

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108479

三偏心蝶阀密封面在位测量的点云数据处理方法^{*}

彭 婷¹, 陈时健², 任利杰², 于新海¹, 陈尚书², 李 锦¹

(1. 华东理工大学机械与动力工程学院 上海 200237; 2. 中核苏阀科技实业股份有限公司 江苏 215011)

摘 要:三偏心蝶阀依靠蝶板和阀座密封面的充分面接触实现零泄漏的密封效果,而密封面的加工制造精度对密封性能有着至关重要的作用。现有的密封面测量主要依赖离线测量的方式,存在着测量基准不统一、二次装夹造成的测量误差等问题。本文提出了密封面精密在位测量技术以及原始点云数据处理方法。针对被测密封面,提出波谷-聚类算法和考虑约束条件的法矢-曲面拟合算法,得出密封面的关键参数和加工误差。该算法较最小二乘法等算法在相对求解精度上提高了60%以上。现场在位测量的三偏心蝶阀密封面锥角与三坐标仪测量结果的相对误差仅为0.43%,满足测量相对误差 $\pm 0.5\%$ 的要求,密封面在位测量技术的测量精度得到了有效验证,为今后高端阀门的精密测量提供了可靠的技术手段。

关键词:在位测量;点云处理;曲面拟合;法矢

中图分类号: TH164 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.50

A point cloud data processing method for in-position measurement of sealing surface of triple eccentric butterfly valves

Peng Ping¹, Chen Shijian², Ren Lijie², Yu Xinhai¹, Chen Shangshu², Li Jin¹

(1. School of Mechanical and Power Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China; 2. SUFA Technology Industry Co., Ltd., CNNC, Jiangsu 215011, China)

Abstract: The tri-eccentric butterfly valve relies on full surface contact between the butterfly plate and the valve seat sealing surface to achieve zero leakage sealing effect. The sealing surface of the processing and manufacturing accuracy has a vital influence on the sealing performance. The existing sealing surface measurement mainly relies on the off-line measurement, and there are some problems such as inconsistent measurement datum and measurement errors caused by secondary clamping. In this study, the precision in-position measurement technique of sealing surface and the original point cloud data processing method is proposed. For the measured sealing surface, the trough-clustering algorithm and the normal vector-surface fitting algorithm considering constraints are proposed. The key parameters and machining error of the sealing surface are obtained. Compared with the least square method, the relative accuracy of this algorithm is improved by more than 60%. The relative error between the cone angle of the sealing surface of the three-eccentric butterfly valve measured in situ and the result measured by the CMM is only 0.43%, which meets the requirement of $\pm 0.5\%$. The measurement accuracy of the in-position measurement technology of the sealing surface has been verified effectively, which provides a reliable technical means for the precision measurement of high-end valves in the future.

Keywords: in-position detection; point cloud processing; surface fitting; normal vector

0 引 言

三偏心蝶阀具有耐高温高压以及可以实现零泄漏的性能,在各种严酷、关键的过程控制管线上,有着越来越重要的作用。为达到其性能要求,三偏心蝶阀采用硬密

封,同时从根本上改变密封构造,依靠扭力密封、阀座和蝶板密封面之间的面接触来达到密封效果^[1],因此,密封面的加工质量对密封性能的影响非常大。密封面的加工质量非常依赖精密的制造加工工艺,对密封面的精密测量则是密封面加工质量的评价和保证。因此,对三偏心蝶阀密封面进行高精度的形位测量至关重要。传统的密

收稿日期:2021-08-26 Received Date: 2021-08-26

^{*} 基金项目:上海市自然科学基金(19ZR1413300)项目资助

封面测量一般采用三坐标仪(three-coordinates measuring machine, CMM)采集测量点。虽然三坐标测量仪本身的测量精度较高,但是,它可能会产生以下几个问题:1)在测量时需要将加工零件来回转移,不可避免地带来二次测量误差;2)测量过程中,测头的碰撞和干涉会产生较大的误差^[2];3)对于尺寸较大的蝶阀,三坐标测量仪将无法测量目标点;4)非常依赖人工经验获取测点,重复精度较差,且测量点较少^[3-4]。因此,对三偏心蝶阀等高端阀门的密封面使用在位测量技术十分必要,在位测量可以实时、精确地反映密封面的加工情况,对保证加工质量具有重要的意义。由于激光三维扫描技术是可靠性和测量精度较高的一种测量方法,通过精密扫描机构实施在位测量可以获得密封面及阀座附近的高精度点云数据,借助计算机和点云处理算法可以获得较精确的密封面参数以及反映出密封面的加工误差。

点云数据处理包括点云分割/简化、去噪/滤波、曲面重建等。采用机器学习中的聚类思想来进行点云分割/简化是一种有效的方法。利用 K-means 及其扩展算法更适合处理聚类重叠的问题,但对于形状不规则的类别则判别较差^[5]。在 K-means 基础上,考虑聚类密度和距离度量是一个新的研究方向,但这在一定程度上增加了算法的复杂度。而基于密度的空间聚类方法^[6]自提出以来,在处理不规则形状类别的分类具有较好的效果,并且可以根据不同的密度选择不同的聚类参数^[7]。Biçici 等^[8]使用 k-最近邻密度估计密度局部极大值作为聚类中心,但其聚类效果依赖于经验值 k 的选择。在算法复杂度方面,点云数据维数的影响也较大,一般而言,较低维数有利于降低算法的复杂度。对于大部分数据集来说,具有适当参数的原始 DBSCAN 算法效果较好且鲁棒性较强^[9]。聚类算法也可以识别数据集中的噪声点^[10],但是去噪的准确程度还有待改进。一般可以通过滤波来实现点云去噪^[11-12]。半径滤波对去除孤立点云较为有效^[13],随机滤波对去除由于偶然误差带来的噪声点较为有用^[14],统计滤波对于密度较高的目标点云有很好的去噪效果^[15],但后两种算法也有可能将局部尖锐/边缘特征的数据点误判为噪声点而去除。而双边滤波算法在去噪时能够保留点云的边缘特征^[16],李茂月等^[17]使用双边滤波保留点云边缘特征,为后续曲面重建打下了良好的基础。不同的曲面有不同的曲面重建方法,参数曲面重建方法在描述曲面几何特征、计算曲面参数方程时具有更简单、参数便于控制等优点。Lukács 等^[18]利用曲面参数,提出使用“可信距离”代替空间数据点到曲面的真实距离,但是初始迭代参数选取不当,容易导致收敛速度慢或陷入局部最小点。巩秀强等^[19]在 Lukács 方法的基础上,利用最小二

乘平差法对曲面进行拟合,然而该方法涉及到非线性方程的求解,求解难度颇大。Jiang 等^[20]结合点云法矢和最小二乘法对规则曲面进行拟合,大大减少了迭代优化过程中陷入局部极小值的可能性,但在有约束条件的情况下可能不能取得最优解。

本文使用在位测量的激光扫描,得到三偏心蝶阀密封面的原始点云数据,提出波谷-聚类算法和考虑约束条件的点云法矢-曲面模型,提高了曲面拟合的精度。通过实验证明,与三坐标测量仪相比,基于在位测量的激光扫描方法的可行性与测量精度得到了有效验证;以三坐标仪测角测量结果为基准,本文提出的曲面拟合算法相比最小二乘法等算法相比,测量精度更高。

1 点云分割/去噪与法矢信息构建

点云分割是点云数据处理中的重要一步,在激光进行扫描时,由于扫描测程较长,测点密度较大,即便是选择了扫描区域,也会有目标区域以外的点被扫描进来,因此,为了提高数据处理的效率,需要将目标区域的点云分割出来进行处理。此外,在扫描过程中,由于环境振动,光线干扰等因素,扫描过程中获得的点云数据也会存在些许噪声点,因此,需要通过“去噪”将其删除。目标点云在空间中是以散乱无序形式存在的,没有明确的几何拓扑关系,需要根据空间邻域信息计算出测点法矢等信息,用于后续曲面模型重建等操作。

1.1 基于波谷-聚类的点云分割/简化算法

点云分割本质上是对点云数据的分类。点云分割的目的是提取点云中的不同物体,从而实现分而治之,突出重点,单独处理的目的。在现实点云数据中,考虑到对场景中的物体并无相关的先验知识,利用机器学习中的无监督学习模式来对点云数据进行处理。

无监督学习模式中的聚类算法由于具有挖掘数据内在的相似性的特点,并且算法效率高、邻域查询功能强等特点,在点云分割/简化过程中将获得较好效果。本文结合原始点云数据特征,提出了一种波谷-聚类算法对点云数据进行分类和化简。首先将所有点云数据进行归一化处理,选定半径 r' 。设定偏差 Δ ,利用 $\min$ 函数获得多处波谷点云,在 r' 范围内取距离均值 r 和点云个数 m 。重复若干次,将得到的 r 和 m 分别取均值,得到聚类参数半径 r 和阈值 m 。随机选取点 C 作为初始的聚类点,在以 C 为中心, r 为半径的区域圆中,若点的个数 $n \geq m$,则标记该点为核心点,归为类 C_i ,同时将其余点也归为类 C_i ;若点云数据的个数 $n < m$,则归为边界点或者噪声点;如此遍历全部点云数据,将所有点云数据分割完毕。如图 1 所示为波谷-聚类过程。

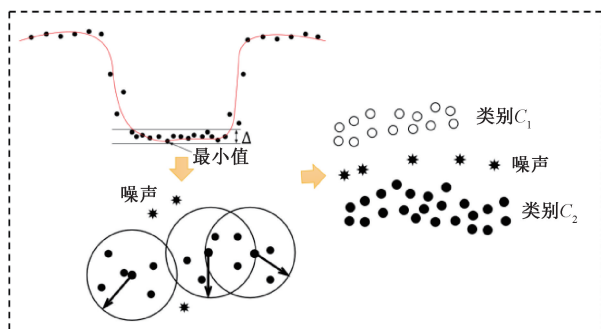


图1 波谷-聚类过程

Fig. 1 Troughs-clustering process

1.2 基于半径-阈值的点云去噪/滤波算法

聚类算法在对点云进行分类时,能够将部分噪声点去除。此外,对于孤立点云,经常采用半径滤波方法将其去除,当半径圆沿着数据点移动时,如图2所示,圆内包含的点云数量小于阈值时,将其视为孤立噪声点并去除。而当点云数量满足阈值时,则要对该噪声点进行滤波处理。滤波可以将点云做平滑处理,亦即使点云沿着法线方向做微小移动。为了保持点云的边缘特征不被损坏,采用双边滤波的方法对点云进行处理。

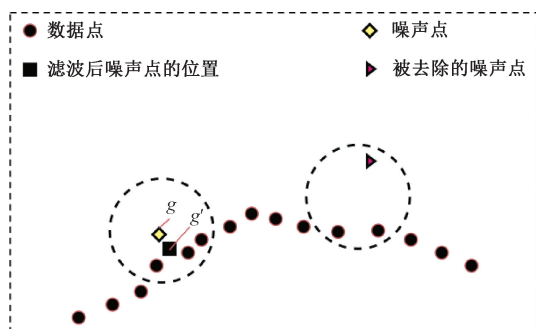


图2 滤波/去噪过程

Fig. 2 Filtering/denoising process

1.3 点云法矢估计与调整

借助精确的法向量来对曲面进行重建可以获得较好的曲面拟合效果。传统求被测点的法矢量采用的是主成分分析法 (principal component analysis, PCA),可以快速获取点云初始法向,但是由于它的低通滤波特性^[21],在特征区域的法向容易被平滑。因此本文采用基于 k -最近邻点的法线估计方法,以被测点及其邻域拟合微平面,计算微平面的法向量,然后以该微平面的法向量作为被测点的法矢量。邻域采用 kdtree 的数据结构来进行搜索和构建,能够快速建立被测点的 k 邻域(k 为邻域点云个数)。

如图3所示,对所有点云求解出法向量,各点云法向方向不一致,为了使后续点云曲面拟合更精确,需要调整

点云法向使得各点云方向一致。调整方法为:将被测点 n 的法矢方向设为正向,判断其余被测点的法矢量与被测点 P_i 的夹角是否大于 180° ,如果是,就要调整该被测点的法矢方向,最终使得各点法向一致。

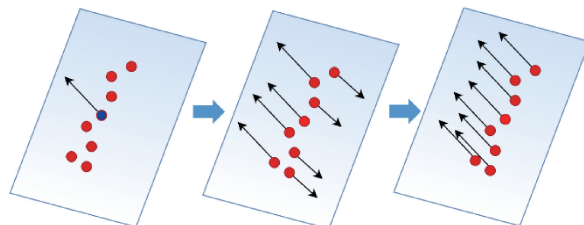


图3 法向量估计与调整

Fig. 3 Normal vector estimation and adjustment

2 考虑约束条件的点云法矢-曲面建模

2.1 建立基于表面法矢的三偏心蝶阀密封面的曲面模型

阀杆轴心同时偏离碟板中心及阀体中心,且阀座回转轴线与阀体通道轴线有一定角度的,称为三偏心蝶阀。三偏心蝶阀密封面不对称,一侧偏向于蝶阀阀体的中心线,另一侧平行于阀体中心线,理论上可以认为三偏心蝶阀密封面为椭圆,由两平行平面平行切斜圆锥而成。

如图4所示,三偏心金属密封蝶阀的结构上的特性指的是它的3个偏心,第1个偏心为阀轴所在中心与碟板密封面在轴向形成的一个偏置距离 e ,第2个偏心为阀轴所在中心与阀体流量通道中心在半径方向形成一个偏置距离 a ,第3个偏心为阀座中心线与动密封面(碟板密封锥面)构成的一个角度偏置,即偏心角 φ 。

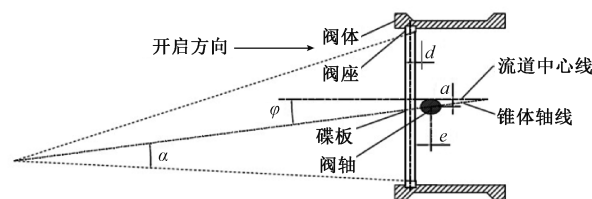


图4 三偏心蝶阀密封面结构示意图

Fig. 4 Three eccentric butterfly valve sealing surface structure

因此,在建立三偏心蝶阀密封面曲面模型以及计算密封面锥角等重要参数时,需要考虑到它的这些结构特点。

本文采用基于表面法矢的二次曲面拟合方法,结合圆锥曲面的特征,利用拉格朗日乘子法,求解出圆锥曲面的各个参数,包括半锥角 α 、轴线向量 a 以及顶点 P_0 。如

图5所示,正圆锥面上任意一点处的表面法矢 $\mathbf{n}$ 与圆锥面的轴向矢量 $\mathbf{a}$ 的夹角为 β ,而 β 与圆锥曲面半锥角 α 互余,即 $\alpha + \beta = \pi/2$ 。

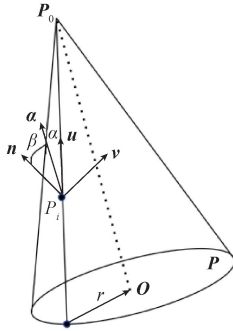


图5 基于表面法矢的曲面模型

Fig. 5 Surface model based on surface normal vector

2.2 考虑约束条件的点云法矢-曲面拟合算法

令 $\mathbf{a} = (a, b, c)^T$, $\mathbf{n}_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz})^T$, 利用 $\mathbf{n}_i \times \mathbf{a} = -d(i = 0, 1, 2, \dots, N)$ 构造矩阵, 其中 $-d = \cos\beta$, 并施加约束性条件: $a^2 + b^2 + c^2 = 1$, 将问题化为:

$$\begin{cases} \min J = \sum_{i=1}^N (an_x + bn_y + cn_z)^2 \\ st: a^2 + b^2 + c^2 = 1 \end{cases} \quad (1)$$

采用拉格朗日乘子法求解:

$$L(a, b, c, \lambda) = \sum_{i=1}^N (an_x + bn_y + cn_z + d)^2 + \lambda(a^2 + b^2 + c^2 - 1) \quad (2)$$

在解上述方程时, 可以令 $\mathbf{w} = (a, b, c)^T$, $\mathbf{s} = (n_x, n_y, n_z)^T$, 则:

$$d = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (an_x + bn_y + cn_z) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{w}^T \mathbf{s}_i = -\mathbf{w}^T \mathbf{s}_0 \quad (3)$$

其中, $\mathbf{s}_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{s}_i$ 。

则问题化为:

$$\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (4)$$

令 $\mathbf{s} = [s_1 - s_0, s_2 - s_0, \dots, s_N - s_0]$, $\mathbf{A} = \sum (\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_0)(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_0)^T$, 则 $\frac{\partial L(\mathbf{w}, \lambda)}{\partial \mathbf{w}} = 2\mathbf{A}\mathbf{w} + 2\lambda\mathbf{w} = 0$, 即 $\mathbf{A}\mathbf{w} = -\lambda\mathbf{w}$ 。求得 $\mathbf{A}$ 的特征向量即为轴线向量 $\mathbf{a} = (a, b, c)^T$, 半锥角 $\alpha = \frac{\pi}{2} - \cos^{(-1)} d$ 。

如图5, 构造截平面P, 其法向量与轴向矢量 $\mathbf{a}$ 平行, 基点任取, 则平面P与正圆锥面的截交线必为圆, 且圆锥面上任意一条母线与截平面P的交点 p' 必落在该截交圆之上。

圆锥面各点的母线单位方向矢量为:

$$\mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{n}_i \times \mathbf{v}_i}{\|\mathbf{n}_i \times \mathbf{v}_i\|} = \frac{\mathbf{n}_i \times (\mathbf{a}_i \times \mathbf{b}_i)}{\|\mathbf{n}_i \times (\mathbf{a}_i \times \mathbf{b}_i)\|}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

根据以上分析, 可求解圆锥面上过点集Q的直母线集合与截平面P的交点点集Q'。使用最小二乘圆拟合点集Q', 设得到的拟合圆的圆心为O, 半径为r, 则有:

$$\|\mathbf{O} - \mathbf{P}_0\| = r \cot \alpha \quad (6)$$

成立。圆锥面的顶点 $\mathbf{P}_0$ 按下式求解:

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{O} + \|\mathbf{O} - \mathbf{P}_0\| \mathbf{a} \quad (7)$$

最终得到顶点坐标 $\mathbf{P}_0$:

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{O} + \mathbf{a} \cdot r \cot \alpha \quad (8)$$

3 实验与结果分析

3.1 实验过程

1) 激光扫描测量三偏心蝶阀密封面

测量装置结构如图6所示, 测量装置主要由激光传感器、无线收发模块、步进电机、光栅尺、电源和各种结构件组成, 步进电机通过高精度丝杆控制激光传感器的运动, 保证激光传感器的运动精度; 激光传感器配套的无线收发模块通过蓝牙等实现数据的无线传输等功能; 锂电池供电, 充电时间短, 持续供电时间长, 能够实现长时间的测量。

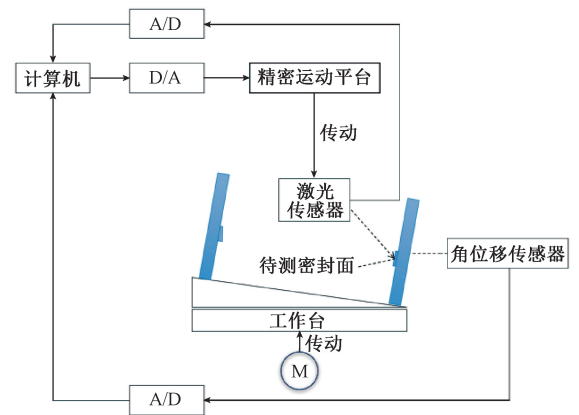


图6 测量装置系统图

Fig. 6 System diagram of measuring device

利用数控加工中心的刀库, 将测量装置加装在一把刀头的适当位置, 仅通过换刀的方式即可实现加工与测量之间的转换。如图7所示位三偏心蝶阀密封面在位检测装置测量图。测量时, 工作台每转动一次均匀角度, 激光传感器进行一次数据采集工作。工作台如此转动一周后, 激光传感器随Z轴下移一定位置, 进行下一次数据采集工作。最终获得整个扫描区域的原始点云。

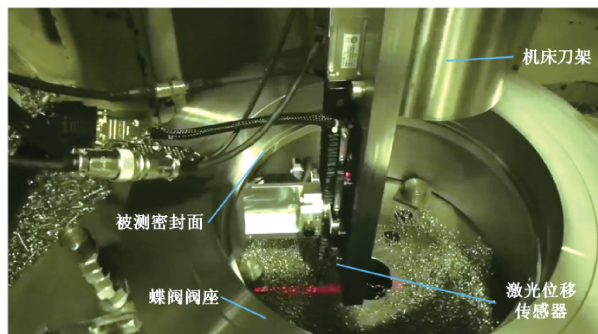
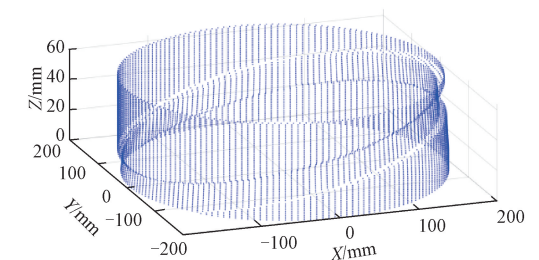
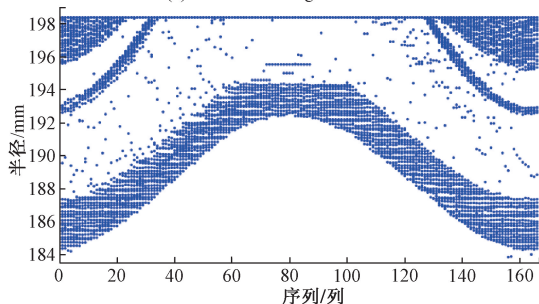
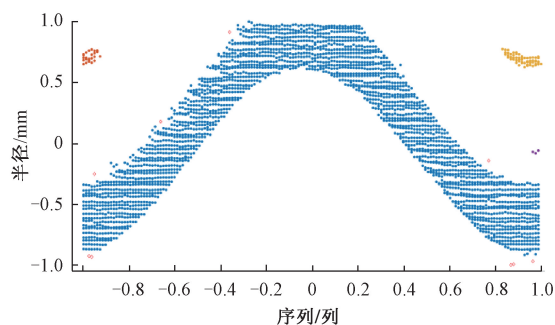
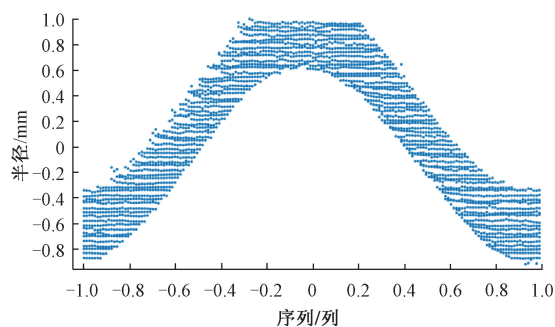
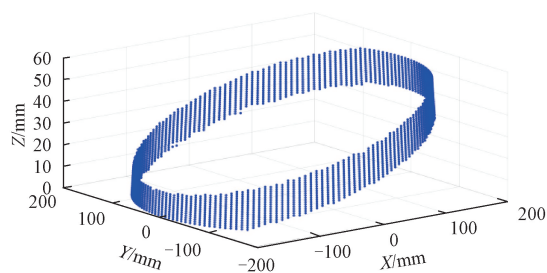
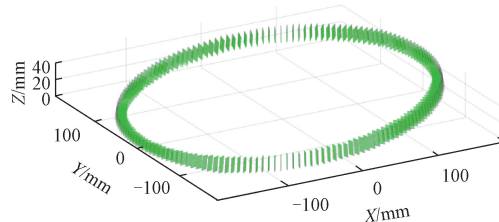
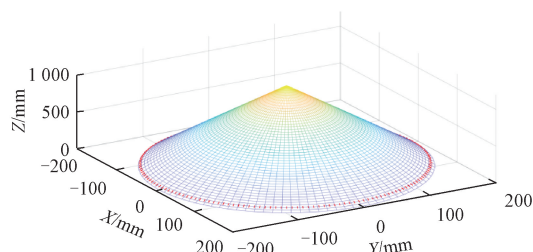


图7 三偏心蝶阀密封面在位检测装置测量图

Fig. 7 Three eccentric butterfly valve sealing surface in-position measurement device

2) 被测面点云数据处理结果

本文实验过程如图8所示。原始点云在三维空间的云图如图8(a)所示。对原始点云进行坐标变换,在二维面展开,得到包含密封面点云、阀座上除密封面外的点云、毛刺点及部分因环境震动等原因产生的噪声点的二维云图如图8(b)。对图8(b)点云进行归一化处理,随后根据本文提出的空间聚类算法,不断调整聚类参数,最终得到的聚类模型能够将点云进行分割如图8(c)所示,最终抽取出密封面上的点云如图8(d)所示。将密封面上的点云数据再进行一次坐标变换,扩展为三维空间点云,如图8(e)所示,对每个点云数据求解法向量,并调整法矢量方向,得到如图8(f)所示的点云法矢云图。最后根据本文提出的基于表面法矢的曲面拟合方法,得到的拟合曲面如图8(g)所示。将拟合的密封面截取出来,如图8(h)所示,根据点云-曲面误差模型计算密封面加工误差云图,如图8(i)所示。

(a) 三维点云图
(a) Point cloud diagram in 3D(b) 二维点云图
(b) Point cloud diagram in 2D(c) 波谷-聚类/滤波
(c) Troughs - clustering/filtering(d) 密封面点云提取
(d) Point cloud of sealing surface(e) 密封面点云云图
(e) Point cloud diagram of sealing surface(f) 密封面法矢云图
(f) Normal vector of point cloud in sealing surface(g) 曲面拟合
(g) Surface fitting

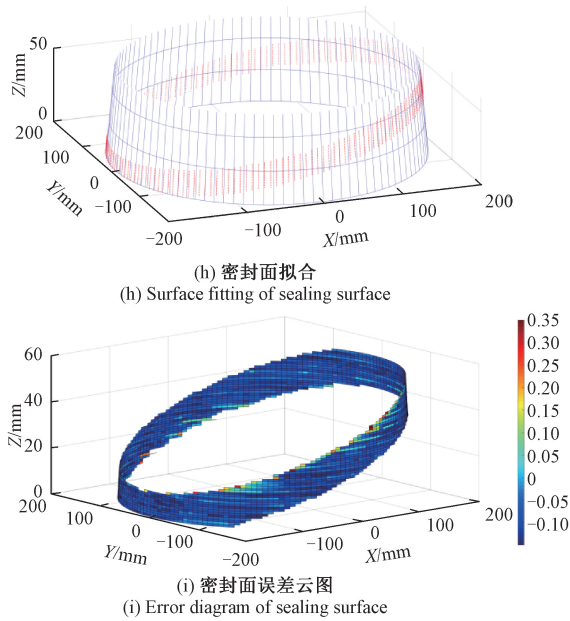


图 8 点云数据处理过程

Fig. 8 Processing process of point cloud data

3.2 点云数据处理算法比较与曲面拟合算法比较

1) 如图 9 为点云数据处理算法的结果,图 9(a) 为半径滤波法^[13]的结果云图,图 9(b) 为随机滤波算法^[14]的结果云图,图 9(c) 为本文的波谷-聚类算法。从图 9(a) 和(b) 可以看出,使用半径滤波法和随机滤波法得到的密封面云图显示边缘的一些噪声点未能得到很好的去除;图 9(c) 为本文波谷-聚类算法,密封面云图结果表明该算法可以较好地去除噪声点并且提取密封面上的点云。

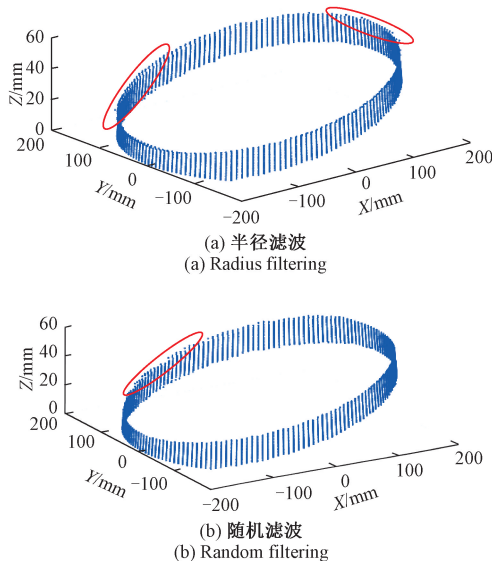


图 9 点云分割/滤波结果比较

Fig. 9 Comparison of segmentation/filtering results of point cloud

2) 将本文提出的基于表面法矢的曲面拟合算法与其他拟合算法进行比较,得到锥角的拟合结果,比较结果如表 1。标准方程法利用圆锥面的一般方程为 $z = -\sqrt{(x-a)^2 + (y-b)^2}/k + h$, 求解出 $\alpha = 2\tan^{-1}(\sqrt{k})$, 该方法的误差虽然 1.22%,但是默认锥面轴线垂直于水平面,这对于锥面为任意位姿的点云拟合并不友好,甚至可能出现较大误差;虽然在之后可以通过构建旋转矩阵和平移矩阵来求解,但总体来说计算难度较大。而本文使用基于表面法矢的拉格朗日乘法来拟合锥面,误差为 0.43%,相比标准方程法精度提高了 64.75%,相比最小二乘法精度提高了 63.56%,相比 Ransac 方法精度提高了 83.26%。

表 1 各种算法的锥角结果比较

Table 1 Comparison of cone angle results of mentioned algorithms

曲面拟合	标准方程	最小二乘法	Ransac 法	本文算法
在位测量/(°)	19.745 0	19.752 4	19.474 2	20.074
三坐标仪/(°)	19.987	19.987	19.987	19.987
相对误差/%	1.21	1.17	2.57	0.43

3.3 三偏心蝶阀密封面的曲面误差计算

由于三坐标仪检测三偏心蝶阀密封面时获取的点数较少,并不能完全反映密封面的整体加工误差情况,而采用激光扫描的方式可以获取密封面上的大量点云数据,这些点云数据经过处理后,可以在一定程度上反映被测面的加工质量。

图 10 中右边的误差棒和密封面的误差云图可以看出,密封面误差主要为加工负误差,在边缘处加工误差较大,且多为加工正误差。密封面边缘处一般为加工起始位置,说明工件被加工时,切削较不平稳,导致加工误差较大。工件切削渐渐平稳后,同一深度加工误差区别不大,但不同深度加工误差还是有区别,在图 10 中密封面

中具体呈现出条纹状。同时注意到,同一深度加工时间过长的情况下,会出现部分条纹被“打断”的现象,也就是加工误差开始增大或减小,这可能是因为长时间加工时刀具发生抖动或者温度升高影响刀具加工。

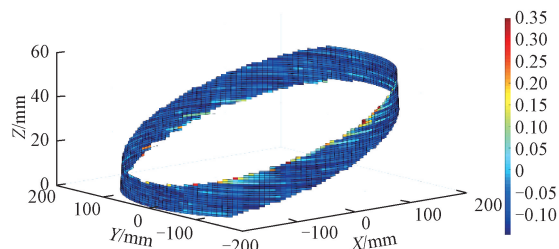


图 10 三偏心蝶阀密封面加工误差分布图

Fig. 10 Processing error distribution of sealing surface of three-eccentric butterfly valve

从图 11 可以看出,三偏心蝶阀密封面误差 E 在 $-0.2 \sim 0.4$ mm 之间,其中,绝大部分误差集中在 $-0.2 \sim 0$ mm 区域,呈现“带状”分布。

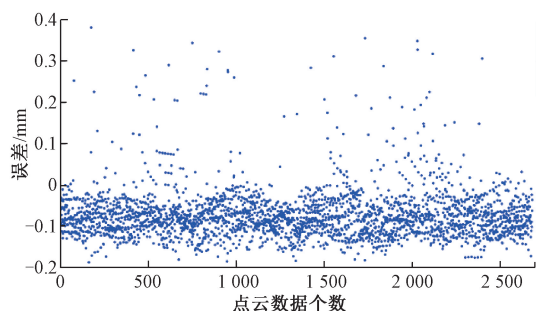


图 11 三偏心蝶阀密封面加工误差统计

Fig. 11 Error of sealing surface of three eccentric butterfly valve

图 12 反映同一加工深度密封面的误差特征。工件加工时,工作台以均匀角度(θ)带着工件旋转,刀具在 Z 方向同一深度位置对工件进行加工,当工作台旋转一周后,刀具沿 Z 轴方向运动一定位移距离,继续对工件进行加工,一直重复这个加工过程,直到加工整个密封面。图 12 选取 z 为 10、20、30、40、50 和 60 mm 的加工位置进行分析。可以看出,密封面上的加工误差跨度较大,如 $z=60$ mm 处,加工误差 E 在 $-0.2 \sim 0.3$ mm 之间,主要是因为每次加工时起始加工位置误差较大,这也与图 10 密封面边缘处误差色块较为明显的现象相符合。除去起始加工位置,当加工长度较短时,同一深度加工误差变化不明显,如 $z=10$ mm 处,加工误差大致在 $0.05 \sim 0.10$ mm 范围内变化;但当加工长度较长时,加工误差出现明显抖动,一般呈现“增长”或“减

小”趋势,如 $z=50$ 、30 mm 处,这与图 10 中条纹“打断”现象相符合。

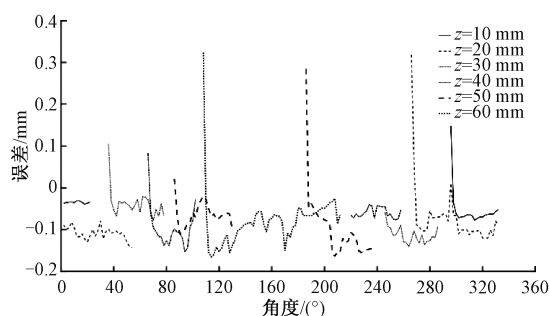


图 12 密封面同一深度加工误差

Fig. 12 Error of sealing surface in the same depth

总体而言,三偏心蝶阀密封面加工误差受到加工位置,加工长度/时间的影响较大,原因是否与加工时刀具抖动或者加工时工件/刀具表面温度变化有关需要做进一步的实验和分析。

4 结 论

本文使用非接触式激光扫描方法对三偏心蝶阀密封面实施在位测量并得到了原始点云数据。基于无监督学习的思想提出波谷-聚类算法,对点云数据进行分割/简化,基于表面法矢建立考虑约束条件的曲面拟合模型,进而计算出密封面的锥角和加工误差。实验结果表明,本文计算的锥角与 CMM 测得的锥角误差仅为 0.43%,验证了三偏心蝶阀密封面在位测量方法的可行与有效。且本文提出的带约束条件的点云曲面模型算法与其他算法相比,精度提高了 60% 以上。在之后的高端阀门精密测量领域,在位测量技术将具有更广的应用前景。

参考文献

- [1] 俞钧. 三偏心蝶阀的结构优化分析[D]. 甘肃:兰州理工大学,2009.
YU J. Structural optimization analysis of three eccentric butterfly valve [D]. Gansu: Lanzhou University of Technology, 2009.
- [2] FECOVA V, KOCIŠKO M. The principle of measuring by coordinate measuring machines and new possibilities of work with these machines [C]. IEEE International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (11th SAMI), 2013: 101-104.

- [3] 王瑞康, 张国雄. 三坐标测量机上实现圆锥度误差测量和评价[J]. 仪器仪表学报, 1993, 14(1):1-7.
WANG R K, ZHANG G X. Measurement and evaluation of cone degree error on CMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 1993, 14(1):1-7.
- [4] GAPINSKI B, GREZELKA M, RUCKI M. Some aspects of the roundness measurement with CMM[C]. IMEKO World Congress Metrology for a Sustainable Development September, 2006: 17-22.
- [5] BANERJEE S, CHOUDHARY A, PAL S. Empirical evaluation of K-means, bisecting K-means, fuzzy c-means and genetic K-means clustering algorithms[C]. International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering (WIECON-ECE), 2015: 168-172.
- [6] ESTER M, KRIEGEL H P, SANDER J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]. KDD, 1996, 96(34): 226-231.
- [7] ANKERST M, BREUNIG M M, KRIEGEL H P, et al. OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure[J]. ACM Sigmod Record, 1999, 28(2): 49-60.
- [8] BIÇICI E, YURET D. Locally scaled density based clustering[C]. International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms, 2007: 739-748.
- [9] SCHUBERT E, SANDER J, ESTER M, et al. DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN[J]. ACM Transactions on Database Systems (TODS), 2017, 42(3): 1-21.
- [10] SHAOWEN X, ZHENYU Y, WEIYONG W. Algorithm of denoising based on point cloud segmentation[C]. International Conference on Computer Science & Education, 2010: 1707-1711.
- [11] 金立军, 程逸帆, 侯珂, 等. 基于隶属度函数的无源滤波补偿器协调优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(5):89-98.
JIN L J, CHENG Y F, HOU K, et al. Research on coordination optimization of passive filter compensator based on membership function [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(5):89-98.
- [12] 张辉, 金侠挺, 王耀南, 等. 基于曲率滤波和改进 GMM 的钢轨缺陷自动视觉检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4):181-194.
ZHANG H, JIN X T, WANG Y N, et al. An automatic visual detection method for rail defects based on curvature filtering and improved GMM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4):181-194.
- [13] HU L, ZHANG Z, DONG H, et al. Outlier detection using neighborhood radius based on fractal dimension[C]. International Conference on Computer Science & Education, 2014: 272-276.
- [14] 董明晓, 郑康平. 一种点云数据噪声点的随机滤波处理方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(2):245-248.
DONG M X, ZHENG K P. A random filtering method for noise points in point cloud data [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2004, 9(2):245-248.
- [15] GUO J, FENG W, HAO T, et al. Denoising of a multi-station point cloud and 3D modeling accuracy for substation equipment based on statistical outlier removal[C]. Conference on Energy Internet and Energy System Integration, 2793-2797.
- [16] GAVASKAR R G, CHAUDHURY K N. Fast adaptive bilateral filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(2):779-790.
- [17] 李茂月, 马康盛, 王飞, 等. 基于结构光在机测量的叶片点云预处理方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8):55-66.
LI M Y, MA K SH, WANG F, et al. Research on blade point cloud preprocessing method based on structured light measurement in machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8):55-66.
- [18] LUKÁCS G, MARTIN R, MARSHALL D. Faithful least-squares fitting of spheres, cylinders, cones and tori for reliable segmentation [C]. European Conference on Computer Vision, 1998: 671-686.
- [19] 巩秀强, 王解先. 圆锥形曲面的拟合[J]. 工程勘察, 2010, 38(10):79-82.
GONG X Q, WANG J X. Fitting of conical surface[J]. Engineering Investigation, 2010, 38(10):79-82.
- [20] JIANG X, CHENG D C. A novel parameter decomposition approach to faithful fitting of quadric surfaces [C]. Joint Pattern Recognition Symposium, 2005: 168-175.
- [21] 李宗春, 何华, 付永健, 等. 凸显尖锐特征的点-线-面

递进式曲面重建[J]. 光学 精密工程, 2019, 27(1): 221-229.

LI Z CH, HE H, FU Y J, et al. Point-line-surface progressive surface reconstruction with sharp features [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(1): 221-229.

作者简介



李锦 (通信作者), 2006 年于上海交通大学获得学士学位, 2012 年于上海交通大学获得博士学位, 现为华东理工大学副教授, 主要研究方向为特种机器人与智能制造。

E-mail: lijnme@ecust.edu.cn

Li jin (Corresponding author) received her B. Sc. degree and

Ph. D. degree both from Shanghai Jiao Tong University in 2006 and 2012, respectively. She is currently an associate professor at East China University of Science and Technology. Her main research direction is robot and Intelligent manufacture.



彭娉, 2018 年于华东理工大学获得学士学位, 现为华东理工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能制造。

E-mail: ppdevotion@163.com

Peng Ping received her B. Sc. degree from East China University of Science and Technology in 2018. She is currently a master student at East China University of Science and Technology. Her main research direction is intelligent manufacture.