DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.001

车辆曲面重构中点云精简算法的研究与改进*

王 琼[1] 王海燕[1] 孙保群[2] 夏 光[2] 徐 超[1]
(1. 合肥工业大学 计算机与信息学院 合肥 230009;2. 合肥工业大学 汽车研究院 合肥 230009)

摘 要:为了解决车辆点云数据曲面重构效率低和精简后数据重构模型质量差的问题,提出一种改进的点云精简算法。基于kd-tree建立散乱点云数据的空间索引结构并获取每个数据点的k邻域索引;提出基于快速识别边界线的精简算法避免精简过程边界数据丢失,确保获得真实的车辆曲面重构模型;对非边界点邻域进行区域分类,并根据分类选择性保留邻域数据,以提高点云数据处理速度并减少内存开销。在实现了算法的程序设计及仿真实验的基础上,完成了基于三维激光扫描车辆外廓尺寸测量系统平台的实车实验。实验结果表明,改进后的精简算法程序最大限度地保留了车辆点云的的边界特征和细节形状,改善了车辆点云曲面重构模型质量;数据处理中能够精简45%~70%的车辆点云数据,加快了系统重构的速度,提高了车辆外廓测量的性能。

关键词:曲面重构;点云精简;边界线;区域分类
中图分类号:TP391.41;TN249 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:520.6040

Research and improvement of point cloud simplification algorithm in vehicle surface reconstruction

Wang Qiong[1] Wang Haiyan[1] Sun Baoqun[2] Xia Guang[2] Xu Chao[1]
(1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Automobile Research Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to solve the problem that the efficiency of surface reconstruction based on vehicle point cloud data is low and the quality of the reconstruction model based on simplified data is poor, an improved point cloud simplification algorithm is proposed. Firstly, a spatial index structure of the scattered cloud data is established with kd-tree, which obtains the k neighborhood index of each data point. Secondly, a simplification algorithm based on fast identification of boundary lines is proposed to avoid the loss of boundary data in the process of reducing and ensure the real vehicle surface reconstruction model. Finally, the non-boundary point's neighborhood is classified, and the neighborhood is reserved according to the classification, which accelerates the processing speed of point cloud data and reduces memory overhead. The paper not only designs the software program of the simplification algorithm and realizes the simulation experiment, but also carries out a real vehicle experiment on a platform of vehicle-body dimension measurement system based on the 3D laser scanning. The experimental results show that the improved algorithm preserves the boundary features and detail shapes of the vehicle point cloud to the maximum extent, which improves the quality of surface reconstruction. The improved simplification algorithm could reduce the vehicle point cloud data by 45% ~ 70%, therefore, it improves the speed of surface reconstruction of vehicle point cloud and enhances the performance of the vehicle-body dimension measurement system.

Keywords: surface reconstruction; point cloud simplification; boundary line; regional classification

收稿日期:2017-07 Received Date: 2017-07
*基金项目:国家重点研发计划项目(JZ2016ZDYF1065)资助

0 引　　言

近年来由于私自改装汽车造成车辆超载超限已经成为诱发交通事故和公路、桥梁非正常损坏的主要原因,我国公安和交通管理部门加大全国道路运输车辆超载超限的治理工作。目前我国车辆超载治理技术应用较为成熟,许多收费站使用电子汽车衡器检测车辆重量。但在检测、治理车辆超限领域,还没有成熟技术手段,绝大多数收费站仍然采用人工测量方式进行车辆外廓尺寸测量,其效率低、误差大。应用三维激光扫描车辆外廓尺寸,其结构简单、成本低且不受天气和光线影响,是目前检测车辆超限的先进技术,也是本文的设计和实验平台。基于激光技术的车辆外廓尺寸测量系统基本方法是:首先使用两台 LMS111 激光扫描设备和一台 SI3 雷达测速仪扫描采集车辆点云数据,并对采集的车辆点云数据进行滤波[1]、配准[2-3]、分割[4]和曲面重构[5-7]等预处理;其次根据预处理获得的车辆点云数据设计、计算车辆外廓尺寸,并根据国家标准 GB 21861-2014《机动车安全技术检验项目和方法》[8]判断车辆是否超限,同时系统应用点云曲面重构技术提供扫描车辆外廓重构曲面图形,为治理超限执法提供有效手段。

由于三维激光扫描设备采集的密集车辆点云数据中有许多无效数据,如果预处理的点云数据冗余度过大,会降低曲面重构的速度[9],增大重构的时间开销,影响到重构模型的光顺性,最终影响整个测量系统可视化的性能。

因此,从采集的车辆点云数据中快速提取到有效的车辆点云数据是点云曲面重构的关键点,本文提出了改进的点云精简处理解决方案:首先,基于 kd-tree 建立散乱点云数据的空间索引结构,获取每个数据点的 k 邻域索引;其次,基于快速识别边界线的精简算法最大限度保留边界点数据,提高曲面重构模型的质量;最后,对非边界点邻域进行区域分类,根据分类选择性保留邻域数据,实现数据压缩,加快数据处理速度并减少内存开销,同时又保留了细节特征。

本文实现了上述方案算法的程序设计及仿真实验,同时在三维激光扫描车辆外廓尺寸测量系统平台上完成了实车实验。实验结果表明:改进的点云精简算法程序改善了车辆点云曲面重构的质量;数据处理中能够精简 45% ~70% 的数据,加快了系统重构的速度,提高了车辆外廓测量的性能。

1 改进的点云精简方案

为了获得车辆点云数据空间分布和空间几何性质特征本文进行了点云数据采集实验,在基于激光技术的车辆外廓尺寸测量系统平台采集实车点云数据,图 1(a)所示为采集的车辆离散点云的空间分布,图 1(b)所示为放大后的局部车辆点云分布。分析图 1 得到车辆点云数据的特征:点云密集度大,空间分布较均匀,区域过度平滑而规则,流线型特征明显,没有大的起伏和尖锐的棱角。因此,在进行曲面重构时并不需要所有的车辆点云数据。当车辆点云数据冗余时,反而会降低曲面重构的速度和质量。为了提高曲面重构的速度,需要对采集的车辆点云数据进行精简。同时为了确保重构的曲面能够反映真实的车辆外廓模型,就必须在点云精简时保护边界数据和特征明显区域的数据。

(a) 原始车辆点云空间分布
(a) The spatial distribution of original vehicle point cloud

(b) 局部车辆点云空间分布
(b) Spatial distribution of local vehicle point cloud

图 1　离散车辆点云

Fig. 1　Schematic diagram of discrete vehicle point cloud

传统点云精简算法可分为基于网格的点云精简方法和直接对点云进行精简的方法。文献[10]介绍了基于三角网格点云精简算法原理,该算法需要对离散车辆点云数据构建三角网格,耗时且运行效率低,不适合实时车辆外廓尺寸测量系统。文献[11-14]分别阐述了包围盒、均匀栅格、随机采样和曲率精简等直接精简算法的原理。包围盒算法和均匀栅格算法的均匀性高,但是容易造成边界特征和细节特征丢失。随机采样算法速度较快,但误判率大,稳定性差。曲率精简算法能够较好地保护细节特征,但曲率估算复杂、费时且容易产生空洞。

近年,针对精简算法中边界数据丢失问题,周煜等人[15]通过设置平均曲率差函数阈值保护边界数据,该算法无法识别不封闭点云数据的内、外边界数据。钱锦森等人[16]利用边界点判定算法识别所有边界点,根据边界点之间的距离生成边界线。该算法能够很好的保留边界数据,但是边界线提取的速度慢,效率低。

根据以上分析,为了解决由于点云数据精简造成边界特征和细节特征丢失的问题,本文提出一种保留边界特征的点云精简算法,算法的基本思想是:首先建立离散点云数据的空间索引结构;其次通过检测种子边界点自动快速精确识别边界线,保护边界数据。采用曲面变分代替曲率对区域进行分类,并对弯曲程度大的区域通过保留较多的点数来增强细节特征,对弯曲程度小的区域进行均匀性精简,避免精简后出现空洞现象。

2　精简算法的关键技术

2.1　建立邻域索引

通过激光扫描设备采集的车辆点云数据仅包含被测量点到激光扫描设备三维空间上的距离,点与点之间在空间分布上没有直接联系,因此需要对离散的车辆点云数据构建空间拓扑关系。

对离散点云数据建立空间索引的方法有 kd-tree、八叉树[17]和三维网格法。八叉树法需要确定合适的最小粒度,较大或者较小粒度都会影响查询效率。三维网格法的搜索速度慢。故本文算法采用灵活度高、查询速度快的 kd-tree 对车辆点云数据建立空间拓扑关系,查找每个数据点最近的 k 个邻域点,记录 k 邻域点的空间索引和每个数据点与 k 邻域点之间的欧氏距离,根据欧氏距离计算每个数据点局部区域的重心。采集的车辆点云数据有 3 个维度(X,Y,Z),因此采用三维 kd-tree。

邻域点 k 值的选值影响改进精简算法的效率。点云数据量越多,选择的 k 值越大,精简速度越快。根据许多研究者的经验,k 值一般选取在 20 ~ 40。测量系统采集车辆点云数据量在$(0.8 \sim 2) \times 10^4$,数据空间分布均匀,经过多次试验,k 值选择 30 时,试验效果最佳。

2.2　边界线生成

2.2.1　边界点判定算法

车辆点云数据的边界数据能够反映着车辆模型的整体轮廓,对曲面重构中具有十分重要的作用。精简点云数据的过程中,车辆点云数据的边界特征丢失,使得车辆轮廓被模糊化。而在曲面重构时,会出现原本无车辆点云数据的区域被填充,原本有车辆点云数据的区域被腐蚀的情况,造成重构的车辆模型失真。因此,在精简车辆点云数据时,保留边界数据就必不可少。

边界特征是由若干个边界点在空间上按照一定的排列顺序组合形成的若干边界线。快速获取车辆点云数据的边界线,首先需要识别种子边界点。

假设车辆点云数据中存在一点 p_i,若 p_i 是边界点记为 p_b,非边界点记为 p_b。根据 p_i 与 k 邻域点 $p_{N_m}(m = 1, 2, \cdots, k)$ 在最小二乘平面投影点 $p_{Qm}(m = 1, 2, \cdots, k)$ 的分布特征,可知非边界 p_b 被投影点包围如图 2(a)所示,边界点 p_b 点和投影点的分布偏向一侧如图 2(b)所示。因此可以利用 p_i 和投影点的分布的均匀性判断 p_i 是否为边界点。判断投影点均匀性的标准有两种,1)根据投影点分别在过 p_i 处垂直于坐标轴 X、Y、Z 的平面两边的分布;2)投影点与 p_i 形成的投影线段之间的夹角差。第一种方法需要计算 k 邻域点在投影平面的坐标。本文算法利用第二种方法,采用投影线段与投影平面某一坐标轴的夹角差代替投影线段之间的夹角差作为判断投影点均匀性的依据,无需计算投影点坐标。夹角差的计算过程如下。

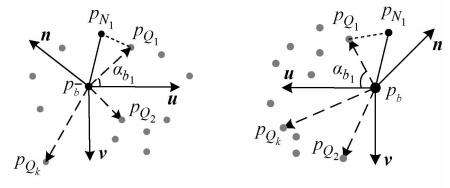


图 2　非边界点和边界点

Fig. 2　Non-Boundary point and boundary point

1)对点云空间中的一点 p_i,根据 p_i 处的单位法向量 $\boldsymbol{n}$,采用最小二乘法拟合出过 p_i 的切平面 α,构建过 p_i 的局部正交坐标系 $\{\boldsymbol{n}, \boldsymbol{u}, \boldsymbol{v}\}$,单位向量 $\boldsymbol{u}$、$\boldsymbol{v}$ 张成 α。

2)假设 p_i 的 k 邻域点 p_{N_m} 投影到 α 上,投影点 p_{Qm}。

3)依次连接投影线段 $p_ip_{Q_1}$、$p_ip_{Q_2}$ … $p_ip_{Q_k}$ 线段。

4)以 $\boldsymbol{u}$ 为不动边,依次求 $\boldsymbol{u}$ 与投影线段 $p_ip_{Q_m}$ 的夹角,形成序列 $S = (a_{b1}, a_{bm}, \cdots, a_{bk})$,(其中 $a_{b_m} = \arctan[(\boldsymbol{v} \cdot \boldsymbol{p_ip}_{N_m})/(\boldsymbol{u} \cdot \boldsymbol{p_ip}_{N_m})]$,$\arctan(x)$ 是反正切函数,$\boldsymbol{p_ip}_{N_m}$ 是 p_i 指向 p_{N_m} 的有向向量)。将 S 的元素从小到大进行排序得到新序列 $S' = (a_1, a_2, \cdots, a_k)$,定义夹角差序列 $L = (L_1, L_m, \cdots, L_k), m = 1, 2, \cdots, k$,其中:

$$L_m = \begin{cases} a_{m+1} - a_m, & 1 \leqslant m < k \\ 2\pi - a_m + a_1, & m = k \end{cases} \tag{1}$$

通过计算投影线段与 $\boldsymbol{u}$ 之间的夹角差序列 L 中最大夹角差 $L_{\max}$ 判断投影点的的均匀性,当 $L_{\max}$ 超过夹角差阈值 L_θ 时,则判定 p_i 为边界点,否则为内部点。

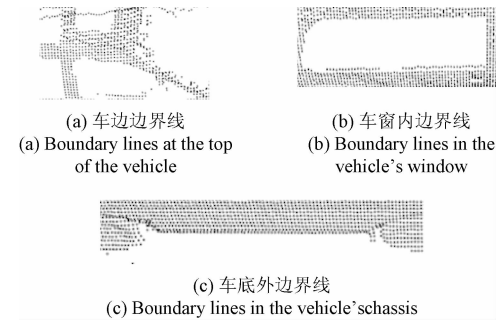
通常根据点云数据中边界线的复杂程度设置阈值大小。边界线弯曲明显,夹角差越大,L_θ 设置偏大。边界线过度平缓,夹角差偏小,L_θ 设置偏小。根据图 1(a)可知采集的车辆点云数据的的边界线过度平缓,通过试验验证,精简算法中夹角差阈值设置为 $1/3\pi$。

2.2.2　自动生成边界线

边界点通常不是孤立存在的,在边界点的周围必然存在一条或者多条包含该边界点的边界线,因此可以在边界点的邻域查找边界线,而无需反复遍历所有数据点。仅需获取边界线中的任意边界点作为种子边界点,就可以拓展生成多条边界线。该算法提取边界线的速度快,准确性高,抗干扰能力强,算法稳定。

车辆点云数据中出现的边界线可以分成两种类型:1)相邻区域由于法向量夹角差较大而形成的边界线(如图 3(a)所示车边边界线);2)非封闭区域的外边界线或者内边界线(如图 3(b)所示车窗内边界线和图 3(c)所

示车底外边界线)。第一种类型边界线的邻域内区域弯曲程度较大,通常出现在特征明显的区域。第二种类型边界线可通过种子边界点来识别边界线。



(a) 车边边界线
(a) Boundary lines at the top of the vehicle

(b) 车窗内边界线
(b) Boundary lines in the vehicle's window

(c) 车底外边界线
(c) Boundary lines in the vehicle'schassis

图 3　车辆边界线

Fig. 3　Boundary line of vehicle

边界线生成算法如下:

1)选取点云数据中任意检测标志位为 0 的边界点 p_b ,将 p_b 保留标志位和检测标志位均置 1。

2)将 p_b 的 k 邻域点的检测标志位置 1,记录 k 邻域保留的点数 n_s 置 1。

3)检测 p_b 的 k 邻域点的保留标志位的状态,如果保留标志位状态为 1,将 n_s 加 1。若保留标志位为 0,判断是否为边界点。如果是边界点,存入到容器 Ω_b 中,否则存入到容器 Ω_b 中。Ω_b 中的数据量记为 n_b 和 Ω_b 中的数据量记为 n_b 。

4)如果 n_b 大于 0,将 Ω_b 中所有的边界点的保留标志位置 1,并将 Ω_b 的数据压入到边界点队列 Ω_B 中, n_s 的值加上 n_b ,将 Ω_b 清空。

5)如果 n_s 小于预期邻域保留数据量 η ,在 Ω_b 中选择接近由 p_b 和 k 领域点形成区域的重心的 $(\eta - n_s)$ 个非边界点,将这些点的保留标志位置 1。

6)将 Ω_b 清空, n_b 、n_b 和 n_s 置 0。

7)如 Ω_B 是非空队列,根据 Ω_B 中的边界点与 p_b 之间的距离,按照从小到大进行排序,确定边界线生长的方向。从 Ω_B 弹出队列首端的边界点作为种子边界点,转入步骤 2)。如 Ω_B 是空队列,等待新的未检测的边界点,转入步骤 1)。

2.3　区域分类

曲面重构模型的精度和质量取决于精简后点云数据的分布情况。精简后数据边界模糊或者存在空洞,重构模型都会严重失真。在精简点云数据时,需要保证弯曲程度小的区域精简后的数据分布均匀,弯曲程度大的区域保留数据较多,细节特征完整。因此需要对点云数据进行区域分类。

LMS111 激光扫描设备采集的车辆点云数据仅含有空间坐标值,不含有其他信息,通过计算多种不同的曲率来描述这些离散点云数据的表面几何信息。通常采用高斯曲率、平均曲率、主曲率来反映离散点云数据局部区域的弯曲程度,但是曲率的求解复杂且耗时,故在本文算法中采用曲面变分代替曲率表示局部区域弯曲程度。曲面变分是根据法向量得到的,因此需要对点云数据估计法向量。

2.3.1　主成分分析法

本文算法采用主成分分析法估计点云数据的法向量。主成分分析法利用最小二乘法拟合出局部区域的近似平面,用此平面的法向量代替数据点的法向量,具体计算过程如下。

对于点云数据中任意一点 p_i ,通过 kd-tree 构建拓扑关系,获取 p_i 的 k 邻域点 $p_{N_m}(m = 1,2,\cdots,k)$, p_i 的 k 邻域点形成的局部区域的重心记为 p' 。利用最小二乘法为局部区域拟合出一个过 p' 点的平面 β ,领域点到 β 平面距离平方的和 $D(\boldsymbol{n},p_{N_m})$ 满足:

$$D(\boldsymbol{n},p_{N_m}) = \min\sum_{m=1}^{k}\left\|\boldsymbol{n}\cdot\boldsymbol{p}'\boldsymbol{p}_{N_m}\right\|^2 \tag{2}$$

式中:k 是点 p_i 邻域点的数目, $\boldsymbol{n}$ 为 β 的单位法向量, $\boldsymbol{p}'\boldsymbol{p}_{N_m}$ 表示由 p' 指向 p_{N_m} 的有向向量。

由 $|\boldsymbol{n}| = 1$,可将式(2)转化为求解半正定的协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 的特征向量,对应的协方差矩阵为:

$$\boldsymbol{C} = \sum_{m=1}^{k}(p_{N_m} - p')\cdot(p_{N_m} - p')^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

协方差矩阵 $\boldsymbol{C}$ 存在 3 个实数特征值,分别为 λ_1 、λ_2 、λ_3 ($\lambda_1 \leqslant \lambda_2 \leqslant \lambda_3$)和对应的特征向量 $\boldsymbol{v}_1$ 、$\boldsymbol{v}_2$ 、$\boldsymbol{v}_3$ 。 $\boldsymbol{v}_2$ 和 $\boldsymbol{v}_3$ 张成平面 β , $\boldsymbol{v}_1$ 即为 β 的法向量。

通过主成分分析法计算出来的法向量方向具有二义性,但是本文算法只需要通过法向量反映局部区域的弯曲程度,因此不需要调整法向量方向。

2.3.2　曲面变分

采用主成分分析法在 p' 构建一个局部坐标系 $\{\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\boldsymbol{v}_3\}$, λ_1 代表 p_i 沿着法向量 $\boldsymbol{v}_1$ 的偏移量, λ_2 和 λ_3 表示 p_i 沿着拟合平面的偏移量, p_{N_m} 到 β 的距离平方的和为:

$$\sum_{m=1}^{k}(p_{N_m} - p')^2 = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 \tag{4}$$

数据点 p_i 偏离拟合平面的程度定义为邻域区域的曲面变分:

$$\gamma = \frac{\lambda_1}{(\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)} \tag{5}$$

γ 可以描述 p_i 邻域内点云数据的起伏变化, $\gamma \in (0,1/3)$ 。当 p_i 邻域内数据点分布越趋近平面, γ 越小;当 p_i 领域内数据点分布起伏变化越大, γ 越大。曲面变分在描述离散点云数据的空间几何特征时非常接近曲率,因此采用曲面变分代替曲率表示局部区域弯曲程度。

2.3.3　区域分类原则

采集的车辆模型不同,车辆点云数据的弯曲程度也不同,曲面变分的取值范围也不同。当模型表面平滑,则曲面变分取值范围变化较小。当模型表面有尖锐的菱角,则曲面变分取值范围较大。本文算法采用局部区域内曲面变分相对于整体曲面变分的大小作为区域分类的标准。

搜索边界点的邻域生成边界线,对非边界点的邻域根据区域弯曲度保留邻域点。当非边界点的曲面变分相对于整体曲面变分较小时,表示该点局部区域弯曲程度小,标记为平缓区域。平缓区域相对于整体区域较平坦,保留的点数相对较少。当非边界点的曲面变分相对于整体区域内曲面变分较大时,表示该局部区域的弯曲程度增大,标记为突变区域。突变区域结构复杂,轮廓特征明显,因此保留的点数相对较多。在突变区域出现车边边界线的可能性较大,需要检测领域内是否存在种子边界点,能否生成边界线。

比较点云数据的曲面变分值,得到最小曲面变分 $C_{\min}$ 、最大曲面变分 $C_{\max}$ 和相对曲面变分 $C_{dif}=fabs(C_{\max}-C_{\min})$。函数 $fabs(x)$ 是取变量 x 的绝对值。区域分类算法如下。

1)计算非边界点 p_b 和 k 邻域点的平均曲面变分值 $\overline{C}=\frac{1}{k+1}\left(C_i+\sum_{m=1}^{k}C_{N_m}\right)$,其中 C_i 是点 p_b 的曲面变分,C_{N_m} 是 k 邻域点的曲面变分。

2)当 $fabs(C_i-C_{\min})<C_{dif}\cdot s_1$ 时,将该局部区域标记为平缓区域。在 k 邻域内选择性保留接近该局部区域重心的 η(预期邻域保留数据量)个邻域点,其余邻域点舍弃。$C_{\mathrm{dif}}\cdot s_1$ 作为区域分类的界定阈值,s_1 可以调节阈值大小。

3)当 $fabs(C_i-C_{\min})\geqslant C_{dif}\cdot s_1$,将该局部区域标记为突变区域。将 $k\cdot fabs((C_i-C_{\min})/C_{dif})$ 赋值给 η。检测该非边界点的邻域内是否有保留标志位为 0 的边界点。如果邻域内不存在保留标志位为 0 的边界点,保留曲面变分接近平均曲面变分的 η 个邻域点,其余邻域点舍弃,η 重新置初值。如果邻域内存在保留标志位为 0 的边界点,以这些边界点作为边界线的种子边界点生成边界线。当不再生成新的边界线时,将 η 重新赋初值。

2.4　精简算法实现流程

改进的点云精简算法优点:1)能够快速自动精确识别车辆点云数据的边界线,保留完整的边界特征,减小曲面重构模型的失真;2)区域分类能够使特征明显的区域保留清晰的细节特征;3)平缓区域内保留靠近局部区域重心的点,增强精简的均匀性,改善曲面重构模型的光顺性。改进精简算法的流程如图 4 所示。

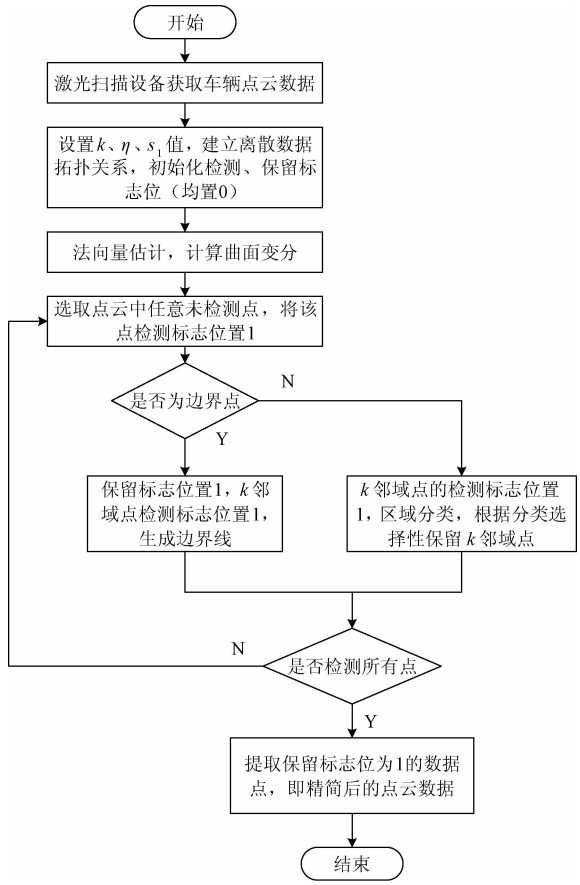


图 4　点云精简算法流程

Fig. 4　Flow chart of point cloud simplification algorithm

3　实车实验及结果分析

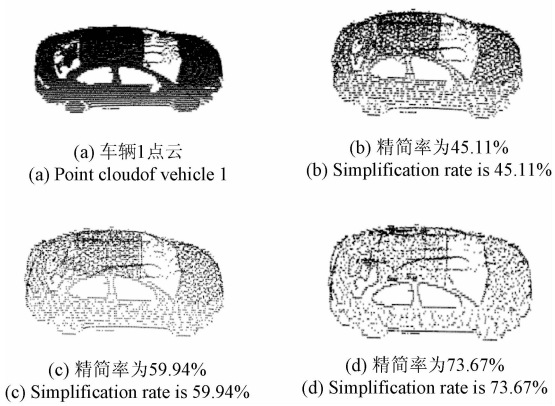
本文在基于激光技术的车辆外廓尺寸测量系统平台上采集车辆点云数据,实验系统为 2 台 LMS111 激光扫描设备,扫描频率是 50 Hz/s。

3.1　点云精简算法参数确定实验

实验车辆 1:江淮同悦第三代纯电动汽车(记为车辆 1),行驶速度 10 km/h,采集的车辆点云数为 8 856,如图 5(a)所示。车辆 1 标准尺寸的长宽高为 4 155、1 650 和 1 445 mm。

根据表 1 和图 5 完成 2.3.3 节改进精简参数 s_1 和 η 设定及精简实验。表 1 表列精简中改变 s_1 对精简效果的影响。图 5 表示精简中改变 η 对精简效果的影响。精简率等于精简的数据量与精简前的数据量之比。

参数 s_1 与点云数据的类型有关。点云数据特征区域弯曲明显,s_1 选择较大,反之较小,$s_1\in[0,1]$。s_1 取值过小,无法保证满足相同精简率时增强细节特征,因此 s_1 的取值一般≥0.5。s_1 取值过大,只能保留弯曲度较强的区域。本文算法中 s_1 的取值根据轮廓区域的弯曲度选



(a) 车辆1点云
(a) Point cloudof vehicle 1

(b) 精简率为45.11%
(b) Simplification rate is 45.11%

(c) 精简率为59.94%
(c) Simplification rate is 59.94%

(d) 精简率为73.67%
(d) Simplification rate is 73.67%

图5　不同参数 η 下的改进精简算法效果

Fig. 5　The effect of improved simplification algorithm under different parameter η

值,判断标准是根据突变区域边界线线域数最大时取 s_1 最大值。根据表1可知当 $s_1 \in [0.5, 0.66]$ 时,突变区域边界线线域数不再增加,因此 s_1 取0.66时即可以实现增强轮廓的细节,又可以在保留弯曲度大的区域保留较多点数。

表1　不同参数 s_1 下车辆1的精简效果

Table 1　The vehicle 1's simplification effect under different parameters s_1

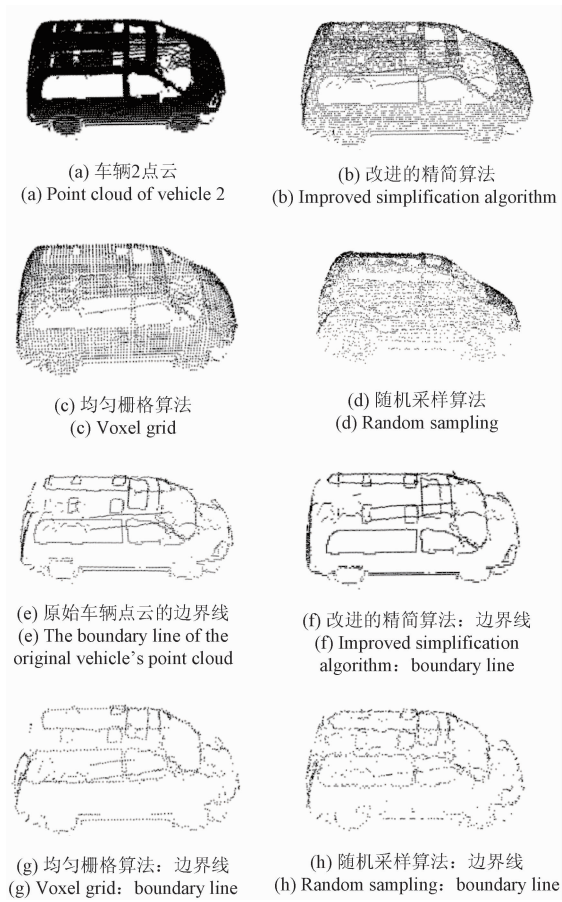
原始数据量	精简参数		精简后数据量	精简时间/s	生成的边界线域/域数	
	η	s_1			突变区域	总数
8 856	15	0.5	5 047	1.371	2	8
		0.66	4 861	1.280	2	8
		0.67	4 650	1.174	1	8
		0.9	4 519	1.092	1	8

预期邻域保留点数 η 与精简率有关。由图5可知,随着 η 的不断减小,精简率不断增加,改进精简算法精简后的车辆点云数据仍然保持清晰完整的轮廓,平缓区域分布相对均匀且没有出现空洞,突变区域(如车边和车头)保留的点数相对较多。精简参数设置如下:$\eta=15$, $s_1=0.66$; $\eta=10$, $s_1=0.66$; $\eta=6$, $s_1=0.66$。

3.2　精简算法对比实验

实验车辆2:东风风行菱智7座商务车(记为车辆2),行驶速度15 km/h,采集的车辆点云数为10 873。车辆2标准尺寸的长宽高为4 715、1 720和1 950 mm。

在相同精简率下(精简率为60%),分别完成了本文改进的精简算法(采用确定车辆1精简参数的方法,确定车辆2的精简参数为 $\eta=10$, $s_1=0.62$。)、均匀栅格[10]、随机采样[13]精简算法对车辆2采集数据精简对比实验。3种算法精简实验效果对比和精简后数据提取的边界线如图6所示。



(a) 车辆2点云
(a) Point cloud of vehicle 2

(b) 改进的精简算法
(b) Improved simplification algorithm

(c) 均匀栅格算法
(c) Voxel grid

(d) 随机采样算法
(d) Random sampling

(e) 原始车辆点云的边界线
(e) The boundary line of the original vehicle's point cloud

(f) 改进的精简算法：边界线
(f) Improved simplification algorithm：boundary line

(g) 均匀栅格算法：边界线
(g) Voxel grid：boundary line

(h) 随机采样算法：边界线
(h) Random sampling：boundary line

图6　车辆2在不同精简算法下精简效果对比

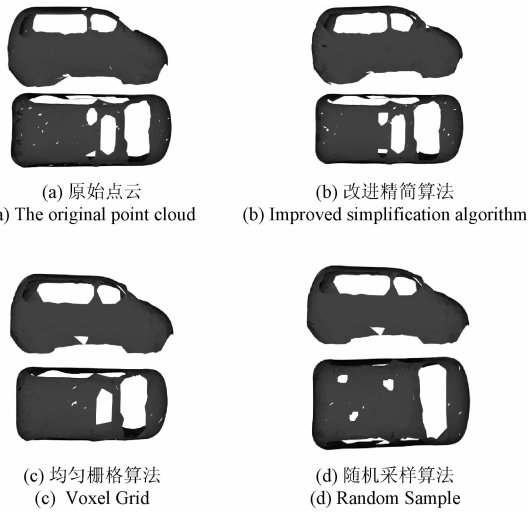
Fig. 6　Comparison of the simplification effect of vehicle 2 under different simplification algorithms

分析图6所示的精简算法效果对比可知,均匀栅格算法精简后的车辆点云数据在整体上分布均匀性显著,但是弱化了边界特征,精简后的车辆点云数据中的轮廓部分变得模糊,不利于后期的曲面重构。随机采样算法,算法稳定性差,且精简后的车辆点云数据中容易出现空洞现象。本文的改进算法精简后的点云数据均匀性接近均匀栅格算法,同时边界线清晰且失真最小,算法稳定性较高,特征明显的区域如轮廓处保留的数据点也较多,轮廓细节清晰。

3.3　车辆曲面重构

实验车辆:图6(a)所示东风风行菱智7座商务车,行驶速度15 km/h,采集的车辆点云数为10 873,精简率为60%。采用文献[5]中的贪婪曲面重构算法分别完成了上述3种精简算法后的曲面重构实验,3种算法下车辆外廓曲面重构效果对比如图7所示。

根据图7可知,采用本文改进的精简算法能够自动准确地识别边界线,实现保护边界数据,因此重构的车辆曲面模型生成的边界线流畅,光顺性好,边界与原始车辆



(a) 原始点云 (a) The original point cloud　(b) 改进精简算法 (b) Improved simplification algorithm

(c) 均匀栅格算法 (c) Voxel Grid　(d) 随机采样算法 (d) Random Sample

图 7　车辆 2 在不同精简算法下曲面重构的对比效果

Fig. 7　Comparison of the surfaces reconstruction effect of vehicle 2 under different simplification algorithms

点云边界相似度最高,模型失真最小。采用均匀栅格算法精简后,由于算法均匀性精简,车辆平缓区域的边界线被模糊化,重构的车辆曲面出现了车顶无点云数据的区域被填充现象。采用随机采样算法精简后,由于边界特征丢失,造成曲面重构模型的边界线锯齿明显,线条生硬,重构模型严重失真。

随着精简率的增大,曲面重构的速度不断提高,但是当精简率过大时,数据压缩过度,曲面重构模型严重失真。根据本文反复实验最终确定:数据精简率在 50% ~ 60%,精简后的曲面重构效果最佳。

3.4　车辆外廓测量实验

实验车辆 3:江淮骏铃 II 轻型卡车(记为车辆 3),行驶速度 20 km/h,采集的车辆点云数据为 8 732。车辆 3 标准尺寸的长宽高为 5 995、2 196 和 2 280 mm。

采用改进精简算对车辆 1、车辆 2 和车辆 3 精简 60% 的数据,精简后点云数据曲面重构的时间如表 2 所列。

表 2　车辆点云数据精简后曲面重构的时间

Table 2　Surface reconstruction time of the vehicle simplified data

	原始数据	精简后数据	精简时间/s	曲面重构时间/s		重构缩短时间/s
				精简前	精简后	
车辆 1	8 856	3 547	1.159	94.645	36.847	59.798
车辆 2	10 873	4 319	1.562	116.196	45.271	70.925
车辆 3	8 732	3 442	1.147	94.214	36.711	57.503

根据车辆 1、车辆 2 和车辆 3 精简后的数据设计测量车辆的外廓尺寸,通过对每辆车进行多次采集、精简、重构和测量,本文计量每辆车的平均尺寸和平均误差如表 3 所列。

表 3　车辆外廓尺寸的平均测量数据和平均误差

Table 3　Average measurement data and average error of vehicle profile size

	车辆外廓平均尺寸/mm			测量平均误差/%		
	长度	宽度	高度	长度	宽度	高度
车辆 1	4 167.40	1 644.68	1 447.01	+0.298 4	−0.322 4	+0.139 1
车辆 2	4 738.76	1 715.22	1 961.98	+0.503 9	−0.277 9	+0.614 3
车辆 3	6 028.89	2 184.18	2 282.67	+0.565 3	−0.538 2	+0.117 1

根据表 2 可知,车辆点云数据精简大大缩短了曲面重构的时间,提高了曲面重构的速率,增强了车辆外廓测量系统可视化的性能。

结合图 6 和表 3 可知,改进的点云精简算法能够识别和保留车辆点云的边界数据和细节数据,很好地保护了车辆轮廓,有利于计量车辆轮廓尺寸,对车辆外廓测量系统的稳定性起着重要作用。由表 3 可以看出,车辆外廓测量系统的误差在(−1%,+1%),满足文献[8]中的国标要求。

4　结　论

本文完成了车辆曲面重构中点云精简算法的改进及车辆外廓曲面重构的实车实验,结果表明:相对传统精简算法,论文提出的改进方案,在满足精度要求的同时又能快速识别和保护边界数据,区域分类,不仅提高了数据精简的效率,而且强化了细节特征;同时大大缩短了曲面重构的时间,减小了平缓区域的空洞现象,改善了曲面重构的光顺性,获得了真实的车辆外廓曲面,为系统超限治理提供了有力的依据。

参考文献

[1] 刘辉,王伯雄,任怀艺,等. 基于三维重建数据的双向点云去噪方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2013,27(1):1-7.
LIU H,WANG B X,REN H Y,et al. Two-way point cloud denoising method based on three-dimensional reconstruction data [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2013,27(1):1-7.

[2] 杨秀萍. 一种基于改进块匹配算法的运动车辆检测[J]. 电子测量技术,2016,39(8):75-78.
YANG X P. Moving vehicle object detection based on the improved blocking matching algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(8): 75-78.

[3] 任克强,胡梦云,喻玲娟. 基于 KAZE 的自适应模糊图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4): 559-565.
REN K Q, HU M Y, YU L J. Adaptive registration

algorithm of blurred image based on KAZE[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(4):559-565.

[4] 王肖,王建强,李克强,等. 智能车辆3-D点云快速分割方法[J]. 清华大学学报:自然科学版,2014,54(11):1440- 1446.
WANG X, WANG J Q, LI K Q, et al. Fast segmentation of 3-D point clouds for intelligent vehicles[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2014, 54(11):1440-1446.

[5] MARTON Z C, RUSU R B, BEETZ M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C]. International Conference on Robotics and Automation, 2009:3218-3223.

[6] 陈辉,马世伟,ANDREAS N. 基于激光扫描和SFM的非同步点云三维重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 17(5): 1148-1157.
CHEN H, MA SH W, ANDREAS N. Non-synchronous point cloud algorithm for 3D reconstruction based on laser scanning and SFM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 17(5): 1148-1157.

[7] 王陈园. 基于自顶向下方法的建筑物三维重建[J]. 国外电子测量技术,2017,36(2):95-99.
WANG CH Y. Building reconstruction based on top-down method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(2):95-99.

[8] 公安部道路交通管理标准化技术委员会. 机动车安全技术检验项目和方法: GB 21861—2014[S]. 北京:中国标准出版社,2015:19-21.
Standardization technical committee of road traffic management of the ministry of public security. Items and methods of motor vehicles safety technology inspection: GB21861-2014[S]. Beijing: Standards Press of China, 2015:19-21.

[9] SHI B Q, LIANG J, LUI Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(8):910-922.

[10] 刘德平,陈建军. 逆向工程中数据精简技术的研究[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2008,35(2): 334-339.
LIU D P, CHEN J J. Point data simplification technique in reverse engineering[J]. Journal of Xidian University: Natural Science Edition, 2008, 35(2):334-339.

[11] 马娟,朵云峰,赵文亮. 两种空间分块策略k近邻搜索算法的研究[J]. 中国图像图形学报,2011,16(9):1676-1680.
MA J, DUO Y F, ZHAO W L. Comparison of two algorithms for finding K-nearest neighbors based on spatial sub-cubes[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(9):1676-1680.

[12] 陈慧群,黎景炎. 基于变形网格法的高密度点云曲面重构[J]. 图学学报,2011,32(2):64-67.
CHEN H Q, LI J Y. Surface reconstruction from high-density point cloud based on deformed meshes[J]. Journal of Graphics, 2011, 32(2):64-67.

[13] 李凤霞,饶永辉,刘陈,等. 基于法向夹角的点云数据精简算法[J]. 系统仿真学报, 2012, 24 (9): 1980-1983.
LI F X, RAO Y H, LIU CH, et al. Point cloud simplification based on angle between normal [J]. Journal of System Simulation, 2012, 24(9):1980-1983.

[14] FU J, JOSHI S B, SIMPSON T W. Shape differentiation of free form surfaces using a similarity measure based on an integral of Gaussian curvature[J]. Computer-Aided Design, 2008, 40(3):311-323.

[15] 周煜, 张万兵, 杜发荣, 等. 散乱点云数据的曲率精简算法[J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(7): 785-789.
ZHOU Y, ZHANG W B, DU F R, et al. Algorithm for simplification of scattered point cloud data based on curvature [J]. Transaction of Beijing Institute of Technology, 2010, 30(7):785-789.

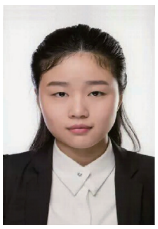
[16] 钱锦锋,陈志杨,张三元,等. 点云数据压缩中的边界特征检测[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(2): 164-169.
QIAN J F, CHEN ZH Y, ZHANG S Y, et al. The detection of boundary point of point cloud compression[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2):164-169.

[17] MEDLLIN H, CORNEY J, DAVIES J BC. Algorithms for the physical rendering and assembly of octree models[J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(1): 69-85.

作者简介

王琼,1958年出生,1982年于合肥工业大学获得学士学位,现在为合肥工业大学副教授,目前主要研究方向为信号检测系统。
E-mail:qiongwang_0131@163.com

Wang Qiong was born in 1958, received B. Sc. from Hefei University of Technology in 1982. And she is an associate professor in Hefei University of Technology now. Her present research interest includes signal detection system.



王海燕,1992 年出生,2015 年于安徽师范大学获得学士学位,现在为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail:1551489929@ qq. com

Wang Haiyan was born in 1992, received B. Sc. from Anhui Normal University in 2015. And she is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology now. Her main research direction is signal and information processing.

孙保群(通讯作者),1956 年出生,1982 年于安徽工学院(现为合肥工业大学)获得学士学位,现在为合肥工业大学教授,目前主要研究方向为车辆变速传动与控制。

E-mail:sbq1956@ hfut. edu. cn

Sun Baoqun (Corresponding author) was born in 1956, received B. Sc. from Anhui Institute of Technology in 1982. And he is a professor in Hefei University of Technology now. His main research direction is transmission and control of variable vehicle speed.