

基于固态激光雷达的露天矿非结构化运输道路小尺寸落石检测方法

顾清华^{1,2}, 李佳威^{1,2*}, 陈露^{1,2}, 祝河杰^{1,2}

¹西安建筑科技大学资源工程学院, 陕西 西安 710055;

²西安建筑科技大学西安市智慧工业感知、计算与决策重点实验室, 陕西 西安 710055

摘要 针对露天矿无人矿卡运输作业中路况差、光照强和灰尘大等原因导致小尺寸落石检测困难和实时性差的问题, 提出一种使用固态激光雷达检测露天矿非结构化运输道路小尺寸落石的方法。首先使用具有双回波技术的激光雷达进行数据采集, 减少灰尘干扰并提取车辆前方可行区域; 然后采用基于扇面的直线拟合地面分割算法分割地面, 实现对有坡度的非结构化粗糙路面的彻底分割; 之后引入八叉树的分层网格树模型进行邻域查找, 提高邻域查找的速度, 引入双色最近对构建图, 快速生成聚类簇, 引入自适应聚类半径 ϵ , 进行聚类并输出小尺寸落石的盒模型。实验结果表明: 相较于使用 k-d 树加速的 DBSCAN 算法, 所提方法的正检率提升 9.61 个百分点, 检测时间缩短 379.77 ms。

关键词 露天矿; 无人驾驶; 障碍物检测; 激光雷达点云; 密度聚类

中图分类号 TD57 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230765

Small-Scale Rockfall Detection Method Based on Solid-State Lidar for Unstructured Transportation Roads in Open-Pit Mines

Gu Qinghua^{1,2}, Li Jiawei^{1,2*}, Chen Lu^{1,2}, Zhu Hejie^{1,2}

¹School of Resources Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China;

²Xi'an Key Laboratory of Intelligent Industrial Perception Computing and Decision Making, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China

Abstract To address the challenges faced in the real-time detection of small-size rockfalls in open-pit mines during the transportation of ores using unmanned carts owing to suboptimal road conditions, intense lighting, and heavy dust, this study proposes a method for detecting small-size rockfalls in open-pit mines based on solid-state lidar. The proposed method employed a double-echo lidar for data acquisition, effectively reducing dust interference and extracting the driving area in front of the vehicle. Subsequently, a ground segmentation algorithm (straight-line fitting) based on fan surfaces was employed to segment the rough and unstructured terrains having slopes. Moreover, a hierarchical grid tree model known as octree was introduced to enhance the efficiency of neighborhood search. Furthermore, the two-color nearest pair method was applied to construct a graph, rapidly generating the clusters. Finally, the concept of adaptive clustering radius ϵ was adopted for clustering and obtaining the box models of small-size rockfalls. The experimental results demonstrate that the proposed method outperforms the k-d tree-accelerated DBSCAN algorithm, increasing the positive detection rate by 9.61 percentage points and reducing the detection time by 379.77 ms.

Key words open-pit mines; unmanned driving; obstacle detection; lidar point cloud; density clustering

1 引言

随着无人驾驶技术在封闭场景中的应用, 露天矿的运输也有望实现无人化作业^[1]。但露天矿道路崎岖

不平, 常见直径小如 20~50 cm、形状不规则的落石, 这些落石会影响运输过程的安全, 造成车辆受损, 带来安全隐患; 除此之外, 落石会造成轮胎的磨损, 从而增加采矿成本。因此卡车运输作业中的小尺寸落石检测是

收稿日期: 2023-03-02; 修回日期: 2023-03-28; 录用日期: 2023-04-12; 网络首发日期: 2023-04-23

基金项目: 国家自然科学基金(52074205)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2020JC-44)

通信作者: *1205854732@qq.com

必要的。现有的障碍物检测主要有基于机器视觉和激光雷达的方法^[2],前者受环境光影响较大,尤其在暗光环境不能保证感知的精度;后者不受光照影响,探测精度高,且包含丰富的三维信息。

现阶段基于激光雷达的障碍物检测主要分为深度学习方法和传统聚类方法^[3]。深度学习方法^[4-7]需要大量已标记的训练数据,检测效果主要取决于训练数据集的丰富性,原理很难解释清楚。而在传统聚类方法^[8-9]中,密度聚类算法可以聚类任意形状的点云,有效去除噪声点,因此Chen等^[10]提出BLOCK DBSCAN算法,使用覆盖树进行邻域查找,还引入快速近似算法识别密度可达的核心块,显著加快了处理速度。Starczewski等^[11]使用k-dist函数,正确确定有序k-最近邻距离的急剧增加(拐点)为 ϵ ,减少了算法对参数的依赖,但算法并不适用于三维点云近密远疏处理方面。针对小尺寸障碍物,Shi等^[12]使用改进的布料模拟算法过滤地面点和基于网格划分的区域增长算法进行聚类检测,整体算法耗时较大。韩莹等^[13]使用八叉树方法

对点云进行体素化处理,然后利用半径滤波和统计滤波对点云进行去噪,实现小障碍物检测,但检测道路为结构化道路。

综上,现有的检测方法主要用于城市结构化道路上的大型物体,在露天矿这种非结构化道路上检测小尺寸落石的任务中,很难获得令人满意的结果。因此本文提出一种基于固态激光雷达的露天矿非结构化运输道路小尺寸落石检测方法。通过对固态激光雷达扫描的点云进行滤波、地面分割和聚类,生成落石的盒模型,最后对露天矿区运输道路中常见的直径为20~50 cm的落石点云进行检测,以验证所提方法的有效性。

2 数据采集与点云预处理

露天矿非结构化道路小尺寸落石检测方法主要包括数据采集、感兴趣道路区域提取、基于扇面的直线拟合地面分割^[14]、密度聚类,最终得到落石的中心位置、三维尺寸等信息,检测流程如图1所示。

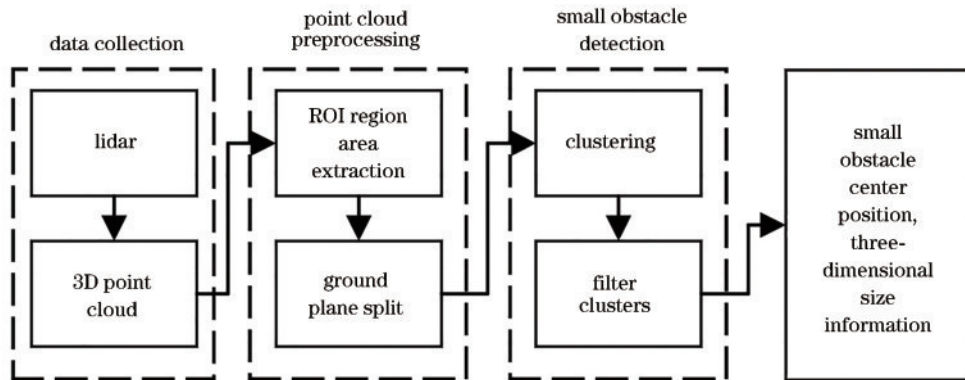


图1 小尺寸落石检测方法的整体流程

Fig. 1 Overall flowchart of small obstacle detection method

2.1 数据采集

激光雷达发射的细小光束很容易受到矿区灰尘的影响,如果光束的路径上存在灰尘,会被直接反射回来,影响识别的准确率,所以使用如图2所示的基于双回波技术的激光雷达进行数据采集,减少灰尘的干扰。双回波技术:激光雷达发射的一束激光打到雨、灰尘上时,一部分激光会反射回去,而另一部分会打到较远的障碍物上,这时接收器会收到两次反射光,以确保信息的准确性,最后采用相应算法对两次反射光进行处理,

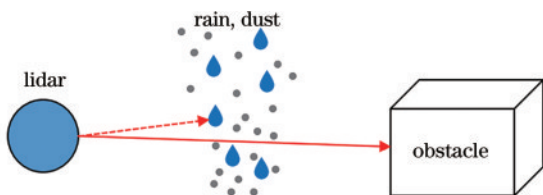


图2 双回波技术示意图

Fig. 2 Diagram of double echo technology

保留最后一次反射光,进而实现对雨、灰尘的滤除。

2.2 感兴趣道路区域提取

由于激光雷达扫描范围和数据量较大,算法实时性变差,而无人矿卡运输作业中,只对车辆前方行驶区域的落石感兴趣,故将点云分割出如图3(a)所示的感兴趣区域(ROI),综合考虑车身四周的预留空间,感兴趣区域的宽度为以车辆为中心、左右两侧各2 m的宽度,保留宽度范围以内的点云。

2.3 地平面分割

对于ROI点云,仍包含大量的地面点,而且露天矿运输道路的路面粗糙、坡度较大,道路上的落石体积大小不定,如果地面分离不彻底,对接下来的聚类算法影响很大^[15-16]。因此本文采用基于扇面的直线拟合地面分割算法,地面分割结果如图3(b)所示,具体步骤如下。

① 如图3所示,以激光雷达为坐标原点,矿卡行驶方向为 x 轴,垂直于路面为 z 轴,在 $x-y$ 平面上,放置一

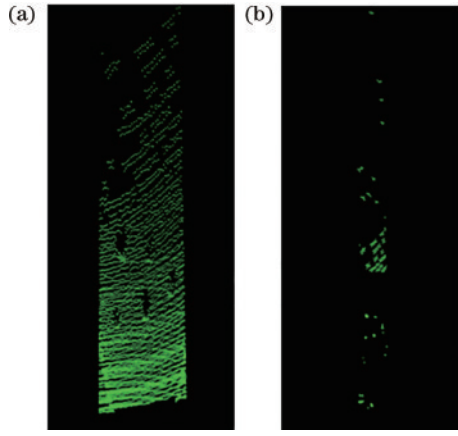


图 3 地面分割。(a)输入点云;(b)地面分割结果

Fig. 3 Ground segmentation. (a) Input point cloud; (b) ground segmentation result

个半径很大的圆,将圆划分为等间隔的 N 个扇面,并将每个扇面划分为 M 个扇环(bin)。将三维数据 $\{x, y, z\}$ 转换为二维数据 $\{d, z\}$,

$$x, y, z = dz, \quad d = \sqrt{(x_i^2 + y_i^2)}, \quad (1)$$

保留了离原点的距离信息 d 和 z 轴的高度信息。

② 针对非空 bin 中所有点的坐标,使用 z 轴最低点作为 bin 的“原型点”,原型点如图 4 中的黑色点所示。

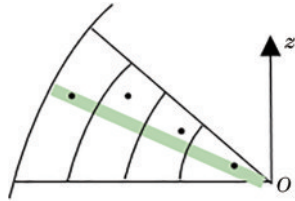


图 4 单个扇面图

Fig. 4 Single fan map

③ 然后对每两个原型点进行直线拟合 ($y=kx+b$),确保直线斜率 k 和偏移 b 不超过设定阈值,两条拟合直线之间过渡平滑,否则从该点开始拟合新的直线,此时单个扇面会存在一系列直线。

④ 最后通过判断剩余点到拟合直线的距离完成对地面点的筛选,得到最终的地面点并将其转换回三

维地面点数据 $\{x, y, z\}$ 。如果路面存在坡度,则拟合的直线是分段的。

3 小尺寸落石检测

经过感兴趣道路区域提取和地面分割后,对剩余点云进行密度聚类处理,检测出小尺寸落石。

3.1 优化聚类速度

随着数据量的增加,DBSCAN算法的聚类时间呈指数型增长,难以满足无人矿卡的实时性要求。因为该算法需要计算所有点的 ϵ 邻域,以及进行邻域查找时需要计算每个点到一点的距离,算法效率低下。因此引入网格密度估计,避免计算所有点的 ϵ 邻域,引入八叉树的分层网格树模型^[17]进行快速邻域查找,最后使用双色最近对(BCP)^[17]生成聚类簇。

① 网格密度估计。如果一个边长为 $\epsilon/\sqrt{3}$ 的非空单元格 C 至少包含 N_{MinPts} 个点,那么该单元被称为核心单元,该单元中所有点都是核心点。因此,没有必要对核心单元中的每个点进行密度计算,如图 5(a) 所示,如果 $N_{\text{MinPts}}=4$,那么所有灰色单元都是核心单元。因为,对于一个半径为 ϵ 的球体,其所覆盖的立方体边长为 $\epsilon/\sqrt{3}$,而且该核心单元中的所有点都可以通过密度可达的方式相连接。

② 八叉树模型进行邻域查找。将整个数据空间分割成一个个边长为 $\epsilon/\sqrt{3}$ 的正方体区域,接着使用八叉树将每个正方体区域进一步划分为 8 个子区域,这些子区域称为八叉树节点。然后以相同方式递归地划分每个节点,直到一个八叉树节点的边长最大为 $\epsilon\rho/\sqrt{3}$,则认为该节点是一个叶子节点。邻域查找时,如果非空单元 C 被点 B 的 $(q, \epsilon(1+\rho))$ 邻域完全覆盖,则点 B 的 ϵ 邻域为这些非空单元内所有点的总和。因为,如果一个点 p 在 $B(q, \epsilon)$ 邻域内,它肯定被算在答案中,如果点 p 在 B 的 $(q, \epsilon(1+\rho))$ 邻域之外,那么它肯定不会被计算在答案中,这些都很容易得到验证,如图 5(a) 所示,只有灰色单元格被完全覆盖,因此点 B 的 ϵ 邻域等于 4。图 5 均为二维数据模拟图,二维数据为正方形,每次划分 4 个节点(左上 WN,左下 WS,右上 EN,右下 ES)。

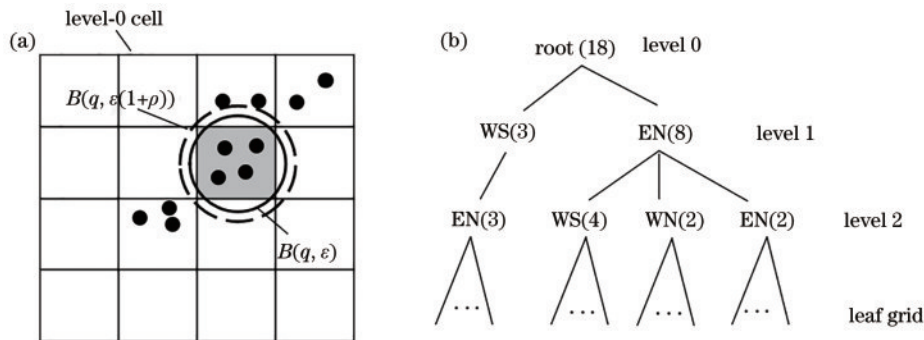


图 5 聚类。(a)二维网格模拟图;(b)二维四叉树模拟图

Fig. 5 Clustering. (a) Two-dimensional grid simulation diagram; (b) two-dimensional quadtree simulation diagram

③ BCP 构建图。对于每个核心点 B , 找到 B 的 ϵ 邻域中所有的灰色核心单元, 如果相邻两个核心单元中分别存在核心点 p_1 和 p_2 , 且 p_1 和 p_2 之间距离小于等于 ϵ , 认为这两个核心单元之间存在边, 构成一个无向图。因为存在核心点 p 的簇 C , 所有从点 p 密度可达的点也属于簇 C 。最终构建的无向图为最终的聚类结果。

3.2 优化聚类质量

随着激光雷达扫描距离的增加^[18-19], 会出现垂直方向稀疏、水平方向密集的特点, 此时 ϵ 设置过小, 导致大多数落石无法聚类, 若 ϵ 设置过大, 多个簇容易聚类到同一个大簇中^[20]。因此提出一种自适应聚类半径 ϵ 的思想, 同时考虑落石与激光雷达之间的距离和点云水平方向上的距离。

激光雷达扫描核心如图 6 所示, 矩形为点云数据的一个垂直截面, 坐标原点 o 为激光雷达垂直于矩形

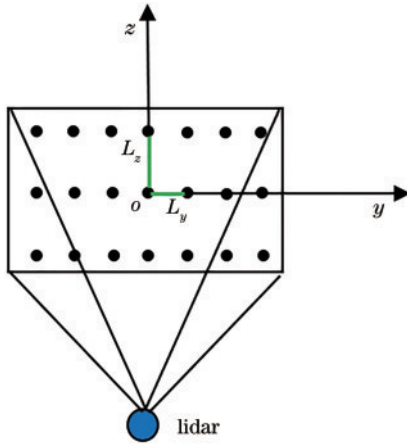


图 6 激光雷达扫描示意图

Fig. 6 Schematic of lidar scanning

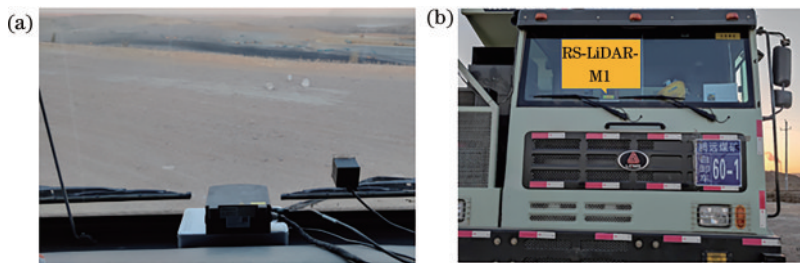


图 7 实验设备。(a)激光雷达设备;(b)实验车辆

Fig. 7 Experimental equipment. (a) Lidar equipment; (b) experimental vehicle

4.2 实验结果与分析

为验证所提算法的有效性, 小尺寸落石检测过程中点云预处理和地面分割使用相同算法, 分割完成后, 聚类过程分别使用所提方法和 k -d 树加速的 DBSCAN 算法。实验数据及结果可视化如图 8 和图 9 所示。

图 8 为直线道路的实验结果, 图 8(b) 中有一处漏检, 大实线圈即为漏检的边界框, 其余均正常检测, 图 8(c) 均正常检测。图 9 为转弯道路的实验结果,

的点(激光束的垂直扫描点), 作为障碍物平面二维坐标系的映射。水平和垂直方向两个相邻点之间的距离 L_x 和 L_y 为

$$\begin{cases} L_x = X \tan \theta_x \\ L_y = X \tan \theta_y \end{cases}, \quad (2)$$

式中: θ_x 和 θ_y 是激光雷达在垂直和水平方向上的分辨率; X 为激光雷达到点 o 的距离。此时搜索半径 ϵ 的表达式为

$$\epsilon = k \times (X \tan \theta_x + X \tan \theta_y), \quad (3)$$

式中: $k > 0$ 。即可实现参数 ϵ 随激光雷达扫描距离的增加而自适应增加。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据及环境介绍

实验中使用 RoboSense(速腾聚创) M1 的 128 线束固态激光雷达传感器, 其水平视场角为 120° , 水平角分辨率为 0.2° , 垂直视场角为 25° , 垂直角分辨率为 0.2° 。距离分辨率为 10 cm, 针对小尺寸的落石, 该距离分辨率可以很好地区分两个落石之间的最小距离差, 保证对小尺寸落石的检测性能。雷达功率为 15 W, 雷达功率越高, 检测距离越远, 但露天矿区无人矿卡被限速在 30 km/h 以内, 过高的功率只会产生性能过剩, 但在低功率下, 雷达返回的信号强度也可能较弱, 导致小尺寸落石扫描点数减少, 从而影响检测精度。实验录制不同路段的 13 个数据集, 道路中随机放置尺寸为 20~50 cm 的落石, 雷达可以完整录取数据集。使用的计算机配置及运行环境为 CPU-AMD R7 6800h, RAM-16G, OS-Ubuntu18.04。具体实验环境和设备如图 7 所示。

图 9(b) 有两处漏检和一处误检, 图 9(c) 只有一处漏检, 大实线圈为漏检, 大虚线圈为误检。从实验结果可以看出, 漏检总是发生在远处较小的落石上。原因有以下两点: 一是落石大小为 20~50 cm, 落石体积相对较小, 并没有固定的形状特征, 同时现有的地面分割算法并不能完整地粗糙的道路和落石进行准确的分割, 影响聚类质量; 二是落石相对于激光雷达的位置和姿态, 激光雷达只能扫描物体整个表面的一部分, 当面向激光雷达的

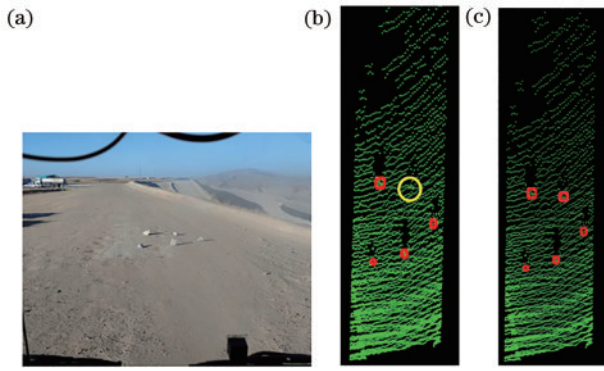


图 8 直线道路落石检测实验。(a) 场景; (b) k-d 树加速的 DBSCAN; (c) 所提算法

Fig. 8 Small obstacle detection experiment on straight road. (a) Scene; (b) k-d tree accelerated DBSCAN; (c) proposed algorithm

落石表面积非常小时而且落石距离较远时, 反射的激光束非常稀疏, 导致生成的点云数据密度低, 检测困难。

对结果进行定量分析, 对检测结果进行三类指标的计算。第一个指标为正确检测到的落石数量除以落

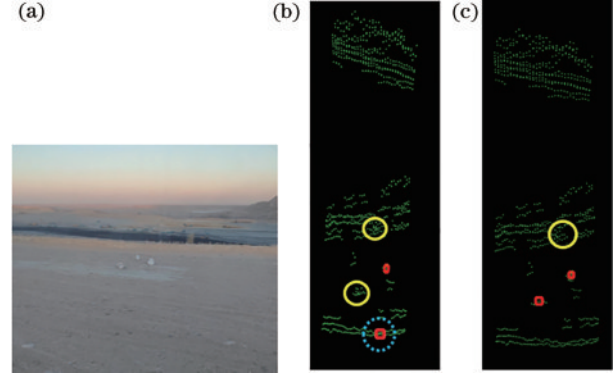


图 9 转弯道路落石检测实验。(a) 场景; (b) k-d 树加速的 DBSCAN; (c) 所提算法

Fig. 9 Small obstacle detection experiment on turning road. (a) Scene; (b) k-d tree accelerated DBSCAN; (c) proposed algorithm

石总数, 数值越高, 实验效果越好; 第二个指标为错误检测到的落石数量除以落石总数, 数值越低, 实验效果越理想; 第三个指标为聚类算法的平均运行时间, 数值越低, 实时性越好。计算结果如表 1 所示。

表 1 数据指标计算结果

Table 1 Calculation results of data indicators

Algorithm	Positive recognition	Error recognition	Missed recognition	Positive recognition rate / %	Error recognition rate / %	Cluster average time / ms
Comparison algorithm	41	11	11	78.85	21.15	407.85
Proposed method	46	6	9	88.46	18.00	28.08

由表 1 可知: 在露天矿运输道路的检测场景中, 相较于使用 k-d 树加速的 DBSCAN, 所提方法的正检率提升 9.61 个百分点, 检测时间缩短 379.77 ms。两种聚类算法的运行时间对比如图 10 所示, 所提算法的聚类速度有显著提高。

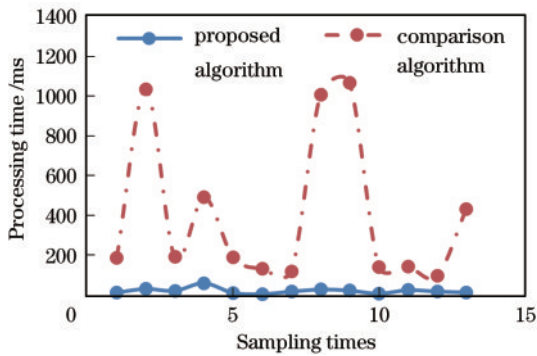


图 10 算法运行时间对比

Fig. 10 Algorithm running time comparison

5 结 论

提出一种利用固态激光雷达检测露天矿非结构化运输道路小尺寸落石的新方法。进行实车实验, 得到以下结论: 使用基于八叉树的分层网格树进行 ϵ 邻域

查找、BCP 构建图生成聚类簇, 有效加速了算法的聚类速度, 使其满足无人矿卡的实时性要求; 引入自适应聚类半径 ϵ , 使算法更好地适用于露天矿非结构化道路, 解决使用 k-d 树的 DBSCAN 算法漏检、误检严重的问题; 相较于使用 k-d 树加速的 DBSCAN 方法, 所提方法的正检率提升 9.61 个百分点, 检测时间缩短 379.77 ms。

参 考 文 献

- [1] 陈志发, 余贵珍, 张传莹, 等. 露天矿区无人驾驶行车风险评估及防控策略仿真研究[J]. 煤炭学报, 2023, 48(4): 1782-1797.
Chen Z F, Yu G Z, Zhang C Y, et al. Simulation study on risk assessment and prevention and control strategy of unmanned driving in open-pit mining area[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(4): 1782-1797.
- [2] 王忠鑫, 辛凤阳, 陈洪亮, 等. 我国露天矿智能运输技术现状及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2022, 48(6): 15-26.
Wang Z X, Xin F Y, Chen H L, et al. Current status and development trend of intelligent transportation technology in China's open-pit mines[J]. Industry and Mine Automation, 2022, 48(6): 15-26.
- [3] Zimmer W, Ercelik E, Zhou X C, et al. A survey of robust 3D object detection methods in point clouds[EB/OL]. (2022-03-31) [2023-08-09]. <https://arxiv.org/abs/>

- 2204.00106.
- [4] Zamanakos G, Tsochatzidis L, Amanatiadis A, et al. A comprehensive survey of LIDAR-based 3D object detection methods with deep learning for autonomous driving[J]. *Computers & Graphics*, 2021, 99: 153-181.
- [5] Lang A H, Vora S, Caesar H, et al. PointPillars: fast encoders for object detection from point clouds[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 12689-12697.
- [6] Zheng W, Tang W L, Chen S J, et al. CIA-SSD: confident IoU-aware single-stage object detector from point cloud[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(4): 3555-3562.
- [7] Zheng W, Tang W L, Jiang L, et al. SE-SSD: self-ensembling single-stage object detector from point cloud [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 20-25, 2021, Nashville, TN, USA. New York: IEEE Press, 2021: 14489-14498.
- [8] Bushra A A, Yi G M. Comparative analysis review of pioneering DBSCAN and successive density-based clustering algorithms[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 87918-87935.
- [9] Bushra A A, Yi G M. Comparative analysis review of pioneering DBSCAN and successive density-based clustering algorithms[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 87918-87935.
- [10] Chen Y W, Zhou L D, Bouguila N, et al. BLOCK-DBSCAN: fast clustering for large scale data[J]. *Pattern Recognition*, 2021, 109: 107624.
- [11] Starczewski A, Goetzen P, Er M J. A new method for automatic determining of the DBSCAN parameters[J]. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 2020, 10(3): 209-221.
- [12] Shi T D, Zhong D Y, Bi L. A new challenge: detection of small-scale falling rocks on transportation roads in open-pit mines[J]. *Sensors*, 2021, 21(10): 3548.
- [13] 韩莹, 袁静, 司江胜, 等. 16线雷达点云的实时小障碍物检测研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(12): 1228001.
Han Y, Yuan J, Si J S, et al. Real-time detection of small obstacles based on 16-ray lidar point cloud[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(12): 1228001.
- [14] Himmelsbach M, Hundelshausen F V, Wuensche H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles [C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 21-24, 2010, La Jolla, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 560-565.
- [15] Chu P, Cho S, Sim S, et al. A fast ground segmentation method for 3D point cloud[J]. *Journal of Information Processing Systems*, 2017, 13(3): 491-499.
- [16] Sualeh N, Kim G W. Dynamic multi-LiDAR based multiple object detection and tracking[J]. *Sensors*, 2019, 19(6): 1474.
- [17] Gan J H, Tao Y F. DBSCAN revisited: mis-claim, unfixability, and approximation[C]//Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, May 31, 2015, Melbourne, Victoria, Australia. New York: ACM Press, 2015: 519-530.
- [18] 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.
Zhang C Y, Han L. Obstacle detection of LiDAR based on optimized DBSCAN[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1228008.
- [19] 胡杰, 刘汉, 徐文才, 等. 基于三维激光雷达的道路障碍物目标姿态检测算法[J]. *中国激光*, 2021, 48(24): 2410001.
Hu J, Liu H, Xu W C, et al. Position detection algorithm of road obstacles based on 3D LiDAR[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(24): 2410001.
- [20] 李立刚, 郭玉杰, 李林, 等. 基于变尺寸栅格地图的船载激光雷达目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(8): 0828002.
Li L G, Guo Y J, Li L, et al. Target detection of shipborne lidar based on variable size grid map[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(8): 0828002.