

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2009735

结构光检测点云精简与重构参数自动调节方法*

李茂月, 赵伟翔, 马康盛, 王 飞

(哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室 哈尔滨 150080)

摘要:针对薄壁叶片的点云扫描采样会产生特征消失、三角重构会产生孔洞现象的问题,提出一种改进的点云精简以及重构的方法。首先,根据法向量夹角阈值和欧氏距离提取叶片外轮廓;其次,计算点云的平均曲率和高斯曲率,设定阈值对点云划分分子集,采用索引空间法对点云数据进行精简;然后,采用贪婪算法针对距离阈值系数和三角形参数对叶片点云进行实验分析,得出没有孔洞的贪婪三角参数经验值;最后对距离阈值系数和点云平均间距拟合出关系式,实现贪婪重构的参数自动调节。实验结果表明,在总体精简率为90%左右时,相较于另外两种方法,标准偏差分别下降了26.45%和19.92%,外轮廓尺寸平均偏差分别下降了79.81%和47.97%。按照提出的方法设置重构参数,重构质量良好,对薄壁叶片实现在机智能加工检测具有良好的应用参考。

关键词:点云精简;三角重构;索引空间;参数调节;薄壁叶片

中图分类号: TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035

Point cloud simplification and reconstruction parameters' automatic adjustment method of structured light detection

Li Maoyue, Zhao Weixiang, Ma Kangsheng, Wang Fei

(Key Laboratory of Advanced Manufacturing and Intelligent Technology, Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: An improved point cloud simplification and reconstruction method is proposed to solve the problems of feature disappearance and hole phenomenon in point cloud scanning and sampling of thin-walled blades. Firstly, the outer contour of the blade is extracted according to the angle threshold of the normal vector and the Euclidean distance. Secondly, the average curvature and Gaussian curvature of the point cloud are calculated, the threshold is set to divide the point cloud into molecular sets, and the index space method is used to simplify the point cloud data. Then, the greedy algorithm is used to analyze the blade point cloud for the distance threshold coefficient and triangle parameters, and the empirical value of greedy triangle parameters without holes is obtained. The relationship between the distance threshold coefficient and the average distance of point cloud is fitted to realize the automatic adjustment of greedy reconstruction parameters. Compared with the other two methods, experimental results show that, when the overall reduction rate is about 90%, the standard deviation is reduced by 26.45% and 19.92%, and the average deviation of the outer contour dimension is reduced by 79.81% and 47.97%, respectively. The reconstruction parameters are set according to the proposed method, and the reconstruction quality is good, which has a good application reference for the realization of intelligent machining detection of thin-walled blades.

Keywords: point cloud reduction; triangular reconstruction; index space; parameter adjustment; thin walled blade

0 引 言

随着航空制造业的快速发展,以航空发动机薄壁叶

片为代表的薄壁曲面零部件的应用日益增多。航空发动机叶片具有弱刚性,加工难度大,加工精度不易保证^[1]。由于传统的接触式测量需要多次拆卸安装,误差精度大且易损伤工件表面,以结构光检测为代表的非接触式测

收稿日期:2022-05-06 Received Date: 2022-05-06

* 基金项目:国家自然科学基金(51975169)、黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(2019-KYYWF-0204)项目资助

量具有成本低、速度快以及不损伤工件等优点,具有良好的应用前景^[2]。

随着加工精度的要求和结构光测量技术的发展,为获得工件的精确尺寸等信息,实际扫描获得的点云数据越发庞大,导致存储、操作、显示等方面占用大量资源,使得数据处理速度缓慢,无法满足当前智能加工领域在机测量的实时、高速、高效要求,故需要对扫描得到的点云数据进行精简^[3-4]。Mahdaoui等^[5]利用K-means算法将三维点云聚类,计算每个类的熵并去除最小的聚类,具有较强的鲁棒性,但所提方法没有针对百万级别点云数据进行实验分析。Fafard等^[6]在保留场景的结构下进行采样,采样概率由高程角和距原点的平方距离进行调制,该方法在加工场景中算法时间度较为复杂。Wang等^[7]提出一种基于Akima样条插值点云数据缩减方法,然而需要勾勒轮廓和修改局部细节,复杂度较高。李健等^[8]在八叉树算法基础上,融合点云主曲率及Hausdorff距离,可以较完整保留物体的特征信息,避免孔洞现象,但Hausdorff距离阈值需要人为进行设定。陈辉等^[9]计算点云的特征数据,并分类精简,既可保留模型的几何特征,又能避免孔洞区域的产生,在精度和速度上都取得了较好的效果,但参数的选择不适合薄壁叶片。

点云数据在一系列处理后虽然在整体上具备了工件的轮廓特征,但其本质仍然是离散的数据点,无法连续表达出被测工件的整体形貌。点云重构能够使被测物转化为实体,有利于后续的应用处理,其效果对后续的加工指导有重要意义。陈华伟等^[10]通过等区分割与半区点云映射的方法,获取分割平面的二维点云,并通过提取切片点云数据边界,利用拟合曲线与采样值点完成曲面重构,其重构精度受切片密度影响较大。杨玉泽等^[11]提出了一种超体素分割和基于kd-tree纹理映射的贪婪投影三角化算法相结合的点云重建方法,然而该方法需要用到点云的RGB信息。Su等^[12]将自适应希尔伯特曲线扩展应用到Delaunay三角剖分方法,减少冲突细长三角形的搜索步骤,但增加了算法的复杂度。Liang等^[13]通过分析相邻扫描线之间数据点的相对位置关系,提出了一种改进的点云数据曲面快速重建方法来消除表面孔洞,但所用设备为线激光扫描,速度较慢。

综合上述分析,本文从薄壁曲面结构特征和智能加工检测的需求出发,结合薄壁叶片边缘法向量方向突变特点和叶片造型的特殊性提取外边缘轮廓点云,并采用改进的索引空间精简算法对点云进行精简。通过实验分析出薄壁叶片三角重构的经验参数,并通过多种点云数据拟合出邻近点阈值参数系数与密度的对应关系,以得到较高质量的重构形貌曲面。

1 考虑外轮廓和曲率特征点云精简算法

1.1 点云外轮廓特征点提取

航空发动机叶片等薄壁曲面零部件其外轮廓尺寸精度非常重要,点云精简时应将点云外轮廓提取出来,以避免精简造成的尺寸误差。由于采集到的点云只包含其三维坐标点,因此应先建立拓扑关系。本文采用kd-tree邻域划分法^[14],建立拓扑关系,计算邻域内点云到目标点的欧氏距离,对欧氏距离小于定义半径的邻域进行搜索。

1) 点云法向量估计

点云法向量是点云数据的重要的几何特征^[15],其值的大小对表征被测物的形貌有十分重要的影响。本文采用主成分分析法(principal component analysis, PCA)计算点云的法向量^[16]:以每个采样点为中心,固定邻域 r 为半径,建立局部球邻域点集 pr 。以该邻域点集为样本数据,采用最小二乘原理拟合局部最优空间切平面。即以样本数据与目标平面的距离平方最小化为约束条件,构建目标平面参数求解的目标函数 $J(\mathbf{v}, d)$,如式(1)所示。

$$J(\mathbf{v}, d) = \arg \min_{(\mathbf{v}, d)} \sum_{j=1}^n (\mathbf{v} \cdot \mathbf{P}_j' - d)^2 \quad (1)$$

式中: \mathbf{v} 表示目标平面的法向量; d 表示到目标平面的空间距离。

采用PCA计算空间平面的法向量,并将其视为采样点的法向量。式(1)的求解过程可转化为对局部邻域点集构成的协方差矩阵 \mathbf{C} 进行特征值分解,如式(2)所示。

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\mathbf{P}_j' - \bar{\mathbf{P}}) \cdot (\mathbf{P}_j' - \bar{\mathbf{P}})^T = \sum_{m=1}^3 \mathbf{e}_m \lambda_m \mathbf{e}_m^T \quad (2)$$

式中: $\bar{\mathbf{P}}$ 表示邻域点集的重心; λ 和 \mathbf{e} 分别表示矩阵 \mathbf{C} 的特征值和特征值对应的特征向量,且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 。

则最小特征值 λ_3 对应的特征向量 \mathbf{e}_3 即为采样点的法向量 \mathbf{n} 的估算值。

2) 基于法向量夹角提取外轮廓特征点

叶片点云法向量估算值如图1(a)、(b)所示,其边界点云法向量如图1(c)所示。由图1可知,法向量在边界点方向发生突变,即法向量夹角值明显大于叶片内部法向量夹角,而内部法向量夹角整体方向趋势相同。处理大量点云数据时,若计算每个点云的法向量并计算该点法向量与邻域内点云法向量夹角,则会花费大量的时间,不利于在机检测与智能加工过程的实现。

有一定曲面特征的航空发动机类薄壁叶片曲面的前缘圆弧与后缘圆弧较小,叶展形成线投影到平面时基本呈现叶身高度为长、弦长为宽的矩形。根据这一特点,本文提出一种适用于该类航空叶片点云数据的轮廓提取方法。首先,通过读取叶片顶部与底部宽度方向与轴向高

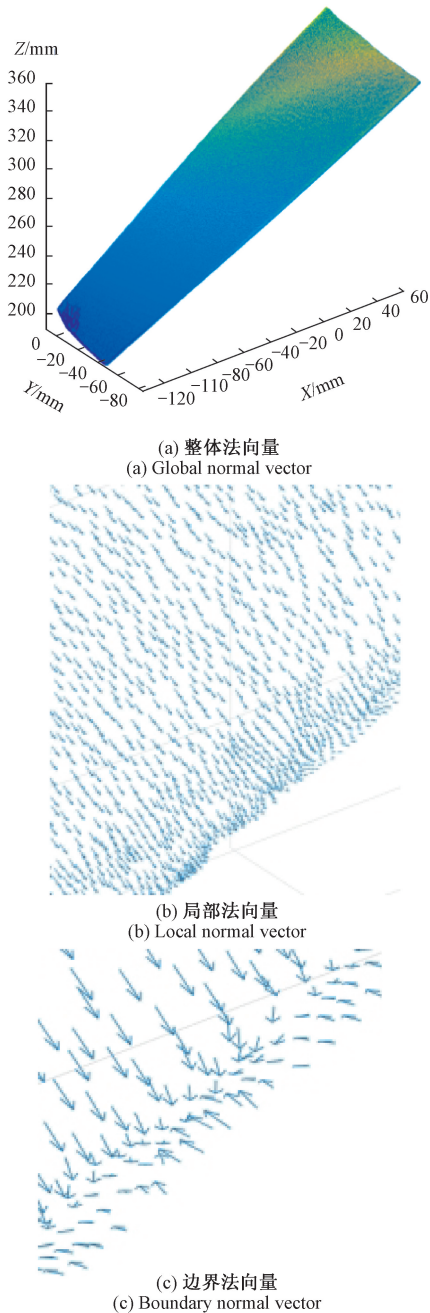


图1 航空发动机叶片的法向量

Fig. 1 Normal vector of the aeroengine blade

度两个维度上的边界点坐标值,确定欧氏距离范围。通过实验确定,以0.7维度边长分别从两个维度的中点采用二分法提取出大量点云,将其定义为内部点云,剩余点云定义为外部点云。计算外部点云的法向量及其邻域内夹角,通过设定阈值提取外轮廓边界,并与原始点云的三维数据的极值点进行比较验证,避免提取内部点云数据。本文法向量夹角阈值根据经验值选为 45° ^[17],点云外轮廓提取如图2所示。

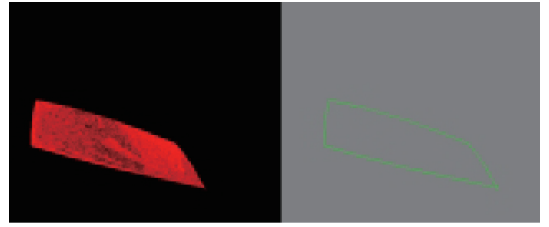


图2 薄壁叶片的边界提取

Fig. 2 Boundary extraction of thin-walled blade

1.2 点云曲率特征计算

在保证了点云数据的外轮廓特征点后,为使精简后的数据能更加精确反映出原型的尺寸及纹理特征,需要对内部点云进行特征分类提取,以保留足够的特征信息。考虑到航空发动机类复杂薄壁曲面件的加工精度要求和本身外形结构特征,本文通过计算平均曲率、高斯曲率实现内部点云的特征点云子集判定。

根据微分几何性质可知,主曲率是采样点局部性状的体现。高斯曲率 K 是主曲率的乘积,根据其符号可以确定曲面上点的性质, $K>0$ 表明该点是椭圆点, $K=0$ 为抛物点, $K<0$ 则为双曲点,即高斯曲率 K 是主曲率的乘积,表征曲面的平滑程度;平均曲率 H 是主曲率之和的平均值,可表明曲面的凸凹。因此,平均曲率与高斯曲率的计算可以归结为主曲率的计算。

本文采用法向量估计法计算主曲率,对于点云中的每个点及其法向量,取其相关 n 个近邻点,通过邻域点的密切圆来表示目标点的主曲率。

对于点云中的任意点 p ,以其法向量 \mathbf{N} ,正交的单位向量 \mathbf{X} 、 \mathbf{Y} 建立点 p 的局部正交坐标系 $L\{p, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{N}\}$ 。取其相关 n 个近邻点,其中第 i 个近邻点 q_i 及其法向量 \mathbf{M}_i ,则点 p 的主曲率可以由 q 的密切圆来表示。 p 相对于 q_i 的法曲率估计为:

$$k_n^i = -\frac{\sin \beta}{|pq_i| \sin \alpha} \quad (3)$$

式中: α 是向量 \mathbf{N} 和 pq_i 之间的夹角; β 是向量 \mathbf{N} 和 \mathbf{M}_i 之间的夹角。

分析所有法曲率与主曲率关系后,为了估计一个点的主曲率,采用欧拉方程最小二乘拟合法,得出法曲率和主曲率的关系,如式(4)所示。

$$k_n^i = k_1 \cos(\theta_i + \theta) + k_2 \sin^2(\theta_i + \theta) \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

式中: $\theta_i + \theta$ 为点 p 过 q_i 的法截线的切线与主方向的夹角。

将其转化为矩阵形式,在式(4)的最小二乘拟合之后,可以推导出式(5)。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{B} & \mathbf{C} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 \cos^2 \theta + k_2 \sin^2 \theta & (k_2 - k_1) \cos \theta \sin \theta \\ (k_2 - k_1) \cos \theta \sin \theta & k_1 \sin^2 \theta + k_2 \cos^2 \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

因此,主曲率 k_1 和 k_2 是矩阵 $\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{B} & \mathbf{C} \end{bmatrix}$ 的特征值,

把 $\boldsymbol{\omega}$ 的单位特征向量从局部坐标系 L 变换到全局坐标系,就得到主方向向量。

1.3 基于点云曲率特征的精简算法

索引空间采样通过输入的点云数据划分为网格,直到每个网格中最多包含 N 个点,并在每个网格中随机采样点云数据。网格内的所有采样点都被赋予相同的法线。在获取了整体点云的平均曲率、高斯曲率信息后,将两个参数的点云平均值作为阈值,将点云的几何特征与阈值进行比较,针对同一模型分别就两个参数单独提取出特征子集,对特征子集和非特征子集采用不同格栅大小的索引空间采样进行精简,将精简后的偏差作为结果,对两个参数进行相关性分析,检验其与精简效果是否相关,由于参数之间不满足正态分布,因此采用斯皮尔曼系数 r_s 进行相关分析:

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (6)$$

式中: n 为样本容量; d_i 表示 X_i 与 Y_i 之间的等级差,等级就是数据按从小到大排序的排名。

通过相关分析,得出平均曲率和高斯曲率对精简效果都产生正向影响,即平均曲率和高斯曲率越高,该点云为特征点的可能性越大。以 100×10^4 叶片点云数据为例,通过单独将平均曲率设为特征参数提取特征子集,实验分析表明,共有 56×10^4 点云个数,而将高斯曲率设为特征参数提取特征子集,共有 36×10^4 点云个数;将平均曲率和高斯曲率均设为特征参数,即将点云特征参数大于平均曲率阈值和高斯曲率阈值提取至特征点云子集,共有 32×10^4 点云个数。经偏差分析验证,以平均曲率和高斯曲率为特征参数提取的特征点云子集偏差最低。因此,将点云进行邻域构建后,根据点云欧式距离与法向量夹角提取外轮廓点云数据。在内部点云数据中,将平均曲率和高斯曲率都大于平均值的点云数据提取为特征点云数据,其余点云数据提取为非特征点云数据,将两子集点云数据进行不同程度的精简,并与点云外轮廓点云数据合并,实现保留叶片特征点云精简。

2 基于贪婪投影的薄壁叶片重构方法

通过上述方法完成对薄壁叶片点云数据的预处理,获得质量较好的数量精简的叶片点云数据。为了进一步还原被测航空叶片的原始曲面形貌,需对叶片进行曲面重构。对点云数据进行三角网格处理,并针对叶片重构过程易产生细小孔洞问题,采用贪婪投影算法进行处理,获得最佳贪婪投影参数,再利用贪婪投影进行重建,获得重构效果良好的叶片曲面,并计算叶片不同点云的平均间距,建立点云平均间距与最佳邻近点距离阈值系数拟合关系,获得不同点云间距叶片的最佳贪婪投影参数。

2.1 切平面的确定与投影

贪婪投影算法的第一步为切平面的确定与投影。采用微分的思想将曲面细分为若干个微观平面,此时可认为目标点云与其一个邻域为一个平面,满足了三维空间点云与其投影平面的二维坐标一一对应的关系。

由本文 1.2 与 1.3 节的方法,对点云建立 kd-tree 邻域划分,采用 k 邻域搜索建立目标点的邻域,并采用主成分分析法由目标点的最小二乘局部平面来计算法向量,通过构造协方差矩阵公式,求解最小特征值对应的特征向量表示其法向量。

设求解点云法向量为 \mathbf{n} ,目标点云切平面由平面方程 $Ax+By+Cz=0$ 确定。目标点云 $MA(x_m, y_m, z_m)$ 切平面内任意点云 $M_i(x_i, y_i, z_i)$ 与其构成的向量均与法向量乘积为 0,即为:

$$A(x_m - x_i) + B(y_m - y_i) + C(z_m - z_i) = 0 \quad (7)$$

在确定目标点云 MA 的切平面后,利用旋转平移矩阵法将三维点云投影到其切平面,旋转平移矩阵即为投影变换矩阵。

将三维点云投影到其切平面后,对投影得到的点云二维数据点作平面内的三角化,从而得到各点的连接关系。在平面区域三角化中,基于 Delaunay 的空间区域增长算法^[18],通过选取一个样本三角片作为初始曲面,不断扩张曲面边界,从而形成一张完整的三角网格曲面。如图 3 所示,虚线三角形 HIK 为初始生长三角形,通过变换矩阵将其投影至平面 P' 中,得到投影三角形 $H'I'K'$,通过选择的最优扩展点 $M'N'$,寻找其空间对应点进行连接,周而复始该过程直至获得完整网格。在这一过程中,二维投影通过变换矩阵来实现,其确定过程至关重要,计算公式如下:

$$\mathbf{T}_{Mf} = \mathbf{T}_p \cdot \mathbf{R}_{xs} \cdot \mathbf{R}_{ys} \quad (8)$$

式中: \mathbf{T}_p 为平移矩阵; \mathbf{R}_{xs} 为绕 X 轴旋转 ϕ ; \mathbf{R}_{ys} 为绕 Y 轴旋转 λ 。

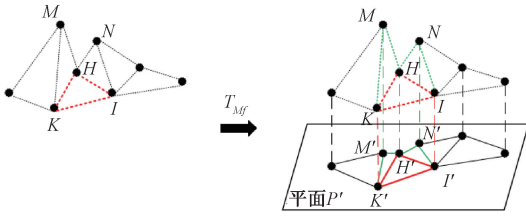


图3 切平面的确定与投影

Fig. 3 Determination and projection of tangent plane

$$T_p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ x_i & y_i & z_i & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{xs} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & \sin \phi & 0 \\ 0 & -\sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$R_{ys} = \begin{bmatrix} \cos \lambda & 0 & -\sin \lambda & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \lambda & 0 & \cos \lambda & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

由以上公式可求出任意一点 $M'(x_M, y_{M'}, z_{M'})$ 在其切平面上的投影,即:

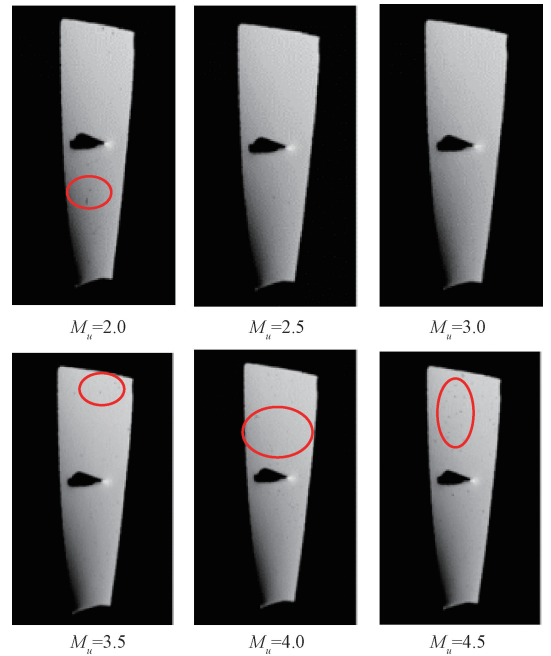
$$[x_{M'}, y_{M'}, z_{M'}, 1] = T_{M'} \cdot [x_M, y_M, z_M, 1]^T \quad (9)$$

2.2 平面三角剖分与参数分析设置

完成三维立体空间的切平面确定与局部投影方式后,将生长三角形的生长边及其边上的中点 Q 及其 k 邻域点一同投影到二维投影平面,通过采用贪婪算法对二维平面内的点进行三角剖分。将局部最优点作为最佳生长点,并将其映射回三维空间中,形成较生长三角形更大的三角网格,以此重复该步骤,至最终生成完整曲面。由于在三维与二维之间相互转换、以及生成三角形的内角关系等过程易产生孔洞现象,因此改进方法通过分析确定样本点,搜索其邻近点的最远距离、三角化后的三角形内角关系,设计一种无需孔洞填充的简易方法,并在此基础上进一步分析参数影响,并提出一种自适应的最佳参数调节方法。

1) 邻近点搜索参数的调整

设样本点搜索其邻近点的最远距离的系数为 Mu ,通过调整 Mu 以适应点云密度的变化,令阈值分别取标准值 2.0~5.0,并以 0.5 作为间隔设置,结果如图 4 所示。由图 4 可知,当 $Mu=2.0$ 时,由于阈值系数较小,导致部分点云数据无法直接连接生成三角形网格,因此叶片生成曲面存在较大孔洞;当 Mu 取 3.5、4.0 与 4.5 时,由于阈值系数范围较大,使得重构曲面形貌质量较差。因此该类叶片点云密度 Mu 取值为 2.5 和 3.0 较为合适。通

图4 不同 Mu 下的点云重构效果Fig. 4 Point cloud reconstruction effect under different Mu

过图 4 可以看出,当 $Mu=2.5$ 时孔洞最少,因此以该值作为最佳样本点搜索其邻近点的距离阈值系数。

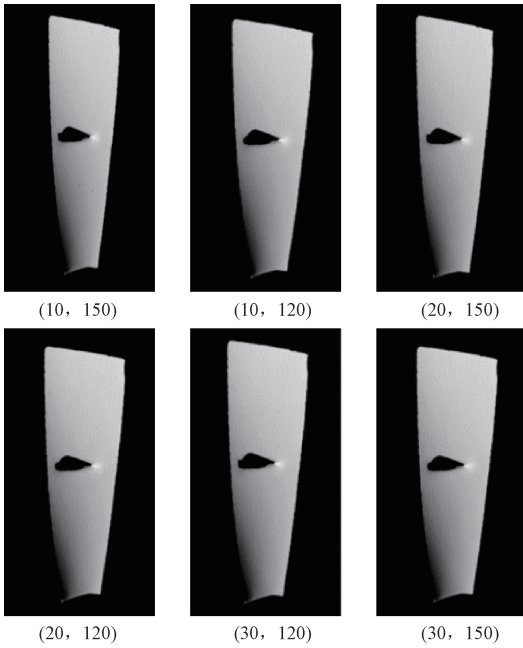
2) 三角形角度参数

根据上述步骤可知,为适应叶片点云密度,通过选取最佳样本点的邻近点距离阈值后生成的曲面,依然存在部分孔洞,通过分析可知三角网格化后的各三角形角度关系,对重构的表面是否有孔洞会产生小部分影响。假设生成三角形最大内角为 A_{max} ,最小内角为 A_{min} 。定义 (A_{min}, A_{max}) 为内角中最小角和最大角中的对应值,根据三角化角度规则,取角度组合为 $(10, 150)$ 、 $(10, 120)$ 、 $(20, 150)$ 、 $(20, 120)$ 、 $(30, 120)$ 、 $(30, 150)$,其结果如图 5 所示。

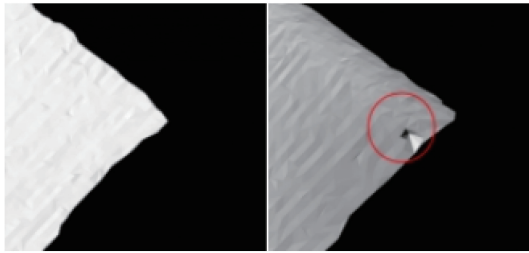
由图 5 可以看出,当 (A_{min}, A_{max}) 取 $(10, 150)$ 、 $(10, 120)$ 、 $(20, 120)$ 、 $(30, 120)$ 时,依然存在部分细小孔洞,而当取值为 $(20, 150)$ 、 $(30, 150)$ 时,生成曲面质量较高。将两者生成曲面进行局部放大可以看出,取值 $(20, 150)$ 生成的效果更加理想,因此通过上述步骤确定该叶片点云最佳贪婪投影重构的邻近点距离阈值系数与最佳内角关系,其值分别为 $Mu=2.5, A_{min}=20, A_{max}=150$ 。

3) 自适应邻近点距离阈值系数设置

通过上述实验分析,得出了重构时参数设置的较好的经验值,然而针对不同的航空发动机叶片点云模型,其参数往往需要人为进行微调,无法做到最佳参数设置。对三维点云数据,邻域点距离阈值可以避免拓扑结构发生错误,三角形内角原则确保三角网格均匀,避免狭长的三角形出现。但实际上,很难有同时满足各参数最优解



(a) 不同内角组合的点云整体重构效果
(a) Overall reconstruction effect of point cloud with different internal angle combinations



(b) 局部细节
(b) Local details

图 5 不同内角组合下的点云重构效果

Fig. 5 Point cloud reconstruction effect under different internal angle combinations

的三角重构,所以只要尽量保证每个三角形局部最优,同时整体的三角网格形态较好即可。通过对多种规格的航空发动机叶片三角重构参数调节发现,三角重构的最大角和最小角在良好的邻近点距离阈值系数下,采取实验所得经验值往往能得到较好的重构效果,而邻近点距离阈值系数的大小不同会直接影响重构效果。

邻近点距离阈值系数是为了适应点云密度,点云的疏密程度可以通过点云之间的平均距离来表示,即点与点的平均距离越小,则点云分布的越密集,点云的密度越大;点与点的平均距离越大,则点云分布的越稀疏,点云的密度越小。在点数为 N 的点云 C 中,用 $dis(p, q)$ 表示点 p 与其他任意点 q 之间的距离,用 d_p 表示点 p 与其他点的最小距离,则有:

$$d_p = \min(dis(p, q)) \quad (10)$$

其中, $q = 1, 2, \dots, N, p \neq q$ 。

则点云的平均距离为:

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N d_p \quad (11)$$

本文通过多组点云数据,分析其最佳邻近点距离阈值系数和其点云平均距离关系:将最佳内角设置为叶片良好重构效果的经验值,通过计算点云数据的密度并调节邻近点距离阈值系数的方式,建立阈值系数和点云平均距离的关系,由于点云平均距离与最佳邻近点距离阈值呈线性关系,通过最小二乘拟合数据比较几种常见的数学拟合模型,建立指数函数,其关系拟合式如式(12)所示,拟合的效果如图 6 所示。

$$y = a \times \exp(-b \times x) + c \quad (12)$$

其中, $a = 1.815, b = 8.067 \times 10^{-3}, c = 1.628$ 。

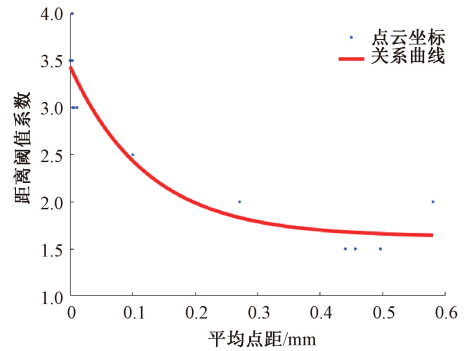


图 6 邻近点阈值系数与点云密度关系

Fig. 6 Relationship between threshold coefficient of adjacent points and point cloud density

3 实验验证

在自主搭建的光学形貌检测平台上进行本文提出的精简算法与重构参数调节方案验证,实验采用大恒水星相机 MER-130-30UM-L 对叶片进行单目结构光检测,相关控制算法在 Intel-i7 3.25 GHz CPU, 8GB RAM 的工控机上使用 VS2017 搭配 PCL 点云库实现,其整体实验平台以及点云数据采集,如图 7 所示。



(a) 整体实验平台
(a) Overall test platform
(b) 点云数据采集
(b) Point cloud data acquisition

图 7 实验平台与点云数据获取

Fig. 7 Experimental platform and point cloud data acquisition

3.1 点云精简

得到原始点云数据后,对点云数据进行去噪等预处理操作,避免环境干扰,得到精简前的良好的点云数据。薄壁叶片原始采集的点云数为 902 760 个,通过法向量夹角和叶片点云欧氏距离提取外轮廓点云 8 982 个。将特征点子集的空间内点云个数设为 30,采样率设为 60%;将非特征点子集空间内点云个数设为 10,采样率设为 9%。精简后的点云数为 88 470 个,大大减少了点云数据的冗余性,图 8 所示为点云原始图和使用本文算法精简后的效果。

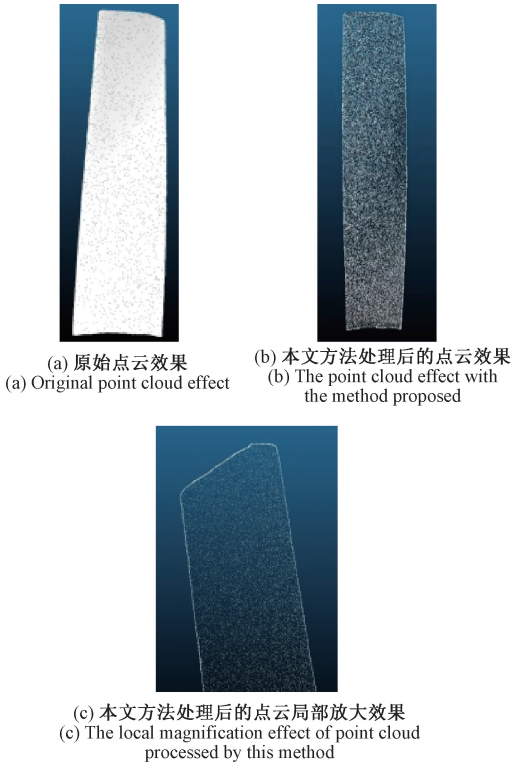


图 8 原始点云数据与本文方法精简点云

Fig. 8 Original point cloud data and simplified point cloud based on the method in this article

为进一步验证本文精简算法的有效性,对图 8 中薄壁叶片分别采用经典的随机采样法和八叉树法进行对比。通过精简后的点云数据中点到邻域点的拟合曲面距离计算偏差,并通过外轮廓尺寸偏差计算来验证本文方法的优势。不同精简算法对叶片点云的精简结果如表 1 所示,外轮廓尺寸偏差如表 2 所示。

由表 1 和 2 的结果可知,在总体精简率为 90% 左右时,精简前后本文方法相比于其他两种方法,在标准偏差上分别下降约 26.45% 和 19.92%;在外轮廓尺寸方面,本文方法相比于另外两种方法,平均偏差分别下降了 79.81% 和 47.97%。

表 1 不同算法对薄壁叶片的精简

Table 1 Simplification of a blade by different algorithms

算法	精简后的点云数	精简率/%	标准偏差/mm
八叉树采样	73 081	92.0	0.019 4
随机采样	85 762	90.5	0.017 7
本文	88 470	90.2	0.014 3

表 2 不同算法对叶片点云精简后的轮廓尺寸精度

Table 2 Contour dimension accuracy of blade point cloud reduced by different algorithms mm

算法	最大偏差	最小偏差	平均偏差
八叉树采样	0.941 4	0.171 5	0.611 6
随机采样	0.366 7	0.087 8	0.236 8
本文	0.244 7	0.016 9	0.123 3

3.2 点云重构

在获得了良好的叶片点云数据模型后,对某型叶片的点云进行重构验证。原始的叶片点云数据如图 9 所示,其点云平均距离计算值为 5.044 6 mm,代入本文提出的自动参数拟合公式,计算得到距离阈值系数 M_u 应为 3.5,最佳内角设置为 (20, 150),整体重构效果如图 10(a) 所示,局部细节如图 10(b) 所示。

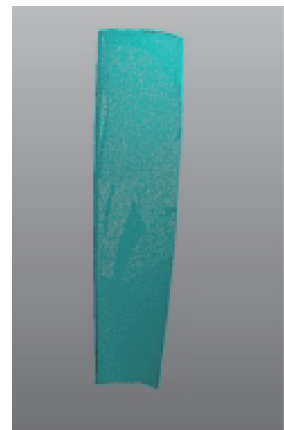


图 9 叶片点云

Fig. 9 Blade point cloud

由图 10 的重构效果可知,当 $M_u = 3.5$ 时表面重构没有孔洞现象,且没有像其他 M_u 值下出现的许多互相交叉重叠的三角形,表面光滑且边界线重构较为规整,整体形貌重构良好,生成的质量较高。通过本文方法可快速获取良好的贪婪重构三角参数,可实现快速的模型重构,从而方便后续的点云模型处理。

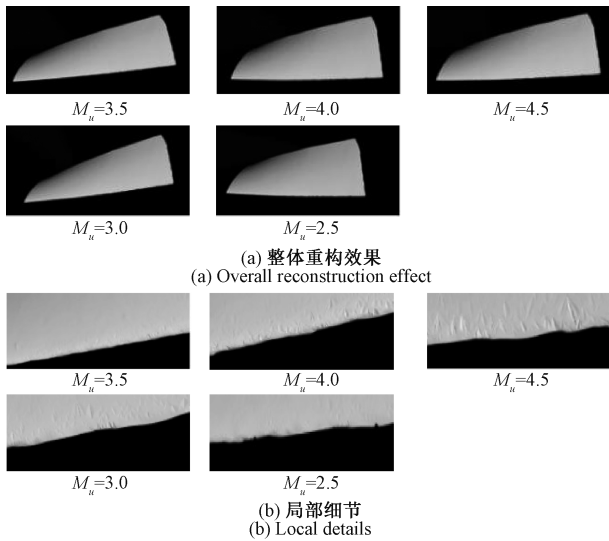


图 10 叶片在不同 M_u 的重构效果

Fig. 10 The reconstruction effect of blades with different M_u

4 结 论

针对薄壁叶片的点云扫描采样与重构会产生特征消失及孔洞现象的问题,本文基于叶片结构特点提出一种保留特征的点云精简算法,和三角重构系数自动调节的重构方案。

首先,依据薄壁叶片的结构特点和点云法向量特点,提出一种基于欧氏距离和法向量夹角的点云外轮廓提取算法。在外轮廓尺寸上,本文算法的最大偏差尺寸为 0.244 7 mm,最小偏差尺寸为 0.016 9 mm,平均尺寸偏差为 0.123 3 mm,相比于另外两种方法,平均偏差分别下降了 79.81% 和 47.97%,实现薄壁叶片外轮廓的快速精确提取。

然后,在分析薄壁叶片与点云属性关系的基础上,提出以平均曲率和高斯曲率的平均值为阈值,划分特征点云子集与非特征点云子集,降低了特征点云子集数量且提高了精简后的精度。以接近百万量级的点云模型为例,在精简比达到 90% 以上时,与原始数据的误差较小。本文算法的标准偏差为 0.014 3 mm,保证了精简精度。精简前后本文方法相比于其他两种方法,在标准偏差上分别下降了约 26.45% 和 19.92%,并很好地保持了叶片点云的模型特征。

最后,提出一种三角重构方案,根据叶片点云的三角重构参数获得了角度经验值,并拟合出邻近点距离阈值系数与点云密度的关系,得出良好重构效果的三角参数。同时,以某型号叶片验证了提出的三角重构方案。重构实验结果表明,本文提出的三角参数经验值选取及阈值系数参数自动调节方法的效果良好。

利用结构光技术对复杂薄壁类曲面零部件的检测具有良好的应用前景。在后续研究中,将进一步深入分析点云数据的处理技术,并与加工环境的动态特性相结合,实现智能加工中快速、精确的扫描识别处理。

参考文献

- [1] 刘政, 谢立, 张继君, 等. 双重失效模式下民用航空发动机高压涡轮叶片报废特性与可靠性分析[J]. 航空动力学报, 2022, 37(2): 235-240.
LIU ZH, XIE L, ZHANG J J, et al. Analysis of scrapping characteristics and reliability of civil aero engine high pressure turbine blade in dual failure modes[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(2): 235-240.
- [2] FU Y, SHANG Y, HU W, et al. Non-contact optical dynamic measurements at different ranges: A review[J]. Acta Mechanica Sinica, 2021, 37(4): 537-553.
- [3] 王琼, 王海燕, 孙保群, 等. 车辆曲面重构中点云精简算法的研究与改进[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1693-1701.
WANG Q, WANG H Y, SUN B Q, et al. Research and improvement of cloud simplification algorithm in vehicle surface reconstruction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1693-1701.
- [4] 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 the preprocessing method of blade point cloud based on structured light on machine measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 55-66.
- [5] MAHDAOUI A, SBAI E H. 3D point cloud simplification based on K-nearest neighbor and clustering [J]. Advances in Multimedia, 2020, DOI: 10.1155/2020/8825205.
- [6] FAFARD A, KARGAR A R, AARDT J. Weighted spherical sampling of point clouds for forested scenes[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2020, 86(10): 619-625.
- [7] WANG Y Q, TAO Y, ZHANG H J, et al. A simple point cloud data reduction method based on Akima spline interpolation for digital copying manufacture [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 69(9): 2149-2159.
- [8] 李健, 曹垚, 王宗敏, 等. 融合 K-means 聚类和 Hausdorff 距离的散乱点云精简算法[J]. 武汉大学学

- 报(信息科学版),2020, 45(2): 250-257.
- LI J, CAO Y, WANG Z M, et al. Scattered point cloud simplification algorithm integrating K-means clustering and Hausdorff distance [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(2): 250-257.
- [9] 陈辉, 黄晓铭, 刘万泉. 基于动态网格 K 邻域搜索的激光点云精简算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2986-2992.
- CHEN H, HUANG X M, LIU W Q. Laser point cloud simplification algorithm based on dynamic grid K-nearest neighbors searching [J]. Control and Decision, 2020, 35(12): 2986-2992.
- [10] 陈华伟, 袁小翠, 伍权. 点云模型的切片式曲面重构算法设计 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(8): 245-249.
- CHEN H W, YUAN X C, WU Q. Design of sliced surface reconstruction algorithm for point cloud model[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(8): 245-249.
- [11] 杨玉泽, 林文树. 基于激光点云数据的树木枝叶分割和三维重建 [J]. 西北林学院学报, 2020, 35(3): 171-176.
- YANG Y Z, LIN W SH. Segmentation and 3D reconstruction of tree branches and leaves based on laser point cloud data [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(3): 171-176.
- [12] SU T, WANG W, LIU H, et al. An adaptive and rapid 3D delaunay triangulation for randomly distributed point cloud data[J]. The Visual Computer, 2020(20): 1-25.
- [13] LIANG Q X, XU H L. A Fast method of curved surface reconstruction based on point cloud data [J]. Computer Engineering, 2013, 39(2): 237-240.
- [14] SCHAUER J, NÜCHTER A. Collision detection between point clouds using an efficient KD tree implementation[J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(3): 440-458.
- [15] 郜金艳, 郭延文, 王连生, 等. 基于几何先验和深度学习的点云法矢估算[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(1): 9-17.
- GAO J Y, GUO Y W, WANG L SH, et al. Geometric prior and deep learning co-supported normal estimation for point cloud[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(1): 9-17.
- [16] 丛明, 王亚辉, 杜宇, 等. 基于点云聚类与 PCA 的机器人猪腹剖切方法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(11): 54-59.
- CONG M, WANG Y H, DU Y, et al. Porcine abdomen cutting method using robot based on point cloud clustering and PCA[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2020, 48(11): 54-59.
- [17] 宋涛, 曹利波, 赵明富, 等. 三维点云中关键点的配准与优化算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 375-383.
- SONG T, CAO L B, ZHAO M F, et al. Registration and optimization algorithm of key points in three-dimensional point cloud [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 375-383.
- [18] SHEWCHUK J R. Delaunay refinement algorithms for triangular mesh generation [J]. Computational Geometry, 2002, 22(1-3): 21-74.

作者简介



李茂月(通信作者),2004 年于南京林业大学获得学士学位,2007 年于长安大学获得硕士学位,2012 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授、博士生导师,主要研究方向为智能加工与光学检测技术研究。

E-mail: lmy0500@163.com

Li Maoyue (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing Forestry University in 2004, M. Sc. degree from Chang'an University in 2007, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2012. He is currently a professor and a Ph. D. advisor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include intelligent machining and optical detection technology.