

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

周越洋¹, 徐江^{2†}, 钟珊², 龚声蓉^{1,2}

(1. 东北石油大学 计算机与信息技术学院, 黑龙江 大庆 163319; 2. 常熟理工学院 计算机科学与工程学院, 江苏 苏州 215500)

摘要: 可行驶区域检测旨在检测和提取智能车辆在道路上可行进的区域, 目前主流的检测方法主要基于三维激光雷达的空间特征实现, 难以处理路面边缘无清晰空间特征的非结构化道路. 为此, 本文提出了一种基于点云空间和反射强度融合的非结构化道路可行驶区域检测方法. 首先, 通过融合反射强度因子改进了基于空间特征的柱坐标系检测模型; 然后, 使用强度和降维空间检测对检测精度较低的环形检测模型进行优化, 并将其与柱坐标系检测模型联合使用以提高方法检测准确率; 最后, 在自录实际道路数据集上进行对比实验. 实验结果表明本文方法显著提高了非结构化道路可行驶区域检测的成功率与精确率, 在结构化道路上也具有良好效果.

关键词: 智能驾驶; 非结构化道路; 三维激光雷达; 反射强度; 空间分布; 区域检测

引用格式: 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. 控制理论与应用, 2024, 41(5): 847–854

DOI: 10.7641/CTA.2023.20796

Detection of drivable areas on unstructured roads fused with point cloud space and reflection intensity

ZHOU Yue-yang¹, XU Jiang^{2†}, ZHONG Shan², GONG Sheng-rong^{1,2}

(1. School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing Heilongjiang 163319, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Changshu Institute of Technology, Suzhou Jiangsu 215500, China)

Abstract: Drivable area detection aims to detect and extract areas where intelligent vehicles can travel on the road. The current mainstream detection method is mainly based on the spatial feature of three-dimensional light detection and ranging (3D-LIDAR), which is difficult to deal with unstructured roads without clear spatial features at the edge of the road surface. To this end, this paper proposes a drivable area detection method for unstructured roads based on the fusion of point cloud space and reflection intensity. First, the cylindrical coordinate system detection model based on the spatial features is improved by fusing reflection intensity factors; then, using intensity and dimensionality reduction space detection to optimize the ring detection model with low detection accuracy, and combining it with the cylindrical coordinate system detection model to improve the detection accuracy of the method; finally, a comparative experiment is carried out on the self-recorded actual road dataset. The experimental results show that the method in this paper significantly improves the success rate and accuracy of the drivable area detection on unstructured roads, and it also has good results on structured roads.

Key words: intelligent driving; unstructured road; 3D-LIDAR; reflection; spatial distribution; area detection

Citation: ZHOU Yueyang, XU Jiang, ZHONG Shan, et al. Detection of drivable areas on unstructured roads fused with point cloud space and reflection intensity. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(5): 847–854

1 引言

随着人工智能快速发展, 汽车智能驾驶技术也随之迅速更新. 可行驶区域检测指车辆在行驶中检测和提取可行进的区域, 是智能驾驶感知模块的重要研究点. 目前, 可行驶区域检测主要通过单车感知系统实现, 提取出的可行驶区域信息结合车载高精度地图可以实现路径规划、障碍物规避等功能.

根据所用传感器不同, 单车感知系统下的可行驶区域检测方法可分为3类: 基于三维激光雷达的^[1-2]、基于相机的^[3-4]和基于相机与三维激光雷达综合运用的^[5-6]. 基于相机的方法因图像质量易受光线和天气影响, 所以难以应对黑夜或雨雪环境. 基于相机与三维激光雷达综合运用的方法减小了相机的局限性, 但使计算单元需要处理的数据量急剧增加, 难以满足智

收稿日期: 2022-09-09; 录用日期: 2023-04-18.

†通信作者. E-mail: skydestinyx@gmail.com; Tel.: +86 13812821047.

本文责任编辑: 潘泉.

国家自然科学基金项目(61972059, 42071438), 江苏省自然科学基金项目(BK20191474, BK20191475, BK20161268)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61972059, 42071438) and the Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20191474, BK20191475, BK20161268).

能驾驶的实时性需求,无法实现普及运用.基于三维激光雷达的方法不受光照条件影响,获取的点云数据精度高,随着硬件技术发展,雷达售价逐年降低,现已被众多智能车制造商接受,因此这类方法正在被广泛使用.

目前流行的基于三维激光雷达的非结构化道路可行驶区域检测方法主要流程为先提取边界候选点,后拟合可行驶区域边界并输出,根据候选点提取方式可分为3类:基于点云高程图(digital elevation map, DEM)的、基于道路形态特征的和基于相邻点关系的.

1) 基于点云高程图的检测方法^[7]将三维点云简化为只保存最高点与最低点的栅格图,通过栅格内的高度差来判断可行驶区域范围.文献[8]先使用随机采样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)分块构建高程图,然后通过多空间特征跳窗算法检测边缘候选点,最后用三次样条插值拟合可行驶区域边界.这类方法依靠高程特征提取候选点,易出现过度分割问题,在遇到拱桥、山地等非结构化场景时检测精度较低.

2) 基于道路形态特征的检测方法^[9]先检测出道路的大体形状,然后在边界区域按空间特征估计边界.文献[10]将地面点云按扫描线进行一维特征提取,使用粒子滤波与时间滤波来估计道路形态,最后用一系列三维线段对道路边界进行建模并提取可行驶区域.文献[11]使用B样条曲面拟合道路形态,然后用多重RANSAC算法滤除干扰点,最后利用水平距离特征和强直线约束在边界区域提取道路边界线并融合多帧信息输出.这类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.

3) 基于相邻点关系的检测方法^[12]将点云局部空间特征如:坡度、曲率等,作为区分边界点与路面点的依据.这类方法主要可分为两种检测模型:柱坐标系检测模型和环形检测模型.文献[13]基于柱坐标系检测模型实现,首先对原始点云预处理提取地面点云,然后按柱坐标系同方位角上点云径向梯度快速提取车辆附近的边界候选点,接着按边界连续性预测后续边界点,最后使用样条曲线拟合可行驶区域边界.文献[14]将柱坐标系检测模型与滑动梁法结合,首先使用滑动梁法确定道路方向,然后根据道路走向筛选方位角,并以高度、平滑度、径向间隔等多空间特征提取候选点,最后使用高斯回归(Gaussian process regression, GPR)过滤并提取边界点.柱坐标系检测模型按方位角对点云进行分类检测,遇到障碍物时同方位角上相邻点高程数据变化明显,因此对远端边界检测准确率较高.但是该检测模型需要转换点云坐标且按方位角分类,过程较为耗时,并且激光与物体入射交角以及背景噪声会使按方位角排序的相邻点关系不明

确.文献[15]基于环形检测模型实现,首先将地面点云按雷达线束分类,然后使用梯度过滤器提取候选点,最后利用最小二乘法拟合边界.环形检测模型将点云按扫描线划分,部分激光雷达可以直接提供雷达线束信息或可计算点云俯仰角确定线束.该模型点云分类方式简单,但因点云分布密度与径向距离成反比,因此对远端边界检测效果较差.基于相邻点关系的检测方法本质是对点的检测分类,能适应大部分城市结构化道路场景并具有良好的实时性,但该类方法仅通过空间特征进行候选点提取,对部分非结构化场景不够鲁棒.

已有工作表明,通过空间特征检测可以在大部分场景下有效提取可行驶区域,但是在缺乏明显空间特征的非结构化道路场景下,现有的许多检测方法无法完成可行驶区域检测任务.为提高在非结构化道路缺乏空间特征时的检测准确率,并考虑到非结构化道路的道路形态多变,不适用于基于道路形态的检测算法,本文选择改进基于相邻点关系的检测精度较高的柱坐标系检测算法.

目前常用的非结构化道路可行驶区域检测方法忽略了可行驶区域的一个普遍特征:区域内材质相同,这一特征不管在结构化道路和非结构化道路上都普遍存在.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.通过雷达反射强度信息可区分不同材质从而确定可行驶区域范围,结合边缘点部分空间信息即可精确提取出可行驶区域边界.因此本文通过在基于空间特征的柱坐标系检测算法中融合反射强度因子,扩充候选点检测维度,来精确提取出各类非结构化道路可行驶区域边缘候选点.现有的柱坐标系检测模型还存在相邻点关系不明确的缺陷,本文引入相邻点序列容器来明确相邻点关系.为提高检测精度,本文联合使用检测精度较低但覆盖面广的环形检测模型,并使用强度检测和降维空间检测对其进行优化.经大量实验表明,本文所提方法在面对缺乏空间特征的非结构化道路时,较之基于空间特征的检测算法检测精度显著提高.

2 可行驶区域检测

根据上述设计思想,本文实现了一个空间与反射强度融合的非结构化道路可行驶区域检测系统,具体流程为:首先,将原始数据预处理,提取地面点云;然后,对柱坐标系检测模型和环形检测模型进行改进并联合使用提取边界候选点;最后,以贝塞尔曲线拟合边界并输出可行驶区域.

2.1 柱坐标系检测模型

柱坐标系是极坐标系的三维扩展,传统的柱坐标系检测模型以车载雷达为原点将点云按方位角分类,

通过多种空间特征按径向距离顺序检测候选点. 该模型在雷达周期采集点数较大或双回波模式下极易产生相邻点关系不明确的问题, 并且仅按空间特征提取边界候选点, 对缺乏空间特征的非结构化道路检测精度低. 本文在此基础上创新优化: 设置相邻点序列容器来明确径向相邻点关系; 增加反射强度特征检测; 使用简化的空间特征计算.

改进后的柱坐标系检测模型步骤为: 在检测空间中按方位角生成数个长方体作为相邻点序列容器, 将点云填入容器, 在每个容器中按空间与强度特征检测

候选点, 具体如下:

1) 算法初始化: 以车载雷达为原点, 车辆行驶方向为正方向构建柱坐标系. 在检测区域中设置一个长方体作为初始相邻点序列容器, 将该长方体绕 z 轴平移旋转, 以滑动窗口模式覆盖智能车的各个方向, 如图1所示.

2) 点云数据处理: 将点云数据填入划分出的长方体容器并转化为柱坐标点集合, 按径向距离排序, 经排序后的相同长方体内点序列设定为相邻点序列, 算法如表1所示.

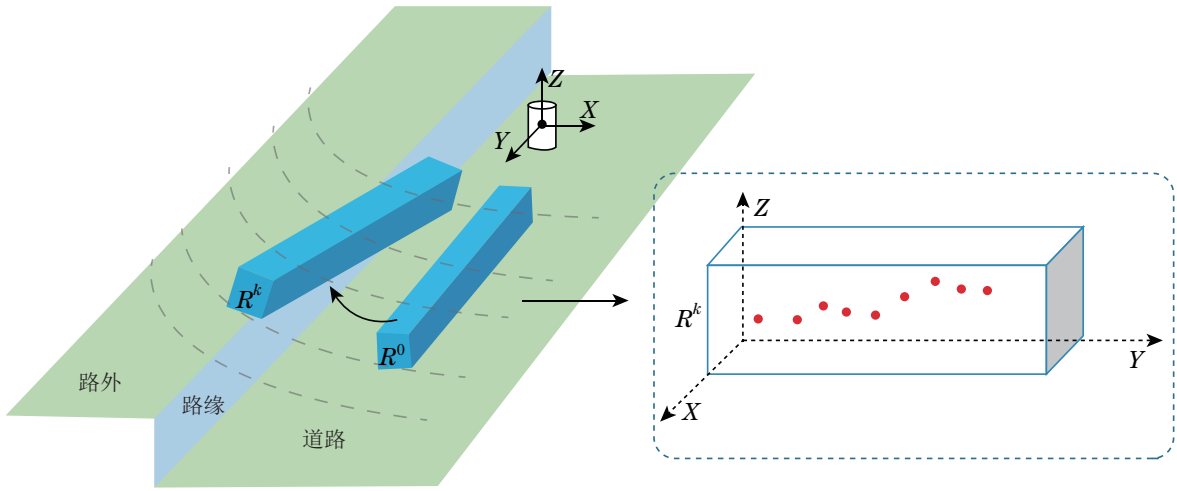


图1 柱坐标系相邻点序列容器构建

Fig. 1 Construction of adjacent point sequence container in cylindrical coordinate system

3) 候选点检测.

a) 简化的空间特征检测: 计算相邻点序列中各点梯度值, 设置梯度差阈值, 若梯度差大于阈值, 则判断为候选点, 加入候选点集合. 设长方体 R^k 中的梯度相邻点序列为 G_k , 候选点集合为 S , 梯度差阈值 ε_1 , 梯度相邻点序列计算公式如下:

$$G_k = \{g_{k,i} | g_{k,i} = \text{abs}(\frac{z_{k,i+1} - z_{k,i}}{\rho_{k,i+1} - \rho_{k,i}})\},$$

$$p_{k,i} = [\rho \ \theta \ z]^T, p_{k,i} \in \bar{C}_k. \quad (1)$$

计算相邻点序列梯度均值并判断边缘候选点公式如下:

$$\bar{g}_k = \frac{1}{\text{card}(G_k)} \sum_{i=1}^{\text{card}(G_k)} g_{k,i}, \quad (2)$$

$$S = \{p_{k,i} | \text{abs}(\bar{g}_k - g_{k,i}) \geq \varepsilon_1\}, \quad (3)$$

其中: \bar{g}_k 为相邻点序列梯度均值, $\text{card}(\cdot)$ 为求解集合中元素个数的函数, $\text{abs}(\cdot)$ 为绝对值函数.

b) 反射强度特征检测: 对相邻点序列中各点添加强度维度, 使用滑动窗口模式检测. 计算滑动窗口中强度平均值, 设置强度差阈值, 若检测点强度超过阈值范围, 则判断为候选点, 加入候选点集合. 设长方体 R^k 中的滑动窗口为 $w_{k,i}$, 窗口大小为 n , 候选点集合

为 S , 强度差阈值 ε_2 , 则滑动窗口定义如下:

$$W_{k,i} = \{(its_{k,i-n}, \dots, its_{k,i-1}) | its_{k,i} = p_{k,i} \cdot \text{intensity}, i > n\}. \quad (4)$$

计算滑动窗口中反射强度均值并判断边缘候选点公式如下:

$$\overline{\text{its}}_k = \frac{1}{n} \sum_{j=i-n}^{i-1} its_{k,j}, \quad (5)$$

$$S = \{p_{k,i} | \text{abs}(\overline{\text{its}}_k - its_{k,i}) \geq \varepsilon_2\}. \quad (6)$$

优化后的柱坐标系检测模型按相邻点序列容器搜索地面点云可精确提取边界候选点, 但仅依靠径向顺序搜索候选点的方式较为单一, 并且对低线束激光雷达在容器划分较密集时会使部分相邻点序列项数较小, 导致出现近端边界点漏检现象, 遂联合使用改进的环形检测模型来提高检测准确率.

2.2 环型检测模型

环形检测是检测点云数据的常用方法, 传统方法是将点云按雷达扫描线分类后使用空间特征检索候选点. 该方法的点云分类方式简单, 随径向距离增加, 同一扫描线上点云密度变稀疏会使相邻点三维空间关系无法正确表示边界候选点特征, 致使方法检测准确率下降.

表1 柱坐标系检测模型点云数据处理

Table 1 Cylindrical coordinate system point cloud data processing

输入: 点云数据 $P = \{p | p = [x \ y \ z]^T\}$ 、初始长方体 R^0 ;

输出: 相邻点序列 \bar{C}_k ;

1) 将 R^0 按滑动窗口模式绕 z 轴以角度 α 旋转并沿 x 轴以 l 平移迭代 k 次得到 R^k , 公式如下:

$$R^k = T_z(\alpha k) \times D_x(lk) R^0,$$

其中: R^0 为初始长方体顶点矩阵, T_z 为齐次旋转变换矩阵, α 为旋转增量, D_x 为齐次平移矩阵, l 为平移增量, k 为迭代次数, R^k 为经 k 次迭代变换后的长方体顶点矩阵, 即

$$R^0 = \begin{bmatrix} x_1^0 & x_2^0 & \cdots & x_8^0 \\ y_1^0 & y_2^0 & \cdots & y_8^0 \\ z_1^0 & z_2^0 & \cdots & z_8^0 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}, T_z(\alpha k) = \begin{bmatrix} \cos(\alpha k) & -\sin(\alpha k) & 0 & 0 \\ \sin(\alpha k) & \cos(\alpha k) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D_x(lk) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & lk \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R^k = \begin{bmatrix} x_1^k & x_2^k & \cdots & x_8^k \\ y_1^k & y_2^k & \cdots & y_8^k \\ z_1^k & z_2^k & \cdots & z_8^k \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}.$$

2) 将点云数据 P 填入 R^k 得到内点集合 $C'_k = \{P | F(P, R^k) = 1\}$, 判断函数 $F(\cdot)$ 使用长方体体积守恒原理:

$$F(P, R^k) = \begin{cases} 1, v = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 f_i(P, R^k), \\ 0, \text{其他}, \end{cases}$$

$$\begin{cases} f_1(P, R^k) = |\det([R_{11}^k - P \ R_{12}^k - P \ R_{13}^k - P])| + |\det([R_{13}^k - P \ R_{14}^k - P \ R_{11}^k - P])|, \\ f_2(P, R^k) = |\det([R_{12}^k - P \ R_{22}^k - P \ R_{23}^k - P])| + |\det([R_{22}^k - P \ R_{23}^k - P \ R_{13}^k - P])|, \\ \vdots \\ f_6(P, R^k) = |\det([R_{13}^k - P \ R_{23}^k - P \ R_{24}^k - P])| + |\det([R_{24}^k - P \ R_{14}^k - P \ R_{13}^k - P])|, \\ v = wlh, \end{cases}$$

其中: R_{ij}^k 为长方体 R^k 顶点坐标, P 为点坐标, v 为长方体 R^0 体积, w, l, h 分别为长方体 R^0 长宽高.

3) 将内点集合 C'_k 转化为柱坐标点集合 $C_k = \{p | p = E(p), p \in C'_k\}$, 转化函数 $E(\cdot)$ 如下:

$$E(p) = \begin{cases} \rho = \sqrt{x^2 + y^2}, \\ \theta = \arctan \frac{y}{x}, \\ z = z. \end{cases}$$

4) 将柱坐标点集合 C_k 按径向距离排序得到相邻点序列 \bar{C}_k .

5) 输出相邻点序列 \bar{C}_k .

雷达反射强度特征因子不受点云径向距离与分布密度影响, 因此, 本文在传统方法的基础上融合反射强度特征检测, 并针对稀疏的相邻点空间关系使用降维空间特征计算, 提高方法检测准确率与效率. 改进的环形检测模型先将点云数据按雷达扫描线分类, 然后进行降维空间特征和反射强度特征融合检测, 具体步骤如下:

1) 点云数据处理: 计算各点仰角, 仰角在相同范围内的点构成环形点集合. 设点云数据集合为 $P = \{p | p = [x \ y \ z]^T\}$, 雷达线束 r 上的环形点集合为 P_r , 三维激光雷达垂直角分辨率为 τ_0 , 则点云按以下公式进行分类:

$$P_r = \{p_{r,i} | \sigma = \arctan \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}}, p_{r,i} = [x \ y \ z \ \sigma]^T, \sigma \in [(r-1)\tau_0, \tau_0]\}. \quad (7)$$

2) 降维空间特征检测: 在环形点集合中依次选取相邻3点, 降维令 $x = 0$, 使其在 $y-z$ 平面构成三角形, 计算中间点角度, 若角度小于阈值则判断为候选点,

如图2所示.

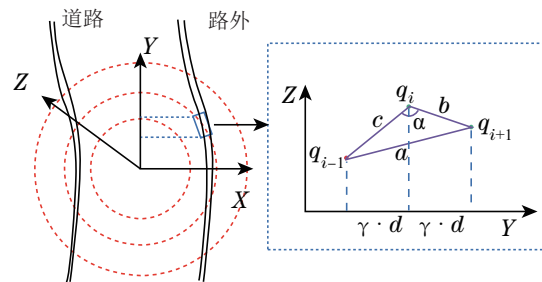


图2 环形降维空间特征检测

Fig. 2 Ring dimensionality reduction spatial feature detection

设三角形取点集合为 N_r , 中间点角度为 $\alpha_{r,i}$, 角度阈值为 τ_1 , 则取点集合可按以下公式表示:

$$N_r = \{(q_{r,i-1}, q_{r,i}, q_{r,i+1}) | q_{r,i} = [y \ z]^T, i > 2, q_{r,i} \in P_r\}, \quad (8)$$

将选取的3点按以下公式计算中间点角度并判断边缘候选点:

$$\alpha_{r,i} = f(N_{r,i}) = \cos^{-1}\left(\frac{b^2 + c^2 - a^2}{2bc}\right), \quad (9)$$

$$\begin{cases} a = \sqrt{4(\gamma \cdot d_r)^2 + (z_{i+1} - z_{i-1})^2}, \\ b = \sqrt{(\gamma \cdot d_r)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}, \\ c = \sqrt{(\gamma \cdot d_r)^2 + (z_i - z_{i-1})^2}, \end{cases} \quad (10)$$

$$S = \{p_{r,i} | \alpha_{r,i} \leq \tau_1\}, \quad (11)$$

其中: d_r 为雷达扫描线 r 的扫描半径, γ 为激光雷达水平角分辨率。

3) 反射强度特征检测: 根据检测集合为环形的特性, 设置两个滑动窗口, 分别置于检测点前后, 如图3所示。计算每个滑动窗口内强度平均值, 若检测点强度与前后窗口强度均值之差大于阈值, 则判断为候选点, 加入候选点集合, 计算步骤如表2所示。

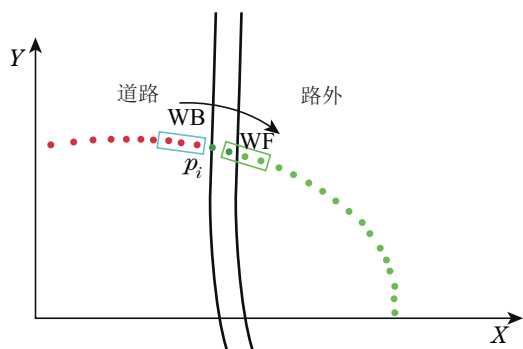


图3 环形反射强度特征检测

Fig. 3 Ring reflection intensity feature detection

表2 环形强度特征检测算法

Table 2 Ring reflection intensity feature detection algorithm

输入: 强度环形点集合 $P'_r = \{p | p = [x \ y \ z \ \sigma \ \text{intensity}]^T\}$ 、滑动窗口大小 n 、强度差阈值为 τ_2 ;

输出: 候选点集合 S ;

```

 $n_r = P'_r \times \text{size}(\cdot);$ 
for  $i$  in  $n_r$  do
   $I_i = p_i \times \text{intensity};$ 
end for
for ( $n < j < n_r - n$ ) do
   $WF = \frac{1}{n} \sum_{k=j+1}^{j+n} I_k,$ 
   $WB = \frac{1}{n} \sum_{k=j-n}^{j-1} I_k;$ 
  if ( $\text{abs}(WF - \text{its}_j) \geq \tau_2 \ || \ \text{abs}(WB - \text{its}_j) \geq \tau_2$ ) then
     $S \times \text{push\_back}(\cdot) = p_j;$ 
  end if
end for
```

优化后的环形检测模型全方位覆盖了检测区域, 按扫描线顺序搜索候选点的方式弥补了柱坐标系检测模型搜索角度单一的缺陷, 并且由于近端点云较密

集, 该模型能准确提取近端边界候选点。但总体来说, 该方法检测准确率仍与点云径向距离成反比, 因此, 柱坐标系检测模型能弥补其远端边界候选点检测准确率下降的缺陷。将两个优化后的模型检测出的候选点共同置入边界点集合, 能大幅提高候选点检测准确率。

2.3 可行驶区域边界拟合

经过候选点提取得到大部分边界点, 将它们拟合成可行驶区域边界。根据非结构化道路边界多变具有不确定性的特点, 本文采用二阶贝塞尔曲线(Bezier)来拟合可行驶区域边界。二阶贝塞尔曲线由3个相邻点确定一段曲线。具体步骤如下: 设贝塞尔曲线控制点集合为 $C = \{p_i | p_i \in S\}$, 生成曲线为 B , 则曲线按以下公式计算:

$$B(t) = (1-t)p_{i-1} + 2t(1-t)p_i + t^2p_{i+1},$$

$$t \in [0, 1], p_i \in C, \quad (12)$$

其中: t 在 $[0, 1]$ 上递增, $[p_{i-1} \ p_i \ p_{i+1}]$ 为一组控制点。

将点集中每组控制点生成的曲线拼接在一起即可得到最终的可行驶区域边界。

3 实验结果与分析

本文方法主要应用于智能车辆对非结构化道路的实时可行驶区域感知, 实验平台“智小蜂”如图4所示。其安装有一个速腾RS-LiDAR-16激光雷达、4个RGB相机和一套GNSS组合导航系统等设备。本文实验测试使用的RS-LiDAR-16激光雷达水平安装在智能车顶部, 安装高度为1.4 m, 旋转频率为10 Hz。雷达坐标系以车辆为原点, y 轴为车辆前进方向, x 轴平行地面向右, z 轴垂直地面向上。



图4 “智小蜂”实验平台

Fig. 4 ‘Zhi Xiaofeng’ experimental platform

为评估所提算法, 本文主要在3个数据集上进行实验分析。数据集1为2541帧的KITTI智能驾驶公开数据集, 由64线激光雷达录制, 场景主要包含停车场及高速公路, 由大部分结构化道路和小部分非结构化道路构成; 数据集2为使用“智小蜂”平台采集的2395帧中国智能车研发测试中心园区场景数据集, 由16线激光雷达录制, 场景包含弯道、起伏地面, 主要由非结构化道路组成; 数据集3为使用“智小蜂”平台采集的2395帧公园场景数据集, 由16线激光雷达录制, 场

景由人行道和车道组成主要为非结构化道路。

3.1 算法实时性

本文方法开发环境使用Linux和ROS架构,使用C++语言实现. 计算单元使用AMD Ryzen7 5800 H处理器,具有3.2 GHz主频和16 GRAM. 本文算法在64线KITTI公开数据集上每帧平均用时为18.47 ms,在两个16线实际道路数据集上每帧平均用时分别为8.37 ms, 10.31 ms; 将文献[13]基于柱坐标系检测模型的检测算法作为对照算法,其在64线KITTI公开数据集上每帧平均用时为16.88 ms,在两个16线实际道路数据集上每帧平均用时分别为9.07 ms, 9.46 ms. 本文算法与对照算法每帧处理时间相差在3 ms以内,完全满足激光雷达100 ms的扫描频率,具有良好的实时性.

3.2 算法准确性

本文采用文献[13, 16–18]作为对照算法以验证算法准确性. 文献[13]基于柱坐标系检测模型实现,已在前文中介绍该方法的实现原理,本文方法在其基础上进行改进优化. 文献[16]采用道路形态特征和相邻点关系综合检测的方法,具体思路为使用最小二乘法拟合路面所在平面以此确定道路大致走向,再利用相邻点空间特征检测在拟合平面边缘搜索候选点. 文献[17]采用基于道路形态特征的检测方法,通过高度和相邻点夹角来检测候选点并确定道路形态,使用距离滤波器和RANSAC滤波器提升算法对复杂道路的鲁棒性. 文献[18]基于环形检测模型实现,利用多空间特征、宽松阈值来提取候选点并拟合可行驶区域边界.

对本文算法和对照算法在3个数据集上进行对比实验: 对3个数据集逐帧人工标注正确的可行驶区域,若算法生成的可行驶区域与标注区域重合率达90%,则将该帧判断为检测正确. 通过统计各算法检测到正确的可行驶区域帧数占经标注帧数的比值来反映算法的准确性. 各个算法识别准确率如表3所示.

通过表3数据可得: 在数据集1多为结构化道路的场景中,本文算法和对照算法都取得较好效果,证明本文算法在结构化道路上也具有良好效果,能在智能车各种驾驶环境下运用. 数据集2中的园区非结构化道路缺乏人工路沿,但道路多呈带状且路外存在绿化植物等分割体,使道路边缘仍具有空间特征. 对照算法凭借道路形态特征和部分空间特征能检测出可行驶区域,但基于道路形态特征的检测算法在转弯弧度过大时会出现误检现象,本文算法则可凭借空间与反射强度融合检测和贝塞尔曲线精准拟合出可行驶区域边界. 数据集3中的公园非结构化道路存在车行道和人行道并行的情况,两种道路仅靠不同材质区分,对照算法在缺乏有效空间特征时会将路外区域误检为可行驶区域,影响算法准确性,对智能驾驶系统具有严重安全隐患. 本文算法可以依据反射强度因子准

确检测出可行驶区域. 通过本文算法在数据集2和数据集3上与基于柱坐标系检测模型和基于环形检测模型对照算法的检测准确率比较,可以得出本文算法将两种模型进行优化并联合使用可以大幅提高对缺乏空间特征的非结构化道路场景的可行驶区域检测准确性.

表3 算法准确率比较

Table 3 Comparison of algorithm accuracy

算法	数据集1%	数据集2%	数据集3%
本文算法	95.36	94.58	88.67
基于柱坐标系检测模型的算法	94.68	84.45	77.36
基于道路形态特征与相邻点关系的算法	93.28	86.53	82.44
基于道路形态特征的算法	92.06	88.05	80.35
基于环形检测模型的算法	92.14	87.47	78.88

图5为本文算法与综合表现最优的文献[16]基于道路形态特征与相邻点关系的算法的检测效果对比. 图5(a)为实际道路图片; 图5(b)为对比算法检测效果图,由黄线标识可行驶区域检测结果; 图5(c)为本文算法检测效果图,由蓝线标识可行驶区域检测结果. 图5中第1行是数据集3公园非结构化道路中典型场景,由实际道路图片可知,车行道与人行道仅依靠表面平滑的砖石分割,分割边界无空间特征,对比算法将人行道一并识别为车道; 本文算法通过强度与空间融合检测能精确识别车道. 第2行是数据集2园区道路中拐弯场景,由于对比算法基于道路形态特征优先确定道路走向,在转弯弧度过大的场景下易产生误判引起边界点漏检的问题,导致检测失败; 本文算法凭借双模型精确检索候选点,对各类道路形态都有良好的鲁棒性.

3.3 典型场景展示

本节列举一些本文算法在实验过程中遇到的典型场景,能更直观的反应本文算法的检测效果. 图6中第1行为典型场景实景图,第2行为三维激光雷达原始点云图,第3行为本文算法检测效果图,其中由白色点标识检测得到的边界候选点,由蓝线标识可行驶区域检测结果.

图6中场景1为KITTI公开数据集中的64线雷达数据效果. 该场景左右侧有人工路沿,场景具有两个特点: 边界有明显空间特征; 部分边界被车辆阻挡. 本文算法能有效利用空间特征提取候选点,并采用贝塞尔曲线拟合受阻挡边界. 场景2为园区数据集的16线雷达数据效果. 该场景为园区内停车场出入口,道路宽度变窄,场景左侧以低矮草坪区分边界,右侧边界向

内收缩并无明显空间特征. 本文算法利用强度特征提取候选点, 并对变宽路段具有良好鲁棒性. 场景3为公园数据集的16线雷达数据效果. 该场景为广场前路段,

左侧行驶边界以花坛分割, 右侧边界无空间特征仅以稀疏标示物分隔可行驶区域与非行驶区域, 本文算法凭借空间与强度融合检测能精确提取出可行驶区域.

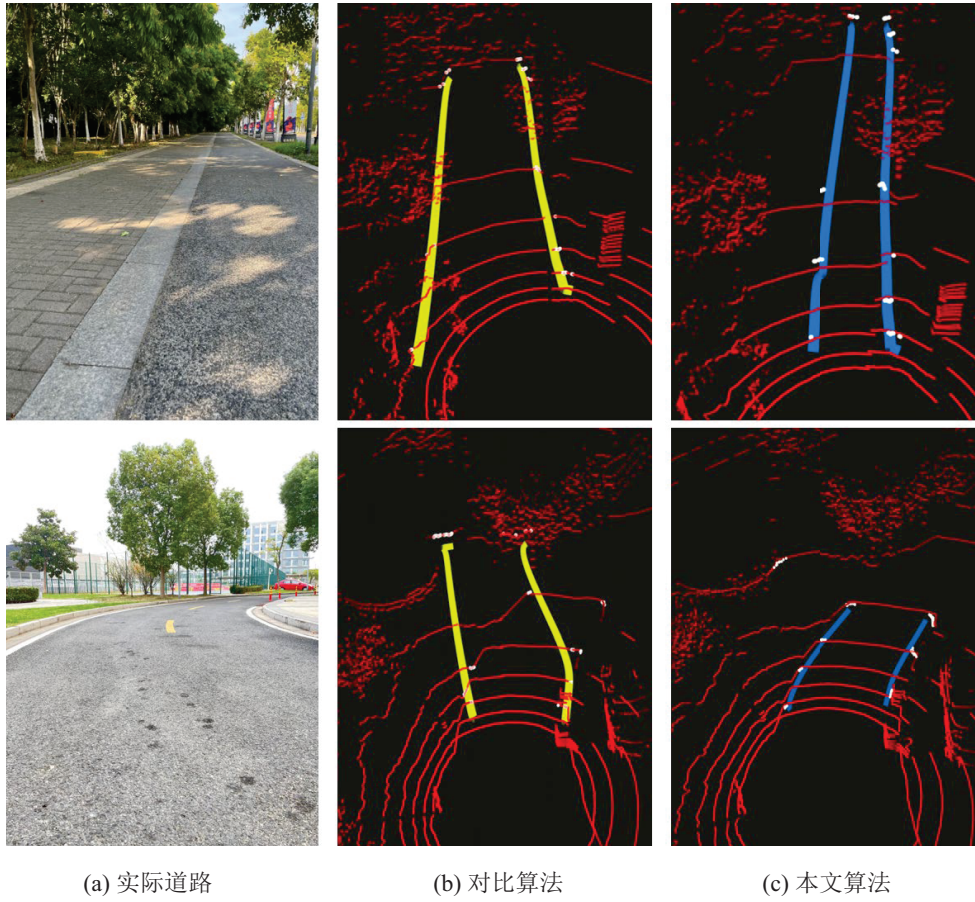


图 5 实验结果对比

Fig. 5 Comparison of experimental results

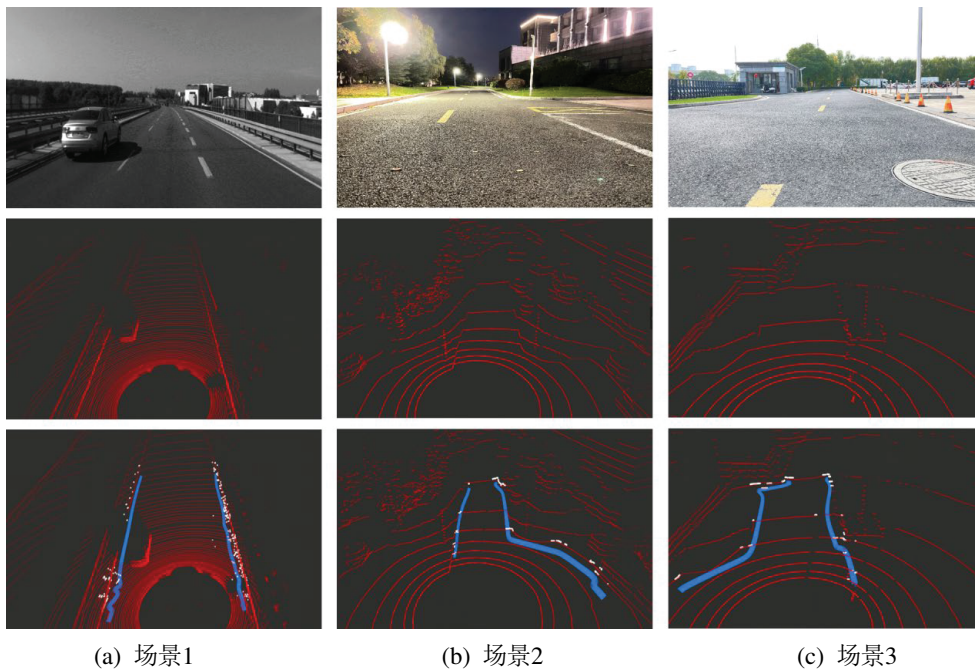


图 6 典型场景展示

Fig. 6 Display of typical scenarios

4 结论

针对非结构化道路因边界空间特征不明显导致无法正确提取可行驶区域的问题, 本文提出了一种基于空间和反射强度融合的可行驶区域检测方法. 该方法联合使用经优化的柱坐标系检测和环形检测模型提取边缘候选点, 然后以贝塞尔曲线拟合边界. 实验结果表明, 相较于传统的基于空间特征的检测方法, 本文方法对非结构化道路可行驶区域检测的准确性与鲁棒性有很大提升. 但所提方法仍有不足之处, 如未对行驶区域中的障碍物进行分类识别, 未来将增加障碍物分类识别功能, 提高方法实用性.

参考文献:

- [1] JUNG Y, SEO S W, KIM S W. Curb detection and tracking in low-resolution 3D point clouds based on optimization framework. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 21(9): 3893 – 3908.
- [2] LYU Y, BAI L, HUANG X. Real-time road segmentation using LiDAR data processing on an FPGA. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Florence, Italy: IEEE, 2018: 1 – 5.
- [3] BAYOUDH K, HAMDAOUI F, MTIBAA A. Transfer learning based hybrid 2D-3D CNN for traffic sign recognition and semantic road detection applied in advanced driver assistance systems. *Applied Intelligence*, 2021, 51: 124 – 142.
- [4] MA W, ZHU S. A multifeature-assisted road and vehicle detection method based on monocular depth estimation and refined UV disparity mapping. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(9): 16763 – 16772.
- [5] HAN Y, WANG B, GUAN T, et al. Research on road environmental sense method of intelligent vehicle based on tracking check. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(1): 1261 – 1275.
- [6] BAEK I, TAI T C, BHAT M M, et al. Curbscan: Curb detection and tracking using multi-sensor fusion. *The 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Rhodes, Greece: IEEE, 2020: 1 – 8.
- [7] ONIGA F, NEDEVSKI S. Curb detection for driving assistance systems: A cubic spline-based approach. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Baden-Baden, Germany: IEEE, 2011: 945 – 950.
- [8] GUO D, YANG G, QI B, et al. Curb detection and compensation method for autonomous driving via a 3D-LiDAR sensor. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(20): 19500 – 19512.
- [9] LIU Jian, LIANG Huawei, MEI Tao, et al. Road boundary extraction based on road morphology analysis. *Robot*, 2016, 38(3): 322 – 328. (刘健, 梁华为, 梅涛, 等. 基于道路形态分析的道路边界提取. 机器人, 2016, 38(3): 322 – 328.)
- [10] NAKAYAMA Y, MIURA J. 3D road boundary estimation using 3D LiDAR with scanline-wise 1D deep feature and particle filtering. *European Conference on Mobile Robots*. Bonn, Germany: IEEE, 2021: 1 – 7.
- [11] XIONG H, ZHU T, LIU Y, et al. Road-model-based road boundary extraction for high definition map via LiDAR. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10): 18456 – 18465.
- [12] ZHAO L, YAN L, MENG X. The extraction of street curbs from mobile laser scanning data in urban areas. *Remote Sensing*, 2021, 13(12): 2407.
- [13] SUN P, ZHAO X, XU Z, et al. A 3D LiDAR data-based dedicated road boundary detection algorithm for autonomous vehicles. *IEEE Access*, 2019, 7: 29623 – 29638.
- [14] WANG G, WU J, HE R, et al. Speed and accuracy tradeoff for LiDAR data based road boundary detection. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(6): 1210 – 1220.
- [15] HATA A Y, WOLF D F. Feature detection for vehicle localization in urban environments using a multilayer LiDAR. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(2): 420 – 429.
- [16] ZHANG Y, WANG J, WANG X, et al. Road-segmentation-based curb detection method for self-driving via a 3D-LiDAR sensor. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(12): 3981 – 3991.
- [17] DU Z, WU J, HE R, et al. A real-time curb detection method for vehicle by using a 3D-LiDAR sensor. *SAE International Journal of Advances and Current Practices in Mobility*, 2021, 3(4): 1923 – 1932.
- [18] WANG G, WU J, HE R, et al. A point cloud based robust road curb detection and tracking method. *IEEE Access*, 2019, 7: 24611 – 24625.

作者简介:

周越洋 硕士研究生, 目前研究方向为智能网联汽车, E-mail: 979898416@qq.com;

徐江 博士, 副教授, 目前研究方向为智能网联汽车与车联网大数据, E-mail: skydestinyx@gmail.com;

钟珊 博士, 副教授, 目前研究方向为深度学习与强化学习, E-mail: sunshine620@cslg.edu.cn;

龚声蓉 博士, 教授, 目前研究方向为计算机视觉、机器学习、自动驾驶, E-mail: shrgong@cslg.edu.cn.