基于射线坡度阈值的城市地面分割算法

李炯1,赵凯2*,白睿2,朱愿2,徐友春2

¹中国人民解放军陆军军事交通学院,天津 300161; ²中国人民解放军军事交通运输研究所,天津 300161

 摘要 针对城市环境激光雷达点云地面分割过程中坡度路面、障碍物和地面交界处存在欠分割与过分割的问题, 提出一种应用于不同城市场景的地面分割算法。该算法首先利用激光雷达水平角分辨率将点云进行线序化排列, 再利用射线前后点的距离比去除悬空异常噪点;随后借助射线点距离与坡度信息自适应调整高度阈值;最后利用 调整后的全局与局部高度阈值进行地面分割。对 3 种不同类型的城市路面进行的实验验证了本文算法的有效性, 该算法在不同城市场景下均可区分障碍物与地面交界处的点云与坡面,平均分割准确度达 98%,平均耗时 2 ms。
 关键词 图像处理;激光雷达;地面分割;点云去噪;射线坡度阈值法
 中图分类号 TP242
 文献标识码 A

Urban Ground Segmentation Algorithm Based on Ray Slope Threshold

Li Jiong¹, Zhao Kai^{2*}, Bai Rui², Zhu Yuan², Xu Youchun² ¹Army Military Transportation University of PLA, Tianjin 300161, China; ²Institute of Military Transportation of PLA, Tianjin 300161, China

Abstract We propose a ground segmentation algorithm for various urban environments to overcome the problems of under-segmentation and over-segmentation on sloped roads, obstacles and ground junctions. First, the point cloud is linearly arranged based on the horizontal angular resolution of the lidar. Then, the ratio of the distance from front and rear points to the lidar is used to remove abnormal noise, and the height threshold is adaptively adjusted by using the distance from each point to the lidar and slope value. Finally, ground segmentation is performed using the adjusted global and local height thresholds. Through experimental analysis of three different types of urban roads, it is verified that the proposed algorithm can effectively distinguish the point cloud between the obstacle and ground and slope surfaces in different urban scenarios. The segmentation accuracy can reach 98% on average, and the average time consumed is 2 ms.

Key words image processing; LIDAR; ground segmentation; point-cloud denoising; ray slope threshold method OCIS codes 280.3640; 200.4560; 150.6910; 150.5670

1引言

环境感知技术是实现无人驾驶的关键技术之一,其涉及的传感器包括激光雷达、毫米波雷达、相机等。激光雷达因可靠性高和信息丰富,已在环境感知技术中得到广泛应用,而地面分割技术是与激光雷达有关的一项关键技术,其目的是从一帧点云中区分地面点与非地面点,为后续的反射率校准^[1]、激光雷达定位^[2-3]以及高精度地图构建^[4]等提供必要基础。

按照分割策略的不同,现有的地面分割方法可

大致分为基于网格、物理排序、模型3类方法。 Thrun等^[5]将三维点云二维投影栅格化,对比每个 栅格的高度差与设定阈值提取路面点云,该方法分 别被斯坦福大学^[6]与中国科学技术大学^[7]用于美国 国防部无人车挑战赛和中国智能车未来挑战赛中, 但是仅使用高度差容易造成分割不足。为了提高分 割水平,国内外学者开始研究前后相邻扫描线的关 系,Biosca等^[8]利用邻近估计点的法向量提取局部 点特征,建立平滑约束,采用欧氏聚类和区域增长算 法快速分割地面点云,但是选取不同种子点将得到 不同的分割区域,稳健性较差;Himmelsbach等^[9]

收稿日期: 2019-04-04; 修回日期: 2019-05-06; 录用日期: 2019-05-27

基金项目:国家自然科学基金(91220301)、国家重点基础研发计划项目(2016YFB0100903)

^{*} E-mail: 17694911996@163.com

采用平面模型拟合当前地面,通过选取初始种子点 集作为初始平面,利用设定阈值不断循环填充点集 优化平面,最终完成地面点云的分割,该方法可以有 效过滤平坦路面,滤除噪声,但受限于迭代次数,实 时性比较差,容易过分割;朱株等¹¹⁰采用最大模糊 线段法分割每条激光雷达扫描线的水平投影,建立 以线段为节点的马尔科夫随机场(MRF)无向图,利 用长短线段点数阈值设定障碍物与相邻梯度阈值, 进而区分地面与障碍点,但在实际使用过程中,当远 近物体与地面接触产生的模糊线段差异较大时,容 易过分割。

鉴于上述算法应用场景单一、精度较低,本文提 出一种快速精准的城市地面点云分割算法。首先, 将散乱排序的点云进行线序化;然后,利用前后目标 点距离比过滤无效噪点,并利用前后点距离差与坡 度变化率自适应调整高度阈值;最后,借助全局与局 部坡度阈值对地面点云进行快速分割。该算法可以 有效分割地面与障碍交界点,同时,通过连续坡度变 化可以很好地过滤坡面点,提高后续检测的准确性, 缩短分割检测耗时。

2 激光雷达点云数据预处理

2.1 点云线序化

目前广泛使用的固态或者混合固态激光雷达内 部均存在机械旋转部件,其在工作时进行周期性旋 转、发射。激光雷达的所有激光线发射一次为一个 发射周期,旋转一周所获取的数据为一帧数据。 由于激光雷达内部激光线安装位置与发射时间各不相同,所以任一发射周期内的激光线所返回的点不可能都通过雷达旋转中心射线。以 64 线激光雷达(HDL-64, Velodyne 公司,美国)为例,其解析的点云数据存储于 64×2400 的二维数 组中。如图1(a)所示,方框内红色点为二维数组 中不同激光线上同一索引位置的点云数据。为了 便于去噪和地面分割,需要通过线序化调整数组 内点云的存储顺序,使不同激光线同一索引位置 上的点云处于同一射线上。



图 1 线序化前后对比图。(a)线序前;(b)线序后 Fig. 1 Comparison of results before and after linearization. (a) Before linearization; (b) after linearization

线序化步骤如下:

步骤 1 利用激光雷达每条激光线发射的垂直 角度,将 64 线激光雷达点云按照由内向外的顺序重 新存储,具体对应关系如图 2 所示,1 号激光线对应 由内向外第 38 圈,以次类推。





Fig. 2 Laser line sequence correspondence table

步骤 2 计算每个点在激光雷达坐标系下的水 平方位角,公式为

$$\alpha_i = \arctan(y_i/x_i), \qquad (1)$$

式中:*x_i、y_i*为第*i*点在雷达坐标系下的坐标;*a_i*为 第*i*点的水平方位角。水平角分辨率 *R*_a与该点在 圆周方向上的索引位置 *n*分别为

$$R_{a} = \frac{360}{S_{p}}, \qquad (2)$$

$$n = \alpha_i / R_a, \qquad (3)$$

式中:S_p为每条激光线一帧的点数。依次遍历所有

点云即可完成线序化处理,结果如图1(b)所示。

2.2 点云去噪

激光雷达在使用过程中其本身存在的固有噪声 以及检测环境或场景中物体表面的反射特征都会导 致激光线返回的点云数据存在异常噪点^[11]。噪点 会对地面分割以及检测产生较大影响。因此,可以 利用同一射线上前后点的距离比对噪点进行滤除, 提高检测的准确性。

每条激光线都有固定的发射角度,对于正常的 激光发射线,其前后点到雷达旋转中心的距离比值 在固定范围内,则有

$$\begin{cases} k_{1} = \frac{D_{n+2}}{D_{n}}, \\ k_{2} = \frac{D_{n-2}}{D_{n}}, \end{cases}$$
(4)

$$k_1 > k_{\text{thd}}, k_2 > k_{\text{thd}}, \qquad (5)$$

 $k_{1} < 1.0/k_{ ext{thd}}$, $k_{2} < 1.0/k_{ ext{thd}}$,

式中: D_{n-2} 、 D_n 、 D_{n+2} 分别为同一射线上第n-2、n、 n+2条激光线对应的点到雷达旋转中心的直线距离; k_1 、 k_2 为对应的距离比值; k_{thd} 为前后点的比例阈值, 存在噪点时,前后点对应的距离比值就会过大或过 小,即满足(5)式或(6)式。因此,按照射线前后顺序 依次对点云进行判断即可完成去噪,去噪后的图像明 显滤除了路面以下 A、B框内的异常噪点,如图 3 所示。



(6)

图 3 去噪结果对比。(a)去噪前;(b)去噪前的局部水平视图;(c)去噪后;(d)去噪后的局部水平视图 Fig. 3 Comparison of denoising results. (a) Before denoising; (b) partial horizontal view before denoising; (c) after denoising; (d) partial horizontal view after denoising

3 基于射线坡度阈值的地面分割算法

线序化去噪后的点云按照射线排列的方式依次 存储于二维数组。单纯依靠射线四邻域内点的距离 比进行地面分割,每条射线都需要一个参数,调整参 数较困难,且栅格法不能区分栅格内的地面与障碍, 容易出现欠分割。为了便于调整参数和分割坡度路 面,本文利用前后点坡度,提出一种射线坡度阈值地 面分割算法,利用该算法对城市环境不同场景下的 激光雷达点云进行地面分割。

射线坡度阈值法的原理:同一射线前后点扫描 到路面与障碍物时高度存在差异,以待判断点与射 线上前后点之间的高度差和该点的高度值作为依据 进行判断,同时利用前后点距离差和坡度变化率,对 全局高度阈值进行自适应调整,从而适应不同的城 市路面,且过滤地面点云的同时可以保证斜坡点准 确过滤。整个算法只需要对局部与全局坡度阈值进 行调整,便可快速实现含有坡度地面的分割。算法 流程如图 4 所示。

射线坡度阈值法主要包括以下几个步骤。

步骤1 将激光雷达坐标系旋转至水平,计算 每个点到激光雷达旋转中心的直线距离,公式为

$$\boldsymbol{P}_{i}^{\prime} = \boldsymbol{R} \times \boldsymbol{P}_{i}, \qquad (7)$$

$$D_{i} = \sqrt{x_{i}^{2} + y_{i}^{2}}, \qquad (8)$$

式中:**R** 为激光雷达坐标系相对于惯导坐标系的 3×3旋转矩阵;**P**_{*i*}、**P**^{*i*}分别为旋转前、后第*i* 个点的 3×1 坐标矩阵。利用局部坡度阈值 S_L 与全局坡度 阈值 S_G 可以计算相应的高度阈值,即

$$G_{h_i} = S_G \times D_i, \qquad (9)$$

$$L_{h_i} = S_{\rm L} \times (D_i - D_{i-1}), \qquad (10)$$

式中: G_{h_i} 、 L_{h_i} 分别为第i点的全局和局部高度阈 值; D_i 、 D_{i-1} 分别为第i、i-1点到雷达旋转中心的 直线距离。

步骤 2 高度阈值自适应调整。当射线扫到障碍物时,障碍物与地面接触处的距离较近,G_{hi}相对较大,利用高度值进行分割时容易出现欠分割,因此需对 G_{hi}进行调整,则有

$$G_{h_i} = \begin{cases} S_G \times D_i, & D_i - D_{i-1} > D_{\min}, \\ H_{\min}, & D_i - D_{i-1} < D_{\min}, \end{cases}$$
(11)

式中: D_{min}为前后点距离阈值; H_{min}为全局最小高度 值; S_G为全局坡度阈值。

当射线扫到斜坡上时,前后点计算出的局部坡 度值相近,前后点相对坡度变化率为



图 4 射线坡度阈值法流程图 Fig. 4 Flow chart of ray slope threshold method

$$\Delta \theta_i = \frac{\theta_i - \theta_{i-1}}{\theta_i}, \qquad (12)$$

如果连续 3 次坡度变化率小于 5%,且当前点坡度 值为[0°,15°],则将该点对应的 G_{h_i} 进行替换,公 式为

$$G_{h_i} = \begin{cases} \theta_i \times D_i, \theta_i \leqslant 15^\circ, & n_{\text{num}} \ge 3\\ S_G \times D_i, & \theta_i > 15^\circ, \\ S_G \times D_i, & n_{\text{num}} < 3 \end{cases}$$
(13)

式中: θ_i 为射线上第*i* 点的坡度值; $\Delta \theta_i$ 为第*i* 点与 第*i*-1 点处坡度对应的变化率; n_{num} 为连续坡度变 化率小于 5%的次数。

步骤 3 利用 *G_{hi}*、*L_{hi}*进行地面分割。首先判断当前点 *i* 与前一点 *i*-1 的高度差 |*h_i*-*h_{i-1}|与 <i>L_{hi}*之间的关系。

当 $|h_i - h_{i-1}| \leq L_{h_i}$ 时,若i-1点为障碍点,则 需要利用 G_{h_i} 进一步判断,当 $h_i > G_{h_i}$ 时,该点为障 碍点,如图 5(a)所示,否则该点为地面点,如图 5(b) 所示;若i-1点为地面点,则该点也为地面点;而当 地面为上坡时, $|h_i - h_{i-1}|$ 在 L_{h_i} 范围内,如果i-1点为地面点,则该点也为地面点,如图 5(c)所示;但 是当i-1点被误判为障碍点时,如果不调整 G_{h_i} , 此时随着 D_i 的变长,会导致 $h_i > G_{h_i}$,该点就会被 误判为障碍点,调整 G_{h_i} 后,其值会随斜坡坡度进行 同比增大,进而有效过滤上坡面点云。

当 $|h_i - h_{i-1}| > L_{h_i}$ 时,对当前点的高度进一步 判断,如果 $h_i < G_{h_i}$ 内,则该点为地面点,否则该点 为障碍点。为了更好地区分地面与障碍交界处的点 云,如图 5(d)所示的点 $D_i - D_{i-1} < D_{\min}$, $|h_i - h_{i-1}| < L_{h_i}$,如果不调整 G_{h_i} ,则 $h_i < G_{h_i}$,障 碍物与地面交界处的点云就会过分割。调整 G_{h_i}后,h_i>H_{min},此时该点为障碍点。由此有效区分了 障碍物与地面交界处高度值较低的障碍点。

步骤 4 对当前点的历史属性信息进行更新, 完成当前点的判断。依次遍历所有射线即可完成地 面分割。

4 实验结果与分析

如图 6 所示,将 HDL-64 激光雷达安装在车辆 顶部,其扫描频率为 10 Hz,点云精确度可达厘米量 级。为了验证本文算法的准确性与普适性,分别选 择城市简单粗糙路面场景和复杂动态场景进行实 验。车载工控机采用 i7 6700 处理器、GTX 1050Ti 显卡以及 8 GB 内存,系统环境为 Ubuntu 16.04,开 发环境为 Qt Creator 5.9,软件通过 C++编写,调 用 PCL1.7 中相关的点云结构,利用 Opencv 进行 显示。

4.1 简单粗糙路面场景

首先,在结构化道路上选取包含粗糙路面、车辆 和围栏的区域进行分析,重点考察地面分割的细节 问题。将文献[5]与文献[9]方法与本文方法进行对 比,总体分割效果与局部对比如图 7 和图 8 所示,其 中图 7 中的 A、B 框为选择的典型障碍。由图 8 可 知:文献[5]方法无法区分 A 框内的围栏与地面点, 主要原因是栅格法利用高度进行判断,当判断栅格 为障碍物栅格后,无法进一步区分栅格内的地面与 障碍点;文献[9]方法将 A 框内围栏下方与 B 框内 车身周边的点全部识别为地面点,产生过分割现象, 主要原因是选取拟合种子点会将高度较低的障碍点



图 5 城市地面分割前后的不同类型点云。(a)当前点与前一点均为障碍点;(b)当前点为地面点,前一点为障碍点; (c)当前点与前一点均为斜坡地面点;(d)当前点为障碍点,前一点为地面点

Fig. 5 Different types of points before and after urban point cloud ground segmentation. (a) Current point and previous point are obstacle points; (b) current point is ground point and previous point is obstacle point; (c) current point and previous point are both slope ground points; (d) current point is obstacle point and previous point is ground point.



图 6 实验平台 Fig. 6 Experimental platform

拟合进去。本文算法对前后点距离差进行判断,调整高度阈值,当判断点在交界处时,对其距离和全局高度同时判断,解决了交界处过分割的问题,如图 8(c)和图 8(f)所示。

4.2 复杂斜坡路面场景

主要分为两种场景进行试验,第一种复杂动态 场景包含树木、行人、自行车、车辆等类型繁多的障 碍物。使用文献[5]、[9]方法与本文算法进行对比, 总体分割效果与局部对比如图 9 和图 10 所示。文 献[5]方法对于贴近障碍物的地面点无法区分,如 图 9(a)所示,A、C 框内的点云容易欠分割;而文 献[9]方法将图 9(b)中A、B、C 框内一定高度下的 点云全部识别为障碍,产生了过分割;相比于文 献[5]、[9]方法,本文算法判断距离差后,对全局高 度阈值进行自动调整,很好地解决了远处障碍点云 识别与交界处欠分割的问题,结果如图 10 所示,A、 B、C 框内的接触点很好地完成了区分。

第二种复杂斜坡场景主要包含车辆、树木和斜 坡的结构化环境。使用文献[5]、[9]方法与本文算 法进行对比,总体分割效果与局部对比结果如图 11 和图 12 所示,其中 B、C 框内分割效果相近,而对于 A 框,文献[5]方法结果如图 12(a)所示,栅栏中间 部分缺少地面点,明显产生了过分割;文献[9]方法 结果如图 12(b)所示,由于受到周边障碍点以及斜 坡分叉的严重影响,拟合平面倾斜过大,A 框内在围 栏处产生过分割;本文方法结果如图 12(c)所示,B、 C 框内障碍点与地面点明显区分,同时利用连续坡 度变化调整全局高度阈值,有效滤除了 A 框内的上 坡路面点云。



图 7 简单粗糙路面总体分割结果。(a)文献[5]方法;(b)文献[9]方法;(c)本文算法 Fig. 7 Overall segmentation results of simple and rough pavement. (a) Method in Ref. [5]; (b) method in Ref. [9]; (c) proposed method



图 8 简单粗糙路面局部分割效果对比图。(a) 文献[5]方法(A 框);(b) 文献[9] 方法(A 框);(c) 本文算法(A 框); (d) 文献[5] 方法(B 框);(e) 文献[9] 方法(B 框);(f) 本文算法(B 框)

Fig. 8 Comparison of partial segmentation effects of simple and rough pavement. (a) Method in Ref. [5] (A box);
(b) method in Ref. [9] (A box);
(c) proposed method (A box);
(d) method in Ref. [5] (B box);
(e) method in Ref. [9] (B box);
(f) proposed method (B box)



图 9 复杂动态路面整体分割结果。(a)文献[5]方法;(b)文献[9]方法;(c)本文方法 Fig. 9 Overall segmentation results of complex dynamic pavement. (a) Method in Ref. [5]; (b) method in Ref. [9]; (c) proposed method

4.3 定量评估

为了进一步验证算法的可靠性,对3种场景下的分割结果进行定量评估。借鉴文献[12]的方法, 分别采用统计学中的灵敏度(R_{TP})和特异度(R_{FP}) 评估算法效果,具体计算公式为

$$\begin{cases} R_{\rm TP} = N_{\rm TP} / (N_{\rm TP} + N_{\rm FN}) \\ R_{\rm FP} = N_{\rm FP} / (N_{\rm FP} + N_{\rm TN}) \end{cases}, \tag{14}$$

式中:NTP为地面点正确分割的数目;NFN为非地面



图 10 复杂动态路面局部分割效果对比图。(a) 文献[5]方法(A 框);(b) 文献[9] 方法(A 框);(c) 本文算法(A 框);(d) 文献[5] 方法(A 框侧视图);(e) 文献[5] 方法(B 框);(f) 文献[9] 方法(B 框);(g) 本文算法(B 框);(h) 文献[5] 方法(C 框);(i) 文献[9] 方法(C 框);(j) 本文算法(C 框)

Fig. 10 Comparison of partial segmentation effects of complex dynamic pavement. (a) Method in Ref. [5] (A box); (b) method in Ref. [9] (A box); (c) proposed method (A box); (d) method in Ref. [5] (side view of A box); (e) method in Ref. [5] (B box); (f) method in Ref. [9] (B box); (g) proposed method (B box); (h) method in Ref. [5] (C box); (i) method in Ref. [9] (C box); (j) proposed method (C box)



图 11 复杂斜坡路面整体分割结果。(a)文献[5]方法;(b)文献[9]方法;(c)本文方法 Fig. 11 Overall segmentation results of complex slope pavement. (a) Method in Ref. [5]; (b) method in Ref. [9]; (c) proposed method

点正确分割的数目; N_{FP}为地面点误分割的数目; N_{TN}为非地面点误分割的数目。R_{TP}越大,地面点分 割正确率越高,效果越好; R_{FP}越大,地面点被误分 割的概率越高,效果越差。3种算法在3种场景下 获得的结果如表1所示。

由表1所示的地面分割结果可知,3种场景下 本文算法的测试结果均优于另外两种算法,且耗时 最少。在城市简单场景下,文献[5]、[9]方法基本能 满足分割使用需求,且文献[9]方法耗时较多;处于 复杂斜坡环境时,文献[9]方法受限于地面点云的复 杂程度,当路面出现分叉时,拟合平面容易倾斜,地 面分割精度明显下降;文献[5]主要利用栅格高度 差提取障碍物信息,很难适应不同的城市场景;本 文算法通过判断前后距离和坡度变化率,自适应 调整高度阈值,准确区分了障碍物点与地面点,同 时利用连续坡度变化快速过滤了坡面点,在不同 城市场景下实现了较好的分割效果。通过对比可 知,本文算法的分割准确度比文献[5]方法的分割 准确度提高了 10%左右,且耗时仅为文献[9]方法 耗时的 1/20。



图 12 复杂斜坡路面局部分割效果对比。(a)文献[5]方法(A 框);(b)文献[9]方法(A 框);(c)本文算法(A 框);(d)文 献[5]方法(B 框);(e)文献[9]方法(B 框);(f)本文算法(B 框);(g)文献[5]方法(C 框);(e)文献[9]方法(C 框);(i)本文算法(C 框)

Fig. 12 Comparison of partial segmentation results of complex slope pavement. (a) Method in Ref. [5] (A box); (b) method in Ref. [9] (A box); (c) proposed method (A box); (d) method in Ref. [5] (B box); (e) method in Ref. [9] (B box); (f) proposed method (B box); (g) method in Ref. [5] (C box); (h) method in Ref. [9] (C box); (i) proposed method (C box)

表1 不同场景下3种算法的地面分割结果

Гable 1	Comparison of	ground	segmentation	results of	three	algorithms	in	different	scenarios
		0-	0.0000000000000000000000000000000000000						

Scene	Algorithm	R_{TP} / $\%$	$R_{ m FP}$ / $\%$	Consuming time /ms
	Ref. [5]	95.8	0.28	1.2
Simple rough road	Ref. [9]	93.1	0.72	20
	Proposed method	99.6	0.07	0.7
	Ref. [5]	91.8	2.68	1.4
Complex dynamic road	Ref. [9]	85.1	3.72	26
	Proposed method	98.9	1.07	0.9
	Ref. [5]	88.8	2.28	1.5
Complex slope road	Ref. [9]	78.1	4.2	27
	Proposed method	98.2	1.87	0.8

5 结 论

本文提出了一种射线坡度阈值的城市地面分割 算法。该算法采用局部和全局坡度阈值对地面点云 进行过滤,通过自适应调整高度阈值,在分割地面的 同时可以有效区分地面与障碍的交界点和坡面,达 到了准确过滤地面的目的。在城市简单粗糙道路与 复杂斜坡场景下,通过与文献[5]和文献[9]方法的 对比测试,证明了所提算法在车辆附近、栏杆下侧、 障碍物与地面接触区域的分割效果优于另外两种算 法,同时有效区分了坡度路面,可以为无人驾驶提供 可靠的障碍物点云信息。本文算法适用于小斜坡或 含多种障碍物的城市道路,但对于负障碍、水坑等场 景并不能很好地提取相关信息,因此,后续研究将利 用射线左右点与反射强度对负障碍的边界点进行提 取,以更好地避障。

参考文献

- Wang W M, Sakurada K, Kawaguchi N. Reflectance intensity assisted automatic and accurate extrinsic calibration of 3D LiDAR and panoramic camera using a printed chessboard [J]. Remote Sensing, 2017, 9(8): 851.
- [2] Vu T D, Burlet J, Aycard O. Grid-based localization and local mapping with moving object detection and tracking[J]. Information Fusion, 2011, 12(1): 58-69.
- [3] Han D B, Xu Y C, Wang R D, et al. Calibration of three-dimensional lidar extrinsic parameters based on multiple-point clouds matching[J]. Laser &. Optoelectronics Progress, 2018, 55(2): 022803.
 韩栋斌,徐友春,王任栋,等.基于多对点云匹配的 三维激光雷达外参数标定[J].激光与光电子学进 展, 2018, 55(2): 022803.
- [4] Zhao K, Xu Y C, Li Y L, et al. Large-scale scattered point-cloud denoising based on VG-DBSCAN algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (10): 1028001.
 赵凯,徐友春,李永乐,等.基于 VG-DBSCAN 算法 的大场景散乱点云去嗓[J].光学学报, 2018, 38(10): 1028001.
- [5] Thrun S, Montemerlo M, Dahlkamp H, et al. Stanley: the robot that won the DARPA grand challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2006, 23(9): 661-692.
- [6] Petrovskaya A, Thrun S. Model based vehicle detection and tracking for autonomous urban driving
 [J]. Autonomous Robots, 2009, 26(2/3): 123-139.
- [7] Xin Y, Liang H W, Mei T, et al. Dynamic obstacle

detection and representation approach for unmanned vehicles based on laser sensor[J]. Robot, 2014, 36(6): 654-661.

辛煜,梁华为,梅涛,等.基于激光传感器的无人驾驶汽车动态障碍物检测及表示方法[J].机器人,2014,36(6):654-661.

- [8] Biosca J M, Lerma J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(1): 84-98.
- [9] Himmelsbach M, Hundelshausen F V, Wuensche H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C] // 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 21-24, 2010, La Jolla, CA, USA. New York: IEEE, 2010: 560-565.
- [10] 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.
- [11] Li R Z, Yang M, Ran Y, et al. Point cloud denoising and simplification algorithm based on method library[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011008.
 李仁忠,杨曼,冉媛,等.基于方法库的点云去噪与 精简算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011008.
 [12] Zhang M F, Fu R, Guo Y S, et al. Road segmentation
- [12] Zhang MF, Fu R, Guo YS, et al. Road segmentation method based on irregular three dimensional point cloud[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1387-1394.
 张名芳,付锐,郭应时,等. 基于三维不规则点云的 地面分割算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(5): 1387-1394.