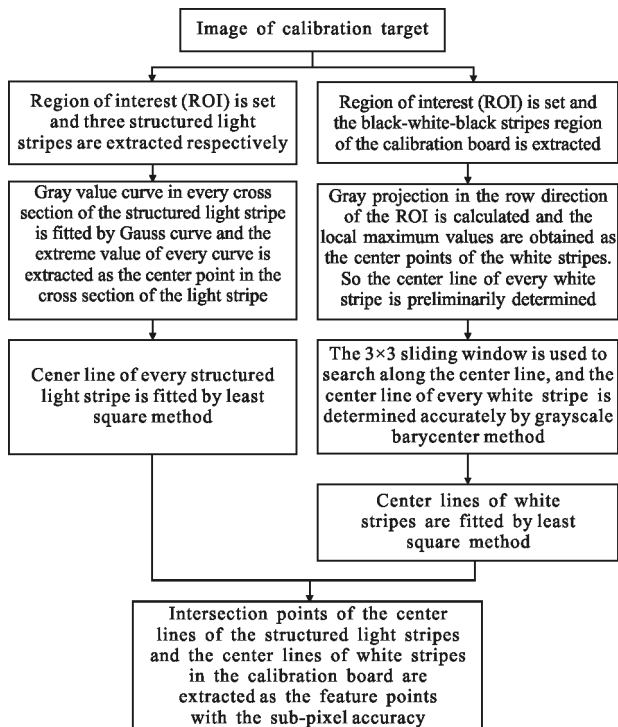


图 5 特征点识别和提取算法流程

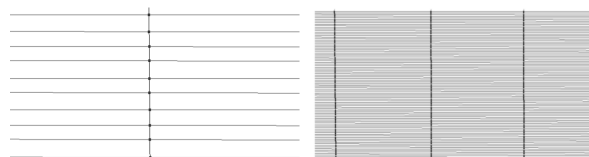
Fig.5 Flow chart of feature points recognition and extraction

分别针对结构光条纹和标定板条纹设定感兴趣区域, 提取出各区域图像。针对结构光条纹, 首先提取条纹各截面灰度值, 由于结构光条纹截面灰度分

布为高斯函数, 对灰度值进行二次高斯拟合得到灰度值的高斯拟合曲线, 并提取灰度最大值对应的点为该截面光纹的中心点, 高斯拟合公式如下。其次, 采用最小二乘法对结构光光纹各截面的中心点进行直线拟合。最后, 得到三条结构光光纹中心线。

$$y = a_1 \cdot \exp(-((x-b_1)/c_1)^2) + a_2 \cdot \exp(-((x-b_2)/c_2)^2) \quad (7)$$

针对标定板条纹, 首先计算图像各行灰度值的和, 求取局部最大值, 初步确定标定板上各白色条纹中心线位置。其次, 采用 3×3 滑窗沿该中心线搜索, 通过灰度重心法确定条纹中心线精确位置, 再次, 采用最小二乘法拟合标定板条纹中心线。最后, 得到标定板条纹中心线。结构光光纹中心线和标定板条纹中心线交点即为图像特征点, 如图 6(a)所示, 同时可以获得交点行坐标和列坐标的亚像素坐标值。特征点提取结果如图 6(b)所示。



(a) 拟合后提取的特征点 (b) 三线结构光提取的特征点
(a) Extraction of feature points after fitting (b) Feature points of three-line structured light

图 6 特征点提取结果

Fig.6 Extraction results of feature points

2.3 基于支持向量机的标定方法

为了实现三线结构光视觉传感器的直接标定, 需要给每个结构光平面分别建立空间坐标 y 和空间坐标 z 的 SVM 预测模型。通过获取每个结构光平面上不同深度位置的特征点的图像坐标和三维空间坐标, 建立映射关系, 实现标定。标定方法步骤如下:

(1) 调整精密平移台, 使结构光条纹位于测量的起始位置, 结构光条纹和标定板上的条纹垂直。

(2) 在靶标上建立空间坐标系, 定义结构光条纹与标定板边缘的白色条纹的中心线的交点为坐标原点 O , 精密平移台的竖直移动方向定义为 Z 轴方向; 垂直于标定板条纹的长度方向为 Y 轴方向。通过标定板上空间坐标系的原点位置、标定板上的条纹以及条纹间隔的宽度值和精密平移台的各个坐标方向上的指示值, 可获取特征点的空间坐标系坐标 (x, y, z) 。

(3) 采集光平面上不同深度位置的靶标图像, 其

包括如下采集过程:

1) 在初始位置采集一幅靶标图像;

2) 沿 Z 轴方向以一定步距调整精密平移台, 每调整一次, 采集一幅靶标图像, 直至采集结束;

(4) 处理采集到的靶标图像, 依据特征点提取算法提取图像特征点亚像素坐标(u, v);

(5) 分别基于 SVM 建立每个结构光光平面上的特征点的图像坐标和三维空间坐标的映射关系, 具体如下。

1) 选取一结构光光平面, 将其上采集获取的所有特征点的图像坐标(u, v)作为网络输入量, 特征点的空间坐标 y 作为输出量, 训练生成空间坐标 y 的 SVM 预测模型;

2) 对同一结构光光平面, 以图像坐标(u, v)作为网络输入量, 空间坐标 z 作为输出量, 训练生成空间坐标 z 的 SVM 预测模型;

3) 同理, 建立其他结构光光平面上的特征点的图像坐标和三维空间坐标的映射关系, 三个光平面共建立六个预测模型。

建立好映射关系后, 测量时, 将待标定点的图像坐标(u, v)输入对应的结构光光平面的空间坐标 y 或 z 的 SVM 预测模型, 即可得到相应的空间坐标。

3 实验和结果分析

文中搭建了三线结构光传感器标定试验台, 如图 7 所示。三线结构光视觉传感器中选用 Photonfocus 公司的 MV-D1024E-160 型号工业相机, 焦距为 50mm 的 Computar 镜头, NanolineLaserTM 的 NL-660S-100 型号三线激光器。其中, 相机分辨率为 1 024 pixel×1 024 pixel, 视场约为 10 mm×10 mm。标定靶标中选用的高精度条纹标定板, 其条纹和间隔的宽度相等, 为 0.05 mm, 精度为 0.001 mm, 精密平移台可在 X、Y、Z 三个方向上平移, 分辨率为 0.002 mm。

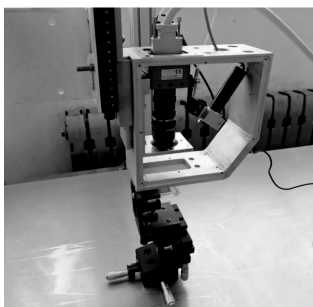


图 7 视觉传感器标定试验台

Fig.7 Experiment platform for calibration of vision sensor

分别进行了三线结构光视觉传感器的标定实验和精度校验实验。标定实验中, 沿 Z 轴方向调节精密平移台, 步距 0.05 mm, 量程为 2 mm, 共采集 41 幅标定图片, 每幅图片 93×3 个特征点, 通过图像处理获取特征点亚像素图像坐标。基于 SVM 建立标定点的图像坐标和三维空间坐标的映射关系, 其中, 支持向量机核函数采用径向基函数。标定过程中, 以每个光平面上特征点的图像坐标(u, v)作为输入, 其对应的空间三维坐标 y 或 z 作为输出, 首先, 采用智能算法优化 SVM 模型参数, 分别采用粒子群算法、网格搜索算法、遗传算法对 SVM 模型进行参数优化, 通过实验对比, 网格搜索算法优化参数效果最好; 其次, 利用优化参数分别建立空间坐标 y 和空间坐标 z 的 SVM 预测模型。

精度校验实验中, 每个光平面上随机取 100 个测试点, 共 300 个测试点进行校验。由精密平移台读出测试点的空间坐标, 为空间坐标的实际值。将测试点的图像坐标作为输入, 依据测试点所属的光平面, 输入相应的 SVM 预测模型, 得到空间坐标输出, 将模型输出值和实际值比较, 即可验证标定算法的精度和有效性。图 8(a)和图 8(b)分别为 300 个校验点在 Y 方向和 Z 方向上的误差值 Δ 。表 1 为误差统计表。

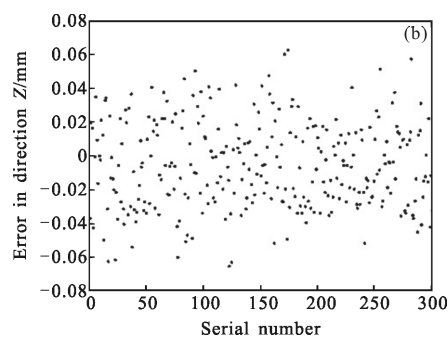
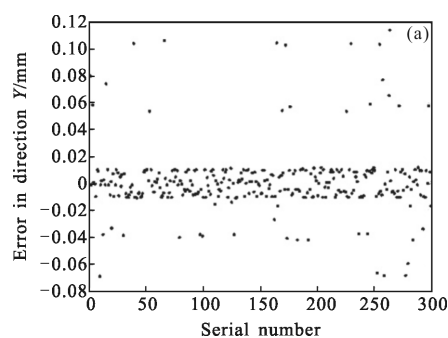


图 8 Y 方向和 Z 方向上的误差值

Fig.8 Error in direction Y and direction Z

表 1 误差统计
Tab.1 Error statistics

Optical plane number	Spatial direction	Maximum value of absolute error/mm	Minimum value of absolute error/mm	Mean value of absolute error/mm	Root mean square error/mm
1	Y	0.065 2	0.000 0	0.021 8	0.025 5
	Z	0.114 0	0.000 0	0.013 8	0.024 7
2	Y	0.063 5	0.000 1	0.019 6	0.023 8
	Z	0.135 2	0.000 0	0.013 8	0.027 2
3	Y	0.070 3	0.000 3	0.021 9	0.026 0
	Z	0.146 5	0.000 0	0.017 5	0.033 3

对相同的训练数据和测试数据,采用 BP 神经网络(BPNN)和支持向量机(SVM)进行对比实验,其中,实验用计算机的 CPU 为 i7-3770,主频 3.40 GHz,配有 8 G 的 RAM。BP 神经网络采用 3 层网络结构,建模过程中选用 20 次迭代。如表 2 所示,列出了采用 BP 神经网络算法与 SVM 算法标定的测试数据在 Y 方向和 Z 方向上真实值与预测值的绝对误差均值,并给出了这两种方法的预测模型训练时间和单特征点空间坐标的预测时间。

表 2 两种方法的误差、训练时间和预测时间比较
Tab.2 Errors, training time and prediction time comparison of two methods

Direction	BPNN		SVM	
	Y	Z	Y	Z
Mean value of absolute error/mm	0.023 7	0.020 3	0.021 1	0.015 0
Training time/s	3.083 82		0.705 52	
Prediction time/s	0.125 02		0.000 36	

实验结果表明,采用 SVM 算法对三线结构光视觉传感器标定的精度优于采用 BP 神经网络方法的标定精度,而且模型训练速度和特征点空间坐标的预测速度明显加快,实时性更好。

综上,选用条纹板组成标定靶标,单次获取特征点的数量大,有利于简化标定流程,提高标定精度,基于 SVM 建立特征点图像坐标和空间坐标的映射关系,预测误差较小,速度快,能够满足三维测量需求。

4 结 论

文中针对三线结构光视觉传感器,提出了一种基于支持向量机的标定方法,设计了由高精度条纹

板和精密平移台构成的靶标,并提取了靶标图像特征点的亚像素坐标值,采用支持向量机方法建立了特征点的图像坐标和空间三维坐标的映射关系,实现了对三线结构光视觉传感器的直接标定。实验结果表明,该标定方法具有较高的标定精度,Y 方向测量绝对误差均值为 0.021 1 mm,Z 方向测量绝对误差均值为 0.015 0 mm,该标定方法易于实现,标定速度快,适用于现场标定。

参 考 文 献 :

- [1] Xie Zexiao, Chen Wenzhu, Chi Shukai, et al. Industrial robot positioning system based on the guidance of the structured-light vision[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1015001. (in Chinese)
- [2] Konov S G, Khokholikov A A, Gololobova A A. The use of structured light for a photogrammetric method of measuring surfaces having complex shape[J]. *Measurement Techniques*, 2015, 58(7): 757-759.
- [3] Wang Li, Li Guangjun, Yang Xinyong, et al. One-site calibration of mounted parameter method for 3D mobile laser scanning[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(11): 1106005. (in Chinese)
- [4] Sung K, Lee H, Choi Y S, et al. Development of a multiline laser vision sensor for joint tracking in welding [J]. *Weld Journal*, 2009, 88(4):79-85.
- [5] Wang Zongyi, Li Hongwei, Li Dianpu, et al. A direct calibration method for structured light [C]//IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2005: 1283-1287.
- [6] Kuang Yongcong, Cui Liangchun. A new calibration method for line-structured light vision sensor based on linear scale [J]. *Journal of South China University of Technology*, 2016, 44(1): 71-77. (in Chinese)
- [7] Trucco E, Fisher R B. Acquisition of consistent range data using local calibration [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1994: 3410-3415.
- [8] Zhang Guangjun, Wei Zhenzhong. A method of structured light based 3D vision inspection using BP neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2002, 23(1): 31-35. (in Chinese)
- [9] Dipanda A, Woo S, Marzani F, et al. 3D shape reconstruction in an active stereo vision system using genetic algorithms[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(9): 2143-2159.
- [10] Abhisek U. Support vector machine [J]. *Computer Science*, 2007, 1(3): 1303-1308.
- [11] Awad M, Khanna R. Support vector regression [J]. *Neural Information Processing Letters & Reviews*, 2007, 11(10): 203-224.