

# 基于 3D 激光雷达的路沿识别与车道估计

宋日辉, 陈胜杰, 黄凯

中山大学 数据科学与计算机学院 无人系统研究所, 广东 广州 510006

**摘要:** 近年来, 无人驾驶技术成为国内外研究热点, 其中无人车的道路边界检测以及障碍物分类是这个领域的重要研究方向之一。在无人车的众多传感器中, 多线激光雷达具有受环境影响小并且能提供周围环境的 3 维空间信息的特点, 对比传统摄像头在稳定性方面更具有优势。本文基于 3D 激光雷达进行路沿识别, 并通过路沿信息估算所在道路的车道信息。

本文的实验在搭载了 32 线激光雷达的无人驾驶实验车上开展, 通过划分网格的方法来减少算法的运算量, 提高算法的实时性和可用性, 再根据路沿的高度特征对网格进行筛选。完成筛选以后对邻近的同类网格进行聚类, 得到路沿信息。最后结合路沿的信息以及道路建设规范估算所在道路的车道信息。

本文基于方形网格和扇形网格两种不同投影方式对路沿进行检测。本文对真实路况进行实测, 对比真实场景和路沿检测判断算法的实时性和可靠性。此外, 通过对比两种投影方式实现的路沿检测算法实测的结果, 对这两种投影方式的优劣进行了分析。本文提出的路沿识别以及车道估计方法在实测中能满足实际应用的需求。

**关键词:** 无人驾驶; 激光雷达; 路沿识别; 基于网格的算法; 车道估计

**中图分类号:** TP701

**文献标志码:** A

## 1 引言

无人驾驶是未来的交通系统的一个重要发展方向。无人驾驶技术需要多种传感器充当汽车眼睛, 包括摄像头、超声波雷达、毫米波雷达、激光雷达等, 这些传感器为汽车的感知系统提供信息。

无人车感知技术的关键问题之一是快速准确地为汽车寻找到可行驶区域, 其中准确识别出路沿信息是识别可行驶区域重要的一步。尤其是在其它传感器无法正常工作时, 正确的路沿信息是保证无人车安全行驶的重要保障。

在路沿检测方面, 使用基于图像的检测方法存在明显的缺陷<sup>[1]</sup>, 第一, 图像识别的运算量很大; 第二, 算法的效果很依赖图像的成像质量, 如果遇到某些场景时, 比如下雨、雾天、道路阴暗、对向强光等等, 都会严重影响图像的质量, 从而会影响到检测的准确率; 或者当某些障碍物的纹理与周围环境颜色纹理等相似的时候, 很难实现将路沿与环境背景进行分割。这些不稳定的因素会使得基于图像做路沿检测的方法的出现精度下降或者漏检的情况。

激光雷达具有单色性、相干性好、方向性强和光速飞行等良好特性, 而且受环境的影响很小, 能够有效克服基于图像的方法存在的受

环境影响大的问题。

从硬件上分类, 激光雷达有单线激光雷达和多线激光雷达。所以在激光雷达进行路沿识别方面的研究也可以分为这两类。

在使用单线激光雷达做路沿检测的领域, Kodagoda 等人<sup>[2]</sup>使用的是单线的激光雷达, 结合了道路边界和道路环境信息实现跟踪导航, 该方法有比较好的效果, 但是计算过程比较复杂, 较难满足无人驾驶的实时性要求。Wang 等人<sup>[3]</sup>在路沿检测的方法当中, 在对雷达采集到的数据进行坐标转换计算之后, 使用到最小二乘法对边界点数据进行线性拟合。Pang 等人<sup>[4]</sup>提出了用激光雷达对复杂的道路环境障碍物检测, 先将一帧的数据分为障碍物信息和非障碍物, 接着不断的累积, 然后使用邻近域法对障碍物点进行聚类, 最终再对障碍物信息点进行滤波处理。Liu 等人<sup>[5]</sup>使用了误差变化量, 陈得宝等人<sup>[6]</sup>在它的基础上提出了模糊聚类与最大熵原理结合的算法, 进行路沿检测。

在使用多线激光雷达进行路沿检测的领域, 于和春等人<sup>[7]</sup>提出基于卡尔曼滤波的道路环境障碍物检测方法, 首先提取激光雷达扫描出的障碍物候选点, 然后将非障碍物点过滤掉,

最后得到道路环境中障碍物的位置等信息。

在此之上,于和春等人<sup>[8]</sup>利用道路的直线特征以及道路与路沿的平面存在高度差这一特点,基于 EKF 滤波的原理进行路沿检测。该算法需要大量的运算,成像速度慢,实时性比较差。

使用路沿高程信息进行处理方面。Rasmusse 等人<sup>[9]</sup>利用神经网络进行道路边界检测,提取点云数据中的高度特征,对神经网络进行训练,最后进行道路边界的检测。Wolf 等人<sup>[10]</sup>和 HATA<sup>[11]</sup>同样使用高度特征来训练神经网络,进而提取出可行驶区域。这类方法不但需要大量带有标签的数据集,而且也需要较大的运算量。

因此,对于这个问题,设计一个实用性高的算法难点在于既要满足实时性,又要保证稳定性和准确性。

本文的工作首先基于多线激光雷达,可以得到比单线更为丰富的有效信息,然后利用划分网格的方法大量的减少运算量,使得路沿识别算法具有良好的实时性;接着通过观察,归纳出路沿的高度特征和连续性特征;实现并对比了基于扇形网格和方形网格两种不同的划分方式的路沿识别,在道路实测中,基于扇形网格的划分方式结合路沿特征进行判断时,算法具有更好的准确性和稳定性;最后,利用路沿识别得到的路沿信息进行车道划分,从而为无人车提供最基本的可行驶范围。在真实的路测中,本文实现的路沿识别以及车道估算都满足实时性要求。

## 2 实验的硬件平台

### 2.1 实验平台

本文是在东风风神 AX7 型号的汽车上进行实验,搭载 Velodyne 公司的 32 线激光雷达,激光雷达与汽车之间使用金属架进行刚性连接。雷达位置的变化是因为车体移动造成的。因此,在设计算法的时候,需要考虑汽车的相关参数以及激光雷达的安装位置。

### 2.2 关于无人车

东风风神 AX7 出厂是长 x 宽 x 高为 4690x1850x1727 (单位 mm),为了装载雷达,并且让雷达发挥尽可能好的效果,便对汽车进行了改造。在汽车的顶部安装一个雷达架子,从雷达架子到地面的高度为 2.4 米,所谓“站得高,看得远”,这能充分发挥激光雷达作为汽车的眼睛这一角色。为了美观,把架子隐藏在一个行李箱里面,图 2 是汽车的实拍图。这个架子提高雷达的安装高度,既可以使得雷达可以越过一些比较矮的障碍物,观察到较远的障碍物,又可以减少雷达发射出的向下的激光被车体遮挡掉的部分,从而减少汽车周围的盲区的范围(如图 1 所示)。

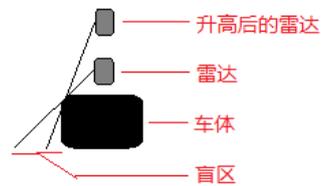


图 1 雷达高低与盲区大小示意图

Fig.1 The relationship between the height of LiDAR and the blind area

激光雷达安置中心距离车头 2.8 米,车尾 1.9 米,车左侧 0.9 米,车右侧 0.9 米,这样的安置方式,一方面能兼顾车体四周的环境,另一方面能探测和识别到更多的车前障碍物,为车前障碍物的识别提供良好的保证。



图 2 搭载了 Velodyne HDL-32E 激光雷达的东

风风神 AX7

Fig.2 The Dongfeng Fengshen AX7 with a

Velodyne HDL-32E on it

### 2.3 Velodyne HDL-32E 激光雷达

这款 Velodyne 的 32 线激光雷达的实拍如图 3-(a)所示,侧视图和俯视图如图 3-(b)所示。它的勘测距离最近为 1 米,最远距离根据外界环境的不同可以有 80 米至 100 米,测量精度可以达到 2cm。激光收发器有 32 个,也就是可以同时收发 32 个激光点。激光发射点分布在垂直的平面内,仰角最大为 10.67 度,俯角最大为 30.67 度。垂直角度分辨率为 1.33 度,是比较精密的仪器。对于水平方向上,依靠激光雷达自身的转动,水平视角达到 360 度,更新速率设定为 10Hz。

激光雷达的点云数据以 UDP 数据包的方式传输出来,包含距离、校正后的反射率以及旋转角度。激光雷达得到这些数据的工作原理是,它会以一定角度发射调制过的红外线激光光束,同时开始计时,激光光束击中目标后发生漫反射,部分光线返回激光雷达后,激光雷达的二极管接收到返回光线,停止计时,该段时间即为飞行时间 TOF (Time Of Flight)。则易知障碍物距离为:

$$d = \frac{c \cdot TOF}{2} \quad (2.1)$$

其中  $d$  为激光雷达与障碍物之间的距离,  $TOF$  为激光飞行时间,  $c$  为光速 ( $3 \times 10^8 \text{ m/s}$ )。同时,它还配置有一个旋转的机械结构,用于控制激光的发射角度。运作时以恒定速度旋转,使激光雷达以均匀的角度间隔扫描周围环境。

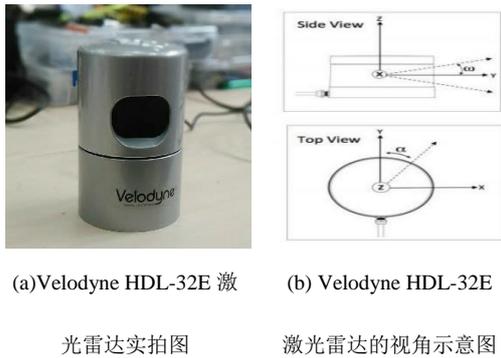


图 3 Velodyne HDL-32E 激光雷达

Fig. 3 Velodyne HDL-32E LiDAR

### 3 3D 激光雷达路沿识别算法

路沿识别算法包含以下步骤:接收雷达数据 → 解算雷达数据 → 将点云划分至网格 → 统计网格高度信息 → 根据路沿高度特征筛选网格 → 对邻近网格进行聚类 → 根据路沿标识车道分割线。

#### 3.1 激光雷达数据的接收与解算

激光雷达通过以太网与计算机连接,点云数据以 UDP 的方式进行发送。激光雷达的数据通过两个端口发送出来,端口 2368 负责发送点云数据,端口 8308 发送 GPS 数据还有位置数据。

根据厂商提供的数据包格式说明,每个数据包包含一个包头,有效数据的载荷以及状态数据。一个数据包集合 12 次发射接收到的所有数据,接收到的距离以及强度信息是按照错开的顺序进行接收的(0, 16, 1, 17, 2, 18...15, 31)。根据数据包的格式,进行相应的接收和存储。

点云数据包含到一束激光点达到反射点反馈到的距离信息、强度信息以及偏转角度,由此可以得到反射点到激光雷达中心的距离、垂直平面上的角度以及水平面上的角度。

若使用车轮与地面接触的四个点所在的平面作为空间直角坐标系的  $xOy$  平面,通过激光雷达中心所在位置并且垂直于  $xOy$  平面的一条直线作为  $z$  轴,由此便构成了如图 4-(a)的空间坐标系。

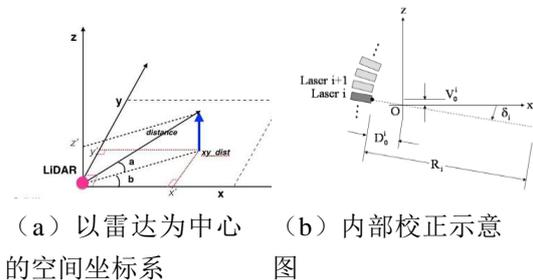


图 4 激光雷达数据换算与校正

Fig. 4 LiDAR data transformation and

calibration

利用点云数据,  $distance$  表示激光点到激光雷达中心的直线距离,  $\alpha$  是垂直方向上的夹

角,  $\beta$ 是水平方向上的夹角。由于雷达内部发射器之间存在偏差(如图 3-(b)), 需要进行内部校正,  $calibration_x$ 、 $calibration_y$  以及  $calibration_z$  分别为在  $xyz$  方向上所对应的内部校正参数, 通过公式(3.1)求得每个点在空间中的坐标  $(x, y, z)$  :

$$\begin{cases} x = distance \times \cos \alpha \times \cos \beta + calibration_x \\ y = distance \times \cos \alpha \times \sin \beta + calibration_y \\ z = distance \times \sin \alpha + calibration_z \end{cases} \quad (3.1)$$

依次遍历每一个数据点, 就可以完成对激光雷达数据的解析, 利用接收到的数据重构出 3D 点云。

### 3.2 网格的划分

多线激光雷达采集到的 3D 点云数据能够提供大量的信息, 但是处理这些数据也带来了巨大的运算量, 这是造成许多基于多线激光雷达的算法实时性比较差的重要原因。因此, 减少运算量是提升多线激光雷达的实时性与可用性的关键。对于这个问题, 本文通过划分网格的方法, 减少运算量。

#### 3.2.1 基于方形网格进行划分

方形网格是以激光雷达的位置(或者说车体位置)地图中心, 将激光雷达周围的环境划分为大小相等的网格。如图 5 所示。其中红色五角星代表雷达所在的位置, 红色的方块表示一个网格, 网格大小作为一个参数。进行方形网格划分之后, 将解析雷达数据得到的 3D 点云投影到网格当中。

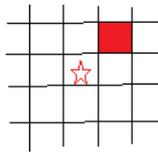


图 5 方形网格示意图

Fig.5 Square grid projection

#### 3.2.2 基于扇形网格进行划分

扇形网格是以激光雷达的位置为圆心, 用

不同的半径的同心圆将激光雷达周围的环境进行划分。如图 6 所示。一个网格是由同心圆以及从圆心出发的射线组成如图中的红色部分。因为激光雷达可以测量的最大范围可以到达 80 米到 100 米, 所以设置最大的一个同心圆的半径为 80 米, 最小的同心圆的半径为 0.5 米, 相邻同心圆半径差作为一个参数, 将 3D 点云中的每个点投影到网格当中。



图 6 扇形网格示意图

Fig.6 Sector grid projection

#### 3.2.3 两种网格的对比

基于方形网格的划分, 将全图分割为大小相同的网格, 对于远近的障碍物处理比较公平; 基于扇形网格进行划分, 呈现近处网格小而密集, 从圆心开始越往外, 网格越大。扇形网格的优势在于对于近处的障碍物有良好的精度, 能够分辨较小的障碍物, 在减少运算量的同时对障碍物的处理有所侧重, 缺点在于可能无法识别远处的较小的障碍物。

本文对两种类型的网格均进行实现, 并对使用两种不同的网格划分之后的结果进行对比。

### 3.3 高程信息统计

常见的路沿有人行道的路沿石、绿化带、隔离栅栏、雪糕桶等, 除此之外, 道路环境中, 常见的障碍物还有路灯、行道树、消防栓、垃圾桶等。因此, 路沿识别, 需要找到人行道、绿化带、隔离栅栏、雪糕桶这类物体。道路环境中的物体的高度大致可以分为三个层次, 路灯、行道树等物体高度分类为高, 绿化带、隔离栅栏、雪糕桶、消防栓等物体高度分类为中, 人行道旁边的路沿石的高度则划分为低。因此将高度作为筛选路沿的第一个特征。

但是, 如果直接使用每个点的高度信息, 接下来做聚类处理时会产生巨大的运算量, 因

此在上一步进行网格划分之后,就可以将点的聚类转为对网格的聚类。由于网格的数量远远小于点的数量,因而可以大大减少聚类所需要的运算量。因此要将点的高度信息映射为网格的高度信息。

### 3.3.1 高度信息统计

对于高度信息进行统计的时候,使用平均高度。为了排除异常点,统计平均高度时去掉最高高度以及最低高度。用  $zOfShot$  表示每个点的  $z$  的高度,  $maxZ$  表示网格内最大的  $Z$  值,  $minZ$  表示网格内的最低高度,使用公式(3.2)进行统计。

$$\begin{aligned} \text{meanHeight} &= \frac{[\sum_{i=0}^{\text{numOfShot}} zOfShot] - \text{maxZ} - \text{minZ}}{(\text{numOfsize} - 2)} \end{aligned} \quad (3.2)$$

### 3.4 中空障碍物识别

完成高程信息统计以后,会出现一个明显的问题:行道树会有一些树枝延伸到道路上,此时,高程信息会显示路上有障碍物,实质上由于树枝是悬空的,并不会阻碍汽车的正常的行驶,因此,需要对这一类误判的障碍物进行中空识别,并将这一部分重新划分为可行驶区域。

算法的思路是,遍历每个标定为障碍物的网格,检测网格内的点的高度分布,如果在地面以上 10cm (障碍物高度)至地面以上 2.4 米 (激光雷达的顶端距离地面的高度)之内的点进行统计,如果数量少于 10%,则认为该网格是中空的障碍物网格,车辆能够正常通过,因此重新将该网格归为可通行区域。

### 3.5 网格筛选以及聚类

在高度信息统计,给每一个网格维护一个标志位,该标志位用来指示网格是否符合常见路沿的高度限制要求。如果满足,则该标志位为真,否则为假。

完成了所有的障碍物高度信息统计以后,也就是对所有的网格都进行了标记,此时考虑路沿的第二个特征:在一段距离内维持相似高

度。只满足路沿的第一特征的物体可能会是消防栓、路过的小孩和垃圾箱等物品,因此需要路沿的第二个特征进行进一步区分,将邻近网格聚类成群落,当群落中的网格的数量大于路沿的连续阈值时,才能认为是路沿。聚类流程如图 7 所示,递归地搜索所有网格,直到周围没有新的可聚类网格就终止。如果一个标志位为真的网格的邻近网格的标志位同样为真,就将它放入集群当中。进行群落检查的时候,如果群落中的网格数大于设定的阈值,则可认为是路沿。

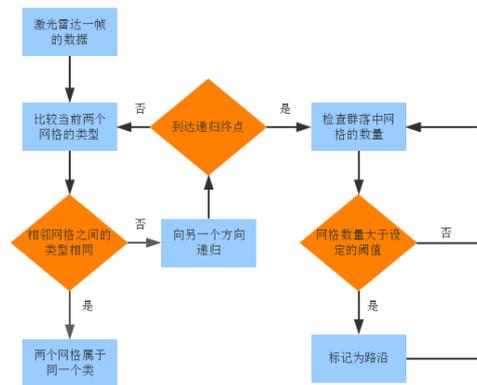


图 7 网格聚类示意图

Fig. 7 Grid clustering

### 3.6 车道估算

我国高速公路设计标准为,车道宽度 3.75 米,应急车道为 2.5 米。如图 8 所示,  $L1$  为激光雷达检测的车体到左侧路沿的距离,  $L2$  为激光雷达检测的车体到右侧激光雷达的距离,设道面总宽度  $L$ ,则  $L$  可由公式 (3.3) 得到:

$$L = L1 + L2 \quad (3.3)$$

考虑到并非所有的所有道路均设置紧急车道,使用求模运算进行估计,设余数为  $M$ ,则余数  $M$  可由公式 (3.4) 得到:

$$M = L \% 3.75 \quad (3.4)$$

如果  $M$  约等于 2.5,则认为存在应急车道,否则认为不存在。若存在时,路面宽度由公式 (3.5) 得到:

$$L = L - 2.5 \quad (3.5)$$

设车道数为  $N$ ,使用路面宽度除以 3.75,并向 下取整,因为在道路设计中,路面与路沿之间存在一小段距离,则车道数可有公式 (3.6) 得

到:

$$N = \lfloor L/3.75 \rfloor \quad (3.6)$$

得到车道数量以后就可以对路面进行大致的划分。

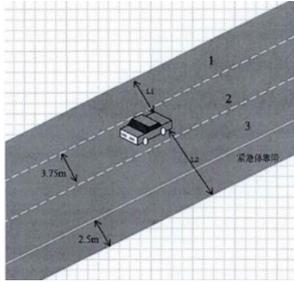


图 8 常见道路模型

Fig.8 Road model

## 4 实验结果与分析

本章利用搭载在无人车上的 32 线激光雷达



(a)实验路段俯视图



(b)实验路面侧视图



(c)实验路面正视图

图 9 实验数据采集场地实拍图

Fig.9 Experimental data acquisition site

### 4.1 实验结果说明

实验结果的显示有 3D 点云图和包含路沿识别的 3D 图,所有截图当中的粉色的多边形、粉色直线以及粉色汉字均为后期添加。

图 10 显示了点云数据。图中,车体使用长方体表示,其中由红色线段围成的长方体的面表示车头。车体右侧的点云是行道树的点云形态。车体左侧路边的绿化带——路沿的一种。绿化带中一团一团的点云是绿化带中的小树

达采集到的真实路况的点云数据进行实验,并分析实验结果,验证了利用 3D 激光雷达实现的基于网格的路沿识别算法的可靠性与实时性。因为汽车前进时重点需要关注车前路况,在进行路沿识别以及障碍物识别时,把识别范围进一步缩小为检测车前路沿以及车前障碍物。此处所说的车前障碍物是指,以车头所指方向为前方,以激光雷达所在位置为分界线,激光雷达所在位置以前的障碍物称为车前障碍物。

实验数据采集的真实场景图 9 所示。实测场地是一个环形路段,全程双车道。路段中包含灌木丛路沿、人行道路沿、路旁行道树、路灯、消防栓、垃圾桶等道路环境。测试过程,遇到行人、后车超车、对向来车等交通状况。综上,该路段与大多数城市的真实道路状况相似。

呈现的点云形态。车体与彩色的 3D 点云之间的黑色区域,是由于车体的遮挡而造成的激光雷达的视野盲区。

实现的工程具有多种模式可供切换,第一种如图 10 所示,显示车周围路况的原始点云数据;第二种如图 11 所示,是对车周围环境的点云数据进行实时的路沿识别,同时使用方块表示识别到的路沿以及障碍物;第三种如图 15-(a)所示,是同时开启路沿识别以及车道划分,实时对车体周围环境进行分析。

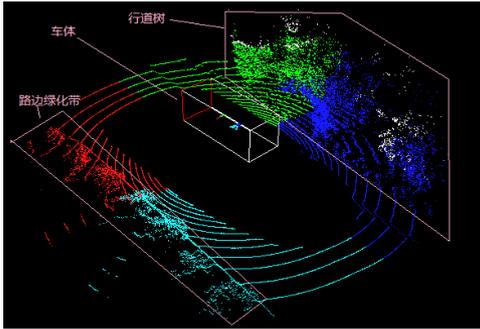


图 10 一帧点云数据

Fig.10 A frame of Point Cloud data

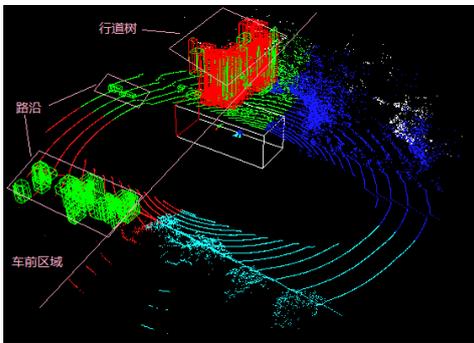


图 11 对点云数据进行路沿识别

Fig.11 Lane marker detection of a frame of Point Cloud

对图 10 中的点云进行路沿识别以及障碍

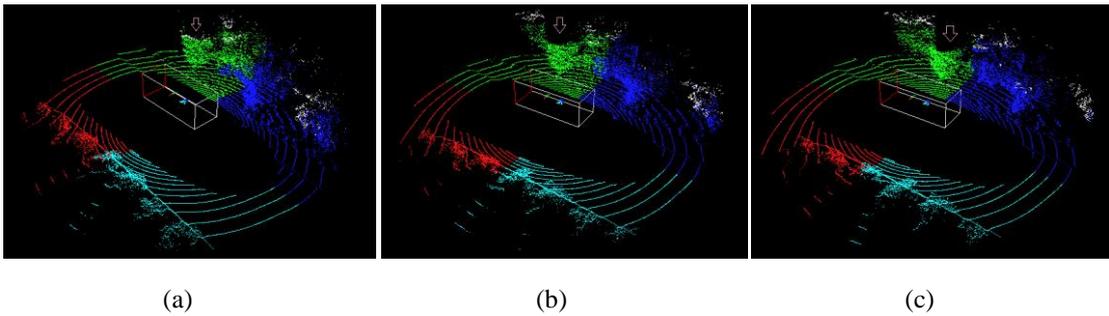


图 12 (a)(b)(c)是车辆前进时的三帧点云数据

Fig.12 3 Frames of Point Cloud data when car was going straight

#### 4.3 使用扇形网格

对图 12 的 3D 点云图进行路沿识别与障碍物识别以后得到的结果如图 13 所示。首先，

物识别以后如图 11 所示。其中，图 11 中的绿色方块和红色方块均为障碍物，绿色方块标出的是路沿，使用红色方块标出的为非路沿的障碍物。雷达大概位于车体的中部，因此，只有车体中部往前的部分才进行路沿识别以及障碍物识别。后面的图也采用相同的显示方式。

#### 4.2 路沿检测

实验中，分别实现了以方形网格以及扇形网格两种投影方式的路沿识别。

图 12 是间隔较短时间内的连续三帧 3D 点云图。在图 12-(a)中，粉色箭头（后期手动添加的标注）所指向的点云（实际为一颗行道树），位于车头右前方。到了图 12-(b)中，同样粉色箭头所指向的点云移动到了车头的正右侧。到了图 12-(c)中，粉色箭头所指的点云已经移动到车体中部的右侧。可见车辆在往前行驶中采集的连续三帧图像。

在这三帧 3D 点云数据中，存在的路沿包括车体右前方的人行道路沿石和车体左前方的绿化带障碍物，在使用路沿识别以后，应当被程序使用绿色方块标志出来。此外，车体右侧的行道树也应当被识别为障碍物，但是不是路沿，所以应当被程序使用红色的方块标志出来。而两个路沿中间是可行驶的路面，不应该出现任何障碍物。

红色方块表示对应图行道树，绿色方块表示对应的路沿。此时，使用的网格为扇形网格。

由图 13 可知，实验中，汽车前进处于前进状态，算法能稳定的识别车道右侧的人行道路沿（图中车体右前方低平的绿色方块），也能稳

定识别出车道左侧的灌木丛绿化带路沿(图中车体左前方高低不平的绿色方块), 同时将准确将其他非路沿障碍物识别出来(图中车体右方较高的红色方块)。此外, 两侧的路沿中间

没有出现误检出的障碍物或者路沿。因此, 该算法在使用扇形网格的时候有较好的准确性和可靠性。

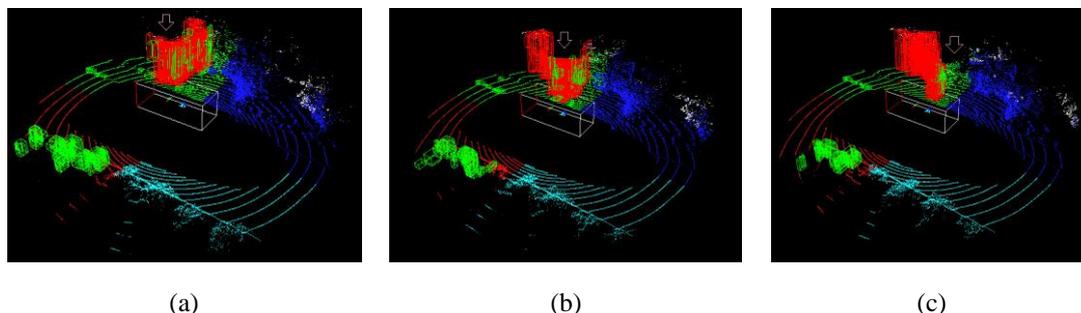


图 13 基于扇形网格的路沿识别结果

Fig.13 Results of lane marker detection based on square grid

在汽车前行过程中, 开启路沿识别进行实时检测, 随着车辆的前进, 识别的画面随着路况的变化实时更新, 将车体周围环境和实时检测结果进行对比, 两者几乎相同, 可知程序具有良好的实时性。

#### 4.4 使用方形网格

当算法运用方形网格的时候, 识别效果却不尽人意。图 14 是使用方形网格划分实现的算法, 进行路沿识别和障碍物识别时得到的 3D 点云图。

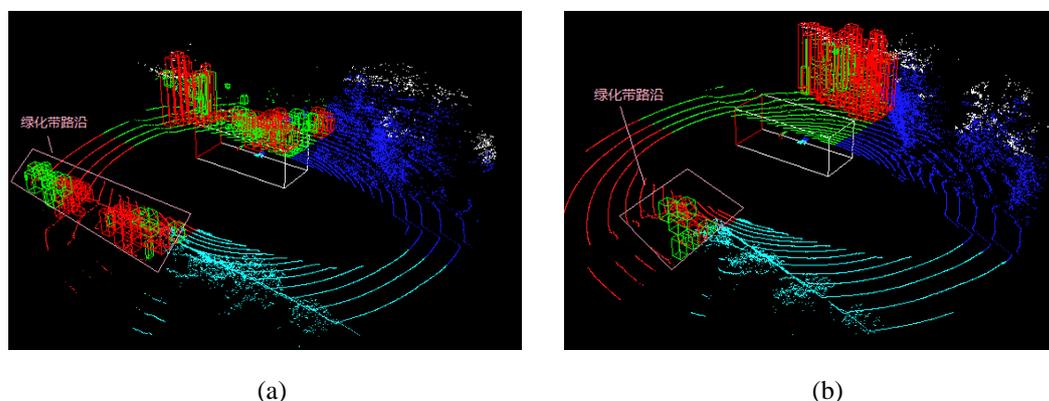


图 14 基于方形网格的路沿识别结果

Fig.14 Results of lane marker detection based on square grid

首先, 在使用方形网格时, 路沿识别与障碍物识别都可以随着车体的前进实时更新, 可见程序具有良好的实时性。

图 14-(a)中, 车体左侧的绿化带路沿的识别率大概只有 50%左右, 准确性并不理想。某些情形下也可能达到完全识别, 如图 14-(b)所示。对于非路沿的障碍物, 观察车体右侧, 可以看到行道树的红色方块当中也掺杂着少量

绿色的方块。

使用方形网格进行投影时, 路沿识别的准确率与稳定性均比扇形网格的要低。考虑到方形方格大小与扇形网格大小存在差异, 调整方形网格大小, 再进行路沿识别。

#### 4.5 对比扇形网格与方形网格

对比基于扇形网格的算法和基于方形网格的算法，由实验结果可以得到：两种网格都可以使算法具有良好的实时性，但是在准确性

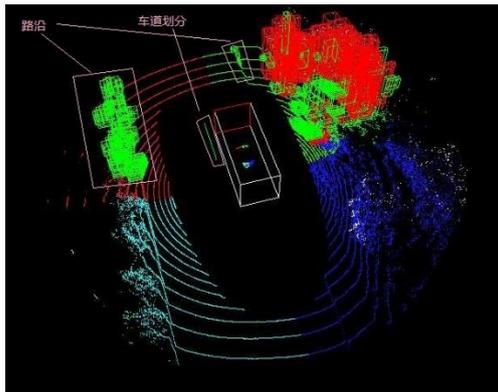
#### 4.6 车道估算

对于车道估算的算法实现如图 15 所示。图 15-(b)是路面的真实情况，路面有两个车道，左侧为绿化带路沿，右侧为人行道路沿，人行道的右边有行道树。图 15-(a)是算法进行车道估算的结果，此结果是基于扇形网格作为投影方式时实现的路沿识别进行的车道划分。首先，成功识别车体左侧绿化带路沿和右侧的人行道路沿（如图 15-(a)中所显示的绿色方块），接着根据两侧的路沿，得到车体到两侧路沿的垂

以及可靠性方面，扇形网格的算法基本能够稳定进行路沿以及非路沿障碍物的识别，但是使用方形网格的投影方式实现的算法无法稳定地进行识别，有时可以完全识别，有时准确率会下降到 50%左右。

直距离，然后根据该距离以及车道的宽度，估算出路面的车道的数量，从而判断出车道的大致位置，在图中的显示的方式是使用一条绿色的直线将车道划分开。

这个划分并不一定是实际车道的准确划分，因为实际路况当中，车道与路沿之间预留的距离长短不一。但是这个划分仍然具有重要的意义，它能够在没有精确的地图信息的时候，或者在 GPS 信息突然出错或者发生漂移的时候，能为无人车提供稳定可靠的可行驶区域，虽然有少量的误差，但是至少可以保证行车安全。



(a)进行车道划分的结果



(b)车道划分结果对应的场景

图 15 基于扇形网格的路沿识别下进行的车道划分

Fig.15 Results of lane estimation based on sector grids

## 5 总结与展望

本文实现了基于 3D 激光雷达的车道划分和车道估算，使用了先划分网格再进行高程信息统计的解决思路，同时兼顾了实时性和准确性，使得本文的方法具有很好的实用性。划分网格能够有效减少运算量，克服利用多线激光雷达进行路沿识别时实时性不佳的问题。本文分别实现了基于方形网格和扇形网格两种不

同的投影方式进行划分的路沿识别算法，并对两者的实验结果进行了对比分析，最终得到结论：使用扇形网格并进行高程信息统计实现的 3D 激光雷达路沿识别算法具有良好的实时性以及可靠性。此外，道路实测结果表明，依靠路沿识别的结果，结合常规路面的宽度，能有效进行车道估算。

在未来，从本文出发可以去研究的方向有：第一，对本文中的非路沿障碍物进行进一步的分类，例如对于车辆、行人等动态障碍物的分类，更多的障碍物分类可以使得无人车的决策

层和规划层能得到更丰富的信息,对无人车的路径规划,安全行驶等具有很重要的意义;第二,本文的车道估算目前只考虑到直线情况,进一步对车辆通过复杂的路口(在路口可以选择直走、转弯或者调头)等情况下的车道估算,也是非常有意义的研究,因为转弯和路口等是非常典型的道路环境。

### 参考文献

- [1] Sun Z P, An X J, He H G, CITAVT-IV——An Autonomous Land Vehicle Navigated by Machine Vision[J]. Robot, 2002, 24(2):115-121 (孙振平, 安向京, 贺汉根. CITAVT-IV——视觉导航的自主车[J]. 机器人, 2002, 24(2): 115-121).
- [2] Wijesoma W S, Kodagoda K R S, Balasuriya A P. Road-boundary detection and tracking using lidar sensing[J]. IEEE Transactions on robotics and automation, 2004, 20(3): 456-464.
- [3] Hu Z, Wang H, Zhang L, et al. Laser sensor based road boundary recognition of mobile robot[C]//Networking, Sensing and Control, 2009. ICNSC'09. International Conference on. IEEE, 2009: 210-215.
- [4] Batavia P H, Singh S. Obstacle detection in smooth high curvature terrain[C]//Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA'02. IEEE International Conference on. IEEE, 2002, 3: 3062-3067.
- [5] Liu P X, Meng M Q H. Online data-driven fuzzy clustering with applications to real-time robotic tracking[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(4): 516-523.
- [6] Chen D B, Zhao C X, Zhang H F, Quick Road-boundary Detection Based on 2D Laser Range Finder[J]. Journal of Image and Graphics. 2007,12(9):1604-1609.(陈得宝, 赵春霞, 张浩峰, 等. 基于 2 维激光测距仪的快速路边检测[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1604-1609.)
- [7] Yu C H, Liu J L, Obstacle Detection Based on a Four-layer Laser Radar in Cross-country[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2006, 30(5):618-621. (于春和, 刘济林. 越野环境下基于四线激光雷达的障碍检测[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2006, 30(5): 618-621.)
- [8] Yu C H, Road Curbs Detection Based on Laser Radar[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2008, 31(3): 756-758.(于春和. 基于激光雷达的道路边界检测[J]. 电子器件, 2008, 31(3): 756-758.)
- [9] Rasmussen C. Combining laser range, color, and texture cues for autonomous road following[C]//Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA'02. IEEE International Conference on. IEEE, 2002, 4: 4320-4325.
- [10] Wolf D F, Sukhatme G S, Fox D, et al. Autonomous terrain mapping and classification using hidden markov models[C]//Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on. IEEE, 2005: 2026-2031.
- [11] HATA A, Wolf D F, Pessin G, et al. Terrain mapping and classification in outdoor environments using neural networks[J]. International Journal of u-and e-Service, Science and Technology, 2009, 2(4): 51-61.

# 3D LiDAR-based Lane Marker Detection and Lane Estimation

SONG Rihui, CHEN Shengjie, HUANG Kai

*Unmanned System Institute, School of Data and Computer Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China*

**ABSTRACT:** In recent years, self-driving technology has become a hot spot of research at home and abroad. And one of the most important directions is obstacle clarification. The work of this paper: lane marker detection, is a sub-problem in this direction. LiDAR (Light Detection and Ranging) has become one kind of standard sensors on the self-driving car, due to its stable work in some special cases which the camera cannot meet. Thus we use the 3D LiDAR to do the lane marker detection and then evaluate the location of lanes on the road.

The experiment uses the Velodyne's 32-line LiDAR, placed on the self-driving car. In order to raise its instantaneity, we put forward a method using the grid projection to reduce the total calculation. After mapping the points to the grids, we mark the grids which can match the characters of the lane marker and then find out the whole lane markers through the neighbor domain algorithm for grids clustering. Finally, we can evaluate the location of lanes using both the location of the lane markers and the specification of road design.

In the experiment, we implement the algorithm using two kinds of grid projections, square grid and sector grid, and find out that the algorithm implemented with sector grids has better accuracy and real-time ability. After some on-road testing, the method in lane marker detection and lane estimation we proposed in this paper has been proved to meet the needs of practical application.

**Key words:** Self-driving car; LiDAR; Lane marker detection; Grid-based; Lane estimation

**CLC number:** TP701

**Document code:** A