

## 基于三维激光雷达点云的道路路边检测方法

雷志勇

国家能源集团陕西神延煤炭有限责任公司 陕西榆林

**【摘要】**针对可通行区域中道路路边提取问题，在仅三维激光雷达点云作为输入情况下，提出了一种基于人工特征提取的路边检测方法。该方法通过检测道路路边点来获得道路的可通行区域。对于道路路边检测，提出了一种动基点和基轴法，该方法时刻选定新的基点与基轴，使得基轴与基点能够灵活调整方向与位置，从而提高非直道路路边点分类及提取的准确率。并采用了最小二乘法对路边点集合进行曲线拟合获得光滑的道路延展趋势，实现了平面道路路边曲线的稳定输出。此外为了解决帧间的波动问题，将卡尔曼滤波算法用于道路边缘的跟踪识别，通过构建预测和观测模型，实现了对路边点的稳定输出，确保系统在不同车速和道路状况下的可靠性。

**【关键词】**路边提取；激光雷达；人工特征提取；路边检测；曲线拟合；延展趋势

**【收稿日期】**2024年8月16日 **【出刊日期】**2024年9月28日 **【DOI】**10.12208/j.jer.20240037

### Roadside detection method based on 3D LIDAR Point Cloud

Zhiyong Lei

China National Energy Group Shaanxi Shenyan Coal Co., Ltd., Yulin, Shaanxi

**【Abstract】** Aiming at the problem of roadside extraction in passable area, a method based on artificial feature extraction is proposed by using only three-dimensional LIDAR point cloud. The method obtains the accessible area of the road by detecting the roadside points. For roadside detection, a moving base-point and base-axis method is proposed, which selects a new base-point and base-axis at all times, so that the base-axis and base-points can flexibly adjust the direction and position to improve the accuracy of the classification and extraction of non-straight roadside points. And the least squares method is used to the roadside point collection curve fitting to obtain the smooth road extension trend, which realizes the stable output of the plane roadside curve. In addition, in order to solve the fluctuation problem between frames, Kalman filtering algorithm is used for tracking and identification of road edges, and by constructing the prediction and observation model, the stable output of roadside points is realized, which ensures the reliability of the system under different vehicle speeds and road conditions.

**【Keywords】** Roadside extraction; LIDAR; Artificial feature extraction; Roadside detection; Curve fitting; Extended trend

### 引言

自2015年起，我国陆续发布了推进智能网联车辆发展的政策，现已在该领域与国际同步发展。智能网联车辆的软件系统主要包括环境感知与理解、规划决策和运动控制模块。其中，环境感知与理解作为智能网联的技术基础，包含可通行区域检测、目标识别及障碍物跟踪。可通行区域检测旨在确定车辆的安全行驶方向和区域，为后续的规划和控制

提供重要依据，是环境感知的关键内容。

可通行区域检测方法主要分为基于视觉传感器检测和激光雷达传感器检测的两类。与视觉传感器相比，激光雷达在低光环境如隧道和深海中表现出显著优势，因此单独使用激光雷达进行可通行区域检测具有重要意义。

基于三维激光雷达点云的检测方法，可通行区域检测可分为：基于人工特征和基于深度学习的方

\*通讯作者：雷志勇（1974-）男，中国矿业大学硕士研究生，高级工程师。

法。

基于人工特征的方法通常通过手动提取几何特征差异或将点云转换成特征图像，对可通行与不可通行区域的灰度差异使用阈值滤波、霍夫变换等技术进行检测与判断。

针对点云数据特性，用于场景分割且适配车载激光雷达的深度学习网络可分为基于投影和基于点的两类。其中，投影网络可采用多视图、球形或体积表示法；而点云网络则直接处理不规则点云，包含 PointNet 及其改进方法如多层感知机、点卷积、循环神经网络及图网络方法。

本文的主要贡献包括：

提出一种包含路边检测功能的可通行区域检测系统，以识别安全行驶方向和区域，为智能网联车辆提供双向安全保障，显著提高系统的安全性和稳定性。

针对路边点划分与提取，提出一种动基点和基轴法，通过动态选择基点和基轴进行路边点分类，使其方向和位置能随道路变化而调整，从而提升曲道路段的路边点分类与提取的精确度。

## 1 可通行区域点云检测架构

### 1.1 可通行区域模型

如图 1 所示，模型检测的结果为道路边缘曲线，其中红色曲线表示通过检测拟合得到的路边曲线，为智能网联车辆提供平滑的道路延伸方向。

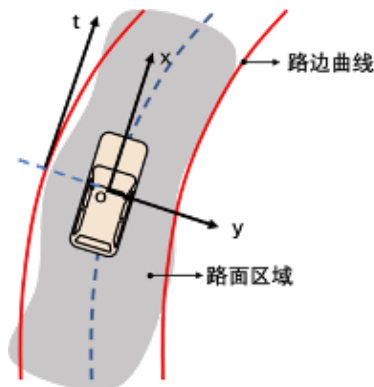


图 1 安全工况模型

$t$  为车辆所在位置路边曲线切线方向。检测模型坐标系为车体坐标系， $x$  指向车体正前方， $y$  指向车体侧右方，原点为前轴中心。路边曲线在车辆所在位置的切线为车辆此刻此位置理想行驶方向  $t$ ， $x$  轴正向为车辆实际行驶方向，则  $t$  与  $x$  的夹角  $\theta$  即为

此时刻车辆需矫正的方向角，路面区域为车辆此刻可安全行驶区域，需控制车体全部在路面区域之内，图 2 展示了车辆的非安全工况。

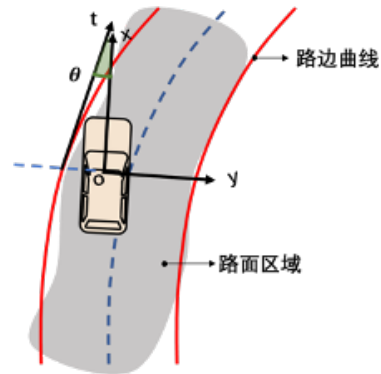


图 2 非安全工况模型

### 1.2 可通行区域检测系统架构

基于三维激光雷达的可通行区域检测系统包括三个主要模块：环境数据输入模块、可通行区域检测模块和输出模块。

1.2.1 环境数据输入模块利用车顶的三维激光雷达进行环境数据采集。

1.2.2 可通行区域检测模块负责道路路边检测，采用人工特征提取方法，输出稳定的道路边缘信息，确保智能网联车辆的安全行驶。

1.2.3 输出模块将精确的道路路边曲线提供给后续的车辆定位和决策规划。

### 1.3 可通行区域检测算法架构

基于三维激光雷达点云的可通行区域检测算法架构分为两个模块：道路路边检测模块和整体输出模块。

1.3.1 道路路边检测模块：任务是稳定输出道路路边曲线，为智能网联车辆提供道路走向，包含点云下采样、特征提取、路边点分类与提取、路边点拟合、路边点跟踪平滑五个步骤。

1.3.2 整体输出模块：根据智能网联车辆的定位和决策控制需求，将每一帧检测到的路边点云转换为曲线函数输出。

## 2 基于点云线束化的路边检测

### 2.1 点云下采样

本研究采用体素化点云下采样方法对原始点云数据进行处理。首先，确定合适的体素单元的长、宽、高参数（即体素尺寸），并根据这些参数将点云数据划分为均匀大小的栅格单元。接着，针对每一

个体素单元，计算该单元内所有点的质心，具体过程如下：设每个体素单元内包含多个点云数据，利用公式 1 计算该单元内点的几何中心位置，作为该体素单元的代表点，从而实现点云数据的下采样。通过该方法，可以有效减少点云数据的数量，同时保留场景的主要特征。体素单元下采样的原理如图 3 所示。

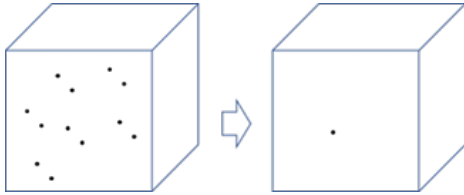


图 3 下采样原理图

$$\left. \begin{aligned} X &= \frac{\sum x_i}{i} \\ Y &= \frac{\sum y_i}{i} \\ Z &= \frac{\sum z_i}{i} \end{aligned} \right\} (1)$$

## 2.2 基于线束化特征候选点提取

本研究使用三维激光雷达获取的点云数据进行路边点提取。点云数据包含两种主要特征：几何坐标和反射强度。由于反射强度容易受到物体表面状况的影响，且与道路特征的关联性较弱，本研究在提取路边点时仅考虑几何坐标。为了便于处理，点云数据首先根据激光雷达的线束划分为多个点云束，具体划分方法参见图 4。

在每个点云束中，路面点与路边点的主要区别体现在四个几何特征的急剧变化：梯度、径向距离、高度差和角度。通过分析这四种特征，本研究能够有效区分路面点与路边点。具体而言，梯度反映了点云的局部变化，径向距离与点云到激光雷达的距离相关，高度差表示点云的垂直位置变化，而角度则表示点云相对于雷达的方向变化。这些几何特征的变化对于路边点的提取至关重要，具体过程如图 5 所示。

## 2.3 路边点划分及提取

本研究提出一种基于坐标的左右路边点划分方法，适用于道路弯曲度较小和明显弯曲两种情况。首先，以车体坐标系原点为提取基点，纵轴为基轴，计算各点与基点连线的夹角，选择夹角最小的点作为路边点。然后，以道路中间点为提取基点，利用道路中间曲线在各线束的切线作为基轴，重复上述过

程，直至完成所有线束的路边点提取。

在情况 1 中，直接根据横坐标区分左右路边点，并根据坐标查找内侧候选点云为路边点。在情况 2 中，采用相同方法可能会产生严重误判，如图 6 所示。为解决这一问题，本文提出一种基于坐标的新分类方法，适用于弯曲道路，流程图见图 7，步骤包括：

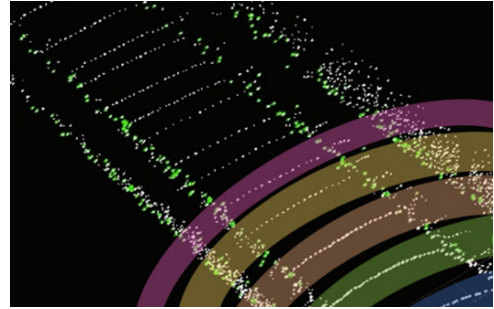


图 4 点云线束化示意图

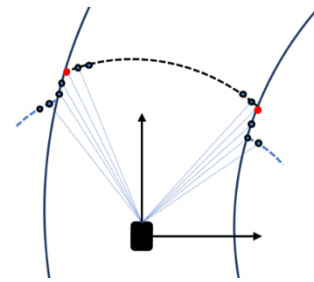


图 5 点云线束分布图

- 1) 以初始车体坐标系原点进行第 1、2、3 线束的路边点分类及提取。
- 2) 拟合道路中间点及道路中间曲线。
- 3) 由道路中间曲线为界限划分下一线束左右路边并提取下一线束的路边点。
- 4) 将新产生的路边点加入已经提取的路边点，相应新产生的道路中间点加入已经后去的道路中间点，并更新道路中间曲线的拟合参数得到新的道路中间曲线。
- 5) 重复步骤 3 和 4，直到完成所有线束点的分类与提取，最终得到完整的路边点集。

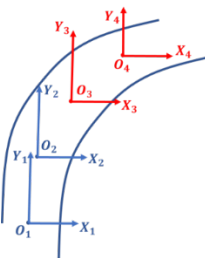


图 6 横坐标区分左右侧图

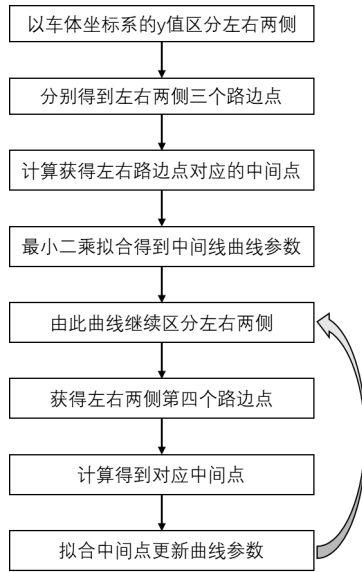


图7 候选点分类流程图

其中，从候选点中提取路边点的步骤如下：

1) 以车体坐标系原点为提取基点，纵轴为基轴，计算第 1、2、3 线束中各点与基点连线的夹角，选择夹角最小的点作为路边点。

2) 以第 3 线束的道路中间点为提取基点，利用第 1、2、3 线束的中间曲线在第 3 线束的切线作为基轴，计算第 4 线束点云中每个点与基点连线的夹角，选择夹角最小的点为第 4 线束的路边点。依此类推，直至完成所有线束的路边点提取。路边点提取过程见图 8。

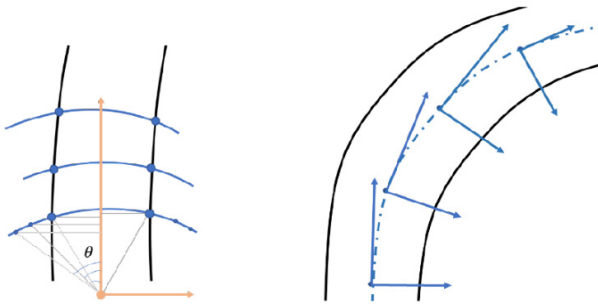


图8 提取路边点的示意图

根据中间点拟合道路中间曲线的步骤如下：

1) 以车体坐标系原点及前 3 线束的道路中间点作为初始拟合点，使用最小二乘法拟合二次曲线。

2) 将下一线束的道路中间点添加到拟合点集，重新拟合更新曲线参数，反复迭代，直到完成所有路边点的提取。

#### 2.4 道路路边拟合

为了准确获取道路边缘的几何形态并确保车辆

行驶的安全性，本研究采用最小二乘法对路边点集合进行曲线拟合。点集拟合是自动驾驶系统中道路边缘提取的关键步骤之一，其中常见的算法包括插值法和最小二乘法。插值法虽然能够提供较高的拟合精度，但其对已知点集的精度要求较高，且计算量大，尤其在点云数据量较大的情况下，计算效率较低，不适合实时处理。相比之下，最小二乘法是一种计算效率较高的拟合方法，它通过最小化拟合曲线与点集之间的误差，能够有效地平衡拟合精度和计算复杂度，因而更适用于本研究。

在本研究中，我们拟合的是平面道路的路边曲线，因此仅考虑点云的  $x$  和  $y$  坐标，忽略  $z$  坐标。这一简化假设可以大大减少计算量，并且在大多数实际应用中，路面平面性假设是合理的。通过最小二乘法拟合得到的曲线能够有效地表示道路的边缘形态，为后续的可通行区域边缘判断和车辆行驶方向规划提供精确的几何信息。

定义四组道路路边点集如下：

$$Point_{L,F}: \{P_{L,F_1}, P_{L,F_2}, P_{L,F_3} \dots\} \quad (2)$$

$$Point_{L,B}: \{P_{L,B_1}, P_{L,B_2}, P_{L,B_3} \dots\} \quad (3)$$

$$Point_{R,F}: \{P_{R,F_1}, P_{R,F_2}, P_{R,F_3} \dots\} \quad (4)$$

$$Point_{R,B}: \{P_{R,B_1}, P_{R,B_2}, P_{R,B_3} \dots\} \quad (5)$$

假设道路路边曲线为：

$$y = ax^2 + bx + c \quad (6)$$

计算得到四组路边曲线参数  $(a_{L,F}, b_{L,F}, c_{L,F})$ 、 $(a_{L,B}, b_{L,B}, c_{L,B})$ 、 $(a_{R,F}, b_{R,F}, c_{R,F})$ 、 $(a_{R,B}, b_{R,B}, c_{R,B})$ ，得到四条道路路边函数曲线。

#### 2.5 道路路边帧间跟踪

由于车身的震动、点云检测噪点使得相邻帧点云之间存在一些不正常波动。考虑到车身震动和点云噪声的影响，本文采用卡尔曼滤波对路边点进行帧间平滑。卡尔曼滤波通过预测与测量方程，结合路边曲线和点提取过程，减少噪声并获得稳定的路边点输出。。

##### 2.5.1 基于卡尔曼滤波路边跟踪

卡尔曼滤波的观测模型依据路边点提取过程，预测模型则根据上一时刻的曲线预测下一时刻路边点的位置。假设两帧之间车辆速度和转向角度保持不变，且车体与道路中间线切线一致，可以通过几何关系推导出两帧路边点在车体坐标系中的对应位

置，进一步迭代获取最优估计。如图 9 所示，最终卡尔曼滤波可输出稳定的路边点和拟合曲线。

2.5.2 预测模型简化

假设两帧之间车辆速率和车轮转向角保持恒定，且车身与道路中间线的切线方向一致，则车辆在两个时刻之间的运动轨迹为圆弧。基于这一几何关系，可以推导出前后两帧的路边点在各自车体坐标系中的位置相同，如图 9 所示。根据这些方程，卡尔曼滤波能够在每个时刻进行迭代，输出最优估计。

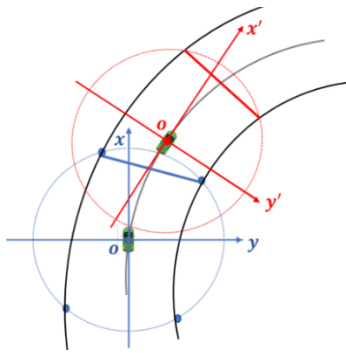


图 9 简化模型

3 实车实验验证

为验证本文的路边和路面提取算法的有效性，采用基于林肯 MKZ 系列车辆改装智能车平台和 32 线激光雷达采集数据，使用服务器集群搭建运行软件系统，分析实验结果。图 10 展示了林肯 MKZ 自动驾驶平台，表 1 列举了 32 线激光雷达参数指标，表 2 列举了服务器集群配置。表 3 列举了单个服务器配置参数。

3.1 实验结果分析

将车载三维激光雷达所采集数据标定到车体坐标系，并截取空间范围在  $\{0m < x < +30m, -10m < y < +10m\}$  之间的点云数据，去除上仰视场角的线束点云，并经过点云下采样，输入可通行区域检测系统，分别获取路边和路面信息。



图 10 林肯 MKZ 自动驾驶平台

表 1 32 线激光雷达参数

参数类型	性能指标
通道数量	32 线
测量范围	高达 200m
测量精度	±5cm @ <50m; ±10cm @50m to
水平视场 360°	360°
水平精度	0.1 ~ 0.4
垂直视场	40 (15.0 to 25.0)
垂直精度	0.33 (非线性分布)
旋转频率	5Hz ~ 20Hz
工作温度	20 ~ 60
储存温度	40 ~ 80
工作电压	10.5V ~18V
点云数量	600000/s(单模) 1200000/s(双模)

表 2 服务器集群配置

设备类型	设备型号	数量
塔式服务器	PowerEdgeT640	7 台
硬件防火墙	SG-6000-C2100	1 套
核心交换机	S3956B	1 台
汇聚层交换机	S2928C	3 台

表 3 单个服务器配置

配件	配件型号	数量
CPU	E5-2683 英特尔至强	2 个
	16 核/32 线程	
	40M 缓存	
	2.1GHz 主频	
GPU	英伟达 TITAN X Pascal	4 个
内存	12G 显存	
硬盘	16G 内存	16 个
	240GB 固态硬盘	1 个
	2TB 机械硬盘	2 个

本研究对所提出的路边检测方法进行了测试，测试结果显示，所提出的方法在使用的测试数据集上达到了 92%的准确率、89%的召回率。路边检测结果分析包括特征提取结果、路边点分类提取、路边拟合结果及路边跟踪平滑结果。

(1) 特征提取

特征提取结果包含径向距离差、梯度、角度、高度差四种独立特征及高度差和角度组合特征提取路边点的结果分析。

1) 采用径向距离特征, 并设置分线束径向距离阈值, 如图 11 所示, 其中绿色点为提取到的路边候选点。提取的路边候选点集包含 200~300 个点, 且均匀分布在所有线束。根据统计数据, 候选点的分布情况表明, 分线束阈值的设置显著改善了径向距离差的特征性能, 具体表现为分线束后的候选点均匀度提高了约 15%, 并且特征的分类准确率提升了约 8%。这些结果验证了分线束阈值对径向距离差特征性能的有效提升。

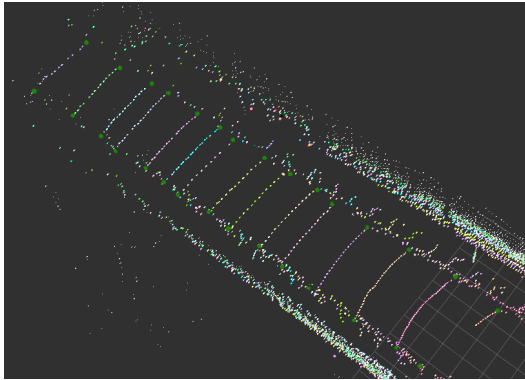


图 11 分线束阈值径向距离差特征提取

2) 采用梯度特征, 并设置分线束梯度阈值为, 如图 12 所示, 其中红色点为提取到的路边候选点。所提取路边候选点集包含 200~350 个点, 且这些点在所有线束中分布较为均匀。统计数据显示, 分线束梯度阈值显著提高了梯度特征在路边候选点提取中的效果, 具体表现为提取点的均匀度增加了约 12%, 并且路边候选点的识别准确率提高了约 6%。这些结果验证了分线束阈值对采用梯度提取路边候选点的效果具有明显的提升作用。

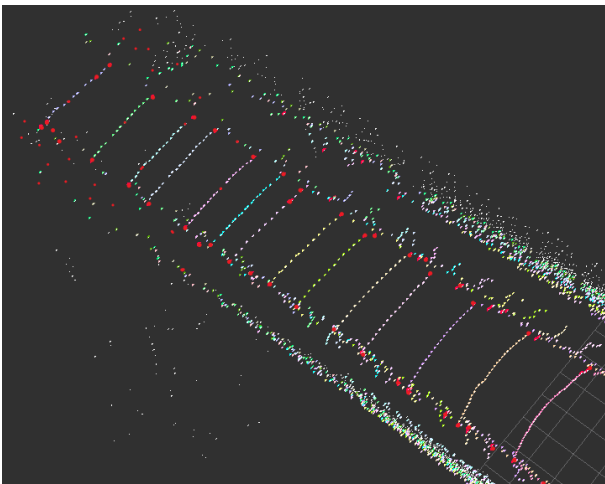


图 12 分线束阈值梯度特征提取

3) 采用角度特征, 并设置角度范围为  $3/7\pi \sim 5/6\pi$ , 提取的路边候选点如图 13 所示, 其中红色点为提取到的路边候选点。路边候选点集包含 200~300 个点, 每个线束均被检测到路边候选点, 但存在不均匀现象, 且角度不能有效区分路面点和路边候选点, 少量路面点被误检为路边候选点, 如图中所圈出路面点。此结果验证基于线束相邻点所夹角度提取路边候选点, 每个线束均可检测到路边候选点, 但分布有所不均匀, 路边候选点与路面点区分存少量误检。

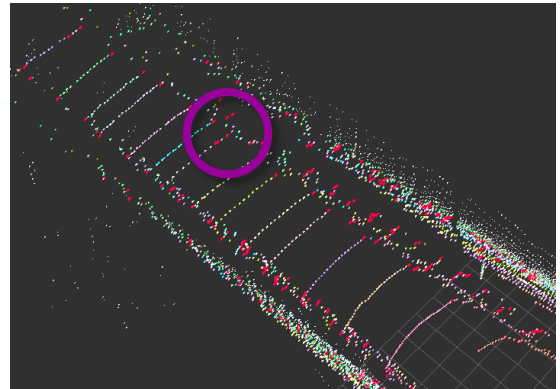


图 13 角度特征提取

4) 采用高度差特征, 并设置高度差阈值为 0.1m, 提取的路边点如图 14 所示, 其中红色点为提取到的路边点候选点。路边候选点集包含 200~300 个点, 由图可见, 每个线束均被检测到路边候选点, 且分布均匀, 高度差可以有效区分路面点和路边点, 不存在路面候选点被误检为路边点的情况。此结果验证线束相邻点高度差作为特征提取路边候选点, 路边候选点与路面点被有效区分。

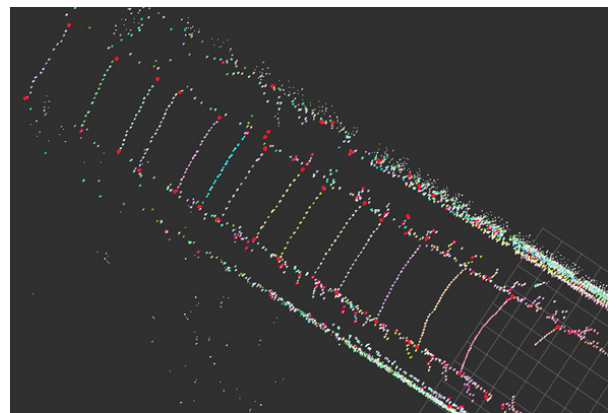


图 14 高度差特征提取

5) 采用高度差和角度组合特征, 并设置高度差

阈值为  $0.1\text{m}$ 、角度范围为  $3/7\pi \sim 5/6\pi$ ，提取的路边点如所示，其中紫色点为提取到的路边点。路边点集包含  $100\sim 150$  个点，由图 15 可见，每个线束均被检测到路边点，且路边点分布均匀，不存在路面点被误检为路边点候选点的情况，有效区分路面点和路边点。此结果验证线束相邻点高度差和角度组合特征作为特征提取路边点候选点，路边点与路面点被有效其稳定区分。

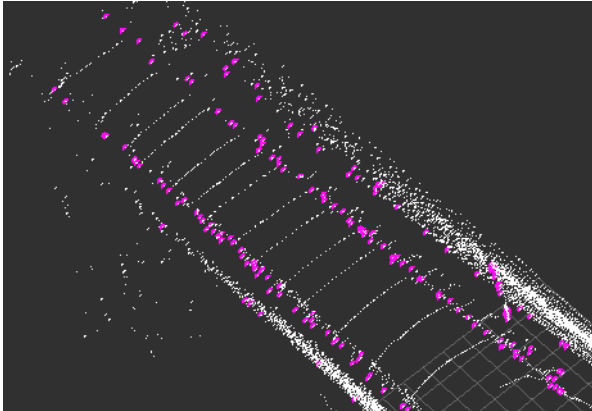


图 15 角度与高度差组合特征提取

### (2) 路边点划分及提取

采用随动基点基轴方法分类路边点，并使用角度搜寻法提取路边点。路边点分类提取效果如图 16 所示，针对车辆前方点云，仅考虑下俯视角的 15 个线束点云，平均每帧可检测点云约 27 个，即每线束产生两个路边点，15 线束理论应有 30 个路边点。实际检测结果显示，平均仅存在 3 个路边点未能检测出，检测率高达 90%。这一结果验证了随动基点基轴方法在分类提取具有一定曲率的道路路边点时，具有显著的有效性。

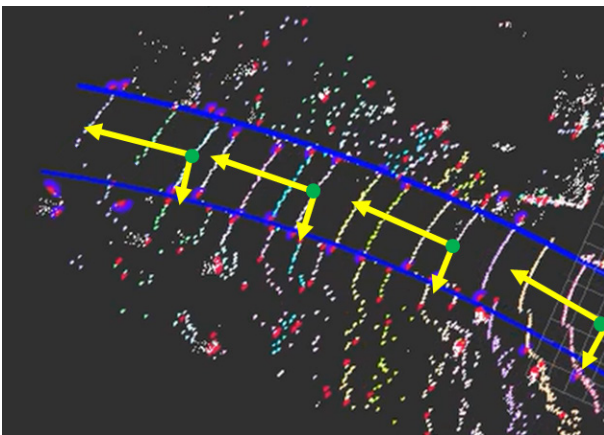


图 16 随动基点基轴提取搜寻路边点

### (3) 路边拟合

采用最小二乘法拟合二次路边曲线，结果如图 17 所示，可见，针对直路与存在一定程度曲率的道路均可有效拟合出路边曲线。特别是对于个别误差较大的噪点，最小二乘法依然能够稳定拟合出路边曲线，且拟合误差均控制在  $\pm 5\%$  以内。具体来说，针对具有一定曲率的道路，拟合的曲线与真实路边的误差小于 3 厘米，而在噪点干扰较大的情况下，拟合曲线的稳定性仍保持在 95% 以上的准确性。这些结果验证了最小二乘法拟合二次路边曲线在面对道路曲率变化和噪点干扰时，具有较强的抗干扰性和稳定性。

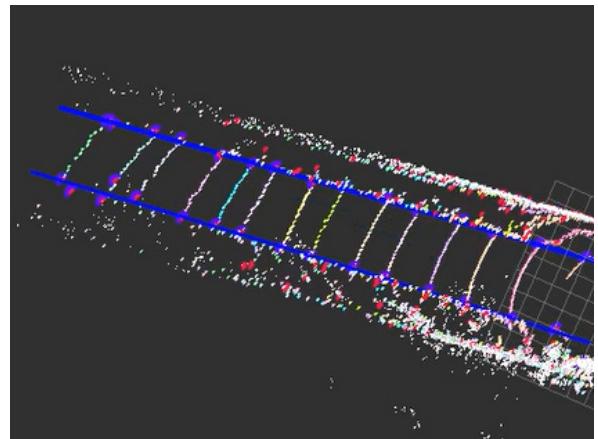


图 17 路边拟合

### (4) 路边点跟踪平滑

采用卡尔曼滤波算法路边点帧间跟踪平滑，结果如图 18 所示，三个被圈中的点分别为：预测模型输出预测点、观测模型输出测量点和修正后最优估计点。统计分析表明，经过卡尔曼滤波处理后，最优估计点的稳定性明显提高，其平滑误差较原始观测值减少了约 40%。具体来说，预测点与最优估计点的偏差通常保持在 2 至 3 个像素之间，而观测点的波动幅度则较大，变化范围在 5 至 6 个像素之间。这些结果表明，卡尔曼滤波算法在路边点的帧间跟踪平滑中，显著提高了最优估计点的稳定性，具有较好的噪声抑制能力和准确性。

## 4 结论

本文以三维激光雷达点云为基础，研究可通行区域检测系统，并提出一种基于人工特征提取的路边检测方法。该方法包括以下步骤：点云下采样、候选点提取、路边点划分与提取、路边拟合和帧间跟踪。

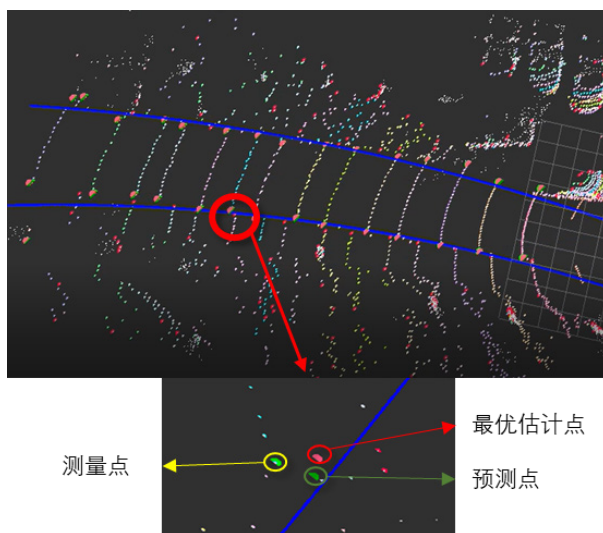


图 18 路边点跟踪平滑

为提高路边点分类与提取的准确性，提出了一种改进算法，利用随动基点和基轴确保准确检测并分类路边点。此外，采用最小二乘法对路边点进行二次函数拟合。为了进行路边点的帧间跟踪，本文应用卡尔曼滤波算法，结合预测模型和测量模型，获得路边点的最优估计。实验结果表明，该方法在检测准确度和实时性方面表现优越，能够稳定、平滑地提取道路延展趋势并精确检测路边点。

### 参考文献

- [1] Van, Brummelen, Jessica, et al. Autonomous vehicle perception: The technology of today and tomorrow[J]. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 2018.
- [2] Serna A, Marcotegui B. Urban accessibility diagnosis from mobile laser scanning data. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 2013, 84, 23–32.
- [3] Husain A, Vaishya R. A time efficient algorithm for ground point filtering from mobile lidar data. In Proceedings of the 2016 International Conference on Control, Computing, Communication and Materials (ICCCCM), Allahabad, India, 21–22 October 2016; pp. 1–5.
- [4] Yadav M, Singh A. K, Lohani, B. Extraction of road surface from mobile lidar data of complex road environment. Int. J. Remote Sens. 2017, 38, 4655–4682.
- [5] Wu B, Yu B, Huang C, Wu Q, Wu J. Automated extraction of ground surface along urban roads from mobile laser scanning point clouds. Remote Sens. Lett. 2016, 7, 170–179.
- [6] Wu J, Xu H, Zhao J. Automatic lane identification using the roadside lidar sensors[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2020, 12(1).
- [7] Wang G, Wu J, He R, et al. A point cloud-based robust road curb detection and tracking method[J]. IEEE Access, 2019, 7: 24611–24625.
- [8] Sun P, Zhao X, Xu Z, et al. A 3D lidar data-based dedicated road boundary detection algorithm for autonomous vehicles[J]. IEEE Access, 2019, 7: 29623–29638.
- [9] Zhang Y, Wang J, Wang X, 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.
- [10] Kang Y. A lidar-Based Decision-Making Method for Road Boundary Detection Using Multiple Kalman Filters[J]. Industrial Electronics, IEEE Transactions on, 2012, 59(11):p.4360–4368.
- [11] Chen T, Dai B, Wang R, et al. Gaussian-process-based real-time ground segmentation for autonomous land vehicles[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 76(3–4): 563–582.
- [12] Xu S, Wang R, Zheng H. Road curb extraction from mobile lidar point clouds[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 55(2): 996–1009.
- [13] 万琴,王耀南.基于卡尔曼滤波器的运动目标检测与跟踪[J].湖南大学学报:自然科学版,2007,34(3):5.
- [14] Zhao G, Yuan J. Curb detection and tracking using 3D-lidar scanner[C]. 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2012: 437–440.
- [15] Hu K, Wang T, Li Z, et al. Real-time extraction method of road boundary based on three-dimensional lidar[J]. J. Phys., 2018, 1074: 012080.
- [16] Zhang Y, Wang J, Wang X, et al. 3d lidar-based intersection recognition and road boundary detection method for unmanned ground vehicle[C]. 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2015: 499–504.
- [17] Yadav M, Singh A K, Lohani B. Extraction of road surface from mobile lidar data of complex road environment[J].



- International Journal of Remote Sensing, 2017, 38(16): 4655-4682.
- [18] DENG Yuanwang;PU Hongtao;HUA Xinbin;SUN Biao. Research on Lane Detection Based On RC-DBSCAN[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences). 2021,(10): 85~92.
- [19] Chen Z, Zhang J, Tao D. Progressive lidar adaptation for road detection[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(3): 693-702.
- [20] Han X, Lu J, Zhao C, et al. Semisupervised and weakly supervised road detection based on generative adversarial networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 25(4): 551-555.
- [21] Ronneberger O , Fischer P , Brox T . U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C] International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer International Publishing, 2015.
- [22] Tchapmi L, Choy C , Armeni I , et al. SEGCloud: Semantic Segmentation of 3D Point Clouds[J]. IEEE, 2017.
- [23] Chen X , Ma H , Wan J , et al. Multi-View 3D Object Detection Network for Autonomous Driving[C] 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017.
- [24] 程云建, 仇文革, 雷劲. 基于三维点云的隧道全局中线提取方法及应用[J]. 湖南大学学报:自然科学版, 2017, 44(9):5.
- [25] Lang A H , Vora S , Caesar H , et al. PointPillars: Fast Encoders for Object Detection from Point Clouds[J]. 2018.
- [26] Zhang Y , Zhou Z , David P , et al. PolarNet: An Improved Grid Representation for Online LiDAR Point Clouds Semantic Segmentation[J]. IEEE, 2020.
- [27] Zhang C , Luo W , Urtasun R . Efficient Convolutions for Real-Time Semantic Segmentation of 3D Point Clouds[C] 2018:399-408.
- [28] 方莉娜. 车载激光点云中道路环境几何特征提取[D]. 武汉大学, 2018.

**版权声明:** ©2024 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

