

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413110

无人驾驶扫地机道路可行驶区域的融合提取研究*

李思纯, 王建军, 宋伟润, 陈波, 王文心

(山东理工大学机械工程学院 淄博 255049)

摘要: 真实有效的检测出道路可行驶区域,对无人驾驶扫地机路径规划、实时导航和避障至关重要。采用三维激光雷达获得道路环境点云后,首先采用改进的地面分割算法,分割出地面和非地面点云。然后,对于结构化道路,根据点云几何特征判断道路边界候选点和障碍物,采用随机抽样一致性与最小二乘法相结合,提取了路牙石边界线及排除出路面上障碍物的隔离线;对于非结构化道路,采用激光反射率聚类处理提取出道路面,通过滑动窗口法判断出边界点并采用B样条曲线提取出边界。继而,通过距离判据融合上述两种算法所获得的边界线,得到道路可行驶区域。最后,采用无人驾驶实验系统进行了可行驶区域提取实验。结果表明,所提出的融合算法在混合道路上的可行驶区域提取精确率和召回率分别为96.5%和92.7%,平均处理时间仅为29 ms,对道路宽度测量准确率可达97.1%,证明该融合算法具有高精度和高效性。

关键词: 三维激光雷达;道路提取;点云反射强度;可行驶区域检测;全覆盖路径规划

中图分类号: TH86 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Fusion extraction of road drivable areas for unmanned sweepers

Li Sichun, Wang Jianjun, Song Weirun, Chen Bo, Wang Wenxin

(School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: Real and effective detection of the drivable area on roads is essential for the path planning, real-time navigation, and obstacle avoidance of unmanned sweeping machines. After obtaining the laser point cloud of the road environment using 3D LiDAR, an improved ground segmentation algorithm is first used to segment the ground and non-ground point cloud. Then, for structured roads, candidate road boundary points and obstacles are determined based on the geometric features of the point cloud. The random sampling consistency algorithm is combined with the least squares method to extract the curb boundary lines and the isolation lines that remove obstacles on the road surface. For unstructured roads, laser reflectivity clustering is used to extract the road surface, and the sliding window method is used to determine the boundary points and extract the boundary curves using B-spline. In turn, by integrating the boundary lines obtained from both algorithms using distance criteria, the drivable area of the road is obtained. Finally, an unmanned driving experimental system is used to extract drivable areas. The experimental results show that the fusion algorithm proposed achieves an accuracy of 96.5% and a recall rate of 92.7% for extracting the drivable area of laser point cloud data on mixed roads, with an average processing time of only 29 milliseconds. The accuracy of measuring the width of the real drivable area reaches 97.1%, proving that the road drivable area fusion algorithm offers both high accuracy and efficiency.

Keywords: 3 D LiDAR; road extraction; point cloud reflection intensity; drivable areas detection; full coverage path planning

0 引言

随着自动驾驶汽车技术的迅速发展,对道路行驶安

全和运输效率的需求日益增加。而自动驾驶汽车的驾驶安全和智能是建立在对驾驶环境准确、快速的理解基础上。实现自动驾驶依赖准确的环境感知算法,而可行驶区域的检测是环境感知的重要研究内容^[1-4]。可行驶区

收稿日期:2024-07-31 Received Date: 2024-07-31

* 基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2023MF046)、山东省创新型中小企业能力提升工程项目(2022TSGC2278)、淄博市重点研发项目(2021SNCG0053)、张店区校城融合项目(2021JSCG0020)资助

域检测指车辆在行驶中检测和提取可通行的区域,提取出的可行驶区域信息结合车载高精地图可以实现路径规划、障碍物规避等功能^[5-6]。

根据传感器的不同,感知系统下的可行驶区域检测主要分为基于相机和基于激光雷达两类。视觉检测是当前检测可行驶区域研究的热点之一。早期有依赖于手工设计的特征和分类器,例如基于消失点的方法^[7-8]。还有利用立体视觉系统,采用检测算法提取边缘段得到可行驶区域^[9-10]。近几年,逐渐发展起来了学习驾驶场景语义的深度神经网络方法^[11-16]。视觉检测方法在简单固定场景下可以使用,但如果遇到黑暗、雨雪天气,这些方法将难以有效检测。

相比于视觉检测,激光雷达的应用范围更加广泛^[17-19]。激光雷达作为一种高精度主动式的环境探测传感器,具有较高的分辨率和精度,较强的抗干扰性和广泛的扫描范围,不受光照和阴影遮挡的影响^[20-23]。目前,激光雷达对道路环境检测方法,主要是基于点云的坐标变化特征和激光线的空间特征进行判断、检测道路边界线,规划出可行驶区域,如文献[24]利用点云的最大高差、切线角特征和相邻点之间的距离变化等特征检测道路边界点;文献[25]采用滑动梁方法,并使用搜索方法检测每帧中的路沿;文献[26]通过线段的空间特征检测障碍物,对感兴趣的路面点云进行边界拟合得到自由区域。另外,Xue 等^[27]利用贝叶斯广义核推理和双边滤波对未观测到的区域进行属性估计,采用卡尔曼滤波将多帧信息融合。李维刚等^[28]以法向量夹角为约束条件的区域生长算法分割出路面点云。这些方法因使用道路形态先验知识,在城市结构化道路下具有良好表现,但在多岔路和环岛等复杂情况下检测成功率较低,而且在缺乏明显空间特征的非结构化道路场景下,现有的检测方法无法完全实现可行驶区域检测任务。因此,为提高在道路缺乏空间特征时的检测准确率,提出了在基于点云空间特征检测的基础上,融合点云反射强度聚类的路边检测方法,更好更可靠的判断出道路可行驶区域。

对于拟合道路边界线,邹斌等^[29]提出依据激光雷达高度特征和水平特征提取可通行区域,采用最小二乘法拟合道路边界,但道路形状不规则或路面起伏较大时误差偏大,且投影会丢失三维信息,将降低提取性能。李广敬等^[30-31]通过栅格化和分层化处理后得到点云的几何特征检测道路边界,使用随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)拟合道路边界,但当道路本身弯曲时,不能满足工程需求。针对以上问题,本文提出采用随机抽样一致性算法寻找出最优内点集,将离群点过滤,再通过最小二乘拟合最优内点集,拟合出结构化道路的边界,并采用 3 次 B 样条曲线拟合出非结构化道路的边界,融合两种算法得到完整的可行驶区域边界。

综上所述,为了更好的实现无人驾驶扫地机在道路上的环境感知和路径导航,本文基于无人驾驶车辆上的三维激光雷达实时扫描点云,提出了一种道路可行驶区域的高效的融合提取算法,主要分 3 步:即预处理、地面点云分割、道路可行驶区域检测。主要有 2 个创新点:1)采用改进的地面分割算法,分割出地面点云和非地面点云;2)采用两种方法的融合提取道路边界,一方面根据点云的空间特征搜索得到道路边界候选点,结合随机采样一致性算法和最小二乘算法对道路边界进行拟合;另一方面根据激光反射率聚类提取出道路面,通过滑动窗口法判断出边界点并使用 B 样条曲线提取边界;采用欧氏距离判据法融合两种算法,得到完整可靠的道路可行驶区域。

1 道路可行驶区域提取理论及具体措施

1.1 实验系统搭建

自行搭建了无人驾驶实验系统,即以电动扫地机为基础平台,进行了计算机自动控制改造,并加装了激光雷达、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)和光电编码器等设备,如图 1 所示为各设备型号及安装位置。



图 1 无人驾驶实验系统

Fig. 1 Autonomous driving experimental system

1.2 点云获取、运动矫正及滤波预处理

采用 Velodyne VLP-16 线激光雷达进行道路的可行驶区域检测,每秒可输出 30 万个数据点,电机以 20 Hz 频率旋转实现 360°环境扫描,测量范围可达 100 m,测量精度为 $\pm 3\text{cm}$ 。激光雷达测量的原始数据用球坐标系 $Q = \{q_i | \gamma_i, \theta_i, \omega_i\}$ 表示,其中, γ_i 表示传感器到点 q_i 的径向距离, θ_i 和 ω_i 分别为 q_i 的水平角和垂直角,转换到笛卡尔坐标系下,点坐标为 $Q = \{q_i | x_i, y_i, z_i\}$,由下式转换:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_i \cos(\omega_i) \sin(\theta_i) \\ \gamma_i \cos(\omega_i) \cos(\theta_i) \\ \gamma_i \sin \omega_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

激光雷达扫描一周获得一个点云帧时,如果扫地机的运动和姿态发生变化,激光雷达扫描中心将随着扫地

机位置和姿态的变化而变化。假设扫地机以 1 m/s 的速度沿 Y 轴前行,经过 1 000 ms,激光雷达扫描线的坐标原点随扫地机前进了 1 m。激光雷达同一条扫描线上的点不是按照同心圆分布,而是按照螺旋曲线分布,若不进行运动矫正,则点云的误差较大。

对于扫地机俯仰和倾斜角度的变化,会对传感器坐标系原点和坐标轴方向产生显著影响,从而影响激光点分布,如图 2(a) 和 (b) 所示。

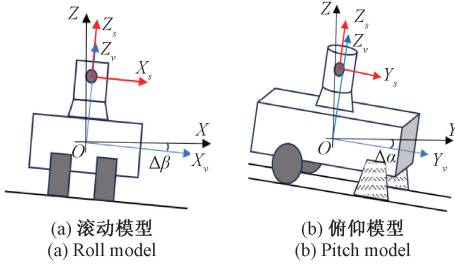


图2 激光扫描的运动畸变

Fig. 2 Motion distortion in laser scanning

当扫地机行驶在路面上时,路面倾斜或路面不平整时,车体与地面的坐标系会产生俯仰角度 $\Delta\alpha$ 和倾斜角度 $\Delta\beta$ 的变化,会将地面上的点云误认为障碍物。因此,为准确检测道路的可行行驶区域,处理点云时需考虑扫地机姿态变化。该扫地机安装了惯性测量单元、光电编码器,可以实时获取扫地机的姿态变化用来检测和校正原始激光点云数据。所选惯性测量单元动态精度为 0.2° ,分辨率为 0.01° 。所选光电编码器安装于扫地机的左右两轮上,计数脉冲 2 000 P/R,可实时记录扫地机移动距离。将这些传感器融合,可提供准确速度信息和位姿信息。假设扫描周期较短,无人驾驶扫地机的位置和方向在扫描过程中线性变化,则每个扫描位置对应的车辆位置和姿态变化可通过线性差分计算出来。

设扫描过程中扫地机的空间位置变化为 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T$,俯仰角度和倾斜角度变化分别为 $\Delta\alpha$ 和 $\Delta\beta$ 。对于水平旋转角度为 θ_i 的原始点 $Q = \{q_i | x_i, y_i, z_i\}$,扫描时其俯仰角和倾斜角的变化分别为 $\Delta\alpha_i$ 和 $\Delta\beta_i$,扫地机的空间位置变化量为 ΔT_i 。

$$\Delta\alpha_i = \frac{2\pi - \theta_i}{2\pi} \Delta\alpha \quad (2)$$

$$\Delta\beta_i = \frac{2\pi - \theta_i}{2\pi} \Delta\beta \quad (3)$$

$$\Delta T_i = \frac{2\pi - \theta_i}{2\pi} (\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T \quad (4)$$

$$R_i = \begin{bmatrix} \cos\Delta\alpha_i & 0 & \sin\Delta\alpha_i \\ -\sin\Delta\alpha_i \sin\Delta\beta_i & \cos\Delta\beta_i & \cos\Delta\alpha_i \sin\Delta\beta_i \\ -\sin\Delta\alpha_i \sin\Delta\beta_i & -\sin\Delta\beta_i & \cos\Delta\alpha_i \cos\Delta\beta_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

则经过运动矫正后的点云坐标 q_i^* 为:

$$\begin{bmatrix} x_i^* \\ y_i^* \\ z_i^* \end{bmatrix} = R_i \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} + \Delta T_i \quad (6)$$

另外,对获得的激光点云需要进行预处理,预处理包括点云数据滤波、去噪等。

1.3 地面点云提取

地面点云提取主要有 4 种方法:平面栅格法、点云向量法、模型拟合法和面元网格法。文献[32]首先提取地面种子候选点集,在划分段的基础上进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)求取法向量平面参数,然后迭代求取最佳法向量。文献[33]提出了径向有界最近邻图的算法。文献[34]提出了一种基于先验信息采样一致性拟合和小型障碍物剔除的激光雷达地面分割方法。文献[35]将整个激光点云投影到二维地平面,按角度划分扇区,在每个扇区内根据范围等分为一个个格子(bin),用每个 bin 内 z 值最小的点进行直线拟合,如果拟合出的直线符合地面的特征,就判定为地面线,所有与地面线距离够近的点判定为地面点。

本文在文献[35]的基础上进行改进,采用 16 线激光雷达线束分布的特性,有 16 个线束,就分配了 16 个 bin,无需按范围等距划分,大大降低计算量,节省了每帧地面分割的时间。对于地面线提取问题,使用最小二乘法和直线斜率判断。将所有点进行二进制标记,表示点是否属于地面点,构建地面模型。地面模型要求适合描述平坦和倾斜的地形以及两者之间的过渡,为了捕捉这种过渡,需要考虑局部地面的性质。

将地面模型表示为无限半径的圆 $r = \infty$,并将其划分为离散的若干段,可以实现点云数据的高效分割,如图 3(a) 所示。为了考虑激光雷达的 360° 的扫描范围,引入了参数 $\Delta\alpha$,表示每个段覆盖的角度,将圆分成 N 段,其中, $N = \frac{2\pi}{\Delta\alpha}$ 。

一个点映射到的段用 $segment_{(q_i)}$ 表示:

$$segment_{(q_i)} = \frac{\arctan2(y_i, x_i)}{\Delta\alpha} \quad (7)$$

$\arctan2(y, x)$ 表示平面的正 x 轴与 $q(x, y)$ 之间的角度,并保证在 $[0, 2\pi]$ 范围内,用 Q_s 表示映射到同一段 S_s 上的集合:

$$Q_s = \{q_i \in Q | segment_{(q_i)} = s\} \quad (8)$$

式中, Q 表示所有点云; q_i 表示的是点云 i ; s 表示的段; Q_s 表示的段内的点云集合。

为了得到地面估计点的排序,引入了一个点的映射,根据 $x - y$ 平面上的点到中心点的距离 d ,将每个段分为 16 个 bin, $b_j^s (j = 1, \dots, 16)$ 表示,用式(9)表示每个 b_j^s 的

最大空间范围:

$$r_j^{\min} < \sqrt{x^2 + y^2} < r_j^{\max} \quad (9)$$

如图 3(b)所示,前面是进行了 $x-y$ 平面的投影,却保留了该点的 z 坐标。

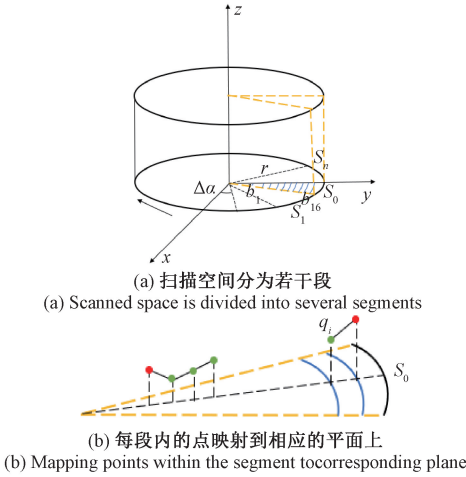


图 3 点云的空间划分

Fig. 3 Spatial partitioning of point clouds

也就是将一个三维坐标点,转变为一个二维坐标点,外加一个 $x-y$ 平面的角度信息 θ :

$$\{x, y, z\} = \{d, z\} + \theta, \text{ 其中, } d = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (10)$$

将三维数据 $\{x, y, z\}$ 转换为二维数据 $\{d, z\}$, 发现使用 Z 坐标最低的点会产生良好的结果,按由近到远的顺序遍历每一个 bin,提取直线。地平面线是根据 Z 点链接成的线段提取出来的,如果点到直线的距离大于规定的阈值,在这种情况下,将该点标记为非地面点。根据每个空间里保存的 Z 轴方向上的最低点来做直线拟合,判断直线的斜率、点到直线的距离、直线拟合的误差等,来判断是否是地面点。如图 4 所示为地面与非地面分割结果,红色点为地面点云,黑色点为非地面点云。

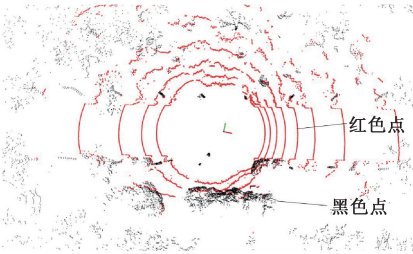


图 4 地面分割点云图

Fig. 4 Point cloud map after ground segmentation

通过处理 1 000 帧的点云数据集,文献[35]平均每帧处理时间为 47.23 ms,本文改进后的地面分割算法平均每帧处理时间降为 18.99 ms,可大大节省时间,符合实时要求。

1.4 结构化道路边界线的提取

1) 结构化道路边界候选点的提取

对于结构化道路,路沿石是区分道路区域和非道路区域的重要因素,所以道路边界候选点选择十分重要。当激光雷达扫描地面时,同一激光线上连续 3 个点的水平角度和高度不会产生明显变化。当遇到路沿石、杂草或者土地时,激光扫描线都会变的不均匀,连续 3 个点的空间夹角产生一定的变化,如图 5 所示,因此可通过连续 3 个点的空间夹角来判断道路边界点。

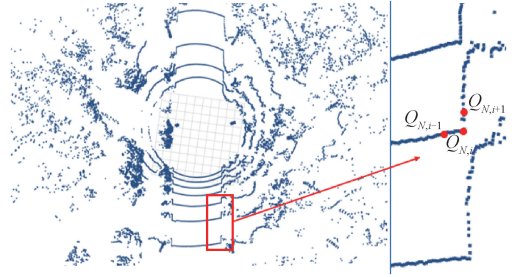


图 5 同一条激光线上连续 3 个点的夹角判断道路边界点

Fig. 5 Judging road boundary points by angle of three consecutive points on a same laser line

假设第 N 条扫描线上的 3 个连续点 $Q_{N,i-1}, Q_{N,i}, Q_{N,i+1}$, 坐标分别为 $(x_{N,i-1}, y_{N,i-1}, z_{N,i-1}), (x_{N,i}, y_{N,i}, z_{N,i}), (x_{N,i+1}, y_{N,i+1}, z_{N,i+1})$, 当扫描线在点 $Q_{N,i}$ 处不平滑时,会产生角度的变化,根据余弦定理,3 个点产生的角度:

$$\alpha_{N,i} = \arccos \times \left(\frac{|\overrightarrow{Q_{N,i-1}, Q_{N,i}}|^2 + |\overrightarrow{Q_{N,i}, Q_{N,i+1}}|^2 - |\overrightarrow{Q_{N,i-1}, Q_{N,i+1}}|^2}{2 |\overrightarrow{Q_{N,i-1}, Q_{N,i}}| |\overrightarrow{Q_{N,i}, Q_{N,i+1}}|} \right) \quad (11)$$

$$|\overrightarrow{Q_{N,i-1}, Q_{N,i}}| = \sqrt{(x_{N,i-1} - x_{N,i})^2 + (y_{N,i-1} - y_{N,i})^2 + (z_{N,i-1} - z_{N,i})^2} \quad (12)$$

若 $\alpha_{N,i} < \alpha_{th}$ (取 α_{th} 为 135°), 则考虑 $Q_{N,i}$ 为边界上的点。为检验可靠性,选择 $\alpha_{N,i+j} (j = 1, \dots, g)$, 计算多次连续点的夹角,如果大多数 $\alpha_{N,i+j} < \alpha_{th}$, 则判断 $Q_{N,i}$ 大概率为道路边界上的点,其置信度为:

$$C_{(Q_{N,i})} = \frac{1}{g} \sum_{j=1}^g \varepsilon(\alpha_{N,i+j}, \alpha_{th}) \quad (13)$$

其中, $\alpha_{N,i+j}$ 是 $Q_{N,i}$ 与其相邻点的夹角:

$$\alpha_{N,i+j} = \arccos \left(\frac{|\overrightarrow{Q_{N,i-j}, Q_{N,i}}|^2 + |\overrightarrow{Q_{N,i}, Q_{N,i+j}}|^2 - |\overrightarrow{Q_{N,i-j}, Q_{N,i+j}}|^2}{2 |\overrightarrow{Q_{N,i-j}, Q_{N,i}}| |\overrightarrow{Q_{N,i}, Q_{N,i+j}}|} \right) \quad (14)$$

$\varepsilon(\alpha_{N,i}, \alpha_{th})$ 是一个阶跃函数,

$$\varepsilon(\alpha_{N,i}, \alpha_{th}) = \begin{cases} 1, & \alpha_{N,i} < \alpha_{th} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

由于激光扫描线在地面上空间分布不对称,因此需要根据俯仰角、水平角来分辨道路边界,如图6所示,当激光雷达扫描线与道路边界平行时,这时需要判断连续3条扫描线上方位角相同的3个点 $Q_{N-1,i}, Q_{N,i}, Q_{N+1,i}$,坐标分别为 $(x_{N-1,i}, y_{N-1,i}, z_{N-1,i}), (x_{N,i}, y_{N,i}, z_{N,i}), (x_{N+1,i}, y_{N+1,i}, z_{N+1,i})$,比较相邻两个点的径向梯度。

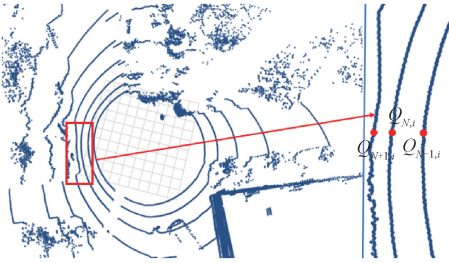


图6 3条连续激光线判断距离

Fig. 6 Three consecutive laser lines determine the distance

$$g_{N+j,N}^i = \frac{|z_{N+j,i} - z_{N,i}|}{\sqrt{(x_{N+j,i} - x_{N,i})^2 + (y_{N+j,i} - y_{N,i})^2}} \quad (16)$$

其中, $j = \pm 1$, 由于雷达扫描原理, 扫描线之间的径向距离应逐渐增加, $g_{N-1,N}^i > g_{N+1,N}^i$ 。如果扫描线遇到道路边界, 扫描线之间的距离会相应减少, 且连续3条扫描线上方位角相同的点的高度会发生变化, 而 $g_{N-1,N}^i$ 会明显小于 $g_{N+1,N}^i$ 。因此, 判断 $Q_{N,i}$ 是否为道路边界点, 定义为:

$$P_{grad(Q_{N,i})} = \frac{1}{1 + \exp\left(1 - \frac{g_{N+1,N}^i}{g_{N-1,N}^i}\right)} \quad (17)$$

$P_{grad(\cdot)}$ 是单调增加的, 如果超过 $P_{th} = 0.5$, 则 $Q_{N,i}$ 大概率是道路边界点, 结合以上两个特征:

$$P_{(Q_{N,i})} = \begin{cases} \min(C_{(Q_{N,i})} + P_{grad(Q_{N,i})}, 1.0), & P_{grad(Q_{N,i})} \geq 0.5 \\ C_{(Q_{N,i})}, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

当 $P_{(Q_{N,i})}$ 超过 0.5 时, $Q_{N,i}$ 是道路边界点的概率比较大。

2) 结构化道路边界线的拟合

对于有路沿的道路, 搜索完道路边界点以后, 需要将道路边界点通过曲线拟合起来, 判断出可行驶区域。本文将采用随机抽样一致性算法寻找出最优内点集, 将离群点过滤, 再通过最小二乘拟合最优内点集, 得到可行驶区域边界。

随机抽样一致性算法会根据给定的模型参数、设置的阈值, 将数据点分为内点和外点, 内点是可以组成模型参数的数据, 外点是离群点或者异常点。给定迭代次数, 将第1次迭代之后阈值内的数据作为最优内点集, 迭代 k

次, 在每次迭代时将对比当前内点集的元素个数与最优内点集的元素个数, 若当前内点集元素个数大于最优内点集元素个数, 那么将更新最优内点集。迭代次数 k 的表达式为:

$$k = \frac{\log(1-p)}{\log(1-(1-w)^s)} \quad (19)$$

其中, p 为正确率, 一般取值为 0.095, w 为采样错误样本点的概率, 即为外点率, s 为模型需要参数的个数, $(1-w)^s$ 是模型所需要的 s 个点均不是外点的概率, k 为迭代次数。该方法可以随着迭代次数的增加能增大最优内点集寻找的概率。

本文采用三维空间分段最小二乘法拟合思想^[36], 取最优内点集的两点 $A(x_1, y_1, z_1), B(x_2, y_2, z_2)$, 空间拟合直线公式为:

$$\frac{x-x_0}{m} = \frac{y-y_0}{n} = \frac{z-z_0}{p} \quad (20)$$

得到拟合直线 l_1 , 再取一个新点 $C(x_3, y_3, z_3)$, 计算直线 l_1 与 BC 的余弦夹角:

$$\cos\theta = \frac{|a(x_3-x_2) + c(y_3-y_2) + (z_3-z_2)|}{\sqrt{a^2+c^2+1} \times \sqrt{(x_3-x_2)^2 + (y_3-y_2)^2 + (z_3-z_2)^2}} \quad (21)$$

若夹角的余弦值 < 阈值 (取 0.9925)^[36], 则将 C 点保留当前点集中, 采用最小二乘法将当前点集中的所有点重新拟合直线方程, 直到新加入点的夹角余弦值大于阈值, 得到第1段空间直线。将第1段最后一个点与下一点重复上述操作, 拟合出边界线, 得到可行驶区域。

1.5 非结构化道路边界线提取

1) 基于点云反射强度聚类处理获得路面点云

对于非结构化道路, 水泥硬化路面直接与草地相接, 点云反射强度可用来分析目标物体的特性, 比如反射率、表面粗糙度等。因此, 通过对点云反射强度的分析, 可实现对非结构化道路路面的检测。

常见的路面材质有沥青路面和混凝土路面, 在乡间也有土路、碎石路、砂砾石路等, 这些路面材质与路外材质有较大不同, 如表1所示。通过点云的反射强度信息可区分不同材质从而判断可行驶区域范围。

表1 不同材质反射强度的范围

Table 1 The range of reflection intensities of different materials

材料	反射强度	可能的地物分类
混凝土、沥青	5~12	道路、房屋
特殊涂层	12~30	车道标线
植被、金属	45~150	灌木丛、车辆

对点云反射强度使用 K-means 聚类方法进行聚类。K-means 聚类算法的理论依据如式 (22) 所示,聚类的结果使式 (22) 的解最优。

$$J = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^k \alpha_{ij} |x_i - C_j|^2, \alpha_{ij} = \begin{cases} 1, & x_i \in C_j \\ 0, & x_i \notin C_j \end{cases} \quad (22)$$

式中: J 为目标函数; M 为参加聚类的样本数量; k 为聚类中心个数; x_i 为第 i 个样本点; α_{ij} 为 x_i 与第 j 类中心的关系; C_j 为第 j 类的中心。

根据选择点云的空间三维坐标 $[X, Y, Z]$ 和反射强度值 I 作为聚类变量,得到非结构化道路的路面点云。

2) 非结构化道路边界线拟合

对于非结构化道路,通过对点云的反射强度聚类后,得到道路的可行驶区域。要想对路面的边界进行拟合,必须找到激光线中点云反射强度变化的边界。

设置两个滑动窗口,放置检测点前后,计算两个滑动窗口内反射强度的平均值,若检测的两个滑动窗口内的平均值之差大于阈值,则判断为道路边界点。

采用 3 次 B 样条曲线拟合非结构化道路的边界点得到可行驶区域边界。该曲线由控制点和结点矢量、及插值函数组成,进行曲线拟合可得到高精度的拟合结果。

设 3 次 B 样条曲线控制点集为 $p_i (i = 0, \dots, n)$,生成的曲线为 P , 曲线方程如下:

$$P(t) = \frac{1}{6} [t^3, t^2, t, 1] \begin{bmatrix} -1 & 3 & -3 & 1 \\ 3 & -6 & 3 & 0 \\ -3 & 0 & 3 & 0 \\ 1 & 4 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{i-1} \\ p_i \\ p_{i+1} \\ p_{i+2} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$t \in [0, 1]$

其中, $[p_{i-1}, p_i, p_{i+1}, p_{i+2}]$ 为一组控制点。对于提取的边界点为 $q_i (i = 1, 2, \dots, m)$,在排序后的控制点前后各插入两个控制点 q_0, q_{m+1} ,将 $m - 1$ 条曲线段拼接得到可行驶区域边界。

1.6 两种方案道路边界线的融合

针对上述两种道路边界线检测方法,采用欧式距离

法进行判断和融合。判断方法如下:设定以路面前进方向为 y 轴,垂直于路面的前进方向为 x 轴,选择 x 轴方向上的一条直线穿过两条边界线,得到两个交点为 a 和 b , a 和 b 分别为结构化道路拟合线和非结构化道路拟合线上的点,计算交点到激光雷达扫描中心 O 点的欧式距离:

$$\rho = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (24)$$

判断 ρ_a, ρ_b 的大小,选择距离更近的边界线作为可行驶区域的边界。有两种情况:1) 为路面上有一障碍物,通过判断 $\rho_a < \rho_b$,选择采用结构化道路边界线提取方法;2) 为路面上有一草地,通过判定 $\rho_a > \rho_b$,选择采用非结构化道路的边界线提取方法。

2 实验结果与分析

为了验证上述提出的道路可行驶区域提取算法的可行性、稳定性和实时性,使用实验平台无人驾驶扫地机器人在路面上行驶,对道路边界和路面提取,得到可行驶区域。进行了 4 个方面的实验内容:1) 将实验场地选择为山东理工大学机械交通实验楼前侧具有两种结构特征的路面,采用基于点云的空间特征、基于点云的反射强度和融合点云的空间特征和反射强度等 3 种方法,对不同场景下道路进行可行驶区域检测;2) 对该融合算法的性能进行定量分析;3) 在学校里面使用扫地机器人进行实时扫描,使用 Velodyne VLP-16 线激光雷达对连续帧的路面进行提取,检验该算法的稳定性;4) 检验该融合算法的准确性,并应用于全覆盖式的路径规划。

2.1 不同场景的可行驶区域检测

选取 3 个不同场景检测道路的可行驶区域,第 1 个是有路沿石的直道,如图 7 所示。图 7(a) 为实际场景图,道路两侧是树林且右侧有灌木丛;图 7(b) 是原始的点云数据;图 7(c) 中灰度较深的粗实线为道路边界,灰度较浅的粗实线为可行进方向,细实线为路面区域,亦即可行驶区域,圆点为检测的道路边界点,该场景是利用点云的空间特征检测出的可行驶区域。

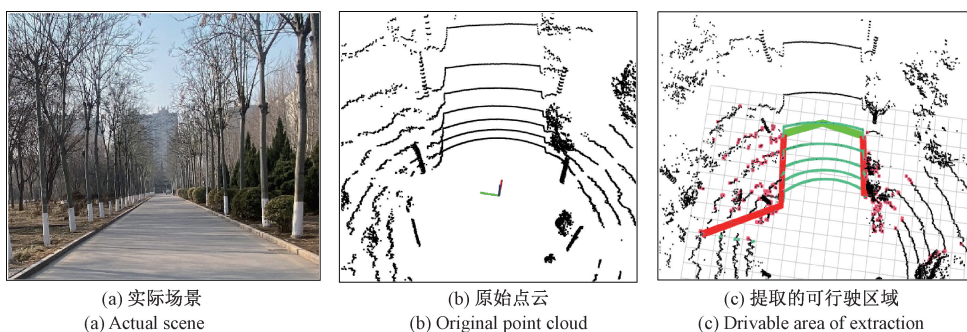


图 7 结构化道路的可行驶区域检测

Fig. 7 Detection of drivable areas on structured roads

第2个为没有路沿石的十字路口,如图8所示。图8(a)中间为混凝土硬化道路,两侧为草地;图8(b)是原始点云数据;图8(c)圆点为基于反射强度进行聚类得到的路面,实线为拟合的道路边界,该场景是通过点云的反射强度聚类得到的可行驶区域。

第3个为混合道路,如图9所示。图9(a)中的1区非结构化道路,道路中间为混凝土硬化路面,两侧为草

地;2区为结构化道路,中间为混凝土路面,两侧为规则的路沿石;3区处标记有一位骑车的学生行驶在道路的偏左侧;图9(b)是原始点云数据;图9(c)中可发现融合算法将道路可行驶区域都提取出来,并且对于骑车学生所在的区域左边划为不可行驶区域,右侧划为可行驶区域;对于不同宽度的路面,使用融合后的拟合边界算法,仍可获得可靠的检测结果。

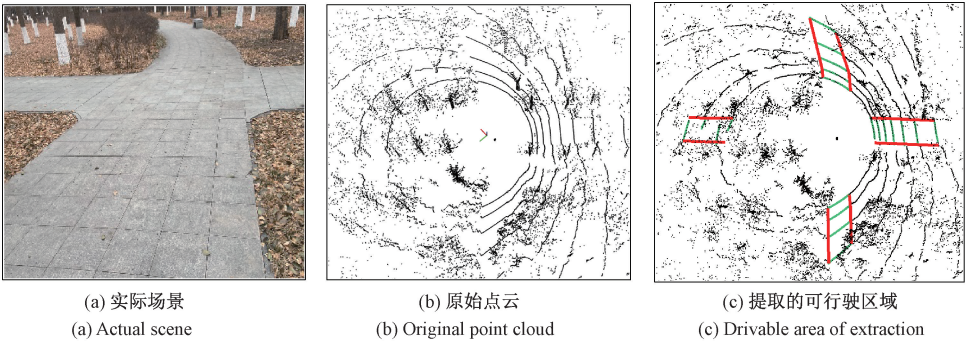


图8 非结构化道路的可行驶区域检测

Fig. 8 Detection of drivable areas on unstructuralized road

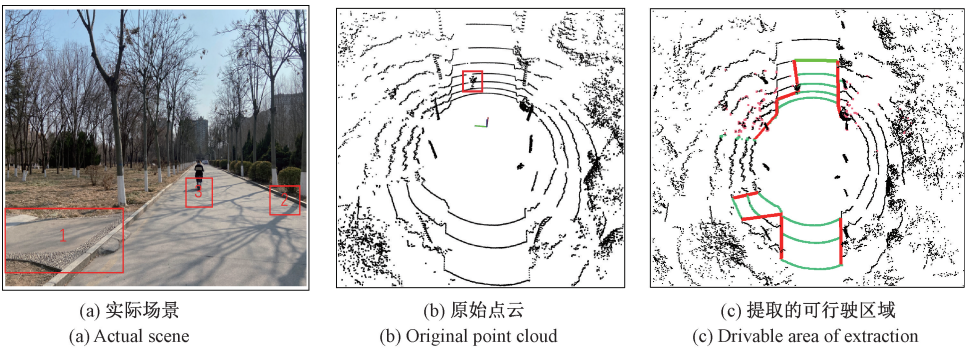


图9 混合道路的的可行驶区域检测

Fig. 9 Detection of drivable areas on hybrid road

因此,由图7~9可看出,本文提出的融合算法在路面检测中实用性更广泛,对于有无路沿石均可进行路面的提取且效果更好,证明了该融合算法的可行性。

2.2 算法的效果评估

为了评估本文融合算法对可行驶区域的检测效果,选取既有结构化道路、又有非结构化道路的混合道路进行验证评估。在本文算法中,根据数据集信息清除道路上的障碍物和其他目标形成路面宽度,选取500帧点云进行手动标记作为真值。将本文融合方法与两种单独方法对精确率 PC 、召回率 RC 及 F_1 值进行对比:

$$PC = \frac{TP}{L_p} \tag{25}$$

$$RC = \frac{TP}{L_g} \tag{26}$$

$$F_1 = \frac{2 \times PC \times RC}{PC + RC} \tag{27}$$

其中, TP 表示提取的可行驶区域路面中真实路面的宽度, L_p 表示提取的可行驶区域路面的宽度;召回率为正样本中被识别为真的概率, L_g 为实际场景中的可行驶区域路面的宽度; F_1 值是综合考虑精确率和召回率的性能度量。混合道路实验结果如表2所示。

表2 评价指标及混合道路实验结果
Table 2 Evaluation indicators and test results

方法	PC	RC	F_1
本文方法	0.965	0.927	0.946
基于点云空间特征	0.876	0.854	0.865
基于点云反射强度	0.862	0.813	0.837

如表2可知,在混合道路中进行可行驶区域的检测,本文融合算法的精准率和召回率分别为96.5%和

92.7%,均优于其他两种方法,证明该融合算法具有高效性。

从数据集中选择 2 000 帧点云用来检测道路的可行驶区域,该算法每帧平均用时为 29 ms,激光雷达扫描频率为 5~20 Hz,所以本文算法满足实时性要求。

2.3 算法的稳定性验证

将笔记本放置在无人驾驶扫地机器人上,连接 Velodyne VLP-16 线激光雷达,使用的软件为 Ubuntu20.04 和 ROS,使用 C++语言实现本文提出的融合算法。该算法是进行道路的可行驶区域的检测,但可行驶区域的检测不是单帧任务,使用连续帧来确定可行驶区域。为了实现无人驾驶扫地机完成全覆盖式路径规划和实时避障,要求可行驶区域的连续帧之间的道路提取是一个稳定的结果,所以稳定性的要求至关重要。

为验证该道路边界提取算法的稳定性,试验场地选择在山东理工大学先进制造研究院,其中包含各种直道、弯道等道路,如图 10 所示。图 10(a)表示实际场景的卫星图(左)和两个具体实验场景的放大图(右);图 10(b)激光雷达点云图;图 10(c)全局的路面点云图和拟合出的道路边界。

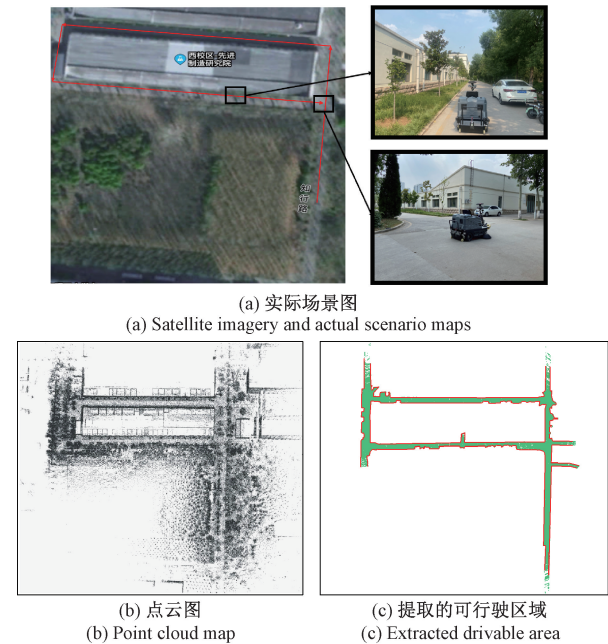


图 10 山东理工大学校内实验地图

Fig. 10 Experimental map of Shandong University of Technology

图 10 可看出,本文的融合算法将实验场景中全部的可行驶区域提取出来,并拟合了道路边界。因此,证明该算法具有稳定性。

2.4 算法的路宽提取准确性验证及在全覆盖路径规划方面的应用

2.2 节中使用精确率和召回率可以检测本文融合算

法的有效性,但是激光雷达扫描的点云数据相对于真实道路具有不可避免的误差,为了更好的将本文的融合算法应用于无人驾驶扫地机的路径规划,需要验证检测的可行驶区域是否满足无人驾驶扫地机对真实道路宽度路径规划的需求,还要对路宽提取的准确性进行评估。选择两个数据集进行评估其准确率,使用激光测距仪(HT-40,精度为 2 mm)测量真实道路宽度,两个数据集分别取 500 帧点云检测道路的可行驶区域,检测的可行驶区域的宽度与真实道路的宽度重复率达到 90% 则判断检测正确,检测正确的点云帧数占总的点云帧数的比重来反映算法的准确性,如表 3 所示。

表 3 准确率评估
Table 3 Accuracy assessment

方法	数据集 1	数据集 2	平均值
本文方法	0.968	0.974	0.971
基于点云空间特征	0.875	0.892	0.884
基于点云反射强度	0.821	0.844	0.833

由表 3 可知,在两个数据集中,本文融合算法检测的道路可行驶区域准确率分别为 96.8% 和 97.4%。根据平均值的计算结果,本文方法为 0.971,比点云空间特征(0.884)和点云反射强度方法(0.833)的精度分别提升了 0.087 和 0.138,证明该算法检测的可行驶区域与真实道路非常吻合。

除了与本文融合的两种单一方法对比外,进一步与现有文献的主要算法进行了比较说明,典型文献主要有 3 类,第 1 类是适合于结构化道路的路牙石提取,典型文献如文献[29]中邹斌利用高度特征提取障碍物,结合密度特征提取路沿,得到道路的可行驶区域。该方法准确率的平均值为 94.17%。但在没有路牙石的非结构化道路中,非道路区域点云的密度与路面的点云密度差别较小,故无法有效的检测出非结构化道路的有效边界。

第 2 类是适合于非结构化道路的边界提取,典型文献如文献[37],Li 等^[37]提出的方法适用于反射强度差异明显的复杂道路提取,以局部强度分布直方图分割候选道路和非道路区域,该方法的精确率和召回率分别为 93% 和 76%。但该方法对反射强度和形状结构差别较小的路面检测精度较差。

第 3 类是类似于我们本文所提出的融合提取算法,在现有文献中此类研究报道较少,仅周越洋等^[5]是混合方法,其采用柱形和环形激光雷达扫描模式获得初步的道路检测模型,再用反射强度对模型进行优化,搜索出道路边界点。该方法在 3 组数据集中对道路的可行驶区域检测准确率平均值为 92.87%。本文融合提取方法与该

文献[5]方法的不同有以下3点:1)判断路牙石本文采用的阈值是明确的 135° ,文献[5]中不明确;2)道路边界点采用三维坐标点的B样条曲线拟合,而文献[5]中采用平面二维投影后,再采用二阶贝塞尔曲线进行拟合,无法反映出不规则路面的点云分布情况;3)文献[5]中的路面上障碍物仍保留在路面可行驶区域中,本文方法可规避障碍物,提取出有效的可行驶区域。

综上所述,本文研究方法与现有研究相比,不论在道路边界提取精度方面,还是在算法对复杂道路的适用范围和可靠性方面,均具有显著的优势。

无人驾驶扫地机在道路的可行驶区域进行了全覆盖式路径规划,该方法已知整个可行驶区域的地图,进行来回巡扫,当进入死区,使用A*算法规划至最近未覆盖区域,继续进行全覆盖式路径规划,如图11所示。由于路边停靠车辆对地面的遮挡,道路可行驶区域的最小宽度是280 cm,无人驾驶扫地机的宽度90 cm,在道路可行驶区域的最小宽度处规划3条路线,在一定的重复率下可实现对可行驶路面区域的全部清扫。

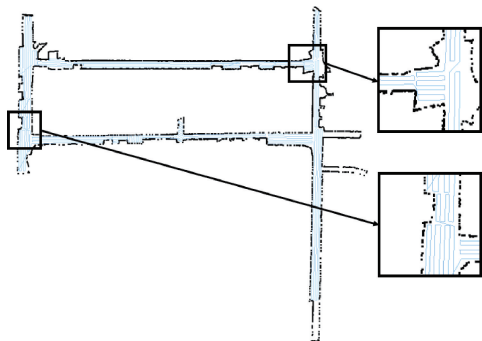


图11 全覆盖式路径规划

Fig. 11 Full coverage path planning

3 结 论

本文提出了融合点云的空间特征和反射强度提取道路可行驶区域的方法,并采用无人驾驶扫地机实验平台在山东理工大学校园内进行实验测试和验证,进行了多个道路场景的可行驶区域提取实验,并针对无人驾驶扫地机实现了可行驶区域的全覆盖式路径规划。实验结果证明,该融合算法检测速度快,平均每帧检测速度为29 ms,可实现实时性要求;同时,与单独的两种算法相比,精确率可达96.5%,具有高效性和高精度的特点。本文提出的路面可行驶区域提取和全覆盖式路径规划方法为无人驾驶扫地机顺利完成路面的清扫工作,具有重要的理论依据和工程实践意义。但本文算法还有一定局限性,对于路牙石过矮、犬牙交错,以及反射率差别不大的情况下,边界提取较困难。

参考文献

- [1] 陈慧岩,熊光明,龚建伟. 无人驾驶汽车概论[M]. 北京:北京理工大学出版社,2014.
CHEN H Y, XIONG G M, GONG J W. Introduction to autonomous vehicles[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2014.
- [2] 万欢,欧媛珍,管宪鲁,等. 无人农机作业环境感知技术综述[J]. 农业工程学报,2024,40(8):1-18.
WAN H, OU Y ZH, GUAN X L, et al. Overview of perception technology for unmanned agricultural machinery operating environment[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(8):1-18.
- [3] CHEN G R, LIANG H. Research on environment perception system of quadraped robots based on LiDAR and vision[J]. Drones, 2023, 7(5):329.
- [4] 彭湃,耿可可,王子威,等. 智能汽车环境感知方法综述[J]. 机械工程学报,2023,59(20):281-303.
PENG P, GENG K K, WANG Z W, et al. Overview of environmental perception methods for intelligent vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(20):281-303.
- [5] 周越洋,徐江,钟珊,等. 点云空间与反射强度融合的非结构化道路可行驶区域检测[J]. 控制理论与应用,2024,41(5):847-854.
ZHOU Y Y, XU J, ZHONG SH, et al. Unstructured road drivable area detection based on the fusion of point cloud space and reflection intensity[J]. Control Theory and Applications, 2024, 41(5):847-854.
- [6] 李兆冬,赵熙俊,杨婷婷,等. 越野环境下高精地图关键技术和应用展望[J]. 兵工学报,2023,44(S2):1-11.
LI ZH D, ZHAO X J, YANG T T, et al. Key technologies and application prospects of high precision maps in off road environments[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(S2):1-11.
- [7] KONG H, AUDIBRIT J Y, PONCE J. Vanishing point detection for road detection[C]. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009:96-103.
- [8] MOGHADAM P, STAZYK J A, WIJESOMA W S. Fast vanishing-point detection in unstructured environments[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1):425-430.
- [9] ONIGA F, NEDEVSCI S, MEINECKE M M. Curb detection based on a multi-frame persistence map for urban driving scenarios[C]. 2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems,

- 2009; 1124-1129.
- [10] WANG L, WU T, XIAO ZH P, et al. Multi-cue road boundary detection using stereo vision[C]. Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES), 2016; 1-6.
- [11] WANG G L, ZHANG B J, WANG H L, et al. Detection of the drivable area on high-speed road via YOLACT[J]. Signal, Image and Video Processing, 2022, 16(6): 1623-1630.
- [12] 吴一全, 刘莉. 基于视觉的车道线检测方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 92-109.
- WU Y Q, LIU L. Research progress on vision-based lane line detection methods[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 92-109.
- [13] SILVA L A, LEITHARDT V R Q, BATISTA V F L, et al. Automated road damage detection using UAV images and deep learning techniques[J]. IEEE Access, 2023, 11: 62918-62931.
- [14] 刘韵婷, 于清淞, 李绅科, 等. 基于深度学习的多模型融合图像智能检测方法研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20): 168-174.
- LIU Y T, YU Q S, LI SH K, et al. Research on multi model fusion image intelligent detection method based on deep learning[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(20): 168-174.
- [15] 黄刚, 刘先林. 基于深度学习的道路标线自动提取与分类方法[J]. 中国激光, 2019, 46(8): 146-153.
- HUANG G, LIU X L. Automatic extraction and classification method of road markings based on deep learning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(8): 146-153.
- [16] JIANG F L, WANG Z L, YUE G Q. A novel cognitively inspired deep learning approach to detect drivable areas for self-driving cars[J]. Cognitive Computation, 2024, 16(2): 517-533.
- [17] MAALEJ Y, SOROUR S, ABDEL-RAHIM A, et al. Vanets meet autonomous vehicles: Multimodal surrounding recognition using manifold alignment[J]. IEEE Access, 2018, 6: 29026-29040.
- [18] 赵虎, 张海伦, 郭嘉琦, 等. 改进的可变加权卡尔曼激光雷达滤波算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 188-195.
- ZHAO H, ZHANG H L, GUO J Q, et al. Improved variable weighted Kalman LiDAR filtering algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 188-195.
- [19] CHOU C CH, CHOU CH F. Efficient and accurate tightly-coupled visual-LiDAR SLAM[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(9): 14509-14523.
- [20] 马新江, 岳东杰, 沈月千, 等. 基于车载激光点云的路面坑槽检测方法[J]. 中国激光, 2024, 51(5): 190-203.
- MA X J, YUE D J, SHEN Y Q, et al. Pavement pothole detection method based on vehicle-mounted laser point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2024, 51(5): 190-203.
- [21] 续东, 柳景斌, 花向红, 等. 道路空间特征与测量距离相结合的 LiDAR 道路边界点提取算法[J]. 测绘学报, 2021, 50(11): 1534-1545.
- XU D, LIU J B, HUA X H, et al. A road curb points extraction algorithm combined spatial features and measuring distance[J]. Journal of Surveying and Mapping, 2021, 50(11): 1534-1545.
- [22] 武星, 汤凯, 李兴达, 等. 多视角雷达点云融合的移动机器人集群跟踪[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 175-186.
- WU X, TANG K, LI X D, et al. Mobile robot swarm tracking based on multi-view radar point cloud fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 175-186.
- [23] ZHANG Y J, SHI P CH, LI J Y. 3D LiDAR SLAM: A survey[J]. Photogrammetric Record, 2024, 39: 457-517.
- [24] HUANG R L, CHEN J J, LIU J, et al. A practical point cloud based road curb detection method for autonomous vehicle[J]. Information, 2017, 8(3): 93.
- [25] ZHANG Y H, WANG J, WANG X N, et al. Road-segmentation-based curb detection method for self-driving via a 3D-LiDAR sensor[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(12): 3981-3991.
- [26] YANG L L, XU Y Y, LI Y B, et al. Real-time field road freespace extraction for agricultural machinery autonomous driving based on LiDAR[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108028.
- [27] XUE H ZH, FU H, REN R K, et al. LiDAR-based drivable region detection for autonomous driving[C]. 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2021: 839-845.
- [28] 李维刚, 樊响, 梅洋, 等. 基于车载激光点云的道路标线提取方法[J]. 中国激光, 2022, 49(7): 149-160.
- LI W G, FAN X, MEI Y, et al. Road marking extraction method based on vehicle mounted laser point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(7): 149-160.
- [29] 邹斌, 王磊. 基于激光雷达道路可通行区域的检测与

- 提取[J]. 自动化与仪表, 2018,33(2):33-38,49.
- ZOU B, WANG L. Based on the detection and extraction of the passable area of LiDAR road[J]. Automation and Instrumentation, 2018,33(2):33-38,49.
- [30] 李广敬, 鲍泓, 徐成. 一种基于 3D 激光雷达的实时道路边缘提取算法[J]. 计算机科学, 2018,45(9):294-298.
- LI G J, BAO H, XU CH. A real-time road edge extraction algorithm based on 3D LiDAR[J]. Computer Science, 2018,45(9):294-298.
- [31] 朱学葵, 高美娟, 李尚年. 一种智能汽车的实时道路边缘检测算法[J]. 北京联合大学学报(自然科学版), 2015,29(4):1-7.
- ZHU X K, GAO M J, LI SH N. Real time road edge detection algorithm for intelligent vehicles[J]. Journal of Beijing Union University (Natural Science Edition), 2015,29(4):1-7.
- [32] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: A paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017:5067-5073.
- [33] HABERMANN D, HATA A, WOLF D, et al. 3D point clouds segmentation for autonomous ground vehicle[C]. 2013 3rd Brazilian Symposium on Computing Systems Engineering, 2013:143-148.
- [34] 邱佳月, 赖际舟, 李志敏, 等. 面向复杂场景的激光雷达地面分割算法[J]. 仪器仪表学报, 2020,41(11):244-251.
- QIU J Y, LAI J ZH, LI ZH M, et al. LiDAR ground segmentation algorithm for complex scenes[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(11):244-251.
- [35] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCH H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2010:560-565.
- [36] 薛丽红. 三维空间点中基于最小二乘法分段直线拟合方法[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2015,31(4):84-85,89.
- XUE L H. Piecewise line fitting method based on least squares method in 3D space points[J]. Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition), 2015,31(4):84-85,89.
- [37] LI Y, YONG B, WU H Y, et al. Road detection from airborne LiDAR point clouds adaptive for variability of intensity data[J]. Optik, 2015, 126(23):4292-4298.

作者简介



李思纯, 2022 年于山东理工大学获得学士学位, 现为山东理工大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为无人驾驶车辆的环境感知与路径规划。

E-mail: 1838075041@qq.com

Li Sichun received her B.Sc. degree from Shandong University of Technology in 2022 and is currently a master's student in the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. Her main research direction is environmental perception and path planning for autonomous vehicles.



王建军(通信作者), 2004 年于南京理工大学获得工学硕士学位, 2013 年于北京航空航天大学获得工学博士学位, 现为山东理工大学机械工程学院测控系副教授、研究生导师, 主要研究方向为激光雷达三维成像和无人驾驶。

E-mail: 1606850621@qq.com

Wang Jianjun (Corresponding author) received his M. Sc. degree in engineering in 2004 from Nanjing University of Science and Technology, and received his Ph. D. degree in engineering in 2013 from Beihang University. He is currently an associate professor and graduate supervisor in the Measurement and Control Department of the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. His main research directions are three-dimensional imaging of LiDAR and unmanned driving.