

基于点云非刚性配准的车轮边缘毛刺打磨轨迹提取

李 可, 杨红普, 白栋豪, 许小奎

(郑州航空工业管理学院, 河南 郑州 450046)

摘要: 针对汽车铝制铸造车轮(以下简称“车轮”)花窗边缘打磨作业中出现过打磨和欠打磨的情况。提出了一种通过 3D 相机获取工件的原始三维点云, 进而经过点云处理算法最终得到打磨路径的方法。使用经过 3D 相机获取到的工件原始点云进行点云滤波、多维阈值分割等处理得到工件需打磨轮廓及轮廓周围点云, 随后使用德劳内三角剖分法对内轮廓进行提取, 随后基于迭代最近点算法(ICP)进行 CAD 模型与工件内轮廓非刚性配准, 以最小化非刚性配准算法的均方根误差为目标优化非刚性变形参数。最终使用经过算法处理过后的路径与原始轮廓进行比对验证结果。实验结果表明, 可克服因为铸造加工技术导致同种花窗轮廓出现形变进而出现过打磨和欠打磨的情况。

关键词: 3D 视觉; 零部件打磨; 点云处理; 三角剖分; 非刚性配准

中图分类号: TH164 **文献标识码:** A

1 引言

随着社会与科技的逐渐提高发展, 人们的生活水平得到了极大的改善。汽车工业对经济增长和就业创造起着至关重要的作用, 人们对汽车零部件表面的整洁程度随着汽车在生活中普及程度的提高而提高。工件作为汽车必不可少的重要支撑作用, 需求量与日俱增。汽车轮子作为关键零部件, 在轮子铸造、锻造、冲压等制造过程中, 由于挤压和摩擦, 轮子的花窗凹槽中总会产生毛刺^[1-2], 其花窗边缘毛刺问题直接影响了外观质量和行车安全且毛刺的存在会影响车轮的疲劳强度。因此需要对毛刺进行有效打磨^[3]。目前, 许多工厂仍然采用人工方式去除毛刺。但这种方式存在劳动强度大、作业环境恶劣、

操作风险高等诸多问题, 如打磨过程中产生的铝屑可能对员工造成身体危害, 因此传统方式无法满足批量生产和高质量加工的要求。

考虑到人工去毛刺的种种问题, 开始思考可行的自动化去毛刺解决方案, 其中主要包括文献[4]使用专用设备打磨和文献[5]机器人示教打磨。专用设备打磨的核心思想是利用特殊数控机床对花窗边缘进行精细加工^[6]; 而机器人示教打磨则是通过预设程序指导机器人完成打磨任务^[7]。然而, 自动化去毛刺也面临一些问题: 铸造件本身的加工误差导致同种规格轮子尺寸不一致, 工件定位需求精准, 磨损后需重新示教, 铸造模具使用一段时间后需要修磨, 时常发生撞刀、跳刀的加工故障等。修磨后的花窗

尺寸可能与原始尺寸偏差较大,不同修磨量会导致同规格轮子不同生产批次乃至同一轮子不同花样镶边之间尺寸不一致,这给专用设备打磨和机器人示教打磨带来了巨大挑战,容易造成过打磨和欠打磨,无法满足生产需求^[8]。

因此,本文根据当前出现的问题提出一种能够免除示教、面对大批量同种汽车轮子打磨作业中存在个体加工误差的情况下实现花窗边缘去毛刺轨迹自动生成技术,以解决当前面临的挑战和难题。

2 点云数据预处理

本文主要研究流程如图1所示,三维点云是一种用于表示三维空间中对象或场景的数据结构,是包含多个三维坐标点 (x, y, z) 的集合。本文利用工业3D相机采集工件三维信息即三维点云。

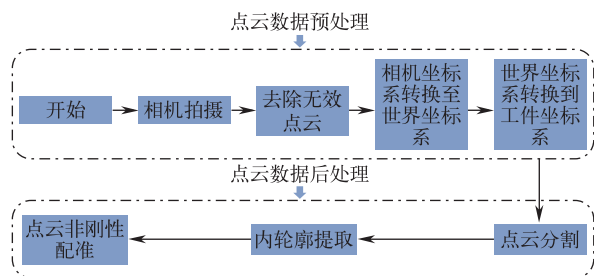


图1 研究流程图

2.1 无效点云去除

尽管3D相机以其高精度著称,但其数据中不可避免地存在噪声即无效点云,这些无效点云可能会干扰后续的点云配准也需要额外的处理步骤来识别和去除,这会增加数据处理的时间和计算成本。为了解决这个问题,本文采用了一种降噪算法。该算法通过计算每个点与其 K 个最近邻点之间的平均距离,并将其与所有点的平均距离及标准差确定的阈值进行比较,从而有效地识别并剔除离群点。这种方法不仅提高了点云数据的质量,而且为后续的分析 and 处理提供了更加精确和可靠的数据基础。去噪效果如图2所示。

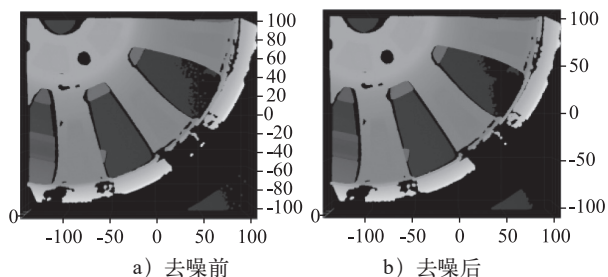


图2 点云噪声去除效果图

2.2 坐标系之间的转换

坐标系之间的转换是实现精确空间定位和物体识别的关键步骤。相机坐标系^[9]是以相机的光学中心为原点, x 轴通常指向图像的右侧, y 轴指向图像的下方(与我们日常观察图像的方向相反), z 轴垂直于图像平面并指向相机。世界坐标系是一个全局参考坐标系,通常用于定义整个工作环境或场景的参考框架。它为机器人或其他设备提供了一个共同的空间参考,使得不同设备和传感器的数据能够相互关联。工件坐标系是以工件为中心的局部坐标系。在自动化生产线或机器人任务中,工件坐标系通常用于定义工件的精确位置和方向,以便于机器人进行操作。坐标系之间的转换的基础是相机标定^[10],相机标定得到两个主要的几何变换:旋转(R)和平移(T)。旋转矩阵是一个 3×3 矩阵,用于描述从一个坐标系到另一个坐标系的旋转变换。例如,从相机坐标系到世界坐

$$\text{标系的旋转可以表示为 } R_{wc} = \begin{Bmatrix} R_{wx} & R_{wy} & R_{wz} \\ R_{wx} & R_{wy} & R_{wz} \\ R_{wx} & R_{wy} & R_{wz} \end{Bmatrix}, \text{ 其中,}$$

R_{wx}, R_{wy}, R_{wz} 分别是绕 x, y, z 轴的旋转分量。平移向量是一个 3×1 向量,表示从一个坐标系的原点到另一个坐标系原点的直线距离。从相机坐标系到世界坐标系的平

$$\text{移向量可以表示为 } T_{wc} = \begin{Bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{Bmatrix}。$$

齐次变换矩阵 H_{wc} 结合了旋转和平移,是一个 4×4 矩阵,用于描述从一个坐标系到另一个坐标系的完整变换,可表示为 $H_{wc} = \begin{Bmatrix} R_{wc} & T_{wc} \\ 0 & 1 \end{Bmatrix}$ 。对相机坐标系中的每个点应用齐次变换矩阵,将其转换到工件坐标系中:

$$P_w = H_{wc} \cdot P_c \quad (1)$$

式中, P_c 是相机坐标系中的点, P_w 是转换后的工件坐标系中的点即可以进行点云算法处理。

3 点云数据后处理

本文在后处理阶段采取了一系列精细化的处理步骤,以确保打磨轨迹的精确性和可靠性。首先对工件的点云数据进行了分割,以区分出不同的几何特征。随后,采用德劳内三角剖分法^[11],精准提取了工件的内轮廓,这一步骤为后续的轨迹获取奠定了基础。随后文章引入了基于迭代最近点(ICP)^[12]算法的点云非刚性配准技术,

通过这一算法优化了点云间的对应关系,实现了更加精细的对齐。经过这些步骤的综合应用,最终生成了用于自动化打磨的高效、准确的打磨轨迹。

3.1 工件点云分割

首先获取到存在多个分散的轮廓点云中需要将打磨的内轮廓点云及周围点云划分提取出来,以便进行下一步的内轮廓提取;其次根据轮廓提取算法进一步进行内轮廓提取。

点云分割的方式有基于聚类的分割^[13]、基于区域生长的分割^[14]、基于深度学习的分割^[15]等几种,本文提出一种基于点云几何特征的多维度点云分割方法,此方法能够将原始轮廓最大程度保留起来。其中多维包括角度、高度、半径三种,通过设定三种维度的阈值以此达到预期的分割效果,如图3所示。

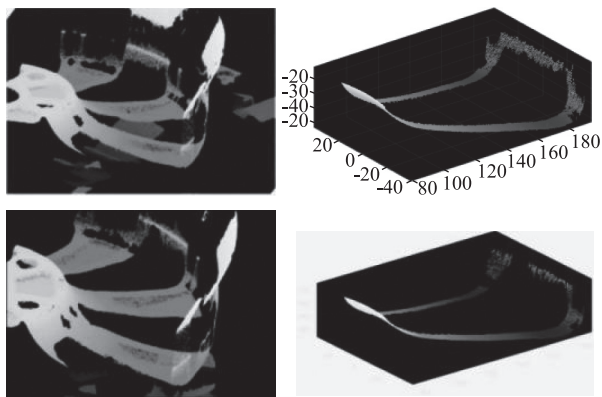


图3 基于点云几何特征的多维点云分割

3.2 内轮廓提取

本文针对内轮廓提取提出一种基于三角剖分算法进行二维内轮廓提取的方法。首先将三维点云降维至二维点集,其原因在于机械臂进行打磨作业中需要快速响应,进行点云降维处理使得计算量骤减运行更快,其次二维点集更易于进行滤波、插值和去噪等数据预处理操作,从而更好地满足去毛刺打磨轨迹规划的需要,内轮廓提取速度更快更高效且不会丢失原始数据。

三角剖分是一种将给定的点集合划分为三角形的方法,当所有三角形的外接圆均满足空圆性质的三角剖分,称为德劳内三角剖分。下面将详细描述三角剖分方法的数学原理:

沃洛诺伊图^[16]:如图4所示,首先,根据给定的点集合,在点之间构建沃洛诺伊图,每个点的沃洛诺伊区域包含了距离该点最近的所有其他点。图中的边界由垂

直于连接每对相邻点的中垂线构成。

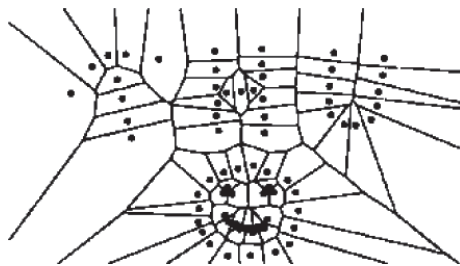


图4 沃洛诺伊图

德劳内三角剖分:德劳内三角剖分是基于沃洛诺伊图的一种方法,如图5所示,它生成一组三角形,这些三角形的边界通过一组输入点之间的连接关系来确定。德劳内三角剖分首先任何两个点都不在同一个三角形的外接圆的内部,其次三角形的所有边都没有其他点在其外接圆内。

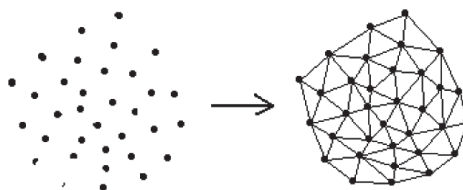


图5 德劳内三角剖分示意图

德劳内三角剖分算法是一个递归的分而治之算法,其基本步骤如下。

步骤1:将所有点按照 x 坐标进行排序。

步骤2:选择最左边和最右边的点作为初始边界点。

步骤3:将边界点放入一个堆栈中。

步骤4:对于剩余的点,以逆时针方向检查每个点的位置,如果点在当前三角形的外接圆内部,说明该三角形不满足德劳内性质,需要进行翻转操作来修正。

步骤5:重复上述步骤,直到所有点都被检查完毕。

边界点的提取如图6所示。

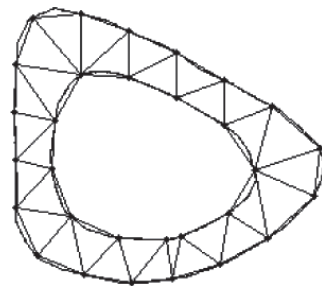


图6 三角剖分方法边界点提取示意图

在三角剖分完成后,边界点可以通过以下方法提取:在生成的三角形连接列表中,对于每个三角形,如果其面积大于给定的阈值 Area-threshold,则将其顶点存储为边界点。

三角剖分方法基于沃洛诺伊图和德劳内三角剖分的原理,将给定的点集合划分为一组三角形。然后,通过计算三角形的面积来提取边界点。该方法在图像处理及

计算机视觉等领域被广泛应用。文献[17]采用简化的快速双视图三角剖分测量方法,降低了密集的三维点位置重新计算成本。同时在计算新的相机姿态增量时考虑点的3D位置的调整,测试结果显示三角剖分切除-交叉方法对初始相机姿势和快速收敛率的误差具有鲁棒性。将三种型号的轮子每种拍摄三个花窗进行三角剖分方法验证,结果如图7所示。

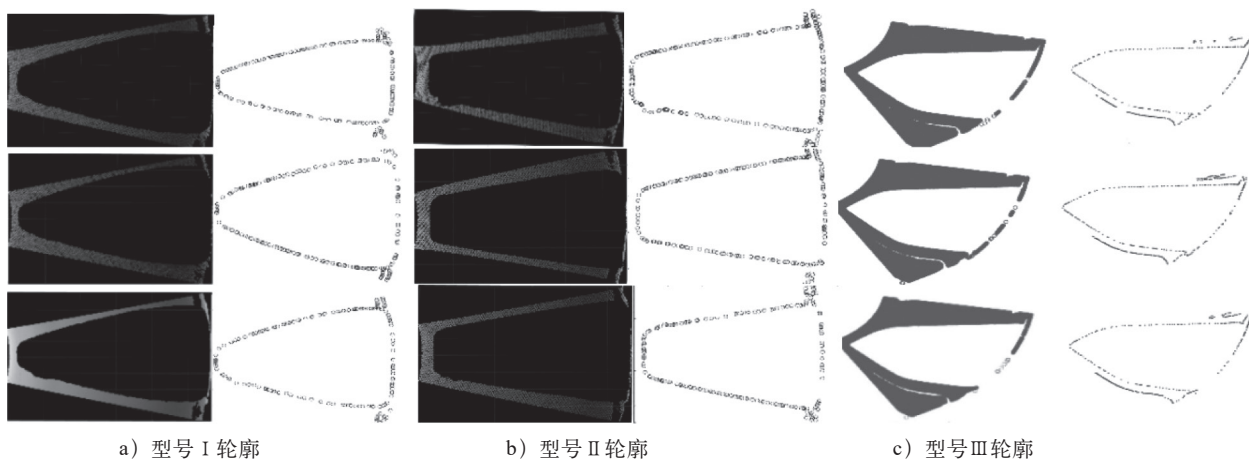


图7 三种型号内轮廓提取对比

3.3 工件轮廓配准

刚性配准是指在计算机视觉领域中,用于将不同图像或物体的轮廓进行匹配和对齐的一种技术^[18]。刚性配准指的是假设物体的几何关系在不同图像或物体之间保持不变,即图像之间只存在平移、旋转和缩放等刚性变换。

为了实现轮廓刚性配准常采用一些计算机视觉和图像处理的方法和算法,例如特征提取与匹配。在特征提取与匹配的过程中,首先需要从待配准的图像中提取出一些关键的特征点,这些特征点具有在不同图像中具有唯一性和可区分性。然后,通过对这些特征点进行匹配,即找到两幅图像之间相对应的特征点对。当特征点匹配完成后,估计出两幅图像之间的刚性变换参数,如平移向量、旋转角度和缩放比例。利用估计得到的参数,将一幅图像的轮廓变换到另一幅图像的轮廓上,从而实现轮廓的对齐。

轮廓非刚性配准是指将两个具有形状或姿态差异的二维轮廓点集对齐过程,通过对其中一个点集实施非刚性变形,使其与另一个点集尽可能吻合^[19]。二维轮廓点集非刚性配准的现有技术存在一些缺点,主要包括计算复杂性、不确定性、数据噪声的敏感性。针对这些不足

之处,本文提出了一种基于ICP算法结合零部件CAD图衔接最小化均方根误差的优化方法有效地对点集进行非刚性配准,从而得到零部件打磨路径。

本研究将降维的点云作为目标点集,将一个CAD模型作为源点集,对目标点集和源点集使用ICP算法进行刚性配准,源点集为 $N=\{n_1, n_2, n_3, \dots, n_n\}$,目标点集为 $M=\{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$,点集的刚性配准是将点集 N 经过一系列的旋转平移最终得到的变形后的点尽可能地贴近点集 M 。该问题将最小二乘问题转化为对目标函数的优化问题,由式(2)可知

$$F(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P_M^i - \mathbf{R} \cdot P_N^i - \mathbf{T}|^2 \quad (2)$$

式中, $\mathbf{R}$ 为旋转矩阵, $\mathbf{T}$ 为平移矩阵,共有 n 对对应点, P_M^i, P_N^i 是一对对应点求解当目标函数误差的平方和达到最小值时的 $\mathbf{R}$ 、 $\mathbf{T}$ 。经过ICP算法的处理过后得到旋转和平移矩阵。

$$N_1 = N \cdot \mathbf{R} + \mathbf{T} \quad (3)$$

式中, N_1 为经过旋转、平移矩阵过后更加贴近目标点云的源点集。根据源点集与目标点集之间的对应关系,以及计算最小化的距离误差,估计出刚性变换的初始值;通过迭代的方式,持续优化刚性变换的参数,使得源点

云与目标点云之间的平均距离误差最小，将源点云与目标点云之间进行对齐，为后续处理步骤提供更准确的输入数据。此时本研究就带有噪声的配准任务进行了非刚性配准操作。基于 ICP 算法输出的对齐的两组点集合之间的欧几里德距离的均方根误差 (RMSE)：

$$RMSE = \frac{1}{\sqrt{n \cdot \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}} \quad (4)$$

式中， n 为点对数量， y_i 为真实值， $\hat{y}_i$ 为预测值，均方根误差值越小说明模型配准得越好^[20]。

由于刚性配准受到噪声的影响有一定受限，因此根据均方根误差的大小作为优化目标进行配准。设变形矩阵

$$X = \begin{Bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{Bmatrix}, \text{ 上述投影步骤中的源点云点集}$$

$$\text{可表示为 } M = \begin{Bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{Bmatrix} \text{ 根据点云点集的特性，形}$$

变矩阵实施到源点云的结果为

$$X \cdot M = \begin{Bmatrix} x_1 a_{11} + y_1 a_{12} + z_1 a_{13} & x_1 a_{12} + y_1 a_{22} + z_1 a_{32} \\ x_2 a_{11} + y_2 a_{12} + z_2 a_{13} & x_2 a_{12} + y_2 a_{22} + z_2 a_{32} \\ \vdots & \vdots \\ x_n a_{11} + y_n a_{12} + z_n a_{13} & x_n a_{12} + y_n a_{22} + z_n a_{32} \\ x_1 a_{13} + y_1 a_{23} + z_1 a_{33} \\ x_2 a_{13} + y_2 a_{23} + z_2 a_{33} \\ \vdots \\ x_n a_{13} + y_n a_{23} + z_n a_{33} \end{Bmatrix}$$

a_{11} 可以控制点云 x 轴方向的形变， a_{22} 可以控制点云 y 轴方向的形变，那么将 a_{12} 、 a_{13} 、 a_{23} 和 a_{32} 设为 0，因为点云的 z 轴变形在实际工作中可忽略不计，因此设 a_{33} 为

$$1, \text{ 保持不变。形变矩阵可设置为 } X = \begin{Bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{Bmatrix},$$

$$\text{则 } X \cdot M = \begin{Bmatrix} x_1 a_{11} & y_1 a_{22} & z_1 \\ x_2 a_{11} & y_2 a_{22} & z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n a_{33} & y_n a_{22} & z_n \end{Bmatrix}, \text{ 则可以间接对二维点集}$$

进行非刚性配准变形。

构造一个 3×3 的矩阵执行非刚性配准，利用矩阵对源点云中的每个点进行局部拉伸，优化配准效果，提高

源点云与目标点云的匹配度；通过对源点云进行局部拉伸的变换，适应目标点云中的形状和细节，使得变换后的源点云与目标点云更加紧密地对齐。

使用 ICP 算法对预先设定好的源点云 N 与目标点云 M 进行刚性配准，ICP 算法提供配准后的误差参数，对两点云进行粗略配准；根据误差参数大小对矩阵参数合理设置优化，以达到降低误差参数的作用此问题为优化问题。具体而言，可以使用平方误差的均方根作为目标函数，通过调整矩阵参数来最小化该目标函数。源点云点集 N 与目标点云点集 M 经过矩阵 X 局部拉伸随后经过矩阵 R 和 T 的计算后的坐标可表示为 $R \cdot n_i \cdot X + T$ 。因此，可以计算源点云与目标点云之间的距离误差：

$$e_i = \sqrt{((R \cdot n_i \cdot X + T - m_i)^T (R \cdot m_i \cdot X + T - m_i))} \quad (5)$$

式中， e_i 表示源点云点集 n_i 与目标点云 m_i 之间的距离误差。

随后可以将所有点的距离误差的平方和作为目标函数，表示为

$$E = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (R \cdot n_i \cdot X + T - m_i)^T \cdot (R \cdot m_i \cdot X + T - m_i) \quad (6)$$

将均方根误差作为目标函数，以便更好地描述配准的整体误差。需要最小化均方根误差，即

$$\min_{RT} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (R \cdot n_i \cdot X + T - m_i)^T \cdot (R \cdot m_i \cdot X + T - m_i)} \quad (7)$$

$$R、T \text{ 矩阵是 ICP 算法输出，} X = \begin{Bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{Bmatrix} \text{ 矩}$$

阵有两参数 a_{11} 和 a_{12} 控制，那么该优化问题就是优化 a_{11} 和 a_{12} 两个参数来最小化目标函数。

进一步根据经验给优化变量设置上下限，因为在使用优化算法时如果没有设置区间范围，那么算法会在整个取值空间中搜索，导致计算复杂度增加，进而使得算法难以收敛。因此，在优化过程中给定一个适当的变量范围可以使求解更加高效，加快算法的速度，并防止解超出可接受的范围。

利用获得的将最优化的参数，对源点云进行拉伸形变从而不断逼近目标点云，通过不断地根据源点云与目标点云之间的对比来对矩阵参数进行优化，得到一个使 ICP 算法的误差值最小的矩阵参数。利用获得的使 ICP 算法的误差值最小的矩阵参数作为最优参数来对源点集实施形变，验证结果如图 8 所示。

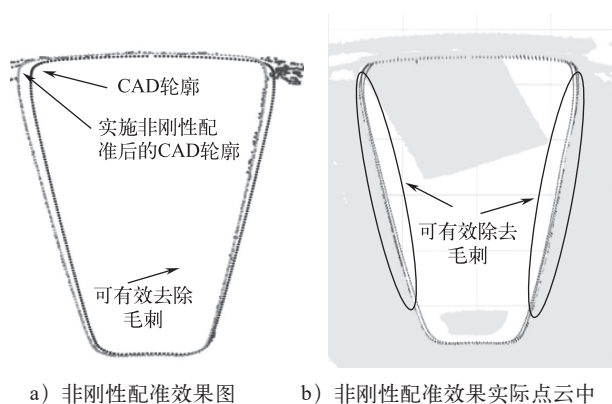


图8 处理结果与原始轮廓对比图

4 结论

如图 9a 中为原始车轮花窗轮廓细节图，图 9c 为使用本研究处理得出的打磨轮廓进行机械臂打磨效果图。该方法能够实现有效消除因为铸造加工过程中的误差导致铸件轮廓发生形变以至于发生过打磨和欠打磨等的影响。同时能够降低因为点云采集、点云去噪等点云处理过程中的误差导致点云缺失而引起的原始轮廓采集缺陷的影响，得到更精准的打磨路径，且与传统方法相比打磨柔性好，效率高，从而大大降低了人工成本，为自动化去毛刺提供了精确的打磨路径。

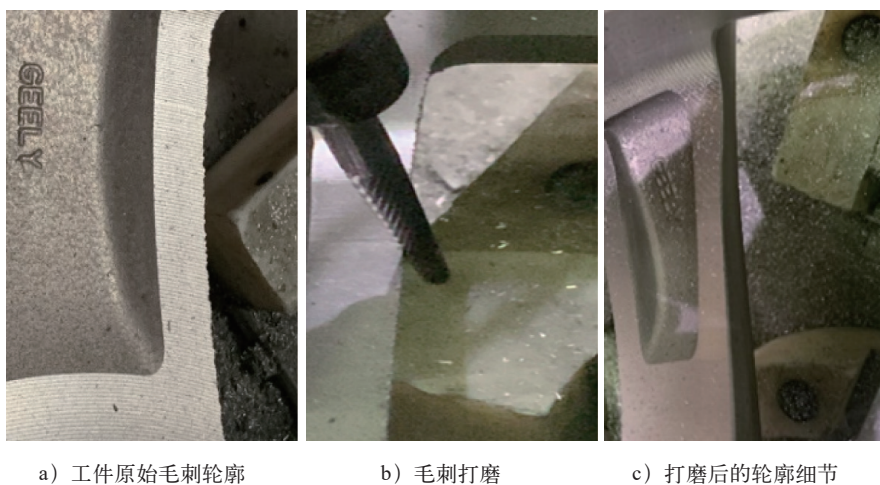


图9 轮子花窗打磨前后对比

参考文献

- [1] BAHÇE E, ÖZDEMİR B. Burr measurement method based on burr surface area[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2020, 8 (4) : 1-10.
- [2] SARWAR M, HAIDER J. Aspects of burr formation in bandsaw teeth manufactured by milling operation[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2010, 26 (6) : 596-601.
- [3] 荣誉, 刘双勇, 王洪斌, 等. 工件打磨 5-DOF 机械臂动力学建模与驱动参数预估 [J]. 中国机械工程, 2018, 29 (4) : 449-456.
- [4] JIN Y S, PRAMANIK A, BASAK K A, et al. Burr formation and its treatments—a review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107 (5) : 1-22.
- [5] LIAO L, XI F, LIU K. Modeling and control of automated polishing/deburring process using a dual-purpose compliant toolhead[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2008, 48 (12) : 1454-1463.
- [6] 明学权. 数控机床在汽车发动机零部件加工中的应用与性能分析 [J]. 内燃机与配件, 2023 (24) : 97-99.
- [7] 张江涛. 基于点云数据处理的打磨机器人运动规划策略研究 [D]. 天津: 天津理工大学, 2022.
- [8] 邓建新, 袁邦颐, 黄秋林, 等. 基于工业机器人的复杂曲面磨抛关键技术综述 [J]. 机械工程学报, 2024, 60 (7) : 1-21.

- [9] 雷孟宇, 张旭辉, 杨文娟, 等. 基于分步视觉伺服的钻锚机器人控制方法研究 [J/OL]. 煤炭学报, 1-11[2024-06-07]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2024.0126>.
- [10] 张烜, 刘明尧. 视觉引导机器人的电池镍片识别与标定方法研究 [J]. 自动化与仪表, 2024, 39 (6) : 72-75, 80.
- [11] BRANDÃO S D J F, PAIO A, LOPES A. Triangulation algorithms for generating as-is floor plans[J]. Nexus Network Journal, 2020, 22 (3) : 1-18.
- [12] CHETVERIKOV D, SVIRKO D, STEPANOV D, et al. The trimmed iterative closest point algorithm [J]. Object Recognition Supported by User Interaction for Service Robots, 2002 (3): 545-548.
- [13] CHEN X J, AN Q, HAN X Q, et al. Control of distributed segmentation of indoor point cloud via homogenization clustering network[J]. Journal of the Franklin Institute, 2023, 360 (12) : 8704-8739.
- [14] LUO N, JIANG Y Y, WANG Q. Supervoxel-Based region growing segmentation for point cloud data[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2021, 35 (3) : 1-20.
- [15] MA J W, CZERNIAWSKI T, LEITE F. Semantic segmentation of point clouds of building interiors with deep learning: Augmenting training datasets with synthetic BIM-based point clouds[J]. Automation in Construction, 2020, 113 (5) : 1-12.
- [16] GAO T, QIU H, FU L. A semi-meshless Lagrangian finite-volume framework based on Voronoi diagram for general elastoplastic Reissner-Mindlin shell[J]. Journal of Computational Physics, 2024, 501 (3) : 1-10.
- [17] PEREIRA F I, LUFT J A, ILHA G, et al. A novel resection-intersection algorithm with fast applied to monocular visual odometry[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19 (11) : 3584-3593.
- [18] 张芯月. 基于三维信息的视频中人脸替换的研究 [D]. 天津: 河北工业大学, 2019.
- [19] 张荣国, 孙志亮, 胡静, 等. 3D点云曲率自适应变形图和多几何剪枝非刚性配准算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35 (7) : 990-999.
- [20] 侯建行, 陈颖, 李翔, 等. 融合卷积和上下文变压器的遥感图像配准 [J]. 计算机工程与设计, 2024, 45 (2) : 500-507.

收稿日期: 2024-06-07