

三维边缘轮廓线数据的识别

赵慧洁¹, 马骊群², 樊晶晶^{1,2*}, 王继虎²

¹北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191;

²中国航空工业集团有限公司北京长城计量测试技术研究所, 北京 100095

摘要 三维成像技术可快速获得被测表面的海量点云数据, 如何从点云数据中识别出准确的边缘轮廓线数据是三维边缘轮廓线检测的首要工作。分析边缘轮廓线数据的位置特征, 说明在边缘轮廓线的垂直截面上识别边缘轮廓线数据点的重要意义; 由于实际垂直截面线数据在边缘轮廓线数据点处存在倒角圆弧的情况, 需通过倒角圆弧中间点求解出边缘轮廓线数据的位置; 根据倒角圆弧数据的不同分布特征, 提出 3 种倒角圆弧中间点的识别方法, 即拟合抛物线求解顶点法、法向累积夹角半交角判别法、法向夹角引导的弧长均值插值法。在多条边缘轮廓线上验证了 3 种倒角圆弧中间点识别方法的有效性和精度。

关键词 工业检测; 扫描仪; 边缘轮廓线数据; 点云数据

中图分类号 TB92 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223218

Recognition of Points on Three-Dimensional Edge Contour Lines

Zhao Huijie¹, Ma Liqun², Fan Jingjing^{1,2*}, Wang Jihu²

¹School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

²Changcheng Institute of Metrology & Measurement, Aviation Industry Corporation of China, Ltd., Beijing 100095, China

Abstract Three-dimensional (3D) imaging technology obtains massive points (MPs) of a surface in a very short time. In this study, we recognize points on 3D edge contour lines (ECLs) from MPs of a surface. First, the position features of the points on the ECLs, which are called edge contour points (ECPs), are analyzed, and it is proposed to detect ECPs from the vertical section lines (VSLs) of the ECLs. Then, the position of an ECP needs to be calculated based on the middle point of the chamfered arc (MPCA) on a VSL. Considering the distribution character of points on the CA (PsCA), three methods are proposed here to recognize the MPCA: parabola fitting for its vertex method, calculating the accumulated normal angle (AcNA) of each PsCA for the point whose AcNA is closest to the half central angle of the CA, and calculating the approximate arc length (AAL) of each PsCA for the point whose AAL is closest to the half arc length of the CA. Finally, the effectiveness and accuracy of the three methods are verified on several ECLs.

Key words industry detection; scanner; edge contour point; point cloud data

1 引言

边缘轮廓线为两个面片的交线, 是零件表面的一种重要几何要素。边缘轮廓线的检测是保障零件边缘加工精度及装配质量的重要工作。但目前缺少适用于薄壁件上三维边缘轮廓线的快速检测方法, 而薄壁件上三维边缘轮廓线的快速检测在飞机蒙皮类零件的制造及装配环节是必不可少的。现有的边缘轮廓线检测方法分为标准样板法^[1]、影像法^[2-3]和空间坐标测量

法^[4], 这些方法可快速地检测平面类零件上的二维边缘轮廓线, 但无法高效、非接触地检测薄壁件上的三维边缘轮廓线。

三维成像技术为薄壁件的几何形貌快速检测提供了有效的测量手段。现有的基于三维成像技术的工业扫描设备, 每秒可获得百万量级的海量点云数据。这些点云数据的空间分布可反映被测表面的完整几何形貌信息, 包括了边缘轮廓线信息。目前三维成像技术在零件逆向重构、机器人三维环境感知^[5-6]等多个领域

收稿日期: 2022-11-30; 修回日期: 2023-01-08; 录用日期: 2023-01-17; 网络首发日期: 2023-02-07

基金项目: 民用飞机专项科研项目(MJ-2018-J-70)

通信作者: *jingjingfan@buaa.edu.cn

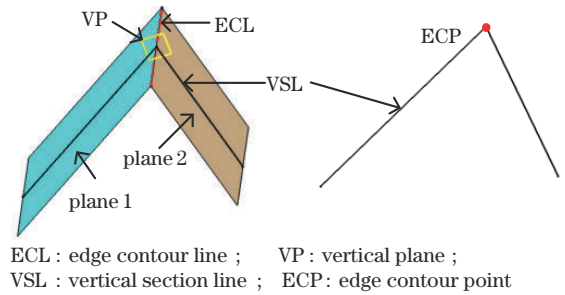
得到了广泛的应用。这些应用场景都涉及了点云数据中特征点识别的内容。现有的点云数据特征点识别方法主要是基于邻域数据的形貌特征来判定边缘轮廓线数据的,可分为聚类判别法^[7]、特征描述子法^[8-9]、面型拟合判别法^[10-11]和特征统计判别法^[12-13]。聚类判别法根据邻域数据的分布参数对邻域数据进行聚类,并根据聚类结果判别边缘轮廓线数据。特征描述子法采用曲率参数描述数据点的邻域形貌变化情况,并将曲率参数取值大于设定阈值或曲率参数取值为局部极值的数据点判别为边缘轮廓线数据。面型拟合判别法对点云数据进行已知面型的拟合,并根据面型拟合结果判别面型交线上的数据。特征统计判别法对邻域数据的某种分布特征进行统计,根据统计结果判别边缘轮廓线数据,如统计数据的分布密度或法向变化等。

现有的点云数据特征点识别方法通过计算点云数据的曲率、法向、距离等几何参数判别边缘轮廓线数据。数据点几何参数的取值通过分析局部邻域数据的分布情况求得,该求解过程容易受到噪点、点云数据非均匀分布、形貌参数计算所用的邻域大小等因素的影响,导致识别的边缘轮廓线数据分散性强,且存在明显的厚度。求解出数据点的几何参数后,除基于局部极值的判别方式外,现有方法通常对整体点云数据采用相同的阈值进行判别。对于形貌简单的点云数据,由于存在准确且唯一的判别阈值,因此这种方式是有效的;而当点云数据形貌复杂时,由于不存在准确且唯一的判别阈值,该方式很难兼顾识别结果的完整性和精度,导致特征点漏识别或轮廓线数据存在一定厚度等问题。由此可见,现有的点云数据特征点识别方法在识别边缘轮廓线数据时,由于没有对边缘轮廓线的位置进行约束^[14],使得识别的边缘轮廓线数据点位精度较低,无法用于边缘轮廓线的检测。因此,本文将首先分析边缘轮廓线的位置特征,构建边缘轮廓线数据的唯一性特性;在此基础上,结合实际点云数据的分布特征,研究边缘轮廓线数据的识别方法,并对所提方法的有效性和精度进行验证。

2 边缘轮廓线数据的位置特征

三维表面的二阶导数在边缘轮廓线处不连续。为便于描述边缘轮廓线的位置特征,构造了边缘轮廓线的垂直截面线,每条垂直截面线上分布着一个边缘轮廓线数据点。图 1 显示了两个平面相交的情况,在两个平面交线(如图 1 中虚线所示)的任意位置构造一个垂直截平面(如图 1 中矩形框所示),该垂直截平面与三维表面的交线即为一条垂直截面线(如图 1 中 VSL 所示)。

边缘轮廓线的垂直截面线由两个子线段相交而成,两个子线段的交点即为边缘轮廓线数据点,因此,可通过构建点云数据中边缘轮廓线邻域的垂直截面线数据,并根据垂直截面线数据中边缘轮廓线数据点的



ECL: edge contour line; VP: vertical plane; VSL: vertical section line; ECP: edge contour point

图 1 垂直截面线上的边缘轮廓线数据点

Fig. 1 Edge contour point on a vertical section line (VSL)

唯一性位置特征对其进行识别。

3 边缘轮廓线数据的识别

进行非接触扫描测量时,在表面尖锐相交(一阶导数不连续)处,点云数据的离散分布使得网格化的点云数据表面出现一个小倒角圆弧面,如图 2 所示。本文提出一种利用垂直截面线上倒角圆弧的中间点求解边缘轮廓线数据点的方法。

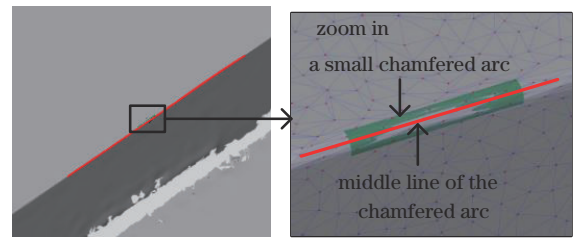


图 2 表面尖锐相交区域的点云数据存在的一个小倒角圆弧
Fig. 2 Small chamfered arc (CA) in the point cloud data of sharp intersection areas of surfaces

3.1 倒角圆弧中间点与边缘轮廓线数据点的位置关系

倒角圆弧的中间轮廓线指位于倒角圆弧面半弧长位置上的、与倒角圆弧面分布形状相同的一条线,图 2 中的红色线段表示小倒角圆弧面的中间轮廓线。在一定误差允许范围内,点云数据中表面尖锐相交处的倒角圆弧可看作一个标准圆弧面,该倒角圆弧面的中间轮廓线与边缘轮廓线存在特定位置关系。图 3(a)中,平面 1 与平面 2 的直接交线为轮廓线①,倒角与倒角圆弧中间轮廓线②,存在固定的位置偏移量,表示为向量 \mathbf{v} ,如图 3(b)所示。位置偏移量 \mathbf{v} 的大小满足

$$|\mathbf{v}| = \frac{r}{\sin(\theta/2)} - r, \quad (1)$$

式中: r 表示倒角圆弧的半径; θ 表示倒角圆弧的圆心角。偏移量 \mathbf{v} 的方向与 θ 角分线的方向平行,且从倒角圆弧的圆心指向倒角圆弧数据的方向。

在上述分析的基础上,提出一套识别边缘轮廓线数据的方案:首先采用文献^[15]中的方法从点云数据中构造出待识别边缘轮廓线的多组垂直截面线数据;然后对垂直截面线数据中的两个子线段数据进行直线

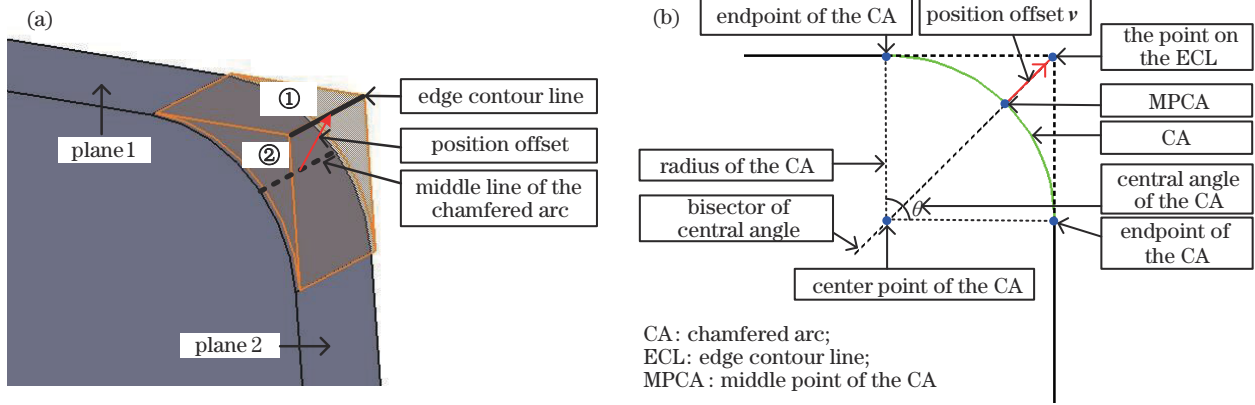


图 3 垂直截面线上倒角圆弧中间点与边缘轮廓线数据点的相对位置。(a)表面相交处的边缘轮廓线和倒角圆弧中间轮廓线；(b)倒角圆弧中间点相对边缘轮廓线数据点的偏移量

Fig. 3 Relative position of the point on the middle line of the CA with the point on an edge contour line (ECL). (a) Positions of the middle line of the CA and the ECL; (b) position offset of the middle point on the CA relative to the point on the ECL

拟合,根据倒角圆弧数据偏离拟合直线的特点,识别出倒角圆弧数据;接着根据倒角圆弧数据的分布特征,识别倒角圆弧的中间点;最后根据倒角圆弧中间点与边缘轮廓线数据点的位置关系,求解边缘轮廓线数据点。该识别方案中,倒角圆弧中间点的识别是求解边缘轮廓线数据点的关键。

3.2 倒角圆弧中间点的识别

实际垂直截面线上的倒角圆弧数据具有不同的分布特征,对倒角圆弧数据进行分类:将数据点足够多

(通常多于 20 个),且整体分布光滑的倒角圆弧称为大倒角圆弧,其分布如图 4(a)所示;将数据点较少(通常多于 10 个且小于 20 个),且整体分布光滑的倒角圆弧称为光滑小倒角圆弧,其分布如图 4(b)所示;将数据点极少(通常少于 10 个),且数据明显跳变的倒角圆弧称为跳变小倒角圆弧,其分布如图 4(c)所示。理论上,倒角圆弧中间点是该圆弧的半弧长位置点和半圆心角位置点,基于上述位置特征并结合倒角圆弧数据的分布特征,提出 3 种倒角圆弧中间点的识别方法。

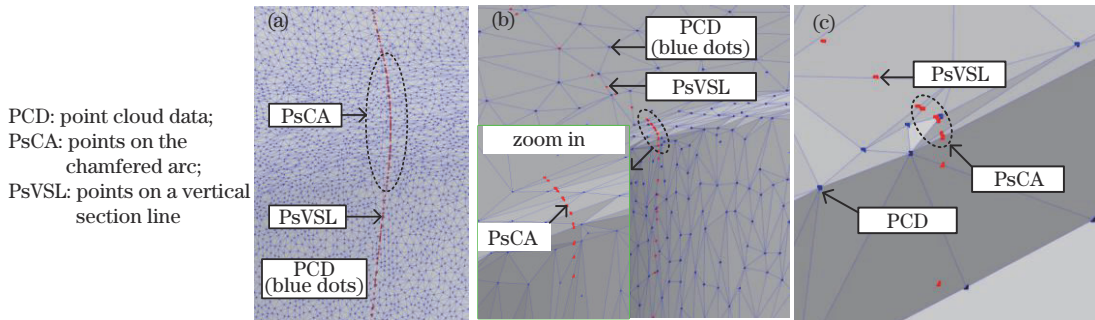


图 4 实际倒角圆弧数据的三种分布特征。(a)大倒角圆弧数据;(b)光滑小倒角圆弧数据;(c)跳变小倒角圆弧数据

Fig. 4 Three kinds of distribution character of the practical points on the CA. (a) The large chamfered arc; (b) small and smooth chamfered arc; (c) small and jumping chamfered arc

3.2.1 大倒角圆弧中间点的识别

对于大倒角圆弧数据,对倒角圆弧数据进行二次抛物线拟合,并将拟合抛物线的顶点作为倒角圆弧的中间点,提出了一种拟合抛物线求解顶点法。该方法的计算流程如图 5 所示,计算方法如下。

1)构建局部坐标系将三维倒角圆弧数据转换为二维数据

根据垂直截面线数据构建局部坐标系,使得倒角圆弧数据位于局部坐标系的 XOY 平面内。设局部坐标系的原点为 $P_1(x_1, y_1, z_1)$, X 轴、 Y 轴、 Z 轴正方向分别为向量 $\mathbf{n}_x = (n_{xi}, n_{xj}, n_{xk})$ 、 $\mathbf{n}_y = (n_{yi}, n_{yj}, n_{yk})$ 、 $\mathbf{n}_z = (n_{zi}, n_{zj}, n_{zk})$, 则倒角圆弧数据点 $P_r(x_r, y_r, z_r)$ 在该局部

坐标系下的坐标为 $P_r'(x_r', y_r', z_r')$, 其大小满足

$$\begin{cases} x_r' = \text{dot}[(x_r - x_1, y_r - y_1, z_r - z_1), (n_{xi}, n_{xj}, n_{xk})] \\ y_r' = \text{dot}[(x_r - x_1, y_r - y_1, z_r - z_1), (n_{yi}, n_{yj}, n_{yk})] \\ z_r' = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\text{dot}(\cdot)$ 表示括号中两个向量的点乘运算。

2)在局部坐标系下拟合二次抛物线求解顶点

局部坐标系下,倒角圆弧数据点的对称轴与坐标系的 Y 轴近似平行,因此采用式(3)作为二次抛物线的表达式。建立最小二乘拟合的目标函数,求解偏微分构建方程组后,通过矩阵运算求解式(4)中的未知数

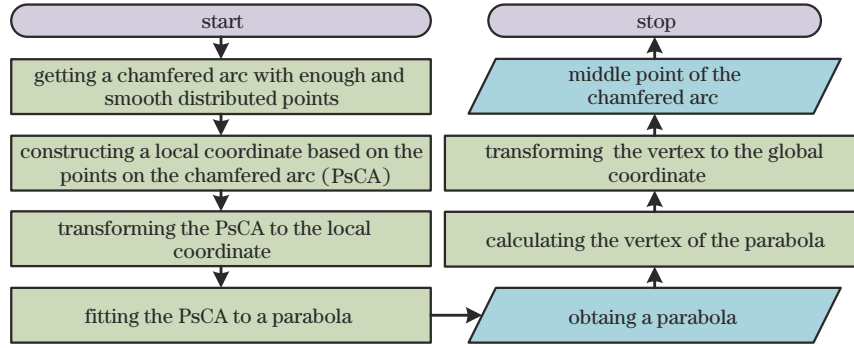


图 5 拟合抛物线求解顶点法的计算流程

Fig. 5 Flowchart of the parabola fitting for its vertex (PFV) method

(a_1, a_2, a_3) 。

$$y = a_1 x^2 + a_2 x + a_3, \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \sum x_r'^4 & \sum x_r'^3 & \sum x_r'^2 \\ \sum x_r'^3 & \sum x_r'^2 & \sum x_r' \\ \sum x_r'^2 & \sum x_r' & n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum x_r'^2 y_r' \\ \sum x_r' y_r' \\ \sum y_r' \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中： n 表示垂直截面上倒角圆弧数据的点数。

抛物线的顶点为其上的极值点。对抛物线表达式求导，并计算导数等于零时的点坐标，获得抛物线的顶点。设抛物线顶点的坐标为 (x_s, y_s) ，其大小满足

$$x_s = \frac{a_2}{-2a_1}, y_s = a_3 - \frac{a_2^2}{4a_1}, \quad (5)$$

式中： (a_1, a_2, a_3) 为二维抛物线方程的系数。

3) 求解抛物线顶点在全局坐标系下的坐标

根据局部坐标系的 X 轴、 Y 轴、 Z 轴方向信息与全局坐标系的 X 轴、 Y 轴、 Z 轴方向信息的对应关系，建立两个坐标系的转换式，通过矩阵运算求解转换参数 R ，表达式为

$$R [X', Y', Z'] = [X, Y, Z], \quad (6)$$

式中： $[X', Y', Z']$ 表示局部坐标系的 X 轴、 Y 轴、 Z 轴正方向的单位向量； $[X, Y, Z]$ 表示全局坐标系的 X 轴、 Y 轴、 Z 轴正方向的单位向量。

两个坐标系间的平移向量 T 等于局部坐标系原点在 全局坐标系下的坐标，平移向量 T 满足

$$T = [x_o, y_o, z_o]. \quad (7)$$

抛物线顶点在全局坐标系下的坐标 (X_s, Y_s, Z_s) 满足

$$\begin{bmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ 0 \end{bmatrix} + T^T. \quad (8)$$

3.2.2 光滑小倒角圆弧中间点的识别

对于光滑小倒角圆弧，倒角圆弧数据的拟合结果不可靠，此时利用倒角圆弧数据的法向信息求解其中间点，提出一种法向累积夹角半交角判别法识别倒角圆弧的中间点。该方法的计算流程如图 6 所示，计算方法如下。

令一组倒角圆弧数据表示为 $\{P_1, \dots, P_N\}$ ，其中 $N > 1$ ，各数据点的法向表示为 $\{n_1, \dots, n_N\}$ ，相邻数据点的法向夹角通过向量点乘运算求得，前向法向累积夹角表示某一元素之前的所有法向夹角元素之和，则每个元素对应一个前向法向累积夹角。设该组数据的相邻法向夹角表示为 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_{N-1}\}$ ，前向法向累积夹角数组表示为 $\{\beta_1, \dots, \beta_{N-1}\}$ ，其中任一前向法向累积夹角取值元素 β_i 满足

$$\beta_i = \sum_{j=1}^i \alpha_j, \quad (9)$$

式中： $1 \leq i \leq N-1$ 。设倒角圆弧圆心角的一半表示为 $\theta/2$ ，相邻数据点的法向夹角均为正值，则数组 $\{\beta_1, \dots, \beta_{N-1}\}$ 单调递增。设数组 $\{\beta_1, \dots, \beta_{N-1}\}$ 各元素与 $\theta/2$ 的偏差绝对值为 $\{\beta_{m1}, \dots, \beta_{mN-1}\}$ ，数组 $\{\beta_1, \dots, \beta_{N-1}\}$ 中与 $\theta/2$ 数值最接近的元素表示为 β_{mc} ，其中 $1 \leq c \leq N-1$ ，则 β_{mc} 满足

$$\beta_{mc} = \min \{ \beta_{m1}, \dots, \beta_{mN-1} \}, 1 \leq c \leq N-1. \quad (10)$$

根据前向法向累积夹角元素与法向夹角元素、法向夹角元素与倒角圆弧数据点的顺序对应关系，当 β_{mc} 最接近 $\theta/2$ 时，参与相应法向累积夹角计算的最后一点为 P_{c+1} ，因此将倒角圆弧数据中第 $c+1$ 个数据点判定为该倒角圆弧的中间点。

3.2.3 跳变小倒角圆弧中间点的识别

对于跳变小倒角圆弧，单一采用倒角圆弧数据的点位或者法向信息都不能识别出准确的中间点，结合倒角圆弧数据的点位和法向信息识别其中间点，提出了一种法向夹角引导的弧长均值插值法。该方法的计算流程如图 7 所示，计算方法如下。

1) 近似弧长数组的均匀化处理

当倒角圆弧数据均匀分布时，所有数据点相对圆弧端点的弧长的平均值等于倒角圆弧中间点的弧长。而实际倒角圆弧数据是非均匀分布的，其弧长的平均值偏离倒角圆弧的半弧长，需对数据点的弧长进行均匀化处理。

倒角圆弧任一数据点的近似弧长表示位于倒角圆弧起始端点与该点之间的所有相邻两点的欧氏距离

Algorithm: Recognizing the point whose accumulated normal angle is closest to the half central angle of the chamfered arc

Input: Points on a vertical section line, labelled as G' , who contains points on a chamfered arc (CA), and the normal of each point is known;
The central angle of the CA, labelled as θ ;
The initial value of a normal angle threshold is equal to π , labelled as TAN ;

Start:

- 1 Identifying the two endpoints of the CA from G' , which are labelled as PS, PE respectively;
- 2 The points between endpoint PS and endpoint PE on group G' are the points on the CA, which is labelled as GA' .
Supposing that the group GA' contains s points, and $s > 2$;
- 3 **FOR** $i1$ **FROM** 1 **TO** $s-1$
Calculating the normal angle of the $i1$ th point and $(i1+1)$ th point on the group GA' , which is labelled as $NA(i1)$;
END
- 4 **FOR** $i2$ **FROM** 1 **TO** $s-1$
Calculating the accumulated normal angle of the $i2$ th point, which is equal to $\sum_{j=1}^{i2} NA(i2)$, labelled as $FA(i2)$;
END
- 5 **FOR** $i3$ **FROM** 1 **TO** $s-1$
 $DEV(i3) = |FA(i3) - \theta/2|$;
IF $DEV(i3) < TAN$ **THEN**
 $TAN = DEV(i3); TL = i3$;
END
- 6 The $(TL - 1)$ th point of group GA' is the edge contour point;

Finish and Output: The edge contour point on the vertical section line G' .

图 6 法向累积夹角半交角判别法的伪代码

Fig. 6 Pseudocode of recognizing the point whose accumulated normal angle is closest to the half central angle of the CA (CHCA) method

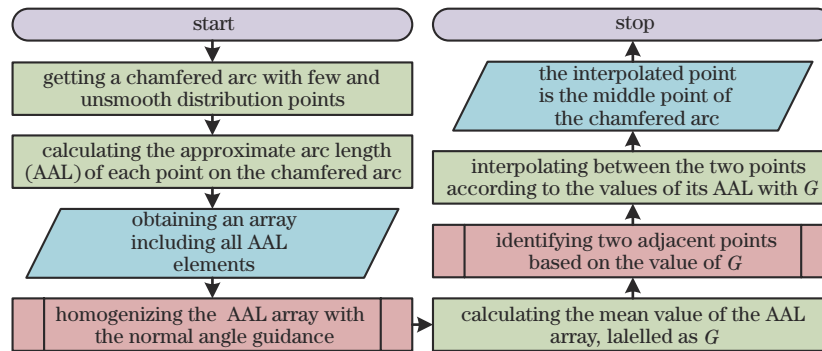


图 7 法向夹角引导的弧长均值插值法的计算流程

Fig. 7 Flowchart of recognizing the point whose approximate arc length is closest to the half arc length (HAL) of the CA method

之和。倒角圆弧数据点表示为 $\{P_1, P_2, \dots, P_N\}$, 相邻两点的欧氏距离表示为 $\{D_{1,2}, D_{2,3}, \dots, D_{N-1,N}\}$, 则任意一点 $P_i (1 \leq i \leq N)$ 的近似弧长 L_i 表示为

$$L_i = \sum_{j=1}^{i-1} D_{j,j+1} \quad (11)$$

根据式(11)获得倒角圆弧数据的近似弧长数组, 对该数组进行如下均匀化处理。

a. 通过向量点乘运算求解出倒角圆弧数据相邻点的法向夹角, 获得法向夹角数组 G_{NA} , 表示为 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_{N-1}\}$, 并设置角度阈值 α_0 。

b. 判别法向夹角数组 G_{NA} 中大于 $S \cdot \alpha_0$ 的元素, 其中 $S > 1$ 。当法向夹角元素 α_j 大于 $S \cdot \alpha_0$ 时, 其中 $1 \leq j \leq N-1$, 法向夹角 α_j 所对应的两个数据点的近似弧长分别为 L_j 与 L_{j+1} , 在 L_j 与 L_{j+1} 之间插补出 $\text{round}(S-1)$ 个新的近似弧长元素, 设插值出的一个新近似弧长元素表示为 L_j^K , 其大小满足

$$L_j^K = L_j + K \cdot \frac{L_{j+1} - L_j}{\text{round}(S)},$$

$$K = 1, \dots, \text{round}(S-1), S \geq 1.5, \quad (12)$$

式中: $\text{round}(S-1)$ 表示对 $S-1$ 的四舍五入运算; L_j^K 表示第 K 个新插补的近似弧长元素。

c. 利用该方法对所有相邻的近似弧长元素进行插补判别或插补运算, 则获得一组均匀性更佳的近似弧长数组, 该近似弧长数组的平均值表示为 G 。

2) 倒角圆弧中间点的求解

由计算方式可知, 近似弧长数组是单调递增的, 因此未均匀化处理的近似弧长数组 $\{L_1, L_2, \dots, L_N\}$ 中必然存在唯一的一对相邻元素, 其中第一个近似弧长元素小于均匀化后近似弧长数组的平均值 G , 第二个近似弧长元素大于该平均值 G 。设该相邻元素分别为 L_M 和 L_{M+1} , 其中 $1 \leq M \leq N-1$ 。这两个近似弧长元素所对应的倒角圆弧数据分别为点 P_M 和点 P_{M+1} , 对

点 P_M 和点 P_{M+1} 进行线性插值,插值点即为倒角圆弧的中间点。设该中间点表示为 P_c ,其满足

$$P_c = \frac{L_{M+1} - G}{L_{M+1} - L_M} P_M + \frac{G - L_M}{L_{M+1} - L_M} P_{M+1} \quad (13)$$

4 实验验证

4.1 实验方案

为验证倒角圆弧中间点识别方法的有效性和精度,采用多条边缘轮廓线进行实验。实验预识别的边缘轮廓线如图 8 所示,包括样品 1 上的 3 个圆形轮廓线、1 个矩形轮廓线及最外沿轮廓线和样品 2 上的 4 个

小尺寸的圆形轮廓线。

识别结果的处理分析:对于样品 1 上的圆形轮廓线、矩形轮廓线数据和最外沿轮廓线,将识别的轮廓线数据与理论轮廓线对齐^[16],计算所识别的轮廓线数据到理论轮廓线的距离偏差;对于样品 2 上的 4 个圆形轮廓线,以三坐标机测量结果为参考,评价圆形轮廓线的半径及圆心距偏差。实验中,采用 ATOS Triple Scan II 扫描仪采集样品表面的点云数据。经去噪^[17]、网格化等预处理后,获得样品表面的网格点云数据,如图 9 所示,点云数据点的间距为 0.02~0.40 mm。

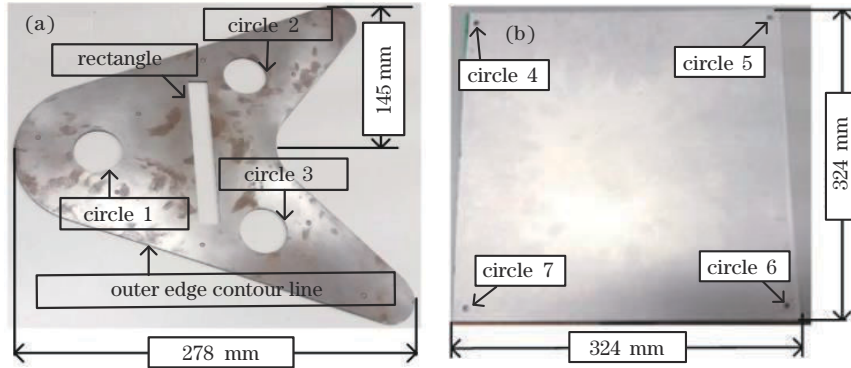


图 8 实验用样品及预识别的边缘轮廓线。(a)样品 1;(b)样品 2
Fig. 8 Tested templates and to-be-recognized ECLs. (a) Template 1; (b) template 2

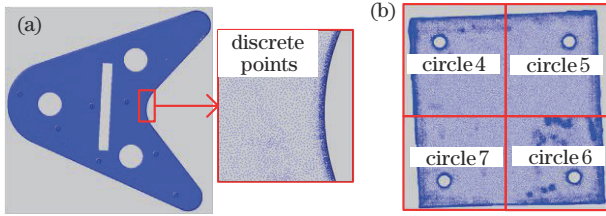


图 9 实验用样品的网格点云数据。(a)样品 1;(b)样品 2
Fig. 9 Meshed point cloud data of tested templates.
(a) Template 1; (b) template 2

4.2 实验结果

法向累积夹角半交角判别法的识别结果:对于样品 1,在圆 1~圆 3 轮廓线上识别出 452 个点,在矩形轮廓线上识别出 576 个点,结果如图 10 中的红色点所示。统计所识别的轮廓线数据相对理论轮廓线的距离偏差,结果如表 1 所示。

样品 1 通过慢走丝工艺加工而成,加工精度为 0.001 mm,实验中对新样品进行测量,此时,在点云数据的边缘轮廓线处存在半径为 0.02 mm 的倒角圆弧,根据式(1)求得的位置偏移量 v 的大小为 0.008 mm,因此认为 4 条轮廓线识别结果的距离标准偏差小于 0.07 mm。

法向夹角引导的弧长均值插值法的识别结果:对于样品 2,在 4 个圆形轮廓线上分别识别出 144 个点,

表 1 法向累积夹角半交角判别法识别结果的拟合距离偏差
Table 1 Distance deviation of the recognized points of the CHCA method unit: mm

ECL	CHCA method		
	Minimal deviation	Maximal deviation	Standard deviation
Circle 1	-0.11	0.09	0.06
Circle 2	-0.12	0.07	0.06
Circle 3	-0.10	0.08	0.06
Rectangle	-0.13	0.07	0.07

结果如图 11 中的蓝色点所示。三坐标机测量小孔内壁某截面上的 8 个均匀分布的数据点。对所识别的轮廓线数据和三坐标机测量数据进行圆拟合。

由于三坐标机测量的是圆孔内壁的数据,而所识别的轮廓线数据位于倒角圆弧的中间,需对所识别的轮廓线数据进行补偿,补偿量 ΔR 如图 12 所示,其大小满足

$$\Delta R = r \cdot [1 - \sin(\theta/2)] \quad (14)$$

式中: r 表示倒角圆弧的半径; θ 表示倒角圆弧的圆心角。对于样品 2, $\theta=90^\circ$ 。点云数据中 4 个圆形轮廓线处存在半径为 0.1 mm 的倒角圆弧,则补偿值 $\Delta R=0.03$ mm,则所识别的轮廓线数据的尺寸偏差如表 2 所示。从表 2 可以看出:所识别的圆形轮廓线数据的半径偏差为 -0.03~0.01 mm;圆心距偏差为

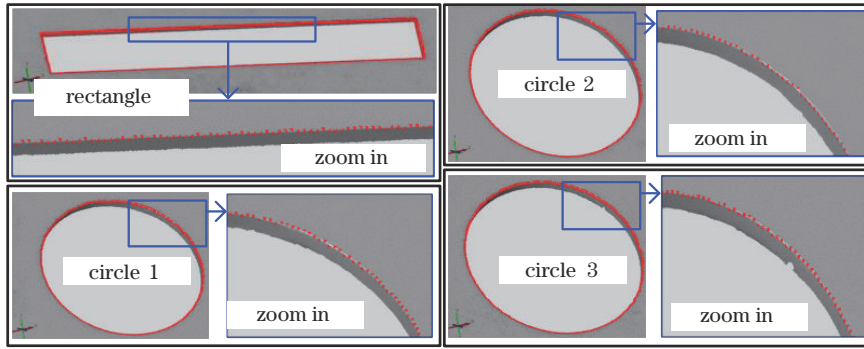


图 10 法向累积夹角半交角判别法的识别结果
Fig. 10 Recognized points of the CHCA method

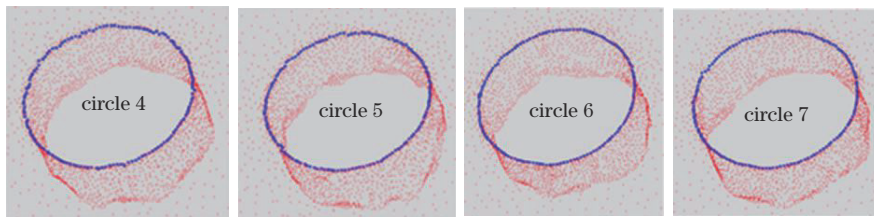


图 11 法向夹角引导的弧长均值插值法的识别结果
Fig. 11 Recognized points of the HAL method

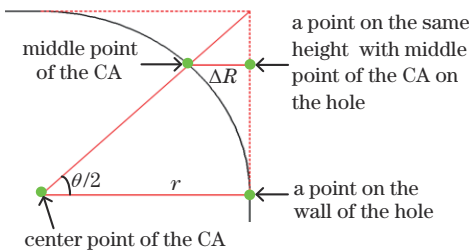


图 12 倒角圆弧中间点补偿
Fig. 12 Compensation of the recognized middle point on the CA

表 2 法向夹角引导的弧长均值插值法识别结果的尺寸偏差
Table 2 Dimension error of the recognized points of the HAL method unit: mm

Parameter	CMM result	HAL method	
		Recognized result	Error after compensation
R(4)	3.12	3.14	-0.01
R(5)	3.12	3.12	-0.03
R(6)	3.09	3.13	0.01
R(7)	3.12	3.14	-0.01
D(4,5)	324.21	324.25	0.04
D(5,6)	324.58	324.58	0.01
D(6,7)	324.62	324.69	0.07
D(7,4)	323.96	323.95	-0.01

-0.01~0.07 mm。

拟合抛物线求解顶点法的识别结果:对于样件 1,在最外沿轮廓线上识别出 1126 个数据点,结果如图 13(a)所示,其相对理论轮廓线的距离偏差为

-0.15~0.86 mm。分析发现:该样件下方的两个区域存在明显的加工误差,如图 13(b)所示,使得实际的轮廓线数据偏离理论轮廓线数据;这两个区域之外的轮廓线数据的距离标准偏差为 0.15 mm。

4.3 识别结果的影响因素分析

点云数据的分布特征影响边缘轮廓线数据的识别精度。点云数据是对被测表面形貌进行离散化采样得到的,并不能准确且完整地描述被测表面的形貌特征,尤其在不同面片的相交处,点云数据很难包含完整的边缘轮廓线数据,通常只能采集到边缘轮廓线邻域表面上的数据,限制了边缘轮廓线数据的识别精度。同时,点云数据的质量受测量光入射角影响^[130],这使得同一视场下,不同形貌表面的点云数据质量不同,主要体现在点云数据的跳变程度上。点云数据的跳变性表现为数据点并不准确地分布在某一面型上,而是在该面型附近小范围内随机跳变,该跳变量通常小于点云数据的点间距,是不可避免的。理想条件下,倒角圆弧数据是均匀分布、无跳变且点数充足的,此时,倒角圆弧中间点的识别精度只受到垂直截面线数据点间距的影响。而基于点云数据构造的垂直截面线数据中,倒角圆弧数据存在分布不均匀、发生微小随机跳变及数据点少等问题,使得倒角圆弧中间点的识别结果具有一定的不确定性。

本文实验中所使用的扫描设备的测量不确定度为 0.02 mm,采集的点云数据点的间距为 0.02~0.40 mm,此时,所提方法识别结果的距离标准偏差不大于 0.15 mm,在点云数据的亚点间距量级。

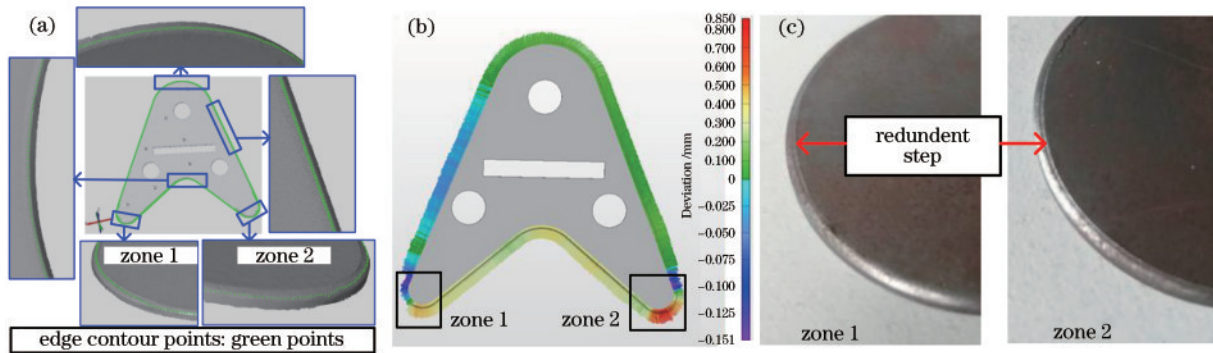


图 13 拟合抛物线求解顶点法的识别结果。(a)识别的轮廓线数据;(b)识别结果的距离偏差分布;(c)样件 1 存在的加工误差
Fig. 13 Recognized points of the PFV method. (a) Recognized points; (b) distance deviation of the recognized points; (c) machining error of the two zones on the template 1

5 结 论

为识别出准确的边缘轮廓线数据,首先分析了边缘轮廓线的位置特征,表明了边缘轮廓线数据点在边缘轮廓线垂直截面线上的位置唯一性,明确了从垂直截面线上识别边缘轮廓线数据点的思路。当垂直截面线的两个子线段尖锐相交时,实际垂直截面线数据在边缘轮廓线数据点处存在一个倒角圆弧。分析了倒角圆弧中间点与边缘轮廓线数据点的位置关系,并建立了垂直截面线上两个数据点的位置关系模型。根据实际垂直截面线上倒角圆弧数据的分布特征,将倒角圆弧分为三种,即大倒角圆弧、光滑小倒角圆弧和跳变小倒角圆弧,并提出了三种倒角圆弧中间点识别方法,即拟合抛物线求解顶点法、法向累积夹角半交角判别法、法向夹角引导的弧长均值插值法。最后,在多条边缘轮廓线上验证了 3 种倒角圆弧中间点识别方法的有效性和精度。实验中所使用的扫描设备的测量不确定度为 0.02 mm,点云数据的点间距为 0.02~0.40 mm,此时所提方法所识别的轮廓线数据的距离标准偏差不大于 0.15 mm,满足大尺寸零件上三维边缘轮廓线的检测要求。

参 考 文 献

[1] 孙宝钧, 孟国正. 凸轮廓度的仿形法测量及误差分析[J]. 工具技术, 1995, 29(9): 42-46.
Sun B J, Meng G Z. Copying way measuring and error analysis of cam profile[J]. Tool Engineering, 1995, 29(9): 42-46.

[2] Javed A, Lee H, Kim B, et al. Vibration measurement of a rotating cylindrical structure using subpixel-based edge detection and edge tracking[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 166: 108437.

[3] Kong Q M, Wu Z H, Song Y T. Online detection of external thread surface defects based on an improved template matching algorithm[J]. Measurement, 2022, 195: 111087.

[4] Parthiban M, Harinath M, Kirubakaran M. Measurement of roundness on the bearing by varying probe length in

CMM[J]. Materials Today: Proceedings, 2021, 42: 1393-1403.

[5] G R S, Kumar N, P R H, et al. Implementation of a stereo vision based system for visual feedback control of robotic arm for space manipulations[J]. Procedia Computer Science, 2018, 133: 1066-1073.

[6] Wei S W, Kam M, Wang Y N, et al. Deep point cloud landmark localization for fringe projection profilometry[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2022, 39(4): 655-661.

[7] Weber C, Hahmann S, Hagen H. Sharp feature detection in point clouds[C]//2010 Shape Modeling International Conference, June 21-23, 2010, Aix-en-Provence, France. New York: IEEE Press, 2010: 175-186.

[8] 胡佳贝, 刘喆, 张鹏飞, 等. 基于离散 Morse 理论的散乱点云特征提取[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0615002.
Hu J B, Liu Z, Zhang P F, et al. Feature extraction of scattered point clouds based on discrete morse theory[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(6): 0615002.

[9] Demarsin K, Vanderstraeten D, Roose D. Meshless extraction of closed feature lines using histogram thresholding[J]. Computer-Aided Design and Applications, 2008, 5(5): 589-600.

[10] 李明磊, 宗文鹏, 李广云, 等. 基于体素生长的点云结构直线段提取[J]. 光学学报, 2018, 38(1): 0112001.
Li M L, Zong W P, Li G Y, et al. Extraction of structure line segments from point clouds using voxel-based region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(1): 0112001.

[11] Yang L, Liu Y H, Peng J Z, et al. A novel system for off-line 3D seam extraction and path planning based on point cloud segmentation for arc welding robot[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 64: 101929.

[12] Long K, Xie Q, Lu D N, et al. Aircraft skin gap and flush measurement based on seam region extraction from 3D point cloud[J]. Measurement, 2021, 176: 109169.

[13] Raina P, Mudur S, Popa T. Sharpness fields in point clouds using deep learning[J]. Computers & Graphics, 2019, 78: 37-53.

[14] Nie J H, Zhang Z C, Liu Y, et al. Enhancement of ridge-

- valley features in point cloud based on position and normal guidance[J]. Computers & Graphics, 2021, 99: 212-223.
- [15] 樊晶晶, 马骊群, 孙安斌, 等. 模式向量法提取点云数据轮廓点[J]. 光学精密工程, 2019, 27(7): 1640-1648.
Fan J J, Ma L Q, Sun A B, et al. Extraction of line contour points from point cloud data using pattern vector method[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(7): 1640-1648.
- [16] He Y, Yang J, Hou X M, et al. ICP registration with DCA descriptor for 3D point clouds[J]. Optics Express, 2021, 29(13): 20423-20439.
- [17] Shi C H, Wang C Y, Liu X L, et al. Three-dimensional point cloud denoising via a gravitational feature function [J]. Applied Optics, 2022, 61(6): 1331-1343.