

结构光3D点云的PIN针针尖提取

杜钦生, 李丹丹, 陈浩, 李雄飞

引用本文:

杜钦生, 李丹丹, 陈浩, 等. 结构光3D点云的PIN针针尖提取[J]. 液晶与显示, 2021, 36(9): 1331–1340.

DU Qin-sheng, LI Dan-dan, CHEN Hao, et al. PIN tip extraction from 3 D point cloud of structured light[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(9): 1331–1340.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0321>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

无人飞行器自主降落区识别方法研究

Method for identifying the landing area of unmanned aerial vehicle

液晶与显示. 2018, 33(3): 238–244 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183303.0238>

基于笔划三维深度特征的签名识别

Signatures recognition based on strokes 3D depth feature

液晶与显示. 2019, 34(10): 1013–1020 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193410.1013>

基于电磁追踪系统的点云配准方法研究

Point cloud registration method based on electro-magnetic tracking system

液晶与显示. 2020, 35(12): 1309–1314 <https://doi.org/10.37188/YJYXS20203512.1309>

基于云台摄像机的快速移动人群的检测与跟踪

Detection and tracking of fast moving camera based on the PTZ camera

液晶与显示. 2016, 31(10): 998–1005 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163110.0998>

基于ROS与三维点云图像的室内物体精准定位

Precise location of indoor objects based on ROS and point cloud images

液晶与显示. 2019, 34(6): 598–604 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193406.0598>

文章编号:1007-2780(2021)09-1331-10

结构光 3D 点云的 PIN 针针尖提取

杜钦生¹, 李丹丹^{1,2}, 陈 浩², 李雄飞^{3,4*}

(1. 长春大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022;

2. 苏州深浅优视智能科技有限公司, 江苏 苏州 215000;

3. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012;

4. 长春大学 旅游学院 工学院, 吉林 长春 130122)

摘要:在工业生产中对 PIN 针检测有越来越高的精度要求, 针对点云数据存在毛刺现象、孔洞、离群点及大量不同类型的噪点等问题, 本文提出采用结构光技术对 PIN 针的针尖平面在三维空间中进行提取的方法。首先, 利用几何特性和直通滤波进行点云粗提取, 快速准确地定位目标点云并去除大量非目标点云及离群点; 然后, 通过 KD-tree 对目标点云进行索引, 使用欧氏距离聚类分割算法对点云数量进行分割, 稳定有效地去除目标点云附近的小范围噪点; 最后, 通过对目标点云法向量与基准面法向量夹角的判断方法有效且精确地去除目标点云内不平整的噪点。实验结果表明, 该方法不仅可以准确去除 PIN 针点云数据的噪点, 且能精确地提取针尖坐标, 不同方向的 PIN 针高度测量标准偏差在 0.005 mm 以内。本文提出的方法普遍适用于平头型 PIN 针针尖的提取, 精度高, 速度快, 鲁棒性能好。

关键词: PIN 针; 结构光; 点云分割; 点云滤波

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/CJLCD.2020-0321

PIN tip extraction from 3D point cloud of structured light

DU Qin-sheng¹, LI Dan-dan^{1,2}, CHEN Hao², LI Xiong-fei^{3,4*}

(1. College of Computer Science and Technology, Changchun University,

Changchun 130022, China;

2. DEEPPerceptron Intelligent Technology Co., Ltd., Suzhou 215000, China;

3. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China;

4. Engineering Institute, Tourism College of Changchun University,

Changchun 130122, China)

Abstract: In industrial production, there is a higher precision requirement for pin detection. In view of the burr phenomenon, holes, outliers and a large number of different types of noise in point cloud data,

收稿日期: 2020-11-25; **修订日期:** 2021-02-01.

基金项目: 吉林省教育厅科学研究规划项目 (No.JJKH20200576KJ)

Supported by Scientific Research Planning Project of Jilin Provincial Education Department (No.JJKH20200576KJ)

* 通信联系人, E-mail: lxf@jlu.edu.cn

ta, this paper proposes a method to extract the pin tip plane in three-dimensional space using structured light technology. First of all, rough extraction of point cloud is carried out by geometric characteristics and through filtering. It can locate the target point cloud quickly and remove a large number of non-target point clouds and outliers accurately. Then, the target point cloud is indexed by KD-tree, the Euclidean distance clustering segmentation algorithm is used to segment the number of point clouds. It can stably and effectively remove small-scale noise near the target point cloud. Finally, the angle is judged between the vector of the target point cloud and the normal vector of the reference plane. It can remove the uneven noise in the target point cloud effectively and accurately. The experimental results show that this method can not only remove the noise of the pin point cloud data accurately, but also extract the pin point coordinates accurately. The standard deviation of the pin height measurement in different directions is within 0.005 mm. The method proposed in this paper is generally applicable to the extraction of flat pin tip with high precision, high speed and good robustness.

Key words: electronic connector; point cloud segmentation; euclidean cluster; normal vector estimation

1 引言

电子连接器引脚是工业接插件的关键部位,在生产过程中会存在翘脚、歪脚、缺脚和断脚等问题。引脚会直接决定产品的质量,因此对其位置的检测要求也非常严格。一方面,人工检测速度慢,误检率高,劳动量大^[1];另一方面,运用机器视觉进行质量检测,PIN 针检测均是基于硬件为 2D 相机、镜头加上光源在一定的工作距离对工件进行拍摄^[2-4],得到的图像为单通道灰度图或三通道彩色图,但像素值均是灰度值的 2D 平面图,这种方法对硬件的选型及摆放需要精准设置,且光照等外部因素会影响图片质量,最重要的是相机拍摄的空间物体投影到平面上会丢失很多关键信息,导致结果误差较大。相比之下,三维点云数据增加了深度信息,具有非常灵活、强大的表示能力,因此在机器视觉领域的应用越来越广泛,成为近年来的研究热点^[5-6]。但由于相机拍摄角度、人为因素、物体表面自身遮挡等问题,在无序点云中存在大量噪点,包括体外飞点、离群成簇噪点、混杂的毛刺噪点等。目前国内外学者提出了一些点云去噪和分割的方法^[7]。袁华等通过将噪声进行分类,采用不同滤波算法对噪声去除的方法,提高了计算效率且避免了细节失真^[8]。王晓辉等通过直接计算曲率及法向距离将点云数据分成平滑区域和尖锐区域进行去噪,可以说是按照点云的

特征进行分类去噪,但是点云数据越多其法向量计算时间越长^[9]。同样,吴禄慎等通过对点云曲率的计算将点云分成不同区域,然后采用平均滤波和自适应双边滤波算法去噪,但是在计算微分几何信息时耗时长,并且如果离群点很多时很难进行分类,则会出现较大误差^[10]。

本文提出一种基于结构光 3D 点云的 PIN 针针尖平面提取方式。通过结构光及工业相机采集点云信息。由于在工业中采集的点云数据量非常多,但又只对工件的某一部分进行提取处理,所以采用点云的特征进行分类去噪并提取^[11]。首先使用直通滤波去除大量非目标点云。对目标点云进行粗提取,采用欧氏聚类分割算法,满足工业上对速度性和准确性的要求。对于电子连接器引脚在工业中的高精度需求,对分割后的点云进行法矢量估算,并与基准平面的法向量进行对比,从而提高引脚重心的计算精度。该方法吸取了前人算法的优点,且对无序点云和网格化后的点云均适用,既能测量 PIN 针针尖高度,又能通过该方法在保留 PIN 针针尖细节的同时去除了干扰的点云数据,满足了在实际工业上电子连接器引脚检测的准确性、速度性、高精度的要求。

2 面结构光技术

三维测量技术中主动式三维测量采用结构照明方式,能快速、高精度地获得物体表面三维信

息,具有精度高、测量速度快、成本低等优点,非常适合在光照不足、缺乏纹理的场景下使用。因此,本文采用结构光技术获取工件点云数据信息^[12]。如图1所示,结构光由投影仪和相机两部分组成。通过投影仪投射特定的光信号覆盖到物体,然后利用相机收集物体信息^[13]。面结构光三维测量方法的基本原理是将计算机生成的已知相位的光栅条纹图像投影到被测物体轮廓,从与投影方向成一定角度的方向观测,因为物体位置及外面深度差别,光栅条纹的相位发生变化。变形的光栅携带了物体的三维信息,通过解相和相位展开等技术,可得出相位信息,进而利用三角法根据相位与物体空间坐标的转化关系求出物体的三维坐标^[14]。

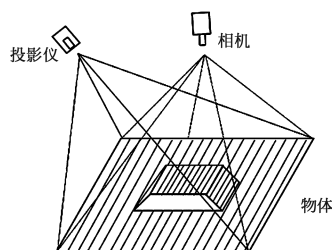


图1 结构光三维测量原理

Fig.1 Three dimensional measurement principle of structured light

3 PIN 针针尖提取

3.1 PIN 针针尖提取

3.1.1 直通滤波

点云中滤波方法有很多。实际应用中电子连接器引脚在实际传送带进行检测时,放置的位置均是在同一平面(高度)下,因此引脚的针尖高低差距不大。基于这一特点,直通滤波可以很好地将坐标系某一轴的大面积离群点去除,适合用于偏离主体点云比较远的离群点和非目标点,达到粗处理的目的,非常简单实用^[15]。其基本原理是对点云模型周围的某点到三维扫描仪的距离与给定的阈值进行比较,剔除不在给定阈值之内的噪声点云,保留在阈值之内的模型点云。

给定散乱点云数据 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ (共 n 个点), 直接根据工件拍到的点云图像信息确定在某一方向轴上进行阈值选择进行阈值分割, 设置保留的点云数据中点的坐标在某方向轴

的最小值 $d_{\min}$ 和最大值 $d_{\max}$ 。去除阈值范围以外的冗余点, 将目标点云分割出来, 从而去除背景点云。图2为原始拍摄的电子连接器点云图, 图中的颜色是按照总体点云数据的高度进行渲染, 从低到高依次为赤、橙、黄、绿、青、蓝、紫, 其中由蓝至紫为PIN针的针尖部分。从图中可以看出, PIN针针尖的点云在所有点云中面积较小, 因此存在大量不同方向、不同位置的无价值点云及离群点云, 且离群点云大小也不尽相同。图3所示为阈值分割与直通滤波之后的点云图, 从图中可以看出该滤波方法有效去除了电子连接器的底面点云, 将PIN针的针尖点云提取出来。

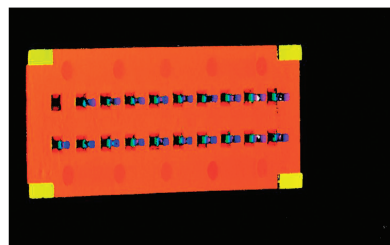


图2 电子连接器原始点云图

Fig.2 Points cloud chart of electronic connector

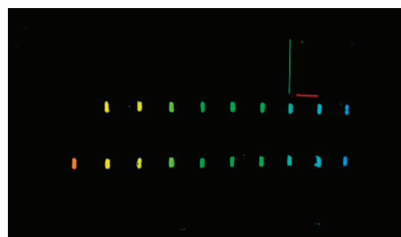


图3 直通滤波后点云图

Fig.3 Points cloud chart after straight through filtering

3.1.2 欧氏距离聚类分割

从图3的点云图可以看出, 阈值分割与直通滤波可以高效地过滤掉阈值之外的非目标点云, 但无法滤除在阈值之内的散乱噪点。图4为图3旋转放大后某一区域内的点云图, 可以看出针尖上存在大量噪点, 且阈值分割无法精准得到PIN针的针尖点云。点云分割可以划分出多个点云子集, 保证每块点云子集的属性相同或者相近^[16]。基于欧式距离的聚类分割是利用量化的方式来定义每个样本的相似程度^[17-18], 从而去掉散乱点云噪点。在实际工业中, 3D相机拍摄在同一位置下同一个物体且物体不发生形变条件下, 点云图片

也会发生细微差异,点云数据中的噪点也会时有发生或发生位置的改变,且引脚针尖的点云数据与噪点相比,距离是有效的差异因素,因此采用欧式距离聚类分割算法去除噪点。

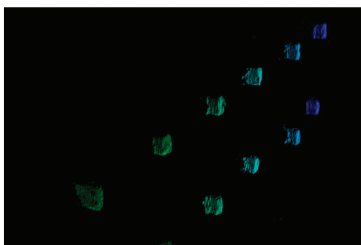


图 4 直通滤波后点云存在的噪点

Fig.4 Noise points existing in the point cloud after through filtering

在欧式距离聚类分割中,对于散乱点云的按序查找,本文选择采用 KD-tree 法。KD 树是基于二叉树可以实现多维数据的组织和储存的一种结构形式。KD 树每一个节点都可以划分为两个空间,直至节点中包含的数据少于设定值^[19]。

本文中的欧氏距离聚类分割可以同时去除目标点云附近的背景点云及目标点云周围的散乱噪点,从而准确地找到针尖点云。按照点与点之间的间隔作为判断是否为同一类点云的指标。针对点云数据剩下的 Q 个点,需要定义距离阈值 t ,小于阈值的点放在同一簇中,大于阈值的点则不放进该簇中^[20]。则每两个点之间的间隔 d 的计算公式为:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}, \quad (1)$$

其中 (x_i, y_i, z_i) 、 (x_j, y_j, z_j) 的 $i, j \in n$, 是任意两点在该工件坐标系的下标。

除此之外,在欧氏聚类分割中,增加一个判断是否属于同一局内点的指标,即簇内点的数量。电子连接器每个引脚的针尖外观、面积都接近一致大小,因此每一簇内的点云数量都在某一数值上下范围跳动,因此根据该指标可以判断该类点云是否为针尖点云。根据面积可以设定针尖点数量的阈值范围,即最小值 $n_{\min}$ 与最大值 $n_{\max}$ 。在这个阈值范围内则保留该类点云,否则,过滤掉该类点云。欧式距离聚类分割的详细算法流程:

(1)输入点云数据 P , 创建一个 KD-tree 数

据结构。

(2)随机选取 P 中一个点 p_i 进行近邻搜索,计算 p_i 与搜索到的每一个点的距离,将小于距离阈值点保留在类 N 中。

(3)对 N 中的每一个点 N_i 进行近邻搜索,同样判断搜索到的每个点到 N_i 的距离,如果符合要求则放入 N 中。直到 N 没有新的点加入为止,完成搜索进程。将 N 中一簇聚类加入点云索引 T 中,重置 N 。

(4)遍历 P 中所有点,重复(2)、(3)操作。

(5)设置一个聚类需要的最小点数目 m_1 和最大点数目 m_2 。

(6)迭代访问点云索引 T ,保留点数在 m_1 与 m_2 之前的点云子集,完成聚类分割。

欧氏距离聚类分割后的点云图如图 5 所示,从图中可以看出该算法过滤掉了图 3 中存在的离群点及引脚中小的稀疏噪点,有效地去除了非目标点云并准确提取了 PIN 针的针尖。图 6 为图 5 旋转放大后某一区域内的点云图。从图 6 可以看出,分割后的目标点云虽被准确地提取出来,但在针尖上存在少量上下浮动的噪点,且实物中该 PIN 针的针尖为平面,上下浮动的噪点对针尖测量的精确性存在一定程度的影响。

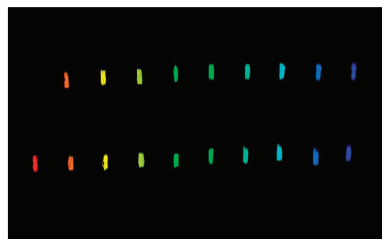


图 5 欧氏聚类分割后点云图

Fig.5 Points cloud chart after Euclidean distance clustering segmentation

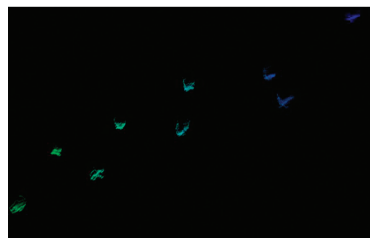


图 6 欧氏聚类分割后点云侧视图

Fig.6 Points cloud side view after Euclidean distance clustering segmentation

3.2 针尖平面滤波

法向量估计是点云处理的重要属性之一。点云中每一点的法向量夹角及曲率值均不随物体的运动而改变,具有刚体运动不变性。且法向量计算可以使点云既保持特征又能平滑区域。由于引脚中心提取的准确性非常高,否则就会对精度造成损失,又因为聚类分割后的点云数量并不是十分庞大,所以采用法向量估计对分割后仍然具有上下浮动噪点的针尖点云(图6)进行细化处理。

目前已有的点云法向量估计方法可以分为3种类型:基于局部表面拟合的方法^[21]、基于Delaunay/Voronoi的方法和基于鲁棒统计的方法^[22-23],根据实验结果及电子连接器引脚的特点,本文采用文献[24]提供的方法结合实际情况计算引脚点云的法向量。

本文方法中,分割后的点云数据 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_s\}$ (共 s 个点),点集中任意点 p_i 的最近 k 邻域可表示为 $N(p_i)$ 。通过在 p_i 及其 k 邻域上采用加权最小二乘拟合来定义一个平面 P ,该平面近似为局部切平面。对每个点的所有相邻点添加高斯(Gaussian)权重函数,即式(2)中的 $\theta(\cdot)$ 。这意味着距离点对法向量估计结果会产生不同的影响,从而可以得到较好的结果:

$$P_i(n, d) = \operatorname{argmin}_{n, d} \sum_{j=1}^k \theta(\|p_{ij} - p_i\|) \times (n \cdot p_i - d)^2, \text{ s.t. } \|n\|_2 = 1, \quad (2)$$

其中 n 为平面 P 的法向量, d 为 P 到坐标原点的距离。同时法向量 n 需要满足 $\|n\|_2 = 1$, $\theta(\cdot)$ 为高斯权重函数,此处的加权函数以 p 中当前点与其 k 邻域上的点的距离作为参考,其中 p_{ij} 为 p_i 的 k 邻域上任一点 ($j \in N(p_i)$), p_i 为点云数据 p 中任一点 ($i \in s$)。

电子连接器引脚的底座作为检测时的基准,通过在基准底座上拟合一个平面 P_2 来去除引脚点云的噪点。基准平面的拟合采取稳定性高、速度快的最小二乘法。

拟合平面 P_2 表示为:

$$P_2(n_2, d) = \operatorname{argmin}_{(n_2, d)} \sum_{i=1}^k (n_2 \cdot p_i - d)^2, \quad (3)$$

其中 n_2 为平面 P_2 的法向量, d_2 为 P_2 到坐标原

点的距离。

法向量滤波的最后一步是测量 P_2 的法向量与 P 的法向量的夹角 α 。对夹角设置阈值,在阈值内的点则保留,阈值之外的点则判定为噪点,进行剔除。图7为法向量滤波后的点云图,从图中可以看出法向量滤波并没有改变针尖形体特征,也没有将目标点过多的滤除造成失真的情况。图8是图7经过放大旋转后其中一个引脚针尖的点云图。从图中可以看出,该算法将针尖平面紧密相连的上下范围跳动的点也可以很好地去掉,从而得到近似在同一平面的点云数据,避免噪点数据的干扰,对下一步针尖中心点的提取更加准确稳定。

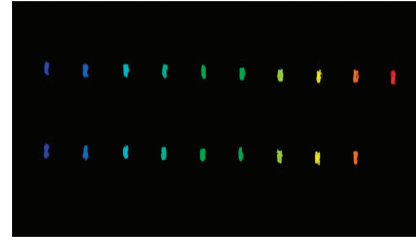


图7 法向量滤波后的点云图

Fig.7 Points cloud chart after normal vector filtering



图8 单个引脚针尖平面点云

Fig.8 Single pin tip plane point cloud

4 实验结果与分析

4.1 不同工件去噪参数设置及结果分析

为了验证本文算法的准确性,实验采用工业上常用的电子连接器引脚进行中心点提取,通过dpt 3D相机进行拍摄,操作是在主频 2.90 GHz, 8 GB内存, Window10 操作系统环境下,利用VS2017实现。表1为4种工件进行引脚针尖提取的最优参数设置。

表 1 多个工件引脚针尖提取的最优参数设置

Tab.1 Optimal parameter setting for multiple workpiece pin tip extraction

工件	d	$d_{\min}/\text{mm}$	$d_{\max}/\text{mm}$	t/mm	$n_{\min}/\text{个}$	$n_{\max}/\text{个}$	$\alpha/(\text{^\circ})$
1	z	15	14	0.05	150	360	0~20
2	x	10	8.5	0.05	800	130	0~20
3	z	20	15	0.05	150	500	0~20
4	z	5	4	0.08	1500	300	0~30

其中直通滤波的参数: d 为方向轴的选择, $d_{\min}$ 为坐标范围最小值, $d_{\max}$ 为坐标范围最大值;欧氏聚类分割的参数: t 为点距离阈值, $n_{\max}$ 为针尖最大点数目, $n_{\min}$ 为针尖最小点数目;法向量滤波的参数: α 为法向量余弦角。

图 2 与图 7 为工件 1 原始点云图及提取的针尖平面点云图,图 9~图 14 为另外 3 种工件的点云图。其中图 9、图 11、图 13 为 3 种工件原始点

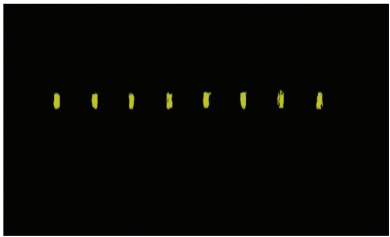


图 12 工件 3 针尖平面图
Fig.12 Pinpoint plane of Workpiece 3

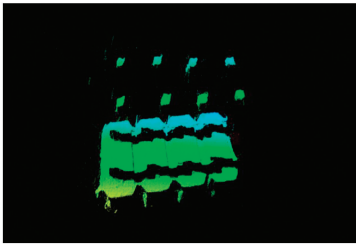


图 9 工件 2 原始点图
Fig.9 Original point cloud of Workpiece 2

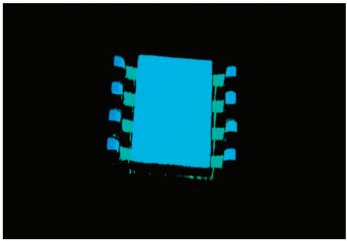


图 13 工件 4 原始点云图
Fig.13 Original point cloud of Workpiece 4

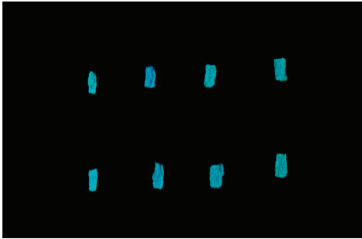


图 10 工件 2 针尖平面图
Fig.10 Pinpoint plane of Workpiece 2

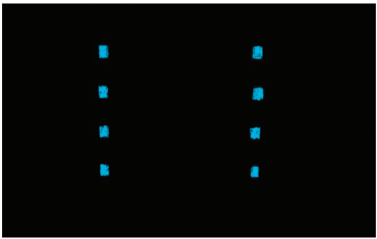


图 14 工件 4 针尖平面图
Fig.14 Pinpoint plane of Workpiece 4

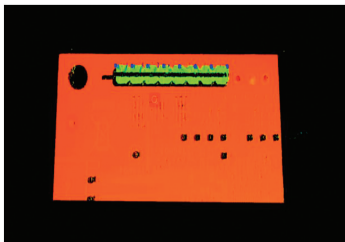


图 11 工件 3 原始点云图
Fig.11 Original point cloud map of Workpiece 3

云图,图 10、图 12、图 14 是采用本文算法根据表 1 的参数提取的对应的针尖平面点云图。工件 1~4 形状不同,引脚位置不同、列数不同、大小不同、个数不同,但均能准确提取引脚针尖平面的点云,滤除背景点云,剔除引脚针尖周围的细小噪点及针尖上的小范围的干扰点,从而对引脚的高度测量提供了准确的前提条件,说明本文算法具有

普适性。

4.2 平面度检测

分别计算每个工件的每个引脚针尖平面的平面度。计算得到的引脚针尖平面的所有点数据与基准面的距离,将最大值与最小值做减法即为一张图所有引脚针尖的平面度。与原始图像每个引脚针尖平面的平面度进行对比,原始图像计算平面度步骤如下:经过直通滤波与聚类分割后,计算引脚针尖平面所有点到基准面的距离,将得到的最大值与最小值做减法,得到原始图像针尖平面度。对比结果如表 2 所示。

表 2 本文算法计算的针尖平面度与原始图像的针尖平面度对比

Tab.2 Flatness of the tip calculated by this algorithm compared with the original image flatness of the tip

	平面度/mm			
	工件 1	工件 2	工件 3	工件 4
本文算法	0.372 735	0.196 51	0.314 198	0.198 741
原始图像	0.676 894	0.421 42	0.660 438	0.303 812

根据表中数据得出,本文算法平面度约是原始图像计算的针尖平面度的 0.5 倍,相较于原始图像,本文算法得到的针尖平面点云数据更平整,无效噪点更少,体现了法向量滤波在引脚针尖检测的重要性,因此本文算法在提取引脚针尖平面上的点云数据具有很好的准确性。

4.3 高度测量

对工件 1 进行 PIN 针的高度测量。由于通过 3D 测量可直接得到 PIN 针的三维坐标点,因此工件 1 采用本文算法提取的针尖点云计算每根针尖的中心点坐标 $c(x, y, z)$, 计算公式为式(4),再根据式(5)计算中心点到基准面的距离即为 PIN 针的高度 H 。

$$c(x, y, z) = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k (x_i, y_i, z_i), \quad (4)$$

$$H = \frac{ax + by + cz + d}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}, \quad (5)$$

其中 (x_i, y_i, z_i) 为工件 1 提取到的 k 个针尖点坐标 ($i \in k$)。 a, b, c, d 为通过公式(3)得到的基准平面的系数。

重复实验 10 次,图 15 为工件 1 中引脚高度

测量的 10 次统计结果。工件的标准值为 $2.5(\pm 0.05)$ mm,从图 15 可以看出,所有针尖高度均在真值以内,表 3 为图 15 中 19 根引脚测量 10 次得到的每根引脚的最大值、最小值、差值、标准差。从表中得知,引脚的最大值与最小值之间的差值在 0.003 mm 以内,说明本文算法可实现的精度在 ± 0.005 mm 以内,准确性较强;同时标准差在 0.001 以内,说明本文算法的稳定性强。因此,本文算法对 PIN 针针尖提取结果准确有效且鲁棒性强。

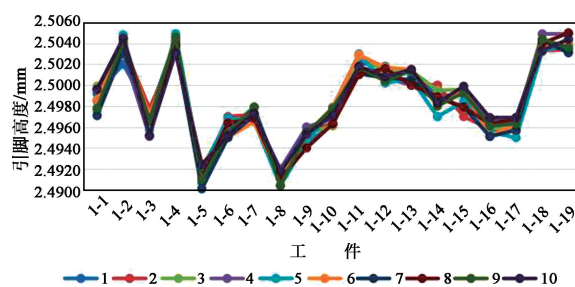


图 15 工件 1 中 19 根引脚高度测量 10 次统计图

Fig.15 Statistical diagram of 19 pin height measurements for 10 times in workpiece 1

表 3 工件 1 中 19 根引脚测量 10 次统计表

Tab.3 Statistical table of 10 times of 19 measurement with pin in workpiece 1

针尖	最小值/ mm	最大值/ mm	差值/ mm	标准差
1	2.497 4	2.499 9	0.002 8	0.000 90
2	2.502 1	2.504 9	0.002 4	0.000 72
3	2.495 0	2.497 8	0.002 8	0.000 74
4	2.503 0	2.504 9	0.001 9	0.000 57
5	2.490 4	2.492 7	0.002 3	0.000 72
6	2.495 0	2.497 0	0.002	0.000 63
7	2.496 8	2.497 8	0.001	0.000 41
8	2.490 1	2.491 9	0.001 8	0.000 53
9	2.494 1	2.496 0	0.001 9	0.000 43
10	2.496 0	2.497 7	0.001 7	0.000 58
11	2.501 8	2.503 0	0.001 2	0.000 63
12	2.500 1	2.501 8	0.001 7	0.000 50
13	2.500 1	2.502	0.001 9	0.000 66
14	2.497 5	2.499 9	0.002 4	0.000 55

续 表

针尖	最小值/ mm	最大值/ mm	差值/ mm	标准差
15	2.497 5	2.499 8	0.002 3	0.000 68
16	2.495 3	2.496 9	0.001 6	0.000 62
17	2.495 5	2.496 7	0.001 2	0.000 58
18	2.503 1	2.504 2	0.001 1	0.000 56
19	2.503 1	2.505	0.001 9	0.000 64

4.4 与现有方案对比

采用 500 万像素 2D 相机,25 mm 景深的镜头,光源为平行背光,曝光时间为 1 000 ms 对工件 3 进行采图(图 16),并根据近几年研究的基于机器视觉技术的文献[4]计算 PIN 针的高度。首先使用 3×3 的中值滤波对图像进行去噪处理,梯度锐化法清晰 2D 图像轮廓,Qtsu 算法进行阈值分割,然后使用 Canny 算子进行边缘检测,Harris 算子进行角点检测及最小二乘法进行直线拟合,从而通过简单的数学运算公式对 2D 图像进行引

脚高度的测量。

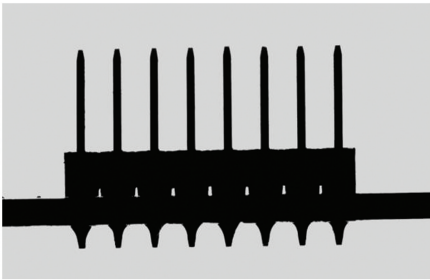


图 16 工件 3 侧面灰度图

Fig.16 Gray-scale images of workpiece 3 sides

表 4 为根据现有 2D 相机拍摄方案与本文方案测得的针尖高度进行数据统计,图 17 为表 3、4 数据折线图。通过精度为 1 μm 的螺旋测微器检测针尖距离基准面的标准高度为(6.000±0.005)mm,通过表 3 和图 17 可知,本文算法更接近真值,更准确,且在范围内高度值跳动小,鲁棒性较好。表 5 为本文算法与现有算法的运行时间测试,由在相同电脑上(未使用 GPU)的测试结果可知,本文算法效率更高,时间更快。

表 4 工件 3 的 PIN 针高度测量结果

Tab.4 Height measurements of ten pins in different directions (mm)

方案	第 1 根	第 2 根	第 3 根	第 4 根	第 5 根	第 6 根	第 7 根	第 8 根	极大值	极小值
本文方案	5.995 6	5.999 4	6.002 3	5.996 1	6.000 6	6.001 5	5.991 9	5.994 5	6.002 3	5.991 9
现有方案	5.988 1	5.984 8	5.996 3	5.982 0	5.999 6	5.999 4	5.982 5	5.992 4	5.999 6	5.982 0

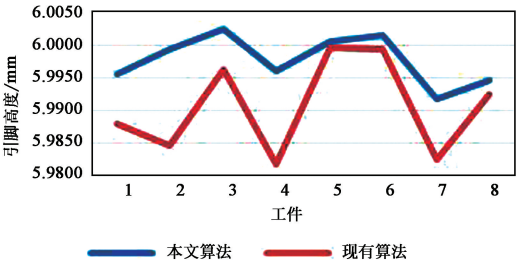


图 17 不同方法计算针尖高度统计图

Fig.17 Statistic chart of tip height was calculated by different methods

表 5 PIN 针检测运行时间

Tab.5 Run time of pins (ms)

	本文方法	现有算法
时间	150.6	273.2

5 结 论

在工业生产中对 PIN 针的检测精度要求越来越高,本文采用结构光技术对 PIN 针的针尖平面在三维空间中进行提取。根据点云数据存在毛刺现象、孔洞、离群点及大量不同类型的噪点等问题,首先利用几何特性和直通滤波进行点云粗提取,快速准确地行定位目标点云并去除大量非目标点云及离群点。然后使用欧氏距离聚类分割算法,采用对点云数量进行范围限制及欧式距离阈值设置的方式对目标点云进行分割,稳定有效地去除目标点云附近的小范围噪点,更精细化地提取 PIN 针针尖。最后通过对目标点云法向量与基准面法向量夹角的判断方法筛选符合阈值夹角的针尖点云,有

效且精确地去除目标点云内不平整的噪点,对针尖点云数据的提取更加准确。实验结果表明,本文算法的标准差在0.001以内,比现有方案精度高,鲁棒性好,用时提高了122.6 ms。

参 考 文 献:

- [1] 胡万志.基于图像处理电子连接器视觉定位检测算法[J].控制工程,2017,24(1):118-123.
HU W Z. Electronic connector vision inspection algorithm based on image processing [J]. *Control Engineering of China*, 2017, 24(1): 118-123. (in Chinese)
- [2] 凡良玉,潘丰.基于视觉的接插件 pin 针正位度检测系统设计[J].江南大学学报(自然科学版),2015,14(6):762-768.
FAN L Y, PAN F. Detection system design for the pin's position of connectors using machine vision [J]. *Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition)*, 2015, 14(6): 762-768. (in Chinese)
- [3] 卢佳宇.基于机器视觉的航空电连接器插针检测技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
LU J Y. Research on technologies of pin's detection for avionics electronic connector based on machine vision [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. (in Chinese)
- [4] 王彦朝.基于机器视觉的端子高低针检测系统研究[D].哈尔滨:黑龙江大学,2018.
WANG Y C. Research on the terminal high and low pin's detection system based on machine vision [D]. Harbin: Heilongjiang University, 2018. (in Chinese)
- [5] 王鑫龙,孙文磊,张建杰,等.基于点云数据的逆向工程技术研究综述[J].制造技术与机床,2018(2):49-53.
WANG X L, SUN W L, ZHANG J J, et al. Review on reverse engineering research based on point cloud data [J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2018(2): 49-53. (in Chinese)
- [6] 刘芳.基于3D点云的可操作对象识别方法研究[D].北京:华北电力大学,2015.
LIU F. Manipulable object recognition research based on 3D point cloud [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015. (in Chinese)
- [7] 刘阳阳.三维点云数据预处理和分割算法的研究[D].西安:西安工程大学,2019.
LIU Y Y. Research on 3D point cloud data processing and segmentation algorithm [D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2019. (in Chinese)
- [8] 袁华,庞建铨,莫建文.基于噪声分类的双边滤波点云去噪算法[J].计算机应用,2015,35(8):2305-2310.
YUAN H, PANG J K, MO J W. Denoising algorithm for bilateral filtered point cloud based on noise classification [J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(8): 2305-2310. (in Chinese)
- [9] 王晓辉,吴禄慎,陈华伟.基于法向量距离分类的散乱点云数据去噪[J].吉林大学学报(工学版),2020,50(1):278-288.
WANG X H, WU L S, CHEN H W. Denoising of scattered point cloud data based on normal vector distance classification [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2020, 50(1): 278-288. (in Chinese)
- [10] 吴禄慎,史皓良,陈华伟.基于特征信息分类的三维点数据去噪[J].光学精密工程,2016,24(6):1465-1473.
WU L S, SHI H L, CHEN H W. Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(6): 1465-1473. (in Chinese)
- [11] 刘静静.三维点云重建中的去噪算法研究[D].北京:北京交通大学,2019.
LIU J J. Denoising algorithms in 3D point cloud reconstruction [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019. (in Chinese)
- [12] 达飞鹏,盖绍彦.光栅投影三维精密测量[M].北京:科学出版社,2011.
DA F P, GAI S Y. *3D Precision Measurement of Grating Projection* [M]. Beijing: Science Press, 2011. (in Chinese)
- [13] 刘新宇.面结构光在三维测量中的应用技术研究[J].航空制造技术,2019,62(10):83-87.
LIU X Y. Research on application of surface structured light in 3D measurement [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2019, 62(10): 83-87. (in Chinese)
- [14] 高瞻宇,顾营迎,吕耀宇,等.融合通用形变模型信息的面部三维重建[J].光学精密工程,2018,26(1):184-192.
GAO Z Y, GU Y Y, LV Y Y, et al. Face reconstruction fused with generic morphable model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(1): 184-192. (in Chinese)

- [15] 杨曼. 基于 Kinect 三维点云重建中预处理与配准的研究[D]. 西安: 西安工程大学, 2018.
YANG M. Research on preprocessing and registration of 3D point cloud reconstruction based on Kinect [D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2018. (in Chinese)
- [16] 王雅男, 王挺峰, 田玉珍, 等. 基于改进的局部表面凸性算法三维点云分割[J]. 中国光学, 2017, 10(3): 348-354.
WANG Y N, WANG T F, TIAN Y Z, *et al.* Improved local convexity algorithm of segmentation for 3D point cloud [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(3): 348-354. (in Chinese)
- [17] 崔绍臣. 三维点云数据处理系统设计与开发[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
CUI S C. Design and development of 3D point cloud data processing system [D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)
- [18] 陈向阳, 杨洋, 向云飞. 欧氏聚类算法支持下的点云数据分割[J]. 测绘通报, 2017(11): 27-31, 36.
CHEN X Y, YANG Y, XIANG Y F. Measurement of point cloud data segmentation based on Euclidean clustering algorithm [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(11): 27-31, 36. (in Chinese)
- [19] 宗长富, 文龙, 何磊. 基于欧几里得聚类算法的三维激光雷达障碍物检测技术[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 107-113.
ZONG C F, WEN L, HE L. Object detection based on Euclidean clustering algorithm with 3D laser scanner [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2020, 50(1): 107-113. (in Chinese)
- [20] 薛连杰, 齐臣坤, 张彪, 等. 基于 3 维点云欧氏聚类 and RANSAC 边界拟合的目标物体尺寸和方位识别[J]. 机械设计与研究, 2018, 34(5): 44-48, 53.
XUE L J, QI C K, ZHANG B, *et al.* Object size and orientation recognition based on 3D point cloud Euclidean clustering and RANSAC boundary fitting [J]. *Machine Design and Research*, 2018, 34(5): 44-48, 53. (in Chinese)
- [21] 黄建宇, 屈玉福, 姜吉祥. 无人飞行器自主降落区识别方法研究[J]. 液晶与显示, 2018, 33(3): 238-244.
HUANG J Y, QU Y F, JIANG J X. Method for identifying the landing area of unmanned aerial vehicle [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(3): 238-244. (in Chinese)
- [22] 李宝, 程志全, 党岗, 等. 三维点云法向量估计综述[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(23): 1-7.
LI B, CHENG Z Q, DANG G, *et al.* Survey on normal estimation for 3D point clouds [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(23): 1-7. (in Chinese)
- [23] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 尖锐特征曲面散乱点云法向估计[J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 2581-2588.
YUAN X C, WU L S, CHEN H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2581-2588. (in Chinese)
- [24] GROSS M, PFISTER H. *Point-Based Graphics: A volume in The Morgan Kaufmann Series in Computer Graphics* [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2007.

作者简介:



杜钦生(1978—), 男, 吉林磐石人, 博士, 副教授, 2015 年于吉林大学获得博士学位, 主要从事嵌入式系统、机器视觉等方面的研究。E-mail: duqsh@sina.com



李雄飞(1963—), 男, 吉林省吉林市人, 博士, 教授, 2002 年于吉林大学获得博士学位, 主要从事信息融合与数据挖掘方面的研究。E-mail: lxf@jlu.edu.cn



李丹丹(1993—), 女, 吉林长春人, 硕士研究生, 2016 年于长春工业大学获得学士学位, 主要从事图像处理与机器视觉方面的研究。E-mail: 1677716048@qq.com