

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104874

面向结构件几何特征保留的点云精简方法^{*}

丁吉祥^{1,2} 董寰宇^{1,2} 秦训鹏^{1,2}

(1. 武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室 武汉 430070;
2. 武汉理工大学湖北省新能源与智能网联车工程技术研究中心 武汉 430070)

摘要:汽车结构件表面几何特征测量时,传统的点云精简方法在高精简率时会对点云中的几何特征进行破坏,降低几何特征的完整性和尺寸精度,针对此问题,提出一种面向几何特征保留的点云精简方法。首先,基于空间区域分割思想进行点云的 K-means 聚类划分,并构建几何特征描述子,通过计算簇内信息熵提取特征区域点云。其次,对特征区域点云进行基于 FCM (fuzzy C-means) & K-means 的迭代聚类精简,对于非特征区域点云进行八叉树精简。最后,对不同区域精简后的点云进行拼接,实现精简的目的。结果表明,本文方法能较完整地保留模型表面的几何特征,避免孔洞的出现,且在 94.30% 精简率下,精简点云与原始点云的最大误差为 0.912 mm,均方根误差为 0.041 mm,相较于传统的方法精度更高。

关键词: 结构件测量; FCM 聚类; K-means 聚类; 特征描述子; 点云精简

中图分类号: TH741.1; TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Point cloud simplification method for geometric feature preservation of structural parts

Ding Jixiang^{1,2} Dong Huanyu^{1,2} Qin Xunpeng^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. Hubei Research Center for New Energy & Intelligent Connected Vehicle, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In the surface geometric features measurement of automobile structural parts, the traditional point cloud simplification method will destroy the geometric features in the point cloud at a high simplification rate, reducing the integrity and dimensional accuracy of geometric features. To solve this problem, a point cloud simplification method for geometric feature preservation was proposed. Firstly, the K-means clustering of point clouds was carried out based on the idea of spatial region segmentation, and geometric feature descriptors were constructed to extract feature region point clouds by calculating information entropy in the cluster. Secondly, the iterative clustering reduction based on fuzzy C-means (FCM) & K-means was carried out for the point cloud of feature region, and octree reduction was carried out for the point cloud of non-feature region. Finally, the simplified point clouds of different regions are spliced to achieve the purpose of simplification. The results show that the proposed method can completely retain the geometric features of the model surface and avoid the appearance of holes. At the simplification rate of 94.30%, the maximum error between the simplified point cloud and the original point cloud is 0.912 mm, and the root mean square error is 0.041 mm, which is more accurate than the traditional method.

Keywords: measurement of structural parts; FCM clustering; K-means clustering; feature descriptor; point cloud simplification

0 引言

随着三维扫描技术的测量效率和精度的不断提高,

为实现三维重建、复杂曲面零件特征的精密测量提供了新手段^[1-2]。航空叶片、飞机机身、汽车车身覆盖件等复杂曲面零件,具有自由曲面设计、结构尺寸大、曲面特征复杂等特点^[3],且所获取的点云数据规模巨大,如何在对

区域点云进行精简的同时,保持曲面特征区域的几何特征是点云精简重点解决的问题。

针对上述问题,国内外许多学者均展开了深入的研究,其精简方法主要分为局部点识别保留和区域点替代精简。蒋陈纯等^[4]通过点与邻域点叠加后的法向量模长与邻域点数的比值,以及投影点连线间的最大夹角提取边界点。高佳月等^[5]基于点云局部区域的曲率密度,提出一种局部边缘特征描述子来提取边缘点。史红霞等^[6]通过提取 FCM 算法聚类分割模型,以局部邻域主轴方向为基准提取边界特征点。孙殿柱等^[7]构造点云的局部形貌标架,量化分析了不同特征区域的点云属性,并对棱边特征点云进行提取。以上几种方法对特征区域的边缘或过渡特征有较好的精简保留效果,但精简后的结果不能很好反应特征的形貌变化,并不适用于整体特征的保留精简。

Abdelaaziz 等^[8]通过判断聚类后簇内点云的信息熵来对目标点云进行精简,但精简后的点云会出现整体分布不均,局部区域出现孔洞的现象。陈龙等^[9]针对精简后出现的孔洞问题,先对簇内的特征点移除保留,再更新并提取簇中心,避免了直接删除整个簇引起的点云孔洞。Markovic 等^[10]利用支持向量回归自动识别并保留高曲率的特征点云,但平坦区域点云同样容易出现过精简。然而引入的特征参数单一,容易造成选择时弱特征点的遗漏, Ji 等^[11]引入多个几何参数衡量点的重要性,以提取保留特征点,而对于非特征区域采用八叉树的方式进行精简,可避免非特征区域出现孔洞。陈辉等^[12]通过多参数判别提取特征点,对于非特征点通过包围盒法进行精简,即可保留模型特征又能避免孔洞。傅思勇等^[13]对动态栅格划分后平坦区域点云进行不同采样率的随机精简,对细分后特征丰富的栅格,通过曲面变化度和邻域法向量夹角信息来识别特征点,但该方法对特征的边缘点精简效果较差。

本文以汽车结构件中的中央通道为例,为解决在保留零件表面几何特征完整性的同时对不同区域进行不同精简比的精简,本文提出一种面向几何特征保留的点云精简方法,通过计算信息熵提取特征区域后,对特征区域采用 FCM&K-means 迭代聚类精简,对非特征区域采用八叉树精简,既保留了模型特征区域的完整性,又避免了细节特征的缺失。

1 点云精简算法总体框架

算法主要流程如图 1 所示。首先,在空间域上利用八叉树算法构建点云的空间拓扑关系,确定每个体素中心作为初始 K-means 聚类的聚类中心点,以减少点云的迭代次数,保证初始聚类的均匀性。其次,对目标点云的

几何特征进行计算,构建特征描述子,计算簇中的信息熵,以阈值法的方式进行特征区域的提取保留。最后,对保留的特征区域进行 FCM&K-means 迭代聚类,以聚类中心点替代局部点云进行精简。在非特征区域的点云,通过八叉树算法精简,既可以提升精简速度,又能保证非特征区域精简后均匀化分布。

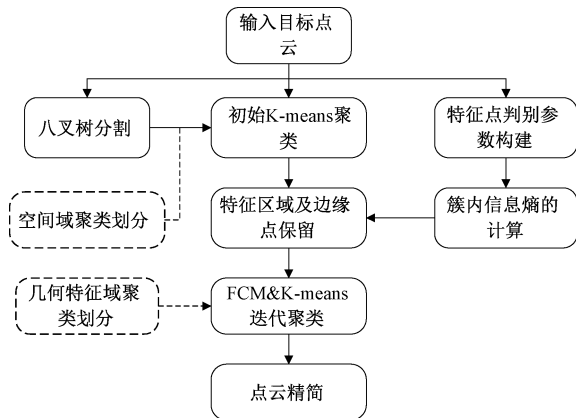


图1 点云精简算法流程

Fig. 1 Point cloud simplification algorithm flowchart

2 基于特征描述子的特征区域提取

2.1 空间区域初始划分

在特征区域和非特征区域点集划分时,单独以每个点为对象进行划分,很可能造成几何特征所在区域内平滑点的缺失,从而造成局部特征保留不完整甚至出现孔洞。K-means 聚类算法是典型的基于距离的聚类算法,在空间域上采用 K-means 聚类算法,可以对几何特征所在区域进行有效划分,对划分完后的子簇进行提取保留,能有效避免上述问题的出现。

为保证在点云的聚类过程中,能够稳定和快速地达到最终的聚类结果,采用八叉树对聚类中心点进行初始化^[14]。将八叉树分割后的体素中心作为初始化聚类中心点,进行 K-means 聚类划分,迭代计算簇内所有点的重心点与簇中心点的距离是否小于容差 σ

来度量 k 个簇中心点是否需要更新,以使目标函数 D 最小。

$$D = \min \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^u d(P_{ij} - C_i)^2 \quad (1)$$

式中: k 表示聚类数, u 表示第 i 簇中的数据个数, C_i 为第 i 个簇的簇中心, P_{ij} 为第 i 个簇中的数据点, d 表示一点到该簇中心距离。

图 2 为某一三维结构体表面点云在不同初始中心点选择方法下的聚类结果。结果表明,以八叉树确定的初始中心点可以使聚类结果整体分布均匀,减少聚类的迭代次数,且不会造成子簇在特征区域和非特征区域之间

跨度过大,有利于特征区域内子簇的选择。

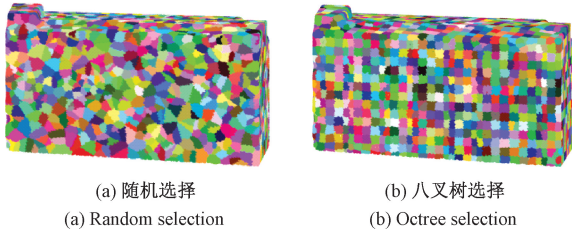


图2 K-means 聚类结果

Fig. 2 K-means clustering results

2.2 构建特征描述子

通过分析可知,边缘点及小区域特征点多位于凹凸处,该位置相邻点的法向夹角较大。但在其特征区域内通常会存在一些平滑区域,该区域的点云法向夹角较小,不易识别提取,在特征区域提取时会出现孔洞。而曲率可以很好的反应局部曲面的变化情况,因此本文融合两种几何特征信息作为特征描述子来共同确定特征点,以提高特征点识别的准确性和特征区域保留的完整性。点云中某一位置处一点法向量夹角^[15] θ_p 和特征描述子 H_p 为:

$$\theta_p = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \arccos \left(\frac{\mathbf{n}_p \cdot \mathbf{n}_p^i}{\|\mathbf{n}_p\| \|\mathbf{n}_p^i\|} \right) \quad (2)$$

$$H_p = C_p \cdot \theta_p \quad (3)$$

式中: $\mathbf{n}_p^i$ 表示 p 点的第 i 个近邻点的法向量^[16-17]。对于平坦曲面,该值接近等于 0,而对于处于特征区域的点,该值明显大于 0。实际中, $\mathbf{n}_p^i$ 的具体值与曲面的弯曲程度、目标点云的分布等有关。 C_p 为点 p 的高斯曲率,通过拟合该点所在处的局部曲面,获取该位置处的两个主曲率 k_1 和 k_2 ,则 $C_p = k_1 \cdot k_2$ 。

2.3 提取特征区域

通过引入信息熵^[18] 衡量簇内局部表面的特征状况,信息熵越大意味着该表面位于凹陷和凸起变化特征区域内。当 $I(P)$ 满足设定的阈值条件时,对该簇进行保留,结果如图 3 所示。

$$I(P) = -P_k \log P_k - \sum_{i=1}^N P_{ki} \log P_{ki} \quad (4)$$

$$P_k = \frac{H_p}{H_p + \sum_{i=1}^N H_{pi}}, P_{ki} = \frac{H_{pi}}{H_p + \sum_{i=1}^N H_{pi}} \quad (5)$$

3 基于 FCM&K-means 迭代聚类的特征区域点云精简

为实现对几何特征区域点云的精简,本文采用 FCM

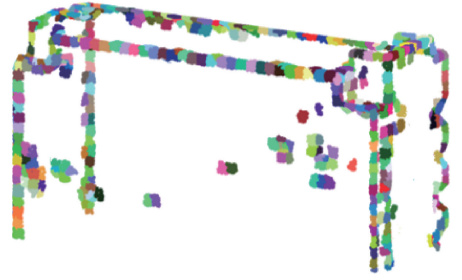


图3 特征区域提取结果

Fig. 3 Results of feature region extraction

和 K-means 两种聚类方法进行迭代,对特征区域点云进行精细划分。首先采用 FCM 聚类在几何特征域上对其在同一簇内的点云进行聚类细分,可以使得具有相似几何特征的特征点云划分到更小的同一簇内。其次, K-means 聚类在空间域上对上述簇进行精细划分,通过判断是否满足迭代终止条件,决定是否进行下一次的迭代细分。最终,特征区域的点云被分割到许多细小簇内,在这些簇内的点都具有相似的几何特征,通过提取所有簇内的中心点来替代所有簇内点云,以达到精简的目的。

3.1 几何域特征点描述符构建

为衡量簇内各点在几何特征域上的差异性,便于对初始簇进行精细聚类分割,需要构建簇中各点的特征描述符。本文通过计算点云及其邻域点的单位法向量,构建一个 3×3 的对称矩阵 $\mathbf{F}(\mathbf{n}_p)$,来展示了领域内各点法向量的分布特性^[19]。

$$\mathbf{F}(\mathbf{n}_p) = \sum_{P_j \in P_i} (\mathbf{n}_p^T \mathbf{n}_j)^2 = \mathbf{n}_p^T \left(\sum_{P_j \in P} \mathbf{n}_j \mathbf{n}_j^T \right) \mathbf{n}_p = \mathbf{n}_p^T \mathbf{M} \mathbf{n}_p \quad (6)$$

式中: $\mathbf{n}_p$ 为点 p 的单位法向量, $\mathbf{n}_j$ 为点 p 邻域点的单位法向量。计算矩阵 $\mathbf{M}$ 的两个最小特征值对应的主曲率 α_i 、 β_i ,其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 (\lambda_1 < \lambda_2 < \lambda_3)$ 为矩阵 $\mathbf{M}$ 的 3 个特征值。

$$\alpha_i = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}, \beta_i = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (7)$$

考虑到在边缘或小特征区域内不同位置处可能会存在多个点的曲率相同,而导致 FCM 最终聚类的效果不是最优,本文引入该点的单位法向量 $\mathbf{n}_i$ 来构建几何域特征点描述符 $h_i = (\alpha_i, \beta_i, \mathbf{n}_i)$ 。

3.2 FCM 聚类

假设初始簇 $C_i (i=1, 2, \dots, k)$, 每个簇内所有点的集合为 $S = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$, FCM 聚类算法将每个簇内的所有点划分到 c 个模糊簇中,以使目标函数 J_{FCM} 取得最小值。

$$J_{FCM} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (u_{ik})^m d(h_i, v_k) \quad (8)$$

式中: c 为 FCM 聚类中心点的数目,考虑初始聚类后子簇

的大小和后续的可迭代性,经过试验调整,本文取 $c=3$, u_{ik} 是簇中一点 h_i 相对于第 k 个模糊簇中心的隶属度,并且 $\sum_{k=1}^c u_{ik} = 1$, v_k 是第 k 个模糊簇的中心点, $d(h_i, v_k)$ 是考虑在几何特征差异性上对簇内点相对于模糊簇中心作出的差异性衡量,通常情况下,模糊加权指数^[6]取 $m=2$ 。

$$d(h_i, v_k) = \frac{e^{l(a-\cos b)} + 1}{e^{l(a-\cos b)}} \sqrt{(\alpha_i - \alpha_k^v)^2 + (\beta_i - \beta_k^v)^2} \quad (9)$$

式中: $a = \frac{\mathbf{n}_i^T \cdot \mathbf{n}_k^v}{|\mathbf{n}_i| \cdot |\mathbf{n}_k^v|}$, l 是用来调整簇内点与中心点间

法向夹角变化和主曲率变化平衡的一个参数,本文根据文献[19]取值 25; b 是用来控制法向量方向对 $d(h_i, v_k)$ 大小影响的一个参数,簇内中心点与簇内点法向量方向越相近,那么法向夹角的角度就越小, $d(h_i, v_k)$ 也越小,代表两点几何差异性较小,本文根据文献[19]中法向量控制参数 b 的取值,确定 $b=60^\circ$ 。

和 K-means 聚类相似,FCM 初始聚类中心点的选择同样至关重要,为减少聚类的迭代过程,本文选择初始聚类中心的主要过程如下。

1) 计算簇中一点,使其到簇中心 v_k 的 $d(h_i, v_k)$ 最大,作为 FCM 聚类的第 1 个初始簇中心。

2) 计算簇中其余点,使其到第 1 个初始簇中心的 $d(h_i, v_k)$ 最大,作为 FCM 聚类的第 2 个初始簇中心。

以此迭代计算簇中的其余点,使其每一个计算的初始簇中心点都满足如下条件。

$$v_k = \arg\max(\min d(h_i, v_j)), (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k-1) \quad (10)$$

在初始簇中心选择完成后,计算簇中每一个点到 FCM 聚类初始簇中心点的隶属度 u_{ik} ^[20],簇中每一个点均被聚类细分到隶属度最大的簇中。

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{d(h_i, v_k)}{d(h_i, v_j)} \right]^{1/(m-1)}} \quad (11)$$

FCM 初次聚类分割后,对所有子簇的中心点按照式(12)进行更新,同时对簇中每个点的隶属度进行更新并对每个点重新聚类,直至中心点的移动距离小于固定阈值 δ 或达到一定移动次数,取 $\delta=10^{-6}$ 。

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m \cdot h_i}{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m} \quad (12)$$

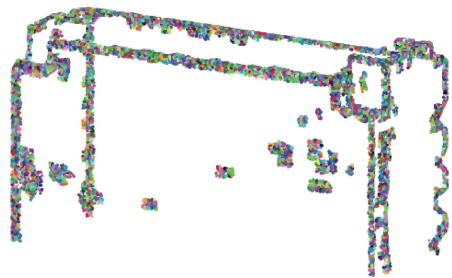
3.3 特征区域点云迭代聚类精简

在几何域上对特征区域特征点云簇应用 FCM 聚类后,簇中具有相似的几何特征的点被分割到同一簇内。

在 FCM 聚类后的子簇内选择两个点作为 K-means 聚类的初始中心点,通过 K-means 聚类对子簇细分。迭代进行 FCM & K-means 聚类细分,在每一次聚类细分后,判断每个子簇是否满足 $\max(d(h_i, v_k)) < \varepsilon$,直至所有的子簇满足条件或子簇内点少于 3,终止迭代,结果如图 4 所示。其中, K-means 聚类的两个初始中心点的选择过程如下。

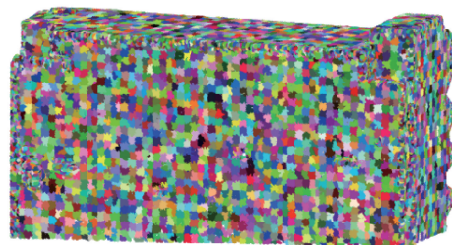
1) 计算簇内所有点到簇中心点的欧氏距离,选择距离中心点最远的点作为第 1 个初始中心点。

2) 计算簇内其余点到第 1 个初始中心点的欧氏距离,选择最远的点作为第 2 个初始中心点。



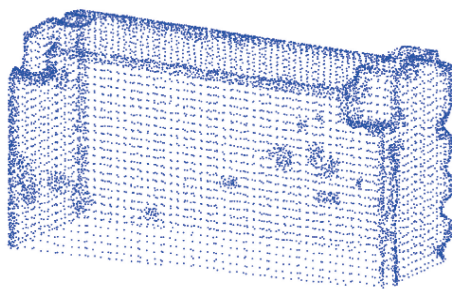
(a) 特征区域迭代聚类结果

(a) Iterative clustering results of feature regions



(b) 模型整体聚类结果

(b) Overall clustering results of model



(c) 最终点云精简结果

(c) Final point cloud simplification results

图 4 模型迭代精简过程

Fig. 4 Iteration simplification process of model

在上述迭代聚类结果的基础上,以所有聚类的中心点替代簇内所有点完成特征区域的精简。非特征区域的精简需要在总体精简率和特征区域精简率的基础上重新计算,通过设定八叉树的体素分辨率大小 l 完成精简^[11],模型点云精简过程如图 5 所示。

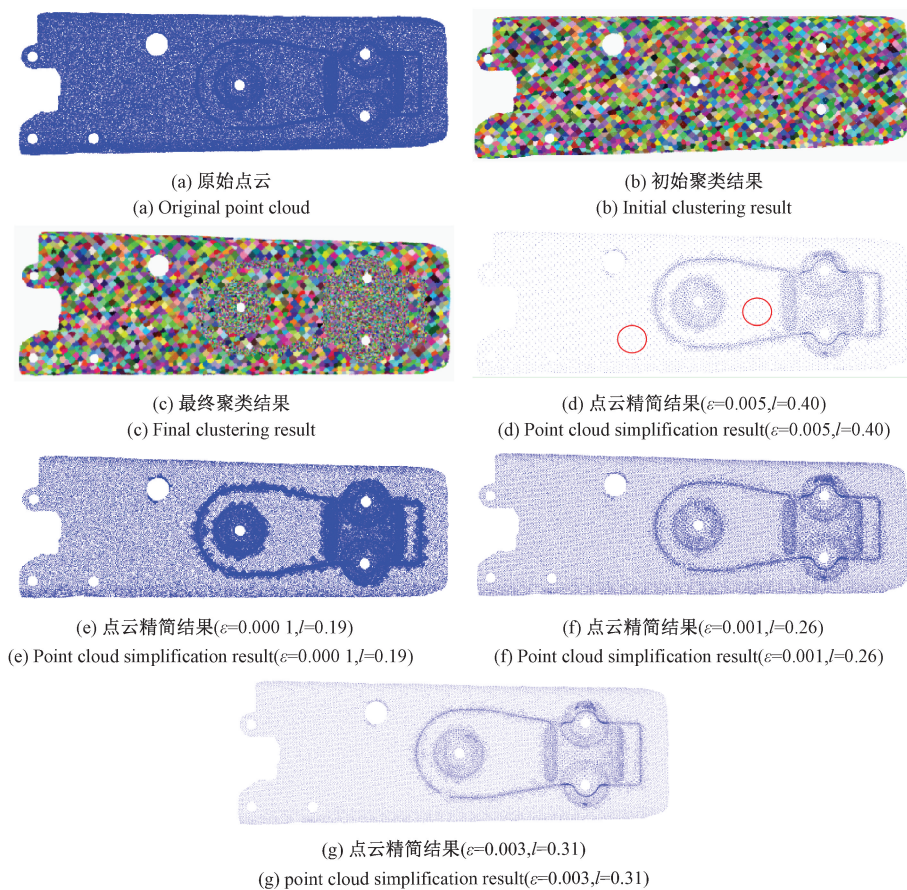


图 5 中央通道模型区域一点云精简过程

Fig. 5 Point clouds simplification process of central channel model area one

4 实验结果与分析

4.1 点云精简有效性验证

为验证本文算法的可行性,采用激光扫描仪对汽车中央通道上表面不同区域进行扫描,获取表面点云,利用 Visual Studio 2019 结合 Point Cloud Library (PCL),在 AMD 2600X 3.6 GHz,内存为 16 GB,Windows10-64 位系统的 PC 环境下,对获取的表面点云进行特征保留精简处理。

如图 5(a) 为中央通道模型区域一点云,共有 329 284 个数据点。为验证在高精简率情况下,模型中 3 个凸起安装孔圆台和两个半棒状凸起曲面特征的保留效果,本文选取中央通道上表面点云进行精简。图 5(b) 是点云经过基于八叉树的 K-means 聚类结果,图 5(c) 是特征区域提取后,对其进行迭代聚类,并与非特征区域融合后的结果,图 5(d) 是最终的点云精简结果,共有 18 918 个数据点,精简率高达 94.30%,图 5(e)~(g) 是不同迭代细分阈值和体素下的精简结果,最终精简率为

50.34%、81.50%、90.61%。同样地,对区域二的点云进行处理,结果如图 6 所示,图 6(d)~(g) 是不同条件下的精简结果,精简率分别为 50.46%、80.72%、90.38% 和 95.29%。结果表明,在高精简率下,本文方法能够对曲面特征整体进行更好的保留。

4.2 对比与分析实验

为了进一步验证本文方法在点云精简后对曲面特征保留的优越性,将本文方法与传统的 3 种点云精简方法进行比较,包括曲率精简法、随机精简法和文献[21]法,以中央通道模型区域一的点云为对象,在整体区域进行不同程度的精简,精简结果如图 7~9 所示。

通过不同精简方法的结果对比可知,精简率越高,精简后的模型在圆台和棒状特征区域的保留效果逐渐变差,且细节特征缺失严重。如图 7(d) 所示,曲率精简法在精简率 94.51% 时,只对特征的过渡边缘进行了较好的保留,并未对整个特征区域进行较好的保留,且平坦区域精简后点云分布很不均匀,出现很多孔洞,如图 7(d) 中标记区域所示;如图 8(d) 和图 9(d) 所示,随机精简法和文献[21]法在相近精简率时,虽然对平坦区域的精简效

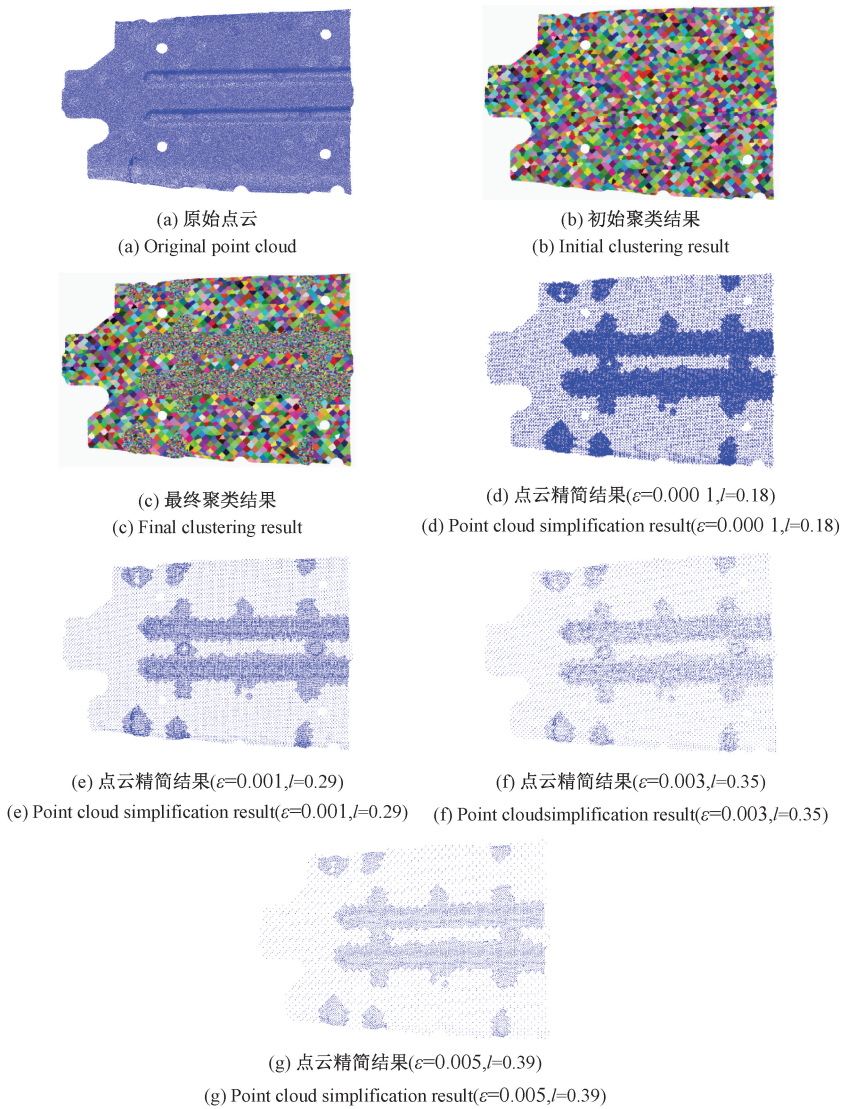


图 6 中央通道模型区域二点云精简过程

Fig. 6 Point clouds simplification process of central channel model area two

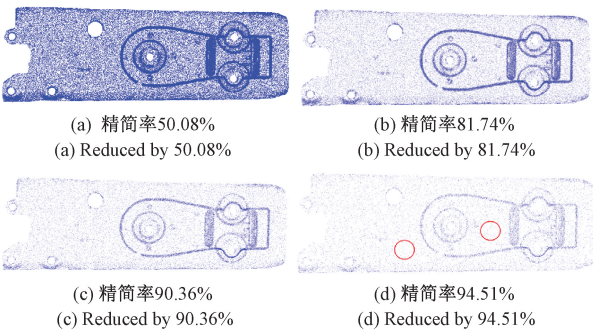


图 7 曲率法精简结果

Fig. 7 Simplification results of random curvature method

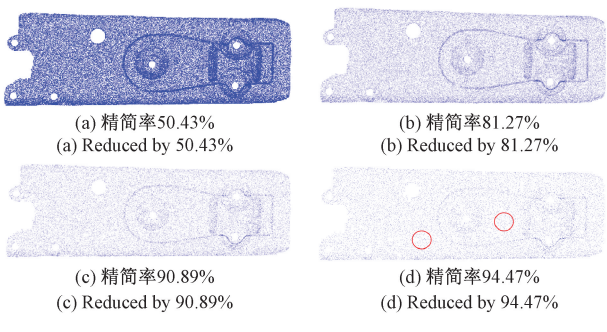


图 8 随机法精简结果

Fig. 8 Simplification results of random sampling method

果较好,但是在特征区域特征边界不凸显,细节特征缺失严重。而本文方法在相同精简率下,能对模型的特征区

域进行较多数据点的保留,且平坦区域点云分布均匀无孔洞,细节特征处点云得到较好的保留。

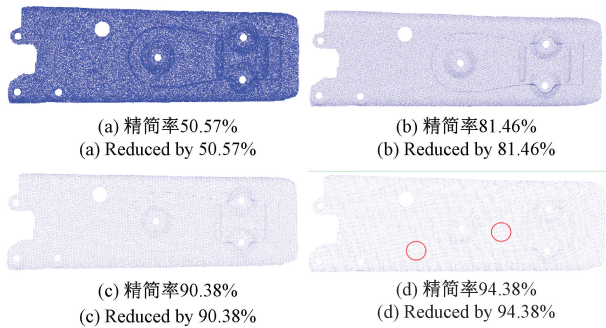


图 9 文献[21]精简结果

Fig. 9 Simplification results of Ref. [21] method

为进一步验证本文算法的精简效率,将上述不同方法的精简过程进行评估,结果如表 1 所示,在近似精简率的情况下,本文算法的效率要比曲率法更高,其在特征保留完整性的同时还具有很好的精简效率。

表 1 不同方法的精简速度

方法	原始点云/m	精简点云/m	精简率/%	时间/s
曲率法	329 284	18 077	94. 51	79. 173
文献[21]法	329 284	18209	94. 47	34. 511
随机法	329 284	18 506	94. 38	19. 884
本文方法	329 284	18 769	94. 30	58. 146

本文选取点云中 3 个圆孔的直径进行测量,对特征保留程度进行评价,如图 10 所示,以高精简率精简后圆孔直径特征的测量相对于原始点云误差比 σ 衡量特征保留效果,测量结果如表 2 所示,通过式 (13) 计算误差比 σ ,如图 11 所示,其中 d_e 为精简点云中圆孔直径, d_s 为原始点云中圆孔直径。

$$\sigma = \frac{(d_e - d_s)}{d_s} \times 100\% \tag{13}$$

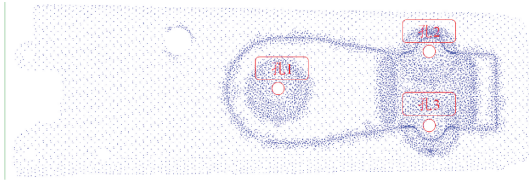


图 10 圆孔特征分布

Fig. 10 Hole characteristic distribution

表 2 圆孔直径测量结果

方法	孔 1	孔 2	孔 3
原始值	12. 396 5	12. 317 7	12. 285 6
曲率法	12. 621 8	12. 675 3	12. 405 5
文献[21]法	12. 615 9	12. 597 5	12. 321 7
随机法	13. 052 3	12. 814 9	12. 600 9
本文方法	12. 577 1	12. 467 9	12. 324 7

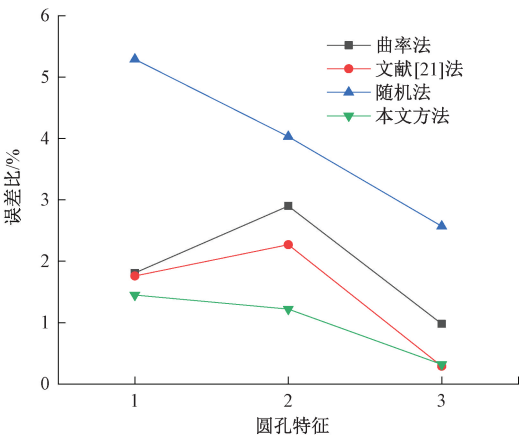


图 11 圆孔测量误差比

Fig. 11 Hole measurement error ratio

结果表明,同一圆孔特征处,本文方法精简后的特征测量误差比明显要低于其他 3 种方法,对圆台上的圆孔特征保留效果更好。

为了进一步评定精简后点云在特征整体上保留的准确性,本文引入了原始点云数据集 S 和简化后的点集 S' 间的最大误差^[22]和均方根误差。

$$\Delta_{\max}(S, S') = \max_{q \in S} |d(q, S')| \tag{14}$$

$$\Delta_{\text{rmse}}(S, S') = \sqrt{\frac{1}{\|S\|} \sum_{q \in S} d(q, S')^2} \tag{15}$$

$$d(g, S') = n_g(g' - g) \tag{16}$$

其中,对于点集 S 中的任意点 q ,几何误差 $d(q, S')$ 可以看作点 q 和其在精简后曲面 S' 上的投影点 q' 的欧氏距离, n_g 为 g 点的法向矢量,其误差结果如表 3 所示,误差变化曲线如图 12 所示。

如图 12(a)为精简后点云的最大误差,图 12(b)为精简后点云的均方根误差,其都随精简率的增大而增大,

表 3 精简误差对比结果

精简率/%	最大误差				均方根误差			
	50	80	90	95	50	80	90	95
曲率法	0. 307	1. 368	2. 359	3. 952	0. 015	0. 038	0. 067	0. 132
随机法	0. 218	0. 745	1. 463	2. 326	0. 015	0. 032	0. 056	0. 091
文献[21]法	0. 134	0. 483	1. 022	1. 351	0. 013	0. 030	0. 052	0. 084
本文方法	0. 067	0. 373	0. 766	0. 912	0. 011	0. 023	0. 029	0. 041

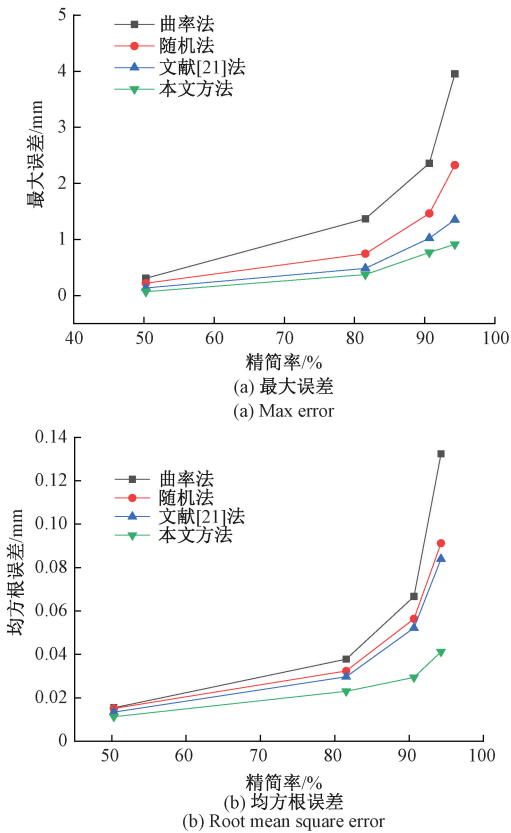


图 12 精简误差对比结果

Fig. 12 Comparison results of simplification error

曲率精简法在高精简率的情况下,误差变化更为剧烈。本文方法在精简率为 94.30% 的情况下,最大误差为 0.912 mm,均方根误差为 0.041 mm,远优于其他 3 种方法,是因为本文方法主要针对非特征区域进行高精简,所以误差变化相对平缓且较小。

5 结 论

本文提出一种面向几何特征保留的点云精简方法,针对汽车中央通道模型表面的两个区域点云,能够实现对不同区域以不同的精简方法完成精简,且精简后点云均匀无孔洞,几何特征整体形状保留完整;与传统精简方法相比,在高精简率下,该方法具有更好的几何特征保护能力,精简后几何特征尺寸精度降低程度更小,精简后点云的整体误差更小,精简速度更快,整体上优于其他传统的点云方法。

参考文献

[1] 石雪飞,徐梓齐,朱荣,等. 基于三维模型重构技术的公路预制构件尺寸检验评价方法[J]. 交通运输工程学报,2021,21(2):66-81.
SHI X F, XU Z Q, ZHU R, et al. Dimensional inspection and evaluation method for highway

prefabricated components based on 3D model reconstruction technology [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(2) : 66-81.
[2] 李文龙,李中伟,毛金城. iPoint3D 曲面检测软件开发与工程应用综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(7) : 127-150.
LI W L, LI ZH W, MAO J CH. The development and application review of iPoint3D software for surface inspection[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(7) : 127-150.
[3] 马国庆,刘丽,于正林,等. 大型复杂曲面三维形貌测量及应用研究进展[J]. 中国光学, 2019, 12(2) : 214-228.
MA G Q, LIU L, YU ZH L, et al. Application and development of three-dimensional profile measurement for large and complex surface [J]. Chinese Optics, 2019, 12(2) : 214-228.
[4] 蒋陈纯,刘科,舒敏. 点云边界快速精确提取算法[J]. 光电子·激光, 2020, 31(5) : 531-538.
JIANG CH CH, LIU K, SHU M. Algorithm for fast and accurate boundary points extraction [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2020, 31(5) : 531-538.
[5] 高佳月,许宏丽,邵凯亮,等. 基于局部边缘特征描述子的自适应边缘检测算法[J]. 中国激光, 2020, 47(6) : 0604003.
GAO J Y, XU H L, SHAO K L, et al. An adaptive edge detection method based on local edge feature descriptor[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6) : 0604003.
[6] 史红霞,王建民. 基于法向量区域聚类分割的点云特征线提取[J]. 中国机械工程, 2021, 32(21) : 2552-2561.
SHI H X, WANG J M. Feature line extraction for point cloud based on normal vector region clustering segmentation[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(21) : 2552-2561.
[7] 孙殿柱,沈江华,贾宗福,等. 散乱点云局部形貌标架量化及特征识别方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(19) : 2332-2339.
SUN D ZH, SHEN J H, JIA Z F, et al. Scattering point cloud local topography frame quantization and feature recognition method[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(19) : 2332-2339.
[8] ABDELAZIZ M, EL H S, PATRICK S. 3D point cloud simplification based on K-nearest neighbor and clustering[J]. Advances in Multimedia, 2020, 2020.
[9] 陈龙,蔡勇,张建生. 自适应 K-means 聚类的散乱点云精简[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(8) : 1089-1097.

- CHEN L, CAI Y, ZHANG J SH. Adaptive K-means clustering simplification of scattered point cloud [J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(8): 1089-1097.
- [10] MARKOVIC V, JAKOVljeVIC Z, MILJKOVIC Z. Feature sensitive three-dimensional point cloud simplification using support vector regression[J]. Tehni?ki Vjesnik, 2019, 26(4): 985-994.
- [11] JI C, LI Y, FAN J, et al. A novel simplification method for 3D geometric point cloud based on the importance of point[J]. IEEE Access, 2019, 7: 129029-129042.
- [12] 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]. Contral and Decision, 2020, 35(12): 2986-2992.
- [13] 傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1115007.
- FU S Y, WU L SH, CHEN H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1115007.
- [14] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 特征保持点云数据精简[J]. 光学精密工程, 2015, 23(9): 2666-2676.
- YUAN X C, WU L SH, CHEN H W. Feature preserving point cloud simplification [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(9): 2666-2676.
- [15] YANG Y, MING L, XIE M, et al. A point cloud simplification method based on modified fuzzy c-means clustering algorithm with feature information reserved[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020: 2020.
- [16] 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 [J]. 2020, 41(8): 55-66.
- [17] 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 point cloud simplification algorithm in vehicle surface reconstruction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1693-1701.
- [18] XUAN W, HUA X, CHEN X, et al. A new progressive simplification method for point cloud using local entropy of normal angle [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(4): 581-589.
- [19] LIU S, LIANG J, REN M, et al. An edge-sensitive simplification method for scanned point clouds [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(4): 045203.
- [20] MAHDAOUI A, BOUAZI A, MARHRAOUI A H, et al. Simplification method using K-NN estimation and fuzzy C-means clustering algorithm [C]. Science and Information Conference. Springer, Cham, 2018: 305-318.
- [21] 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): 97-105.
- LI R ZH, YANG M, LIU Y Y, et al. An uniform simplification algorithm for scattered point cloud [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 97-105.
- [22] GONG M, ZHANG ZH J, ZZENG D. A new simplification algorithm for scattered point clouds with feature preservation [J]. Symmetry, 2021, 13(3): 399.

作者简介



丁吉祥, 2019 年于河南科技大学获得学士学位, 现为武汉理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 1732399537@qq.com

Ding Jixiang received his B. Sc. degree from Henan University of Science and Technology in 2019. Now he is a M. Sc candidate at Wuhan University of Technology. His main research interest includes machine vision.



董寰宇, 2019 年于武汉理工大学获得学士学位, 现为武汉理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 1159430092@qq.com

Dong Huanyu received her B. Sc. degree from Wuhan University of Technology in 2019. Now she is a M. Sc candidate at Wuhan University of Technology. Her main research interest includes machine vision.



秦训鹏, 毕业于武汉理工大学获得博士学位, 现为武汉理工大学汽车工程学院教授, 主要研究方向为智能汽车及其智能制造技术、机器视觉技术等。

E-mail: qxp915@sohu.com

Qin Xunpeng received his Ph. D degree from Wuhan University of Technology. Now he is a professor in School of Automotive Engineering, Wuhan University of Technology. His main research interests include manufacturing technology and machine vision technology.