



DOI: 10.12086/oe.2019.180269

## 基于非均匀划分的机车走行部 三维点云精简

兰渐霞, 王泽勇, 李金龙\*, 黄 潜, 高晓蓉

西南交通大学物理科学与技术学院光电工程研究所, 四川 成都 610031

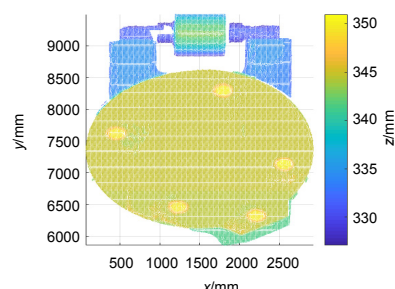
**摘要:** 激光线结构光扫描仪得到的三维点云数据具有冗余性, 本文设计实现了一种基于两阶非均匀划分的点云精简算法对机车走行部数据进行处理。首先, 根据内在形状特征算法估计出检测对象的点云法矢, 并提取出点云特征点; 其次, 根据特征点云的分布对点云进行第一次非均匀划分, 得到不均匀的初始点云块; 最后, 将划分后的各点云块映射到不同的高斯球中进行进一步细分, 在高斯球面上进行均值漂移聚类, 提取出每个聚类簇在实际三维空间中的重心, 重心的集合即为精简结果。实验证明了方法的有效性, 相比于现有的方法, 本文中的方法在保证精度的前提下能够达到很高的精简率和运算效率, 更契合机车自动化在线检测的需要。

**关键词:** 点云精简; 非均匀划分; 高斯映射; 均值漂移

**中图分类号:** TB872; TP391.41

**文献标志码:** A

**引用格式:** 兰渐霞, 王泽勇, 李金龙, 等. 基于非均匀划分的机车走行部三维点云精简[J]. 光电工程, 2019, 46(2): 180269



## Simplification of locomotive running gear three-dimensional point cloud based on non-uniform division

Lan Jianxia, Wang Zeyong, Li Jinlong\*, Huang Qian, Gao Xiaorong

Photoelectronic Engineering Institute, School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China

**Abstract:** The 3D point cloud data obtained from the laser line structured light scanner has redundancy, and a point cloud simplification algorithm based on the two order non-uniform partition is designed and implemented to deal with locomotive running department in this paper. First, according to the intrinsic shape signature (ISS), the point cloud normal vector of the detected object are estimated and the feature points of the point cloud are extracted. Then, according to the distribution of the feature point cloud, the point cloud is first divided non-uniformly to obtain uneven initial cloud patches. Finally, the divided cloud points are mapped to different Gaussian spheres for further subdivision. The mean shift clustering is performed on the Gauss sphere to extract the center of gravity of each cluster in the actual three-dimensional space. The set of the center of gravity is the result of simplification. Experimental results verified the effectiveness of the proposed method. It can keep the details information of the point cloud while ensuring a high simplification rate. Comparing with the existing method, this method balances the speed and accuracy, and is more suitable for the on-line locomotive automated detection system.

收稿日期: 2018-05-22; 收到修改稿日期: 2018-06-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471304)

作者简介: 兰渐霞(1994-), 女, 硕士研究生, 主要从事三维光学传感的研究。E-mail: 13699668062@163.com

通信作者: 李金龙(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要从事三维光学传感的研究。E-mail: jinlong\_lee@126.com

**Keywords:** point cloud simplification; non-uniform division; Gauss mapping; mean shift

**Citation:** Lan J X, Wang Z Y, Li J L, et al. Simplification of locomotive running gear three-dimensional point cloud based on non-uniform division[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(2): 180269

## 1 引言

随着我国高铁里程的日益增加,铁路机车安全检测越来越重要。机车走行部上任何一个细微故障都有可能影响到高速列车的运行安全,甚至引发重大的安全事故<sup>[1-4]</sup>。目前已经存在一些基于数字图像的自动化检测系统,例如货运故障动态图像检测系统(trouble of moving freight car detection system, TFDS)<sup>[5]</sup>。然而,基于图像的检测识别系统有一些天然的不足:检测系统仅能获得检测目标在某个平面上的投影信息,而无法直接得到目标的凹凸和深度信息;同时作为目标识别依据的图像灰度特征也会受到光照、油污、拍摄角度等因素的影响。因此,为了更准确、可靠地检测和识别机车故障,研究基于物体表面缺陷和三维形貌测量技术的机车在线检测系统具有十分重要的现实意义。

近年来,激光三维扫描技术发展十分迅速。三维点云数据作为一种新的数据格式,可以准确地记录物体表面的三维形貌、几何特征、空间坐标等信息,具有二维数据所无法比拟的优势<sup>[6]</sup>。然而,激光三维扫描设备采集的点云数据密度高、数据量大,包含大量的冗余信息,不利于点云的存储和后续处理。所以,对原始点云进行精简十分必要。现有的点云精简方法大致可以分为对三角面片的简化<sup>[7]</sup>和直接对点的简化。对三角面片的简化方法需要预先对离散点云进行模型化重建,这会耗费大量的运算时间。在文献[8-10]中给出了具有代表性的分类和基于网格的精简方法的方法比较。直接对点的精简方法速度更快,效率更高,受到了越来越多的关注<sup>[11]</sup>。

Weir 等<sup>[12]</sup>提出利用体包围盒法来简化点云, Martin 等<sup>[13]</sup>将中值滤波原理应用于点云精简中,提出均匀网格法。这些方法没有考虑点云中的特征点,精简后的点云会出现平滑现象,造成细节信息的大量丢失。Lee<sup>[14]</sup>等在此基础上提出了非均匀网格法,当网格中点云的法向量偏差大于某个阈值时,将网格进行进一步细分,直到所有网格中的法向量偏差都小于阈值时使用网格中点的重心作为精简后的点云。相比均匀网格法,非均匀网格法能够保留更多的细节信息。Shi<sup>[15]</sup>等提出了自适应 K 均值聚类的精简方法,对点云进行均值聚类,通过对聚类簇的细分达到非均匀精简

效果。这种精简方法的误差更小,但是计算较为耗时。袁小翠<sup>[16]</sup>等将均值聚类结果映射到高斯图上,通过在高斯球面上的均值漂移聚类来实现对聚类簇的细分,得到了良好的精简效果。但是这种方法使用了 K 均值算法来得到初始化的聚类簇,依然较为耗时。

激光三维扫描仪所采集到的三维数据分辨率高、数据量大,这在保证了对机车走行部细节的准确描述的同时,也包含了过多的冗余信息,对数据的存储、传输和分析处理等后续过程造成了诸多障碍。针对机车走行部同时包含大量平缓区域与复杂细节,以及机车自动化检测对实时性要求较高的特点,本文设计实现了一种快速、高效的使用两阶非均匀划分的三维点云精简方法。

本文方法主要分 3 步进行:

- 1) 使用 K-d tree 算法为离散点云重建拓扑关系,并使用内在形状签名(intrinsic shape signature, ISS)算法<sup>[17]</sup>提取出点云特征点,并为点云中的点建立法向量。
- 2) 根据点云中特征点的分布对点云进行第一次非均匀划分,得到不均匀的初始点云块。
- 3) 根据法向量信息将划分后的各点云块映射到不同的高斯球中,在高斯球面上进行基于均值漂移聚类的第二次非均匀划分,提取出每个聚类簇在实际三维空间中的重心,到重心距离最近的点的集合即为精简结果。

为了验证方法的有效性,本文对机车轴承盖这样一个常见的机车走行部关键部件进行了点云精简实验,并与非均匀网格法以及传统基于 K 均值聚类做均匀初始划分的方法进行了对比分析。实验证明,与点云精简中传统的非均匀网格法相比,本文中的方法可以在保证精度的前提下达到更高的精简率;与使用 K-means 算法对点云进行均匀初始划分的方法相比,本文中的方法在运算效率上有了极大提高,在精度上也取得了相近的结果。

## 2 原理

### 2.1 取特征点并估算法向量

提取特征点的目的是根据特征点的分布对点云进行非均匀划分,并根据建立的法向量将非均匀点云块

映射到不同的高斯球中。由于模型的特征点多在凹凸处，即在该区域内相邻点云的法向夹角和曲面曲率较大<sup>[18]</sup>，文献[14]使用内在形状签名(intrinsic shape signature, ISS)来提取关键点，以特征值的比率来衡量是特征点，即若同时满足  $\lambda_{i2}/\lambda_{i1} \leq \varepsilon_1$  和  $\lambda_{i3}/\lambda_{i2} \leq \varepsilon_2$ ，则选取点  $p_i$  作为特征点。

内在形状签名(ISS)<sup>[17]</sup>，是一种描述点云局部或半局部特征的三维描述算子，它以不同的视野使用三维形状的独立视图代表块，来匹配三维点云的形状块。它通过分析点的邻域协方差矩阵来提取特征点，其特点是快速有效。具体的实现步骤如下：

1) 对目标点云  $P$  中的任意一点  $p_i \in P$ ，在点云中搜索与  $p_i$  之间的距离在  $r_1$  以内的所有邻域点  $p_j$ ，并计算权重值：

$$w_{ij} = \frac{1}{\|p_i - p_j\|}, \|p_i - p_j\| < r_1 \quad (1)$$

权重值  $w_{ij}$  用来补偿三维点云的不均匀降采样，以致于稀疏采样区域的点比密集采样区域的点贡献更大。

2) 根据权重值建立协方差矩阵：

$$M_{Cov}(p_i) = \frac{\sum_{\|p_i - p_j\| < r_1} w_{ij}(p_i - p_j)(p_i - p_j)^T}{\sum_{\|p_i - p_j\| < r_1} w_{ij}} \quad (2)$$

3) 计算协方差矩阵的特征值  $\{\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \lambda_{i3}\}$ ，由大到小排列。设置阈值  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ ，若同时满足  $\lambda_{i2}/\lambda_{i1} \leq \varepsilon_1$  和  $\lambda_{i3}/\lambda_{i2} \leq \varepsilon_2$ ，则选取点  $p_i$  作为特征点。

通过协方差分析，同样可以为点云中的点建立法向量<sup>[19]</sup>。在式(3)中的无权协方差矩阵中，最小特征值所对应的特征向量即可作为该点的法向量估计值。

$$M_{Cov}(p_i) = \sum_{\|p_i - p_j\| < r_1} (p_i - p_j)(p_i - p_j)^T \quad (3)$$

## 2.2 基于特征信息的点云非均匀划分

点云划分的目的即将点云分成若干个小块，划分后的每一个点云块将被独立地映射到一个高斯球中，进行后续的精简操作。传统的划分方法通常是均匀的，仅在高斯球中进行进一步的细分。然而，若点云块设置过大，会对细节区域的信息造成明显损失；而点云块设置过小，则会造成精简率的不足。因此，本文采用非均匀划分的方式，在特征点分布较为密集的区域进行更密集的初始划分。

很多文献都涉及到了均匀初始划分的过程<sup>[14-16]</sup>，做法通常是使用空间网格直接对点云进行分割，或是

使用 K-means 算法训练生成均值聚类簇。空间网格法很难保证分块的均匀性，而使用 K-means 的方法虽然确保了误差的最小化，但是对大规模点云数据的处理十分耗时。为了在保证精度的前提下尽可能地提高运算效率，本文使用了如下的策略来对点云进行初始划分：

具体的实现过程如下：

1) 使用 K-d 树获得均匀的种子点。选择合适的邻域半径  $r_2$ ，遍历搜索点云：若查询点已被标记，则跳过该查询点；若查询点未被标记，则将其选为一个均匀种子点，并标记其全部的  $r_2$  邻域点。

2) 获取特征种子点。使用 ISS 算法在点云中提取出特征点，并在特征点集中使用 1) 的方式以邻域半径  $r_3$  计算得到特征种子点。

3) 合并种子点集。对每一个均匀种子点，若其  $(r_2+r_3)/2$  邻域内存在特征种子，则将这个均匀种子删除。将特征种子点集和余下的均匀种子点合并，得到最终的种子点集。

4) 使用合并后的种子点集对原始点云进行非均匀划分。对原始点云中的每一个点搜索距离最近的种子点；将同一个种子对应的点归为一个初始点云块。

## 2.3 高斯映射与均值漂移聚类

点云高斯映射的目的是在高斯球面上点云的平坦区域映射为一个密集分布的聚类，而包含复杂细节的区域会被映射为多个不同的聚类。于是，可以使用高斯球面上的均值漂移聚类来对初始点云块进行进一步的细分<sup>[16,20]</sup>。对于每一个初始聚类簇，将聚类簇中各点法向量的始端平移到三维直角坐标系的原点，则法向量的终点会落在以原点为球心的单位球面上。这样，聚类簇中的点和单位球面上的点就构成了一一对应关系，这种对应称为高斯映射，映射的球面被称为高斯球面。通过高斯映射，可以对各点的法向量朝向进行直接的分析。

具体的实现过程如下：

1) 在高斯球面上随机选取一个点作为聚类中心，将所有到中心距离小于带宽  $\varepsilon$  的点分配到中心所代表的簇中，重定义聚类中心为这些点的重心，并为这些点增加一次该聚类的投票；重复迭代这个过程，直到某次迭代前后聚类中心的漂移距离  $d_{shift}$  达到迭代终止条件。

2) 从没有被投票的点中随机选取一个点作为新的聚类中心，重复 1) 的过程。若迭代终止时的聚类中

心与之前获得的聚类中心之间距离小于  $\epsilon/2$ ，则将它们合并；否则，将结果作为一个新的聚类。直到所有的点都被投票至少一次。

3) 将各点归入得票最高的聚类簇中，从高斯面映射回实际空间。各聚类簇在实际空间的重心的集合即为点云的最终精简结果。

### 3 实验实例及分析

#### 3.1 算法有效性验证

为了验证本文方法的有效性，首先以经典的 bunny

模型为对象，来测试精简效果。精简过程如下：选取参  $r_1 = 0.13, \epsilon_1 = 0.63, \epsilon_2 = 0.1$ ，使用 ISS 算法在点云中提取特征点，特征点选取结果如图 1(b)。选取半径  $r_2 = 0.75$  在图 1(a)中的目标点云中提取均匀种子点，如图 1(c)。由于激光扫描仪得到的点云数据中，点的排列顺序默认沿激光线分布，所以本文在提取均匀种子点时预先对原始数据进行了 3 倍均匀降采样，以提高运算效率。选取半径  $r_3 = 0.22$ ，在图 1(b)中的特征点集中提取特征种子点，如图 1(d)。合并种子点集，对原始点云进行非均匀划分，划分结果如图 1(e)。图 1(e)

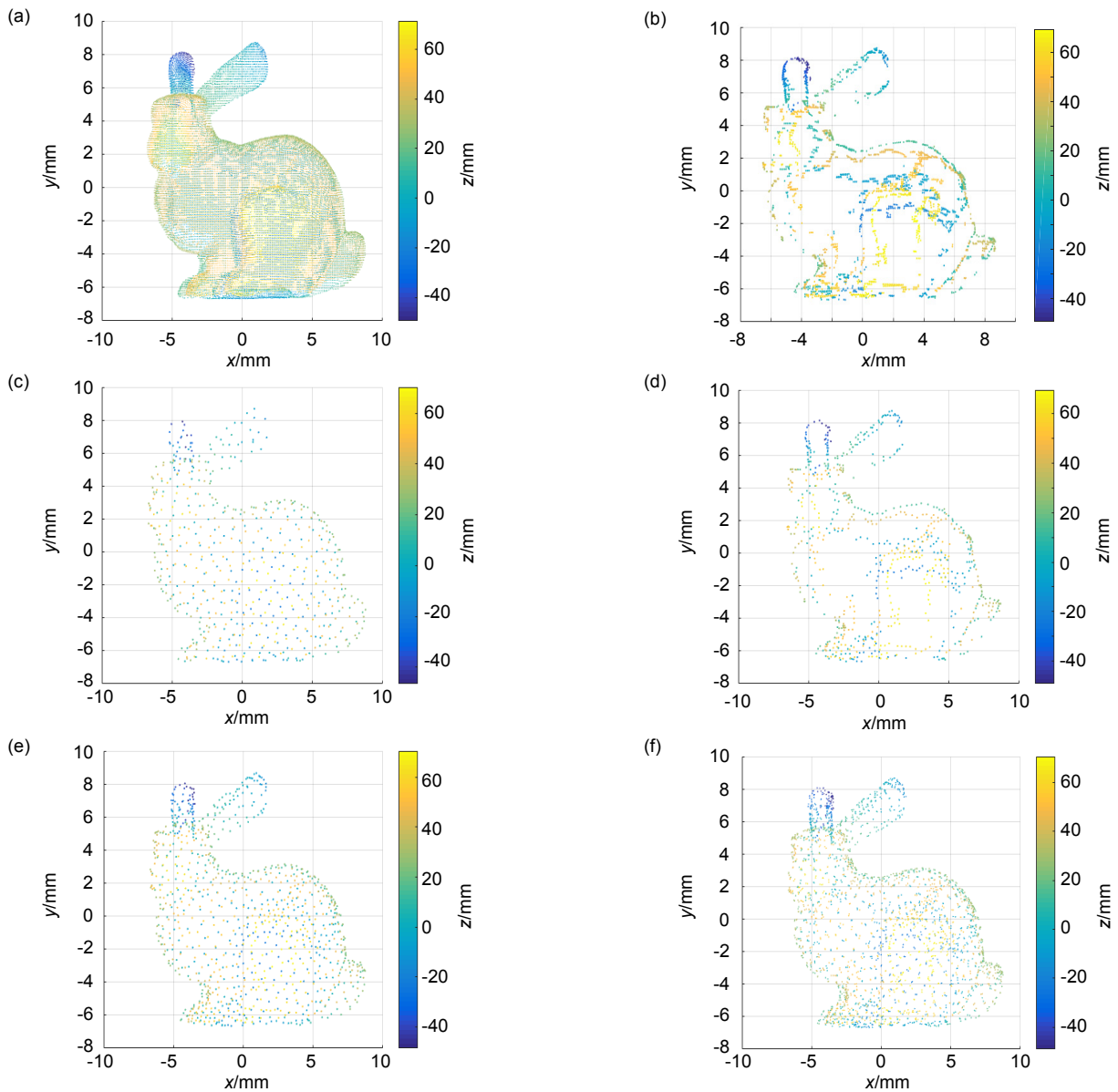


图 1 (a) 原始点云; (b) 特征点选取结果; (c) 均匀种子点; (d) 特征种子点; (e) 点云非均匀分块结果; (f) 精简后的点云

Fig. 1 Process of point cloud simplification in this paper. (a) Original point cloud; (b) Selection of feature points; (c) Uniform seed point; (d) Characteristic seed points; (e) Results of point cloud non-uniform block; (f) Simplification result

中的点为划分后的每个点云块的重心。然后,将每个点云块分别进行高斯映射,在高斯面上进行均值漂移聚类。将均值漂移聚类的带宽设为  $\varepsilon = \pi/3$ , 迭代终止条件  $d_{\text{shift}} < \varepsilon \times 10^{-3}$ , 目标点云最终的精简结果如图 1(f), 此时精简率达到 90.47%。

图 2 是旋转视角后的目标点云精简前后对比, 图中坐标量纲均为 0.1 mm。可以更明显地看出, 精简后

的点云中依然清晰地包含有 bunny 兔的各部分细节, 能够满足需要。

为了避免在不同精简率下出现细节的空洞和过精简现象, 设置邻域半径  $r_2$  分别为  $r_2 = 0.15$ ,  $r_2 = 0.25$ ,  $r_2 = 0.45$ ,  $r_2 = 0.75$ , 其对应的精简率分别为 44.76%、60.33%、82.11%、90.47%。从图 3 精简效果图可以看出, 精简后的点云在平坦区域较为稀疏, 在细节丰富

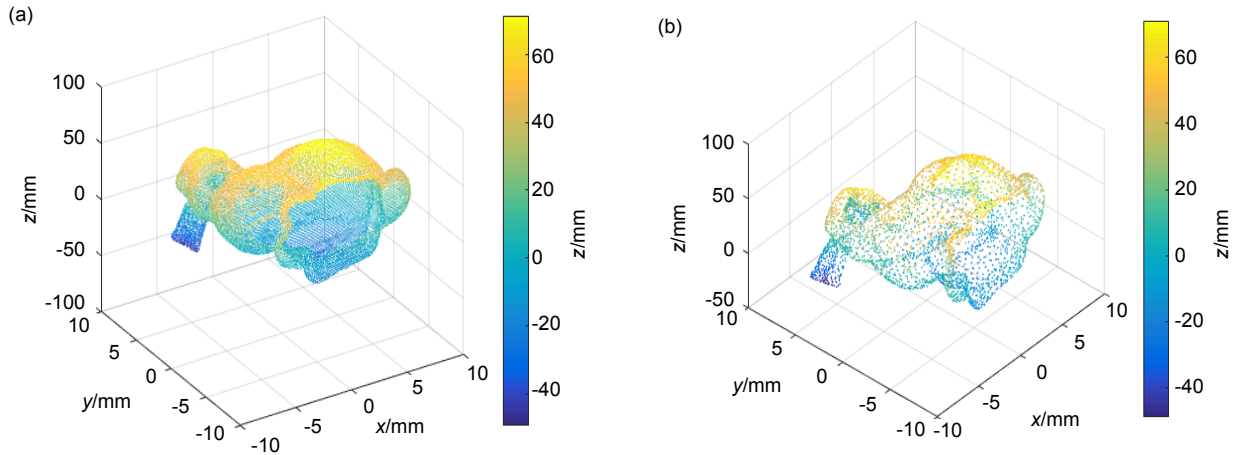


图 2 目标点云精简前后的对比。(a) 精简前; (b) 精简后

Fig. 2 Comparison before and after simplification. (a) Before simplification; (b) After simplification

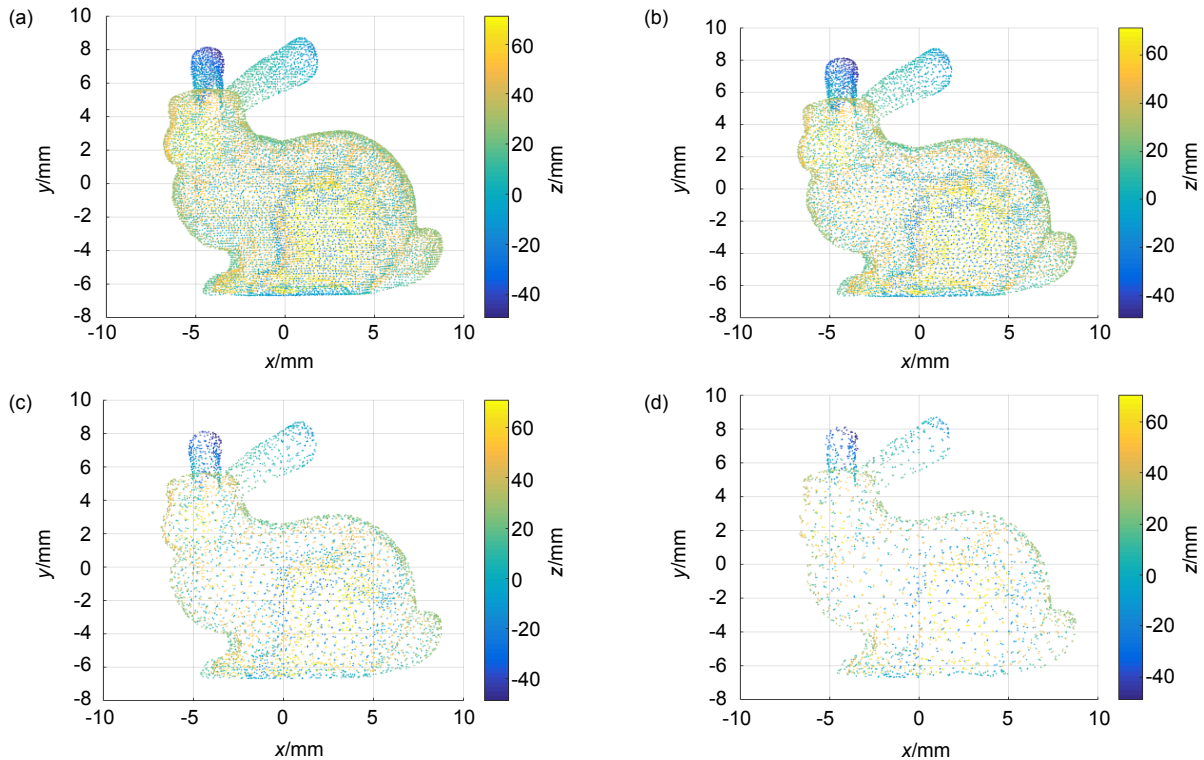


图 3 本文方法精简结果。(a) 44.76%精简率的结果; (b) 60.33%精简率的结果; (c) 82.11%精简率的结果; (d) 90.47%精简率的结果

Fig. 3 Results of the simplification of proposed algorithm. (a) Result of 44.76% simplification rate; (b) Result of 60.33% simplification rate; (c) Result of 82.11% simplification rate; (d) Result of 90.47% simplification rate

的区域较为密集。这种不均匀的精简方式有助于在保证点云整体高精简率的同时，尽可能地降低细节信息的损耗，从而一定程度上兼顾精简效率和数据精度。

### 3.2 算法性能分析

为了进一步验证方法的有效性，选取的实验对象为通过使用激光线结构光三维扫描仪获得的机车走行部实际点云数据。数据采集用面阵相机型号为Ranger50424，激光型号为陕西同为(808 nm, 4 W)，三维扫描仪有效精度为 1 mm，实验中的目标区域为如图 4 的轴承盖区，将非均匀网格法(图 5)、均匀网格法、K-means 聚类精简法(图 6)与本文方法(图 7)进行比较。

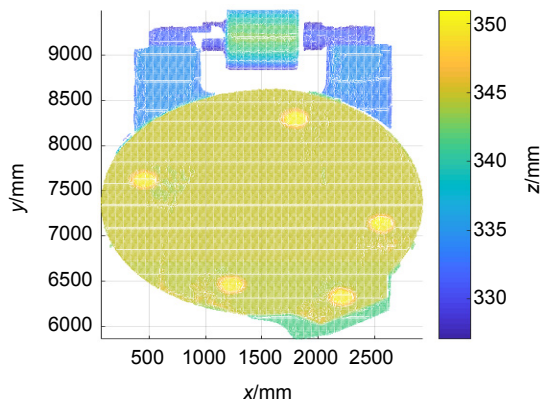


图 4 原始点云

Fig. 4 Original point cloud

为了更客观地评估本文中方法的效果，使用精简点云到原始点云的最大误差和平均误差来衡量精简算法的精度<sup>[10]</sup>。

最大误差：

$$\delta_{\max}(S, S^*) = \max_{q \in S} d(q, S^*) \quad (4)$$

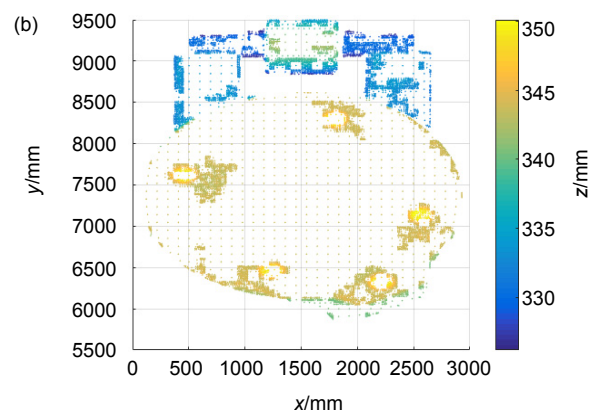
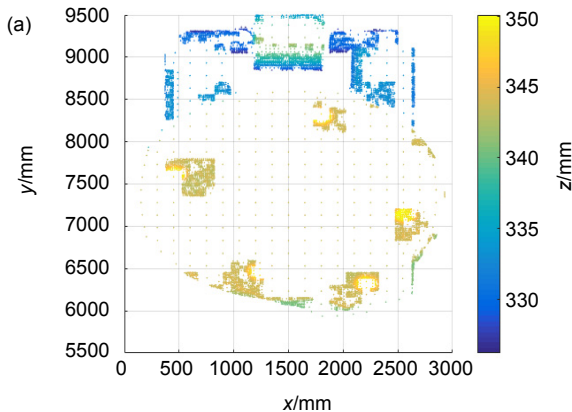


图 5 非均匀网格法的精简结果。(a) 90.26%精简率的精简结果；(b) 67.30%精简率的精简结果

Fig. 5 Simplification results of non-uniform grid. (a) 90.26% simplification rate; (b) 67.30% simplification rate

平均误差：

$$\delta_{\text{ave}}(S, S^*) = \frac{1}{\|S\|} \sum_{q \in S} d(q, S^*) \quad (5)$$

其中： $d(q, S^*)$  表示对精简后的点云  $S^*$  进行三角模型化后，原始点云  $S$  中的一点  $q$  到  $S^*$  上最近的三角面片的欧氏距离。

将本文中的方法与非均匀网格法<sup>[9]</sup>，以及使用 K-means 做均匀初始划分的方法<sup>[11]</sup>相比较，在同一台计算机上对如图 4 中的目标区域进行精简。

使用非均匀网格法对本文中的目标点云区域进行精简实验，选择原始网格宽度以得到与本文中方法相近的平坦区域稀疏度。调整法向量标准差阈值以实现不同比例的精简效果，与本文方法精简率(90.66%)相近时的精简结果如图 5(a)。从图中可以看出，精简后的点云绝大多数细节已经丢失，这表明非均匀网格法对于本文中的低精度数据很难实现高比例的精简。图 5(b)为非均匀网格法在 67.30%精简率下的精简结果，将结果分析记录在表 1 中。

使用 K-means 做均匀初始划分的方法，其精简过程和结果如图 6。对比图 6(a)和图 7(a)，可以看出在相近的精简率下，本文中的精简方法在平坦区域保留了更少的点，而在细节区域保留了更多的点。将对比结果记录在表 1 和图 8 中。

从表 1 和图 8 中可以看出，与非均匀网格法方法相比，本文方法能够在保证精度的前提下达到更高的精简率；与使用 K-means 对点云进行均匀初始划分的方法相比，本文中的方法在运算效率上有了极大提高，在精度上也取得了相近的结果。考虑到机车走行部同时包含大量细小部件和大片平坦区域，这种精简方法更适合机车走行部三维测量的需要。

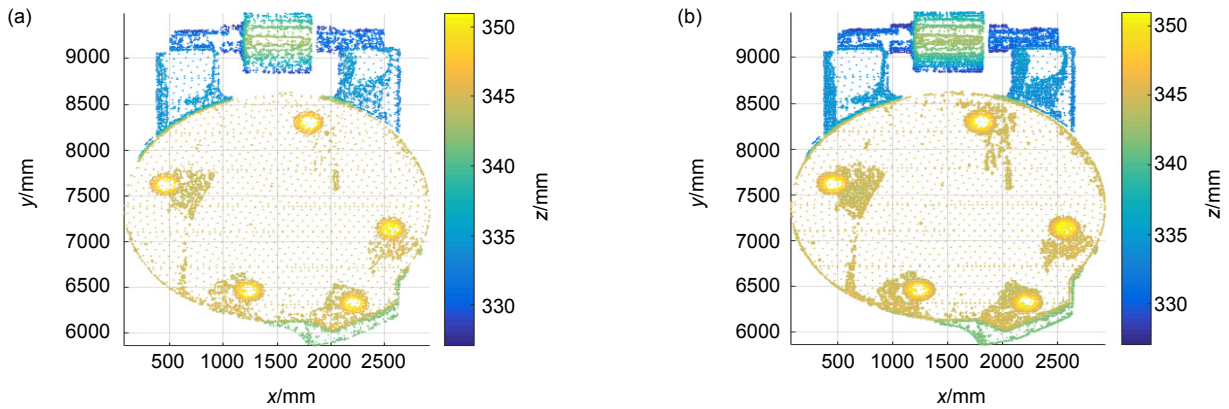


图 6 K-means 聚类精简法的精简结果。(a) 90.55%精简率的结果; (b) 67.24%精简率的结果  
Fig. 6 Simplification results of K-means clustering. (a) 90.55% simplification rate; (b) 67.24% simplification rate

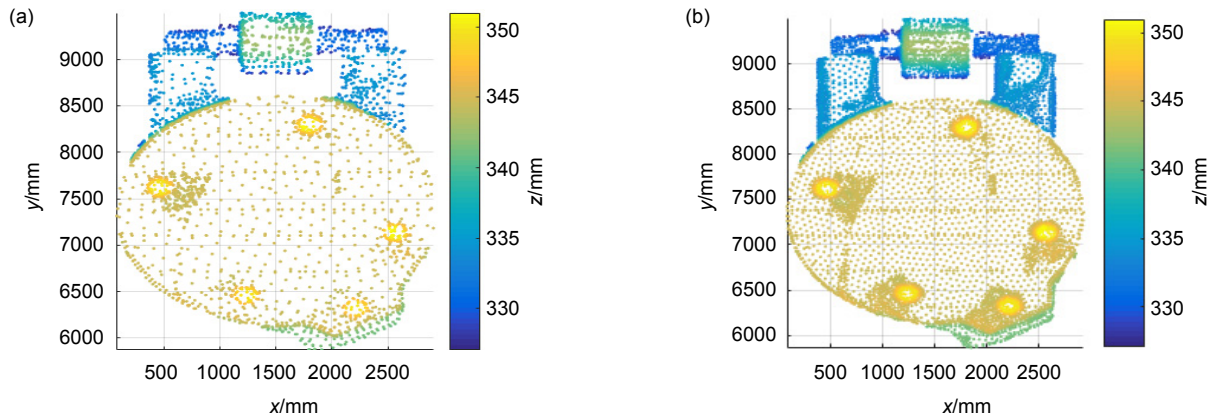


图 7 本文方法中的精简结果。(a) 90.66%精简率的结果; (b) 67.45%精简率的结果  
Fig. 7 Simplification results of proposed algorithm. (a) 90.66% simplification rate; (b) 67.45% simplification rate

表 1 精简结果对比

Table 1 Marison of results of simplification

	Proposed algorithm		Non-uniform grid		K-means clustering	
	Test 1	Test 2	Test 1	Test 2	Test 1	Test 2
The number of points before simplification	36482	36482	36482	36482	36482	36482
The number of points after simplification	3406	11875	3532	11928	3448	11951
Simplification rate/%	90.66	67.45	90.26	67.30	90.55	67.24
$\delta_{max}/mm$	2.5078	1.0654	5.9874	3.3169	2.6405	2.1008
$\delta_{avg}/mm$	0.3046	0.1765	0.5261	0.2675	0.3604	0.1965
Operation time/s	15.8764	8.2397	28.9074	19.1817	94.9914	69.3424

## 4 结 论

本文通过使用两阶非均匀划分的点云精简算法来对机车走行部实际点云数据进行算法测试。该方法使用内在形状特征算法来提取关键点，通过建立权重值来弥补三维点云的不均匀降采样，使得关键点的提取

能根据点云的密集程度来确定点云关键点的提取比重。使用两级非均匀划分来对点云进行分块，克服了传统均匀划分和均值聚类的方法在点云精简后，丢失部分细节特征的缺点。实验表明，相比传统基于均匀划分的高斯映射精简法，本文中的方法在保证精度的前提下大幅提高了运算效率，同时在细节区域保留了

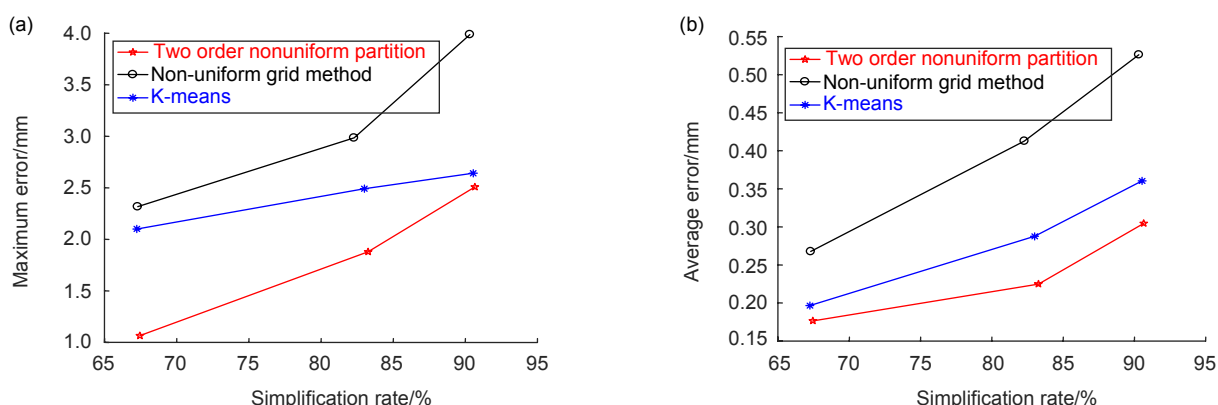


图 8 三种算法精简误差比较。(a) 最大误差; (b) 平均误差

Fig. 8 Comparison of simplification error of three algorithms. (a) Maximum error; (b) Average error

更密集的点,在平坦区域提供了更高的精简率。因此,本文中的方法更贴合机车走行部三维数据精简的需要,有望应用到基于三维扫描的机车自动化在线检测中。

## 参考文献

[1] Pendry J B. Negative refraction makes a perfect lens[J]. *Physical Review Letters*, 2000, **85**(18): 3966–3969.

[2] Zhang Z L, Zhu J G, Zhou H. Guidance tracking method of a new automatic laser theodolite system[J]. *Opto-electronic Engineering*, 2010, **37**(4): 1–7.  
张滋黎, 郝继贵, 周虎, 等. 一种新型自动激光经纬仪引导跟踪方法[J]. *光电工程*, 2010, **37**(4): 1–7.

[3] Yamamoto S. Development of inspection robot for nuclear power plant[C]//*Proceedings of the 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France, 1992, **2**: 1559–1566.

[4] Wang G H, Hu Z Y, Wu F C, et al. Implementation and experimental study on fast object modeling based on multiple structured stripes[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2004, **42**(6): 627–638.

[5] Long X, Zhong Y X, Li R J, et al. 3-D surface integration in structured light 3-D scanning[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2002, **42**(4): 477–480.  
龙玺, 钟约先, 李仁举, 等. 结构光三维扫描测量的三维拼接技术[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2002, **42**(4): 477–480.

[6] Huang Q, Wang Z Y, Li J L, et al. Automatic recognition of bolts on locomotive running gear based on laser scanner 3D measurement[J]. *Opto-electronic Engineering*, 2018, **45**(1): 170532.  
黄潜, 王泽勇, 李金龙, 等. 基于三维扫描的机车走行部螺栓识别与定位[J]. *光电工程*, 2018, **45**(1): 170532.

[7] Maglo A, Courbet C, Alliez P, et al. Progressive compression of manifold polygon meshes[J]. *Computers & Graphics*, 2012, **36**(5): 349–359.

[8] Luebke D P. A developer's survey of polygonal simplification algorithms[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, **21**(3): 24–35.

[9] Cignoni P, Montani C, Scopigno R, et al. A comparison of mesh simplification algorithms[J]. *Computers & Graphics*, 1998, **22**(1): 37–54.

[10] Han H Y, Han X, Sun F S, et al. Point cloud simplification with preserved edge based on normal vector[J]. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, **126**(19): 2157–2162.

[11] Yu Z W, Wong H S, Peng H, et al. ASM: An adaptive simplification method for 3D point-based models[J]. *Computer-Aided Design*, 2010, **42**(7): 598–612.

[12] Weir D J, Milroy M J, Bradley C, et al. Reverse engineering physical models employing wrap-around B-spline surfaces and quadrics[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 1996, **210**(22): 147–157.

[13] Martin R, Stroud I, Marshall A D. Data reduction for reverse engineering[J]. *RECCAD, Deliverable Document 1 COPERNICUS Project*, 1997, **1068**: 85–100.

[14] Lee K H, Woo H, Suk T. Point data reduction using 3D grids[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2001, **18**(3): 201–210.

[15] Shi B Q, Liang J, Liu Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering[J]. *Computer-Aided Design*, 2011, **43**(8): 910–922.

[16] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Feature preserving point cloud simplification[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(9): 2666–2676.  
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.

[17] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: A shape descriptor for 3D object recognition[C]//*Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, 2009: 689–696.

[18] Fu S Y, Wu L S, Chen H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, **37**(11): 1115007.  
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.

[19] Hoppe H, Deroose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1992, **26**(2): 71–78.

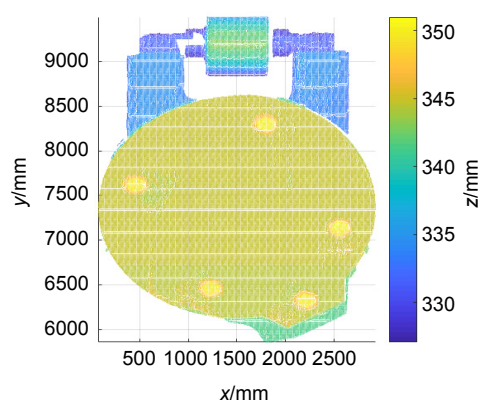
[20] Wang Y H, Hao W, Ning X J, et al. Automatic segmentation of urban point clouds based on the Gaussian map[J]. *The Photogrammetric Record*, 2013, **28**(144): 342–361.



# Simplification of locomotive running gear three-dimensional point cloud based on non-uniform division

Lan Jianxia, Wang Zeyong, Li Jinlong\*, Huang Qian, Gao Xiaorong

Photoelectric Engineering Institute, School of Physical Science and Technology,  
Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China



Point cloud simplification of locomotive bearing cover

**Overview:** With the increasing mileage of high-speed rail, railway locomotive safety testing is more and more important. Laser 3D scanning is a new type of detection method, which is expected to apply to the railway locomotive automated detection system. However, the point cloud obtained by 3D scanner usually contains a lot of redundant information, and the amount of data is usually too large to transmission and processing. Therefore, it is of great significance to study the simplification of 3D point cloud data. For the locomotive 3D point cloud data obtained by line-structured laser scanner, a point cloud simplification algorithm based on two order non-uniform partition is designed and implemented to process the point cloud data of locomotive running points in this paper. First, using K-d tree to reconstruct topological relations for discrete point clouds. Secondly, according to the intrinsic shape signature(ISS), we estimate the point cloud normal vector of the detected object and extract the feature points of the point cloud. The feature points are extracted by analyzing the neighborhood covariance matrix of the points, and the weight values are established to compensate the non-uniform downsampling of the 3D point cloud. Then, according to the distribution of the feature point cloud, the point cloud is divided non-uniformly to obtain uneven initial cloud patches. Finally, according to the normal vector information, the initially divided cloud points are mapped into different Gaussian spheres. The flat area of point cloud is mapped to a densely distributed cluster, and regions containing complex details are mapped to many different clusters. Second division based on mean-shift clustering is performed on the Gaussian sphere to extract the center of gravity of each cluster in the actual three-dimensional space. The set of points closest to the center of gravity is the result of simplification. Compared with the results of non-uniform grid method and K-means method, this algorithm achieves results in more than ten seconds in point cloud objects with a processing capacity of over one million, and the reduction rate can reach more than 90%. Speed is guaranteed. The points reserved in the flat area are relatively sparse, while the points reserved in the detail area are more precise. The maximum error of the reduced model is 2.5078 mm, and the average error is 0.3046 mm. Both are smaller than the other two algorithms and the accuracy is guaranteed. Therefore, the simplified data using the algorithm proposed in this paper can better detect defects on the surface of the object.

**Citation:** Lan J X, Wang Z Y, Li J L, *et al.* Simplification of locomotive running gear three-dimensional point cloud based on non-uniform division[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, **46**(2): 180269

Supported by National Natural Science Foundation of China (61471304)

\* E-mail: jinlong\_lee@126.com