

引用格式: LI Mengdi, LI Songtao, ZHENG Di, et al. Research on a Small-Sized Obstacle Detection Method for Railway Intrusion Based on Improved DBSCAN[J]. Acta Photonica Sinica, 2026, 55(7):0714004

李梦迪, 李松陶, 郑狄, 等. 基于改进 DBSCAN 的轨道侵限小尺寸障碍物检测方法研究[J]. 光子学报, 2026, 55(7):0714004

基于改进 DBSCAN 的轨道侵限小尺寸障碍物检测方法研究

李梦迪^{1,2}, 李松陶^{1,2}, 郑狄^{1,2}, 邹喜华^{1,2}

(1 西南交通大学 光电融合集成与通信感知教育部重点实验室, 成都 611756)

(2 西南交通大学 信息科学与技术学院, 成都 611756)

摘 要: 针对轨道侵限检测中背景环境复杂及激光雷达点云远近密度不均, 导致小尺寸障碍物检测精度低、漏检率偏高的问题, 提出一种轨道侵限小尺寸障碍物检测方法。首先, 利用直通滤波初步处理点云, 并联合栅格高程差法与随机抽样一致性算法精确划分铁路限界区域。其次, 利用轨道背景与障碍物在点云反射强度上的分布差异, 提出基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索算法, 通过解析点云强度分布, 动态锁定轨道背景消亡边界, 为后续分割与聚类提供关键自适应强度参数。进而, 采用融合反射强度的轨道平面分割算法实现轨道平面与疑似障碍物点的精准分离。最后, 提出一种改进的 DBSCAN 算法, 通过引入自适应邻域半径与核心点强度约束, 动态适配点云近密远疏分布特性并抑制铁路限界内的非障碍物点云。实验结果表明: 相较于传统 DBSCAN 算法, 所提聚类算法正检率提升 64%, 所提检测方法在 35 m 范围内对 10 cm 障碍物检出率达 80% 以上, 70 m 范围内对木块、15 cm 障碍物检出率分别达 80%、95% 以上, 80 m 范围内对 20 cm 障碍物检出率达 97% 以上, 且 150 m 处行人检出率达 94%。

关键词: 轨道交通; 障碍物检测; 改进 DBSCAN; 异常侵限障碍物; 激光雷达

中图分类号: TN958.98

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20265507.0714004

0 引言

铁路周界常面临落石、施工遗留物及行人等突发性异物入侵威胁, 极易引发列车脱轨等严重交通事故。由于此类障碍物极具随机性与不可预测性, 依赖定期人工巡检或驾驶员目视的传统方式难以及时发现隐患。因此, 亟需部署具备全天候实时感知与预警能力的轨道入侵检测系统, 以切实保障行车安全。

目前的轨道异物检测技术主要分为接触式与非接触式两类^[1-4]。在接触式检测领域, 光纤传感器等设备虽能实现长距离周界防护^[5-6], 但其高度依赖安装环境, 且埋设与维护成本高昂。在非接触式视觉检测方面, 早期研究多依赖背景差分或逆透视变换等传统图像处理技术来辅助提取障碍物特征^[7-8]; 近年来, 为提升复杂场景下的检测鲁棒性, 深度学习技术被广泛引入^[9-11], 其中, 融合卷积神经网络与 Transformer 的先进架构, 以及端到端的多任务感知范式, 显著增强了全局上下文建模能力与小尺寸障碍物的检测精度^[12-13]。然而, 机器视觉方案尽管成本较低, 但极易受隧道弱光、雨雪粉尘等恶劣气象条件干扰, 且难以获取精确的三维深度信息^[14]。

相比视觉技术, 激光雷达凭借高探测精度、强环境鲁棒性及直接获取三维坐标的能力, 在轨道障碍物检测中展现出巨大潜力。然而, 其扫描机理导致的近密远疏非均匀点云分布, 极易引发远距离目标的漏检与

基金项目: 四川省科技计划项目(2024ZHC0190), 国家自然科学基金面上项目(62571456), 国家重点研发计划项目(2024YFC3015200)

第一作者: 李梦迪(2002—), 男, 硕士, 主要研究方向为激光雷达点云处理、点云目标检测。Email: healer@my.swjtu.edu.cn

通讯作者: 郑狄(1982—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为激光雷达点云智能处理与分析、新型光电传感器设计与检测技术。

Email: dzheng@swjtu.edu.cn

收稿日期: 2026-03-23; **录用日期:** 2026-04-29

<http://www.photon.ac.cn>

过分割,成为制约系统鲁棒性的核心瓶颈。为突破该限制,现有研究主要聚焦于聚类算法优化与多维特征融合^[15-16];其中,通过结合点云空间分布特性,动态调整密度聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)的搜索半径与自适应核心点选取策略,已被证明能有效缓解稀疏点云带来的分割难题^[17-18]。为适应轨道交通复杂的线路环境,学者们进一步提出了场景适应性更强的改进方案。相关研究团队针对轨道纵向深度导致的点云密度衰减问题,引入与距离相关的自适应阈值改进欧式聚类,解决了传统方法在远距离稀疏区域难以有效分割的难题^[19]。文献[20]则聚焦于特定轨道场景,提出基于规则的轨道平面分割算法消除坡度影响,并引入自适应欧氏聚类动态调整半径,有效改善了不同距离下障碍物的检出效果。在特征融合层面,文献[21]进一步引入反射强度信息辅助欧式聚类,利用多维特征显著提升了列车自动运行场景下障碍物检测的准确性。尽管激光雷达在轨道障碍物检测中展现出巨大潜力,但现有研究多聚焦于大尺寸目标,对点云稀疏、易被聚类算法当作噪声误滤除的小型障碍物关注不足。为突破小目标检测的分辨率瓶颈,部分研究通过引入机械伺服控制等定制化硬件系统来实现精细化成像^[22-23];然而,此类重硬件方案面临集成度低、维护复杂等工程困境。相比之下,使用成熟的商用激光雷达,通过优化点云处理算法来提升稀疏场景下小目标的检测性能^[24],具备更强的普适性与实际应用价值。

因此,本文提出了一种轨道侵限小尺寸障碍物检测方法。该方法首先利用直通滤波和栅格高程差法对原始点云进行初步处理,并应用随机采样一致性(RANSAC)算法精确拟合轨道线进而提取铁路限界区域;随后,针对环境背景光波动引起的点云强度整体变化,提出基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索算法(Adaptive Intensity Threshold Search based on Point Cloud Intensity Histogram, AITS-PIH),通过解析当前帧的强度分布特性动态锁定轨道背景消亡边界,为后续处理提供关键的自适应强度阈值;在此基础上,设计了融合反射强度的轨道平面分割算法,引入AITS-PIH算法得到的自适应强度阈值与几何距离作为双重判定准则,实现了轨道背景与疑似障碍物点的精准分离;最后,提出一种改进的DBSCAN算法,对疑似障碍物点进行聚类,实现了对铁路限界内多尺度侵限障碍物的稳定检测。

1 点云预处理与分割

轨道侵限小尺寸障碍物检测方法主要包括轨道线拟合与铁路限界区域提取、基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索、融合反射强度的轨道平面分割和基于改进DBSCAN算法的障碍物点聚类,检测流程如图1所示。原始激光雷达点云数据量庞大且掺杂大量铁路背景点云。鉴于铁路限界外的目标不构成行车威胁,为有效剔除冗余数据、降低后续处理的计算复杂度,并保障系统的实时性与准确性,需对原始点云进行预处理。

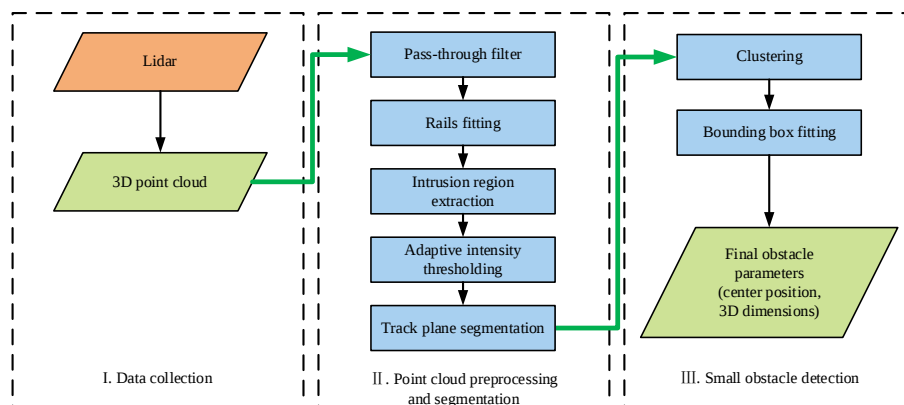


图1 障碍物检测流程图

Fig. 1 Flowchart of obstacle detection

1.1 铁路限界区域提取

铁路限界区域提取主要包括直通滤波、轨道线拟合与无关点剔除。首先采用直通滤波进行初步预处理。根据激光雷达的实际安装位置和轨道的大致方位,分别设定空间坐标轴的3个轴向阈值。该范围覆盖

了主要的轨道区域,通过此滤波操作,可快速滤除视野范围外的绝大部分铁路背景,为后续精确提取铁路限界区域降低计算负担。

在进行轨道线拟合前,采用一种基于栅格高程差的方法分离轨道点以备拟合。如图2所示,将滤波后的点云投影至 $X-Y$ 平面,并划分为 $\Delta x \times \Delta y$ 的栅格,每个栅格记为 $G(i, j)$,其中 i, j 分别表示栅格在 X, Y 方向上的索引。遍历每个栅格,计算栅格内所有点的最大高程 $H_{\max}$ 与最小高程 $H_{\min}$ 。依据钢轨截面典型几何特征,结合公式(1),设定高度差阈值,筛选出符合该特征的栅格点云 G_{occ} 。将所有满足条件的栅格点云 G_{occ} 合并并且进行体素降采样,最终得到待进行轨道线拟合的点云数据。经过此步骤,轨道背景被大幅滤除,轨道区域特征得到增强,为后续的轨道线精确拟合奠定了基础。

$$\begin{cases} H_{\max} - H_{\min} < h_1 \\ H_{\max} - H_{\min} > h_2 \\ h_2 < h < h_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, h_1 和 h_2 为设置的高度阈值, h 为钢轨的高度。

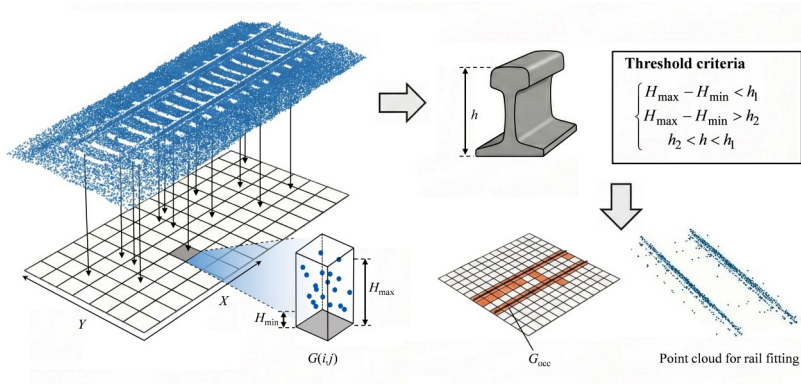


图2 基于栅格高程差的轨道点分离示意图

Fig. 2 Diagram of track point segregation based on grid elevation difference.

在获得待拟合的点云数据后,需要对其进行精确拟合以标定最终的铁路限界区域,该过程的几何约束关系与区域划分逻辑如图3所示。图中以激光雷达的安装位置为原点建立坐标系, x 轴沿轨道走向延伸, y 轴垂直于轨道向下,灰色阴影区域为激光雷达的有效视场角,所有后续的点云处理均在该视场范围内执行。

首先,采用RANSAC直线拟合算法^[25]对待拟合的点云数据进行处理,得到一条最优轨道线模型。其次,基于该模型,将其沿垂直于轨道走向的方向平移距离 l ,构建另一条轨道线模型。图3中的两条黑色实线分别表示所得的两条轨道线。其中, l 代表两条钢轨间的标准距离,取值为1435 mm。得到的两条轨道在 xoy 平面投影模型为:

$$\begin{cases} Ax + By + C_1 = 0 \\ Ax + By + C_2 = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, A, B 为直线法向量参数,且满足 $A^2 + B^2 \neq 0$; C_1, C_2 分别为两条钢轨的截距参数,二者满足距离约束 $\frac{C_1 - C_2}{\sqrt{A^2 + B^2}} = l$ 。

最后,基于拟合的轨道线模型,根据标准轨距和安全限界要求,将两条轨道线分别沿其法向量方向向轨道外侧平移距离 w_1 ,从而确定精确的铁路限界区域 R_{det} 。图3中两条蓝色虚线内的区域即为所确定的铁路限界区域,该区域可由两条钢轨线向外扩展得到,其表达式如公式(3)所示:

$$\min(C_1, C_2) - w_1 \sqrt{A^2 + B^2} \leq Ax + By \leq \max(C_1, C_2) + w_1 \sqrt{A^2 + B^2} \quad (3)$$

式中, $\min(C_1, C_2)$ 和 $\max(C_1, C_2)$ 对应图中两条钢轨线的截距, $w_1 \sqrt{A^2 + B^2}$ 为钢轨外侧到限界边界的安全偏移量,对应图中的 w_1 。

精准提取限界区域可从物理空间上滤除铁路背景干扰,为后续小尺寸障碍物检测的准确性与实时性提

供关键保障。

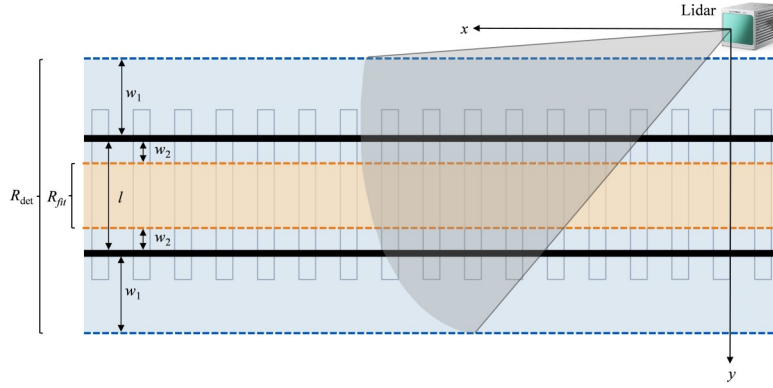


图3 铁路限界划分与轨道平面分割算法子区域选取示意图

Fig. 3 Diagram of railway boundary demarcation and track plane segmentation sub-region selection

1.2 基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索

激光雷达的反射强度会随激光入射角度的减小而显著增大^[26]。实际场景中,在激光雷达轨旁布设的视角下,平铺的轨道背景因受激光大角度入射,整体反射强度偏低;而限界内的障碍物因存在迎向激光束的几何表面,其激光入射角较小,从而呈现出高于轨道背景的局部高强度。基于这一物理特性,反射强度可作为区分轨道背景与障碍物的关键特征^[21]。然而,点云反射强度会受到环境背景光^[27]的影响,在提取铁路限界区域后,若仅采用固定强度阈值区分轨道背景与障碍物,难以适应环境背景光的波动。针对这一问题,本文提出了一种基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索算法(AITS-PIH),核心原理如图4所示。图4以点云反射强度为横轴、对应强度区间的点云数量为纵轴,直观呈现了限界区域内点云的强度分布特征,清晰展示了算法的核心思想。该算法通过统计分析当前帧限界区域内的点云强度分布,动态定位轨道背景消亡边界,从而确定当前帧分割阈值,为后续的轨道平面分割与障碍物精准聚类提供关键的自适应参数支撑。

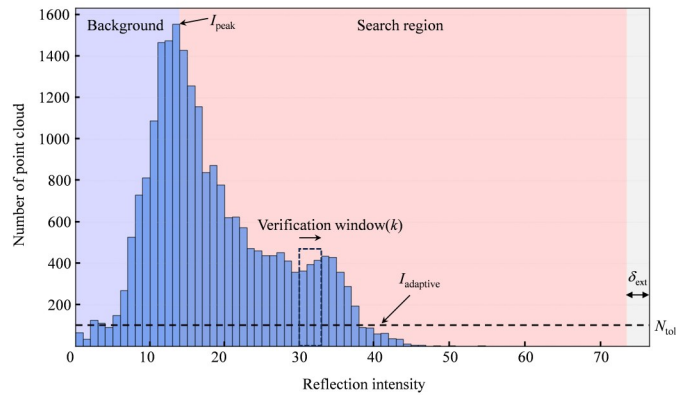


图4 AITS-PIH算法原理示意图

Fig. 4 Diagram of the AITS-PIH algorithm principle

首先,为获取当前环境背景光下轨道背景的强度分布特征,该算法对当前帧铁路限界区域内点云的反射强度进行离散化统计,构建点云强度直方图 $H(v)$ 。考虑到限界区域内点云反射强度的取值范围会随环境光条件发生变化,因此根据当前帧的强度取值范围划定直方图的统计区间:

$$I_{\text{interval}} = [I_{\min}, I_{\max} + \delta_{\text{ext}}] \quad (4)$$

式中, $I_{\min}$ 和 $I_{\max}$ 分别表示当前限界区域内点云强度的最小值与最大值; δ_{ext} 为直方图尾部的缓冲项,用于对统计区间进行扩展,以避免在障碍物点占比很高时背景消亡边界搜索失效,其对应于图中的灰色区域。

在此基础上,定位直方图主峰位置 I_{peak} ,并将阈值搜索区间设定为 $[I_{\text{peak}}, I_{\max} + \delta_{\text{ext}}]$,该区间对应图中的

粉色区域。为准确判定轨道背景消亡边界,进一步定义背景消亡阈值 N_{tol} :

$$N_{\text{tol}} = N_{\text{total}} \cdot \alpha \quad (5)$$

式中, N_{total} 为轨道限界区域点云总数; α 为相对截止因子。

考虑到在到达背景消亡边界之前,某一强度值对应的点数可能低于 N_{tol} ,若仅据此判定,易导致边界误判。因此,引入长度为 k 的滑动校验窗口,并以窗口内连续多个强度值对应的点数同时低于阈值作为判定条件,如图中虚线框所示。由此,背景消亡边界判定准则可表示为:

$$I_{\text{adaptive}} = \max \{ v \mid \forall j \in [0, k-1], H(v+j) < N_{\text{tol}} \} \quad (6)$$

式中, k 为校验窗口长度。算法关键步骤的伪代码如算法1所示。

算法1:基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索算法

输入:铁路限界内点集 P_{bound} , 缓冲项 δ_{ext} , 校验窗口长度 k , 相对截止因子 α

输出:自适应强度阈值 I_{adaptive}

```

1:  $N_{\text{total}} \leftarrow$  计算  $P_{\text{bound}}$  的总数目
2:  $N_{\text{tol}} \leftarrow N_{\text{total}} \cdot \alpha$ 
3:  $I_{\min}, I_{\max} \leftarrow$  计算  $P_{\text{bound}}$  中点云强度极值
4:  $I_{\text{interval}} \leftarrow [I_{\min}, I_{\max} + \delta_{\text{ext}}]$ 
5:  $H(v) \leftarrow$  统计  $P_{\text{bound}}$  在区间  $I_{\text{interval}}$  内的强度直方图
6:  $I_{\text{peak}} \leftarrow \arg \max_v H(v)$ 
7: for  $v = I_{\text{peak}}$  to  $I_{\max} + \delta_{\text{ext}}$  do
8:   if  $\forall j \in [0, k-1], H(v+j) < N_{\text{tol}}$  then
9:      $I_{\text{adaptive}} \leftarrow v$ 
10:    break
11:  end if
12: end for
13: return  $I_{\text{adaptive}}$ 
```

1.3 融合反射强度的轨道平面分割

在提取的铁路限界区域内,点云包含大量的轨道平面点(如道砟、轨枕),必须将其与障碍物点精确分离。传统RANSAC平面分割算法仅依赖几何信息,若直接对铁路限界区域内点云进行RANSAC平面分割会受到轨道、道砟和轨枕的影响,易将紧贴地面的小尺寸障碍物误判为平面内点剔除。

针对此问题,通过引入点云反射强度信息,提出一种融合反射强度的轨道平面分割算法。该算法首先在铁路限界区域内部选取一个子区域进行RANSAC平面拟合,以建立基准轨道平面模型 $ax + by + cz + d = 0$ 。选取的子区域对应图3中橙色阴影区域 R_{fit} ,该区域边界为,以两侧钢轨的内边缘为基准,向轨道中心线方向内缩 w_2 的距离处。其在 xoy 平面的投影模型为:

$$\min(C_1, C_2) + w_2 \sqrt{A^2 + B^2} \leq Ax + By \leq \max(C_1, C_2) - w_2 \sqrt{A^2 + B^2} \quad (7)$$

随后,遍历铁路限界区域内的每个点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 及其强度 I_i ,并计算其到平面模型的垂直距离 $D_{\text{plane}}(P_i)$ 。当点 P_i 满足任一判别准则时,将其标记为疑似障碍物点:

(1)几何距离准则:该点在空间上显著偏离轨道平面,即 $D_{\text{plane}}(P_i) > T_{\text{dist}}$, T_{dist} 为手动设置的距离阈值。

(2)反射强度准则:该点的反射强度高于轨道背景,即 $I_i > I_{\text{adaptive}} + 1$ 。

通过引入反射强度判断,算法能够有效从铁路限界区域内点云数据中将小尺寸障碍物从轨道平面中分离,显著降低了后续障碍物聚类环节的漏检率。

2 改进的DBSCAN算法

在获得疑似障碍物点云后,需要对其进行聚类以区分不同的障碍物个体。传统DBSCAN算法依赖固定的邻域半径和最小聚类点数,难以适应激光雷达点云近处密集、远处稀疏的特性。此外,经轨道平面分割处理后,点云中仍可能残留部分道砟与轨道点,若直接使用传统DBSCAN进行聚类,容易将此类点误聚类

为障碍物,进而影响检测精度。为此,本文提出一种改进的DBSCAN算法,并从两个方面对其进行优化。

2.1 融合强度的核心点判别

为有效抑制铁路限界内的非障碍物点云,针对DBSCAN算法的核心点判别机制进行了优化,增加了反射强度约束。具体而言,算法在遍历所有疑似障碍物点 P_i 时,首先检查其反射强度 I_i 。若 $I_i < I_{\text{adaptive}}$,则该点被立即判定为非障碍物点,不具备成为核心点的资格,算法跳过该点。只有当 $I_i \geq I_{\text{adaptive}}$ 时,该点才被允许执行后续的邻域搜索。如图5所示,由于点A的反射强度大于强度阈值且在其搜索半径内的点数大于聚类所需最小点数,因此被判为核心点,点B的反射强度不满足条件,因此该点不为核心点。这一改进确保了所有聚类簇均由满足特定强度要求的点发起,有效过滤了非障碍物点,显著降低了误检率。

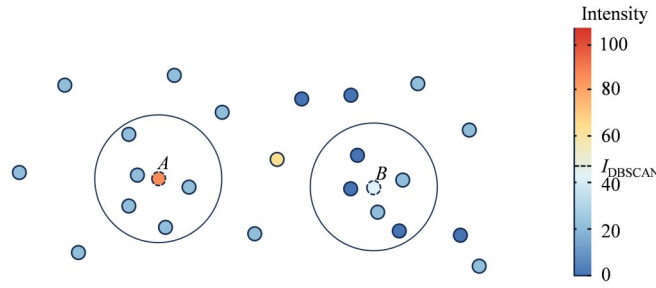


图5 核心点判定示意图

Fig. 5 Diagram of core point determination

2.2 自适应邻域半径计算原理

针对激光雷达点云近密远疏特性导致单一固定聚类半径难以兼顾全局检测效果的局限性,引入动态自适应邻域半径,实现了聚类阈值随空间距离的自适应调节。该半径与点 P_i 到激光雷达的距离正相关,以适应点云近密远疏的分布特性。对于任意待检查点 P_i ,其用于邻域搜索的半径定义为:

$$\epsilon_i = \frac{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}{L} \times \epsilon' + \epsilon_0 \quad (8)$$

其中, ϵ_i 是用于邻域搜索的半径; x, y, z 是点 P_i 的坐标; L 是设置的最大检测距离; ϵ' 是经验系数; ϵ_0 是初始邻域半径。通过此改进,实现了参数 ϵ_i 随激光雷达扫描距离的增加而自适应增加。此外,通过引入 $K-D$ 树构建空间索引,实现了对 ϵ_i 动态邻域内近邻点的快速查询。改进DBSCAN算法关键步骤的伪代码如算法2所示。

3 实验与结果分析

为验证所提方法的有效性,在真实铁路场景中布置了 $10\text{ cm} \times 10\text{ cm} \times 10\text{ cm}$ 、 $15\text{ cm} \times 15\text{ cm} \times 15\text{ cm}$ 和 $20\text{ cm} \times 20\text{ cm} \times 20\text{ cm}$ 尺寸的立方体纸箱、 $13\text{ cm} \times 13\text{ cm} \times 20\text{ cm}$ 的木块、最长直径约 25 cm 的不规则石块及 1.7 m 高行人,以进行实验数据的采集。实验使用的激光雷达为Livox Avia,安装在轨道旁高度约 2 m 的支架上,安装场景及障碍物如图6所示。实验所用的计算机配置为Intel(R) Core(TM) i7-14700KF,内存为 32.0 GB ,Open3D库版本为 $0.18.0$ 。

铁路限界区域提取过程如图7所示,图7(a)为包含大量铁路背景的原始点云。若直接处理将导致高昂的计算负担。为此,首先通过直通滤波滤除设定阈值范围外的点云,如图7(b)所示。这一操作滤除了绝大部分铁路背景,有效降低了后续算法的复杂度。接着,采用基于栅格高程差的方法,结合钢轨截面典型几何特征分离轨道点,图7(c)展示了含有轨道点的栅格点云。该步骤滤除了道砟等轨道背景,强化了铁轨区域特征,为后续轨道线的精确拟合提供了保障。在此基础上,采用RANSAC算法进行轨道线拟合,图7(d)直观呈现了拟合得到的两条铁轨模型。最终,基于拟合出的轨道线模型,根据标准轨距和安全限界要求,提取出精确的铁路限界区域,如图7(e)所示。由于铁路限界外的目标不构成行车威胁,精准提取限界区域能够从物理空间上直接过滤铁路背景干扰,为后续小尺寸障碍物检测的准确性与算法实时性提供了关键保障。

为验证AITS-PIH算法对环境背景光波动引起的点云强度整体变化的自适应能力,实验分别从晴天与

算法2:改进的DBSCAN算法

输入:疑似障碍物点集 P_{suspect} , 自适应强度阈值 I_{adaptive} , 最大检测距离 L , 经验系数 ϵ' , 初始半径 ϵ_0 , 聚类最小点数 $MinPts$

输出:障碍物簇列表 $ObList$

```

1: 将  $P_{\text{suspect}}$  中的所有点初始化为未访问
2: 为  $P_{\text{suspect}}$  构建K-D树空间索引
3: for each  $P_i(x_i, y_i, z_i) \in P_{\text{suspect}}$  do
4:   if  $P_i$  已被访问 then continue
5:   将  $P_i$  标记为已访问
6:   if  $I_i < I_{\text{adaptive}}$  then continue
7:    $\epsilon_i \leftarrow \frac{\|P_i\|_2}{L} \times \epsilon' + \epsilon_0$ 
8:    $N_i \leftarrow$  基于K-D树获取  $P_i$  在半径  $\epsilon_i$  内的近邻点集
9:   if  $N_i < MinPts$  then
10:    将  $P_i$  标记为噪声
11:  else
12:    创建新簇  $C$ 
13:     $C \leftarrow C \cup \{P_i\}$ 
14:    遍历  $N_i$  中的点进行密度生长: 若点未被访问且反射强度  $\geq I_{\text{adaptive}}$ , 则计算其自适应领域半径, 若其新邻域点数  $\geq MinPts$ , 则将连通的近邻点持续并入  $N_i$  与簇  $C$ 
15:     $ObList.add(C)$ 
16:  end if
17: end for
18: return  $ObList$ 

```



图6 实验场景布置与障碍物实物图。(a)激光雷达安装场景;(b)障碍物细节

Fig. 6 Layout of experimental scene and physical images of obstacles. (a) Installation scenario of LiDAR; (b) Details of obstacles

阴天两种典型气象条件下随机抽取100帧铁路限界内点云,记录并对比了算法动态输出的自适应强度阈值,如图8所示。图8(a)结果表明,算法可有效适应环境背景光波动,阴天场景下输出的自适应阈值均值为41.2,高于晴天场景的39.4。此外,实验观察到即使在相同光照条件下,算法也能根据帧间点云强度分布的变化,动态计算并输出自适应的强度阈值,这进一步验证了算法的自适应能力。随后提取两类场景的首帧点云构建强度分布直方图分析其特征:在晴天强光条件下,激光雷达触发增益抑制,点云强度整体被压制且分布向低值区集中,如图8(c)所示,强度主峰位于12,算法由此解算出的分割阈值为40;阴天弱光下,雷达自动提升增益,点云强度整体上移,强度主峰右移至14,如图8(b)所示,算法随之输出更高的阈值41。这一动态调整机制克服了固定阈值在环境背景光波动条件下适应性不足的问题,证明该算法能在不同光照条件下自适应调整阈值,从而稳定确定背景消亡边界。

图9展示了所提轨道平面分割算法的处理效果。如图9(a)所示,轨道限界区域内除潜在障碍物外,还混杂着大量道砟和轨枕点。若仅依靠传统RANSAC算法以几何距离为单一准则进行轨道平面分割,紧贴轨道平面分布的小尺寸障碍物会被错误识别为道砟等非障碍物点,进而被滤除。为克服这一缺陷,所提算法

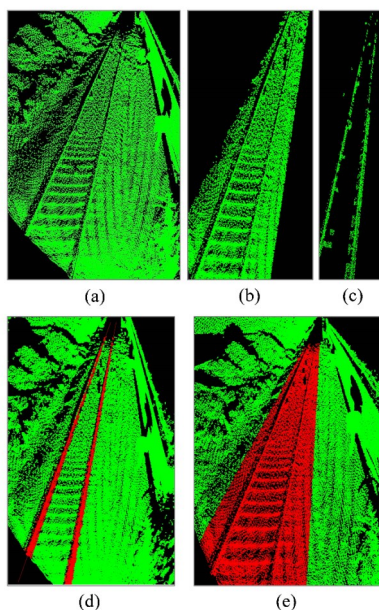


图7 铁路限界划分。(a)原始点云;(b)直通滤波后点云;(c)待进行轨道拟合的点云;(d)两条铁轨点云;(e)铁路限界区域
Fig. 7 Railway boundary demarcation. (a) Raw point cloud; (b) Point cloud after pass-through filtering; (c) Point cloud for rail fitting; (d) Point cloud of dual rails; (e) Railway boundary zone

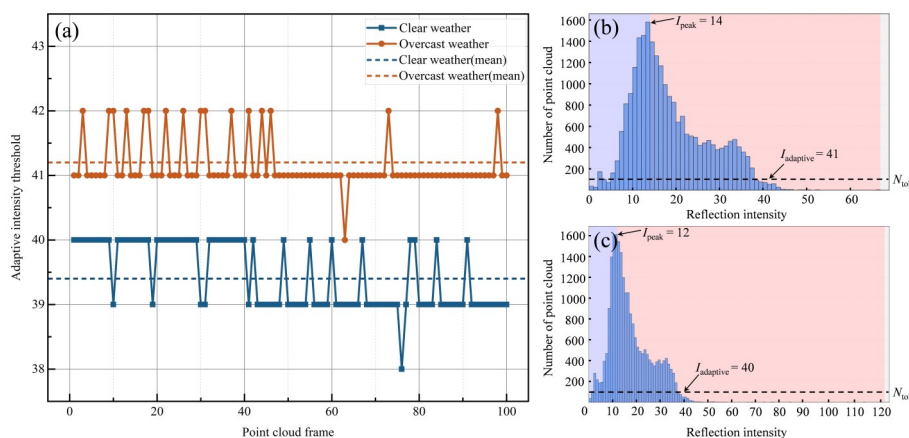


图8 不同光照条件下点云强度分布与阈值对比。(a)晴天与阴天条件下自适应阈值变化曲线;(b)阴天首帧点云强度直方图;
(c)晴天首帧点云强度直方图

Fig. 8 Comparison of point cloud intensity distributions and adaptive thresholds under varying illumination conditions. (a) Adaptive threshold curves under clear and overcast weather; (b) Intensity histogram of the 1st point cloud frame under overcast weather; (c) intensity histogram of the 1st point cloud frame under clear weather.

充分利用了障碍物与道砟、轨枕在几何距离和强度特征上的差异。该处理一方面有效滤除了大面积的道砟等非障碍物点云,如图9(b)所示,减小了其对后续聚类算法的干扰,从源头上降低了误检率;另一方面,精准保留了紧贴地面的小尺寸疑似障碍物点,如图9(c)所示,避免其被误判为轨道背景误滤除,有效降低了漏检率。

为分析轨道平面分割算法与聚类算法对检测结果的各自贡献,实验对图 10(c) - (f)中的四种算法组合进行了对比。为保证公平比较,所有算法组合的关键参数均通过多轮实验调至最优值,具体参数设置为:传统RANSAC算法与所提轨道平面分割算法中RANSAC算法的距离阈值分别设为0.08 m与0.07 m;AITS-PIH算法中的参数 δ_{ext} 和 k 均设为3, α 设为0.004;所提轨道平面分割算法中额外引入的参数 T_{dist} 设为0.09 m。传统DBSCAN采用固定半径 $\epsilon=0.11$ m。改进DBSCAN算法的参数 L 设为150 m, ϵ' 设为0.75 m, ϵ_0 设为0.11 m。两种聚类算法的最小聚类点数均统一设为16。

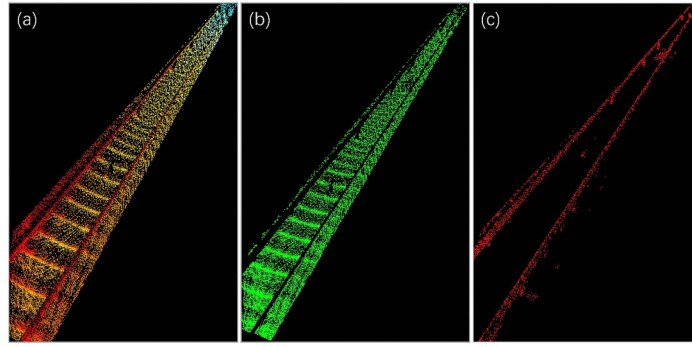


图9 轨道平面分割。(a)铁路限界区域点云;(b)轨道平面点云;(c)疑似障碍物点云

Fig. 9 Track plane segmentation. (a) Point cloud of railway boundary zone; (b) Point cloud of track plane; (c) point cloud of suspected obstacles

图10为不同算法组合的障碍物检测对比结果,图10(c)有三处漏检和多处误检,图10(d)有两处漏检,其余均正常检测,图10(e)有一处漏检和多处误检,图10(f)均正常检测。实验结果清晰地展示了轨道平面分割与聚类算法对检测结果的独立影响。首先,在轨道平面分割阶段,将图10(c)、(d)分别与图10(e)、(f)进行对比可知,传统RANSAC算法仅依赖几何信息,极易将贴地的小尺寸障碍物误判为地面点,导致障碍点云缺失,进而产生漏检。相比之下,融合反射强度的轨道平面分割算法成功保留了潜在的障碍物点,显著降低了漏检率。其次,在聚类阶段,如图10(e)所示,尽管文中提出的轨道平面分割算法召回了更多障碍物点,但也因为部分非障碍物点云到拟合平面的垂直距离超过了设定的距离阈值仍被保存下来。传统DBSCAN因缺乏强度感知且聚类半径固定,既无法剔除这些点云从而导致误检,又难以适应远距离稀疏点云而产生漏检。而改进DBSCAN算法通过动态邻域半径与强度阈值的双重约束,在抑制非障碍物点云的同时,自适应了点云密度变化,实现了对障碍物的精准聚类,结果如图10(f)所示。

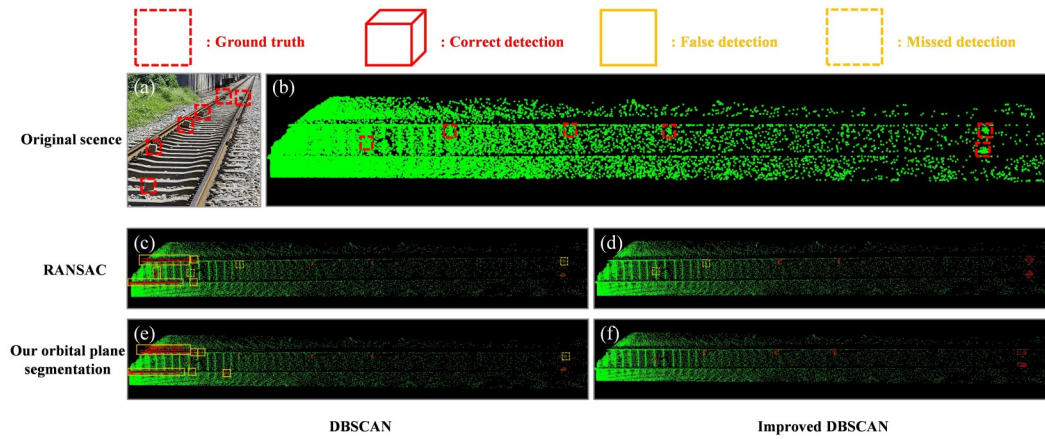


图10 不同算法组合的障碍物检测效果对比。(a)原始场景;(b)原始点云;(c)RANSAC+DBSCAN算法组合的效果;(d)RANSAC+改进DBSCAN算法组合的效果;(e)所提轨道平面分割算法+DBSCAN算法组合的效果;(f)所提轨道平面分割算法+改进DBSCAN算法组合的效果

Fig. 10 Performance comparison of obstacle detection with different algorithm combinations. (a) Original scene; (b) Raw point cloud; (c) Obstacle detection results of RANSAC+DBSCAN combination; (d) Obstacle detection results of RANSAC+improved DBSCAN combination; (e) Obstacle detection results of our track plane segmentation+DBSCAN combination; (f) obstacle detection results of our track plane segmentation+improved DBSCAN combination

为定量评估改进DBSCAN算法的性能,构建了一个包含325帧真实场景点云的数据集。场景内随机放置了不同类型的障碍物(包括三种尺寸的立方体纸箱和不规则石块)。在对比实验中,统一采用相同的点云预处理算法和轨道平面分割算法,仅在聚类阶段分别应用不同的聚类算法,且所有算法的关键参数均已手动调至最优。实验选取正检率和平均聚类时间作为综合评价指标,三种算法的详细对比数据如表1所示。

正检率指标表征的是正确检测到的障碍物数量占正确检测、误检与漏检三类结果总和的比例。

由表1可知,欧氏聚类传统DBSCAN算法的正检率分别为30.44%和34.05%。因为这两种算法仅依赖几何邻近度进行聚类,导致大量的道砟与轨道点云被错误地识别为障碍物簇,分别产生了高达3101个和2779个误检。相比之下,所提算法通过引入强度阈值约束,在聚类前有效剔除了非障碍物点云。这一改进显著降低了误检现象,使正检率提升至98.13%。在算法耗时方面,传统DBSCAN与欧式聚类算法的单帧平均耗时分别为10ms和21ms,而所提改进算法为28ms。耗时的增加主要源于算法中引入了目标反射强度的约束以及动态自适应邻域半径的计算过程。尽管所提算法平均耗时略有增加,但仍满足轨道交通的实时检测需求。

表1 传统DBSCAN算法、欧式聚类算法和改进DBSCAN算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of traditional DBSCAN, Euclidean clustering, and improved DBSCAN algorithms

Algorithm	N_{sum}	Positive recognition	Error recognition	Missed recognition	Positive recognition rate/%	Average time/ms
Euclidean algorithm	1488	1397	3101	91	30.44	21
Traditional DBSCAN algorithm	1488	1453	2779	35	34.05	10
Improved DBSCAN algorithm	1488	1471	11	17	98.13	28

为验证 AITS-PIH 算法的有效性,以及展示环境背景光照对最终检出率的实质性影响,实验分别从晴天与阴天两种典型气象条件下各随机抽取 500 帧点云数据,包含晴天与阴天场景各 500 个目标进行分析。分别选取针对阴天优化的固定高阈值与针对晴天优化的固定低阈值作为对比方案,与所提方法进行比较,结果如表 2 所示。

数据结果表明,固定阈值由于缺乏场景自适应能力,极易受环境光波动干扰。当采用针对晴天优化的固定低阈值时,在阴天弱光环境下,轨道背景点云的整体反射强度升高并越过阈值边界,导致误检数增至 222 个,正检率为 67.04%;当采用针对阴天优化的固定高阈值以克服阴天误检现象时,在晴天强光环境下,受激光雷达自动增益调节机制的影响,点云整体强度下降,导致真实障碍物点云因未达强度阈值而被误滤除,进而导致漏检数增至 72 个,正检率仅为 79.11%。此外,即使采用针对当前光照条件手动优化的固定阈值,其正检率仍低于所提算法。这可能是因为 Livox Avia 非重复扫描特性引发了帧间点云强度差异,导致固定的强度阈值难以对此进行有效适应。相比之下,所提方法通过分析当前点云帧整体点云强度,自适应计算出最优阈值参数,在晴天和阴天均有效平衡了误检与漏检,正检率分别稳定在 80.80% 与 89.25%。

随后,为全面评估算法对不同尺度目标的综合检测性能,分别统计了不同尺寸立方体纸箱、木块及行人等在不同距离区间的检出率。实验过程中,针对每个距离区间的各类障碍物均进行了 100 次测试,并记录其被成功检测的帧数。详细统计结果如表 3 所示,其中检出率指标表征的是检测到障碍物的帧数与总帧数的比值。

实验结果表明,该算法克服了激光雷达点云密度随距离衰减的物理限制,对不同尺寸、不同材质的障碍物均表现出优异的检测性能。针对 10 cm 小障碍物,算法在 35 m 范围内能保持 80% 以上的检出率;对木块障碍物,在 70 m 范围内检出率维持在 80% 以上。随着目标尺寸增加,探测优势进一步显著,15 cm 与 20 cm 障碍物分别在 70 m 到 80 m 范围内维持了 71% 与 100% 的高检出水平。值得注意的是,即便在近场(5-10 m)面临大入射角与边缘扫描盲区的双重挑战,算法仍保证了 94% 以上的检出率;而对于远距离(150 m)行人目标,得益于其较大的反射截面,检出率达到 94%。图 11 展示了部分可视化结果。

除检出率外,误报率与运行耗时亦是衡量障碍物检测算法综合性能的关键指标。在本次实验累计处理的 5000 帧点云数据中,所提算法共产生 241 帧误报,整体误报率为 4.82%;单帧全流程平均耗时为 243 ms。这一结果表明,该算法在对小尺寸障碍物保持较高检出水平的同时,有效兼顾了低误报率与实时性需求。此外,将上述实验结果与现有文献中同类算法的公开指标进行了对比分析,如表 4 所示。对比显示,文献[20]的最小障碍物检测尺寸为 100 cm,在 50-100 m 区间内,其检出率在 23% 以上;文献[21]的最小检测尺寸为 35 cm,在 50-100 m 内的检出率维持在 39% 以上。相比之下,本文算法将可检测的最小尺寸设置为 10

表2 固定与自适应强度阈值在不同光照条件下的检测性能对比

Table 2 Detection performance comparison between fixed and adaptive intensity thresholds under varying lighting conditions

Threshold setting	Lighting condition	N_{sum}	Positive recognition	Error recognition	Missed recognition	Positive recognition rate/%
Fixed thresholds for clear weather	Clear weather (Strong light)	500	440	55	60	79.28
	Overcast weather (Weak light)	500	484	222	16	67.04
Fixed thresholds for overcast weather	Clear weather (Strong light)	500	428	41	72	79.11
	Overcast weather (Weak light)	500	471	35	29	88.04
Adaptive thresholds	Clear weather (Strong light)	500	446	52	54	80.80
	Overcast weather (Weak light)	500	473	30	27	89.25

cm,在0-50 m内对10 cm和15 cm障碍物的检出率分别维持在70%和97%以上,且在50-100 m范围内,对20 cm障碍物的检出率仍达到76%以上。数据表明,本文方法在最小障碍物检测尺寸与远距离检测精度方面,均表现出了更优的性能。

表3 不同障碍物在不同距离下算法的检出率

Table 3 Detection rates of different obstacles at different distances

Distance /m	10cm box /%	Wooden block /%	15cm box /%	20cm box /%	Person of 1.7 m /%
5-10	94	96	97	100	—
10-15	97	100	100	100	—
15-20	99	100	100	100	—
20-25	88	100	100	99	—
25-30	82	100	100	98	—
30-35	80	98	100	100	—
35-40	73	96	100	98	—
40-50	70	91	100	100	—
50-60	—	85	96	97	100
60-70	—	80	95	99	100
70-80	—	62	71	100	100
80-100	—	7	15	76	97
110-130	—	—	—	—	97
130-150	—	—	—	—	94

表4 所提算法与同类障碍物检测算法的综合性能对比

Table 4 Comprehensive performance comparison between the proposed algorithm and similar obstacle detection algorithms

Algorithm	Min obstacle size (cm)	Detection rate (0-50 m)	Detection rate (50-100 m)
Ref. [20]	100	$\geq 92\%$ (100 cm box)	$\geq 23\%$ (100 cm box)
Ref. [21]	35	100% (35 cm box)	$\geq 39\%$ (35 cm box)
Ours	10	$\geq 70\%$ (10 cm box) $\geq 97\%$ (15 cm box)	$\geq 76\%$ (20 cm box)

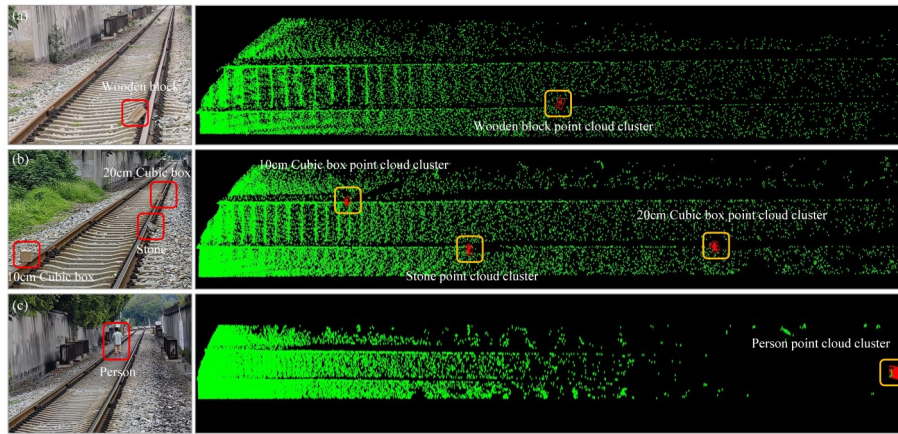


图 11 算法运行的可视化结果。(a)木块;(b)不规则石块与不同尺寸的纸箱;(c)位于轨道区域的人员

Fig. 11 Visualization results of the algorithm's operation. (a) Wooden block; (b) An irregular stone and boxes of different sizes; (c) A person located in the track area

4 结论

提出一种轨道侵限小尺寸障碍物检测方法。利用障碍物与道砟、轨枕在点云反射强度上的分布差异,提出基于点云强度直方图的自适应强度阈值搜索算法,通过解析点云强度分布特征动态锁定轨道背景消亡边界,有效克服了环境背景光波动引发的点云强度差异问题;并以此构建融合反射强度的轨道平面分割算法,引入几何距离与反射强度双重判定准则,实现了轨道背景与疑似障碍物点的精准分离,减少了小尺寸障碍物被误判为轨道平面点所导致的漏检。同时,改进的DBSCAN算法通过引入核心点强度约束与自适应邻域半径,有效抑制了铁路限界内的非障碍物点云,实现了对不同距离下多尺度小尺寸障碍物的精准聚类。实验结果表明,相比于传统DBSCAN算法,改进DBSCAN算法正检率提升了64%;所提检测方法在35 m范围内对10 cm小障碍物检出率达80%以上,70 m范围内对木块、15 cm及20 cm障碍物检出率分别达到80%、95%和97%以上,且150 m处行人检出率达94%。此外,算法单帧平均耗时243 ms,在保证高精度的同时满足了轨道交通全天候实时安全监测的需求。尽管本文方法有效提升了小尺寸目标的检测精度,但在障碍物类别识别方面仍存在局限。考虑到相机具备丰富的轮廓与纹理信息,能够有效弥补激光雷达在该方面的信息不足,未来研究将致力于多模态数据的融合,从而在保持高检测精度的同时,实现对侵限障碍物类别的准确识别。

参考文献

- [1] GUI X, LI Z, FU X, et al. Distributed optical fiber sensing and applications based on large-scale fiber bragg grating array: review[J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(13): 4187-4200.
- [2] LI Han, DING Wenchao, ZHENG Di, et al. Compact fiber bragg grating inclinometer based on pendulum structure[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 45(3): 0305003.
李瀚, 丁文超, 郑狄, 等. 一种基于摆锤结构的紧凑型光纤布拉格光栅倾角传感器[J]. 光学学报, 2025, 45(3): 0305003.
- [3] ZHENG D, YUE Z Z, ZOU X H, et al. Multipeak wavelength detection of ultra-short fiber bragg grating array based on arrayed waveguide gratings and convex optimization algorithm[J]. Journal of Lightwave Technology, 2025, 43(22): 10354-10360.
- [4] CAO Z, QIN Y, XIE Z, et al. An effective railway intrusion detection method using dynamic intrusion region and light-weight neural network[J]. Measurement, 2022, 191: 110564.
- [5] YU Houdan, MI Qishui, ZHAO Dong, et al. Optical fiber perimeter intrusion pattern recognition based on 1D-CNN[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9): 0906003.
喻后聃, 米秋实, 赵栋, 等. 基于一维卷积神经网络的光纤周界入侵模式识别[J]. 光子学报, 2021, 50(9): 0906003.
- [6] LIU F, ZHANG H, LI X, et al. Intrusion identification using GMM-HMM for perimeter monitoring based on ultra-weak FBG arrays[J]. Optics Express, 2022, 30(10): 17307-17320.
- [7] RISTIC-DURRANT D, FRANKE M, MICHELS K, et al. A review of vision-based on-board obstacle detection and distance estimation in railways[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3452.

- [8] LIN J, PENG J. Adaptive inverse perspective mapping transformation method for ballasted railway based on differential edge detection and improved perspective mapping model[J]. Digital Signal Processing, 2023, 135: 103944.
- [9] XU X Y, WANG S M, LIU W Q, et al. Advancements in obstacle intrusion detection methods for rail transit: a comprehensive review[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-34.
- [10] HELMI W, BRIDGELALL R, ASKARZADEH T. Remote sensing and machine learning for safer railways: A review [J]. Applied Sciences, 2024, 14(9): 3573.
- [11] WANG J, ZHAI H, YANG Y, et al. A review of intrusion detection for railway perimeter using deep learning-based methods[J]. IEEE Access, 2024, 12: 184142-184157.
- [12] ZHAO Z, KANG J, WU B, et al. AE-Net: a high accuracy and efficient network for railway obstacle detection based on convolution and transformer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-14.
- [13] CHEN C, QIN H, QIN Y, et al. Real-Time railway obstacle detection based on multitask perception learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(5): 7142-7155.
- [14] CAO Z, QIN Y, JIA L, et al. Railway intrusion detection based on machine vision: a survey, challenges, and perspectives[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 6427-6448.
- [15] JIANG W, SONG C, WANG H, et al. Obstacle detection by autonomous vehicles: An adaptive neighborhood search radius clustering approach[J]. Machines, 2023, 11(1): 54.
- [16] ADNAN M, SLAVIC G, MARTIN G D, et al. Systematic and comprehensive review of clustering and multi-target tracking techniques for LiDAR point clouds in autonomous driving applications[J]. Sensors, 2023, 23(13): 6119.
- [17] ZHANG Changyong, HAN Liang. Obstacle detection of LiDAR based on optimized DBSCAN[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 1228008.
张长勇, 韩梁. 基于优化DBSCAN的激光雷达障碍物检测[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 1228008.
- [18] NIU Guochen, WANG Yueyang, TIAN Yibo. LiDAR obstacle detection based on improved density clustering[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(10): 2608-2616.
牛国臣, 王月阳, 田一博. 改进密度聚类的激光雷达障碍物检测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(10): 2608-2616.
- [19] QU J, LI S, LI Y, et al. Research on railway obstacle detection method based on developed Euclidean clustering[J]. Electronics, 2023, 12(5): 1175.
- [20] DAI Honghui, GENG Cheng, LIU Dandan. Obstacle detection algorithm of urban rail transit based on lidar[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(6): 2350-2360.
戴鸿辉, 耿晨歌, 刘丹丹, 等. 基于激光雷达的城轨交通障碍物检测算法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(06): 2350-2360.
- [21] SHEN Tuo, QIAN Yanzuo, XIE Lanxin, et al. Obstacle detection algorithm of fully automatic train considering reflection intensity[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2022, 50(1): 6-12.
沈拓, 钱沿佐, 谢兰欣, 等. 考虑反射强度的全自动运行列车障碍物检测算法研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2022, 50(01): 6-12.
- [22] ZHU G, NAN Z, ZHANG X, et al. High precision rail surface obstacle detection algorithm based on 3D imaging LiDAR [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 178: 108206.
- [23] NAN Z, ZHU G, ZHANG X, et al. A novel algorithm for key road sections obstacle detection based on LiDAR[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2025, 194: 105136.
- [24] ZHAO Zengxu, HU Lianqing, REN Bin, et al. PointPillars-S 3D object detection algorithm based on Lidar[J]. Acta Optica Sinica, 2025, 54(6): 0614002.
赵增旭, 胡连庆, 任彬, 等. 基于激光雷达的PointPillars-S三维目标检测算法[J]. 光子学报, 2025, 54(6): 0614002.
- [25] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [26] 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.
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(04): 11-13.
- [27] TEUFEL S, VOLK G, VON BERNUTH A, et al. Simulating realistic rain, snow, and fog variations for comprehensive performance characterization of lidar perception [C]//2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference: (VTC2022-Spring). IEEE, 2022: 1-7.

Research on a Small-Sized Obstacle Detection Method for Railway

Intrusion Based on Improved DBSCAN

LI Mengdi^{1,2}, LI Songtao^{1,2}, ZHENG Di^{1,2}, ZOU Xihua^{1,2}

(1 Key Laboratory of Photonic—Electronic Integration and Communication—Sensing Convergence (Ministry of Education), Southwest Jiaotong University, Cheng’du 611756, China)

(2 School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Cheng’du 611756, China)

Abstract: Ensuring railway operational safety is a paramount priority. However, railway perimeters are frequently threatened by unpredictable foreign object intrusions, such as falling rocks and unauthorized pedestrians, which can precipitate severe accidents. While machine vision is cost-effective, it lacks precise depth information and is highly susceptible to adverse weather. Conversely, LiDAR offers exceptional detection accuracy and the capability to acquire precise three-dimensional spatial information. Yet, existing LiDAR research primarily focuses on large targets, leaving small-sized obstacle detection underexplored. Furthermore, railway LiDAR applications face unique challenges: a "dense-near, sparse-far" point cloud distribution and a highly noisy track background comprising ballast and sleepers. These factors make detecting small-sized obstacles distinctively difficult. To address these limitations, this paper proposes a novel LiDAR-based detection framework for small obstacles intruding into the railway clearance, effectively enhancing identification accuracy amidst the intricate backdrops of railway infrastructure. To effectively isolate obstacles from the complex background and address the challenge of non-uniform point cloud density, this study establishes a systematic detection framework comprising three primary stages: point cloud preprocessing, track plane segmentation, and adaptive obstacle clustering. First, raw data acquired by the Livox Avia LiDAR is filtered via a pass-through filter to constrain the field of view. Subsequently, a grid-based elevation difference method combined with the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm accurately fits rail lines to define the precise railway boundary zone. Crucially, to address point cloud intensity variations caused by fluctuations in ambient background light, an adaptive intensity threshold search based on a point cloud intensity histogram (AITS-PIH) is introduced. By analyzing the histogram, this algorithm dynamically locks the extinction boundary of the track background intensity, providing a robust adaptive threshold for subsequent stages. Second, an track plane segmentation algorithm fusing reflection intensity separates suspected obstacles from the track background. Overcoming traditional RANSAC’s reliance on mere geometric information—which often misclassifies small, near-ground obstacles as track bed points—this method utilizes the adaptive threshold to construct a dual-verification criterion. Points exhibiting significant geometric deviation from the fitted plane or possessing a reflection intensity markedly higher than the background threshold are classified as suspected obstacles. Finally, an improved DBSCAN algorithm clusters these suspected points. It optimizes clustering via an adaptive search radius and a core point identification mechanism. Valid core points must simultaneously exceed the adaptive threshold to filter residual non-obstacle point clouds and meet the minimum neighborhood density requirement. Furthermore, the adaptive neighborhood radius dynamically adjusts linearly based on the point’s spatial distance from the LiDAR, ensuring fine-grained segmentation for dense near-field points while preserving connectivity for sparse far-field points. Based on the typical geometric characteristics of the rail cross-section, as well as the standard track gauge and safety clearance requirements, this study first obtains the precise railway boundary zone. Validation under clear and overcast weather conditions demonstrates the AITS-PIH algorithm’s ability to dynamically adjust the intensity threshold, ensuring robust discrimination between the track background and obstacles despite changes in ambient illumination. Real-world railway scene tests reveal impressive results for small obstacle detection: the proposed method boosts the positive recognition rate from 34.05% to 98.13% compared to the traditional baseline. Additionally, the detection method achieves excellent detection rates exceeding 80% for both 10 cm obstacles within 35 m and wood blocks within 70 m. For 15 cm and 20 cm obstacles, the detection rates are maintained at 71% and 100% within the 70 m to 80 m range, respectively. The pedestrian detection rate also reaches 94% at 150 m. Comprehensive testing over 5,000 frames yields a low false alarm rate of 4.82% and an average single-frame processing time of 243 ms, further highlighting the method’s applicability. These results verify that the proposed method completely avoids severe missed detections and false alarms caused by traditional geometric-only segmentation, significantly improving small obstacle clustering precision. To address the limitations of existing methods in detecting small-sized

obstacles intruding into the railway clearance, this paper proposes a novel LiDAR-based detection framework. The primary contributions include the development of the AITS-PIH for dynamic adaptation to ambient background illumination, an intensity-fused track plane segmentation algorithm, and an improved DBSCAN algorithm. The track plane segmentation algorithm leverages intensity differences induced by laser incidence angles to effectively distinguish track background components from true obstacles, thereby significantly reducing the miss rate at the source. Meanwhile, the improved DBSCAN algorithm incorporates an adaptive neighborhood radius model and core point intensity constraints, enabling the precise clustering of obstacles across varying distances and point densities while effectively suppressing non-obstacle point clouds within the railway boundary zone. Experimental results demonstrate that the improved DBSCAN increases the positive recognition rate by approximately 64 percentage points compared to traditional methods. By maintaining high detection rates for multi-scale obstacles at extended ranges and achieving an average processing time of 243 ms, the proposed system satisfies the stringent requirements for high-precision, real-time obstacle detection in railway safety applications.

Key words: Rail transit; Obstacle detection; Improved DBSCAN; Obstacle intrusion; Lidar

OCIS Codes: 280.3640; 140.3460; 100.6890; 120.1880

CSTR: 32255.14.gzxb20265507.0714004