

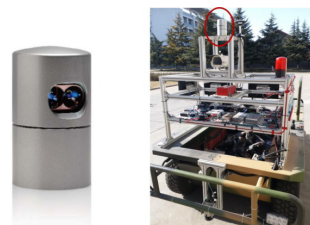


DOI: 10.12086/oe.2019.180268

## 扫描线段特征用于三维点云地面分割

程子阳, 任国全\*, 张 银

陆军工程大学石家庄校区车辆与电气工程系, 河北 石家庄 050003



**摘要:** 针对从三维激光雷达点云中准确实时地分割地面的问题, 提出一种基于扫描线段特征的地面分割算法。算法首先对三维点云进行去噪和位姿修正, 接着依据相邻点间的欧氏距离和绝对高度差分割扫描线, 然后对扫描线段的相邻线段间距、倾斜度、绝对高度差等特征进行分析, 采用最大似然估计法求解特征阈值函数, 提高了阈值的自适应性; 最后综合考虑起伏、倾斜等复杂地形, 通过制定横、纵向分类策略将扫描线标记为平坦地面线段、坡面线段和障碍物线段。本算法已成功应用在地面无人平台上, 使用情况和对比试验表明, 在城市和野外场景中, 本算法都能够稳定高效地分割地面。

**关键词:** 三维激光雷达; 地面分割; 线段特征; 复杂地形; 实时

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**引用格式:** 程子阳, 任国全, 张银. 扫描线段特征用于三维点云地面分割[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 180268

## Ground segmentation from 3D point cloud using features of scanning line segments

Cheng Ziyang, Ren Guoquan\*, Zhang Yin

Department of Vehicle and Electrical Engineering, Army Engineering University, Shijiazhuang, Hebei 050003, China

**Abstract:** Aiming at the problem of accurately segmenting the ground in real-time from 3D LiDAR point cloud, a ground segmentation algorithm based on the features of scanning line segments is proposed. The algorithm first performs de-noising and pose correction on the 3D point cloud, then divides the scanning line according to the Euclidean distance and absolute height difference between adjacent points. Next, the characteristics of the adjacent line segments such as spacing, slope, and absolute height difference are analyzed. The maximum likelihood estimation is used to solve the feature threshold function, which improves the adaptability of threshold. Finally, comprehensively considering the undulating and inclined complex terrain, the scanning line segments are marked as segments of flat ground, segments of slope and segments of obstacle by formulating the new horizontal and vertical classification strategies. This algorithm has been successfully applied to the unmanned ground platform. The usage and comparative test show that the algorithm can detect the ground stably and efficiently in both urban and field scenarios.

**Keywords:** 3D LiDAR; ground segmentation; segment features; complex terrain; real-time

**Citation:** Cheng Z Y, Ren G Q, Zhang Y. Ground segmentation from 3D point cloud using features of scanning line segments[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(7): 180268

收稿日期: 2018-05-22; 收到修改稿日期: 2018-10-05

基金项目: 国防预研基金资助项目(9140A09031715JB34001)

作者简介: 程子阳(1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事无人车环境感知技术的研究。E-mail: Czy\_aeu@163.com

通信作者: 任国全(1974-), 男, 博士, 副教授, 主要从事无人车智能控制与测试技术的研究。E-mail: rrrgggqqq@163.com

## 1 引言

在室外环境中,对三维激光雷达数据进行地面分割是地面无人平台进行局部环境感知的重要预处理任务,是对障碍物进行检测与分类、规划平台行驶路径等工作的基础。地面分割的主要任务是从激光雷达获取的 3D 点云中区分地面点和障碍物点,进一步可以对障碍物的类型进行识别,将分割以后的障碍物点集合分类为行人、车辆、草地、树木等。但是无人平台在行驶时存在以下问题:在颠簸地形中,平台会产生俯仰、侧倾及悬架的变化;同时由于三维激光雷达数据的分布不均匀,靠近激光雷达的区域中激光测量点的分布相对密集,而远离激光雷达的区域中激光测量点的分布比较稀疏,导致不同扫描线上的测量点之间容易出现大范围的空白;此外,在处理数百万个激光点的情况下,分割的准确性和实时性难以均衡。综合以上几点原因,使得利用三维激光雷达数据检测可通行地面和环境中的各种类型障碍物,继而生成导航点云地图,成为一项具有挑战性的工作。

## 2 研究现状

激光雷达作为一种主动传感器,受环境影响较小,许多研究人员将其作为地面无人平台的主要传感器,国内外学者基于激光雷达发展出很多点云分割方法。

基于边缘的分割算法是将法向量或曲率突变的雷达点作为区分不同区域的边界。Gong 等<sup>[1]</sup>首先进行三维数据的稀疏化处理与三维网格的划分,然后通过局部平面拟合得到局部网格点集的微分信息,如法向量和曲率等,最后通过绝对准则和相对准则来识别边界点,从而完成点云区域的分割。Wu 等<sup>[2]</sup>通过拟合邻域集上的切平面和局部曲面来计算每个点的法向量和曲率,然后使用导出的几何特征信息来提取点云边界特征并完成点云的平面区域和非平面区域的划分。Huangfu 等<sup>[3]</sup>提出了一种基于点云特征的三维模型重构新策略,首先采用传统的坐标变换方法对初始法向量进行估计并用作起始值,然后使用迭代过程计算法线和曲率,继而分割地面。

基于区域的分割方法包括区域增长算法和层次分解算法。Klasing 等<sup>[4]</sup>基于径向有界最近邻域,制定区域增长策略以进行点云分割。Rabbani 等<sup>[5]</sup>提出了一种使用平滑约束来分割点云的方法,基于局部表面法线和点连接在点云中找到平滑连接的区域。层次分解算法首先假设所有点都属于同一局部面,然后采用各类

空间层次树进行层次剖分,文献[6-7]分别采用八叉树、KD 树进行点云分割。基于区域的分割方法通常易于实现且速度快,但是,不同的区域分割策略通常会导致不同细节层次的分割结果。

基于聚类的分割算法是将点云模型分成由具有相似特征的点组成的多个类的过程,文献[8-12]分别使用曲面元类别、Mean Shift 聚类、谱聚类、K-means 聚类以及模糊聚类实现了对点云模型的分割,并通过特征相似性检测将点云分组。这些方法可以产生稳定的分割结果,但不同的聚类准则对应不同的聚类结果,从而限制了某个聚类分割算法的适用对象,而且不恰当的聚类算法的设计可能导致过分割或欠分割。

此外,新的研究成果包括:Rummelhard 等<sup>[13]</sup>描述了基于局部地面高程估计的三维点云中地面标记的自适应方法。该算法提出将地面建模为时空条件随机场(spatio temporal conditional random field, STCRF),分割过程中的空间和时间依赖性由基于条件随机场(conditional random field, CRF)的动态概率框架统一。Li 等<sup>[14]</sup>针对区域增长法和基于聚类特征法的不足,提出了一种基于特征融合的点云分割算法,首先利用 Plane PCA 算法计算点的法向量,然后通过融合雷达点的法向量与激光反射强度值,计算查询点与邻点之间的综合差异度,从而实现分割。Moosman 等<sup>[15]</sup>通过建立点云的 4 邻域无向图,然后根据点的邻域信息拟合局部平面,利用平面法向量的局部凸性特征分割点云,对大部分物体有很好的分割效果,但利用粗糙曲面法向量的凸性特征进行分割的效果不佳。Hernandez 等<sup>[16]</sup>基于深度图像孔填充算法,提出了一种在平坦的城市环境中分割效果良好的方法,但是这种方法对坡面的检测效果不佳。Himmelsbach 等<sup>[17]</sup>构建极坐标系栅格地图,在扇形区域内建立基于直线拟合的非参数化地面模型,通过将雷达点与模型匹配来区分地面点和障碍物点,但在野外颠簸路况下,难以通过直线拟合建立准确的地面模型。

目前,包括聚类算法、区域增长算法和模型匹配算法等在内的方法,自身都存在着不同程度的缺陷,容易出现过分割或欠分割的问题,主要包括:1) 所选用的特征不能保证在广泛的场景中都能被检测到,且具有较高的灵敏度,而不易受噪声影响;2) 难以正确分组同类的空间相邻点;3) 难以在满足实时性的情况下有效地处理大规模数据。为了解决这些问题,本文提出了一种基于线段特征的点云分割方法,所选

用的特征简单、可靠、易提取，所制定的横纵向分类策略简明清晰，计算耗时少。算法的地面分割结果显示，其准确性和实时性可以满足工程应用需求，具有较强的鲁棒性，且对坡面也有着良好的检测效果。

### 3 分割算法

在激光雷达数据中，观察地面扫描线和障碍物扫描线的分布情况可以发现，两者在线型和线间距上有明显区别。图 1(a)、1(b)分别代表地面区域的扫描线和障碍物区域的扫描线，地面扫描线呈环状分布，线间距沿远离雷达原点的方向逐渐增大，并且通常大于障碍物扫描线的间距；障碍物扫描线呈直线分布，其相邻扫描线间的绝对高度差大于地面扫描线。据此，本文通过分析线段间距离、绝对高度差和倾斜度等特征来制定点云分类策略。

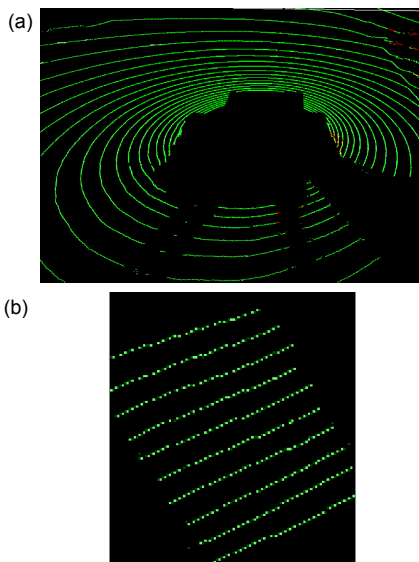


图 1 扫描线分布样式  
Fig. 1 Distribution pattern of scanning lines

#### 3.1 扫面线分段

为使每段扫描线上的点属于同类雷达点，首先对扫描线进行分段。依次输入单条扫描线上的激光点，并计算相邻点间的欧氏距离。由于地面点和障碍物点的绝对高度差  $\Delta H$  有明显不同，因此可以通过如下策略分段扫描线：

1) 当相邻点的绝对高度差小于阈值  $T_h$  时，如果当前点和前一个点的距离  $R$  小于阈值  $T_r$ ，则被判定属于同一扫描线段；如果距离大于阈值  $T_r$ ，则将前一个点标记为线段的终止端点，当前点标记为新一条线段的起始端点。

2) 当相邻点的绝对高度差大于阈值  $T_h$  时，则将前一个点标记为线段的终止端点，当前点标记为新一条线段的起始端点。本文使用的 Velodyne HDL 32 线激光雷达的角分辨率为  $0.16^\circ$ ，因此相邻扫描点间的距离理论上为

$$R = \frac{D \times 0.16\pi}{180}, \quad (1)$$

其中： $D$  为当前点在  $xoy$  平面到雷达原点的距离。在算法中，取  $R$  的 1.5 倍作为阈值  $T_r$  的取值， $T_h$  取值为 0.03 m。

#### 3.2 特征提取

无人平台实际行驶时所面临的路况复杂多样，除了平坦路面，还存在颠簸、倾斜等复杂地形。本节通过综合考虑不同地形特点，深入分析扫描线段特征以进行路面检测。

##### 3.2.1 平坦地形

对平坦地形而言，地面扫描线的间距通常大于障碍物扫描线的间距，且障碍物点的垂直高度往往明显大于地面点。计算线段上激光点在  $xoy$  平面的投影点到雷达原点的距离，取其平均值作为线段在  $xoy$  平面的投影到雷达原点的距离  $d$ ；相邻线段在  $xoy$  平面的投影到雷达原点的距离差记为  $\Delta d$ 。当其大于给定阈值  $T_d$  时，该线段有极大概率属于地面扫描线段。

##### 3.2.2 颠簸地形

然而，平坦地形只常见于城市结构化道路中，野外环境中的行驶路况更为复杂。无人平台在颠簸地形中行驶时会发生俯仰，导致激光雷达扫描线压缩或展开。比如，平台俯下时会导致车辆前方的地面扫描线间距变小，从而可能将平坦地面错误地检测为障碍物；而平台仰起时，扫描线间距增大，则可能将障碍物误检为地面。所以把扫描线间距看作固定值进行检测是很片面的，本文将线段与下邻线段的间距阈值定义为与雷达安装高度  $h$ 、当前扫描线与雷达坐标系  $z$  轴的夹角  $\theta$  和车辆俯仰角  $\beta$  相关的自适应函数。车辆俯仰角  $\beta$  通过接收组合导航信息获取， $\theta$  可以从雷达数据中得到。当前扫描线上的点在  $xoy$  平面上的投影点到雷达原点的距离为

$$d_{p-c} = \frac{h \sin \theta}{\sin(90^\circ - \theta + \beta)}, \quad (2)$$

相邻扫描线与雷达坐标系  $z$  轴的夹角  $\theta$  相差  $1.33^\circ$ ，则下邻扫描线上的点在  $xoy$  平面上的投影点到雷达原点的距离为

$$d_{p-f} = \frac{h \sin(\theta - 1.33)}{\sin(90^\circ - (\theta - 1.33) + \beta)}$$

$$= \frac{h \sin(\theta - 1.33)}{\sin(91.33^\circ - \theta + \beta)}, \quad (3)$$

进一步推导出：

$$T_d = \mu \times \left[ \frac{h \sin \theta}{\sin(90^\circ - \theta + \beta)} - \frac{h \sin(\theta - 1.33^\circ)}{\sin(91.33^\circ - \theta + \beta)} \right], \quad (4)$$

其中： $\mu$  是比例因子，采用最大似然估计法求解后确定取值为 0.92。通过采用阈值自适应函数，线段间距阈值会随着当前扫描线与雷达坐标系  $z$  轴的夹角  $\theta$  和车辆俯仰角  $\beta$  的改变而调整。假如车辆发生仰起，扫描线段的间距阈值随之增大；而车辆俯下时，扫描线段的间距阈值随之减小。通过调整间距阈值，即使在传感器发生俯仰的情况下，也可以保持间距特征的可靠性和灵敏性。

### 3.2.3 斜坡地形

除了起伏地形之外，斜坡地形也是影响无人平台行驶的典型环境要素。斜坡会导致点云环发生变形，使得相邻环之间的绝对高度差大于平坦地面上环间的绝对高度差，而环间距小于平坦地面上的环间距。据此，引入线段间的前方倾斜度特征来实现对前方坡面的检测。假设线段所包含激光点的垂直高度为  $H$ ，定义前方倾斜度  $S_f$  为

$$S_f = \frac{1}{\frac{\sum_{k=1}^K D_k}{K} - \frac{\sum_{n=1}^N D_n}{N}} \times \left( \frac{\sum_{k=1}^K H_k}{K} - \frac{\sum_{n=1}^N H_n}{N} \right), \quad (5)$$

即线段包含激光点平均高度差与平均距离差比值<sup>[17]</sup>， $K$ 、 $N$  为线段包含的点数。当线段与下邻线段间的前

方倾斜度小于阈值  $T_g$  时，被判定为坡面扫描线段，否则为障碍物扫描线段。在实际应用和试验中，考虑到无人平台的越野性能，设定  $T_g = \tan 30^\circ (0.58)$ 。

对于侧方坡面，将扫描线段投影到  $xoz$  平面，利用最小二乘法进行直线拟合，将通过拟合得到的直线与  $x$  轴的夹角的绝对正切值定义为侧方倾斜度  $S_l$ ，并作为后续判别依据。

### 3.3 算法流程

本文算法依据扫描线段间的特征，通过比较同一扫描线左右方向上的不同线段，以及前后扫描线上对应的线段进行路面检测。首先计算扫描线段上每个点到雷达原点的距离，求其平均值作为线段到雷达原点的距离值，并取扫描线段上每个点的高度的平均值作为线段的高度值。从距离雷达原点最近的扫描线中选取高度最小的扫描线段，标记为初始地面扫描线段。按照先横向、后纵向的顺序进行判定：首先横向上判定距离雷达原点最近的扫描线中的线段类别，若侧邻线段与初始地面扫描线段的高度差不超过阈值  $T_h$ ，则标记为地面扫描线段，否则记为待标记线段进行下一步判定；若侧方倾斜度  $S_l$  低于  $T_g$  (根据无人平台的通过性确定侧方倾斜度的上限) 则标记为坡面线段，否则标记为障碍物线段。接着纵向上判定其他扫描线中的线段类别：计算当前线段与上邻线段的间距  $d$ ，若大于  $T_d$ ，则将上邻线段标记为地面扫描线段，否则进一步对两线段间的前方倾斜度进行分析，若  $S_f$  大于阈值  $T_g$ ，则将上邻线段标记为坡面扫描线，否则标记为障碍物扫描线。算法流程如图 2 所示。

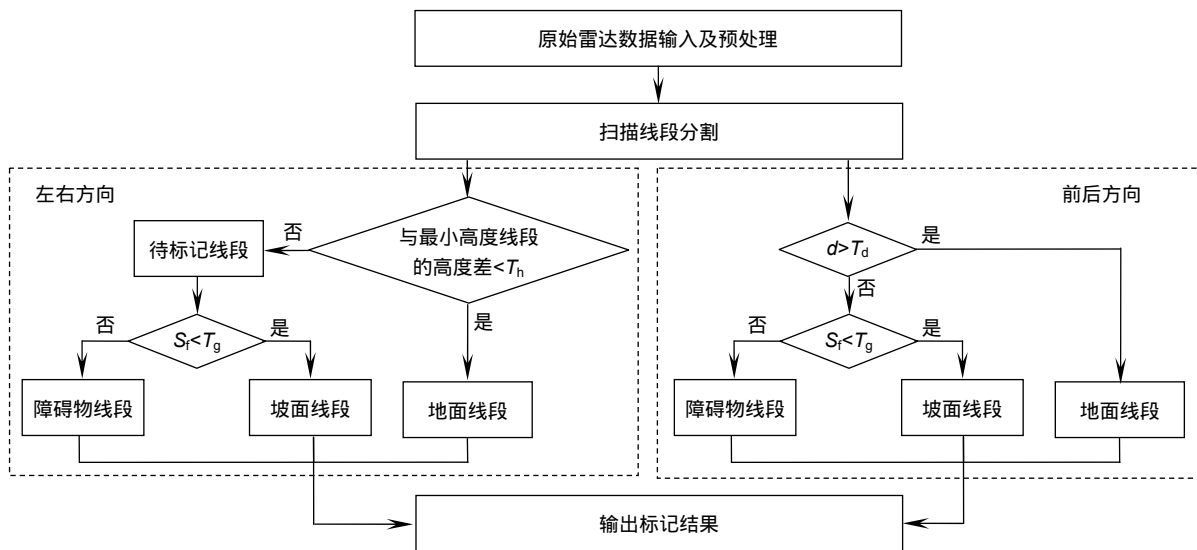


图 2 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flowchart

## 4 实验与分析

为了验证上述方法,本文通过安装在地面无人实验平台上的 Velodyne HDL 32E 激光雷达采集数据,如图 3 所示。激光雷达在水平方向上测量范围为  $0^{\circ}\sim 360^{\circ}$ ,角度分辨率为  $0.16^{\circ}$ ;垂直方向上测量范围为  $0^{\circ}\sim 41.34^{\circ}$ ,角度分辨率为  $1.33^{\circ}$ ;测量距离范围为  $1\text{ m}\sim 70\text{ m}$ ,扫描频率范围为  $5\text{ Hz}\sim 20\text{ Hz}$ ,选用扫描频率为  $10\text{ Hz}$ 。

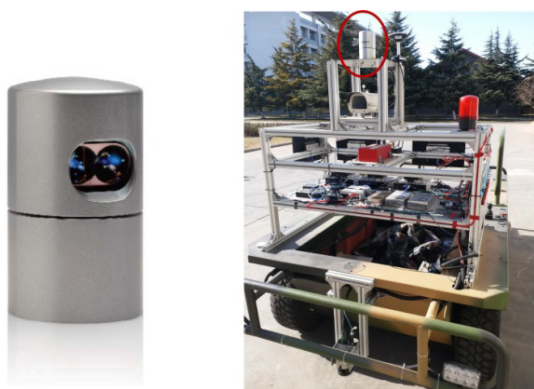


图 3 地面无人实验平台

Fig. 3 Ground unmanned experimental platform

### 4.1 对比试验

分别在如图 4 所示的城市结构化道路场景和野外起伏道路场景中进行试验,将本文算法的结果与文献[13]中的局部高程估计算法、文献[14]中的特征融合算法的结果进行对比。在如图 4(a)所示的城市道路场景中,前方为平坦路面,左侧为  $11^{\circ}$ 坡面;图 4(b)为野外颠簸道路场景;图 4(c)为复杂起伏场景。展示处理结果的雷达点云图中,将平坦地面线段标记为绿色、障碍物线段标记为红色,带有坡度的地面线段标记为粉色,黑色为未知区域。图 5~7 中,(a)是人工标记的结果,

(b)是本文方法的分割结果,(c)是文献[13]算法的分割结果,(d)是文献[14]算法的分割结果。

在城市结构化场景中,道路简单平整,进行地面分割的难度较小,三种算法均能将树木、马路牙子和地面区分开来,取得了理想的分割效果。其中,本文算法成功识别了带有坡度的路面,对马路牙子的识别效果与文献[13]的算法相当,图中清晰显示了道路的边界;但文献[14]的算法未能有效识别远处的马路牙子,这是由于远处点云稀疏,使得对雷达点法向量的计算不准确;而且在远处,雷达的反射强度变弱,不同物体间的反射强度差异减小,从而失去了将其作为判别依据的可靠性。

在野外颠簸道路场景中,道路不如城市中规则平整,存在着突起、凹陷以及坡面,进行地面分割具有一定的难度。对于树木这种明显障碍物,三种算法分割效果一致良好。本文算法在识别路面时极少出现误检;文献[13]的算法借助时空条件随机场,增加了识别的连续性和准确性,同样对起伏路面具有较好效果;由于路面局部凸起或凹陷部分的法向量值变化较大,文献[14]的方法出现了一些误检障碍物点。

为检验算法的鲁棒性,接着在复杂起伏环境中进行试验验证。该实验环境中存在大范围具有坡度的地面,且坡面上分布有不规则障碍物,对于地面分割具有较大难度。从分割效果来看,本文算法和文献[13]的方法仍然表现出较好的准确性。对于文献[14]的方法,由于灌木和草坪的激光反射强度非常接近,因此基本无法作为检测特征发挥作用,依靠法向量的变化分割地面,对于距试验平台较近的物体分割较好,但对远处稀疏雷达点的法向量求解时会出现偏差,使得对远处的坡面和灌木进行分割时出现误检现象;此外,近处井盖的雷达点法向量相较于周围的地面点发生了较大变化,因此被误检为非地面点。



图 4 试验场景

Fig. 4 Test scenarios

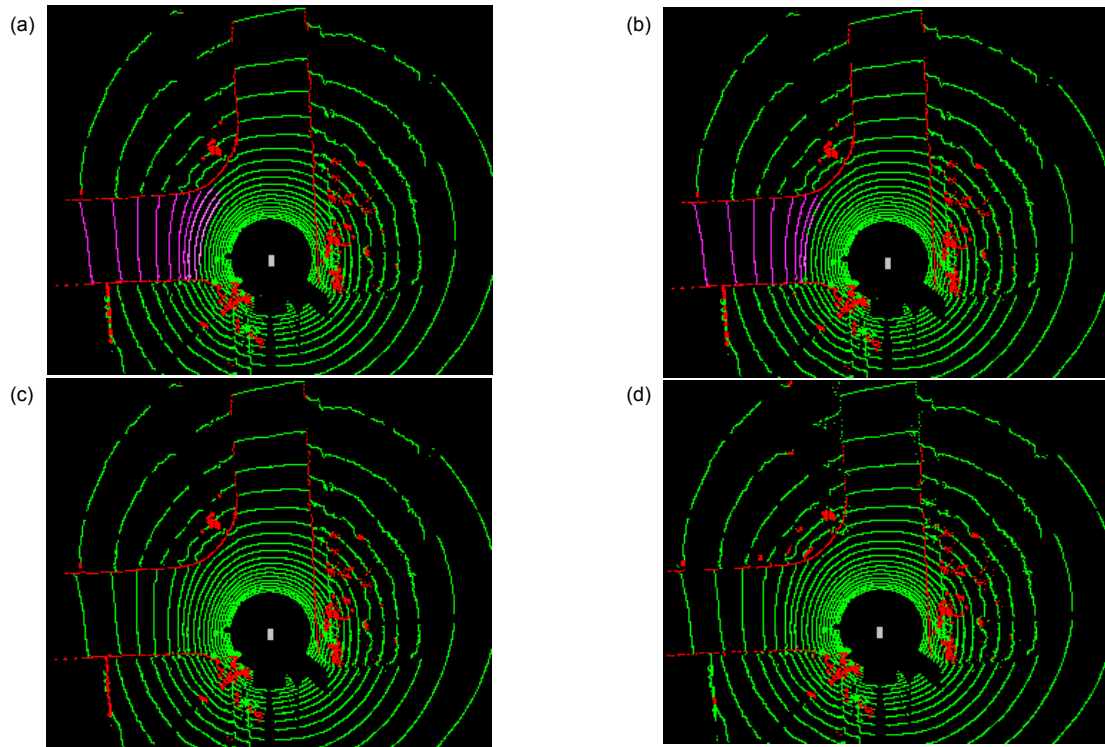


图5 城市结构化道路场景的点云分割结果。(a) 人工标记的结果; (b) 本文方法的分割结果; (c) 文献[13]算法的分割结果; (d) 文献[14]算法的分割结果

Fig. 5 Segmentation results in urban structured road scene. (a) Results for human remark; (b) Segmentation results of this paper; (c) Segmentation results in ref.[13]; (d) Segmentation results in ref.[14]

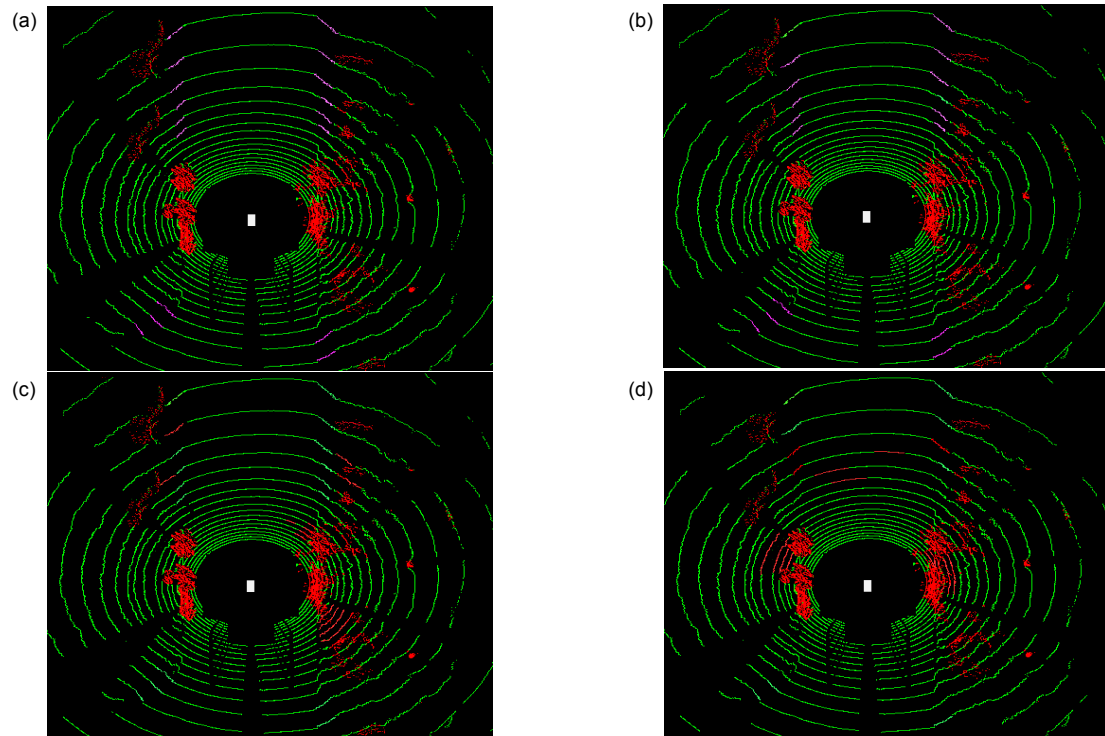


图6 野外起伏道路场景的点云分割结果。(a) 人工标记的结果; (b) 本文方法的分割结果; (c) 文献[13]算法的分割结果; (d) 文献[14]算法的分割结果

Fig. 6 Segmentation results in wild undulating road scene. (a) Results for human remark; (b) Segmentation results of this paper; (c) Segmentation results in ref.[13]; (d) Segmentation results in ref.[14]

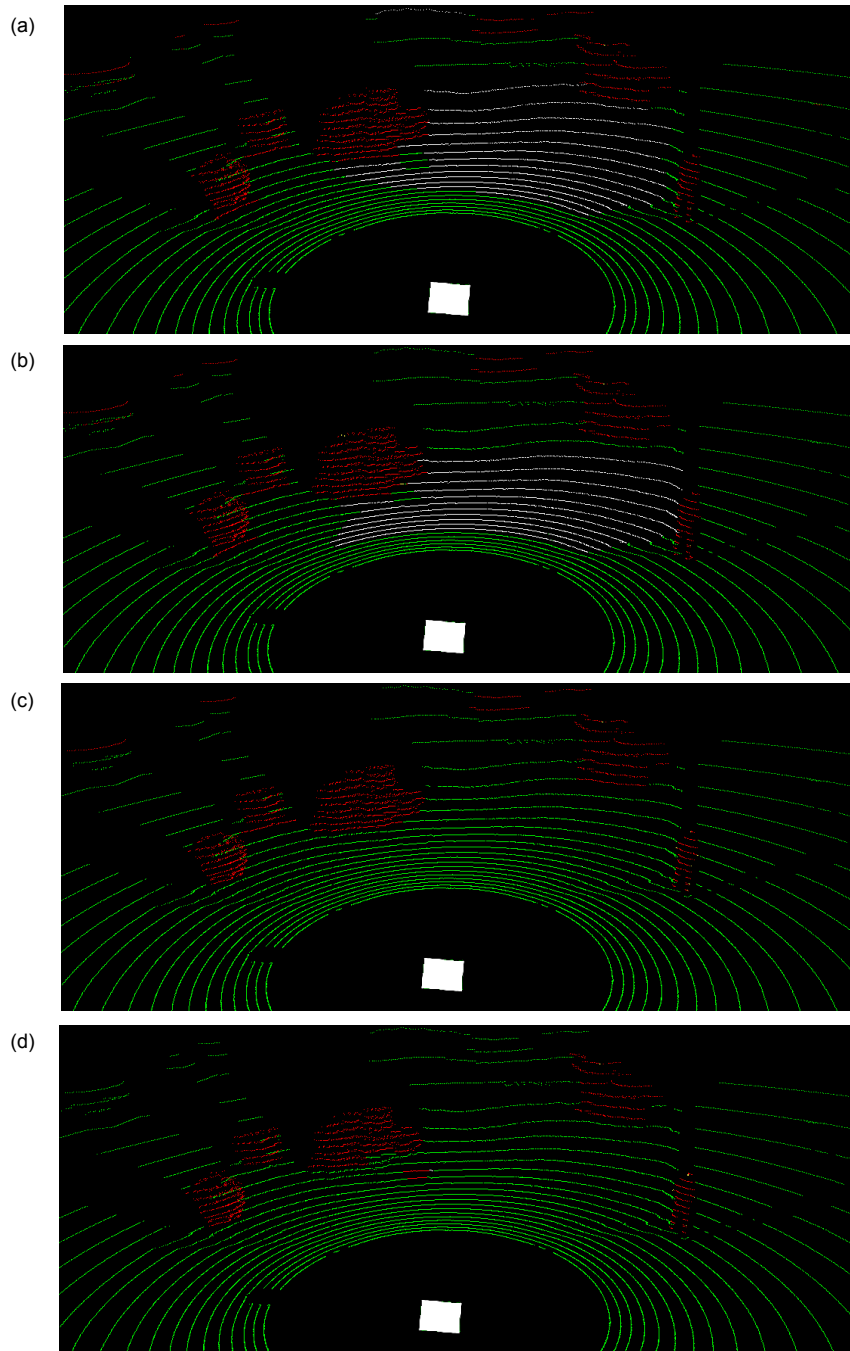


图7 复杂起伏场景的点云分割结果。(a) 人工标记的结果; (b) 本文方法的分割结果; (c) 文献[13]算法的分割结果; (d) 文献[14]算法的分割结果

Fig. 7 Segmentation results in complex undulating scene. (a) Results for human remark; (b) Segmentation results of this paper; (c) Segmentation results in ref.[13]; (d) Segmentation results in ref.[14]

#### 4.2 定量评估

为进一步验证算法的可靠性, 通过与人工标记的真实值进行比较, 采用灵敏度(true positive rate, TPR, 用  $T_{TPR}$  表示)和特异度(false positive rate, FPR, 用  $F_{FPR}$  表示)参数对所选试验场景的检测结果进行定

量评估, 结果见表 1。  $T_{TPR}$  值越大, 被正确标记的地面点(包含坡面点)在真实地面点中的比例越高, 反之越低;  $F_{FPR}$  值越大, 漏检的障碍物点在真实障碍物点中的比例越高, 反之越低。计算式如下:

$$T_{TPR} = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (6)$$

表 1 不同场景中分割算法的效果对比

Table 1 Result comparison of segmentation algorithms in different scenes

试验场景	分割算法	TPR/%	FPR/%
城市道路	文献[13]方法	95.46	4.52
	文献[14]方法	93.75	5.09
	本文方法	94.52	4.32
野外道路	文献[13]方法	85.23	14.62
	文献[14]方法	89.41	10.55
	本文方法	91.92	7.96
复杂颠簸场景	文献[13]方法	77.73	21.47
	文献[14]方法	72.92	27.51
	本文方法	90.94	8.53

$$F_{FPR} = \frac{F_p}{F_p + T_N} \quad (7)$$

式中： $T_p$  为被正确标记的地面点数目； $F_N$  为被误检为障碍物点的雷达点数目； $T_N$  为被正确标记的障碍物点数目； $F_p$  为被误检为地面点的雷达点数目。

本文算法基于 Intel 酷睿 i7 4 GHz CPU 的工控机，使用 C++ 实现。各算法的分割耗时如图 8 所示。本文算法在城市场景下的运行平均时间为每帧 24 ms，明显低于文献[14]算法的 43 ms 和文献[13]算法的 89 ms；

在野外场景和复杂颠簸场景中的运行平均时间为每帧 28 ms，同样低于文献[14]算法的 46 ms 和文献[13]算法的 95 ms，满足无人驾驶对实时性的需求。

### 4.3 综合分析

综合上述实验结果进行分析：本文算法基于雷达扫描线段间的特征进行分割，相比于单点特征受噪声的影响较小，绝对高度差和线段间距特征增强了起伏路况下检测的鲁棒性，结合倾斜度特征，对坡面检测也具有较高的灵敏性。文献[13]中的局部高程估计算

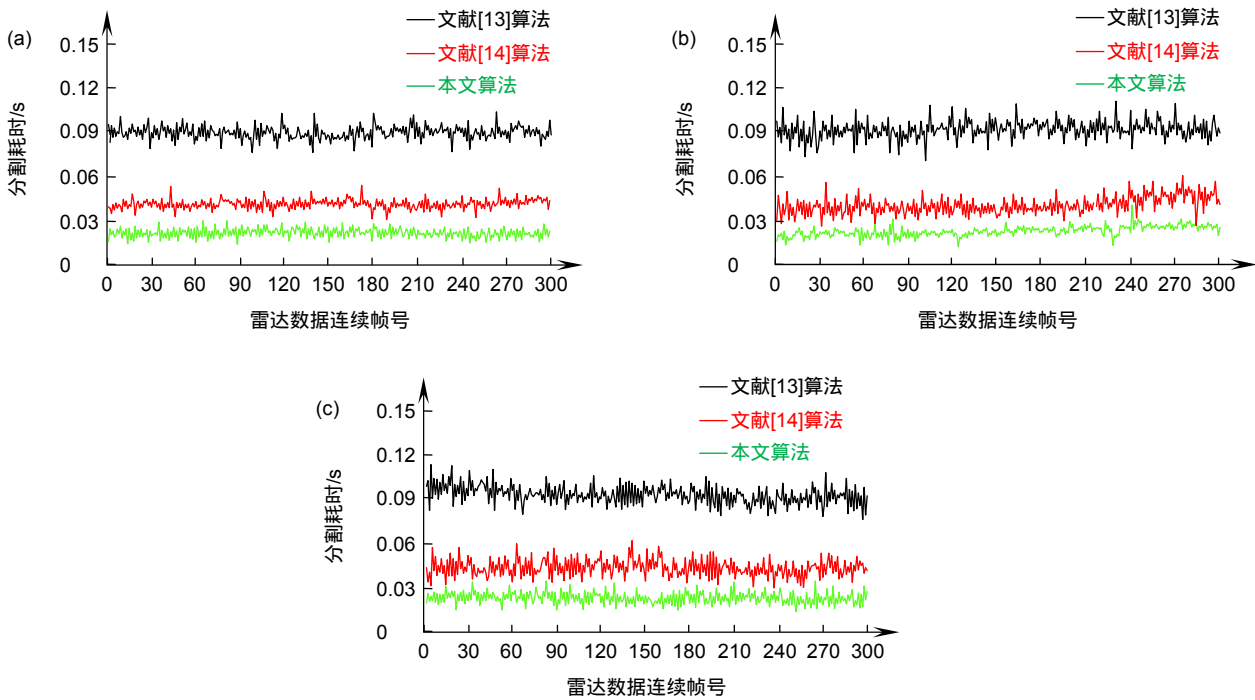


图 8 不同算法的分割耗时。(a) 城市结构化道路场景；(b) 野外颠簸道路场景；(c) 复杂起伏场景  
Fig. 8 Elapsed time of different algorithms. (a) Urban structured road scene; (b) Wild bumpy road scene; (c) Complex undulating scene



法基于雷达点云的局部高程估计进行点云分类,所选特征简单可靠;并通过建立时空条件随机场,增加了点云识别的连续性,可在一定程度上避免识别错误。而文献[14]算法所选用的雷达点法向量和反射强度特征,鲁棒性不强,难以保证在广泛的应用环境中都具有可靠的区分度,使得该方法的适用性受限。虽然文献[13]算法和本文算法都具有良好的分割效果,但该算法耗时明显长于本文算法。因此,本文算法在一定程度上优于两种对比算法。

## 5 结 论

考虑到现有方法或复杂耗时,或鲁棒性差,或选用特征不具广泛性等缺陷,本文提出一种基于扫描线段特征的三维激光雷达地面分割算法。算法首先对原始雷达数据进行去噪和位姿修正,接着依据相邻点间的欧氏距离和绝对高度差对雷达扫描线进行线段分割,然后综合分析不同路况下激光扫描线的相邻线段间距、倾斜度、垂直高度等特征,制定双向分类策略,将扫描线分别标记为平坦路面、坡面和障碍物。最后在城市和野外不同的路况场景中进行试验,结果表明,本文所选特征灵敏度高且易提取,分割算法快速有效,鲁棒性强,能够实时高效地分割地面。本文算法在实际工程应用中也表现出良好效果,为无人平台进行路径规划奠定了基础。

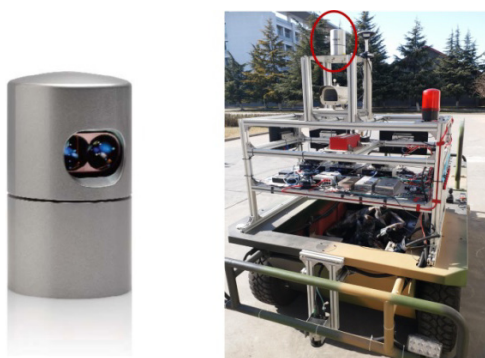
## 参 考 文 献

- [1] Gong Y P, Jin T, Tong S G. Segmentation method for point cloud data[J]. *Journal of Engineering Graphics*, 2006, **27**(4): 8–13.  
龚友平, 金涛, 童水光. 点云数据区域分割方法[J]. *工程图学学报*, 2006, **27**(4): 8–13.
- [2] Wu L S, Yu T, Chen H W. Reduction algorithm of point cloud segmentation based on adaptive elliptical distance[J]. *Computer Applications and Software*, 2016, **33**(2): 42–45.  
吴禄慎, 俞涛, 陈华伟. 基于自适应椭圆距离的点云分区精简算法[J]. *计算机应用与软件*, 2016, **33**(2): 42–45.
- [3] Huangfu Z M, Yan L, Zhang S. A new method for estimation of normal vector and curvature based on scattered point cloud[J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2012, **8**(19): 7937–7945.
- [4] Klasing K, Wollherr D, Buss M. A clustering method for efficient segmentation of 3D laser data[C]//*Proceedings of 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2008: 4043–4048.
- [5] Rabbani T, Van den Heuvel F A, Vosselman M G. Segmentation of point clouds using smoothness constraints, international archives of photogrammetry[J]. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2006, **36**(5): 248–253.
- [6] Vo A V, Truong-Hong L, Laefer D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, **104**: 88–100.
- [7] Guo B Q, Yu Z J, Zhang N, et al. 3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(9): 2103–2111.  
郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, **38**(9): 2103–2111.
- [8] Hoffman R, Jain A K. Segmentation and classification of range images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, **PAMI-9**(5): 608–620.
- [9] Zhang X M, Wan W G, Xiao L, et al. Mean shift clustering segmentation and RANSAC simplification of color point cloud[C]//*Proceedings of 2014 International Conference on Audio, Language and Image Processing*, 2014: 837–841.
- [10] Kisner H, Thomas U. Segmentation of 3D point clouds using a new spectral clustering algorithm without a-priori knowledge[C]//*Proceedings of the International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2018: 315–322.
- [11] Kuçak R A, Özdemir E, Erol S. The segmentation of point clouds with k-means and ANN (artificial neural network)[J]. *ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, **XLII-1/W1**: 595–598.
- [12] Wang X H, Wu L S, Chen H W, et al. Region segmentation of point cloud data based on improved particle swarm optimization fuzzy clustering[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(4): 1095–1105.  
王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 应用改进的粒子群优化模糊聚类实现点云数据的区域分割[J]. *光学精密工程*, 2017, **25**(4): 1095–1105.
- [13] Rummelhard L, Paigwar A, Nègre A, et al. Ground estimation and point cloud segmentation using SpatioTemporal conditional random field[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2017: 1105–1110.
- [14] Fan L, Liu J H, Huang Q Q. Point cloud segmentation algorithm based on feature fusion used for understory environments[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2016, **38**(5): 133–138.  
樊丽, 刘晋浩, 黄青青. 基于特征融合的林下环境点云分割[J]. *北京林业大学学报*, 2016, **38**(5): 133–138.
- [15] Moosmann F, Pink O, Stiller C. Segmentation of 3D Lidar data in non-flat urban environments using a local convexity criterion[C]//*Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2009: 215–220.
- [16] Hernandez J, Marcotegui B. Point cloud segmentation towards urban ground modeling[C]//*Proceedings of 2009 Joint Urban Remote Sensing Event*, 2009: 1–5.
- [17] Himmelsbach M, Hundelshausen F V, Wuensche H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]//*Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010: 560–565.
- [18] Zhu Z, Liu J L. Real-time Markov random field based ground segmentation of 3D Lidar data[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2015, **49**(3): 464–469.  
朱株, 刘济林. 基于马尔科夫随机场的三维激光雷达路面实时分割[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2015, **49**(3): 464–469.
- [19] Zhao K, Xu Y C, Wang R D, et al. A preprocessing method of 3D point clouds registration in urban environments[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(12): 180266.  
赵凯, 徐友春, 王任栋. 一种城市环境三维点云配准的预处理方法[J]. *光电工程*, 2018, **45**(12): 180266.

# Ground segmentation from 3D point cloud using features of scanning line segments

Cheng Ziyang, Ren Guoquan\*, Zhang Yin

Department of Vehicle and Electrical Engineering, Army Engineering University, Shijiazhuang, Hebei 050003, China



Ground unmanned experimental platform

**Overview:** The development of unmanned vehicles is very rapid, but most of the studies are based on the urban environment, while the ground segmentation in the complex environment still faces many challenges. The problems include: 1) in the bumpy terrain, the platform will have changes in pitch, roll and suspension; 2) the LiDAR points are unevenly distributed, such as the measurement points in the area close to the LiDAR are densely distributed relatively, while the distribution of measurement points in the area away from the LiDAR is sparse, which results in a large range of gaps between different scanning lines; 3) in the case of processing a few millions of points, the accuracy and real-time of the segmentation are difficult to balance. This article conducts research aiming at the problem of accurately segmenting the ground in real-time from 3D point cloud in various environments. Considering that the existing methods are complex, long time consuming, or selected features are not universal, a ground segmentation algorithm based on the features of scanning line segments is proposed. The algorithm first performs de-noising and pose correction on the 3D point cloud, then divides the scanning line according to the Euclidean distance and absolute height difference between adjacent points. Next, the characteristics of the adjacent line segments such as spacing, slope, and absolute height difference are analyzed. The maximum likelihood estimation is used to solve the feature threshold function, which improves the adaptability of threshold. Finally, comprehensively considering the undulating and inclined complex terrain, combining the distribution characteristics of the features of scanning line segments, the scanning line segments are marked as segments of flat ground, segments of slope and segments of obstacle by formulating the new horizontal and vertical classification strategies: firstly select the line segment with the smallest height from the scanning line closest to the radar origin and mark it as the initial ground scanning line segment. Then determine the line segments type in the scanning line closest to the radar origin horizontally and determine the segments type in other scanning lines vertically. This algorithm has been successfully applied to the unmanned ground platform. The effect of the actual engineering application indicates that, the features selected in this paper have high sensitivity and easy extraction, which are less affected by noise than single point features. The segmentation algorithm is highly efficient and robust, which can detect the ground stably and efficiently in structured road scene, wild undulating road scene and complex undulating scene. And the comparative test results of the algorithm in this paper with the local elevation estimation algorithm in Ref. [13] and the feature fusion algorithm in Ref. [14] show that the segmentation effect of this algorithm is superior to the other two algorithms in accuracy and time-consuming.

**Citation:** Cheng Z Y, Ren G Q, Zhang Y. Ground segmentation from 3D point cloud using features of scanning line segments[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(7): 180268

Supported by the National Defense Pre-Research Foundation of China (9140A09031715JB34001)

\* E-mail: rrrggqqq@163.com