

基于点云簇组合特征的激光雷达地面分割方法

邵靖滔^{1,2,3}, 杜常清^{1,2,3*}, 邹斌^{1,2,3}

¹ 武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430070;

² 武汉理工大学汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 湖北 武汉 430070;

³ 武汉理工大学湖北省新能源与智能网联车工程技术研究中心, 湖北 武汉 430070

摘要 针对三维激光雷达在地面分割过程中存在分割不足和过分割的问题, 提出一种基于点云簇组合特征的激光雷达地面分割方法。首先将三维点云投影到扇形栅格中进行连通域聚类, 将梯度相差较小的栅格聚为一类。然后根据路面点云符合平面和直线几何特征的特点, 对每一簇进行特征值计算以挑选路面栅格簇的候选簇, 接着对其进行径向方向上的梯度检查以剔除误判栅格。最后使用三次 B 样条曲线进行平滑拟合, 实现地面点与非地面点的分割。在不同路面状况的场景中对所提方法进行验证。实验结果表明, 所提方法在含有多障碍物路面的准确率为 97.50%, 计算时间为 27 ms, 说明所提方法的地面提取准确率更高, 路面适应性更强。

关键词 传感器; 激光雷达; 地面分割; 组合特征; 连通域聚类

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0428001

Lidar Ground Segmentation Method Based on Point Cloud Cluster Combination Feature

Shao Jingtao^{1,2,3}, Du Changqing^{1,2,3*}, Zou Bin^{1,2,3}

¹ Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;

² Hubei Collaborative Innovation Center for Automotive Components Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China;

³ Hubei Research Center for New Energy & Intelligent Connected Vehicle, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430070, China

Abstract Aiming at the problem of insufficient segmentation and over-segmentation of 3D lidar in multi-type scene, a lidar ground segmentation method based on the combined features of point cloud clusters is proposed. First, the three-dimensional point cloud is projected into a fan-shaped grid to cluster the connected domains, and the grids with small gradients are clustered into one category. Then, according to the characteristics of the pavement point cloud conforming to the geometric characteristics of the plane and the straight line, the eigenvalue of each cluster is calculated to select the candidate clusters of the pavement grid cluster, and then the gradient in the radial direction is checked to eliminate the misjudged grid. Finally, the cubic B-spline curve is used for smooth fitting to realize the division of ground points and non-ground points. The proposed method is verified in different road conditions. The experimental results show that the accuracy of the proposed method on roads with multiple obstacles is 97.50%, and the calculation time is 27 ms, indicating that the proposed method has higher ground extraction accuracy and stronger road adaptability.

Key words sensors; lidar; ground segmentation; combination feature; connected domain clustering

OCIS codes 280.3640; 150.6910; 150.1135

收稿日期: 2020-06-06; 修回日期: 2020-07-15; 录用日期: 2020-08-03

基金项目: 湖北省技术创新重大专项(2019AEA169)、国家自然科学基金(51775393)

* E-mail: cq_du@whut.edu.cn

1 引言

环境感知技术是实现智能驾驶车辆的关键技术之一,涉及的传感器包括激光雷达、摄像头和毫米波雷达等。激光雷达对外部干扰的鲁棒性强,而且对纵向运动目标的解析度高,能够测量更广的视野范围,并且可以快速获取三维点云,因此具有广泛的应用范围^[1]。激光雷达点云数据中的大部分点是由地面反射回来的,则点云处理的第一步就是地面点云分割,该过程可以提取可行驶区域^[2],还可以分割和识别障碍物。针对障碍物的检测问题,地面点云分割的处理没有意义^[3-5],反而增加计算量。针对障碍物的聚类问题^[6],地面和障碍物是连通的,所以无法进行准确聚类,因此需要对地面点云进行分割^[7-8]。

目前,较为典型的三维激光雷达地面分割算法包含基于栅格地图的地面分割算法和基于图的地面分割算法两类。基于栅格地图的地面分割算法的核心思想是将点云数据栅格化,通过分析每个栅格中的点云特性来判断栅格属性。Kammel 等^[9]提出了一种基于栅格中最大高度差的地面检测算法,该算法是将三维点云投影到二维空间中并进行栅格化,通过比较每个栅格的最大高度差与设定阈值来分割地面,但仅以高度差作为分割依据容易造成分割结果不准确。Himmelsbach 等^[10]将三维数据以极坐标的形式栅格化,并对每个扇形区域进行非参数地面拟合,通过计算单个点与所拟合直线之间的距离来分离地面点与非地面点。李炯等^[11]提出了一种基于射线坡度阈值的分割方法,该方法通过自适应调整高度阈值来有效区分地面和坡面。基于图的地面分割算法的核心思想是利用激光雷达的扫描特点,并将同一扫描线上的两点和相邻扫描线上同角度的两点组成 4 邻域系统,采用无向图的形式组织点云并判断其属性,进而判断点云类别。Montemerlo 等^[12]将三维点云投影到二维空间中,通过二维空间中数据环之间的距离来判断各三维点是否属于地面点。Moosmann 等^[13]利用了平面法向量的局部凸形特征来分割点云,但计算量大,难以满足实时性的要求。朱株等^[14]采用了最大模糊线段法分割每条激光雷达点云扫描面的水平投影,构建以线段为节点的马尔可夫随机场无向图,根据长短线段的点数阈值经验值来设定障碍物和相邻梯度阈值,进而标记地面点与非地面点。

基于栅格地图的地面分割算法的分割精度较低,同时栅格范围的选取会影响计算速度及精确度。

基于图的地面分割算法的分割精度较高,该算法可以充分利用所有的三维点云数据,但对节点的选取较为单一,而且容易受到噪声的影响,并且在复杂路面下的鲁棒性较差。针对上述算法存在的问题,本文提出基于点云簇组合特征(点、线和面)的地面分割方法。利用地面坡度对点云进行连通域聚类,可以将三维点云分为若干个簇,在复杂且含有多个障碍物的路面情况下,可以将路面分为几种简单的路况并进行单独处理,因此该方法的鲁棒性较高且适应性好。通过协方差矩阵的特征值来判断点云簇的几何特征方法,由于综合考虑点云簇在三个方向上的特征信息,因此可以精确判断点云簇的形状,结合地面几何特征可以高效准确地分割出地面点。

2 点云簇组合特征方法概述

2.1 方法流程

基于点云簇组合特征(点、线和面)的地面分割方法的流程如图 1 所示,其中 N_g 为簇中的点云数量, N_{\min} 为栅格簇数量的最小值, L_g 为最小包围矩

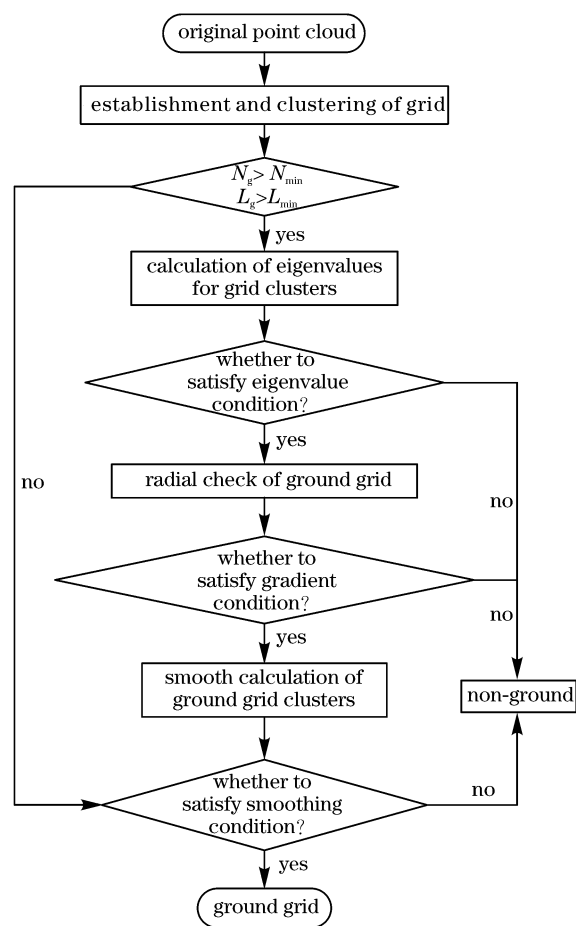


图 1 所提方法的流程

Fig. 1 Flowchart of proposed method

形的对角线长度, L_{\min} 为栅格簇长度的最小值。首先建立扇形栅格地图并对其进行连通域聚类;接着对符合特定条件的栅格簇进行特征值分析,筛选出符合线和面特征的栅格簇;然后在扇形栅格地图的径向方向上对筛选出的栅格簇进行梯度检查,筛选出满足梯度要求的栅格簇;最后在扇形栅格地图内,根据每条径向的地面栅格来建立平滑约束,对未能成簇的栅格或者是栅格数量较少的簇进行判断,如果满足平滑条件,则判断为地面栅格。

2.2 建立扇形栅格地图

扇形栅格地图的建立是由激光雷达的扫描特性决定的,建立的扇形栅格如图 2 所示。将点云投影到扇形栅格上,目的是对点云进行连通域聚类,将不同类型的路面聚为不同的类后进行单独处理。距离雷达越远,点云越稀疏,所以建立的栅格尺寸要适当增大才能反映其真实的几何特征。从图 2 可以看到,建立的扇形栅格地图随着扇形半径的增大,栅格尺寸也会相应增大,这可以很好地解决远处点云较为稀疏的问题。如果是矩形形状的栅格,那么栅格尺寸也是确定的,但较远处的点云未能准确反映其几何特征,这会对后续的处理造成影响。对栅格中所有点的高度取平均值(H_g),同时设置栅格的径向和环向精度分别为 P_h 和 P_r ,栅格中点云高度的最大值与最小值之差为 H_{\min} ,如果 H_{\min} 值大于设置的阈值 H_{\max} ,则将此栅格判断为障碍物栅格并删除此栅格。考虑到路面上会存在石头和垃圾等小障碍物,因此将 H_{\max} 设为 0.3 m,然后对剩余的栅格进行聚类,操作过程如下。

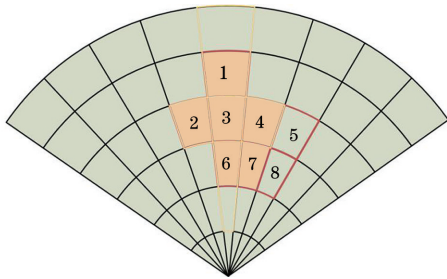


图 2 扇形栅格示意图

Fig. 2 Schematic of fan grid

1) 以一个随机栅格为中心建立一个新的簇,在规定的数量的邻域内搜寻满足梯度要求的栅格,如果径向聚类的邻域数 $N_h = 2$ 和环向聚类的邻域数 $N_r = 1$,则规定数量的邻域范围如图 2 阴影区域所示,梯度可表示为

$$G = H_g / D, \quad (1)$$

式中: D 为两个栅格坐标的欧氏距离。设定梯度阈值为 G_t ,若 $G < G_t$,说明这两个栅格满足梯度的要求,则删除不满足梯度要求的栅格。梯度阈值的设定,考虑了路面有轻微起伏的情况。若设定的阈值过小,起伏较小的连续路面可能会被分为两类,这将会增大运算量;若设定的阈值过大,这可能将一些障碍物栅格与地面栅格聚为同一类。综合考虑,将梯度阈值设为 0.15。

2) 在步骤 1) 建立的簇中以另一个新的栅格为中心,而且此栅格从未作为搜寻中心点,重复步骤 1) 的搜寻操作,直至符合梯度要求的栅格全部加入到此簇中。

3) 查找簇中从未作为搜寻中心的栅格,并以此栅格为中心进行搜寻操作,直至簇中不存在可以作为搜寻中心的栅格,此时簇扩充结束。

4) 以此簇以外的栅格为中心建立新的簇并重复步骤 1)~3),直至簇中不存在可以作为搜寻中心的栅格,此时形成若干个簇,说明连通域聚类完成。

2.3 协方差矩阵特征值分析

协方差矩阵可以处理多维问题,其特征向量对应的特征值可以表示该特征向量的投影长度,那么计算点云簇协方差矩阵的特征值就可以分析出该点云簇的几何特征。建立扇形栅格图后对所生成的簇绘制最小包围矩形,如果 L_g 值小于 L_{\min} 或者 N_g 值小于 N_{\min} ,说明该簇的点云是比较孤立的,暂时不对其进行处理,则对剩余的栅格簇进行特征值分析。 L_{\min} 和 N_{\min} 的设定是为了分离出一些零散点,但点数过少会导致特征分析的结果不准确。如果簇中点数小于 10,则认为是零散点,暂时不对其进行分析;如果簇中的点较为密集且 L_g 值小于 0.05 m,则也认为是零散点。所提方法结合了三维的几何特征,因此在特征提取方面有着较高的准确性。综合考虑 X 、 Y 和 Z 三个方向上的特征,建立协方差矩阵,表达式为

$$C = \begin{bmatrix} \text{Cov}(X, X) & \text{Cov}(X, Y) & \text{Cov}(X, Z) \\ \text{Cov}(Y, X) & \text{Cov}(Y, Y) & \text{Cov}(Y, Z) \\ \text{Cov}(Z, X) & \text{Cov}(Z, Y) & \text{Cov}(Z, Z) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\text{Cov}(a, b) = E \{ [a - E(a)] \times [b - E(b)] \}, \quad (3)$$

式中: $\text{Cov}(\cdot)$ 为协方差函数; a 和 b 为两个变量; E 为期望值; $\text{Cov}(X, X)$ 、 $\text{Cov}(Y, Y)$ 和 $\text{Cov}(Z, Z)$ 为

自身的方差; $Cov(X, Y)$ 和 $Cov(Y, X)$ 为数据在 X 和 Y 方向上的相关性; $Cov(X, Z)$ 和 $Cov(Z, X)$ 为数据在 X 和 Z 方向上的相关性; $Cov(Y, Z)$ 和 $Cov(Z, Y)$ 为数据在 Y 和 Z 方向上的相关性。(2)式中的每一项分别代表两个方向上的协方差值,使用(2)式可以求解协方差矩阵的特征值和特征向量。(3)式表示的是两个变量的协方差计算方法,使用(3)式可以依次求得每两个维度之间的协方差并建立协方差矩阵。特征向量所指的方向为 X 、 Y 和 Z 三个方向,每个特征向量对应的特征值即为在该特征向量上的投影长度。

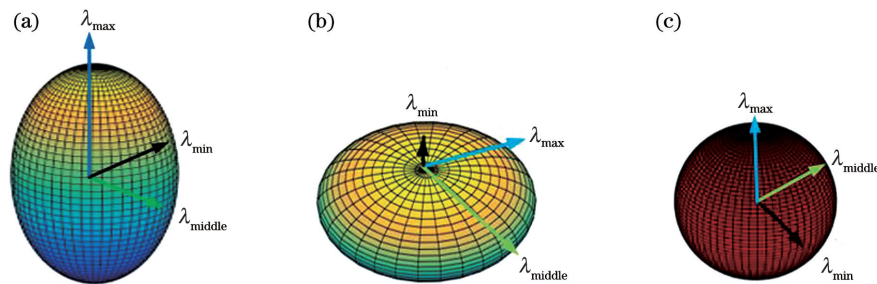


图 3 特征值分析示意图。(a) $\lambda_{\max} > \lambda_{\text{middle}} \approx \lambda_{\min}$; (b) $\lambda_{\max} \approx \lambda_{\text{middle}} > \lambda_{\min}$; (c) $\lambda_{\max} \approx \lambda_{\text{middle}} \approx \lambda_{\min}$

Fig. 3 Schematic of eigenvalue analysis. (a) $\lambda_{\max} > \lambda_{\text{middle}} \approx \lambda_{\min}$; (b) $\lambda_{\max} \approx \lambda_{\text{middle}} > \lambda_{\min}$; (c) $\lambda_{\max} \approx \lambda_{\text{middle}} \approx \lambda_{\min}$

2.4 径向方向梯度计算

经过 2.3 节的筛选,将符合条件的栅格簇作为地面栅格簇,但应考虑一种特殊的情况,即车辆在行驶过程中,前方突然出现比较高的平台,这种情况下平面上的点云分布也比较平坦并符合筛选条件,但事实上这些栅格并不是地面。为了解决此问题,对满足条件的栅格簇进行径向梯度的检查。以激光雷达所在的地面点为起始点,依次计算相邻两栅格之间的梯度 α 。为了避免较高平台被误分为地面点,设置梯度阈值为 α_{\max} 。如果 $\alpha > \alpha_{\max}$,说明两个相邻栅格之间的梯度相差过大,则将这两个相邻点的前一个点标记为终止栅格,且终止栅格之前的栅格均标记为地面栅格,此时将 α_{\max} 值设为 0.6。

径向方向上的梯度检查过程如图 4 所示。从

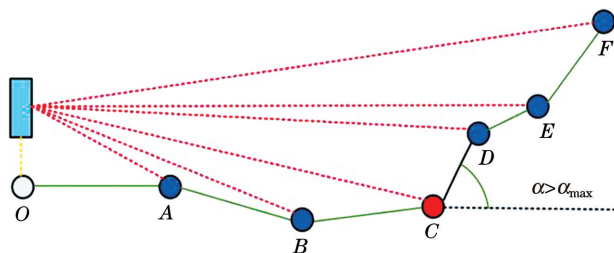


图 4 径向方向上的梯度检查过程示意图

Fig. 4 Schematic of gradient inspection process in radial direction

根据三个特征值的大小关系,可以描述成三种不同的形状,如图 3 所示。如果三个特征值中最大的特征值 λ_{\max} 远大于中间的特征值 λ_{middle} 和最小的特征值 λ_{\min} ,而另外两个特征值相近,此时栅格簇会趋向于线状,如图 3(a)所示;如果最小的特征值较小,而较大的两个特征值相近,此时栅格簇会趋向于面状,如图 3(b)所示;如果三个特征值大小相当,此时栅格簇趋向于球状,如图 3(c)所示。根据以上规则并结合实际地面的几何形状,判断线状和面状的栅格簇可能为地面栅格,为此筛选线状和面状的栅格簇进行下一步的处理。

图 4 可以看到,由于栅格 C 和栅格 D 之间的梯度 $\alpha > \alpha_{\max}$,则将栅格 C 标记为终止栅格,而起始栅格到终止栅格之间的所有栅格(O 、 A 和 B)均标记为地面栅格。

新起始栅格的判断方法如图 5 所示。从图 5 可以看到,栅格 B' 为终止栅格,栅格 E' 的高度低于栅格 D' ,但是栅格 B' 和栅格 E' 的高度差 h_1 过大,而且大于高度阈值 h_{\max} ,所以不能作为新的起始栅格,栅格 B' 和栅格 F' 的高度差 h_2 小于 h_{\max} ,所以将栅格 F' 作为新的起始栅格。

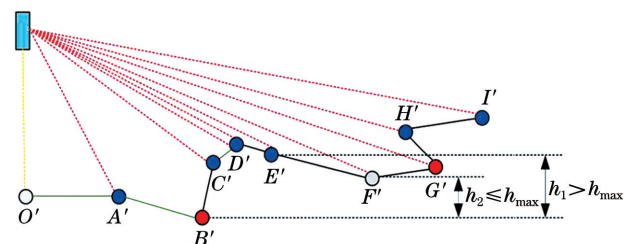


图 5 新起始栅格的判断方法

Fig. 5 New start grid determination method

经过径向梯度的检查,如果地面栅格簇中非地面栅格的数量多于地面栅格,则将此簇在地面栅格簇中删除。

2.5 平滑处理

由于地面连续且平滑,为了尽量逼近地面特点,

建立三次 B 样条曲线并在径向方向上对曲线进行平滑处理,将地面栅格簇的径向长度 R 作为横坐标,高度 h 作为纵坐标。针对未进行特征值计算的栅格簇,将其径向长度(横坐标)代入对应段的平滑函数中以求出相应的纵坐标 H_s ,将 H_s 与其真实高度 H_i 作差,如果 $H_s - H_i < |H_{diff}|$,那么该栅格属于地面栅格,其中 H_{diff} 为平滑处理后的高度阈值。

B 样条曲线的表达式为

$$P_{m,k}(t) = \sum_{n=0}^k P_{n+m} \cdot N_{n,k}(t), \quad (4)$$

$$N_{n,k}(t) = \frac{1}{k!} \cdot \sum_{r=0}^{k-n} (-1)^r C_{k+1}^r (t+k-n-r)^k, \quad (5)$$

式中: m 为起始的控制点; P 为曲线段的控制点, k 为 k 次 B 样条曲线; $t \in [0,1]$; n 为迭代参数, $n = 0,1,\dots,k$; $N_{n,k}(t)$ 为基函数。令 $k=3$,控制点的个数为 $k+1$ 个,也就是有 4 个控制点,分别对应 4 个基函数。假设 4 个控制点分别为 P_0, P_1, P_2 和 P_3 ,以三次 B 样条曲线段 $P_{0,3}(t)$ 为例,将其表达成矩阵的形式,即

$$P_{0,3}(t) = \frac{1}{6} [1 \quad t \quad t^2 \quad t^3] \times \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 3 & -6 & 6 & 0 \\ -1 & 3 & -3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_0 \\ P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

同理,可以求出 $P_{1,3}(t), P_{2,3}(t)$ 和 $P_{3,3}(t)$ 。按照栅格簇中径向长度的顺序,可以得到多段样条曲线。图 6 为平滑处理过程。由 (4) 式和 (5) 式可知,每 4 个控制点会形成一段三次 B 样条曲线。从图 6 可以看到,5 个控制点可以形成两条曲线,平滑后的曲线更符合地面特征;对于零散点⑥,将其径向长度代入所求得的三次 B 样条曲线方程中,比较真实值与函数值的差值,如果长度 h_0 小于设定的阈值,那

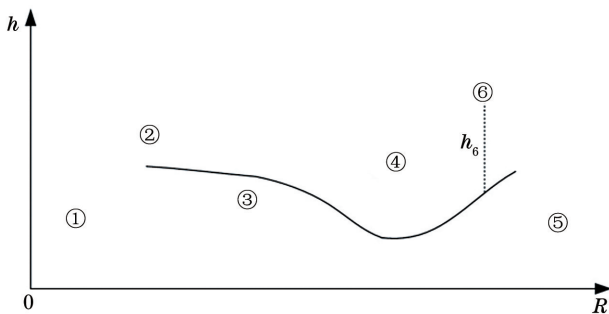


图 6 平滑处理过程

Fig. 6 Smoothing process

么该点为地面点。

对输入的初始点云进行扇形栅格的处理以初步剔除障碍物栅格,然后对其进行梯度聚类,对符合梯度的栅格簇进行特征值分析。根据特征值的差异并结合三个方向的特征,筛选出符合地面几何形状的栅格簇,然后对其进行径向梯度的检查,以避免前方出现高台导致误判断,最后对未进行特征值分析的栅格簇进行平滑处理,得到符合地面条件的栅格,从而实现地面的分割。

3 算法验证

为了验证所提方法的可靠性和准确性,在 KITTI 数据集上进行实验。KITTI 数据集是自动驾驶场景下的算法评测数据集,包含市区、乡村和高速公路等多场景的真实数据^[15]。使用 KITTI_2011_09_26_0000、KITTI_2011_09_26_0079 和 KITTI_2011_09_28_0043 数据集对所提方法进行测试,数据集中包括简单的粗糙路面、含有斜坡的路面和多障碍物路面。硬件平台 CPU 为 i7-7700HQ,基于 ROS(Robot Operating System)操作系统,编程语言为 C++。

3.1 简单粗糙路面

选取简单且包含少量障碍物的粗糙路面进行分析,将局部凹凸性算法^[13]和最大高度差法^[9]与所提方法进行对比,结果如图 7 所示,其中左图为总览图,右图为局部放大图。从图 7 可以看到,对于距离雷达较近的区域,文献[13]的地面分割效果良好,但从局部放大图可以看到,距离较远的区域出现明显的误分割现象;文献[9]将地面点中较多的点错分为障碍物点,从局部放大图可以看到,圈出的区域被误分为非地面点;所提方法在粗糙路面上基本未出现误分割的现象,从局部放大图可以看到,对于有一定高度差的地面交界处,分割效果较好。原因在于所提方法在地面交界处对点云栅格进行连通域聚类,将梯度差距较小的栅格聚为一类,所以很好地解决由高度阈值分割地面带来的误分割问题。

3.2 带有斜坡的路面

在包含复杂斜坡的路面下,现有的地面分割方法容易产生过分割或分割不足的现象,采用局部凹凸性算法^[13]、扫描线段特征法^[16]和所提方法对含有斜坡的路面进行测试,结果如图 8 所示。从图 8 可以看到,文献[13]在斜坡底部的分割效果良好,但超过一定距离后,出现明显的误分割现象,这是由于无向图在距离雷达较远处出现大量的未知区域;文

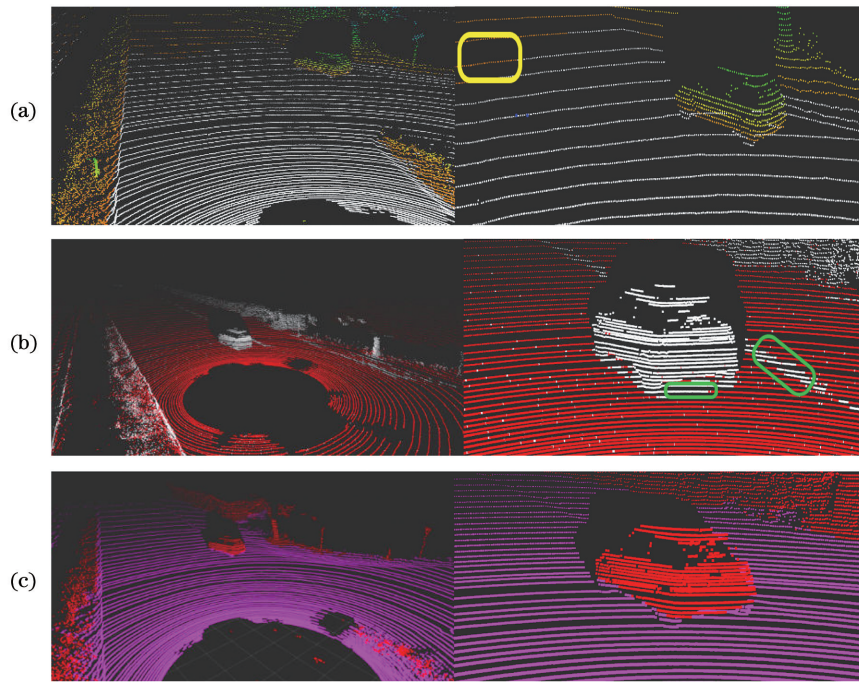


图 7 简单粗糙路面在不同方法下的测试结果。(a)文献[13];(b)文献[9];(c)所提方法

Fig. 7 Test results of simple rough road surface under different methods. (a) Ref. [13]; (b) Ref. [9]; (c) proposed method

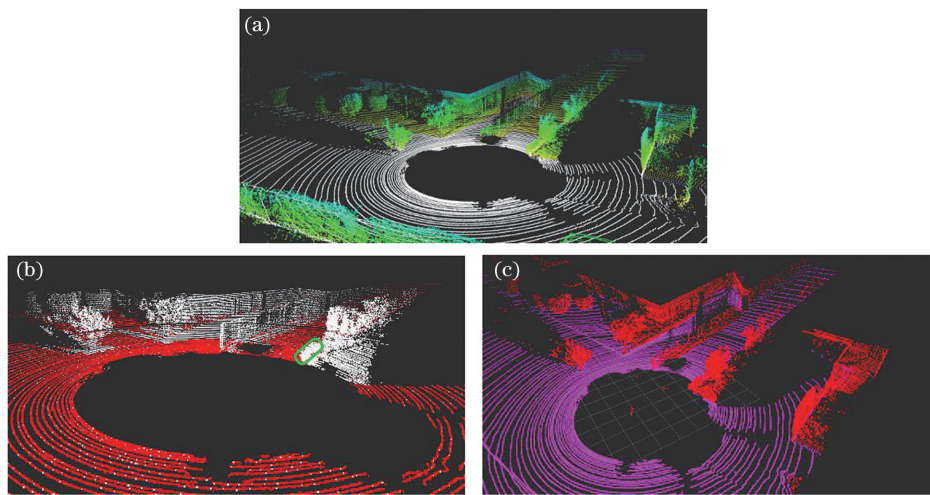


图 8 斜坡路面在不同方法下的测试结果。(a)文献[13];(b)文献[16];(c)所提方法

Fig. 8 Test results of slope pavement under different methods. (a) Ref. [13]; (b) Ref. [16]; (c) proposed method

献[16]在斜坡路面上的分割效果良好,但是在平坦地面、斜坡以及斜坡上路沿的交界处出现明显的误分割现象,这是由于该方法只将扫描射线上点之间的坡度差作为地面点的判断依据,而三种地形的交界位置容易将较高的路沿位置错分成斜坡上的点,则该点与同一射线上前一个点的坡度差就过大,从而导致误判为非地面点;在斜坡路面上,所提方法表现出较好的分割效果,这是由于所提方法对点云进行径向方向上的梯度检查和平滑处理,可以正确分割因梯度产生突变的多种地形交界,避免因梯度产

生突变而出现误分割的现象,说明所提方法能够很好地适应各种路面。

3.3 障碍物较多的路面

对于含有较多的障碍物且障碍物之间存在交叉的场景,分别采用所提方法、局部凹凸性算法^[13]、扫描线段特征法^[16]进行测试,结果如图 9 所示。从图 9 可以看到,当障碍物较多时,文献[13]在障碍物交叉区域的地面分割效果良好,但当距离稍远时,误分割现象较严重;当路面上出现多个行人时,而且行人之间的距离较近,此时文献[16]对交叉障碍物下

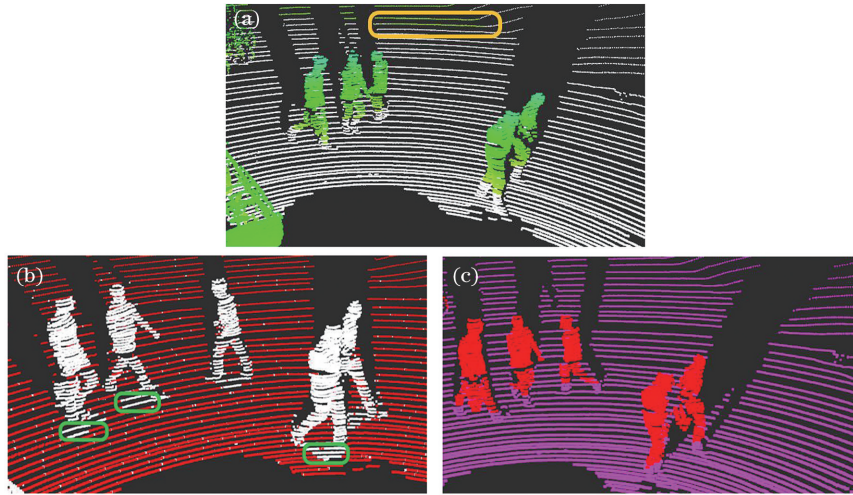


图 9 多障碍物路面在不同方法下的测试结果。(a)文献[13];(b)文献[16];(c)所提方法

Fig. 9 The test results of multi-obstacle pavement under different methods. (a) Ref. [13]; (b) Ref. [16]; (c) proposed method

的路面出现误分割的现象,原因在于该算法只考虑径向方向上的坡度大小,当多个障碍物存在交叉时,会存在部分区域点云缺失的问题,所以在该区域附近的区域就缺少参考点,因此无法正确判别;所提方法综合考虑点云簇在 X 、 Y 和 Z 方向上的组合特征,而且不需与其他点进行比较,只需挑选出符合地面几何特征的点云簇,说明所提方法对于存在多种障碍物交叉的地面起到很好的作用,最后进行三次 B 样条曲线拟合和平滑处理,对一些散落未成簇的点进行处理可以进一步提高所提算法的准确性。

3.4 定量评估

使用的 KITTI 数据集均含有地面点云分割的真值,为了进一步验证所提方法的可靠性和准确性,将地面分割结果与真值进行比较。采用统计学中灵敏度(TPR)和特异度(FNR)两个参数来表示分割效果的好坏,计算公式分别为

$$x_{\text{TPR}} = x_{\text{TP}} / (x_{\text{TP}} + x_{\text{FN}}), \quad (7)$$

$$x_{\text{FPR}} = x_{\text{FP}} / (x_{\text{FP}} + x_{\text{TN}}), \quad (8)$$

式中: x_{TP} 为地面点的正样本; x_{FN} 为非地面点的正样本; x_{FP} 为地面点的负样本; x_{TN} 为非地面点的负样本。从(7)式和(8)式可以看到,TPR 值越大,说明地面样本被正确分割为地面点的比例越大,反之则越小;FPR 值越大,说明非地面样本被错误分割为地面点的比例越大,反之则越小。因此,希望实验结果中的 TPR 值尽量大,FPR 值尽量小,所提方法与其他算法在几种典型路面场景的定量评估结果如表 1 所示。

表 1 不同场景下各方法的地面分割效果

Table 1 Ground segmentation effect of each method in different scenes

Scene	Method	TPR / %	FPR / %	Consuming time / ms
Simple rough road	Proposed method	99.93	0.01	25
	Ref. [13]	95.21	0.49	30
	Ref. [9]	90.20	5.82	26
Complex slope road	Proposed method	98.70	0.53	27
	Ref. [16]	96.83	2.17	32
	Ref. [13]	87.64	6.59	30
Multiple obstacle road	Proposed method	97.50	0.72	27
	Ref. [16]	93.10	3.24	31
	Ref. [13]	90.83	8.57	31

从表 1 可以看到,所提方法在简单粗糙路面上的分割准确率为 99.93%,在斜坡路面上的准确率为 98.70%,在障碍物较多的路面上的准确率为 97.50%;对于简单粗糙路面,文献[9]的分割效果较好,文献[13]对于距离雷达较近的分割效果良好,超过一定距离后的误分割现象严重,而所提方法的分割准确度稍优于文献[9],优于文献[13];在实时性方面,所提方法在简单粗糙路面下的计算时间为 25 ms,较文献[9]和文献[13]有所提升,可以满足实时性的要求;对于复杂斜坡路面和障碍物较多且存在交叉的场景,所提方法的分割准确度明显优于

文献[16]和文献[13]。文献[13]采用局部凹凸性算法来分割不同的物体,以局部平面的法向量方向作为地面分割的准则,采用点周围的几个点来拟合一个平面,在构建无向图的过程中设定了阈值,使得远距离的点被删去,这容易造成障碍物的边缘判断错误,所以在距离较远处产生黑色区域从而降低算法的准确度。文献[16]仅比较射线上两点的坡度差和阈值,并将其作为判断地面点的唯一依据,对于斜坡、斜坡路沿和平坦路面的交界处而言,容易将路沿上的点错误分类,从而导致地面点被误判为非地面点。对于含有斜坡路面和多障碍物路面,所提方法的计算时间为 27 ms,低于文献[16]和文献[13],这可以满足实时性的要求。所提方法在不同路面的场景中均能表现出较好的分割性能,能够克服多种路面和多障碍物的干扰因素,其分割准确性和鲁棒性明显优于其他方法。原因在于所提方法首先将点云栅格进行连通域聚类,将梯度相差较小的栅格聚为一类,这就可以对不同坡度的路面进行分类处理;然后计算点云簇协方差矩阵的特征值,根据特征值的大小关系来判断点云簇的组合特征,综合利用点云簇在三个方向上的特征信息,避免某一方向上的维度缺失;最后通过三次 B 样条曲线拟合和平滑处理,对一些比较零散且未能成簇的点云进行正确分类,避免因点云较稀疏而出现分割不足和过分割的现象,最终提高所提方法的准确性和鲁棒性。

4 结 论

考虑到现有地面分割方法存在鲁棒性差以及未能适应各类型路面的问题,提出一种基于点、线和面组合特征的地面分割方法,实验验证所提方法在简单粗糙路面上的分割准确率达 99.93%,在斜坡路面上的准确率达 98.70%,在障碍物较多的路面上的准确率达 97.50%,均高于现有算法。在实时性方面,所提方法在简单粗糙路面上的计算时间为 25 ms,含有斜坡路面和多障碍物路面上的计算时间为 27 ms,相较于现有算法有所提升,说明所提方法满足实时性的要求。为了避免因梯度突变造成分割不准确以及遇到较高且比较平坦的平台产生误分割的情况,通过计算点云簇协方差矩阵的特征值来判断该点云簇的几何形状,充分利用点云在三个维度上的信息并在径向方向上进行梯度检查,说明所提方法的适应性更强。最终进行三次 B 曲线拟合和平滑处理,可以准确高效地分割地面点和非地面点。

在简单粗糙路面、含有斜坡的路面和障碍物较多且有交叉的路面,将所提方法与其他算法进行对比。实验结果表明,所提方法在车辆周围区域、行人与地面接触区域、斜坡与斜坡路沿交界区域以及含有多个障碍物且存在交叉的区域均能够较好地分割地面点和非地面点,而且可以较好地适应不同复杂程度的路面环境。说明所提方法具有较好的鲁棒性和较高的准确率,为智能车辆提供准确的路面区域信息。

所提方法适用于干燥且光照条件良好的路面,对多种障碍物交叉的路面也有较好的分割效果,但并未考虑含有阴影、积水较多以及乡村的泥洼路段。之后将运用点云强度信息对所提方法进行深入研究以提升方法的适应性,有助于进一步提升智能车辆的安全性。

参 考 文 献

- [1] Hui Z Y, Cheng P G, Guan Y L, et al. Review on airborne LiDAR point cloud filtering [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 060001. 惠振阳, 程朋根, 官云兰, 等. 机载 LiDAR 点云滤波综述 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6): 060001.
- [2] Wang X Z, Li J, Li H J, et al. Obstacle detection based on 3D laser scanner and range image for intelligent vehicle [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2016, 46(2): 360-365. 王新竹, 李骏, 李红建, 等. 基于三维激光雷达和深度图像的自动驾驶汽车障碍物检测方法 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2016, 46(2): 360-365.
- [3] Glennie C. Calibration and kinematic analysis of the velodyne HDL-64E S2 lidar sensor [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2012, 78(4): 339-347.
- [4] Haselich M, Bing R, Paulus D. Calibration of multiple cameras to a 3D laser range finder [C] // *International Conference on Emerging Signal Processing Applications (ESPA)*, January 12-14, 2012, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2012: 25-28.
- [5] Vu T D, Burtet J, Aycard O. Grid-based localization and local mapping with moving object detection and tracking [J]. *Information Fusion*, 2011, 12(1): 58-69.
- [6] Jiang J F, Li Q Z, Huang M H, et al. Real-time detection of obstacles and passable areas based on three-dimensional lidar [J]. *Laser & Optoelectronics*

- Progress, 2019, 56(24): 242801.
- 蒋剑飞, 李其仲, 黄妙华, 等. 基于三维激光雷达的障碍物及可通行区域实时检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(24): 242801.
- [7] Cheng Z Y, Ren G Q, Zhang Y. Obstacle recognition in vegetation environment based on Markov random field[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(3): 031010.
- 程子阳, 任国全, 张银. 基于马尔可夫随机场的植被环境中的障碍物识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(3): 031010.
- [8] Wang K, Lü Y M, Yuan F, et al. Research on laser measurement point cloud data compensation and pose matching [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 062802.
- 王康, 吕彦明, 袁飞, 等. 激光测量点云数据补偿和位姿匹配的研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 062802.
- [9] Kammel S, Pitzer B. Lidar-based lane marker detection and mapping [C] // 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 4-6, 2008, Eindhoven, Netherlands. New York: IEEE, 2008: 1137-1142.
- [10] 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, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 2010: 560-565.
- [11] Li J, Zhao K, Bai R, et al. Urban ground segmentation algorithm based on ray slope threshold [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0928004.
- 李炯, 赵凯, 白睿, 等. 基于射线坡度阈值的城市地面分割算法[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 0928004.
- [12] Montemerlo M, Becker J, Bhat S, et al. Junior: the stanford entry in the urban challenge[J]. Journal of Field Robotics, 2008, 25(9): 569-597.
- [13] Moosmann F, Pink O, Stiller C. Segmentation of 3D lidar data in non-flat urban environments using a local convexity criterion [C] // 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 3-5, 2009, Xi'an, China. New York: IEEE, 2009: 215-220.
- [14] 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. 基于马尔可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.
- [15] Karlsruhe Institute of Technology. KITTI data set [DB/OL]. [2020-07-05]. <http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/index.php>.
- [16] 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): 111-120.
- 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): 111-120.