



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2309185

引用格式:韩广涛,张明路,高春艳,等.室外广域环境下移动机器人地形障碍检测及分析方法[J].科学技术与工程,2024,24(19):8150-8157.  
Han Guangtao, Zhang Minglu, Gao Chunyan, et al. Terrain obstacle detection and analysis method for mobile robot in outdoor wide-area environment[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(19): 8150-8157.

# 室外广域环境下移动机器人地形障碍检测及分析方法

韩广涛,张明路\*,高春艳,吕晓玲

(河北工业大学机械工程学院,天津 300401)

**摘要** 近年来,移动机器人已广泛应用于应急救援、公共安全、巡检探测等多个领域。在机器人移动过程中,环境感知能力尤为重要,尤其在包含动态、未知以及复杂因素干扰的室外广域工作场景中,障碍物检测极大影响机器人的功能及效率。针对地面移动机器人在此类场景下对障碍物检测的研究进展进行了对比,并根据障碍物的特征对正、负障碍物检测方法进行了分析;进而概述了信息融合和深度学习在当前领域的应用现状;最后,总结了障碍物检测领域的研究现状,并指出相关技术的探索方向。

**关键词** 移动机器人;非结构化场景;障碍物检测;信息融合;深度学习

**中图分类号** TP242 TP212; **文献标志码** A

## Terrain Obstacle Detection and Analysis Method for Mobile Robot in Outdoor Wide-area Environment

HAN Guang-tao, ZHANG Ming-lu\*, GAO Chun-yan, LÜ Xiao-ling

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**[Abstract]** In recent years, mobile robots have been widely used in various fields such as emergency rescue, public security, inspection and detection. In the process of robot movement, the ability to perceive the environment is particularly important, especially in outdoor wide area work scenes involving dynamic, unknown, and complex factors. Obstacle detection greatly affects the functionality and efficiency of the robot. A comparison was made on the research progress of obstacle detection for ground mobile robots in such scenarios, and positive and negative obstacle detection methods were analyzed based on the characteristics of obstacles. Furthermore, the current application status of information fusion and deep learning in the current field was summarized. Finally, the current research status in the field of obstacle detection was summarized, and the exploration direction of related technologies was pointed out.

**[Keywords]** mobile robot; unstructured scenarios; obstacle detection; information fusion; deep learning

随着工业自动化技术的不断发展,智能机器人被广泛应用于航天探索、军事任务、科学研究和工业生产等多个领域中<sup>[1-4]</sup>。诸如,深空探测器着陆和避障<sup>[5]</sup>;仿生机器人战场侦察和巡逻<sup>[6]</sup>;特种机器人在危险环境中勘探和样本采集<sup>[7]</sup>。由于这些工作环境往往充满随机性和不确定性,为了有效导航并执行任务,机器人必须具备敏锐的环境感知能力。环境感知的主要目标是准确感知并理解自身及周围的行驶态势<sup>[8]</sup>。其中障碍物识别是环境感知的关键步骤,也是实现其他环节的基础。

在非结构化场景中,复杂多样的地形和尺寸不一的障碍物会给机器人的移动带来巨大挑战。当

机器人经过障碍物时,可能面临倾覆甚至损坏等风险。因此,为确保机器人行驶的安全性与可靠性,实时、准确的障碍物识别显得尤为重要。通常机器人依赖搭载的激光雷达、摄像头、超声波雷达等传感器来感知周围环境<sup>[9]</sup>,但目前的使用场景局限于室内或者已知结构的简单环境,而对于室外广域环境的研究则相对较少<sup>[10]</sup>。随着多传感器融合技术与神经网络算法的应用,复杂环境障碍物检测的可靠性得到显著提高,障碍物检测技术受到越来越广泛的关注。

对比分析不同类型的障碍物检测方法的性能特点与应用效果。同时,初步探讨基于信息融合和

收稿日期:2023-11-22; 修订日期:2024-03-06

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB4701104);国家自然科学基金重点项目(U1913211)

第一作者:韩广涛(1994—),男,汉族,河北沧州人,硕士研究生。研究方向:智能机器人技术及应用。E-mail:hgt\_hebut@163.com。

\*通信作者:张明路(1964—),男,汉族,河北邢台人,教授。研究方向:智能机器人技术及应用。E-mail:zhangml@hebut.edu.cn。

深度学习的障碍物检测方法,并指出该领域未来可能的发展方向。

### 1 正障碍物检测

针对移动机器人障碍物检测问题,将障碍类型划分为正障碍(主要为高于地平面的物体,如台阶、石块等)和负障碍(低于地面特征地形,如壕沟、凹坑等)<sup>[11]</sup>,如图1所示。其中,国内外学者对正障碍物检测的研究开展较早,并已取得了大量的研究成果。通常,按照传感器类型的不同对正障碍物检测技术进行分类,主要分为基于视觉的正障碍物检测技术和基于激光雷达的正障碍物检测技术。

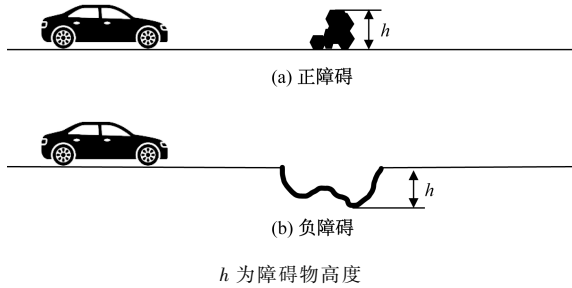


图1 障碍物示意图

Fig. 1 Schematic diagram of obstacles

#### 1.1 基于视觉的正障碍物检测技术

视觉识别方法已经广泛应用于环境感知领域中。视觉传感器可以通过图像获取高精度的测量结果,并且可以通过不同的算法和软件辅助机器人实现多种功能,例如单目视觉、双目视觉和多目视觉<sup>[12]</sup>。

单目相机结构简单,在简单场景中可以实现对障碍物的检测<sup>[13]</sup>,但因缺乏深度信息,很难对障碍物位置进行有效判断。多目视觉技术是一种使用多个摄像头同时拍摄同一场景的相机技术,但由于其结构配置烦琐、匹配算法复杂、实时性差和安装位置要求高等问题而应用较少<sup>[14]</sup>。相较而言,双目视觉系统更具有优势,通过模拟人类双眼视觉系统实现对周围环境的深度感知,如图2所示<sup>[15]</sup>。

根据几何关系,双目视觉系统视差计算的具体表达式为

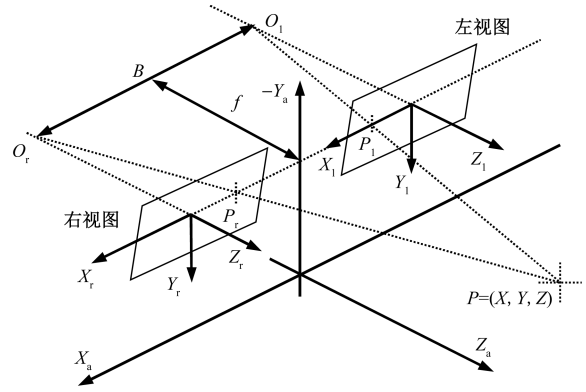
$$\frac{B - (x_1 - x_r)}{B} = \frac{z - f}{z} \tag{1}$$

整理得

$$z = \frac{Bf}{x_r - x_1} \tag{2}$$

式中:  $x_r - x_1$  为视差(disparity),令  $d = x_r - x_1$ ,式(2)可改写为

$$z = \frac{Bf}{d} \tag{3}$$



$P_l$ 为左视图中的一个像素点  $(x_1, y_1)$ ;  $P_r$ 为右视图的对应点  $(x_r, y_r)$ ;  $O_l$ 与  $O_r$ 分别为左右相机得光心;  $B$ 为两个相机的中心距离,也称为基线长度;  $f$ 为左右相机的焦距;  $z$ 为点  $P$ 的深度距离

图2 双目视觉原理图

Fig. 2 Schematic diagram of binocular vision

移动机器人通过双目视觉系统,可以获得广阔的视野范围并实现对周围环境的深度感知。Ortigosa等<sup>[16]</sup>根据无障碍路径的像素深度呈线性增加的特点,提出了基于线性匹配模型的列像素检测方法,利用双目视觉有效获取路径中的障碍物。Zhang等<sup>[17]</sup>通过使用像素深度直方图,利用高斯滤波和非最大值抑制算法对视差切片,获得障碍物的大小与距离,但该方法不能区分障碍物类型。为了解决立体图像匹配实时性差的问题,Zhang等<sup>[18]</sup>提出了一种基于显著障碍物提取的改进方法,该方法分为两个阶段:首先提取突出障碍物,然后使用改进空间变化分辨率(space-variant resolution, SVR)方法检测小障碍物,该方法在保证鲁棒性的同时实现了检测速度的提升。在传统相机使用过程中,光照条件与烟雾等因素会对图像质量产生影响。为了降低环境因素干扰,Li等<sup>[19]</sup>利用红外相机代替传统相机构建双目视觉系统,并提出使用基于加权最小二乘法的半全局块匹配算法来消除障碍物边缘的噪声干扰。通过实验,该系统可在暗光条件下准确识别物体,但在低温环境下则有较大的局限性。

总体而言,基于双目视觉方法的理论性强,但是由于匹配算法的计算量大,此类方法在移动场景下适应性普遍较弱。

#### 1.2 基于激光雷达的正障碍物检测技术

激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)是一种常用的主动型环境探测传感器,根据扫描线数的不同,激光雷达主要分为单线激光雷达与多线激光雷达<sup>[20]</sup>。其工作原理是通过发射激光束,测量激光束从发射到接收的时间来生成点云图,并以此计算目标物体的距离与位置<sup>[21]</sup>。由于激光雷达具有分辨率高,受环境因素干扰小的特点,常被用在定

位、导航、障碍物判断、路面识别等诸多领域<sup>[22]</sup>。

激光雷达检测障碍物的基本步骤<sup>[23]</sup>,如图3所示。

在障碍物检测中,点云的处理方法主要包括基于栅格的方法、基于分类器的方法以及基于模型的方法,如图4所示。

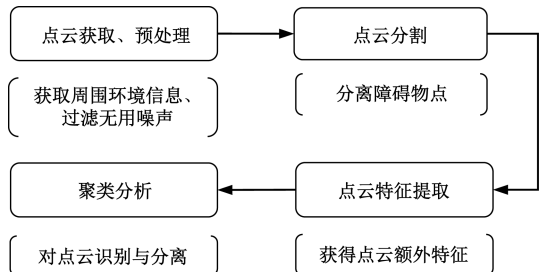


图3 激光雷达检测步骤  
Fig. 3 Lidar detection steps

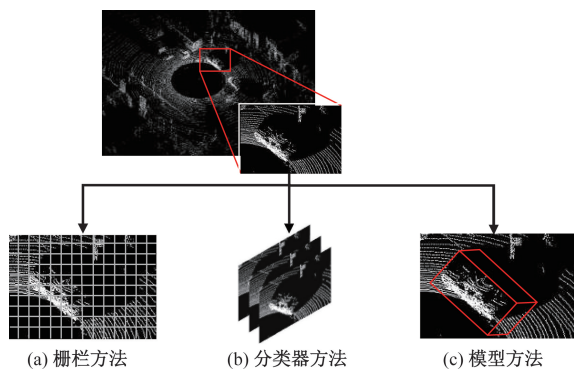


图4 点云处理方法

Fig. 4 Point cloud processing method

### 1.2.1 基于栅格方法

栅格方法是将激光雷达扫描区域进行网格划分,对网格内的点云进行处理。一般步骤为<sup>[24]</sup>:①构建栅格地图;②投影点云信息到网格中;③对栅格内的点云进行聚类分析;④判断该栅格是否存在障碍物。

其中,栅格作为点云处理的最小单元,其空间分辨率大小直接影响障碍物检测的识别率。为此,Böres等<sup>[25]</sup>提出了多级2D分层网络结构模型,通过构建不同尺寸的栅格地图实现点云的有效分类,并配合流数据连通分量算法,在提供了可靠的检测结果的同时,具有较好的检测实时性。针对点云随距离增加而密度降低的问题,王海等<sup>[26]</sup>提出了一种基于四线激光雷达的障碍物检测方法。该方法在聚类过程中,利用深度值来估计距离阈值,并转化为栅格聚类阈值实现对障碍物的有效聚类与识别。类似的,王亚波等<sup>[27]</sup>提出基于自适应阈值的DB-SCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)算法,该方法根据目标点距离自适应邻

域阈值,以此来改善固定阈值的局限性。此外,李立刚等<sup>[28]</sup>提出了一种基于变尺寸栅格地图的目标检测方法,该方法中栅格尺寸以等差数列的形式随距离的增加而增大,并利用高度差判别障碍物,结合八邻域连通分量标记方法来提高检测的鲁棒性。

### 1.2.2 基于分类器方法

基于栅格方法简单高效,但在复杂场景中只使用单一特征检测存在一定的局限性。基于分类器方法则是在此基础上融合多种特征并对其加以训练,具有更好的检测效果。Morton等<sup>[29]</sup>提出了基于HLD(height-length-density)地形分类器的障碍检测方法。通过建立置信度模型,实现了对正负障碍的有效区分。为了解决多线激光雷达数据量大导致检测动态性不足与二维栅格地图算法对障碍物识别鲁棒性较差的问题,娄新雨等<sup>[30]</sup>在多特征多层次高度地图的基础上,采用基于动态距离阈值的网格聚类算法提高了聚类的准确率,同时还使用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器对障碍物检测和分类,进一步提高了障碍物识别率,该方法具有较好的实时性。

### 1.2.3 基于模型方法

基于模型的方法是直接对点云聚合、分割获得障碍物,该方法原理是将地平面理想化,先对地面进行拟合,用拟合的地面对点云进行分割,分离出障碍物点云,即聚类分割。此类方法处理结果精确,但对运算性能要求高,实时性较差,存在过分割和欠分割的不足。为应对上述问题,杨文坤等<sup>[31]</sup>在基于曲率分割算法的基础上,提出了加权欧氏距离聚类算法,通过二次分割实现对建筑体及植被体的有效区分。

## 2 负障碍物检测

由于负障碍处于地面以下而不容易被传感器检测到,因此负障碍检测对研究者一直是个难点。相较于正障碍,对于负障碍检测的研究相对较少。目前,针对负障碍检测主要有基于立体视觉检测方法和基于激光雷达检测方法。

### 2.1 基于立体视觉的负障碍检测方法

在广域室外环境中,由于负障碍位于地平面以下,在使用基于视觉的负障碍检测方法的过程中存在着以下几个问题<sup>[32]</sup>。

(1)由于强光照或者无光照导致阴影缺失而无法有效检测的问题。

(2)由于图像灰度变换导致的无法正确区分障碍物类型的问题。

因此,常规基于视觉的方法可能无法测量负障

碍的深度和面积,不能为移动机器人后续的防撞预警和路径规划提供可靠依据,所以一直只能作为辅助手段。Hu 等<sup>[33]</sup>提出一种基于图像序列的负障碍物检测算法,利用颜色外观模型结合立体视觉的几何线索,通过贝叶斯框架对传感器信息融合,实现对图像序列中的负障碍物检测。Karunasekera 等<sup>[34]</sup>在能量最小化的基础上,提出了立体信息结合显著性初始化能量函数的方法,并利用颜色信息来优化检测结果,最终准确获得负障碍区域。实际应用中,匹配算法的运算量制约了移动机器人的环境适应能力。针对上述问题,Sun 等<sup>[35]</sup>提出虚拟表面的概念用于负障碍物的感兴趣区域(region of interest, ROI)估计,并使用类 RANSAC (random sample consensus)方法细化负障碍物区域,最后通过阈值化处理获得负障碍。试验结果表明,该方法在多种数据集下具有较高的检测精度。

## 2.2 基于激光雷达的负障碍检测方法

激光雷达具有分辨率高、获取信息丰富和抗有源干扰能力强等优点,在检测领域具有重要作用,但在负障碍检测过程中存在着以下几个问题。

(1) 负障碍吸收激光雷达反射光线,如图 5 所示<sup>[32]</sup>。

(2) 负障碍可见面随与激光雷达之间距离的增加而减小,同时随激光雷达放置高度的降低而减小<sup>[10]</sup>。

(3) 探测自然界中的负障碍比人造负障碍的难度更大<sup>[36]</sup>。

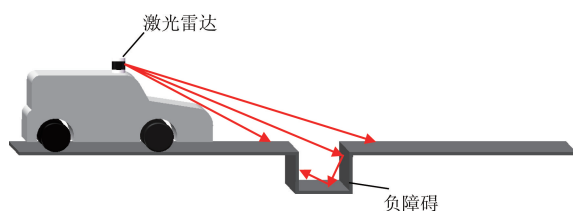


图 5 负障碍吸收回波意图

Fig. 5 Negative barrier absorption echo intention

以上问题大大限制了激光雷达在移动平台的使用。针对该问题,目前主要通过两类方法解决:一是利用激光雷达数据缺失特征进行分类识别,二是采用调整多激光雷达安装方式增加点云密度。

### 2.2.1 基于数据缺失特征的检测方法

激光雷达在负障碍物的识别过程中,常见做法是处理传感器信号中的缺失数据。Heckman 等<sup>[37]</sup>提出了基于数据缺失的潜在负障碍检测方法,利用高分辨率 3D 地图与低分辨率 2D 地图实现了障碍物和遮挡物的标记与分类。为提高负障碍检测的鲁棒性,Larson 等<sup>[38]</sup>提出了基于几何的负障碍检测

器(negative obstacle detector, NODR)和 SVM 的组合算法。该方法在近距离通过多样本训练 SVM,在远距离通过多特征识别,实现对潜在负障碍的分类。在障碍检测中,为满足科研人员对激光雷达性能评估的需求,Goodin 等<sup>[39]</sup>提出了一种预测激光雷达探测负面障碍物性能的分析模型。此外,还开发了一种基于曲率的负障碍物检测算法,结合物理模拟器实现对模型的交叉验证。针对非结构化环境中障碍物特征不明显的问题,朱建新等<sup>[40]</sup>设计了一种级联式负障碍物检测系统。该系统利用基于角度特征的广度优先搜索算法来获得潜在负障碍,并结合多个几何特征计算负障碍的置信度,以此来实现对负障碍的提取。

### 2.2.2 基于多激光雷达的检测方法

针对非结构化室外广域环境,激光雷达检测负障碍存在的问题,研究者从传感器安装角度,提出了多种解决方法。蔡云飞等<sup>[41]</sup>提出了一种新的基于双多线激光雷达的感知方法。通过双多线激光雷达叠加扫描的方法,增加车前区域点云密度,实现对疑似障碍物的检测。针对观测数据径向稀疏性和观测视野存在盲区的问题,Shang 等<sup>[42]</sup>构建了一种新型的三维激光雷达系统。并在此基础上,提出了一种基于自适应匹配滤波器的负障碍物检测算法,用于提取潜在负障碍特征。同时,利用基于特征融合的算法,通过贝叶斯规则来估计每个特征的权重,提高方法鲁棒性和稳定性。类似的,Zhong 等<sup>[43]</sup>提出了一种基于多激光雷达的负障碍检测系统,图 6 所示,并提出了一种多侧面激光雷达的自适应负障碍检测方法,通过融合多激光雷达和多帧数据中的特征点,实现远距离检测。



图 6 激光雷达安装示意图

Fig. 6 Schematic diagram of lidar installation

## 3 基于信息融合的障碍物检测

不同传感器的原理、功能各不相同,在不同的使用场景里可以发挥各自优势,难以互相替代,如

表 1 所示,但面对室外广域环境的复杂地形、多种障碍物场景以及不可预测的环境因素时,单一传感器感知维度较低,无法满足场景需求,则需要融合多传感器信息进行综合判断。因此,多传感器融合技术的应用已经成为室外环境障碍物检测的发展趋势。

表 1 传感器性能对比  
Table 1 Comparison of sensor performance

名称	雨雪天 使用	夜间 使用	价格	信息量 与精度	特点
彩色相机	+++	-	+++	+++	信息丰富
红外相机	+++	+++	++	+	夜间使用良好
超声波雷达	++	+++	+++	+	受天气影响小
毫米波雷达	++	+++	++	++	空间分辨率高
激光雷达	-	+++	-	+++	测量精度高

注:+++为优;++为良;+为中;-为差。

Nabati 等<sup>[44]</sup>提出了一种集成激光雷达与相机数据的目标检测技术。该方法利用 CenterFusion 网络架构将激光雷达特征图与相机图像数据进行融合,通过在三维数据的基础上叠加二维图形特征,实现对物体速度与深度信息的感知。类似的,Forouher 等<sup>[45]</sup>通过融合深度相机和超声波信息实现对障碍物的识别。其中,超声波的使用解决了深度相机在强光照下和对透明物体检测时的失效问题。为实现机器人在移动中对障碍物目标实时跟踪,汪佩等<sup>[46]</sup>提出了一种融合单线激光雷达与单目视觉的负障碍检测方法。将激光雷达获取到的负障碍信息映射到图像中并进行框选,以此实现对障碍物的持续跟踪。针对移动机器人配置多激光雷达成本较高的问题,张艳国等<sup>[47]</sup>提出一种基于 IMU-LiDAR 的点云数据融合模型,该方法将历史数据映入当前环境中获得更密集的点云,实现时间与空间双重维度的信息融合。为实现对道路边缘的检测,Baek 等<sup>[48]</sup>采用融合激光雷达、单目相机和超声波传感器信息的方法,在多重过滤器的基础上提出了线拟合算法。在真实环境和其他开放数据集的测试中,该方法表现出良好的准确性和精度。

## 4 基于深度学习的障碍物检测

为满足机器人移动过程中对障碍检测实时性与鲁棒性的需求,深度学习算法(deep learning, DL)以其自学习,高效率等特点逐渐取代传统机器学习检测方法成为障碍物检测领域的主流算法。其中,基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的障碍物识别方法凭借其强大的特征提取、识别与分类能力而被广泛应用在智能检测与自动驾驶等领域。目前,基于深度学习的障碍物检测算

法主要包括基于卷积神经网络的图像检测方法和基于卷积神经网络的点云处理方法。

### 4.1 基于卷积神经网络的图像检测方法

卷积神经网络作为一种有监督的深度学习算法,具有端到端的数据处理模式。相较于传统识别方法,卷积神经网络在特征提取阶段不需要人工选择,而被广泛应用在图像识别与分类领域中。Mae-da 等<sup>[49]</sup>在卷积神经网络的基础上,提出了一种基于区域的卷积神经网络(regions with CNN feature, RCNN)实现对道路损坏检测和分类。针对露天矿区道路坑洼场景,阮顺领等<sup>[50]</sup>在 MobileNet v3 网络的基础上,构建特征金字塔模块,实现对尺度特征的提取,并采用深度可分离卷积方法,实现对负障碍的识别。实验结果表明,该方法对负障碍的检测精度,召回率和实时性有较大提高。仇旭阳等<sup>[51]</sup>在 YOLOv3 的基础上提出了 Dense-YOLO 网络,增加了密集连接卷积网络(DenseNet),用于加强特征融合和重用。并采用立体匹配网络(PSMNet)获取双目图像的视差,将检测信息映射到视差中,实现对障碍物距离与目标的同时检测。相较于 YOLOv3,该算法在测试数据集中对各类障碍物检测的平均精确度和平均精度均值分别提高了约 5% 和 4%。为了解决神经网络在正负障碍物检测过程中存在识别率低与计算量大的问题,邹俊逸等<sup>[52]</sup>在 YOLOv7-tiny 模型的基础上引入 Mish 函数与注意力模块,用于增强特征传递与特征提取能力。优化后的模型识别率显著提高,并且在多种场景下表现出较好的泛化能力。

近年来,深度学习在立体视觉中被广泛应用,并取得显著进展,分别延伸出基于迭代优化的网络模型<sup>[53]</sup>,基于 3D 卷积的网络模型<sup>[54]</sup>和基于 Transformer 的网络模型<sup>[55]</sup>等,这些模型的提出极大提高了立体视觉在复杂环境中的适用性。

### 4.2 基于卷积神经网络的点云处理方法

鉴于深度学习在二维图像处理上的优越性能,研究者们将其引入三维空间点云处理中,提出基于卷积神经网络的点云处理方法,通过训练卷积神经网络模型,让其自学习点云特征并识别目标。Qi 等<sup>[56]</sup>提出了首个点云处理网络 PointNet,实现了点云分类和点云分割。2018 年,针对无人驾驶中障碍物检测问题,Qi 等<sup>[57]</sup>在 PointNet 基础上又提出了 Frustum PointNets,该方法先对图像中物体进行识别,然后在三维点云中用平截锥体框出物体对应位置,最后利用 PointNet 把目标点云分割出来进行识别。PointNet 可以跳过点云预处理阶段直接对无序点云集合进行处理,但这也导致局部特征使用不足

的问题。针对该问题,研究者们受分层抽取特征思想的启发提出了 PointNet++ ,定义了一种球查询的方法实现对局部区域的卷积处理。类似的,受 Faster R-CNN 的启发,Zhou 等<sup>[58]</sup>提出了一个端到端的点云目标检测的网络 VoxelNet。该方法将三维点云进行体素划分,采用 VFE(voxel feature encoding)网络对每个体素内的点进行编码,将其连接到三维区域候选网络(3D-RPN),实现对稀疏点云的目标检测。

## 5 结论

综上所述,针对单一场景,当前存在多种技术方案可以实现目标检测。然而,在面对室外广域复杂场景时,目前还没有一种解决方案能够较好地满足移动机器人的工作需求。多传感器信息融合技术发展迅速,也已广泛应用于机器人障碍物的检测中,可以辅助获取更加丰富的信息,并具有高鲁棒性和高正确率,是环境感知领域中的研究热点。在一些特定复杂场景中,深度学习已经被广泛应用于障碍物识别。然而,基于深度学习的视觉识别与三维特征点匹配需要大量的计算资源来处理和学习复杂的神经网络模型,这对于提高机器人环境感知的鲁棒性和实时性带来了挑战。

应用于室外广域工作环境的移动机器人,其障碍物检测需要精准、实时,作为其环境感知和路径导航的基础,基于深度学习的多传感信息融合技术将会提供可靠的检测基础。

### 参 考 文 献

- [1] 陈海平,李萌阳,曹庭分,等. 基于激光雷达数据的火星表面障碍物识别[J]. 光电工程, 2023, 50(2): 105-114.  
Chen Haiping, Li Mengyang, Cao Tingfen, et al. Identification of obstacles on the surface of Mars based on lidar data[J]. Optoelectronic Engineering, 2023, 50(2): 105-114.
- [2] 包加桐,姚小梅,缪露,等. 基于云平台地图的侦察机器人室外自主导航[J]. 控制工程, 2020, 27(6): 941-946.  
Bao Jiatong, Yao Xiaomei, Miao Lu, et al. Outdoor autonomous navigation of reconnaissance robots based on cloud platform maps[J]. Control Engineering, 2020, 27(6): 941-946.
- [3] Manderson T, Wapnick S, Meger D, et al. Learning to drive off road on smooth terrain in unstructured environments using an onboard camera and sparse aerial images[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). New York: IEEE, 2020: 1263-1269.
- [4] Ruan S, Li S, Lu C, et al. A real-time negative obstacle detection method for autonomous trucks in open-pit mines[J]. Sustainability, 2022, 15(1): 120.
- [5] Li J, Wang D, Li M, et al. Onboard observation planning for sequential image-based planetary landing navigation in unknown environments[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 40(10): 2587-2602.
- [6] 苏波,闫瞳,许威,等. 四足机器人高机动越野技术研究[J]. 中国科学:技术科学, 2023, 53(9): 1574-1588.  
Su Bo, Yan Yu, Xu Wei, et al. Research on high-mobility off-road technology of quadruped robot[J]. Science China: Technological Sciences, 2023, 53(9): 1574-1588.
- [7] 王旋,侯贺伟,富银芳,等. 换流站巡检四足机器人建图定位系统优化[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(21): 9073-9081.  
Wang Xuan, Hou Hewei, Fu Yinfang, et al. Optimization of quadruped robot mapping and positioning system for converter station inspection[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(21): 9073-9081.
- [8] 王妍,白洪亮,蒋方正,等. 露天矿无人驾驶运输关键技术研究[J]. 现代矿业, 2023, 39(10): 178-181.  
Wang Yan, Bai Hongliang, Jiang Fangzheng, et al. Research on key technology of driverless transportation in open pit mine[J]. Modern Mining, 2023, 39(10): 178-181.
- [9] Zuo K, Cheng X, Zhang H. Overview of obstacle avoidance algorithms for UAV environment awareness[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1865(4): 042002.
- [10] 王耀南,江一鸣,姜娇,等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用[J]. 自动化学报, 2023, 49(3): 494-513.  
Wang Yaonan, Jiang Yiming, Jiang Jiao, et al. Key technologies of robot perception and control and their applications in intelligent manufacturing[J]. Journal of Automation, 2023, 49(3): 494-513.
- [11] Wang Z, Wu Y, Niu Q. Multi-sensor fusion in automated driving: a survey[J]. IEEE Access, 2019, 8: 2847-2868.
- [12] 谢春波. 基于视觉的摆臂式机器人自主越障研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.  
Xie Chunbo. Research on autonomous obstacle crossing of swing arm robot based on vision[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.
- [13] 郭植星,曾碧,刘建圻,等. 非结构化环境下的单目视觉可通行区域检测[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(24): 298-306.  
Guo Zhixing, Zeng Bi, Liu Jianqi, et al. Accessible space detection based on monocular vision in unstructured environment[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(24): 298-306.
- [14] 曲豪,张栋梁. 基于三目视觉标定的机器人精确移载视觉系统[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(11): 61-64, 68.  
Qu Hao, Zhang Dongliang. Robot accurately moving vision system based on three visual calibration[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017(11): 61-64, 68.
- [15] Labayrade R, Aubert D, Tarel J. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through "V-disparity" representation[C]//Intelligent Vehicle Symposium. New York: IEEE, 2002: 646-651.
- [16] Ortigosa N, Morillas S, Peris-Fajarnés G. Obstacle-free pathway detection by means of depth maps[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2011, 63: 115-129.
- [17] Zhang R, Zheng Y, Zhang F, et al. An outdoors obstacle detection algorithm based on disparity slicing[C]//Tenth International Conference on Graphics and Image Processing(ICGIP 2018). Berlinham: SPIE, 2019: 1088-1094.

- [18] Zhang Y, Xu X, Lu H, et al. Two-stage obstacle detection based on stereo vision in unstructured environment[C]//2014 Sixth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. New York: IEEE, 2014: 168-172.
- [19] Li H, Wang S, Bai Z, et al. Research on 3D reconstruction of binocular vision based on thermal infrared[J]. *Sensors*, 2023, 23(17): 7372.
- [20] 王会, 罗涛, 陆培源. 激光雷达在无人车辆中的应用及关键技术分析[J]. *激光与红外*, 2018, 48(12): 1458-1467.  
Wang Hui, Luo Tao, Lu Peiyuan. Development of the lidar applications in unmanned vehicles and its key technology analysis[J]. *Laser & Infrared*, 2018, 48(12): 1458-1467.
- [21] 张银, 任国全, 程子阳, 等. 三维激光雷达在无人车环境感知中的应用研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 9-19.  
Zhang Yin, Ren Guoquan, Cheng Ziyang, et al. Application research of three-dimensional LiDAR in unmanned vehicle environment perception[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(13): 9-19.
- [22] 刘斌, 张军, 鲁敏, 等. 激光雷达应用技术研究进展[J]. *激光与红外*, 2015, 45(2): 117-122.  
Liu Bin, Zhang Jun, Lu Min, et al. Research progress of laser radar applications[J]. *Laser & Infrared*, 2015, 45(2): 117-122.
- [23] Chen W, Liu Q, Hu H, et al. Novel laser-based obstacle detection for autonomous robots on unstructured terrain[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5048.
- [24] 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, 42(10): 1311-1317.  
Wang Shicai, Tan Dongkui, Xie Youhao, et al. Intelligent vehicle obstacle detection and tracking based on LiDAR point cloud density characteristics[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 42(10): 1311-1317.
- [25] Böres A, Nagy B, Benedek C. Fast 3-D urban object detection on streaming point clouds[C]//European Conference on Computer Vision; Berlin: Springer, 2014: 628-639.
- [26] 王海, 郑正扬, 蔡英凤, 等. 基于四线激光雷达的无人车障碍物检测算法[J]. *中国机械工程*, 2018, 29(15): 1884-1889.  
Wang Hai, Zheng Zhengyang, Cai Yingfeng, et al. Obstacle detection algorithm for unmanned vehicles based on four line LiDAR[J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(15): 1884-1889.
- [27] 王亚波, 靳玉良, 张亚, 等. 基于激光雷达的结构化道路障碍物检测方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(6): 593-600, 619.  
Wang Yabo, Jin Yuliang, Zhang Ya, et al. Structural road obstacle detection method based on lidar[J]. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2023, 31(6): 593-600, 619.
- [28] 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): 505-511.  
Li Ligang, Guo Yujie, Li Lin, et al. Target detection of shipborne lidar based on variable size grid map[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(8): 505-511.
- [29] Morton R D, Olson E. Positive and negative obstacle detection using the HLD classifier[C]//2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 2011: 1579-1584.
- [30] 娄新雨, 王海, 蔡英凤, 等. 采用 64 线激光雷达的实时道路障碍物检测与分类算法的研究[J]. *汽车工程*, 2019, 41(7): 779-784.  
Lou Xinyu, Wang Hai, Cai Yingfeng, et al. A research on an algorithm for real-time detection and classification of road obstacle by using 64-line lidar[J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(7): 779-784.
- [31] 杨文坤, 原晓佩, 陈小锋, 等. 三维激光雷达点云空间多特征分割[J]. *计算机科学*, 2022, 49(8): 143-149.  
Yang Wenkun, Yuan Xiaopei, Chen Xiaofeng, et al. Spatial multi-feature segmentation of 3D lidar point cloud[J]. *Computer Science*, 2022, 49(8): 143-149.
- [32] 张博, 陈慧岩, 席军强. 智能车辆非结构化路面障碍检测[J]. *汽车工程*, 2009, 31(6): 526-530.  
Zhang Bo, Chen Huiyan, Xi Junqiang. Obstacle detection on unstructured terrain for unmanned ground vehicles[J]. *Automotive Engineering*, 2009, 31(6): 526-530.
- [33] Hu T, Nie Y, Wu T, et al. Negative obstacle detection from image sequences[C]//Third International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2011). Bellingham: SPIE, 2011: 191-197.
- [34] Karunasekera H, Wang H, Zhang H. Energy minimization approach for negative obstacle region detection[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(12): 11668-11678.
- [35] Sun T, Pan W, Wang Y, et al. Region of interest constrained negative obstacle detection and tracking with a stereo camera[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(4): 3616-3625.
- [36] 韩光, 孙宁, 李晓飞, 等. 非结构环境理解综述[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(8): 2248-2253, 2262.  
Han Guang, Sun Ning, Li Xiaofei, et al. Unstructured scene interpretation: a review[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(8): 2248-2253, 2262.
- [37] Heckman N, Lalonde J, Vandapel N, et al. Potential negative obstacle detection by occlusion labeling[C]//2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. New York: IEEE, 2007: 2168-2173.
- [38] Larson J, Trivedi M. Lidar based off-road negative obstacle detection and analysis[C]//2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). New York: IEEE, 2011: 192-197.
- [39] Goodin C, Carrillo J, Monroe J G, et al. An analytic model for negative obstacle detection with lidar and numerical validation using physics-based simulation[J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 3211.
- [40] 朱建新, 唐升平, 辛涛, 等. 级联式非结构化道路负障碍物检测[J]. *传感器与微系统*, 2022, 41(11): 130-133, 142.  
Zhu Jianxin, Tang Shengping, Xin Tao, et al. Cascade detection of unstructured road negative obstacle[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2022, 41(11): 130-133, 142.
- [41] 蔡云飞, 石庭敏, 唐振民. 基于双多线激光雷达的非结构化环境负障碍感知技术[J]. *自动化学报*, 2018, 44(3): 569-576.  
Cai Yunfei, Shi Tingmin, Tang Zhenmin. Negative obstacle perception in unstructured environment with double multi-beam Li-

- DAR[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(3): 569-576.
- [42] Shang E, An X, Wu T, et al. Lidar based negative obstacle detection for field autonomous land vehicles[J]. *Journal of Field Robotics*, 2016, 33(5): 591-617.
- [43] Zhong Z, Wang Z, Lin L, et al. Robust negative obstacle detection in off-road environments using multiple lidars[C]//2020 6th International Conference on Control, Automation and Robotics(IC-CAR). New York: IEEE, 2020: 700-705.
- [44] Nabati R, Qi H. Centerfusion: center-based radar and camera fusion for 3D object detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. New York: IEEE, 2021: 1527-1536.
- [45] Forouher D, Besselmann M G, Maehle E. Sensor fusion of depth camera and ultrasound data for obstacle detection and robot navigation[C]//2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). New York: IEEE, 2016: 1-6.
- [46] 汪佩, 郭剑辉, 李伦波, 等. 基于单线激光雷达与视觉融合的负障碍检测算法[J]. *计算机工程*, 2017, 43(7): 303-308.  
Wang Pei, Guo Jianhui, Li Lunbo, et al. Negative obstacle detection algorithm based on single line laser radar and vision fusion[J]. *Computer Engineering*, 2017, 43(7): 303-308.
- [47] 张艳国, 李擎, 汪天生. 基于 IMU-LiDAR 的负障碍检测方法[J]. *光电与控制*, 2019, 26(8): 106-110.  
Zhang Yanguo, Li Qin, Wang Tiansheng. Negative obstacle detection method based on IMU-LiDAR[J]. *Electro-Optics and Control*, 2019, 26(8): 106-110.
- [48] Baek I, Tai T, Bhat M M, et al. Curbscan: curb detection and tracking using multi-sensor fusion[C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). New York: IEEE, 2020: 1-8.
- [49] Maeda H, Sekimoto Y, Seto T, et al. Road damage detection and classification using deep neural networks with smartphone images[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33(12): 1127-1141.
- [50] 阮顺领, 李少博, 卢才武, 等. 多尺度特征融合的露天矿区道路负障碍检测[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(S2): 1170-1179.  
Ruan Shunling, Li Shaobo, Lu Caiwu, et al. Road negative obstacle detection in open-pit mines based on multi scale feature fusion[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(S2): 1170-1179.
- [51] 仇旭阳, 黄影平, 郭志阳, 等. 基于深度学习的障碍物检测与深度估计[J]. *上海理工大学学报*, 2020, 42(6): 558-565.  
Qiu Xuyang, Huang Yingping, Guo Zhiyang, et al. Obstacle detection and depth estimation using deep learning approaches[J]. *Journal of University of Shanghai for Science and Technology*, 2020, 42(6): 558-565.
- [52] 邹俊逸, 刘畅, 郭文彬, 等. 面向智能车辆的路面凹凸障碍物识别方法研究[J/OL]. *中国机械工程*: 1-14[2024-01-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20240118.1345.004.html>.  
Zou Junyi, Liu Chang, Guo Wenbin, et al. Research on road surface obstacle identification method for intelligent vehicles[J/OL]. *China Mechanical Engineering*: 1-14[2024-01-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20240118.1345.004.html>.
- [53] Li J, Wang P, Xiong P, et al. Practical stereo matching via cascaded recurrent network with adaptive correlation[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2022: 16263-16272.
- [54] Xu G, Cheng J, Guo P, et al. Attention concatenation volume for accurate and efficient stereo matching[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2022: 12981-12990.
- [55] Xu H, Zhang J, Cai J, et al. Gmflow: learning optical flow via global matching[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2022: 8121-8130.
- [56] Qi C R, Su H, Mo K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017: 652-660.
- [57] Qi C R, Liu W, Wu C, et al. Frustum pointnets for 3D object detection from RGB-D data[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 918-927.
- [58] Zhou Y, Tuzel O. Voxelnet: end-to-end learning for point cloud based 3D object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018: 4490-4499.