

# 考虑反射强度的全自动运行列车障碍物检测算法研究

沈拓<sup>1,3</sup>, 钱沿佐<sup>1</sup>, 谢兰欣<sup>1</sup>, 袁腾飞<sup>2</sup>, 曾小清<sup>1</sup>, 张轩雄<sup>3</sup>

(1. 同济大学上海市轨道交通结构耐久与系统安全重点实验室, 上海 201804; 2. 上海大学悉尼工商学院, 上海 201800; 3. 上海理工大学光电与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 针对轨道交通全自动运行列车轨行区障碍物检测问题, 提出了一种基于激光雷达的且考虑激光反射强度的障碍物检测算法。该算法使用欧式聚类法对点云进行聚类, 并结合了自适应的反射强度阈值处理以及体素滤波器、聚类半径差异化等方法, 提升算法的障碍物检测速度与精度。实验表明该算法具有良好的检测性能。

**关键词:** 轨道交通; 全自动运行; 障碍物检测; 激光雷达  
**中图分类号:** U239.5 **文献标志码:** A

## Obstacle Detection Algorithm of Fully Automatic Train Considering Reflection Intensity

SHEN Tuo<sup>1,3</sup>, QIAN Yanzuo<sup>1</sup>, XIE Lanxin<sup>1</sup>, YUAN Tengfei<sup>2</sup>, ZENG Xiaqing<sup>1</sup>, ZHANG Xuanxiong<sup>3</sup>

(1. Shanghai Key Laboratory of Rail Infrastructure Durability and System Safety, Shanghai 201804, China; 2. SHU-UTS SILC Business School, Shanghai University, Shanghai 201800, China; 3. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of obstacle detection in front of rail transit train, this paper proposes an obstacle detection algorithm based on LiDAR and considering laser reflection intensity for fully automatic train. This algorithm uses the Euclidean clustering method to cluster the point clouds, and combines the adaptive threshold processing of reflection intensity, VGF, clustering radius differentiation and other methods to improve the speed and accuracy of obstacle detection. The experiments show that the algorithm has a good detection performance.

**Key words:** rail transit; fully automatic operation; obstacle detection; LiDAR

传统上轨道交通列车轨行区环境安全和障碍物检测由司机目视瞭望、人工检查完成。由于人员疲劳、疏忽等原因容易导致漏报警, 同时恶劣天气条件等因素会导致瞭望效果不佳。若轨道交通运营企业在管理上没有完成严密互控和闭环检查, 则容易形成行车安全隐患乃至诱发安全事故。例如 2021 年 4 月 2 日台湾铁路发生列车撞击工程车事故, 造成了重大人员伤亡。2019 年 1 月 10 日重庆地铁列车撞击人防门、2021 年 3 月 4 日南京地铁 1 号线列车脱轨等事故中, 列车障碍物自动检测功能的缺失是事故诱因之一。随着人工智能、5G、云计算等新一代信息技术的蓬勃发展, 出现了全自动运行 (fully automatic operation, FAO) 列车运行控制系统。按照国际公共交通协会 (UITP) 对轨道交通自动化运营程度 5 个等级的定义, FAO 属于最高级别 GOA4 (grade of automation 4), 即无人值守列车运行 (unattended train operation, UTO), 所有运营场景和紧急处理场景全部实现自动化, 无需人工干预。FAO 取消了司机值守, 由信号控制系统实现列车出库、升降弓、正线运行、进站、出站、折返、回库、清洗等流程的全自动化运行, 能够显著提升列车运行效率、压缩行车间隔、优化运营成本。由于 FAO 场景下不再配备专职司机, 原先由司机人工完成的轨行区障碍物检测功能出现了缺失, 一旦异物入侵轨行区, 极易产生撞击事件, 严重危害行车安全和乘客安

收稿日期: 2021-09-24

基金项目: 国家自然科学基金委高铁联合基金(U1734211); 上海市科委课题(19DZ1201803)

第一作者: 沈拓(1976—), 男, 工程师, 博士生, 硕士生导师, 主要研究方向为轨道交通控制与安全。

E-mail: st8250@163.com

通信作者: 曾小清(1969—), 女, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为轨道交通控制与安全。

E-mail: zengxq@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

全。为此,FAO技术标准规定列车应配备障碍物检测及脱轨检测装置,具备智能化、自动化的障碍物检测能力。

## 1 绪论

目前,采用视觉传感器实现轨道交通轨行区障碍物检测和环境感知的研究较多。Rodriguez等<sup>[1]</sup>提出了利用车载前视传感器进行Hough变换的障碍物检测方法。董昱等<sup>[2]</sup>利用单目视觉获取轨行区数据并提取轨道线的Hu不变矩特征实现铁路轨道的识别检测。王前选等<sup>[3]</sup>提出用于钢轨识别检测的Bresenham算法,用以实现轨道线的提取。尽管通过相机等视觉传感器可以获得目标的详细属性信息,但因其环境适应能力较差,易受环境背景光线和雨雪雾霾等恶劣天气的影响,难以准确获知障碍物距离,同时难以实现任意形状障碍物的检测。随着激光雷达(Lidar)制造工艺的日趋进步,大量程、高精度的激光雷达不断涌现,其检测精度高、能够直接获取障碍物距离和位置信息且不受天气影响等优势逐渐凸显。庞博<sup>[4]</sup>设计了一种随车激光雷达轨道障碍物探测系统,其根据反馈信号判断行车路线是否存在障碍物。Azim等<sup>[5]</sup>基于八叉树网格法检测运动目标,并使用DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)算法进行聚类。邹斌等<sup>[6]</sup>对激光雷达原始数据聚类,并使用多假设跟踪(multiple-hypothesis tracking, MHT)和卡尔曼滤波算法对障碍物连续检测和跟踪,但是检测较远处障碍物时性能不佳。包瑞胜等<sup>[7]</sup>提出了一种用于车载雷达数据处理的优化DBSCAN算法,其引入区域步长参数,使系统对空间密度分布不均匀的点云数据有较好的适应性,效果优于传统DBSCAN算法。汪世财等<sup>[8]</sup>根据障碍物的点云位置特征和时间特征去除背景点云数据以提高障碍物关联可靠性,但通过经验得到的特征权值固定值不能随着位置的变化而不断调整。

激光雷达需要在动态环境中感知目标物体,因此点云数据的处理是关键。用于点云目标检测的聚类方法有基于划分的聚类法以及基于密度的聚类法等。基于划分的聚类法是指计算点云上某一基准点或已完成聚类的点云簇与周围近距点的距离,并以此来判断某一近距点是否属于该类点云簇,其缺点为对于外点(outlier)的鲁棒性不高。基于密度的聚类法认为在多维空间中,所有的类均是由一群稠密

的样本点组成的,即可以通过“密度”这一特性将样本空间中所有的点划分为不同的类。大多数基于密度的聚类算法使用欧氏距离计算数据点之间的距离,代表算法为DBSCAN算法和Mean Shift算法,但其高维空间上效果不佳。

本文提出了一种考虑激光反射强度的障碍物检测算法,该算法通过自适应的反射强度阈值处理对数据进行预处理,并使用欧式聚类法对点云进行聚类以及目标检测,同时该算法使用体素滤波器(voxel grid filter, VGF)、聚类半径差异化等方法以提升目标检测性能。实验表明该算法能够准确、稳定地检测列车前方障碍物,对提高列车行车安全与效率具有重要意义。

## 2 考虑反射强度的障碍物检测算法

### 2.1 算法流程

图1为本文提出的激光雷达障碍物检测算法流程。首先根据自适应的激光光束反射强度阈值过滤无效点云数据,接着使用VGF对过滤后的数据进行下采样以在保留点云特征的前提下减小系统的计算量、提升检测速度,然后对点云空间以不同的聚类半径进行欧式聚类,最后通过聚类后的点云图像计算出目标障碍物三维及距离信息并返回检测结果。

### 2.2 自适应反射强度阈值

激光雷达点云数据一般有4个属性: X轴位置、Y轴位置、Z轴位置以及光反射强度(Intensity),对于每一个点云 $P_i$ ,其数据格式为

$$P_i = \{X, Y, Z, I\} \quad (1)$$

随着激光光束入射角度的增大,激光反射的强度值逐渐减小<sup>[9]</sup>,因此反射强度 $I$ 可以用来初步区分目标物体的类别。在不同场景下如道床、轨道、接触网以及线杆等,其存在范围可控反射强度的阈值范围,基于此可将无效点云剔除,从而保留障碍物或近似障碍物的点云信息,其过滤策略如式(2)所示:

$$P_i = \begin{cases} P_e, & I \in D' \\ P_i, & I \in D \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P_i$ 表示保留点; $P_e$ 表示剔除点; $D$ 为有效点反射强度的集合; $D'$ 为 $D$ 的补集。

对于不同轨行区场景如高架区段、地面区段和隧道区段等, $D$ 的范围存在轻微的变化。为了适应上述不同场景,可根据列车的实时位置信息,确定其所处的轨行区具体场景,自适应选择相应的预设反

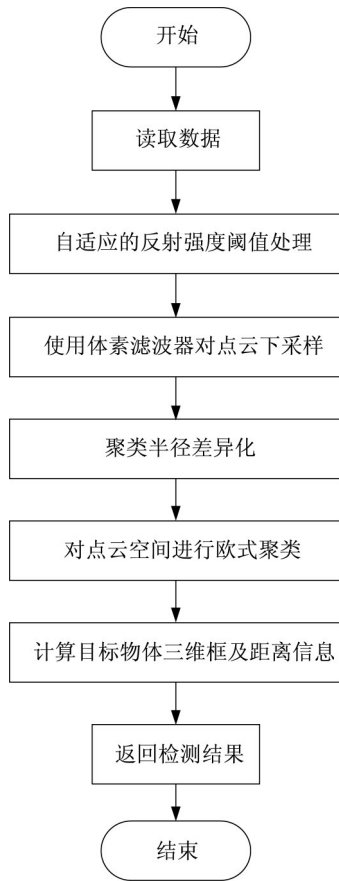


图1 算法流程图

Fig. 1 Flow-chart of point cloud processing

射强度集合。多次重复实验表明,将地铁线路高架区段激光反射强度 $I$ 的阈值设为65~70时,隧道区段反射强度 $I$ 的阈值设为59~76时,可以较好地剔除无效点云,极大程度上减少无效计算,以提升算法的响应速度。

### 2.3 下采样

VGF为点云的下采样处理,其保留物体表面及内部特征并减少点云的数量以减少计算量。首先在空间中对点云数据创建一个三维体素栅格,对该栅格内每一体素所包含的所有数据点求取质心,用质心表示该体素。每个栅格内质心的计算公式为<sup>[10]</sup>

$$\begin{cases} x = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \\ y = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \\ z = \frac{\sum_{i=1}^n z_i}{n} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\{x, y, z\}$ 表示该栅格内质心的位置坐标; $n$ 表示该栅格内所有点云数据点的数量。在下采样过程中需要设置体素的大小。为了保证采样效果,本文

采用边长为0.1 m的立方体体素。

### 2.4 聚类半径差异化

欧式聚类通过聚类半径判断某一外点是否属于该类。激光雷达的自身特性决定了在物体尺寸相同的条件下,物体距激光雷达的距离越远,其激光束的反射强度越弱。即尺寸相同的情况下,越远的物体所形成的数据点数量越少、越稀疏,需要更大的聚类半径将属于该类物体的数据点完整地聚为一类。在本文中,根据不同的距离, $m : [0, 25), [25, 50), [50, 75), [75, 100), [100, 125]$ 将点云空间分割成5个部分,每个部分的聚类半径差异化为:0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5 m。

### 2.5 欧式聚类

欧式聚类法采用KD树(K-dimension tree)进行邻近点的查找,并使用欧氏距离计算选取点与邻近点的距离。在KD树中,每一个非叶子节点均可以被一个超平面分割成两个子空间,且每一子空间可以,以递归的形式继续分割,即所有子空间均可以被分割成左右两部分或上下两部分<sup>[11]</sup>。一般而言,KD树的分割是沿着坐标轴进行的,所有的超平面都垂直于相应的坐标轴<sup>[11]</sup>。同时,欧式聚类法采用三维欧氏距离判断数据点之间的距离,如式(4)所示。

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (4)$$

该算法中欧式聚类的步骤如下:

#### 算法1 欧式聚类算法

输入:原始点云数据  $P$

输出:点云聚类队列  $Q$

生成空队列  $Q$ ;

for  $P$  中的每一未处理点  $P_i$  do

    定义一个种子集合  $S$  并加入点  $P_i$ ;

    while 种子集合  $S$  中的种子数量在增加 do

$P_i$  为根节点  $R$  为根节点  $R$  在 Kdtree 中搜索阈值不超过  $R$  聚类半径的  $k$  个未处理不重复邻近点  $t_1, \dots, t_k$ ;

        邻近点  $t_1, \dots, t_k$  标记为已处理,并作为种子添加至种子集合  $S$ ;

        在集合  $S$  中选取新的种子作为根节点  $R$ ;

    end while

    if 最小种子数量阈值  $\leq$  种子集合  $S$  中种子数量  $\leq$  最大种子数量阈值 then

        将该种子集合  $S$  添加至队列  $Q$ ;

```

end if
end for
return Q

```

聚类完成后得到一组已完成聚类的点云聚类队列  $Q$ , 每一个点云聚类队列  $Q$  中包含有  $n$  个点云簇  $C_1, \dots, C_n$ 。对于每一个点云簇  $C$  计算其形心, 并将形心定义为该点云簇的中心点  $W$ ; 同时计算每一个点云簇的长宽高信息  $\{x, y, z\}$ 。以第  $i$  个点云簇  $C_i$  为例, 其数据结构可按式(5)描述:

$$C_i = \{W_x, W_y, W_z, x, y, z\} \quad (5)$$

通过点云簇  $C$  的中心点  $W$  可以计算出该簇点云(即该目标物体)距离激光雷达的相对位置与相对距离; 通过点云簇的中心点  $W$  和长宽高信息  $\{x, y, z\}$  可以计算出该簇点云(即该目标物体)的大小, 同时利用这些信息能够标注出完全包裹该簇点云的三维外框(bounding box), 一个典型的三位外框如图5所示。

### 3 实验结果与验证

为了验证本文所提出的算法, 于上海地铁11号线南翔至桃浦新村区间采集了高架区段和隧道区段的激光雷达点云数据, 实验场景如图2所示。同时在线路上摆放不同尺寸的障碍物(边长为0.35 m黑色立方体, 边长为0.5 m黑色立方体与身高约1.7 m的工作人员)以验证其障碍物检测性能。激光雷达安装于两轴小车上, 距轨面高度为1.5 m, 小车以约  $4.5 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$  的速度向前移动。激光雷达采样频率为10 Hz。在夜间不同场景下的实验结果如图3至图6所示。



图2 数据采集与实验图

Fig. 2 Image of data collection and experiment

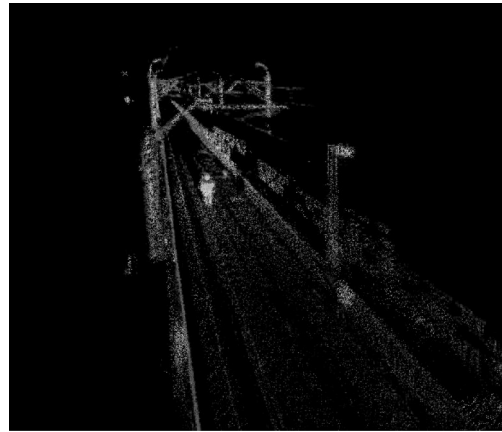


图3 原始高架区段点云图

Fig. 3 Original point cloud image of elevated section

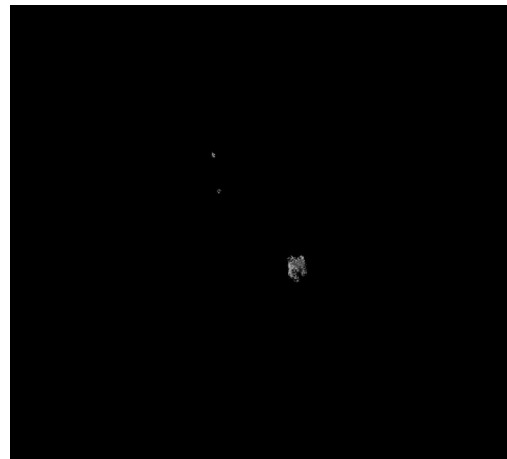


图4 经过自适应反射强度阈值处理后点云图

Fig. 4 Image after filtering the invalid point cloud according to reflection intensity

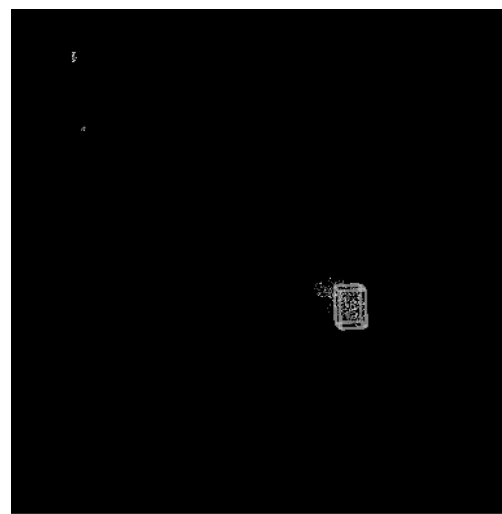


图5 目标障碍物检测图像

Fig. 5 Image of detecting target obstacle



图6 隧道区段实验结果图(三维框有偏移)

Fig. 6 Image of experimental results in tunnel section (3D bounding box deviated from the original position)

图3为激光雷达采集的原始点云图像。图4为经过自适应反射强度阈值处理后的图像,可看出经过自适应的反射强度阈值处理后绝大多数背景点云(如轨道、道床、接触网等物体的点云)均被滤除。图5为欧式聚类后于点云图像中提取的目标障碍物位置及三维信息,并提取出了包裹目标障碍物的三维框。图6展示了该算法对于隧道区段目标障碍物的识别情况。高架区段的一段实验中系统所返回的部分针对前方障碍物的告警信息如表1所示。由表1可以看出应用该算法后,该场景下激光雷达在距离障碍物约92 m时成功并持续地检测出目标障碍物。

表1 障碍物检测告警信息表(部分)

Tab. 1 Warning information of obstacle detection (part)

障碍物检测告警信息	
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.786 5 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.732 4 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.702 3 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.574 8 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.517 4 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.439 1 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.341 3 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.256 5 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.135 2 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:91.017 8 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:90.895 5 m
检测到障碍物!	编号:1 距离:90.799 5 m

表2展示了激光雷达对于不同位置下不同尺寸障碍物检测的实验数据,其中检测率是指检测到障碍物的帧数与总帧数的比值。在15~25 m,40~50 m以及65~75 m三个距离段内,本算法在三种不同的障碍物(边长为0.35 m的黑色立方体障碍物、边长为0.5 m的黑色立方体障碍物以及身高约1.7 m的工作人员)上的检测率均达到或接近100%,检测性能优秀;在90~100 m距离段内,三种不同障碍物的检测率分别为39.02%,46.91%以及54.88%。

经分析除激光雷达本身性能限制外,可能是因为部分区段轨道弯曲,较远处的场景超过了激光雷达的视场(field of view, FOV)。由于激光雷达发射的激光束在空气中沿直线传播,无法跟随轨道的弯曲而弯曲,故该算法于轨道弯曲段的障碍物检测距离受限,最远检测距离通常在80~100 m之间。经夜间轨行区上不同场景下的实验证明,该算法能够持续稳定检测出障碍物的检测距离为92~95 m,同时该算法在距离90 m内检测率为99.6%,距离100 m以内检测率为86.29%。

表2 不同障碍物在不同位置下的检测率表

Tab. 2 Detection rates of different obstacles in different positions

	边长为0.35 m黑色立方体障碍物		边长为0.5 m黑色立方体障碍物		身高约1.7 m工作人员	
	检测到障碍物帧数和总帧数	检测准确率/%	检测到障碍物帧数和总帧数	检测准确率/%	检测到障碍物帧数和总帧数	检测准确率/%
15~25 m	82(82)	100	85(85)	100	75(75)	100
40~50 m	80(80)	100	82(82)	100	78(78)	100
65~75 m	75(78)	96.15	85(85)	100	80(80)	100
90~100 m	32(82)	39.02	38(81)	46.91	45(82)	54.88
检测率/%			86.29			

上述实验的实验平台为台式机, CPU主频为4.3 GHz, 内存为64 G。取样68 s内该算法的原始数据共685组并进行耗时分析, 其结果如图7及表3所示。可以看出, 该算法总耗时分布在14.2 ms至

14.8 ms之间, 平均值约为14.5 ms。实验证明该算法符合列车高速运行环境中的障碍物检测性能要求。

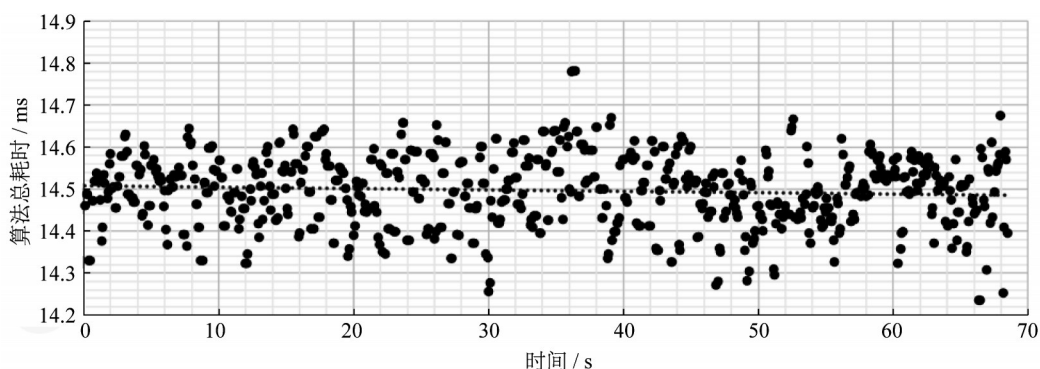


图7 算法耗时分析图

Fig. 7 Algorithm time consuming analysis

表3 算法耗时分析表(部分)

Tab. 3 Algorithm time consuming analysis (part)

单次阈值处理耗时/ms	单次下采样、聚类及信息提取耗时/ms	单次算法总耗时/ms
14.345	0.117	14.462
14.345	0.145	14.490
14.345	0.145	14.490
14.200	0.129	14.329
14.200	0.129	14.329
14.338	0.135	14.473
14.345	0.117	14.462
14.345	0.145	14.490

## 4 结语

本文提出了一种面向全自动运行地铁列车的, 考虑激光反射强度的激光雷达障碍物检测算法, 其使用欧式聚类法对点云进行聚类并完成列车前方障碍物的检测。该算法结合了自适应的反射强度阈值处理法对点云进行数据预处理, 同时使用VGF, 聚类半径差异化等多种方法提升聚类的速度与精度。实验表明该算法具有良好的障碍物检测性能。

### 作者贡献声明:

沈拓: 算法思路。

钱沿佐: 算法设计与编程。

谢兰欣: 实验验证。

袁腾飞: 算法设计指导。

曾小清: 算法设计指导。

张轩雄: 实验装置设计。

### 参考文献:

- [1] RODRIGUEZ L, URIBE J, VARGAS-BONILLA J. Obstacle detection over rails using hough transform [C]//2012 XVII Symposium of Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA). Medellin, Colombia: IEEE, 2012: 317-322.
- [2] 董昱, 郭碧. 基于Hu不变矩特征的铁路轨道识别检测算法[J]. 铁道学报, 2018, 40(10):68.  
DONG Yu, GUO Bi. Railway track detection algorithm based on hu invariant moment feature [J]. Journal of the China Railway Society, 2018, 40(10):68.
- [3] 王前选, 梁习锋, 刘应龙, 等. 铁路钢轨视觉识别检测方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(7):2496.  
WANG Qianxuan, LIANG Xifeng, LIU Yinglong, et al. Railway rail identification detection method using machine vision [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(7):2496.
- [4] 庞博. 高速机车轨道障碍物激光扫描探测系统技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2010.  
PANG Bo. Research on laser scanning system and technology for obstacle detection of high-speed railway [D]. Tianjin: Tianjin University, 2010.
- [5] AZIM A, AYCARD O. Layer-based supervised classification of moving objects in outdoor dynamic environment using 3D laser scanner[C]//2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium

- Proceedings. Dearborn, USA:IEEE, 2014: 1408-1414.
- [6] 邹斌, 刘康, 王科未. 基于三维激光雷达的动态障碍物检测和追踪方法[J]. 汽车技术, 2017(8):19.  
ZOU Bin, LIU Kang, WANG Kewei. Dynamic obstacle detection and tracking method based on 3D LiDAR [J]. Automobile Technology, 2017(8):19.
- [7] 包瑞胜, 马新, 崔熠明. 基于优化DBSCAN算法的智能车载激光雷达数据处理技术研究[J]. 中国交通信息化, 2017(3):135.  
BAO Ruisheng, MA Xin, CUI Yiming. Research on data processing technology of intelligent vehicle lidar based on optimized DBSCAN algorithm [J]. China ITS Journal, 2017(3):135.
- [8] 汪世财, 谈东奎, 谢有浩, 等. 基于激光雷达点云密度特征的智能车障碍物检测与跟踪[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2019(10):1311.  
WANG Shicai, TAN Dongkui, XIE Youhao, *et al.* Obstacle detection and tracking for intelligent vehicle based on density characteristics of point cloud using 3D lidar [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2019(10): 1311.
- [9] 夏国芳, 胡春梅, 曹毕铮, 等. 激光入射角度对点云反射强度的影响研究[J]. 激光杂志, 2016, 37(4):11.  
XIA Guofang, HU Chunmei, CAO Bizheng, *et al.* Study on the influence of laser incident angle on the reflection intensity of the point cloud [J]. Laser Journal, 2016, 37(4):11.
- [10] 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于KDTree树和欧式聚类的越野环境下行人识别的研究[J]. 汽车工程, 2019(12):1410.  
FAN Jingjing, WANG Li, CHU Wenbo, *et al.* Research on pedestrian recognition in cross-country environment based on KDTree and euclidean clustering [J]. Automotive Engineering, 2019(12):1410.
- [11] 廖丽琼, 白俊松, 罗德安. 基于八叉树及KD树的混合型点云数据存储结构[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(3):87.  
LIAO Liqiong, BAI Junsong, LUO De'an. Integrated point cloud storage structure based on octree and KDTree [J]. Computer Systems & Applications, 2012, 21(3):87.