

基于形态学滤波与轨迹探测的城市道路提取

刘晓宇¹, 张菊清^{1*}, 刘念², 车昱昊², 张传帅²

¹长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054;

²自然资源部第一地形测量队, 陕西 西安 710054

摘要 车载激光扫描由于快速、高精度、高密度等优点,被广泛应用于城市三维数据的采集。由于城市场景点云数据量庞大、目标繁多,难以准确高效地提取城市道路点云。基于渐进式形态学滤波算法,提出了一种利用格网近似值代替三维空间点运算并自适应计算滤波参数的算法;在此基础上,根据城市道路的空间分布特征,利用扫描车的行驶轨迹信息,通过法向量聚类、距离约束、连续性分布约束的方法提取道路边界点,并经结果聚类、拟合生成精确的道路边界,达到了快速、准确提取道路点云的目的。实验结果表明,所提算法提取的道路边界的准确度、完整度和总体质量均大于90%,边界位置与检测值的差异小于3 cm。

关键词 车载激光扫描; 渐进式形态学滤波; 轨迹信息; 法向量聚类; 道路边线; 道路点云

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1001002

Urban Road Extraction Based on Morphological Filtering and Trajectory Detection

Liu Xiaoyu¹, Zhang Juqing^{1*}, Liu Nian², Che Yuhao², Zhang Chuanshuai²

¹College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

²The First Topographic Surveying Brigade, Ministry of Natural Resources, Xi'an 710054, Shaanxi, China

Abstract Vehicle-based laser scanning is extensively used for urban three-dimensional data acquisition because of its advantages of fast, high accuracy, and high density. However, it is not easy to accurately and efficiently extract urban road point clouds because of the large amount of data and multiple targets in urban scenarios. Based on the progressive morphological filtering algorithm, this study proposes an algorithm using grid approximation rather than three-dimensional space point operation and adaptive calculation of filtering parameters. As per the spatial distribution characteristics of urban roads, using the driving track information of scanning vehicles, the road boundary points are extracted using normal vector clustering, distance constraint, and continuity distribution constraint methods. Moreover, the accurate road boundary is generated by result clustering and fitting to achieve fast and accurate extraction of the road point cloud. The experimental results demonstrate that the accuracy, integrity, and overall quality of the road boundary extracted using the proposed algorithm are $>90\%$. This shows that the difference between the boundary position and detected value is <3 cm.

Key words vehicle-based laser scanning; progressive morphological filtering; trajectory information; normal vector clustering; road boundary; road point cloud

收稿日期: 2021-04-01; 修回日期: 2021-04-22; 录用日期: 2021-06-02

基金项目: 国家自然科学基金(41731066)

通信作者: *zhangjq@chd.edu.cn

1 引言

城市道路信息是城市基础地理信息的重要组成部分,高质量、高精度、高效率的城市道路信息提取对城市规划管理与应急响应等具有重要意义。车载移动激光扫描技术由于能够快速采集地物表面三维点云坐标和纹理颜色信息,具有数据获取周期短、精度高、时效性强等特点,逐渐成为大规模三维场景数据采集和城市道路信息提取的重要手段^[1-2]。近年来,关于车载激光点云数据的研究主要集中在点云滤波^[3]、道路边界提取^[4]、建筑物特征提取^[5-6]、杆状地物提取^[7]、大规模点云自动分类^[8]等方面。在道路提取方面,国内外学者对激光扫描点云进行了大量研究,也取得了丰硕的成果。Jaakkola等^[9-10]将点云投影生成二维特征图像(如高程特征图、强度特征图、距离图像),并利用图像处理技术结合点云的空间分布特征提取道路边界。Zhang^[11]基于扫描线上点云的分布特征,利用高程信息识别道路边缘点,将道路区域点云投影到平面上并使用高斯滤波器提取路面点云。方莉娜等^[12]总结了儿种常见路坎的特征,利用高程、坡度和密度信息识别道路边界进而提取道路点云。安瑶军等^[13]采用布料模拟滤波算法提取地面点并依据点云的法向量相似度提取道路点云。惠振阳等^[14]基于道路点云的反射强度,提出了一种偏度平衡算法来确定道路点云的反射强度阈值从而进行道路点云提取。胡啸等^[15]采用自适应扫描线滤波和欧氏聚类算法获取高速路边界和路面点云。

城市道路路面通常有车辆、行人、隔离栏杆等干扰因素,需要在提取过程中加以剔除,且道路交会形成的路口众多,增加了提取的难度。道路边界信息影响着道路提取的最终结果,因此准确完整地提取道路边界线是城市道路提取的关键环节。渐进式形态学滤波算法^[16]可以有效滤除场景中的建筑物、植被、车辆、行人及交通附属设施,保留道路路面及路缘点云。但传统的渐进式形态学滤波算法存在计算工作量大、滤波效果依赖于参数的选择、对地形的自适应能力不强等困扰,导致实际应用效率低。

以渐进式形态学滤波算法为基础,本文提出了一种利用格网近似值代替三维空间点运算并自适应计算滤波参数的算法。首先对研究区域进行规则划分,然后以格网近似值代替三维空间点计算滤

波参数参与迭代运算;在此基础上,根据道路边界的特征与扫描车的行驶轨迹,利用聚类与增加约束条件的方法准确提取道路边界。实验结果表明,所提算法可以达到快速、准确提取道路点云的目的。

2 城市道路点云自动提取方法

城市道路点云提取主要包括地面滤波和道路边界提取两个环节,技术路线如图 1 所示。

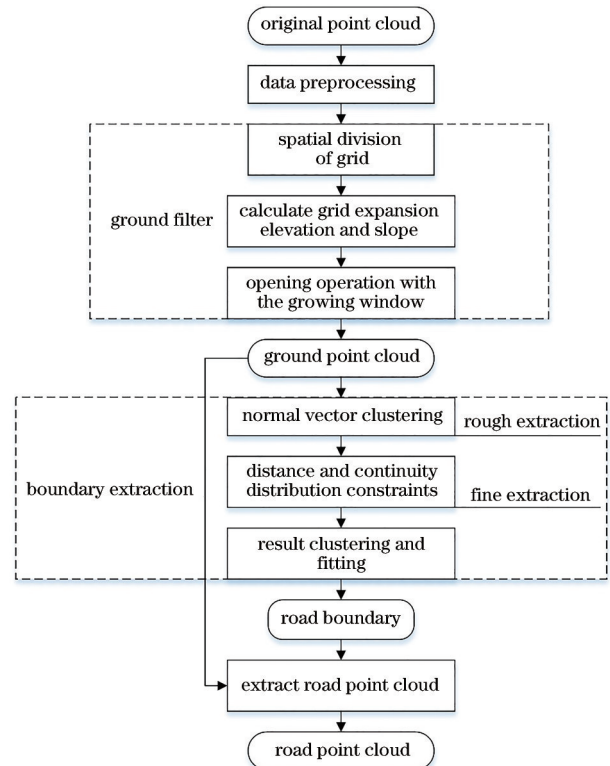


图 1 技术路线

Fig. 1 Technical route

2.1 数据预处理

由于受到激光的多路径效应和空气中的悬浮物等的影响,原始点云数据中含有噪声。对于离群点,可通过比较当前数据点与相邻点密度的局部离群因子检测方法(LOF)加以剔除。低于地表的高程异常点则可采用拟合判断的方法予以处理,即搜索离该点最近的若干个邻近点拟合一个平面,计算各邻近点与拟合平面间的残差中误差,若当前点(中心点)与平面的偏离值大于 3 倍中误差,则认定该点为高程异常点并剔除。

2.2 地面滤波

形态学滤波以开运算为基础,即采用先腐蚀后膨胀的运算过程,可以滤除指定大小窗口内尺寸小的地物,保留大型地物。Zhang 等^[16]在此基础上提

出了渐进式形态学滤波,即非地面点可通过不断扩大窗口的迭代运算过程加以滤除,但是这又会导致某些地形起伏的顶部可能被错误地滤除,最终滤波器生成一个低于真实地面的表面。为了防止某些地面点被错误滤除,Zhang 等^[16]又引入了高差阈值对点云进行判断,保留小于高差阈值的点。高差阈值的表达式为

$$h_k = \begin{cases} h_0, & \tau_k \leq 3 \\ s(\tau_k - \tau_{k-1})c + h_0, & \tau_k > 3 \\ h_{\max}, & h_k > h_{\max} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: c 为格网大小; s 为地形坡度参数; τ_k 为第 k 次滤波的窗口大小; h_0 为初始高差阈值; h_{\max} 为最大高差阈值; h_k 为当前滤波窗口下的高差阈值。地形坡度参数、初始高差阈值、最大高差阈值均需用户预设。

显然,高差阈值是影响渐进式形态学滤波算法最终结果的一个关键因素,而地形坡度值又是计算高差阈值的关键参数。由于需要提前预设地形坡度参数,原始算法无法自适应场景地形,且开运算时需要当前窗口中包含的所有点进行运算,在循环迭代过程中的运行时间过长,影响了滤波效率,本实验组针对以上问题对原始算法进行了改进。

考虑到城市道路地形起伏度小,本实验组在开运算时用格网值代替三维空间点参与迭代运算。首先以规则格网对预处理后的点云进行划分并建立格网索引,获取每个格网中点的最小高程值后,赋给对应格网作为格网高程,没有数据点的格网由周围格网中的点插值获得。各格网的坡度值的表达式为

$$s_{ij} = \sqrt{\left(\frac{z_{i,j+1} - z_{i,j-1}}{2c}\right)^2 + \left(\frac{z_{i+1,j} - z_{i-1,j}}{2c}\right)^2}, \quad (2)$$

式中: s_{ij} 为对应行列号格网的坡度; $z_{i-1,j}$, $z_{i,j-1}$, $z_{i,j+1}$, $z_{i+1,j}$ 分别表示相应行列号格网的高程。为了去除建筑物、植被等对地形坡度的影响,再以每个格网为中心、以 3×3 窗口对格网坡度进行腐蚀。由于格网高程值取格网中点的最小高程,计算所得的坡度值往往偏小。故再以每个格网为中心、以 3×3 窗口对格网坡度进行膨胀,并以所得结果作为最终结果。最后使用计算得到各格网的高程值与坡度值建立起一个初始数字地表模型(DSM)。

在开运算时,以初始 DSM 中的格网值代替点云进行腐蚀与膨胀运算。在引入高差阈值进行地

形点的判断时,原始算法的高差阈值计算需要用户预设参数,且在地形起伏处计算所得的高差阈值往往偏小,为了提高算法对地形的自适应性,减小地形起伏对高差阈值的影响,本实验组根据李峰等^[17]提出的方法对式(1)进行了改进,改进后的高差阈值为

$$h_k = \begin{cases} h_0, & \tau_k \leq 3 \\ \left[s_k \times c + \sqrt{(s_k \times h_p)^2 + h_0^2} \right] (\tau_k - \tau_{k-1}), & \tau_k > 3 \end{cases}, \quad (3)$$

式中: s_k 为窗口内格网坡度的平均值; h_p 为点云配准计算所得的平面标准差。

2.3 道路边界提取

2.3.1 基于法向量聚类的边界点粗提取

定义由某点局部领域点拟合得到的平面法向量为该激光点的法向量。于是,每个激光点取其周围的 m 个邻域点根据距离的最小二乘准则拟合出该点的局部平面,利用主成分分析(PCA)构建该点的协方差矩阵,对其进行特征分解得到的最小特征值对应的特征向量即为该点的法向量。令点云的法向量与 z 坐标轴的夹角为 θ ,显然,道路点云与路缘点云的 θ 值有较大差异,利用这一特征可以初步提取道路边界点。

由扫描车当前位置前一时刻与后一时刻的轨迹点可以确定扫描车在当前位置的行进方向,本实验组以垂直于扫描车行进方向的扫描线处理地面点云,每条扫描线近似道路的“断面线”。通过设置法向量与 z 坐标轴夹角余弦值的阈值对扫描线上的点进行聚类^[18],对满足聚类要求的点再取其中的低点保留,从而得到道路边界点,如图2所示。

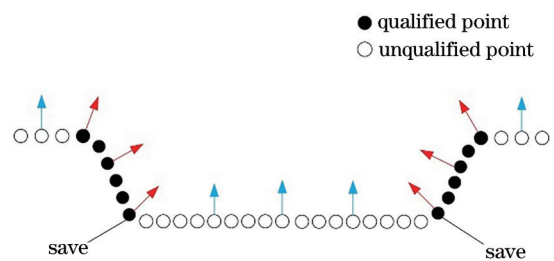


图2 点云法向量聚类示意图

Fig. 2 Schematic diagram of point cloud normal vector clustering

2.3.2 基于轨迹探测的边界点精提取

粗提取得到的道路边界点中可能包括路灯、树木、建筑物、隔离栏杆等的底部轮廓点,为了进

一步剔除粗提取结果中的非边界点,本实验组基于车载扫描时扫描车的行驶轨迹,以扫描车的位置为中心按垂直于扫描车行进的方向向两侧进行探测并以距离和连续性分布为约束对边界点进行精提取。

首先,将粗提取得到的结果点云与扫描车行驶轨迹点投影至 xoy 平面,以扫描车轨迹上的某一位置为中心建立一条垂直于扫描车行进方向且具有一定宽度的扫描带,以扫描带宽度 D 为边长对扫描带进行格网化,如图 3 所示。对扫描带中含有粗提取结果的格网进行标记。

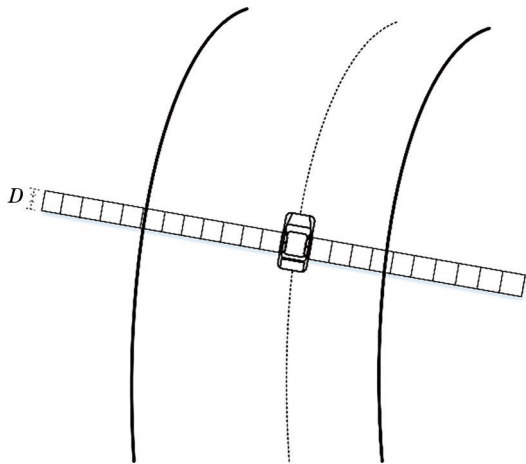


图 3 扫描探测示意图

Fig. 3 Schematic diagram of scanning detection

车载移动激光扫描系统进行数据采集时,扫描车要靠近道路中央行驶以获取高质量的信号与数据,故相对于扫描车的位置,扫描带上的局部道路边界与扫描车位置之间的距离在一定范围之内变化。计算扫描带中已标记的格网与扫描车位置的距离时,落在距离阈值 $d_1 \sim d_2$ 范围内的格网为满足距离约束的格网,一般 d_1 的值取 1.5 倍单车道宽度以排除道路中央隔离栏杆对精提取结果的影响,考虑到道路宽度在路口交会处可能增大, d_2 的值一般取 0.75~1 道路宽度。

由于道路边界是呈连续分布的直线或曲线,局部近似直线,基于这一特征,对满足距离约束的格网再以 3×3 进行划分,在划分后的格网中标记含有粗提取结果的格网并从中筛选出满足连续性分布特征的格网集合,如图 4 所示。为了防止某些距离道路近的建筑底部轮廓被错误当作道路边界,在两侧扫描带上各取距离扫描车位置较近的一个格网集合,格网内的点即为精提取结果。

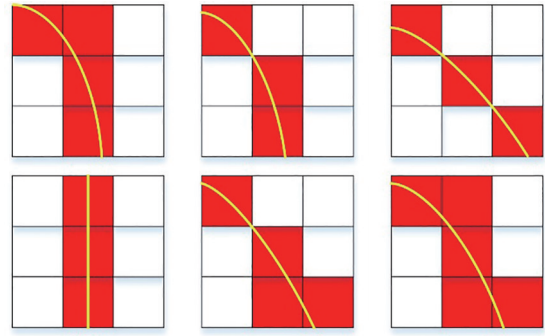


图 4 连续分布类型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of continuous distribution type

2.3.3 结果聚类

对精提取结果进行格网化,格网尺寸一般取点云间隔的 2~3 倍。以一边界点所在格网为种子搜索其邻域格网。以邻域非空格网的数量、种子格网与邻域非空格网中心的夹角作为聚类条件,若满足条件则继续由邻域生长。设置聚类阈值为 n_0 ,删除格网数量小于 n_0 的聚类集合。

2.3.4 边界拟合

在点云采集过程中,障碍物对激光的遮挡会导致道路边界聚类不连续。本实验组对聚类后的边界点建立多项式方程按偏差平方和最小的原则拟合曲线,最后将拟合后的曲线转成矢量得到完整、连续的道路边线。

3 实验与分析

为验证所提算法的性能,使用搭载 RIEGL VUX-1UAV 高性能激光雷达传感器的车载激光扫描系统对深圳某路段进行数据采集。激光扫描系统测距最远达 900 m,最大有效测量速率可达 500000 point/s,视场范围为 $0^\circ \sim 330^\circ$ 。通过放置激光标记点并将其映射到点云上采集对应点,获取若干检测点对进行精度检测,测得的原始点云的平面标准差为 10 cm,高程标准差为 5 cm。选择面积为 $170 \text{ m} \times 240 \text{ m}$ 和 $230 \text{ m} \times 270 \text{ m}$ 的两个区域进行实验,点云数量分别为 7579896 和 9325175,实验场景路面上有信号灯、车辆、行人、隔离栏杆等干扰要素,实验区域 1 道路交会形成十字路口,实验区域 2 道路出现转弯,实验区域点云数据如图 5 所示。

3.1 地面滤波

分别采用原始渐进式形态学滤波算法和所提算法对实验区域点云进行地面滤波。原始算法以实验区域格网坡度的平均值作为输入坡度参数,实

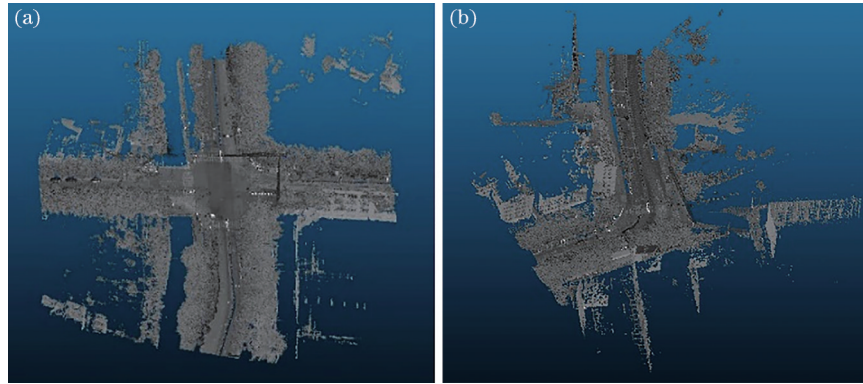


图 5 原始点云数据。(a)实验区域 1;(b)实验区域 2

Fig. 5 Original point cloud data. (a) Experimental area 1; (b) experimental area 2

验区域 1 平均坡度为 0.18, 实验区域 2 平均坡度为 0.22, 所提算法能够自适应地计算坡度。均采用线

性的方式增大滤波窗口, 滤波结果如图 6 所示, 其他参数设置和结果对比如表 1 所示。

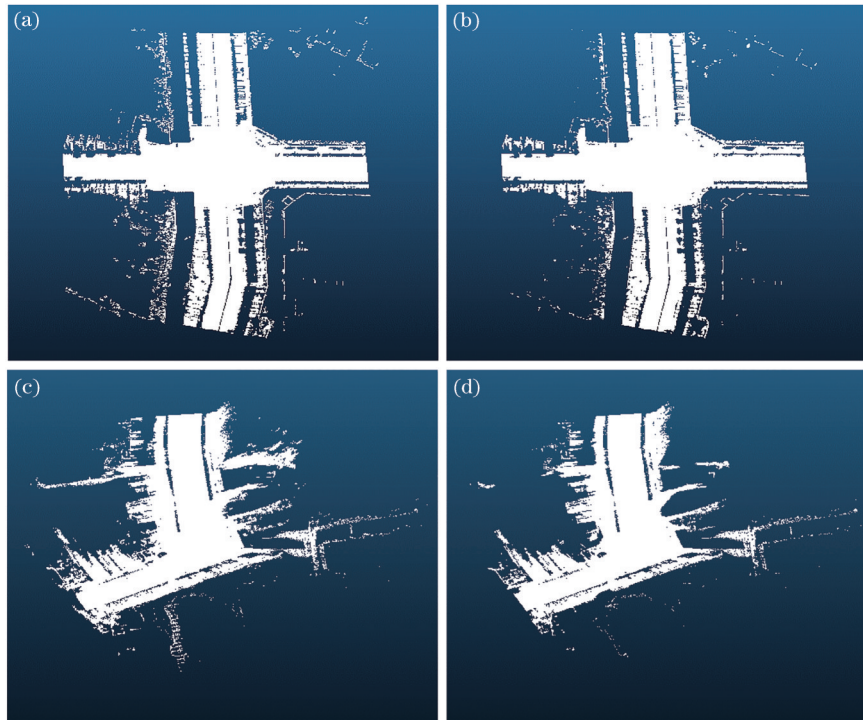


图 6 地面滤波结果。(a)原始算法结果(实验区域 1);(b)所提算法结果(实验区域 1);(c)原始算法结果(实验区域 2);(d)所提算法结果(实验区域 2)

Fig. 6 Ground filtering results. (a) Original algorithm results (experimental area 1); (b) results of proposed algorithm (experimental area 1); (c) original algorithm results (experimental area 2); (d) results of proposed algorithm (experimental area 2)

表 1 地面滤波算法对比

Table 1 Comparison of ground filtering algorithms

Experimental area	Algorithm type	Cell_size /m	Max_window /m	Initial_threshold /m	Time /ms	Result points
1	Original	0.5	49	0.05	6504040	1885882
	Improved	0.5	49	0.05	987	1849348
2	Original	0.5	49	0.05	16403514	2467936
	Improved	0.5	49	0.05	2772	2377068

分析以上结果可知,所提算法和原始算法均能很好地滤除非地面点,二者总体结果基本一致,差异点数小于结果点数的 4%,最大差异分布于路面区域之外;相比于原始的渐进式形态学滤波算法,所提算法运算速率提升了数千倍,且对地形的自适应性更强。

3.2 道路边界与道路点云提取

道路边界点采用粗提取和精提取相结合的方

法提取。先对两实验区域法向量与 z 轴夹角余弦值在 $0\sim 0.9$ 范围内的点云进行聚类实现粗提取;然后给定扫描带宽度为 0.6 m ,距离约束范围设定为 $6\text{ m}\sim 15\text{ m}$,结合原理中给出的连续分布约束进行精提取。结果聚类格网边长为 0.1 m ,种子邻域非空格网数量不少于 2 ,夹角限制为 135° 或 180° ,格网聚类数量阈值为 6 。道路边界提取结果如图 7 所示,道路点云提取最终结果如图 8 所示。

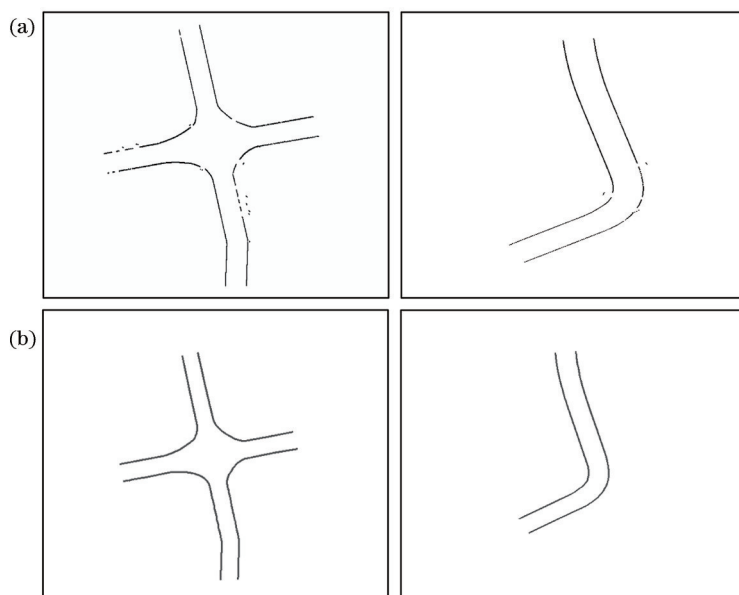


图 7 道路边界提取结果。(a)边界点精提取结果;(b)拟合后道路边界

Fig. 7 Road boundary extraction results. (a) Fine extraction of boundary points; (b) road boundary after fitting

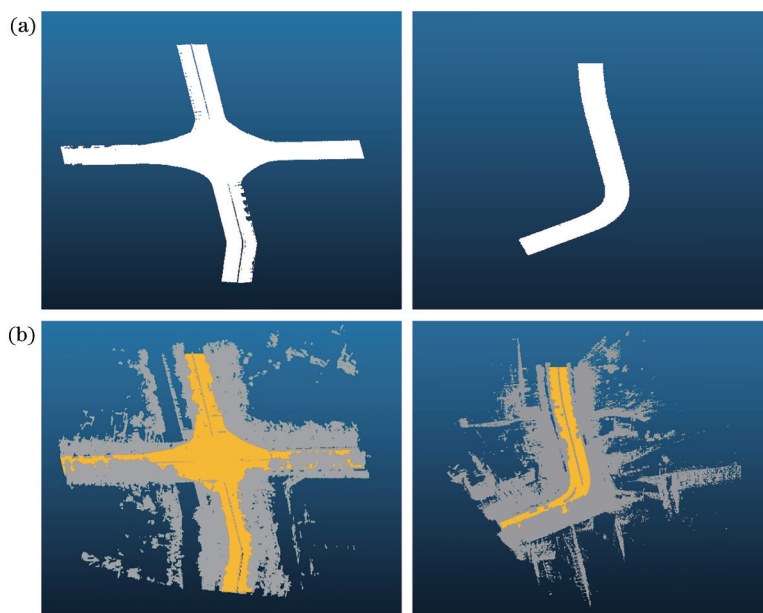


图 8 道路提取结果。(a)道路点云;(b)原始数据中的道路点云

Fig. 8 Road extraction results. (a) Road point cloud; (b) road point cloud in raw data

从图 7 和图 8 可以看出,所提道路边界提取算法对弯曲路段具有较强的适应性,经提取、拟合后生成的道路边界线在由扫描过程中地物遮挡产生的点云空洞处依然连续且位置准确;道路点云存有部分条带状或块状空洞,这是由于扫描过程中地物遮挡所产生的,不是提取丢失。

3.3 精度分析

由于原始数据没有实际路面点云作为精度评定的参考,本实验组对精提取结果进行精度分析。将精提取的边界点云投影至 xoy 平面并以人工方式统计未提取出的边线长度(l_{FN})、错误提取的边线长度(l_{FP})、正确提取的边界长度(l_{TP})、由于点云缺失无法提取的边线长度(l_{FM}),采用准确度 p 、完整度 w 和检测质量 q 来进行分析。

$$p = l_{TP} / (l_{TP} + l_{FP}), \quad (4)$$

$$w = l_{TP} / (l_{TP} + l_{FN} - l_{FM}), \quad (5)$$

$$q = l_{TP} / (l_{TP} + l_{FP} + l_{FN} - l_{FM}). \quad (6)$$

各精度指标值如表 2 所示。为了将拟合后的道路边界线与实测值进行对比分析,分别对两个实验区域点云以人工方式均匀地采集 15 个道路边界点作为检测点,计算检测点到道路边线的平面距离,结果如表 3 所示。

表 2 道路边界提取精度

Table 2 Accuracy of road boundary extraction unit: %

Experimental Area	Region type	p	w	q
	Whole region	98.93	95.59	94.67
2	Turning section	97.75	92.68	90.76
	Whole region	98.12	96.17	94.43

表 3 道路边界线检测精度

Table 3 Detection accuracy of road boundary line unit: m

Experimental Area	Maximum distance	Mean distance
2	0.024	0.021

从表 2 可以看出,道路边界提取的准确度较高,在路口与道路转弯处边界提取的完整度均大于 90%,两实验区域的总体检测质量均大于 94%。从表 3 边界线与实测值的对比分析可以看出,检测点到边界线的平面距离均小于 3 cm,说明边界线的位置精确。

4 结 论

车载激光扫描技术是获取城市道路场景点云的一种重要手段。本实验组根据城市道路点云的空间分布特征与车载激光扫描系统的特点,提出了一种城市道路点云自动提取的方法。实验结果表明:所提算法对场景地形的自适应性较强,运算速率提升显著,在地面点滤波过程中取得了良好的效果;根据道路边界特征进行法向量聚类并基于扫描车的行驶轨迹建立约束条件提取道路边界点,进一步聚类、拟合得到的道路边界完整连续且精度质量较高。所提算法可以有效地解决城市复杂环境下道路信息的提取问题。

参 考 文 献

- [1] Zhang L Q, Li Z Q, Li A J, et al. Large-scale urban point cloud labeling and reconstruction[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 138: 86-100.
- [2] 单杰,李志鑫,张文元. 大规模三维城市建模进展[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1523-1541.
Shan J, Li Z X, Zhang W Y. Recent progress in large-scale 3D city modeling[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(12): 1523-1541.
- [3] 朱磊,邓兴升,邢承滨,等. 基于多级种子点优化的移动曲面滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(17): 172801.
Zhu L, Deng X S, Xing C B, et al. Moving surface filtering algorithm based on multilevel seed point optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(17): 172801.
- [4] 马新江,刘如飞,蔡永宁,等. 一种基于路缘特征的点云道路边界提取方法[J]. 遥感信息, 2019, 34(2): 80-85.
Ma X J, Liu R F, Cai Y N, et al. A road boundary extraction method from point clouds based on curb features[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(2): 80-85.
- [5] 赵梦娜,花向红,冯绍权,等. 基于点云切片的建筑物门窗信息提取[J]. 中国激光, 2020, 47(6): 0604002.
Zhao M N, Hua X H, Feng S Q, et al. Information extraction of buildings, doors, and windows based on point cloud slices[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0604002.
- [6] 郭亚栋,王贤昆,宿殿鹏,等. 基于方向预测规则化的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 062801.

- Guo Y D, Wang X K, Su D P, et al. Building orthogonal boundary extraction for airborne LiDAR based on directional prediction regularization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 062801.
- [7] 李永强, 李鹏鹏, 董亚涵, 等. 车载 LiDAR 点云数据中杆状地物自动提取与分类[J]. *测绘学报*, 2020, 49(6): 724-735.
- Li Y Q, Li P P, Dong Y H, et al. Automatic extraction and classification of pole-like objects from vehicle LiDAR point cloud[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(6): 724-735.
- [8] Hu Q Y, Yang B, Xie L H, et al. RandLA-net: efficient semantic segmentation of large-scale point clouds[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 11105-11114.
- [9] Jaakkola A, Hyyppä J, Hyyppä H, et al. Retrieval algorithms for road surface modelling using laser-based mobile mapping[J]. *Sensors*, 2008, 8(9): 5238-5249.
- [10] Boyko A, Funkhouser T. Extracting roads from dense point clouds in large scale urban environment [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(6): S2-S12.
- [11] Zhang W D. LiDAR-based road and road-edge detection[C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 21-24, 2010, La Jolla, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 845-848.
- [12] 方莉娜, 杨必胜. 车载激光扫描数据的结构化道路自动提取方法[J]. *测绘学报*, 2013, 42(2): 260-267.
- Fang L N, Yang B S. Automated extracting structural roads from mobile laser scanning point clouds[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2013, 42(2): 260-267.
- [13] 安瑶军, 陈晓轩, 隋立春, 等. 一种依据点云法向量相似度的结构化道路提取方法[J]. *测绘通报*, 2018(11): 69-72.
- An Y J, Chen X X, Sui L C, et al. A structural road extraction method based on normal vectors similarity of point clouds[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(11): 69-72.
- [14] 惠振阳, 胡友健, 康妍斐. 基于反射强度偏度平衡的道路点云提取算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(2): 022801.
- Hui Z Y, Hu Y J, Kang Y F. Road point cloud extraction algorithm based on reflection intensity skewness balancing[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(2): 022801.
- [15] 胡啸, 黄明, 周海霞. 车载激光扫描数据的高速道路自动提取方法[J]. *测绘科学*, 2019, 44(3): 101-106, 158.
- Hu X, Huang M, Zhou H X. Automated extracting highway from mobile laser scanning point clouds[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019, 44(3): 101-106, 158.
- [16] Zhang K Q, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LIDAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4): 872-882.
- [17] 李峰, 崔希民, 袁德宝, 等. 改进坡度的 LiDAR 点云形态学滤波算法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2012, 32(5): 128-132.
- Li F, Cui X M, Yuan D B, et al. Slope improved morphological filtering algorithm for lidar point clouds [J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2012, 32(5): 128-132.
- [18] 杨望山, 蔡来良, 谷淑丹. 提取城市道路边线的点云法向量聚类法[J]. *光子学报*, 2018, 47(6): 0612003.
- Yang W S, Cai L L, Gu S D. Extraction city road boundary method based on point cloud normal vector clustering[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, 47(6): 0612003.