

基于点云驱动的 DD 马达端面全跳动测量

周虎¹, 舒登登¹, 吴重军^{1,2*}, 王琪冰^{2,3}¹东华大学机械工程学院, 上海 201620;²森赫电梯股份有限公司, 浙江 湖州 313009;³中国计量大学机电工程学院, 浙江 杭州 200031

摘要 direct driver(DD)马达的端面全跳动直接影响其定位精度。由于端面全跳动测量复杂,实际生产中一般使用千分表测量其端面跳动来近似替代。此方法易损坏被测物的表面,效率低下且精度不高。针对上述问题,提出一种基于点云驱动的 DD 马达端面全跳动测量方法。首先,采用线激光传感器获得 DD 马达表面的点云,该传感器使用激光三角测量法测量被测物的距离,Z轴测量精度为 1.8~3.0 μm ,重复精度为 0.4 μm ;其次,使用均匀下采样算法压缩点云;接着,设计一种基于曲率和密度的混合分割算法分割压缩后的点云,获得 DD 马达工作面的点云;然后,对工作面点云进行异常值分析,并采用基于拉依达准则的算法将异常值剔除;最后,使用随机抽样一致性算法对点云进行平面拟合,获得点云平面方程,并将该平面作为基准面计算 DD 马达的端面全跳动。实验结果表明,所提方法测量结果为 16.8458 μm ,与参考结果(15 μm)在微米级别上误差为 12% 左右,满足工业精度要求,有效验证了所提方法的优越性。此外,还基于点云库、Qt 和 Visual Studio 平台开发了 DD 马达端面全跳动测量软件,实现了数据显示、点云处理、一键测量、数据管理等功能。

关键词 机器视觉; 端面全跳动; 点云处理; 线激光; direct driver 马达; 随机抽样一致性算法

中图分类号 TP391.72

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221608

Full Runout Measurement of DD Motor End Face Based on Point Cloud Drive

Zhou Hu¹, Shu Dengdeng¹, Wu Chongjun^{1,2*}, Wang Qibing^{2,3}¹College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China;²Sicher Elevator Co., Ltd., Huzhou 313009, Zhejiang, China;³College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 200031, Zhejiang, China

Abstract The total lateral runout of the direct driver (DD) motor directly affects the positioning accuracy of DD. In real-time production, face runout is measured using dial indicators because of the complex measurement process for total face runout. This method can easily damage the surface of the measured object and is associated with inefficiency and low precision. To address this issue, a method to measure the DD motor end face runout based on point cloud driving is proposed. In this method, the point cloud on the DD motor surface is obtained using a linear laser sensor that incorporates laser triangulation to measure the distance of the object. The Z-axis measurement accuracy is 1.8–3.0 μm , and the repetition accuracy is 0.4 μm . Then, the point cloud is first compressed using a uniform down sampling algorithm and then segmented using a hybrid segmentation algorithm based on curvature and density. The segmentation of the compressed point cloud helps in obtaining the point cloud of the DD motor working face. The outliers in the point cloud of the working face are then analyzed and eliminated using an algorithm based on the Pauta criterion. Finally, the random sampling consistency algorithm is used to fit the point cloud plane to obtain the point cloud plane equation, and the plane is used as the reference to calculate the total end face runout of the DD motor. Our experimental results show that the measurement result of the proposed method exhibits about 12% error at the micrometer level compared to the reference result, indicating the effectiveness of the proposed method and confirming that it also meets the industrial precision requirements. In addition, the DD motor end face runout measurement software is developed based on the point cloud library, Qt, and Visual Studio platforms. The developed software realizes data display, point cloud processing, one-click measurement, data management, and other functions.

Key words machine vision; full runout of end face; point cloud processing; line laser; direct driver motor; random sampling consistency algorithm

收稿日期: 2022-05-16; 修回日期: 2022-06-13; 录用日期: 2022-07-04; 网络首发日期: 2022-07-14

基金项目: 上海市自然科学基金(22ZR1402400)、上海市青年科技英才扬帆计划(19YF1401400)

通信作者: *wcjunm@dhu.edu.cn

1 引言

direct driver(DD)马达(即力矩电机)转子直接与负载相连接以至于可达到极高的控制精度^[1-2],被广泛应用于高精度定位场合,如在晶圆切割中作为高精度的分度台^[3]。端面全跳动公差直接影响着 DD 马达的定位精度,而精确、高效的端面全跳动测量技术则是保证 DD 马达高精度的关键环节。

目前,大部分的 DD 马达普遍采用人工检测方法,用千分表进行接触式检测。工人用千分表表头上的顶针顶住圆盘的端面,直到刻度盘指针旋转半圈,然后缓慢地将圆盘旋转一周,观察表盘读数并取最大值与最小值之间的差值作为该旋转圆盘端面的跳动量^[4]。上述方式不仅效率低下,且由于千分表在测量过程中需要和被测圆盘面充分接触,易对圆盘表面造成损伤^[5]。此外,上述方式用端面跳动近似替代端面全跳动,精度不高。

DD 马达端面全跳动测量存在两个特点:其一是端面全跳动测量程序复杂,工厂中一般测量端面跳动来近似替代;其二是测量精度要求高,要达到微米级。针对端面跳动测量过程中存在的问题,国内外已有相关的研究成果和应用。在国外,汽车制动盘端面跳动检测使用最多的是电荷耦合元件(CCD)尺寸测量技术,该技术测量速度快,但精度不高^[6]。Yuan 等^[7]设计了一种基于工业电脑的汽车制动盘端面跳动测量系统。柯子龙^[8]针对汽车制动盘设计了一种基于激光三角法的非接触式测量方法,利用光电开关接收信号的

情况来判断制动盘在位与否及型号,并研制出一套自动测量制动盘端面跳动的系统。刘健英^[9]采用计算机视觉测量技术,根据交比不变原理,建立了一种基于线结构光的视觉测量模型,该模型能准确测量圆盘的端面跳动,但较为复杂,不适合大范围推广。

综上所述,在端面跳动测量领域使用最多的非接触技术是基于激光或者计算机视觉的技术,而且基本都是围绕汽车制动盘进行研究的,对 DD 马达的跳动测量研究很少。受上述技术启发,本文提出一种基于点云驱动的 DD 马达端面全跳动测量方法。该方法基于 3D 视觉的技术,通过分析处理点云得到 DD 马达的端面全跳动。

2 方法及原理

2.1 方法框架

使用线激光传感器扫描旋转中的 DD 马达,获得 DD 马达表面的点云数据,然后对点云进行分析处理得到端面全跳动值。在对 DD 马达点云的处理中,有一个难点:采集的点云中除了包含工作面点云,还包含一些其他部分,如噪声、其他表面等,如图 1 所示,需要计算端面全跳动的部分只有图中圆环框住的工作面,但传感器扫描时,会扫描到一些冗余数据点。这些冗余点可分为 3 类:离群点、其他表面和边界点,需要将它们分割出来。分割的难点有两个:一是冗余点种类多,无法用单一的分割算法比如欧氏聚类等进行分割;二是边界点、其他表面这两类冗余点和主体点云紧密结合在一起,容易出现过分割。

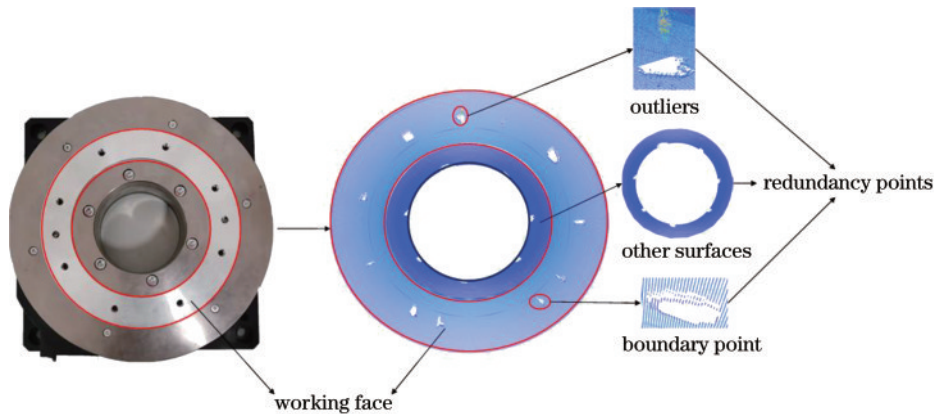


图 1 DD 马达点云

Fig. 1 Point cloud of DD motor

所提方法的流程如图 2 所示。具体步骤如下:首先,使用线激光传感器获取 DD 马达表面的点云数据;其次,使用均匀采样方法对点云进行压缩,接着设计一种基于曲率和密度的混合分割算法对点云进行分割,获得 DD 马达工作面的点云;再次,使用基于拉依达准则的算法将工作面点云的异常值剔除;然后,使用随机抽样一致性算法(RANSAC)对点云进行平面拟合,获得点云平面方程,并以该面为基准面,判断每个点与平

面的关系,若在平面上方,则计算出的欧氏距离为正值,若在平面下方,则为负值;最后,计算距离极大极小值的差值,该差值即为端面全跳动值。

2.2 采集 DD 马达表面点云

搭建的用于采集 DD 马达表面点云的实验平台如图 3 所示。整个实验平台包括 3 大部分:实验支架、线激光传感器和 DD 马达。线激光传感器是海康威视的 3D 激光轮廓传感器,型号为 MV-DP2305-01H。该传

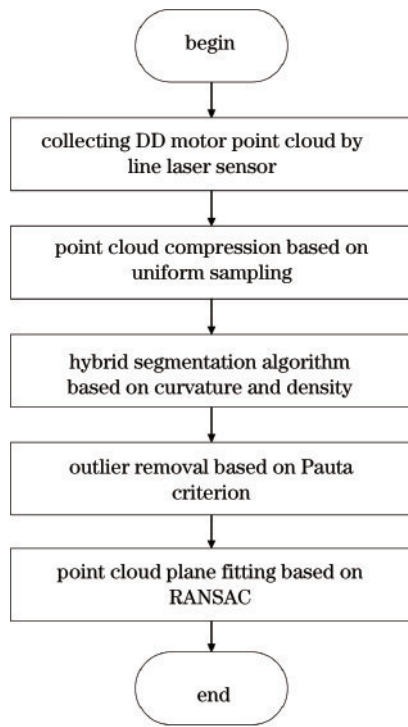


图2 所提方法流程图

Fig. 2 Flow chart of proposed method

传感器的基本原理为通过内部的激光发射器将激光射向被测物体表面,经物体反射的激光被内部的 CCD 线性相机接收。根据激光发射器和相机的固定角度以及相机的内外参数,数字信号处理器能计算出传感器和被

测物体之间的距离。

传感器的相关参数如表 1 所示。图 3 中同心圆包围的部分是线激光传感器的扫描区域。DD 马达表面点云数据采集流程如下:1)将 DD 马达水平放置在实验支架上,线激光传感器要水平于 DD 马达表面放置在马达上方,调整高度直到传感器能扫描到表面区域;2)启动 DD 马达,使 DD 马达缓慢且匀速地旋转。马达一边旋转,传感器一边采集点云,直到马达旋转一周,传感器就能采集到完整的表面点云。

2.3 基于均匀采样的 DD 马达点云压缩

从表 1 可知,采集的点云很密,单根激光线的点云高达 2048 个。整个点云由 1000 根激光线组成,总点数为 2048000,文件大小有 74 MB。这么大的文件直接存取和使用需要占用大量的存储资源和运算资源,所以在对点云进行后续处理前,需要进行压缩。目前常用的点云压缩算法有体素下采样、曲率下采样^[10]和随机下采样^[11]等。体素下采样的采样点并不是原始点,容易产生较大误差,这在端面跳动测量中是不被允许的,而随机下采样和曲率下采样都是非均匀采样方法,不利于后续的点云分割。本研究使用一种基于均匀下采样的点云压缩方法,该方法不仅能对点云进行均匀采样,而且采样点也是点云中的原始点。核心原理为把点云划分为 n 个体积一样的球体,每一个球体里面包含 k 个点,取这 k 个点里面离网格中心最近的点来代表这 k 个点^[12]。

表 1 线激光传感器参数

Table 1 Parameters of linear laser sensor

Points of a single contour	Near field / mm	Far view / mm	Measuring range / mm	Z-axis resolution / μm	Z-axis repeatability / μm	Scanning frequency / Hz
2048	25.2	34.4	0-25	1.8-3.0	0.4	700

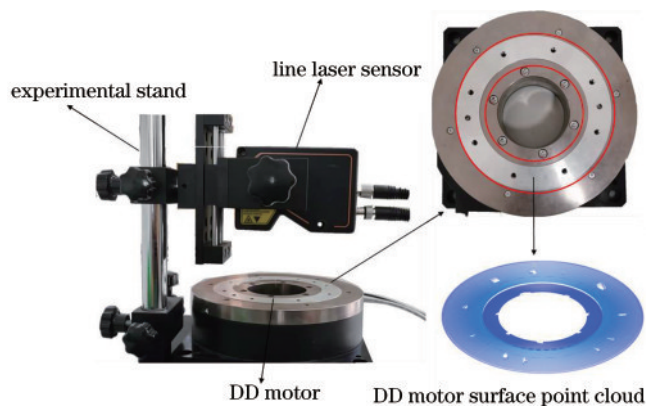


图3 实验平台和采集到的点云

Fig. 3 Experimental platform and collected point cloud

使用均匀下采样需要设置采样半径 S 的大小, S 的单位和输入的点云数据单位保持一致。所用点云数据单位为 μm , 所以 S 单位也为 μm 。为了提高参数设置的效率,根据所用设备的采样精度提出了选取采样

半径的经验公式。

假设线激光传感器 3 个轴的采样分辨率分别为 x, y, z , 三者中的最大值为 $\text{Max}\{x, y, z\}$, 则采样半径 S 应优先在下式中选取:

$$0.5\text{Max}\{x, y, z\} < S < 2\text{Max}\{x, y, z\}. \quad (1)$$

2.4 基于曲率和密度的混合分割算法

点云压缩之后还需进行分割处理。待分割点云的冗余点有离群点、其他表面和边界点。这 3 类点云的特征各不相同,无法只用一种特征将其分割。对 DD 马达点云进行分析后,设计了两个特征用于 DD 马达点云分割:1)曲率特征。鉴于主体点云的形状基本是一个平面,主体点云中每个点的曲率不仅小而且很相近,所以可计算每个点的局部曲率,并将小于曲率阈值的点归为主体点云。2)密度特征。通过曲率阈值分割之后,点云中的其他表面和大部分的离群点都能被剔除,但某些离群点和边界点中可能也有和主体点云曲率相近的点,这些点无法通过曲率阈值分割。考虑到

离群点和边界点明显比主体点云稀疏,所以可设计一个密度指标来度量点云的稀疏程度,稀疏程度达到某个阈值就将其去除。

点的密度指标定义如下:假设有点云集 $y_i = \{p_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\}$, 对于其中的任意一点 p_i , 以该点为圆心, 计算与其相邻的 k 个点的平均距离 d_i , 并取 d_i 的倒数 m_i 作为该点的密度:

$$\begin{cases} d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sqrt{(p_{ix} - p_{jx})^2 + (p_{iy} - p_{jy})^2 + (p_{iz} - p_{jz})^2} \\ m_i = \frac{1}{d_i} \end{cases} \quad (2)$$

设近邻点数 k 为 3, 则 p_2 、 p_1 点的密度可以用该点与其周围 3 个点的平均距离表示, 如图 4 所示。 p_2 与其邻近点的距离明显比 p_1 大, 这也说明了 p_2 比 p_1 稀疏。通过计算 1 个点与其临近 k 个点的平均距离来反映该点的稀疏程度。某个点的平均距离越大, 说明它越稀疏, 即密度越小。

定义了密度指标后, 还需设置密度阈值才能将稀疏点去除。鉴于整个点云中密集点占大多数, 这意味着稀疏点的密度值将会比大多数正常点密度值小。将点云的密度均值设为密度阈值 μ , 点的密度小于密度

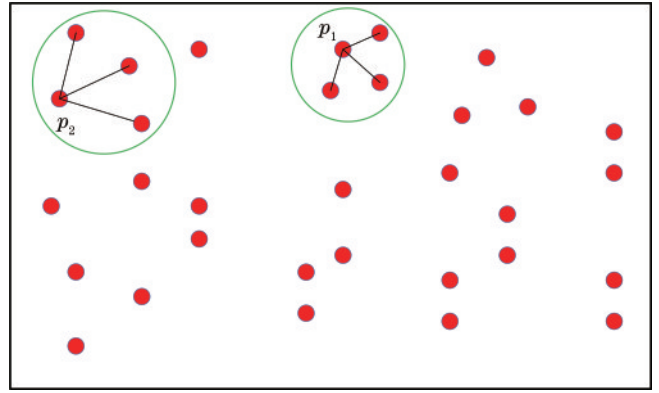


图 4 点云密度示意图

Fig. 4 Schematic diagram of point cloud density

阈值的点将被进一步剔除:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i \quad (3)$$

综上所述, 提出一种基于曲率和密度的混合分割算法用于 DD 马达点云分割。大概步骤如下: 首先, 计算各个点的曲率, 并将大于曲率阈值的点剔除得到中间结果点云; 然后, 设计密度指标, 并计算中间结果点云的密度, 将密度低于密度阈值的点剔除得到最终点云。具体流程如图 5 所示。

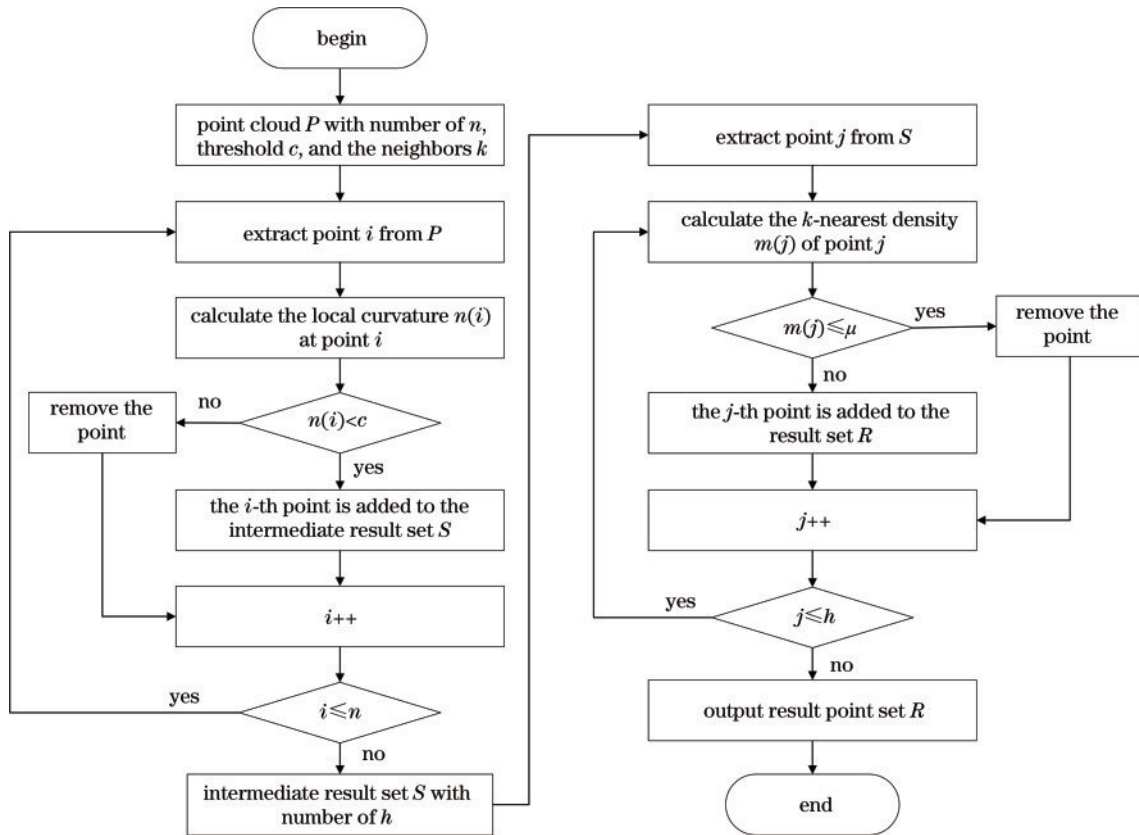


图 5 基于曲率和密度的混合分割算法流程图

Fig. 5 Flow chart of hybrid segmentation algorithm based on curvature and density

2.5 基于拉依达准则的异常值剔除

计算端面全跳动之前, 还需对工作面点云进行异

常值分析, 找到并且剔除点云中的异常值。以点的序号为横轴, 点的 Z 值为纵坐标绘制折线图, 结果如图 6

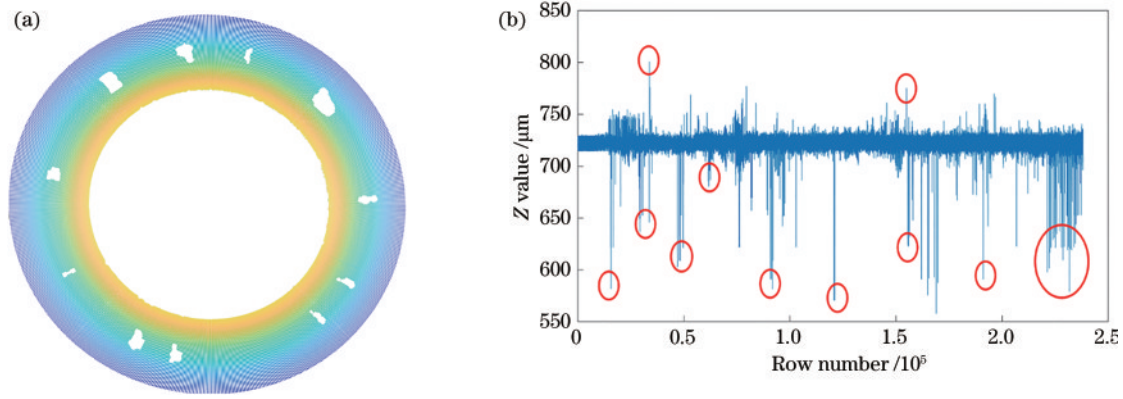


图 6 点云异常分析。(a)分割好的工作面点云;(b)点云折线图

Fig. 6 Anomaly analysis of point cloud. (a) Segmented working face point cloud; (b) point cloud line chart

所示。从图 6(b)可以看到,分割好的点云中仍然有很多异常点,这些异常点在图中表现为尖锐的波峰形式。为了去除这些异常点,提出一种基于拉依达准则的异常值剔除方法。

拉依达准则假设数据分布服从正态分布,通过计算数据的均值 $\bar{\mu}$ 和标准差 s 来确定异常区间^[13]:

$$\begin{cases} \bar{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \\ s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{\mu})^2} \end{cases} \quad (4)$$

式中: n 是样本数目; z_i 是点云中点的 Z 值。拉依达准则认为,区间在 $(\bar{\mu} - 3s, \bar{\mu} + 3s)$ 之内的是有效点,在这区间之外的是异常点。

使用拉依达准则有个非常重要的前提:数据分布服从正态分布。但实际情况中很少有数据能完美地服从正态分布。一般来说,只要数据近似服从正态分布就可以使用拉依达准则^[14]。分割出来的点云大部分都是在一个平面上,它们的 Z 值相差不大,理论上是符合正态分布的。通过对数据进行正态性检验来验证它是近似为正态分布。

通过绘制 quantile-quantile (Q-Q) 图来检验数据是否服从正态分布,结果如图 7 所示。图 7(a)中横坐标是标准正态分布的分位数,纵坐标是所用数据的分位数,实线代表所用数据分位数,虚线代表标准正态分布的分位数。标准正态分布的分位数的计算公式为

$$F(t_p) = \int_{-\infty}^{t_p} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx = p, \quad (5)$$

式中: p 是已知的概率值,根据这个概率值,求解分位数 t_p ; t_p 对应于概率 p 的标准正态分布分位数。

通过比较两者分位数差异程度来判断数据服从正态分布的程度^[15],也就是说,实线和虚线重合得越多,数据越服从正态分布。从图 7(a)可以看出,绝大部分实线都和虚线重合,只有首尾两个部分有少许的数据偏离虚线。为了更直观地判断点云数据是否近似服从正态分布,绘制数据的频数直方图,如图 7(b)所示,图 7(b)中,横坐标是点云的 Z 值,纵坐标是不同 Z 值的个数,虚线代表着正态分布的标准数据。可以看出,虽然直方图的数据并没有完美地贴合虚线,但是其整体的形状满足正态分布“中间高,两头低,左右对称”的特点。综上所述,所用点云数据近似服从正态分布。

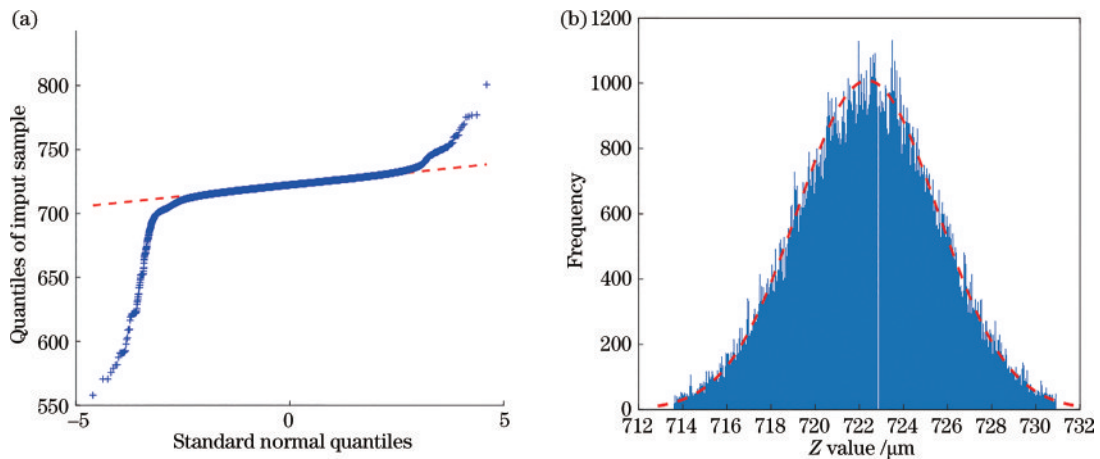


图 7 点云正态分布验证图。(a)点云 Q-Q 图;(b)频数直方图

Fig. 7 Verification diagrams of normal distribution of point cloud. (a) Q-Q graph of point cloud; (b) frequency histogram

2.6 基于RANSAC算法的点云平面拟合

异常值剔除之后,不能简单地将所有点Z值的差值作为端面全跳动值。只有当点云平面与传感器的X-Y平面平行时,才可将Z值的差值作为端面全跳动值。但考虑到安装误差,扫描到的DD马达点云平面并不一定完全平行于X-Y平面,这种情况下使用上述方式求解将会出现误差。

针对这种情况,提出更一般的计算方式。首先使用RANSAC算法拟合异常值剔除后的点云,获得点云的平面方程;然后以该面为基准面,并判断每个点与平面的关系,若在平面上方,则计算出的欧氏距离为正值,若在平面下方,则为负值;最后,计算距离极大极小值的差值,该差值即为端面全跳动值。RANSAC算法是一种鲁棒的拟合算法,该算法拟合平面的基本原理如下:

- 1) 随机从点云集中选取3个点(求解平面方程至少需要3个点)求解1个初始平面方程 $ax + by + cz + d = 0$;
- 2) 计算每个点到初始平面的欧氏距离 d_i ;
- 3) 选取阈值 t , $d_i < t$ 的点是有效数据,称为内点,统计内点的个数 M ;
- 4) 重复上述步骤,并迭代 k 次,从这 k 次中选取 M 最大的平面点云;
- 5) 使用最小二乘法对步骤4)中获得的点云重新拟合,所得平面方程为最终结果。

使用RANSAC算法求解出平面方程之后,还需要判断点与平面的关系,判断方法如下。假设求解得到的平面方程为 $ax + by + cz + d = 0$, 有一点 $p_i(x_i, y_i, z_i)$, 将 p_i 坐标代入原方程, 可得 $ax_i + by_i +$

$cz_i + d = n_i$, 变换一下, 即为 $ax_i + by_i + c(z_i - \frac{n_i}{c}) + d = 0$ 。这说明 p_i 点是处于 $ax + by + c(z - \frac{n_i}{c}) + d = 0$ 这个平面上, 该平面是原平面沿Z轴正向(向上)平移 $\frac{n_i}{c}$ 得到的。由此, 可以得到一个判断准则:

$$\begin{cases} \frac{n_i}{c} > 0, \text{ above the plane} \\ \frac{n_i}{c} < 0, \text{ below the plane.} \\ \frac{n_i}{c} = 0, \text{ in the plane} \end{cases} \quad (6)$$

3 DD 马达实例验证

3.1 所提方法

3.1.1 点云均匀采样实验

使用第2.2节搭建的实验平台采集DD马达点云数据, 并对其进行均匀下采样实验。所用传感器的X轴分辨率为 $17 \mu\text{m}$, Y轴分辨率为 $100 \mu\text{m}$, Z轴分辨率为 $3 \mu\text{m}$ 。根据式(1)可知, S应优先在 $[50, 200]$ 这个区间中选择。设置了6组不同的采样半径来验证该经验公式, 实验结果如图8所示。其中, 中间的是未采样的原始点云图, 点云数目为2048000, 周边的6组子图是对黑框部分的放大。当S的值逐渐变大时, 采样后的点云依然是均匀的, 但是点云逐渐变得稀疏。当 $S = 10$ 的时候, 点云依然较大, 压缩效果不好; $S = 50$ 时, 压缩后点的数量较原始点云降低一个数量级, 但点数仍然过大; $S = 100$ 时, 点云数目较 $S = 50$ 时减少50%左右, 效果较好; $S = 150$, 点云开始出现失真现象;

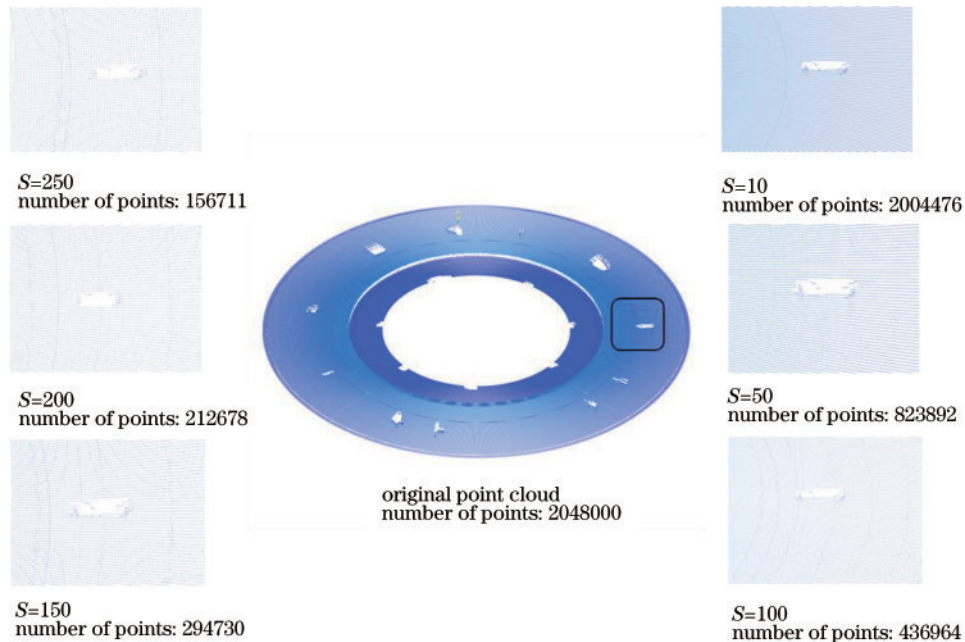


图8 点云压缩结果

Fig. 8 Point cloud compression results

$S=200$ 和 $S=250$ 时, 点数降低到 20 万左右, 失真现象逐渐严重。综上所述, 将 S 设置为 100 较为合理, 该值也处在经验公式设置的区间中。

3.1.2 点云分割实验

使用第 2.4 节设计的基于曲率和密度的混合分割算法分割 DD 马达点云。该算法有两个关键参数: 曲

率阈值 c 和近邻数 k 。经过压缩之后, DD 马达工作面的点云数目有 40 多万, 考虑到算法处理速度, 近邻数应设置在 50~100 之间。马达工作面近似为一个平面, 因此曲率阈值应设置得足够小才可以把工作面完整分割出来。设置 4 组不同的阈值进行对比, 实验结果如图 9 所示。

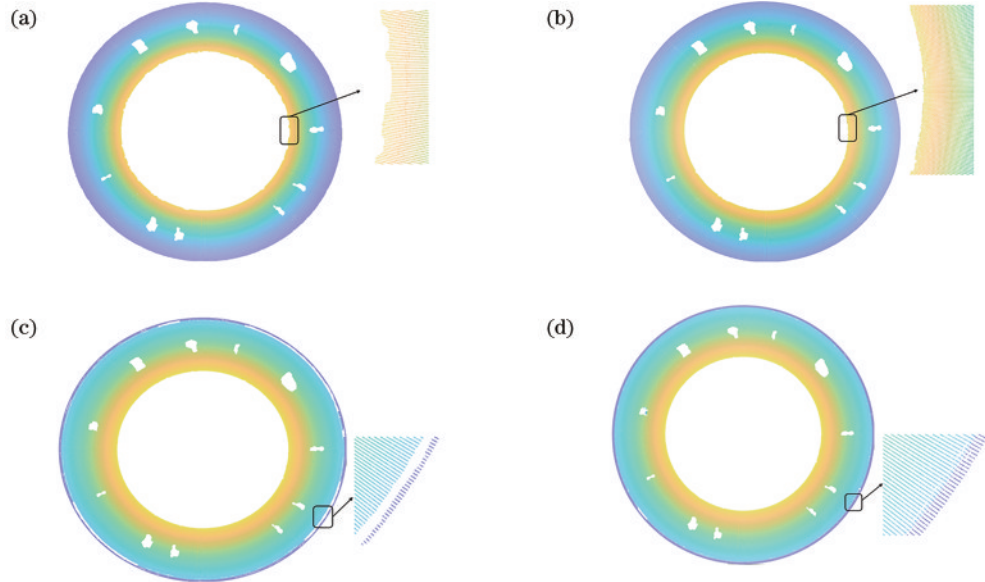


图 9 点云分割结果图。(a) $c=0.5, k=25$; (b) $c=1.0, k=50$; (c) $c=1.5, k=75$; (d) $c=2.0, k=100$

Fig. 9 Results of point cloud segmentation. (a) $c=0.5, k=25$; (b) $c=1.0, k=50$; (c) $c=1.5, k=75$; (d) $c=2.0, k=100$

可以看出: 当 $c=0.5, k=25$ 时, 出现了过分割现象, 工作面的内圈分割得并不均匀, 有些地方被过度分割; 当 $c=1.0, k=50$ 时, 分割效果较好, 此时工作面的内圈分割得比较均匀; 当 $c=1.5, k=75$ 时, 工作面点云分割得不干净, 工作面外圈还有一些残留的点云没有被分割掉; 当 $c=2.0, k=100$ 时, 同样出现了欠分割现象, 工作面外围有残留的点云没有被分割。综上所述, $c=1.0, k=50$ 时分割效果是最好的, 因此设定曲率阈值为 1, 近邻数为 50。

3.1.3 异常值剔除实验

验证了点云近似服从正态分布之后, 使用拉依达

准则剔除异常点。使用 3 倍 sigma 值作为阈值, 剔除之后的点云和折线图如图 10 所示。从图 10(b) 图可以看到, 异常值剔除之后的点云变稀疏了, 对应的折线图很平滑, 那些尖锐的波峰点已经被剔除了。

3.1.4 点云平面拟合实验

RANSAC 算法有两个参数, 阈值 t (单位和输入的点云数据一致, 为 μm) 和迭代次数 k 。其中, 迭代次数可以从理论结果中推导^[16], 大多数情况下, 迭代次数设置在 100 左右即可。关键在于阈值 t 的选择, 鉴于输入的数据是剔除异常值之后的点云, 点和点之间的欧氏距离相差不大, 所以可将阈值 t 设得小一点。

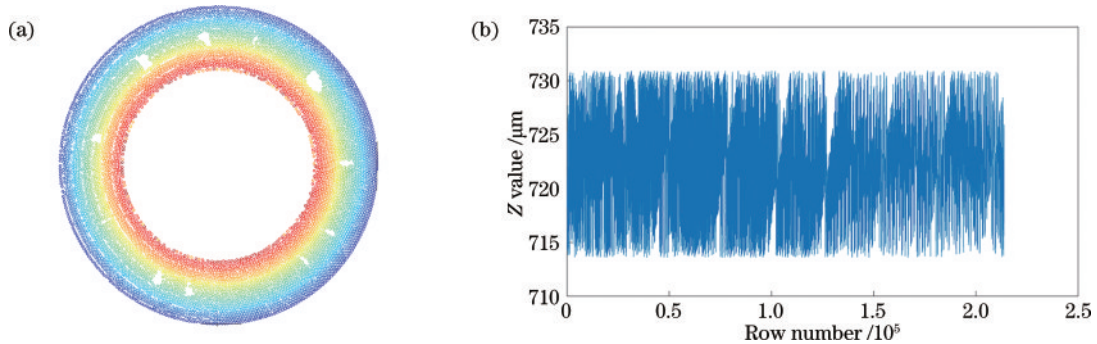


图 10 异常值剔除后的点云和对应的折线图。(a) 异常点剔除之后的点云; (b) 点云折线图

Fig. 10 Point cloud after outlier elimination and corresponding line chart. (a) Point cloud after outlier elimination; (b) point cloud line chart

为了量化评估不同参数下 RANSAC 算法拟合情况,以拟合误差(E)作为评价指标。拟合误差通过计算每个点到拟合好的平面的距离之和来反映拟合情况:

$$\begin{cases} D_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \\ E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i \end{cases}, \quad (7)$$

式中: D_i 是每个点到已拟合的平面的距离; a 、 b 、 c 、 d 是拟合好的平面系数; E 是所有点的平均距离,也就是拟合误差。拟合误差越大,说明点集与拟合好的平面偏差越大,即拟合效果越差。

设置 4 组不同的参数进行实验对比,结果如表 2 所示。可以看出,当 $t=10$ 、 $k=100$ 时,拟合误差最小,所以 RANSAC 阈值设置为 10,迭代次数为 100,求解得到的端面方程为 $0.000017x + 0.000016y + 1.0z - 721.357910 = 0$ 。

表 2 不同参数下 RANSAC 拟合结果对比

Table 2 Comparison of RANSAC fitting results under different parameters

Parameter	a	b	c	d	Fitting error / μm
$t=1, k=50$	-0.000006	-0.000002	1.00000	-723.209167	11.15
$t=5, k=50$	-0.000157	0.000012	1.00000	-723.292297	11.98
$t=10, k=100$	0.000017	0.000016	1.00000	-721.357910	10.52
$t=15, k=100$	0.000049	0.000018	1.00000	-720.957520	11.32

3.1.5 端面全跳动计算

根据式(6)判断每个点与平面的位置关系,因为端面方程的系数 c 为 1,所以判断准则 $\frac{n_i}{c}$ 就退化为 n_i 。再观察平面方程, x 和 y 的系数约等于 0,在计算 n_i 的时候可以直接使用 $z=721.357910$ 的形式计算,这意味着只需要比较 721.357910 和每个点的 z 值即可,若 z 值大于 721.357910,点在平面上方,反之则在下方。

计算点到平面距离时不可直接用简化形式 $z=721.357910$ 计算,因为这里不是简单比较大小,而是需要精确地计算距离。而所用点云数据中 x 和 y 的数值跨度比较大, x 的取值范围为 $[0, 16100]$, y 的取值范围为 $[0, 99901]$,两者中超过 5000 的占大多数,而这些较大的 x 、 y 值抵消了 x 、 y 的小系数影响,所以

得用方程完整形式计算点到平面距离。最终计算得到的距离极大极小值的差值为 $16.8458 \mu\text{m}$,即该马达的端面全跳动值为 $16.8458 \mu\text{m}$ 。除此之外,还基于 PCL 1.8.1 和 Qt 5.9.9 开发了配套的 DD 马达端面全跳动测量原型软件。该软件能加载并显示点云,还能一键测量 DD 马达的端面全跳动,结果如图 11 所示。图 11 中,界面左边的是 DD 马达点云,右边的是分割之后的结果点云。为了便于观察,在两个点云中增添了一个坐标系。除此之外,在右边的结果点云中,最高点和最低点也被标注出来了。最终结果显示在界面的左下角的“Result”文本框中,结果为 $16.8458 \mu\text{m}$ 。该软件还可查询之前的测量结果,点击左上角的“Data management”按钮,即可查询过往记录。

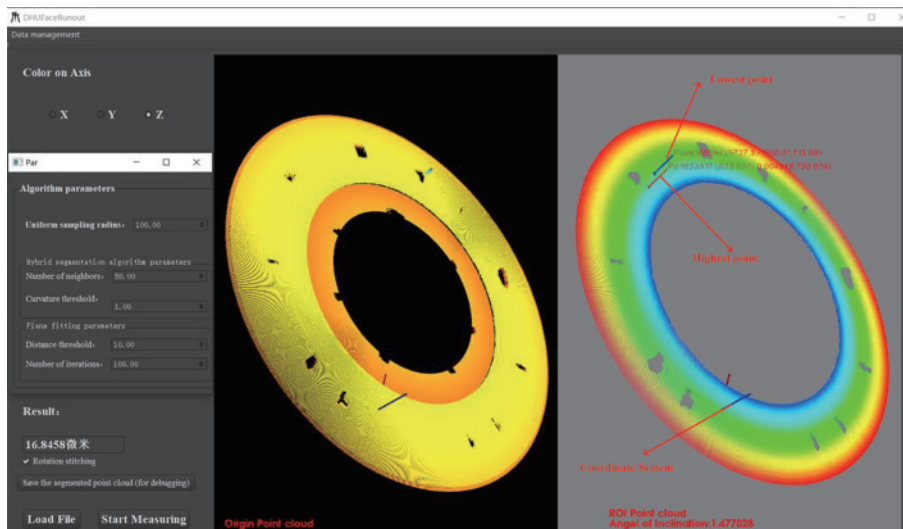


图 11 测量结果

Fig. 11 Measurement result

3.2 千分表对比实验

为了验证所提方法的有效性,使用千分表测量 DD 马达的端面全跳动,测量示意图如图 12 所示。因为 DD 马达的工作面中有螺栓孔,无法用传统的方式测量它的端面全跳动,使用一种逼近的方式去测量 DD 马达的端面全跳动,如图 12 所示。整个圆环的宽度是 30 mm,螺栓孔的公称直径为 6 mm,所以有效的测量长度为

24 mm。每隔 1 mm 测量一次端面跳动,以螺栓孔为中心,左右两端各测量 12 次。从这 24 次的测量结果中取最大的测量结果作为 DD 马达的端面全跳动值,测量结果如表 3、表 4 所示。从两张表的数据可以看出,DD 马达的端面全跳动为 15 μm 。由所提方法计算的端面全跳动值是 16.8458 μm ,两者相差 1.8458 μm ,在微米级别上误差仅为 12.3%,符合工程应用要求,验证了其有效性。

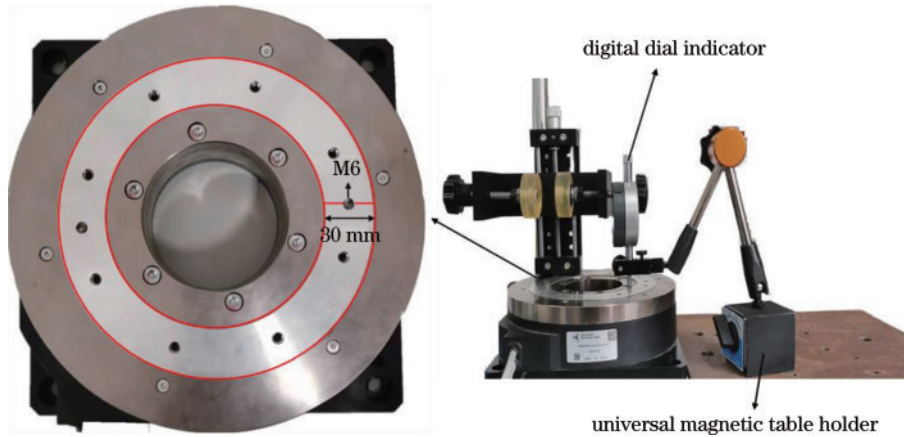


图 12 千分表测量示意图

Fig. 12 Schematic diagram of dial indicator measurement

表 3 螺栓孔左端的测量数据

Table 3 Measurement data of left end of bolt hole

unit: μm

Order	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Minimum	2269	2254	2244	2219	2201	2155	2127	1754	1694	2531	2483	2389
Maximum	2278	2268	2254	2228	2211	2170	2135	1763	1698	2539	2491	2399
End runout	9	14	10	9	10	15	8	9	4	8	8	10

表 4 螺栓孔右端的测量数据

Table 4 Measurement data of right end of bolt hole

unit: μm

Order	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Minimum	1816	1792	1784	1756	1762	1759	1754	1747	1734	1726	1754	1736
Maximum	1828	1802	1792	1766	1769	1772	1768	1762	1743	1741	1764	1745
End runout	12	10	8	10	7	13	14	15	9	15	10	11

4 结 论

针对千分表测量方法存在的效率不高、易损坏被测物表面且难以测量端面全跳动的问题,提出一种基于点云驱动的非接触式测量方法。该方法无需接触被测物表面,只需处理采集到的 DD 马达点云即可计算端面全跳动值。此外,基于点云库、Qt 和 Visual Studio 平台实现了相应的点云处理算法,并开发了配套的 DD 马达端面全跳动测量原型软件。针对 DD 马达点云分割中存在的无法用单一特征分割和易产生过分割的问题,通过分析 DD 马达表面特点和点云的数据分布,设计了基于曲率和密度的混合分割算法,并成功分割了 DD 马达表面点云。对比实验结果表明,所提方法与传统的千分表测量方法测量结果在微米级别上的

误差为 12% 左右,满足精度要求,验证了所提方法有效性。

所提方法不仅可应用于 DD 马达端面全跳动检测中,还可测量汽车制动盘、齿轮等旋转体零件的端面全跳动。该方法基本达到了检测要求,后续工作是提升其自适应性,并进一步提升测量精度。

参 考 文 献

- [1] 张德平, 孙苗苗, 曹祥康, 等. 油气工业缓蚀剂评价与腐蚀监测技术进展[J]. 表面技术, 2020, 49(11): 1-12. Zhang D P, Sun M M, Cao X K, et al. Progress in corrosion inhibitor evaluation and corrosion monitoring technology in oil recovery industries[J]. Surface Technology, 2020, 49(11): 1-12.
- [2] 朱欢欢, 迟玉伦, 闻章, 等. 断续磨削表面烧伤机理与

- 在线监测方法研究[J]. 表面技术, 2021, 50(9): 379-389.
- Zhu H H, Chi Y L, Wen Z, et al. Research on burn mechanism of intermittent grinding surface and online monitoring method[J]. Surface Technology, 2021, 50(9): 379-389.
- [3] Hsieh Y M, Lu R, Lu J W, et al. Automated classification scheme plus AVM for wafer sawing processes[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(3): 4525-4532.
- [4] Yang X D, Men Y Z, Yu L, et al. The design of automobile wheel hub runout online detection system[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 741: 298-301.
- [5] Miao J W, Tan Q C, Wang S, et al. A vision measurement method for the gear shaft radial runout with line structured light[J]. IEEE Access, 2021, 9: 5097-5104.
- [6] Toma M, Andreescu C, Dan M C. Comparative study on the lateral run-out of friction surfaces measurement of brake discs using a brake roller tester and a dial gauge[J]. MATEC Web of Conferences, 2017, 112: 07010.
- [7] Yuan H B. Development of automobile wheel runout measurement system[C]//2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference, June 12-14, 2020, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2020: 1409-1412.
- [8] 柯子龙. 汽车制动盘端面跳动自动测量设备的研制[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2018: 1-4.
- Ke Z L. Development of the automatic side face Run-out measurement head for automobile brake discs[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2018: 1-4.
- [9] 刘健英. 圆盘端面跳动的线结构光测量技术[D]. 长春: 吉林大学, 2013: 1-7.
- Liu J Y. The liner structured light measurement technology of disk face runout[D]. Changchun: Jilin University, 2013: 1-7.
- [10] 张文明, 吴旭, 高雅昆, 等. 一种基于特征提取的点云精简算法[J]. 光学技术, 2018, 44(6): 733-738.
- Zhang W M, Wu X, Gao Y K, et al. A simplification algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Optical Technique, 2018, 44(6): 733-738.
- [11] 李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710002.
- Li R Z, Yang M, Liu Y Y, et al. An uniform simplification algorithm for scattered point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710002.
- [12] Lin Y J, Benziger R R, Habib A. Planar-based adaptive down-sampling of point clouds[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2016, 82(12): 955-966.
- [13] Xia J H, Zhang J B, Wang Y, et al. WC-KNNG-PC: watershed clustering based on k -nearest-neighbor graph and Pauta Criterion[J]. Pattern Recognition, 2022, 121: 108177.
- [14] Xiao H Y, Zhang Y, Liu X, et al. A rapid ultrasound vascular disease screening method using PauTa criterion [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1769 (1): 012009.
- [15] 魏艳华, 王丙参, 张艺馨. 利用蒙特卡罗方法对 QQ 图检验的改进与比较[J]. 统计与决策, 2020, 36(16): 13-17.
- Wei Y H, Wang B C, Zhang Y X. Improvement and comparison of QQ chart test by using Monte Carlo method[J]. Statistics & Decision, 2020, 36(16): 13-17.
- [16] 李炯, 邵金菊, 王任栋, 等. 基于 SR-Context 的激光雷达点云闭环检测算法[J]. 光学学报, 2021, 41(22): 2228002.
- Li J, Shao J J, Wang R D, et al. A SR-Context loop-closure detection algorithm of lidar point clouds[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(22): 2228002.