

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416385

基于道路拓扑结构约束的未知非结构化 场景可通行区域检测方法^{*}

时 利¹ 赵 盼² 林玲龙² 刘法勇¹ 李 涛¹

(1. 安徽江淮汽车集团股份有限公司技术中心 合肥 230091; 2. 中国科学院合肥物质科学研究院 合肥 230031)

摘 要: 非结构化未知场景缺乏丰富的先验信息,且道路类型多变、没有规则道路边界等严重制约自动驾驶车辆自主导航的平顺性和安全性。本文针对非结构化场景提出一种考虑道路拓扑结构约束的可通行区域检测方法。首先,为满足全局任务规划需求,基于卫星航拍图像,半自动地提取道路的拓扑结构,构建全局路网,规划全局行驶轨迹;其次,根据全局轨迹和实时定位提取当前的行驶道路方向,作为道路可行使区域自适应生长的强约束条件,保障可通行区域的延伸方向与道路方向一致;最后,提出基于贝叶斯的激光雷达-视觉可通行区域融合方法,提升可通行区域检测的鲁棒性。实验结果表明,所提出的方法能够准确检测出可通行区域,检测失效率仅为 0.2%;在直线情况下,平均占比因子和平均发散因子为 87.26%、41.91%;在弯道情况下,平均占比因子和平均发散因子 73.62% 和 64.18%;证明了方法的有效性。

关键词: 非结构化场景;道路拓扑结构约束;可通行区域;贝叶斯融合;自动驾驶车辆

中图分类号: TN958.98;TP242.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.2040

Robust drivable area detection method for unknown off-road scenes under road topological constraints

Shi Li¹ Zhao Pan² Lin Linglong² Liu Fayong¹ Li Tao¹

(1. Technical Center, Anhui Jianghuai Automobile Group Co., Ltd., Hefei 230091, China;

2. Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: In response to the challenges of off-road and unknown outdoor environments, which lack rich prior information and exhibit highly variable road types without clear boundaries, the paper explores a method for detecting drivable areas based on road topological constraints. Firstly, in order to meet the requirements of global task planning, road skeletons are semi-automatically extracted from satellite images to construct a global road network and plan the global trajectory. Secondly, the current driving direction, which is derived from the road topology network and real-time positioning, serves as a strong constraint for the adaptive growth of the drivable area, ensuring that the extension of the drivable area aligns with the road patterns. Finally, a bayesian-based method is proposed for the fusion of LiDAR and visual data to enhance the robustness of drivable area detection. The experiments show that the proposed method significantly improves road pattern consistency and detection rate. The detection loss is 0.2%. The average proportion factor and average divergence factor under straight road is 92.14% and 12.38%. The average proportion factor and average divergence factor under winding road is 85.46% and 20.75%.

Keywords: off-road scenes; road topological constraints; drivable areas; bayesian-based fusion; autonomous vehicle

0 引 言

随着传感、人工智能、芯片等新兴技术的快速发展,自

动驾驶关键技术得到长足的进步,在部分特定领域已经得到落地应用。环境感知、智能决策、规划控制以及导航定位是自动驾驶的四大核心模块。准确、鲁棒的环境感知是实

收稿日期:2024-07-07

^{*} 基金项目:安徽省重点研究与开发计划(202304a05020065, 2023n06020031)、河南省中科科技成果转化中心开放性课题(2024143)项目资助

现安全舒适自动驾驶的先决条件。在结构化场景中,由于具备丰富的先验知识,如高精度地图、海量的训练样本等,使得自动驾驶场景感知性能已经能够满足 L4 级安全行驶的需求。高精度地图能够为自动驾驶系统提供车道级的关键静态要素信息。通过海量训练样本训练的深度学习模型具备较强的泛化能力,能够感知交通场景中的各类已学习的交通要素,满足除长尾效应外的绝大部分场景的自动驾驶要求。非结构化场景通常是军事、搜救等作业任务的典型应用场景。此外,我国乡村道路占中国公路总里程比率超过 80%,对于乘用车和商用车而言,满足乡村道路场景落地应用需求是其自动驾驶技术发展的必然趋势之一。当前,相较于城区结构化场景,野外场景具有以下特性:1)道路类型多变,2)道路边界不规则且不清晰,3)尚未形成有效的海量数据集,用于模型训练;这些特性严重制约着自动驾驶车辆在非结构化未知环境下的环境感知能力,给可通行区域(drivable area, DA)的检测带来较大的挑战。

可通行区域检测是野外非结构化场景自动驾驶环境感知核心功能。精确、鲁棒的可通行区域检测是安全、平顺自动驾驶的前提。因此,如何利用车载传感器实时检测出可通行区域是非结构化未知场景作业自动驾驶车辆关键技术研究的重点关注问题之一。众多学者利用自动驾驶两类主要传感器激光雷达和可见光相机的数据特性,已开展相关探索性研究。在基于激光雷达的可通行区域检测方面,当前的方法主要是通过地面分割和特征提取的方式来实现可通行区域的检测^[1-11]。Xu 等^[1]提出一种基于三维激光点云双向映射的非结构化场景可通行区域检测架构,首先,将每帧激光雷达数据分别映射到地面和虚拟柱面,生成高程和深度图像;其次,从深度图像地面点中提取道路点构建道路区域,并利用两步搜索法从高程图中创建可达区域;最后,为了提升可通行区域检测的鲁棒性,采用贝叶斯融合方法对道路区域和可达区域进行贝叶斯后融合。庄博^[2]针对半结构化场景,提出了一种基于三维点云的可通行区域检测算法,该方法首先通过局部最优特征点提取、聚类、筛选、拟合等操作获取完整的道路边界,然后利用激光雷达线束之间的径向几何关系检测道路中障碍物信息,最后生成道路的可通行区域。宁小娟等^[3]通过基于分段校准的随机采样一致(random sample consensus, RANSAC)算法进行地面分割,解决地面不平整导致的欠分割问题,然后结合道路结构以及数据高程突变特征,提取道路边界候选点,并使用最小二乘法拟合道路边界曲线获取道路可通行区域。随着深度学习技术的快速发展,一些点云语义分割方法也逐渐应用于非结构化场景的可通行区域检测。如 Zhong 等^[4]首先利用实例分割网络 Mask R-CNN (region-based convolutional neural networks, R-CNN)来学习激光雷达的反射纹理信息来实现可通行区域检测,其次通过多帧融合策略来提升可通行区域检测的稳定性。

在视觉可通行区域检测方面,相关研究主要聚焦于构

建深度学习模型实现驾驶场景语义分割^[12-17]。陈湘等^[12]提出一种基于语义分割的野外非结构化道路可通行区域检测方法,首先采用双边语义分割网络 Bisenet 对野外场景图像进行可通行区域、难通行区域、不可通行区域、天空 4 种类型的语义分割;其次,利用 C-均值聚类算法提取可通行区域并进行二次分割,实现更精细的可通行区域检测。宋绍京等^[13]提出一种基于 YOLOP 的多任务学习模型 MEPNet,同时实现车辆检测、可行驶区域分割和车道线检测三个任务。

在基于数据融合的可通行区域检测方面,周梦如等^[18]提出一种由激光雷达和可见光相机融合的道路几何通行性分析方法,首先,基于图像语义分割方法获得道路表面属性实现可通行区域粗分割;其次基于不均匀点描述符提取了可通行区域的三维点云特征;最后利用高斯混合聚类,结合道路表面属性、地面几何特征及平台的通过性约束,对道路可通行性进行分类,实现了对越野环境可通行程度的详细描述。

综上所述,虽然基于特征的可通行区域检测方法能够适应一定的场景,但在复杂多变的道路环境下,强特征依赖的可通行区域检测难以与真实的可行驶道路保持高度一致性;基于学习的方法具有一定的多场景适应优势,但代价是需要大量的数据离线训练,而面向越野场景的激光雷达和视觉相关数据集是极度匮乏的,因此,严重制约了该方法的可用性。

为保证未知非结构化环境下可通行区域检测的鲁棒性以及与实际道路形态的一致性,本文提出一种基于道路拓扑结构强约束的多模态信息融合可通行区域检测方法。对于未知非结构化环境,航拍图像是获取道路拓扑结构的有效途径。在道路拓扑结构的基础上,将道路延伸方向作为可通行区域生长的强约束条件,实现基于点云的道路通行区域鲁棒提取。此外,结合贝叶斯融合理论,将激光雷达可通行区域、视觉可通行区域以及历史可通行区域进行鲁棒融合。通过实车实验表明,本文提出的可通行区域检测方法能够保持与道路形态的一致性并具备可靠性,有利于自动驾驶车辆在未知非结构化场景下的高效自主导航。

1 系统架构

本文旨在以道路拓扑结构为强约束条件,通过雷达和视觉信息融合的方式实现鲁棒的道路可通行区域检测。如图 1 所示,该系统框架主要包含 3 个部分:道路拓扑结构获取、可通行区域粗检测、可通行区域融合。道路拓扑结构获取部分首先以 U-Net 网络提取航拍图像中的主要道路结构;其次,为保障道路拓扑结构的完整性,人工对其进行修正;最后将航拍图像中的道路像素坐标通过位置标定和坐标映射变换转化为经纬度坐标。可通行区域粗检测部分主要包含为两个模块:视觉可通行区域提取和雷达可通行区域提取。其中,视觉可通行区域提取采用

GraphCut 最小化图割方法实现车前图像的道路分割。而对于雷达可通行区域,首先采用基于跳跃卷积的地面快速分割算法,完成激光点云地面点和障碍物点分割,构建障碍物栅格地图;其次,在障碍物栅格地图的基础上,从道路拓扑结构中提取道路延伸方向,以该方向为强约束条件,

控制道路离散边界点的闭合以及道路区域增长方向,从而提升已提取道路区域与实际道路形态的一致性。可通行区域融合主要是采用贝叶斯融合理论,对历史可通行区域、视觉可通行区域和雷达可通行区域进行后融合,进一步提升可通行区域的鲁棒性。

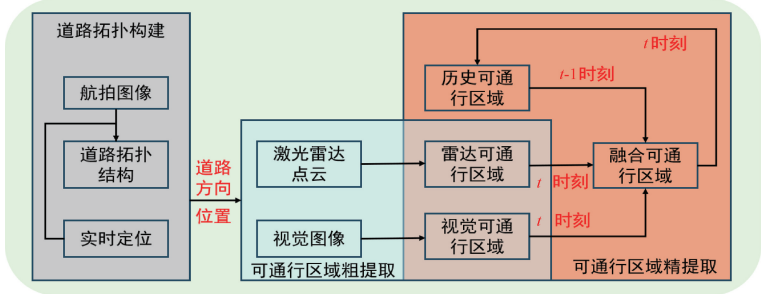


图 1 系统框架图

Fig. 1 System framework diagram

2 道路拓扑结构获取

2.1 道路拓扑结构提取

由于卫星航拍图像能够最高能够实现亚米级精度,而且随着卫星地图的普及应用,卫星航拍图像是获取未知的非结构化环境道路拓扑结构的重要手段。为减少实际应用过程中手动标注道路拓扑结构的工作量,本文采用课题组前期自制的航拍图像道路语义分割数据集,训练深度学习模型用于提取图像中的道路,该模型以 U-Net 为骨干网络,网络结构主要包含编码器和解码器,其中,编解码模块利用嵌套残差结构,可以减少信息传递损失,抑制网络退化;同时,在卷积层之间增加注意机制门控,提升模型精度。

由于环境遮挡因素或训练的模型性能因素,使得部分道路不能被分割出来,导致道路的拓扑结构不完整。因此,在利用深度学习模型分割之后,通过手动对不完整道路进行补全,并标注出道路连接点,即路口,如图 2(a)所示。获取的完整道路如图 2(b)所示。在提取完整道路的基础上,通过图像骨架细化算法,提取出道路拓扑骨架结构,便于后续的坐标映射变换以及路网文件构建。

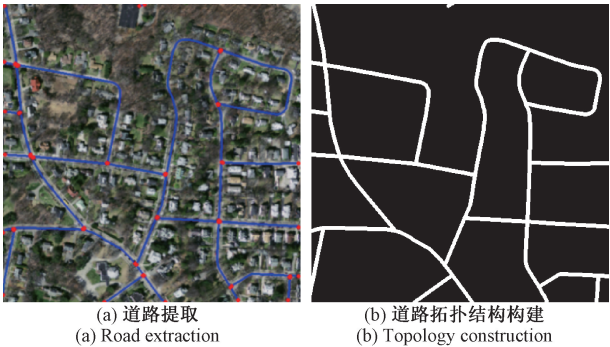


图 2 道路拓扑结构提取

Fig. 2 Road topology extraction

2.2 道路坐标映射变换

为了进一步方便与自动驾驶车辆的实时位置进行匹配,精准的提取当前位置的道路延伸方向,需要将提取的道路拓扑信息由航拍像素图片坐标系映射到经纬度坐标系。

本文所述道路坐标映射变换主要包括两个部分,首先是经纬度坐标和局部位移变换,其次是建立航拍图像与局部位移之间的变换矩阵。其中,经纬度坐标和局部位移变换如图 3 所示,假设已知 A 的经纬度坐标 (lng_A, lat_A) 和 A、B 两点的相对位置关系,求解 B 点的经纬度坐标 (lng_B, lat_B) 。从图 3 中可知,A、B 两点的横向距离和纵向距离可以分别表示为 ΔX 和 ΔY 。由于 A、B 两点不在同一个界面上,同时考虑到地球半径远大于当前 AB 两点相对位移, ΔX 可用图 3 中 D、E 两点的弧度表示,其中有:

$$\Delta X \approx l_{DE} = r_2 \cdot \beta \tag{1}$$

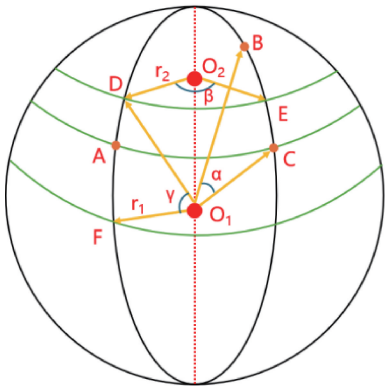


图 3 经纬度坐标和局部位移变换原理示意图

Fig. 3 The diagram of transformation between latitude-longitude coordinate and local displacement

又弧 $\widehat{DE}$ 所在的圆心 O_2 与地球球心 O_1 之间的关系为:

$$r_2 = r_1 \cos \gamma = r_1 \cos \left(\frac{\text{lat}_A + \text{lat}_B}{2} \right) \quad (2)$$

通过式(2)代入式(1),有:

$$\Delta X = r_1 \cos \left(\frac{\text{lat}_A + \text{lat}_B}{2} \right) (\lg_B - \lg_A) \quad (3)$$

AB 两点的纵向距离可以表示为:

$$\Delta Y = r_1 \cdot \alpha = r_1 \cdot (\text{lat}_B - \text{lat}_A) \quad (4)$$

于是通过变换可以得到:

$$\text{lat}_B = \frac{\Delta Y}{r_1} + \text{lat}_A \quad (5)$$

$$\lg_B = \frac{\Delta X}{r_1 \cdot \cos \left(\frac{\text{lat}_A + \text{lat}_B}{2} \right)} + \lg_A \quad (6)$$

航拍图像像素和物理相对位移之间的变换关系主要通过构建变换矩阵进行求解,即有:

$$\begin{bmatrix} \Delta u \\ \Delta v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Y \end{bmatrix} \quad (7)$$

于是,本文在初始阶段,选择航拍图上 3 个距离相对较近的像素点,以及采集对应点的经纬度坐标值,对变换矩阵进行求解标定。

3 可通行区域粗检测

3.1 基于激光雷达的可通行区域检测

激光雷达的高精度测量特性使得基于激光雷达的道路可通行区域能够比较真实地反应非结构化道路的几何和位置属性。地面分割是实现激光雷达可通行区域提取的关键。本文所述基于雷达的可通行区域提取流程如图 4 所示,首先采用基于跳跃卷积的快速分割方法^[19],对实时采集的点云进行地面分割,构建障碍物占据栅格地图。其次,以占据栅格地图为基础,获取道路边界点;将提取的道路方向作为约束条件,控制相邻边界点的闭合。最后在闭合完成后,利用区域增长法生成可通行区域。

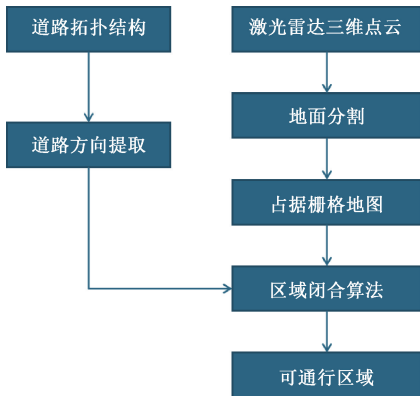


图 4 雷达可通行区域检测流程

Fig. 4 LiDAR passable area detection process

在本文研究中,基于方向约束的区域闭合算法是生成鲁棒可通行区域的关键,具体流程如算法 1 所示。该算法将障碍物栅格地图、车辆实时位置和道路拓扑结构作为输入,输出为边界闭合后的障碍物栅格地图。首先在障碍物栅格地图上分别提取出车辆左侧和右侧的道路边界点;其次,分别针对获取到的两个左右两侧边沿点集,采用道路延伸方向约束的区域算法,对边沿点进行闭合。

算法 1: 条件约束的区域闭合算法

输入:

t 时刻障碍物栅格地图 $ObsMap_t$ 、 t 时刻车辆位置

Pos_t

道路拓扑结构 $TopoMap$

输出:

t 时刻闭合后的障碍物栅格地图 $BdClosedObsMap_t$

```

1:  $P_{Bd_t} \leftarrow getBoundary(ObsMap_t)$ 
2: for all  $Pixel$  in  $P_{Bd_t}$ ,  $1 \leq i \leq N$  do
3:    $k_{road} \leftarrow getRoadDirection(Pixel_i, Pos_t, TopoMap)$ 
4:   for all  $j$  in  $M$ ,  $1 \leq j \leq M$ , do
5:      $k_{bd} \leftarrow getBoundaryDirection(Pixel_i, Pixel_j)$ 
6:     if  $abs(k_{road} - k_{bd}) < threshold$ 
7:        $line(P_{Bd_t}(i), P_{Bd_t}(j))$ 
8:        $i += j$ ;
9:        $update(P_{Bd_t})$ 
10:    else
11:       $j ++$ ;
12: Return  $P_{Bd_t}$ 
  
```

在上述伪代码中,根据道路拓扑结构,以及车辆实时位姿,提取当前可感知范围内的局部拓扑道路信息映射到局部栅格地图上,以作为道路参考。通过函数 $getBoundary()$ 在障碍物栅格地图上获取道路两侧的道路边沿点,分别记为 $P_{bd_{l,t}}$ 、 $P_{bd_{r,t}}$, 其中伪码中的 P_{bd_t} 是 $P_{bd_{l,t}}$ 和 $P_{bd_{r,t}}$ 的并集。利用 $getRoadDirection()$ 函数获取当前道路边界点所在道路的延伸方向。分别针对左右两次道路边界点集,遍历道路边界点集中的边界点,首先以离车辆前方最近点为起始点,记为 P_s , 选择其相邻点为 P_e , 计算当前位置道路方向 k_{road} 与点 $P_s P_e$ 斜率 k_{bd} 之间差的绝对值,若大于设定阈值,则选择当前 P_e 的下一个相邻点为 P_e , 直到其小于阈值,使用函数 $line()$ 连线 P_s 与当前 P_e , 使当前阶段边界闭合;并将当前 P_e 设定为 P_s , 其下一个相邻点为 P_e , 重复上述步骤,直到当前边界点集遍历结束位置,同时,更新边界点集。通过边界区域闭合,这样可以避免由于边界高程与地面高程相近导致提取的激光雷达可通行区域发散问题。

3.2 基于视觉的可通行区域检测

通常,在复杂的未知非结构化环境,道路区域与路边区域具有明显的纹理差异,通过纹理差异性能够更好的提取出道路可通行区域。本文采用交互式 GraphCut 的分割方法提取视觉可通行区域,将图像分割问题转化为最小能量函数求解问题。由于自动驾驶车辆按照道路方向行驶,本文假设车辆正前方为道路可通行区域,因此,提取车辆正前方的像素作为种子点。图 5 所示为图割算法示意图。首先,将原图转化为灰度图像,构造加权无向图结构 $G = (V, E)$, 其中, V, E 分别为图中的节点和边,依次表示为:

$$V = \text{Pixel} \cup \{S, T\} \quad (8)$$

$$E = \{p, q\} \cup \{p, S\} \cup \{p, T\} \quad (9)$$

其中, Pixel 表示图像上的像素点集合, S 和 T 为终端节点。 p 和 q 分别为图像上的 8-邻域相邻像素。 $\{p, q\}$ 是 n -links, 如图 5(b) 中的黑色线条所示, 表示相邻像素构成的边。 t -links, 如图 5(b) 中的黄、绿以及灰色线条所示, 表示图像中的像素与终端节点构成的边。

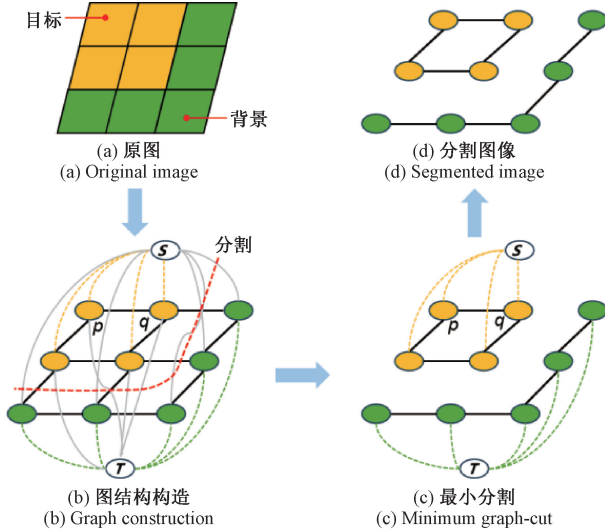


图 5 图割算法流程图

Fig. 5 Flowchart of GraphCut algorithm

考虑到视觉可通行区域检测的准确性,本文提取车辆正前方的道路最近地面像素点为道路种子点,构建强约束,增加其边的权值。基于强约束加权的能量函数构造如下:

$$E(A) = \lambda \sum_{p \in P} R_p(A_p) + \sum_{\{p, q\} \in N} B_{\{p, q\}} \cdot \delta(A_p, A_q) \quad (10)$$

其中, λ 为缩放因子, $\lambda R_p(A_p)$ 表示为该像素为目标或背景的惩罚值, $B_{\{p, q\}}$ 表示像素 $\{p, q\}$ 的权值, N 为像素 p 的 8-邻域。 A 是一组二进制向量, A_p 值为 0 或 1, 分别对应与 S 端点和 T 端点。本文考虑到种子点的可信性,将种子点 k 相关的与端点连接的边权值分别取值为 $2 \cdot \max\{B_{\{k, S\}}\}$ 和 $2 \cdot \max\{B_{\{k, T\}}\}$ 。

最后利用最大流最小分割算法对其进行能量函数进行最小化求解,获得局部最优解,实现道路区域的语义分割。

提取的可通行区域如图 6 所示,图 6(a)为场景图像,图 6(b)为 GraphCut 分割提取的道路区域,红框区域为根据车头信息标记的道路前景区域,绿框表示为天际线以外的天空区域。

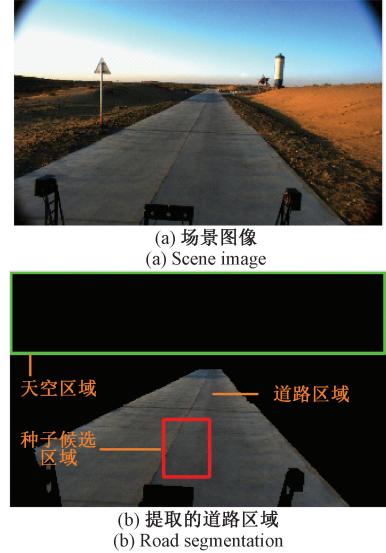


图 6 视觉道路分割

Fig. 6 Road segmentation based on GraphCut algorithm

4 基于贝叶斯的可通行区域融合

贝叶斯融合是多源信息融合的主流技术之一,应用十分广泛。为进一步提升实时检测的可通行区域的可靠性,本文分别将历史可通行区域 $Area_h$ 、视觉可通行区域 $Area_v$ 、雷达可通行区域 $Area_i$ 作为重要的三个信息输入源,利用贝叶斯决策理论对其进行融合,其中,历史可通行区域主要是通过自动驾驶车辆帧间位姿关系进行坐标变换后得到的可通行区域,将其与另外两个信息源一起统一在同一个坐标系下。于是,记 $Prob(c_i | p, sc_j)$ 为可通行区域检测信息来源 sc_j 将占据栅格地图像素 p 识别为可通行区域的概率,其中, c_1 和 c_2 分别表示可通行区域和不可通行区域; sc_1, sc_2 和 sc_3 分别表示历史可通行区域、视觉可通行区域和雷达可通行区域 3 个来源。于是,构建像素点 p 的二分类概率决策矩阵如下:

$$A_{3 \times 2}(p) = \begin{bmatrix} Prob(c_1 | sc_1) & Prob(c_2 | sc_1) \\ Prob(c_1 | sc_2) & Prob(c_2 | sc_2) \\ Prob(c_1 | sc_3) & Prob(c_2 | sc_3) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\text{其中, } Prob(c_i | sc_j) = \frac{Prob(c_i | p, sc_j)}{\sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^2 Prob(c_i | p, sc_j)}$$

$$\sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^2 Prob(c_i | sc_j) = 1.$$

考虑到,自动驾驶车辆在动态行驶过程中,由于拐弯、动态避障等因素,会出现车辆航向与道路延伸方向出现较大偏差情况,这种情况下,可能导致雷达可通行区域生长困难或失效情况,因此在融合后的类别概率表示采用动态权值形式,具体可表示为:

$$Prob(c_i | sc_1, sc_2, sc_3) = \sum_{j=1}^3 \omega_{ij} Prob(c_i | sc_j), i = 1, 2 \quad (12)$$

其中, ω_{ij} 表示可通行区域来源 sc_j 将像素 p 识别为 c_i 类的权重,且 $\sum_{j=1}^3 \omega_{ij} = 1$ 。但在实际实验过程中, ω_{ij} 的权值是动态变换的,特别是雷达可通行区域生长困难的情况下。对于 3 类可通行区域中的交叠区域,本文认为其具有高置信度,其最终类别归为可通行区域。对于非交叠区域,各信息源权值 ω_{ij} 具体计算方式具体如下:

$$\begin{cases} \omega_{11} = \frac{Area_h}{Area_h + Area_c + Area_l} \\ \omega_{12} = \frac{Area_c}{Area_h + Area_c + Area_l} \\ \omega_{13} = \frac{Area_l}{Area_h + Area_c + Area_l} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $Area_h$ 、 $Area_c$ 和 $Area_l$ 分别表示历史可通行区域、视觉可通行区域以及雷达可通行区域的面积。

最终,非交叠区域像素 p 的最终类别判定公式为:

$$\hat{c} = \underset{c_i}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum_{j=1}^3 \omega_{ij} Prob(c_i | sc_j) \right\}, i = 1, 2 \quad (14)$$

其中, $\hat{c}$ 表示非交叠区域像素类别,即是否属于可通行区域。

5 实验分析

5.1 实验平台

本文实验所用自动驾驶车辆行驶底盘为通用科帕奇 SUV 汽车,安装有速腾聚创 128 线激光雷达 RS-Ruby 128、海康威视高清相机和星网宇达光纤惯性/卫星组合导航 XW-GI7660。计算平台为配备 Intel i7-8700 3.2 GHz CPU、英伟达 1080Ti GPU 和 16GBRAM 的台式计算机。本文所述的可通行区域检测方法主要基于 ROS 机器人操作系统和 ubuntu 18.04 实现。

5.2 测试验证

为验证本文所述算法的有效性和鲁棒性,首先,从算法实时性层面对算法的整体耗时进行性能评估;其次,选择复杂的未知非结构化场景作为验证对象,从检测率和道路形态一致性两个不同维度对算法检测性能进行综合评估。

1) 算法实时性测试

本文选择课题组采集的未知非结构化场景的数据作为验证数据,进行可通行区域检测,该数据包含激光雷达数据、可见光图像数据以及车辆运行轨迹数据,通过实时运行可通行区域检测算法,包括视觉可通行区域检测、激

光雷达三维点云分割、雷达可通行区域检测以及贝叶斯融合整个过程。本文实际统计了 38 903 帧数据的运行情况,其运行时间在 41.00 ms 与 70.10 ms 之间振荡,平均耗时为 55.65 ms。为便于清楚展示,本文选择其中连续的 800 帧数据作为测评对象,其算法运行耗时如图 7 所示。

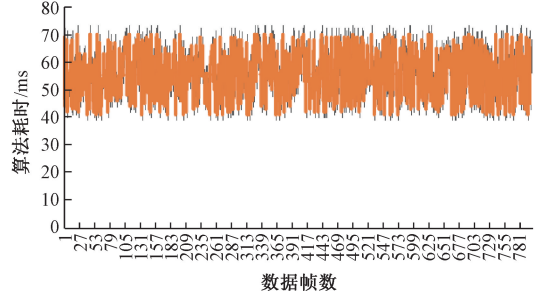


图 7 算法运行耗时情况分析

Fig. 7 Analysis of algorithm running time

2) 复杂道路场景测试

本文选择合肥市周边的城乡道路和阿拉善戈壁野外道路实现场景对所述的可通行区域检测算法进行整体评估。图 8 所示为野外场景的可通行区域检测结果,可以看出,本文所述方法能够很好的检测出道路可通行区域。图 8(a)为采集的实际应用场景,包括视觉图像和激光雷达原始点云,图 8(b)中白色线条为修正后的局部道路结构示意图,用于约束可通行区域生成;图 8(c)为基于障碍物栅格地图生成的可通行区域,包含 3 个可通行区域来源,红色点根据 128 线激光雷达数据检测的障碍物,绿色点表示补盲雷达检测的障碍物。其中紫色区域表示视觉可通行区域,用 C_{Area} 表示;苍绿色区域表示雷达可通行区域,用 L_{Area} 表示;黄色区域表示历史可通行区域,用 H_{Area} 表示;图 8(d)中淡蓝色区域表示融合后的可通行区域,用 F_{Area} 表示。可以看出,融合后的可通行区域能够有效兼顾历史通行区域的稳定性和视觉可通行区域长距离感知能力,同时又能有效避免雷达可通行区域由于缺乏边界障碍物约束下的发散性。

本文通过实验分析发现算法能够有效的适应弯道、直线道路、沙石、土路以及铺装等各类道路工况,并且统计了上述 38 903 帧可通行区域检测情况,在单一激光雷达检测可通行区域情况下,由于车头与道路方向不一致出现的可通行区域检测失效,有 1 508 帧,占比 3.876%,在利用本文所述方法进行可通行检测时,可通行区域检测失效存在 7 帧,占比小于 0.2‰。

在算法检测可通行区域定性评估的基础上,本文采用消融实验对算法性能进行对比。为进一步分析检测的可通行区域与实际道路形态的一致性性能,本文选择车头前方道路 70 m 为评估区域,设计占比因子 f_p 和发散因子 d_p 为评价指标,分别表示如下:

$$f_p = \frac{D_{Area} \cap T_{Area}}{T_{Area}} \quad (15)$$

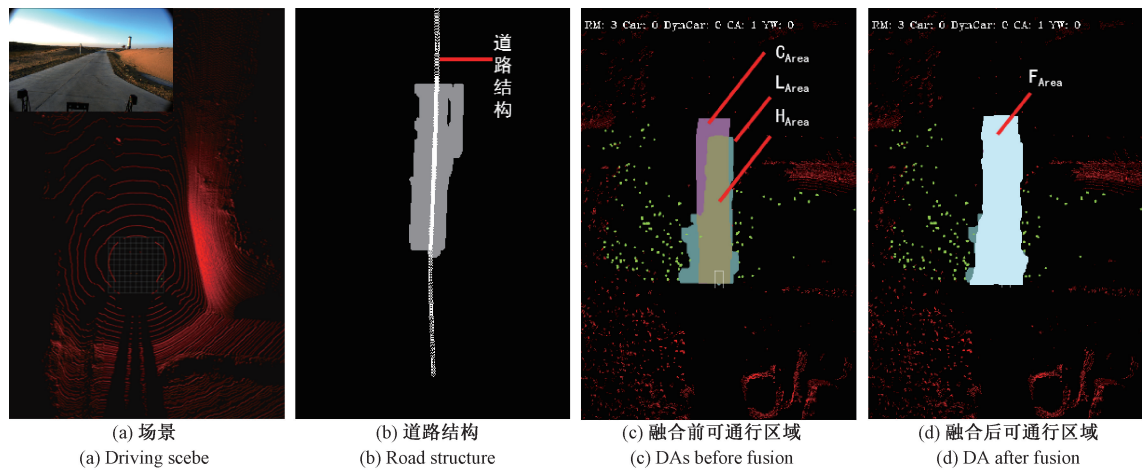


图 8 可通行区域检测结果

Fig. 8 Inspection results of passable areas

$$d_p = \frac{D_{Area} - (D_{Area} \cap T_{Area})}{T_{Area}} \tag{16}$$

其中, D_{Area} 表示实时检测的可通行区域, T_{Area} 表示标注的真实道路可通行区域, $D_{Area} \cap T_{Area}$ 表示检测的道路可通行区域与真实道路可通行区域的交叠区域; $D_{Area} - (D_{Area} \cap T_{Area})$ 表示检测的可通行区域中的非真实道路区域。 f_p 值越大表明可通行区域与真实道路的一致性越好。 d_p 值越大表明检测的可通行区域比较发散, 与道路的一致性下降。 考虑到激光雷达为主要传感器, 本文将基于激光雷达检测的可通行区域检测(简称为 LPAD 方法)与本文所述方法进行对比评估, 选择直线段道路(边界高程不明显)和弯曲道路进行对比实验, 如表 1 所示。 其中, 雷达可通行区域检测在直线和弯道情况下的平均占比因子 $\overline{f_p}$ 、平均发散因子 $\overline{d_p}$ 为 87.26%、41.91% 和 73.62%、64.18%; 而本文所述的可通行区域检测算法在直线和弯道情况下的平均占比因子和平均发散因子为 92.14%、12.38% 和 85.46%、20.75%。 综合两个指标来看, 本文所述方法在直线道路和弯曲道路两种工况下, 其性能均获得较大提升, 证明了本文所述方法的有效性。

表 1 对比实验分析

Table 1 The results of comparative experiments %				
方法	直线段道路		弯曲道路	
	$\overline{f_p}$	$\overline{d_p}$	$\overline{f_p}$	$\overline{d_p}$
LPAD 方法	87.26	41.91	73.62	64.18
本文方法	92.14	12.38	85.46	20.75

6 结 论

本文提出了一种基于道路结构约束的未知非结构化场景可通行区域检测方法。该方法将道路拓扑结构提供的道路延伸方向引入到基于激光雷达的可通行区域检测

中, 作为一个强约束条件, 限制区域增长的方向, 提升了检测的可通行区域与道路实际构形的一致性。此外, 将视觉可通行区域检测、基于雷达可通行区域检测以及历史可通行区域作为三个主要的信息来源, 利用贝叶斯后验估计原理实现多源信息融合, 提升可通行检测的鲁棒性。实验结构表明, 所提算法在复杂的非结构化越野场景下, 能够有效的提升了可通行区域检测的鲁棒性, 并显著提升了与实际道路构形的一致性, 具有一定的实践应用价值。

当前自动驾驶落地应用主要偏向高速、园区、港口等具有丰富先验知识的结构化场景。针对这些结构化场景, 国内外科技工作者们已经构建了丰富的数据集和相关应用模型, 涵盖感知、决策、控制、甚至端到端应用大模型。但是, 非结构化未知场景覆盖了人类生产生活的各个方面, 是自动驾驶技术必须要面对的重要应用场景。相较于结构化场景, 野外非结构化场景呈现复杂多样、时变等特性, 难以构建统一的标准规范, 构建其先验知识需要耗费更大的经济和时间成本。可通行区域的有效检测是实现非结构化未知场景安全自动驾驶的关键。未来, 一方面, 尽可能的丰富非结构化场景数据库, 构建在线自学习模型, 实现可通行区域的有效检测; 另一方面, 深入研究可通行区域检测、信息融合算法, 将先进的算法和先进模型进行深度融合, 进一步提高其泛化能力, 保障可通行区域的场景适应性和鲁棒性。

参考文献

[1] XU F Y, LIANG H W, WANG ZH L, et al. A framework for drivable area detection via point cloud double projection on rough roads [J]. Journal of Intelligent & Robot Systems, 2021, 102: 45.

[2] 庄博. 半结构化环境下基于三维点云的可通行区域检测算法 [J]. 计算机与数字工程, 2022, 50 (11): 2435-2442.

ZHUANG B. Accessible area detection algorithm based on 3D point cloud in semi-structured

- environment[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(11): 2435-2442.
- [3] 宁小娟, 巩亮, 张金磊. 基于激光点云的道路可通行区域检测方法[J]. 计算机工程, 2022, 48(4): 22-29. NING X J, GONG L, ZHANG J L. Detection method of passable road areas based on laser point clouds[J]. Computer Engineering, 2022, 48(4): 22-29.
- [4] ZHONG CH CH, LI B W, WU T. Off-road drivable area detection: A learning-based approach exploiting lidar reflection texture information [J]. Remote Sensing, 2023, 15(1): 27.
- [5] 杨喜旺. 基于扇块化阈值判定的机载激光雷达可通行区域在线检测方法研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(12): 91-95. YANG X W. Online detection method of airborne LiDAR passable area based on Fan-block threshold determination [J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(12): 91-95.
- [6] 闫明, 蔡云飞, 陈盟. 一种新的非结构化环境可通行区域检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(7): 1652-1661. YAN M, CAI Y F, CHEN M. A new accessible area detection algorithm in unstructured environment[J]. Computer & Digital Engineering, 2019, 47(7): 1652-1661.
- [7] 邹斌, 饶阳, 侯献军, 等. 基于三维激光雷达的道路可通行区域分割提取方法[J]. 汽车技术, 2017(6): 17-23. ZOU B, RAO Y, HOU X J, et al. Research on extraction method of travelable road region segmentation based on 3D laser radar[J]. Automobile Technology, 2017(6): 17-23.
- [8] 刘邦繁, 张慧源, 李晨, 等. 基于车载激光雷达的机车可通行区域检测[J]. 控制与信息技术, 2021(4): 78-82. LIU B F, ZHANG H Y, LI CH, et al. Locomotive passable area detection based on onboard LiDAR[J]. Control and Information Technology, 2021(4): 78-82.
- [9] 洪洋, 袁夏, 高飞, 等. 半结构化环境稀疏点云可通行区域检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(18): 251-259. HONG Y, YUAN X, GAO F, et al. Traversable area detection for 3D point cloud in semi-structured environment [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(18): 251-259.
- [10] 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): 241-250. JIANG J F, LI Q ZH, HUANG M H, et al. Real-time detection of obstacles and passable areas based on three-dimensional lidar[J]. Laser & Optoelectronics Process, 2019, 56(24): 241-250.
- [11] 李加定, 万若楠, 孙小广, 等. 基于球面投影的激光点云目标检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(8): 93-99. LI J D, WAN R N, SUN X G, et al. Point cloud data processing and target recognition based on spherical projection[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(8): 93-99.
- [12] 陈湘, 武富春, 王明, 等. 面向无人驾驶的野外道路可通行区域检测[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(4): 84-89. CHEN X, WU F CH, WANG M, et al. Detection of accessible area of field road for ummanned driving[J]. Fire Control & Command Control, 2023, 48(4): 84-89.
- [13] 宋绍京, 陆婷婷, 孙翔, 等. 面向自动驾驶的多任务环境感知算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 157-163. SONG SH J, LU T T, SUN X, et al. Multi-task environment perception algorithm for autonomous driving [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 157-163.
- [14] YU Y, LU Y H, WANG P, et al. Drivable area detection in unstructured environments based on lightweight convolutional neural network for autonomous driving car[J]. Applied Sciences, 2023, 13(17): 9801.
- [15] 徐晓龙, 俞晓春, 何晓佳, 等. 基于改进 U-Net 的街景图像语义分割方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(9): 117-123. XU X L, YU X CH, HE X J, et al. Semantic segmentation method of street view image based on improved U-Net [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(9): 117-123.
- [16] 李利荣, 丁江, 梅冰, 等. 基于像素注意力特征融合的城市街景语义分割算法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(20): 184-190. LI L R, DING J, MEI B, et al. Semantic segmentation method for urban street scenes based on pixel attention feature fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(20): 184-190.
- [17] 周勇, 刘泓滨, 侯亚东. 复杂城市交通场景下的自动驾驶语义分割方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4): 241-247. ZHOU Y, LIU H B, HOU Y D. Automatic driving semantic segmentation method for complex urban traffic scene [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4): 241-247.
- [18] 周梦如, 陈慧岩, 熊光明, 等. 越野环境下无人履带平台的道路可通行性分析[J]. 兵工学报, 2022, 43(10): 2485-2496. ZHOU M R, CHEN H Y, XIONG G M, et al. Road traversability analysis of unmanned tracked platform in off-road environment [J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(10): 2485-2496.
- [19] SHEN ZH H, LIANG H W, LIN L L, et al. Fast ground segmentation for 3d lidar point cloud based on jump-convolution-process[J]. Remote Sensing, 2021, 13: 3239.

作者简介

时利, 硕士, 工程师, 主要研究方向为智能驾驶技术。

E-mail: sl.jszx@jac.com.cn

赵盼, 博士, 副研究员, 主要研究方向为智能决策与路径规划。

E-mail: pzhaoy@hfcas.ac.cn

林玲龙(通信作者), 博士, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为场景感知与导航定位。

E-mail: linll@iim.ac.cn

刘法勇, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为智能驾驶系统设计。

E-mail: liufy.jszx@jac.com.cn

李涛, 工程师, 主要研究方向为智能驾驶应用层软件开发与集成。

E-mail: lit.jszx@jac.com.cn