

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205823

基于视觉的自主机器人障碍识别与路径规划*

谢赛宝¹ 刘春阳¹ 陈帆² 黄艳¹ 隋新¹ 马喜强¹ 杨晓康¹

(1 河南科技大学机电工程学院 洛阳 471003; 2. 中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所 洛阳 471000)

摘要:障碍物的识别与行走路径的规划是机器人实现自主移动的必要手段。本文基于深度相机提出一种由深度连续性与彩色特征点融合的障碍识别方法,通过深度相机获取物体的空间位置信息,映射到已有的地图中,构建障碍物空间。又提出一种PRM-D*的路径规划方法,先使用改进的随机概率路线图(PRM)完成整体路径规划工作,再根据相机识别的障碍物,设置局部地图,使用基于图搜索的D*算法进行局部动态规划,完成动态避障任务。通过实验,所提障碍物识别方法即使在昏暗的室内环境中,其对障碍物的检测准确率也大于80%,常规环境检测准确率高于95%,具有较好的鲁棒性与实时性;PRM-D*的路径规划方法在缩短总体规划时间的同时,确保了路径规划的成功率,单次动态规划时间小于0.02 s,具有良好的动态避障性能。

关键词:自主机器人;深度相机;障碍识别;路径规划

中图分类号: TP242; TH166 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Obstacle recognition and path planning method based on mobile robot

Xie Saibao¹ Liu Chunyang¹ Chen Fan² Huang Yan¹ Sui Xin¹ Ma Xiqiang¹ Yang Xiaokang¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China; 2. China Aviation Industry Corporation Luoyang Electro-Optical Equipment Research Institute, Luoyang 471000, China)

Abstract: Obstacle recognition and path planning are the necessary means for robot to move autonomously. Based on depth camera, this paper proposes an obstacle recognition method based on the fusion of depth continuity and color feature points. The spatial location information of objects is obtained by depth camera and mapped to the existing map to construct the obstacle space. A path planning method of PRM-D* is proposed. Firstly, the improved random probability roadmap (PRM) is used to complete the overall path planning. Then, according to the obstacles identified by the camera, the local map is set up, and the D* algorithm based on graph search is used to carry out local dynamic planning to complete the dynamic obstacle avoidance task. Through the experiment, the detection accuracy of the proposed obstacle recognition method is greater than 80% even in dim indoor environment, and the accuracy of conventional environmental detection is higher than 95%, and it has good robustness and real-time performance; The path planning method of PRM-D* not only shortens the overall planning time, but also ensures the success rate of path planning. The single dynamic planning time is less than 0.02 s, and has good dynamic obstacle avoidance performance.

Keywords: mobile robots; depth cameras; obstacle recognition; path planning

0 引言

随着机器人技术的快速发展和应用领域不断扩展,

自主移动机器人已成为工业生产、运维巡检、抢险救灾等工作的强大辅助力量,而复杂的工作场景,需要机器人拥有快速检测障碍空间位置并实时更新路径完成避障移动的能力。在机器人使用的各类环境感知传感器中,视觉

收稿日期: 2022-09-15 Received Date: 2022-09-15

* 基金项目: 国家自然科学基金(52105574)、河南省科技攻关计划(222102220079)、河南省高等学校青年骨干教师培养计划(2019GGJS082)、河南省高等学校重点科研项目基础研究计划(17A460003)项目资助

传感器的成本较低,采集方便,同时能够获得丰富的颜色、纹理等信息,结合深度相机还可以获取深度信息,实现对障碍物的目标检测以及空间定位,方便后续的路径规划和避障处理。

基于视觉的目标检测方法可以分为深度学习方法与传统方法两大类。深度学习方法大致可分为基于候选区域的方法,如 Cascade-RCNN^[1];基于回归的方法,如 YOLO (you only look once) 系列算法^[2-3];基于强化学习的 Q-learning 方法^[4]以及使用 U-Net 网络对图像进行语义分割^[5]等。该类方法存在的问题,一是深度学习训练需要大量数据,而良好的数据集构建较为困难;二是图像内物体不完整时,识别能力下降严重^[6]。传统的目标检测算法按照特征点的选取原理可大致分为 4 大类:梯度特征、模式特征、形状特征以及颜色特征^[7],文献[8]将梯度光流法与双目视觉结合,获得特征点所表征障碍物体的位置与轮廓信息,将其应用在煤矿井下救援场景;文献[9]中使用 SLIC 算法对 HSV 颜色空间中的 S 分量进行超像素分割,再合并颜色与深度特征,有效分辨出果树树干;文献[10]在火场场景下,先将图像进行色域空间转换,再用 K-means 对图像子集进行聚类,提高图像识别率。其他常用算法还有 SIFT (scale-invariant feature transform)、SURF (speeded up robust features)、ORB (oriented fast and rotated brief) 等。特征点提取的方法均可在特定场景中取得较好的目标检测效果,但也存在特征提取速度较慢,鲁棒性较差等不足^[11]。

在路径规划方面,目前常用的方法有遗传算法 (genetic algorithm, GA),模糊逻辑算法 (fuzzy logic), D* 算法 (dynamic A*), 动态窗口法 (dynamic window approach, DWA), 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO), 蚁群算法 (ant colony optimization, ACO), 概率路线图法 (probabilistic roadmap method, PRM) 等。文献[12]通过分数阶速度自适应算法改进 PSO 降低陷入局部极小值与过快收敛问题;文献[13]采用基于排序的蚁群系统改进蚁群算法,避免陷入局部陷阱;文献[14]改进 GA 算法中的交叉算子与适应度函数,避免过早收敛的同时加快了收敛速度;文献[15]过运动中优化模糊控制的步长增加机器人的稳定性,减少运动误差。还有大量学者选择采用分层规划的思路,通过不同算法的组合,弥补算法间相互存在的短板。文献[16]使用 A* (A-star) 算法规划整体路径,而在局部范围内使用 PRM 二次规划,消除 A* 规划路径中出现的急转弯情况;文献[17]使用 PRM 与 RRT 分别作为大范围室内导航中间点的找寻方法;文献[18]使用 D* 确定路径花费节点,执行层面使用 PSO 做控制执行轨迹优化;文献[19]使用 PRM 初步规划路径,通过 RL (reinforcement learning) 对各局部区域的详细处理与拼接完成规划。文献[20]通过改进 PSO 算

法,规划出一条最优全局路径,利用 Morphin 算法进行局部路径规划。这些方法弥补了单一算法的短板,但在时间与场景移植性方面还有待提升。

面对以上各种问题,基于深度相机进行视觉感知,本文利用形状特征的 Shi-Tomasi 算法结合深度信息进行目标检测,在不经训练的情况下识别障碍整体的三维空间位置,增加对障碍只出现一部分时的识别能力,保持在不同环境下的鲁棒性,同时降低了检测时间,提高了检测效率;并提出 PRM-D* 路径规划算法,使用 PRM 进行初次规划, D* 算法进行局部详细规划,缩减整体规划时间,优化路径长度,提升机器人在动态场景下的避障能力,实现在已知地图中的自主移动。

1 目标检测

基于深度相机的障碍物检测方法如图 1 所示,主要分为 4 个主要阶段。首先,将深度信息映射到彩色图像上,进行空间对齐;然后,使用 Canny 算子与 Shi-Tomasi 结合提取彩色图像中物体的特征点;再去除干扰特征,根据特征点的深度连续性进行目标分割;最后,将障碍物投射到二维占位网格上进行定位,并建立网格地图以便后续的路径规划和导航。

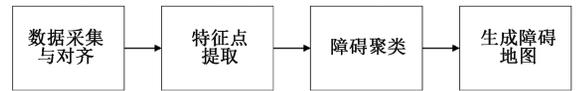


图 1 目标检测处理流程

Fig. 1 Target detection processing flow

1.1 数据对齐

深度相机的彩色图像和深度图像具有不同的坐标系,需要将深度图像像素坐标系的数据映射到彩色图像像素坐标系中。首先,深度图像像素坐标系上的点 $P_{u,v}^d$ 转换为深度坐标系的点 \dot{P}_{dc} :

$$\dot{P}_{dc} = Z \mathbf{K}_d^{-1} P_{u,v}^d \quad (1)$$

其中, Z 为像素点的 Z 轴信息, \mathbf{K}_d 为深度相机的内参矩阵。

接着,将深度坐标系中的点 \dot{P}_{dc} 通过转换矩阵 $T_{\omega 2d}^{-1}$ 转换为世界坐标系的点 P_{ω} :

$$P_{\omega} = T_{\omega 2d}^{-1} \dot{P}_{dc} \quad (2)$$

再将点 P_{ω} 转换到彩色相机坐标系:

$$\dot{P}_{cc} = T_{\omega 2c} P_{\omega} \quad (3)$$

最后映射到彩色像素坐标系:

$$P_{u,v}^c = K_c (\dot{P}_{cc} / Z) \quad (4)$$

1.2 特征点提取与去噪

障碍物可以通过障碍物的轮廓来表征, Shi-Tomasi

方法是在滑动窗口的两个方向上提取梯度变化的点,即角点。当 Shi-Tomasi 算法单独提取物体的角点时,会出现物体表面边缘轮廓稀疏、颜色变化剧烈的情况,如图 2 (a) 所示。考虑到边缘提取算法可以提取物体的边缘特征,而忽略物体表面的纹理信息,因此利用 Canny 边缘提取算法^[21]提取物体边缘后,结合 Shi-Tomasi 算法提取物体边缘的角点,可以获得高精度的物体轮廓,如图 2(b) 所示。



(a) Shi-Tomasi 算法
(a) Shi-Tomasi algorithm
(b) 加入 Canny 算子效果
(b) Adding the Canny operator

图 2 物体轮廓提取
Fig. 2 Object profile extraction

深度图像存在边缘空洞区域,会导致映射到彩色图像平面的距离信息过大或过小,造成定位误差。而提取物体轮廓的方法,部分特征点的缺失并不影响整体轮廓的判断。因此,获取物体轮廓后,结合特征点的深度信息,先去除有效测量范围(0.3~5 m)之外的噪点,然后再去除地面噪点。

地面噪点的去除方法如下:首先使用相机内参纠正图像畸变,将像素坐标系中的点通过像素距离参数转换到图像坐标系;再利用透视投影,将提取的特征点投影在 X 轴所在的平面上,此时的坐标系变为 Y 轴与 Z 轴组成的二维坐标系,如图 3 所示, o 点为光心位置, f 为焦距, z 为深度距离, h 为特征点与相机的垂直高度,在保证地面平坦的前提下,有:

$$dh = (f \cdot h) / z \quad (5)$$

此时,根据深度值 z ,通过物体的像素高度 dh 计算出实际高度 h 的大小,若 h 大于或等于相机光心到地面点的垂直距离,则认定其为噪点。

1.3 障碍聚类

当物体映射到相机镜头时,构成物体轮廓的特征点向两个方向延展,一个是彩色平面延伸,一个是按照深度方向延伸,划分障碍物需要在深度方向上进行连续性判断。首先,将所有点按照深度由小到大的顺序排列并归于待分配集,在空间中,距离相机深度值最小的点成为障碍物的可能性越高,以相机深度值最小点为起始点,与此点位于同深度或在深度上相隔不超过长度 L 的点看作为同一范围的点,将同一范围点放入障碍集合,并从待分配集中移除,此后,遍历所有点,将其与障碍集合中所有点

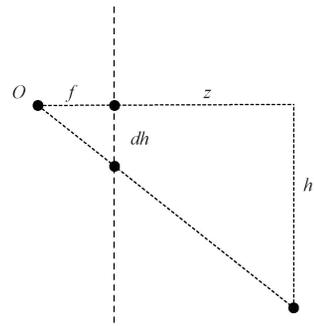


图 3 利用深度确定地面噪声

Fig. 3 Determination of ground noise using depth

进行比较,小于 L 的点均加入障碍集合,直至遍历完成。此时若单个障碍集合中的点个数超过设定值 N ,则认为其为有效集合,而非有效集合进行移除处理,其具体流程如图 4 所示。

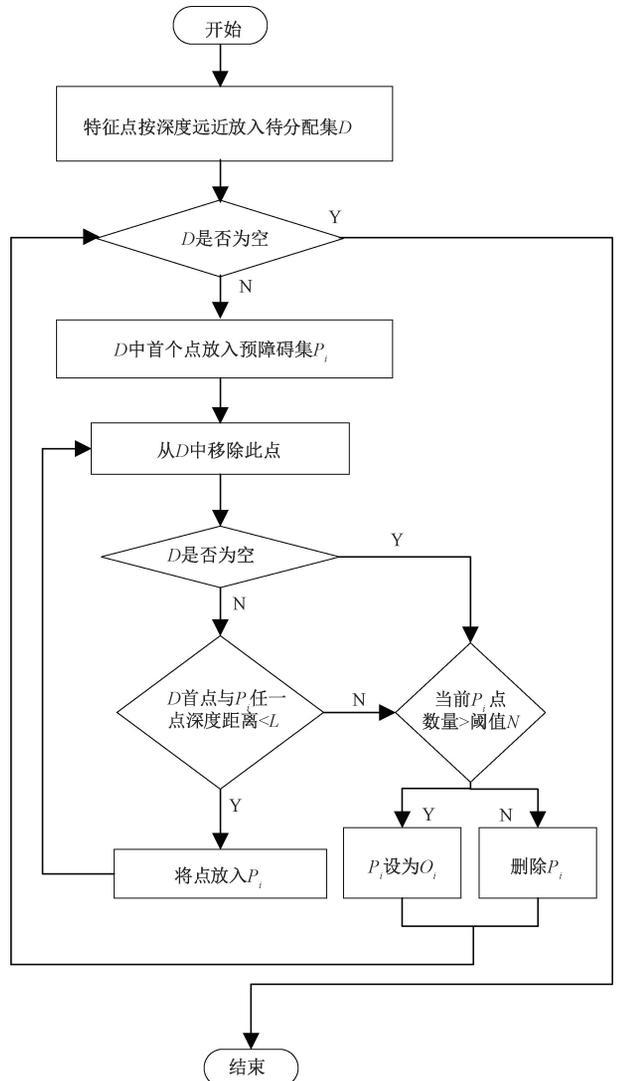


图 4 深度连续性判断流程

Fig. 4 Deep continuity judgment flow chart

在实际场景中,常有深度相近但彩色平面上存在间隔的情况。采用与深度方向上相同的方法在 X 轴方向上划分特征点。根据机器人的宽度 W ,任意两点 P_i 与 P_j 其间距小于 W 即划分为同一障碍集合。特征点数量大于 N 的集合被视为有效集合。取各障碍物集 X 轴上的最小最大值为障碍物的左右边界值, Y 轴上的最小值和最大值为障碍物的上下边界值, Z 轴上的最大值和最小值为障碍物的远近边界值。取最大值和最小值所在点的坐标和深度信息,并根据像素坐标系到相机坐标系的转换关系,将像素点转换为空间点,构成了障碍物在摄像机视野中的三维空间位置。

1.4 障碍的地图映射

将场景地图按照一定的分辨率转化为网格地图,当机器人移动过程中视觉系统识别到障碍物,就将障碍信息从相机坐标系中转换到地图坐标系中,其数学关系如下:

$$X = y\sin(\theta) + x\cos(\theta) + x_0 \tag{6}$$

$$Y = y\cos(\theta) - x\sin(\theta) + y_0 \tag{7}$$

其中, x,y 为障碍物在空间中的坐标, x_0,y_0 为机器人本体当前坐标, X,Y 为转换后的坐标。转换后,根据地图栅格的分辨率向上取整,不足一个地图栅格按照一个栅格计算,并根据机器人本体的尺寸向四周膨胀出安全距离。

2 路径规划

2.1 PRM 加边

在经典的 PRM 方法中,节点之间的无障碍路径是将两个点直接连线,并判断它们是否通过障碍物。但在实际应用中,往往会在狭窄位置处连通失效,如图 5(a) 所示,方框内部的点与外界点连通时,两侧采样点容易堵塞。这导致需要足够多的采样点才能够达到足够的规划成功率。这样虽然可以解决这个问题,但会产生大量的冗余点,而由于采样点间的相互连接方式,这些冗余采样点会导致训练时间会随着采样点数的增加成指数级增加。因此,在节点直线连接失败时,可直接使用 D^* 算法进行二次搜索,可在邻域范围内绕过简单遮挡,从而保证在低采样点下仍旧拥有足够的有效边,提高路径规划的成功率,如图 5(b) 所示。

在 PRM 中,直线边缘的连接代价是计算两点之间的欧氏距离,为了匹配 D^* 规划的路径的连接代价与原始 PRM 直线边缘的连接代价,将路径数组中具有相同 X 或 Y 轴坐标的点的距离记为 1,其余相邻点的距离记为 1.4,再将所有点之间的距离相加,然后乘以网格分辨率,最终得到规划路径的代价。

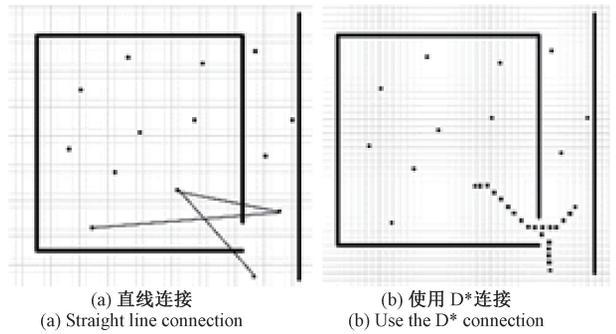


图 5 PRM 和 D^* 在狭窄通道处的路径规划对比
Fig. 5 Comparison of PRM and D^* path planning at narrow passages

2.2 局部地图构建

局部地图的构建分为两部分,第 1 步为确定局部目标点,第 2 步为根据当前位置与局部目标点间的路径确定局部地图。在正常情况下,局部地图边界的构建如图 6(a) 所示,图中的黑色方块是障碍物。其中, O 和 A 是由 PRM 算法生成的路径节点。当机器人从 O 点作为当前点移动到 A 点时,地图上 O 点的坐标被设定为 (x,y) , n 是局部地图的尺寸参数,局部地图的边界框和 PRM 路径的交汇点 B 是局部地图的目标点。如果边界框的中心线与 PRM 路径没有交集,最终局部地图就是虚线框选择的部分。当路径与边界框的中心线有交集时,如图 6(b) 所示,保留与中心线相邻的地图作为局部地图。当局部地图边界框与 PRM 路径有多个交汇点时,需要构建矢量来帮助选择局部目标点。如图 6(c) 所示,此处 O 为上一个局部目标点, A 为当前所在位置, BCD 为交汇点。以 O 为

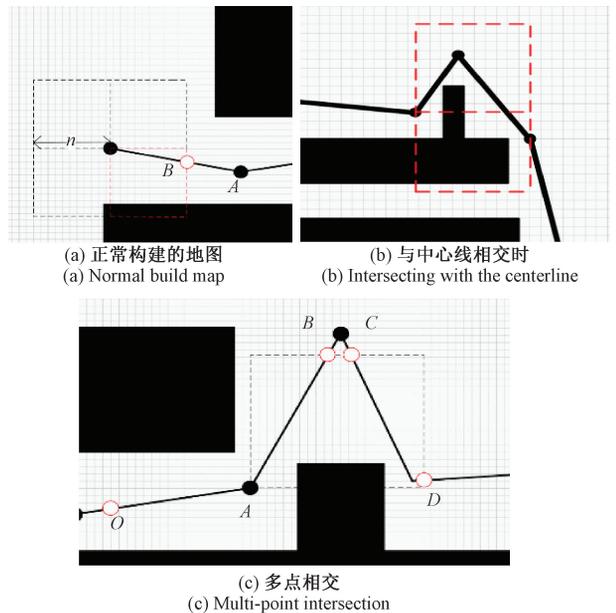


图 6 不同局部地图的构建
Fig. 6 Multi-point intersection

起点形成矢量 OA, AB, AC 和 AD 可以形成 3 个矢量。两个向量 OA 和 AB 之间的包含角可以通过如下公式计算:

$$\vec{OA} = (x_1, y_1) = (x_a - x_o, y_a - y_o) \quad (8)$$

$$\vec{AB} = (x_2, y_2) = (x_b - x_a, y_b - y_a) \quad (9)$$

$$\cos(\vec{OA}, \vec{AB}) = (x_1y_1 + x_2y_2) / [\sqrt{(x_1^2 + y_1^2)} \cdot \sqrt{(x_2^2 + y_2^2)}] \quad (10)$$

$$\theta = \arccos(\cos(\vec{OA}, \vec{AB})) \quad (11)$$

选择角度最小的点作为下一个节点。

3 实验与仿真

本研究中使用的移动机器人如图 7 所示,使用 Intel RealSense D435i 深度相机来获取彩色和深度图像,利用 NVIDIA TX2 作为主控计算机,负责传感器的数据处理。



图 7 实验机器人

Fig. 7 Experimental robot

3.1 障碍识别实验

为了验证融合深度信息的特征点提取障碍物识别方法的有效性,采集了不同光照条件下广场、室内、走廊和普通道路的相机数据构成 4 个数据集,引入了 YOLOv5 方法作为对比组,从准确率、F1、精确率和召回率方面进行验证。

表 1 不同环境下两种方法的数据对比

Table 1 Comparison of the data of the two methods in different environments (%)

	准确率		F1		召回率		精确率	
	本方法	YOLOv5	本方法	YOLOv5	本方法	YOLOv5	本方法	YOLOv5
广场强光	81.7	84.5	86.1	95.7	89.5	93.8	82.9	87.2
街道正常光	91.2	78.7	93.8	84.1	95.7	82.8	91.9	85.4
走廊弱光	79.7	70.1	85.8	77.9	90.6	78.2	81.4	77.4
室内暗光	71.4	64.5	78.9	77.3	80.2	72.5	83.0	82.8

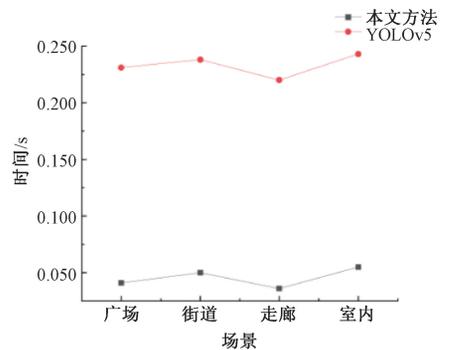
对比结果如表 1 所示,从所示的结果来看,本方法在光照急剧变化时受到很大影响,但在最昏暗的室内环境中,其对障碍物的检测结果也大于 80%,在正常照明条件下,检测率超过 95%。结合图 8(a) 和 (b) 中各场景的平均检测时间与光照强度的关系,可以看出各场景的平均检测时间受光照强度影响不大,而是按照走廊、广场、街道、室内的顺序逐渐增加,与场景中的障碍物数量呈正相关。这表明,本文方法的检测速度受障碍数量影响,环境复杂是速度降低的关键影响因素。

实际检测结果如图 9 所示,对比两种方法的检测结果,结合机器人在行走过程中通过连续的多帧感知来获取环境信息,因此本方法较高的识别率加上较快的检测速度,可以满足机器人在低速场景下的移动需求。

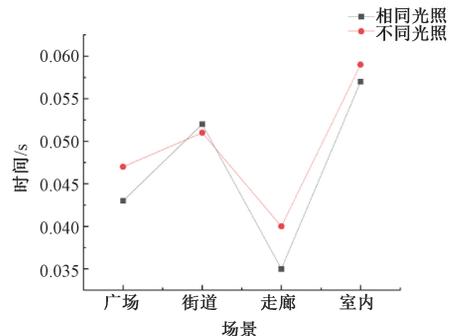
3.2 路径规划实验

将本文所提 PRM-D* 方法,与单独的 PRM, D*, GA 和 Fuzzy 等方法在路径规划时间和路径长度方面进行了对比验证。实验中采用的地图是较为复杂的迷宫地图,图 10(a) 所示,PRM-D* 的采样点选取为 500,路径长度和规划时间是所有局部规划结果的总和,非栅格法的路径长度计算是用它所经过的栅格的中心点间距离来拟合的。

在限定最长计算时间为 100 s 后,GA 和 Fuzzy 方法无法完成规划。其他方法的实验数据如图 11(a) 所示,对比来看,PRM 二次规划的时间最短,但其成功率与路



(a) 两种方法花费时间的对比
(a) The comparison of the time spent by the two methods



(b) 光照与环境对识别速度的影响
(b) The effect of illumination and environment on the recognition speed

图 8 算法识别速度对比与受环境影响情况

Fig. 8 Algorithm identification speed comparison and environmental impact



图 9 不同场景下的识别结果

Fig. 9 Recognition results in different scenes

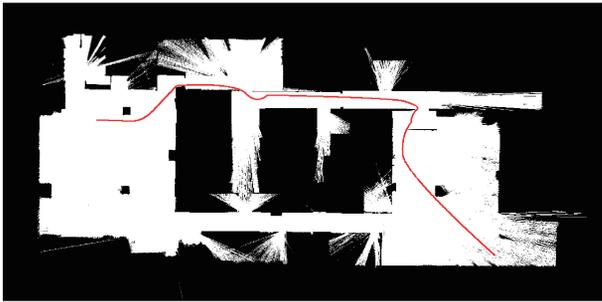
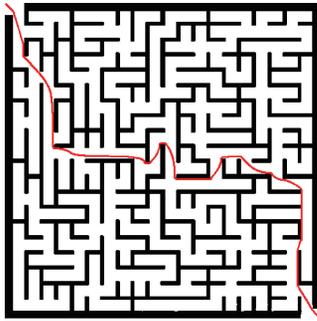


图 10 复杂栅格图和实际场景地图下 PRM-D* 的规划情况

Fig. 10 Planning of PRM-D* under complex raster map and real scene map

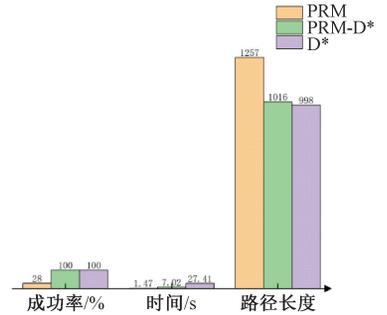
径长度均远差于其他两方法;D* 规划时间最长;PRM-D* 在保证成功率的情况下,大幅缩短了规划时间,而路径长度对比最优路径的 D* 仅增加了 1.8%。

将 PRM-D* 方法应用实际场景地图上,其表现如图 10(b) 所示,单次局部规划花费的时间不超过 0.5 s,重复进行 30 次规划,规划成功率为 100%。

为了验证 PRM-D* 的动态避障性能,通过手动添加障碍物点,改变原始路径,计算 PRM-D* 与 D* 在面对突然出现的障碍物时重新规划所需的时间,取 20 组数据的平均值进行比较。实验结果如图 11(b) 所示,可以看出,在面对环境变化时,PRM-D* 方法与 D* 再规划时间开销上差别不大,这证明 PRM-D* 拥有良好的动态性能。

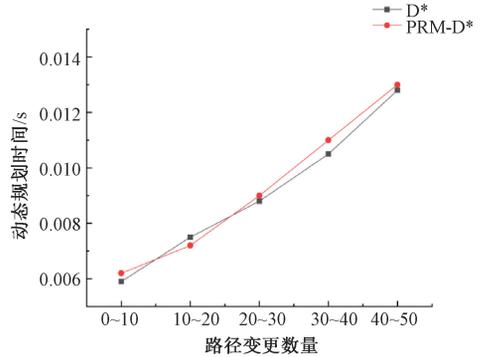
3.3 综合实验

将障碍物目标检测识别与路径规划相结合,机器人



不同路径规划方法性能对比

(a) 复杂地图下各方法的规划数据对比
(a) Comparison of planning data for each method under complex maps



(b) 动态避障中的路径重规划对比

(b) Comparison of path re-planning in dynamic obstacle avoidance

图 11 不同方法的路径规划对比

Fig. 11 Comparison of different methods of path planning

在实验室外的走廊进行了动态避障自主移动实验,其中的动态障碍物是由人临时放置障碍完成。预先采集构建的地图分辨率为 0.1 m,地图大小为 78 m×7 m。

障碍物突然出现在离机器人两米远的地方,规划的路径也在障碍物出现前后发生了明显的变化,如图 12 (a) 和 (b) 所示。

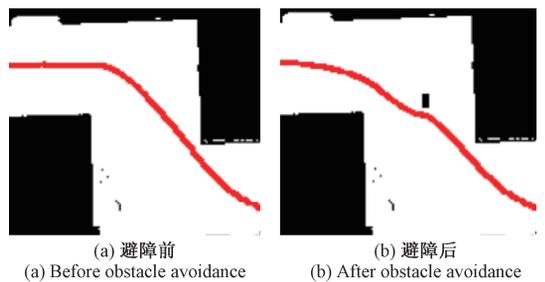


图 12 机器人识别障碍物前后规划的路径

Fig. 12 Path planned by the robot before and after recognizing the obstacle

图 13 展示了机器人实际行走和转弯的过程,与规划中的轨迹相对应。实验证明了机器人在本方法下可以成

功完成障碍物识别和路径规划的任务,实现了自主的移动。

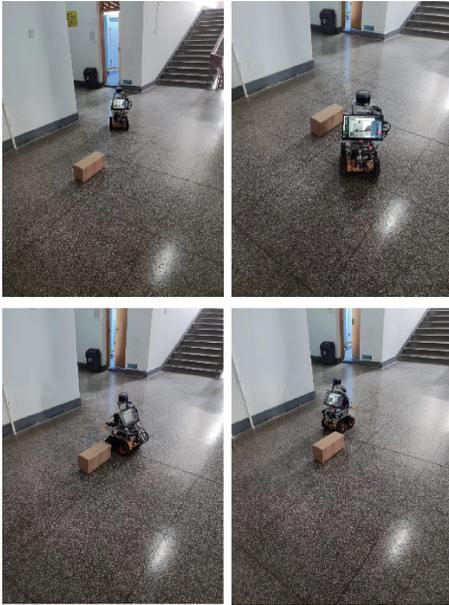


图 13 机器人检测到障碍时自主避障移动

Fig. 13 Autonomous obstacle avoidance movement when the robot detects an obstacle

4 结 论

针对当前障碍识别中,深度学习方法依赖大量训练数据,传统方法速度较慢等问题,本文提出了一种基于视觉图像特征点提取并融合深度信息进行障碍物识别方法。通过 Canny 算子和与 Shi-Tomasi 算法相结合,有效提取障碍物特征点,并融合深度信息,构建障碍物的有效轮廓,无需训练即可检出识别范围内的障碍物。

基于 D435i 深度相机对所提方法在室内、室外、强光、弱光等不同场景下进行了识别验证,对比 YOLOv5 方法,所提方法在光照急剧变化时受到很大影响,但在昏暗的室内环境中,其对障碍物的检测结果也大于 80%,在正常照明条件下,检测率超过 95%,障碍物识别在不同场景下具有较好的鲁棒性与实时性。

本文提出了 PRM-D* 的路径规划方法,在 PRM 构建初代路径的基础上,使用局部边界框框选已有路径,在局部路径中使用 D* 算法进行动态避障。在大幅降低复杂地图下 PRM 训练时间的同时,提高了规划成功率,通过两种算法的结合解决了 PRM 无法动态规划与大范围下 D* 寻路时间过长的问题。在实际场景测试中,机器人能够很好的识别障碍物,并规划路径,实现了动态避障和自主移动。

本文所提方法适用于地面起伏不大的场景,路径规划算法中生成的最终路径与最优路径仍有较大差距,解

决视觉感知的应用场景限制以及对路径结果的优化将是本文下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 李鑫,刘帅男,杨桢,等. 基于改进 Cascade R-CNN 的输电线路多目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021,35(10):24-32.
LI X, LIU SH N, YANG ZH, et al. Multi-target detection of transmission lines based on improved Cascade R-CNN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021,35(10):24-32.
- [2] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2017:6517-6525.
- [3] 吴亚辉,刘春阳,谢赛宝,等. 基于视觉深度学习的机器人环境感知及自主避障[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20):99-106.
WU Y H, LIU CH Y, XIE S B, et al. Robot environment perception and autonomous obstacle avoidance based on visual deep learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(20):99-106.
- [4] VOLODYMYR M, KORAY K, DAVID S, et al. Human-level control through deep reinforcement learning [J]. Nature, 2015, 518(7540):529-533.
- [5] SHI M, GAO J. Research on high altitude remote sensing building segmentation based on improved U-net algorithm[J]. Instrumentation, 2021,8(4):47-54.
- [6] WARD I R, LAGA H, BENNAMOUN M. RGB-D image-based object detection: From traditional methods to deep learning techniques [J]. RGB-D Image Analysis and Processing. Springer, Cham, 2019: 169-201.
- [7] 尹宏鹏,陈波,柴毅,等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(10):1466-1489.
YIN H P, CHEN B, CHAI Y, et al. A review of vision-based target detection and tracking [J]. Journal of Automation, 2016, 42(10):1466-1489.
- [8] 巩固,朱华. 基于目标识别与避障的煤矿救援机器人自主行走 [J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(1): 32-39.
GONG G, ZHU H. Autonomous walking of coal mine rescue robot based on target recognition and obstacle avoidance [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2022, 46(1): 32-39.
- [9] 沈跃,庄珍珍,刘慧,等. 基于 RealSense 深度相机的多特征树干快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4):304-312.
SHEN Y, ZHUANG ZH ZH, LIU H, et al. Rapid multi-feature trunk recognition based on RealSense depth camera [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2022,

- 53(4):304-312.
- [10] 韦海成,王生营,许亚杰,等. 样本熵融合聚类算法的森林火灾图像识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(1):171-177.
WEI H CH, WANG SH Y, XU Y J, et al. Research on sample entropy fusion clustering algorithm for forest fire image recognition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,34(1):171-177.
- [11] 付梦印,吕宪伟,刘彤,等. 基于 RGB-D 数据的实时 SLAM 算法[J]. 机器人, 2015, 37(6):683-692.
FU M Y, LYU X W, LIU T, et al. Real-time SLAM algorithm based on RGB-D data[J]. Robotics, 2015, 37(6):683-692.
- [12] SONG B, WANG Z, ZOU L. An improved PSO algorithm for smooth path planning of mobile robots using continuous high-degree Bezier curve[J]. Applied Soft Computing, 2021, 100(1):106960.
- [13] SONG Q, ZHAO Q, WANG S, et al. Dynamic path planning for unmanned vehicles based on fuzzy logic and improved ant colony optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 62107-62115.
- [14] LAMINI C, BENHLIMA S, ELBEKRI A. Genetic algorithm based approach for autonomous mobile robot path planning[J]. Procedia Computer Science, 2018, 127:180-189.
- [15] GUO J, LI C, GUO S. A novel step optimal path planning algorithm for the spherical mobile robot based on fuzzy control[J]. IEEE Access, 2020, 8:1394-1405.
- [16] CHOWDHURY M I, SCHWARTZ D G. The PRM-A * path planning algorithm for UAVs: An application to Navy mission planning [C]. Global Oceans 2020: Singapore-US Gulf Coast. IEEE, 2020: 1-9.
- [17] CHIANG H T L, HSU J, FISER M, et al. RL-RRT: Kinodynamic motion planning via learning reachability estimators from RL policies [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 4298-4305.
- [18] SADIQ A T, HASAN A H. Robot path planning based on PSO and D algorithms in dynamic environment [J]. International Conference on Current Research in Computer Science & Information Technology. IEEE, 2017:145-150.
- [19] FRANCIS A, FAUST A, CHIANG H L, et al. Long-range indoor navigation with PRM-RL [J]. IEEE Transactions on Robotics: A publication of the IEEE Robotics and Automation Society, 2020(4):36.
- [20] 伍永健,陈跃东,陈孟元. 改进 QPSO 和 Morphing 算法下移动机器人混合路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2):295-301.
WU Y J, CHEN Y D, CHEN M Y. Improved hybrid path planning for mobile robots with QPSO and Morphing algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2):295-301.
- [21] 黄梦涛,连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
HUANG M T, LIAN Y X. Improved Canny operator-based surface defect detection for lithium battery electrode[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.

作者简介



谢赛宝,河南科技大学硕士研究生在读,主要研究方向为移动机器人。

E-mail: 983897532@qq.com

Xie Saibao is a M. Sc. candidate in Henan University of Science and Technology. His main research interest includes mobile robot.



刘春阳(通信作者),副教授,硕士生导师,主要研究方向为机器人环境感知技术、机械设备状态监测及故障诊断技术。

E-mail: chunyangliu@haust.edu.cn

Liu Chunyang (Corresponding author), associate professor, master's supervisor. His main research interests include robot environment sensing technology, mechanical equipment condition monitoring and fault diagnosis technology research.