

基于视觉深度学习的机器人环境感知及自主避障<sup>\*</sup>吴亚辉<sup>1</sup> 刘春阳<sup>2</sup> 谢赛宝<sup>1</sup> 班宇煊<sup>1</sup> 隋新<sup>2</sup> 黄艳<sup>1</sup> 张毅晖<sup>1</sup>

(1. 河南科技大学 机电工程学院 洛阳 471003; 2. 河南省机械设计及传动系统重点实验室 洛阳 471003)

**摘要:** 动态避障是机器人实现自主移动、安全行走的关键,面对复杂多变的室内场景,机器人需要能够及时检测到障碍物并动态规划安全的行走路线。利用 RGB-D 深度相机和 IMU 单元建立机器人环境感知系统,为机器人提供三维视觉和姿态角度等多模态信息。首先构建基于 YOLOv4 改进的目标检测模型,通过 YOLOv4-M 目标检测算法对彩色图像中的障碍物进行识别;将彩色图与深度图对齐,获取障碍物的尺寸信息以及机器人与障碍物的空间距离;根据机器人的实时姿态角度和对周围障碍物的识别信,建立基于改进的人工势场法避障决策模型,解决总势场计算陷入局部极小解的问题,动态规划行走路径,并将决策结果发送到机器人底盘控制单元,从而实现机器人在陌生场景中的自主运动。通过仿真分析及实物实验表明该方法可以实现机器人的自主避障。该方法的研究为机器人仅依赖视觉和惯导传感器就可以实现障碍物识别和自主移动避障提供了依据和参考。

**关键词:** 自主移动机器人;深度相机;目标检测;人工势场;避障决策

**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

## Mobile robotic perception and autonomous avoidance based on visual depth learning

Wu Yahui<sup>1</sup> Liu Chunyang<sup>2</sup> Xie Saibao<sup>1</sup> Ban Yuxuan<sup>1</sup> Sui Xin<sup>2</sup> Huang Yan<sup>1</sup> Zhang Yihui<sup>1</sup>

(1. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China;

2. Henan Province Key Laboratory of Mechanical Design and Transmission System, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** Dynamic obstacle avoidance is the key to the robot's autonomous movement and safe walking, in the face of complex and changeable indoor scenes, the robot needs to be able to detect obstacles in time and dynamically plan a safe walking route. RGB-D depth camera and IMU unit was used to establish a robot environment perception system, multi-modal information such as three-dimensional vision and attitude angle were provided to the robot. At first, build an improved target detection model based on YOLOv4, The YOLOv4-M target detection algorithm was proposed to identify and locate obstacles in color images, and the depth map was aligned with the color map in order to calculate the size information of the obstacle and the distance information between the robot and the obstacle. The model of obstacle avoidance was built on modified artificial potential field method with the obstacle information in the environment and the posture and angle information of the robot movement, to solve the problem that the calculation of the total potential field falls into a local minimum solution. The model was designed with dynamic programming of the walking path, and the decision result was send to the robot chassis control unit to realize the autonomous movement of the robot in unfamiliar scenes. Simulation analysis and physical experiments show that this method can realize autonomous obstacle avoidance of robots. The research of this method provides a basis and reference for the robot to realize obstacle recognition and autonomous movement avoidance by relying only on vision and inertial navigation sensors.

**Keywords:** autonomous mobile robot; depth camera; target detection; artificial potential field; obstacle avoidance decision

## 0 引言

日前,自主移动机器人逐渐应用于道路巡检、环境勘

探、室内巡检、安全防护、引导服务等领域。在未知环境中,自主移动机器人通常采用激光雷达、视觉相机、惯性导航等传感器对周围物体进行环境感知,建立避障决策模型,并实

收稿日期:2021-09-18

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金项目(62005077)、河南省科技攻关计划(工业领域)项目(192102210141)、河南省高等学校青年骨干教师培养计划(2019GGJS082)资助

时动态规划最优行走路径。但由于激光雷达成本较高,基于视觉的环境感知成为机器人移动避障的低成本解决方案首选。李娟等<sup>[1]</sup>采用视觉方法获取障碍物信息并利用模糊控制算法实现自主避障。李卫硕等<sup>[2]</sup>采用激光雷达提出基于 BP 神经网络的避障算法;彭缓缓等<sup>[3]</sup>采用视觉方法指导机器人导航避障;王天涛等<sup>[4]</sup>针对双目视觉避障的实时与准确性问题,采用图像增强、种子填充、边缘检测等算法来提取障碍物轮廓以及位置信息,进而实现避障;迟旭等<sup>[5]</sup>采用改进 A\* 算法进行机器人避障解决了 A\* 算法会出现的碰撞和规划失败的问题。基于视觉的机器人感知和避障,虽然取得了一些研究成果和应用,但仍然存在动态避障适应性不足、不能识别出障碍物类别及目标检测算法精度低、实时性差等问题。

本文针对室内场景下自主移动机器人的环境感知和自主避障展开研究,重点解决障碍物的目标检测识别精度不足以及自主避障策略的问题。选用 RGB-D 深度相机和惯性测量装置(inertial measurement unit,IMU)模块,设计自主移动机器人环境感知系统,针对室内环境中物体复杂多变的特点,构建室内环境的目标检测数据集,并改进图像预处理方法,在改进原网络模型基础上提出改进的目标检测算法(YOLOv4-M)进行障碍物的训练及识别;系统利用彩色图进行障碍物的目标检测,结合深度图获取障碍物的距离及尺寸信息,同时结合 IMU 单元获取机器人位姿信息,建立基于人工势场法的避障决策模型,通过仿真及实际实验验证该方法的可行性,实现了移动机器人的动态路径规划和自主避障。

## 1 移动机器人设计

### 1.1 硬件设计

为实现基于视觉的移动机器人对周围环境的感知和动态避障研究,设计的四轮驱动的移动机器人实验平台主要由机器人底盘、深度相机模块、惯性导航模块、电源模块、通信模块以及主控模块等组成,其中主控模块采用英伟达的 Jetson TX2 模块(NVIDIA TX2, TX2)作为主控计算机,负责对深度相机和惯性导航模块的采集数据进行处理,板载的图形处理器(graphic processing unit, GPU)单元可以加速神经网络的推理速度,实现端侧的实时目标检测与识别;图像采集模块采用 Realsense D435i 深度相机,可获取视场内场景的左右双目相机图像、彩色图像及深度图像;惯性导航模块采用陀螺仪、加速度计、电子罗盘和全球定位系统(global positioning system, GPS)单元集成的惯性测量单元传感器,获取移动机器人的角速度、角度等姿态信息和位置信息;电源模块负责为各部分器件供电,通信模块负责实现机器人与服务器的远程通讯和交互。

系统的硬件结构如图 1 所示,图 2 为移动机器人系统的实物图。为实现移动机器人行驶的机动性和灵活性,机器人的驱动结构采用四轮差速转向驱动。为了避免机器人

自主移动时出现意外,保障机器人的安全,机器人还设计有遥控系统,方便机器人的远程操控。

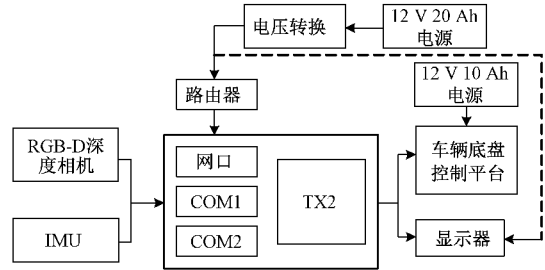


图 1 机器人系统硬件结构



图 2 移动机器人系统实物图

D435i 深度相机是设计的机器人系统主要的环境感知单元,可以获取 1080P 彩色图像、左右双目图像和 720P 深度图像,其深度测量原理为双目测距原理,通过左右双目图像的特征点匹配,形成视差图,并根据三角测距原理得到深度图。相机内置的红外激光发射器,可发射出红外结构光点阵,以增强被测物体的反射,提升平面或低反射率目标的深度测量效果。同时,强大的内置处理器,可以实现彩色视频流与深度流的对齐输出。相机的主要性能参数如表 1 所示。

表 1 D435i 深度相机的性能参数

| 型号          | 参数                                 |
|-------------|------------------------------------|
| 彩色图分辨率      | 1 920×1 080 30 fps                 |
| 深度图分辨率      | 1 280×720@30 fps<br>848×480@90 fps |
| 彩色图视场角(FOV) | 69.4°×42.5°×77°(±3°)               |
| 深度图视场角(FOV) | 87°±3°(H)×58°±1°(V)×<br>95°±3°(D)  |
| 数据传输        | USB3.0                             |
| 深度范围/m      | 0.3~10                             |

IMU 惯导模块集成高精度的陀螺仪、加速度计、地磁场传感器,采用高性能的微处理器和先进的动力学解算与卡尔曼动态滤波算法<sup>[6]</sup>,能够快速求解出模块当前的实时运动姿态,为后续移动机器人的避障提供各姿态角度信息,其加速度为  $\pm 2/4/8/16$  g,角度为  $\pm 180^\circ$ ,角速度为  $\pm 250/500/1\ 000/2\ 000^\circ/\text{s}$ 。

## 1.2 软件设计

系统软件运行在主控模块 TX2 上,采用 PyQt5 编写界面<sup>[7]</sup>,实现移动机器人的环境信息采集、数据可视化监控以及底盘的运动控制,显示界面如图 3 所示。其中,界面左侧为图像显示区域,用于显示相机获取的周围环境信息及目标检测结果;界面中间部分为传感器信息显示区域,显示通过数据解析得到的锂电池电量信息及机器人位置姿态信息;右侧为移动机器人的运动控制区域,分为手动控制和自动控制,手动控制状态下,可通过滑块,调节机器人底盘的行走速度,通过按钮来控制运动方向;自动控制状态下,机器人通过对障碍物进行识别,自主规划路径并自动避障移动。同时在机器人显示界面设置急停控件,在不使用遥控器的情况下,也可以可对机器人实行急停操作,以应对突发状况。

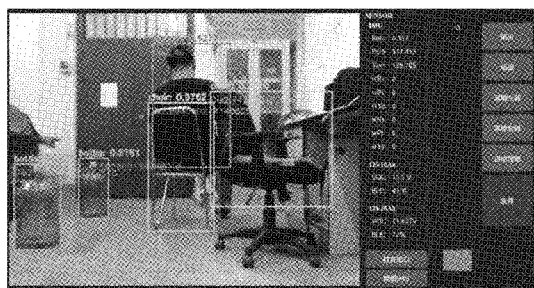


图3 上位机显示界面

控制系统软件程序开发流程如图 4 所示。

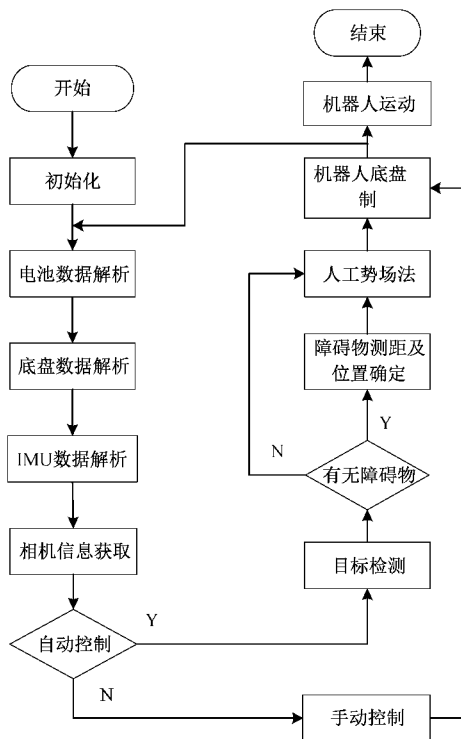


图4 上位机开发

移动机器人的底盘采用嵌入式单片机 (STM32) 作为控制器,通过异步传输标准接口 (RS232) 进行串口通信与 TX2 进行数据交互,图 5 为机器人底盘的控制程序流程。通过对串口通信的报文进行解析,STM32 控制器获取电机的转速数据,通过脉冲宽度调制方式控制电机转速,并根据编码器数据进行比例-积分-微分 (proportional integral derivative, PID) 调节,实现自主移动机器人的平稳运动控制。

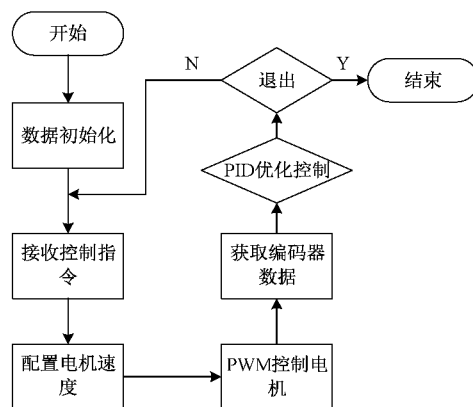


图5 机器人底盘控制

## 2 障碍物检测识别

障碍物检测算法简而言之即为目标检测算法,目标检测主要分为传统的和基于深度学习的,基于深度学习的目标检测算法通常为基于区域的卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 算法和基于回归的目标检测算法<sup>[8-9]</sup>。基于区域的卷积神经网络,如 R-CNN<sup>[10]</sup> (regions with CNN features, R-CNN)、Fast-RCNN<sup>[11]</sup>、Faster-RCNN<sup>[12]</sup> 等目标检测算法,鲁棒性高,但时间效率较低;基于回归的目标检测算法,有 YOLO (you only look once) 系列检测算法 YOLOv2<sup>[13]</sup> (YOLO9000, YOLOv2)、YOLOv3<sup>[14]</sup>、YOLOv4<sup>[15]</sup> 等,可用于实时的目标检测。

本文在改进 YOLOv4 算法基础上,提出 YOLOv4-M 目标检测模型,实现机器人的环境感知和对障碍物的识别定位。首先通过深度相机获取的彩色图像进行障碍物的目标检测,然后利用深度图进行障碍物的测距,根据检测结果及距离测量结果,计算出在相应距离阈值下的障碍物尺寸,再利用人工势场法规划运动轨迹,实现机器人自主避障。系统采用的方法原理如图 6 所示。

对目标检测模型及其实现方法的改进主要包括:

### 1) 数据集的增强

针对室内环境复杂多变、光照变换明显、容易障碍物遮挡且数据有限等特点,采集可能出现的环境场景图像及障碍物构建数据集,利用 labelImage 软件对构建的数据集图片进行标注,并通过图像镜像、旋转、亮度调节等数据增强方式,对数据集进行扩充。

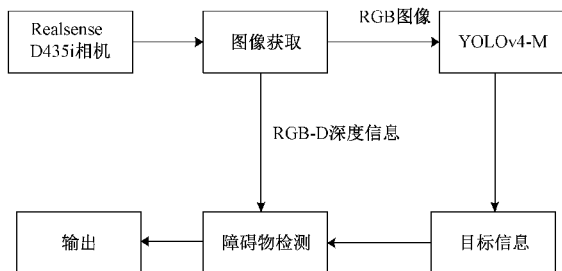


图 6 障碍物检测原理

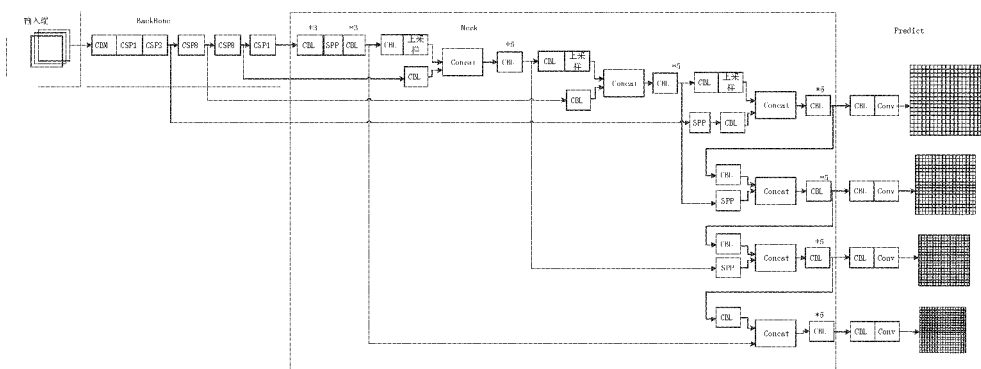
## 2) 先验框的优化

根据自制的室内环境数据集目标物体不同尺寸、大小不均衡的特点,采用 K 均值聚类(K-means)获取数据集的

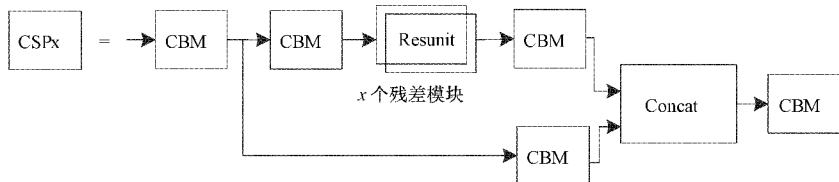
先验框,根据不同的输出尺度进行先验框的获取。

## 3) 模型结构的改进

为了提升障碍物目标多尺度检测的精度,改进的 YOLOv4-M 目标检测模型在原来 3 个特征尺寸的基础上添加新的检测层,在每个检测层前添加空间金字塔池化结构(spatial pyramid pooling, SPP),先将  $76 \times 76$  的 PANet 层进行卷积及上采样,使得其大小为  $152 \times 152$ ,将上采样的结果与 CSPDarknet53 的  $152 \times 152$  输出层进行拼接,再将其进行 5 次卷积输出到 Head 模块进行输出;同时  $76 \times 76$  检测层在原来数据后与  $152 \times 152$  的输出进行拼接,对拼接结果进行 5 次卷积输出。如图 7 所示为 YOLOv4-M 目标检测模及各模块网络结构。



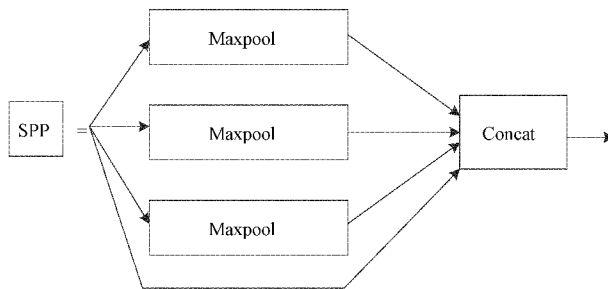
(a) YOLOv4-M 目标检测模型



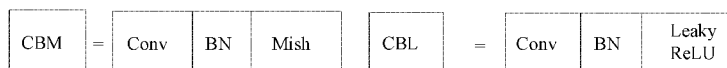
(b) CSPx 模块



(c) 残差模块



(d) SPP 模块



(e) CBM 模块

(f) CBL 模块

图 7 模型结构

其中,批量正则化(batch norm, BN)、路径聚合网络(path-aggregation neck, PAN)、向量卷积运算(Conv)、Maxpool(最大池化)、Resunit(残差模块)、Concat(数据拼接)、Mish和Leaky ReLU为激活函数。

### 3 避障决策

目前移动机器人自主避障算法有基于机器学习的方法,该方法对硬件要求比较高且较复杂;基于几何模型搜索的A\*算法、D\*算法等多应用于静态路径规划;基于人工势场法的避障算法结构简单、计算量小、反应速度快且规划结果安全可靠,适用于自主移动的机器人实时避障,因此本文采用人工势场法进行机器人的避障规划决策,以快速建立机器人的自主避障系统。

人工势场法(artificial potential field method)进行机器人的路径规划及避障,是基于移动机器人在人工势场中的受力情况进行规划,原理如图8所示。

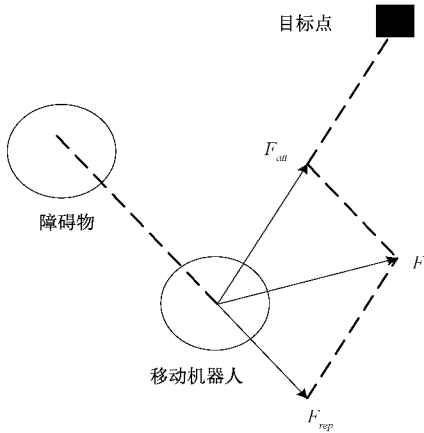


图8 机器人在人工势场中受力示意图

具体实现方法为:首先在移动机器人运行环境空间中构建一个人工虚拟势场,该势场由两部分组成:1)目标点对移动机器人产生的引力势场 $U_{att}$ ,由此产生引力 $F_{att}$ ,其方向由机器人指向目标点;2)由障碍物对移动机器人产生的斥力势场 $U_{rep}$ ,由此产生斥力 $F_{rep}$ ,方向为由障碍物指向机器人。运行空间的总势场为斥力场和引力场共同叠加作用。从而通过引力 $F_{att}$ 和斥力 $F_{rep}$ 的合力 $F$ 来控制移动机器人的移动。

引力势场函数 $U_{att}$ 及引力 $F_{att}$ 为<sup>[16]</sup>:

$$U_{att}(x) = k \|x - x_g\|^2 / 2 \quad (1)$$

$$F_{att}(x) = -grad[U_{att}(x)] = -k \|x - x_g\| \quad (2)$$

斥力势场函数 $U_{rep}$ 及斥力 $F_{rep}$ 表示为<sup>[16]</sup>:

$$U_{rep} = \begin{cases} p/2 * (1/d - 1/d_0)^2, & d < d_0 \\ 0, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (3)$$

$$F_{rep}(x) = -grad[U_{rep}(x)] = \begin{cases} p/d^2 * (1/d - 1/d_0), & d < d_0 \\ 0, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $k$ 为引力势场的正比例增益系数; $\|x - x_g\|$ 为机器人与目标点之间的相对距离; $p$ 为斥力场比例增益系数; $d$ 为机器人与障碍物之间的距离; $d_0$ 为斥力势场会对机器人产生影响的距离阈值,也即对机器人产生影响的作用半径。

根据斥力势场、引力势场、斥力及引力,可以得到全局势场函数 $U(x)$ 及合力 $F$ 为:

$$U(x) = U_{att}(x) + U_{rep}(x) \quad (5)$$

$$F(x) = F_{att}(x) + F_{rep}(x) \quad (6)$$

得到合力后,将合力拆分成水平 $x$ 和 $y$ 两个分量,再做三角函数,就可以获得实际应该前进的方向。

传统的人工势场法存在局部极小值问题<sup>[17]</sup>。在机器人避障中,由于深度相机的视场角范围有限,实时构建地图中障碍物点为有限点,且由于摄像头拍摄障碍物均为正前方出现,计算总势场时很容易出现陷入局部极小解的问题。为了解决此问题,在原有算法上进行改进:通过将障碍物周边小范围内设置为死点距离,当机器人进入此距离时,默认进入死点,此时取本次识别的障碍物中点为障碍物中心,计算中心点和本身坐标与目标点的夹角,根据两角度大小及障碍物与边界距离,决定机器人初次转向一定角度,直至离开死点距离为止,若直至边界仍未脱离死点距离,则反向运动,直至脱离死点距离,或运动到另一边,此时判定为死路,运动停止,从而实现机器人的自主避障。

如图9所示为脱离死点流程,设到达障碍物的死点距

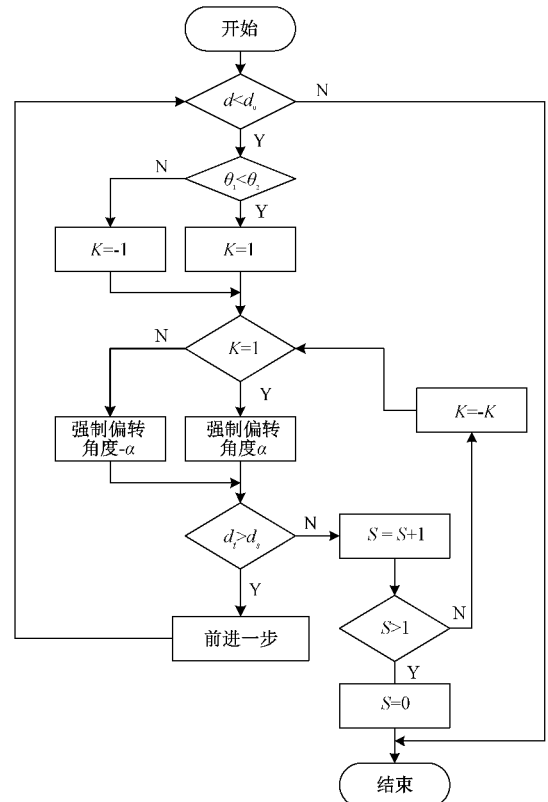


图9 脱离死点流程

离为  $d_0$ , 距离障碍物的真实距离为  $d$ , 到边界的安全距离为  $d_s$ , 距边界实际距离为  $d_i$ , 目标点坐标为  $(X, Y)$ , 当前障碍物中心点坐标为  $(x_0, y_0)$ , 当前机体坐标为  $(x, y)$ 。

则由  $\theta = \arctan\left(\frac{Y-y}{X-x}\right)$ , 可求得机体与目标点夹角及障碍物中心点与目标点夹角分别为  $\theta_1, \theta_2$ 。

如图 10 所示为改进前后避障结果。改进前受引力及各点斥力综合影响会在某一点出现合力为 0 的情况, 导致避障失败, 改进后则可以顺利绕过障碍。

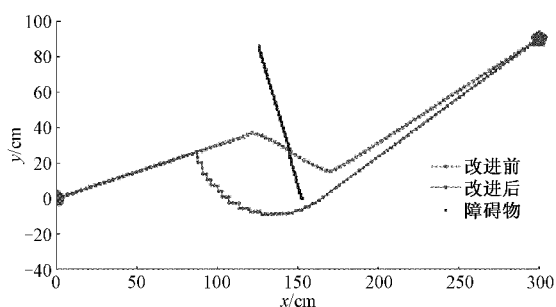


图 10 人工势场改进前后避障效果对比

通过对机器人环境中的障碍物进行检测, 从而再利用人工势场法实现机器人的自主行走与避障。图 11 为机器人结合障碍物检测及避障流程, 首先进行目标区域的确认, 同时计算目标区域对机器人的引力; 对获取的图像信息利用 YOLOv4-M 目标检测算法进行障碍物目标检测, 根据检测结果获取障碍物的距离, 同时在设定阈值下获取障碍物尺寸及在相机坐标系下的坐标值; 根据获取的障碍物结果进行坐标变换, 同时计算障碍物斥力; 利用引力与斥力计算合力, 根据合力结果及步长计算下一位置的坐标同时不断更新所有的坐标, 控制机器人在最短的路径中躲避障碍物走到目标区域。

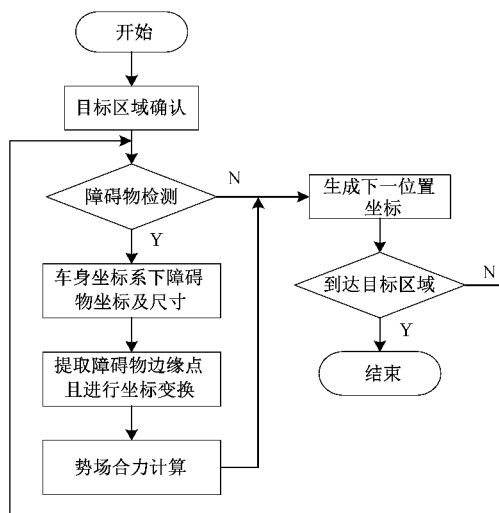


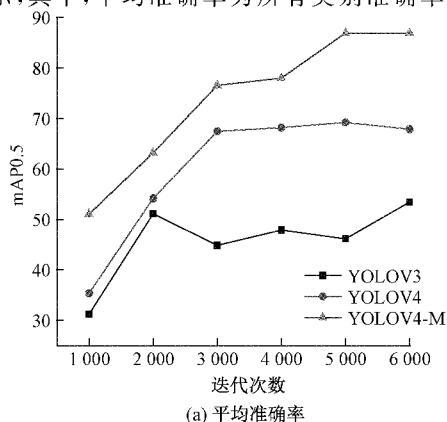
图 11 机器人避障流程

## 4 实验与分析

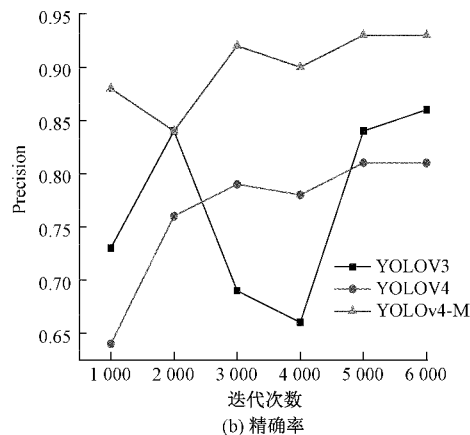
### 4.1 障碍物检测结果分析

算法实现平台: Ubuntu18.04 TLS 操作系统, YOLOv4 在训练前需对配置文件相关参数进行设置, 将批处理尺寸设置为 64, 最大迭代次数设置为 6 000, 动量设置为 0.940, 学习率设置为 0.001, 衰减次数设置为最大迭代次数的 80% 和 90%。

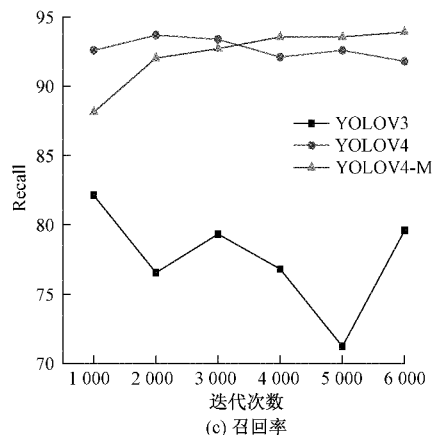
为验证改进后的算法与原始算法的对比效果, 本文以相同数据分别使用 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-M 进行模型训练和测试, 在相同测试机下对比。精度评估分析如图 12 所示, 其中, 平均准确率为所有类别准确率的平均



(a) 平均准确率



(b) 精确率



(c) 召回率

图 12 精度评估

值,准确率是指在所有判断中有多少判断准确;精确率表示预测为正的样本中有多少是对的;召回率表示被正确定位识别的目标占总目标数量的比例。从图12中可以看出,YOLOv4-M曲线整体呈上升趋势且高于YOLOv3、YOLOv4算法。表2为不同模型的检测结果对比,YOLOv4-M模型检测结果相较YOLOv3、YOLOv4在0.5阈值下、0.75阈值下及整体的准确率都有所提高,AP0.5从53.43%到88.05%,AP0.75从12.36%到60.55%,AP由80%提高到91%,实时速度达到30 FPS,可以实现机器人的实时障碍物检测。

表2 不同网络模型检测结果比较

| 模型        | AP0.5 | AP0.75 | Recall | AP    | F1    |
|-----------|-------|--------|--------|-------|-------|
| YOLOv3    | 53.43 | 12.36  | 50.00  | 80.00 | 62.00 |
| YOLOv4    | 68.30 | 31.07  | 76.00  | 82.00 | 79.00 |
| YOLOv4-t1 | 73.51 | 26.15  | 90.75  | 86.00 | 76.00 |
| v4-t1-spp | 72.55 | 32.18  | 66.00  | 88.00 | 76.00 |
| YOLOv4-M  | 88.05 | 60.55  | 84.00  | 91.00 | 88.00 |

#### 4.2 机器人避障结果分析

利用搭建的移动机器人在实际环境中进行自主避障实验,在机器人前进方向设置障碍物,通过机器人的环境信息获取、障碍物检测以及避障策略实现实际环境中的移动机器人避障,并对结果进行分析。

实验过程中,斥力增益系数 $p$ 与引力增益系数 $k$ 共同决定机器人的局部走向,近起点位置引力增大,斥力过小会导致接触障碍物,近目标点引力减小,斥力过大很容易出现无法达到目标点,因此,需要根据距离大小调整参数。同时,斥力影响范围决定机器人转弯半径及同时受到力函数的多少,影响范围越大,转弯半径越大,受到的力越多,反之亦然,需根据实际车体及空间情况加以计算。如图13所示为不同斥力影响范围的避障结果。惯导传感器的精度及传输速度会直接影响转弯效率以及最终偏差情况。相机识别情况直接决定了障碍物位置,识别结果的准确与否可结合斥力影响范围一起共同决定机器人转弯半径。

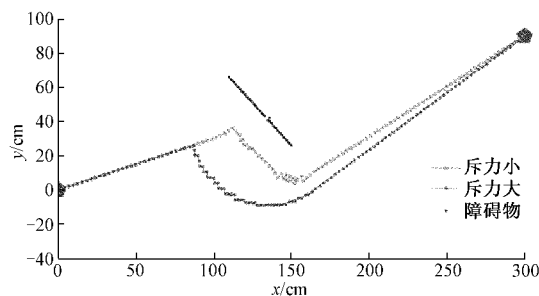
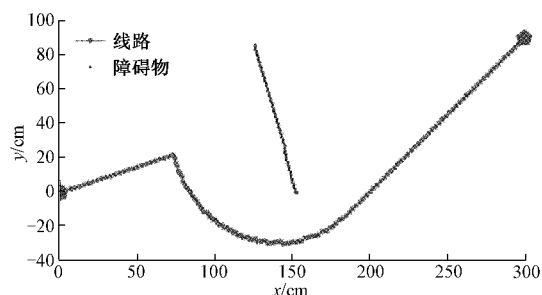


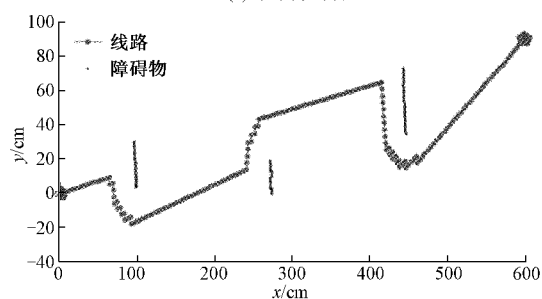
图13 斥力影响

图14为避障实验中机器人运行轨迹。图14(a)显示为单个障碍物运行轨迹,图14(b)为3个障碍物前后交叉

放置,前后距离1 m,大圆曲线为机器人避障轨迹,将障碍物放在机器人前进方向上,移动机器人行走过程中不断进行目标检测,识别出障碍物并确定位置,执行避障策略不断调节自身姿态躲避并远离障碍物,在躲避障碍物后按最优路径行驶到达目标位置。



(a) 单个障碍物



(b) 多个障碍物

图14 移动机器人运行轨迹

#### 5 结 论

本文搭建了自主移动机器人,研究了基于视觉的目标检测算法和路径规划算法,并进行了试验验证。研究结果如下:

1)建立YOLOv4-M目标检测模型进行障碍物的感知检测。针对室内环境构建目标检测数据集,并进行数据增强处理,利用K-means聚类对自制数据集进行数据集先验框的优化设计,通过增加检测层,建立YOLOv4-M目标检测模型进行训练测试,试验结果证明该算法在AP0.5阈值下可达到88.05%,实时速度为30 FPS,有效提升了实时障碍物检测的精度。

2)改进人工势场法进行动态路径规划。利用检测出的目标障碍物距离信息以及机器人自身的姿态信息,利用人工势场法进行机器人避障,并针对视觉范围限制计算总势场出现陷入局部极小解的问题,改进原有人工势场算法,设置死点距离,通过计算障碍物及机器人与目标点的夹角和障碍物与边界距离,实现机器人的动态高效自主避障。

3)通过室内场景下机器人避障实验,验证了YOLOv4-M目标检测模型及改进的人工势场法路径规划算法的实际应用效果,实现了机器人的自主感知和动态避障。

## 参考文献

- [1] 李娟, 秦伟. 基于视觉的移动机器人避障控制系统设计[J]. 机床与液压, 2021, 49(15): 24-28.
- [2] 李卫硕, 孙剑, 陈伟. 基于BP神经网络机器人实时避障算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 204-211.
- [3] 彭缓缓, 郭毅锋, 李健, 等. 智能移动机器人的多传感器控制避障研究[J]. 机械设计与制造, 2021(1): 259-262.
- [4] 王天涛, 赵永国, 常发亮. 基于视觉传感器的障碍物检测[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(4): 180-183.
- [5] 迟旭, 李花, 费继友. 基于改进A\*算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- [6] 刘春阳, 徐军领, 程洪涛, 等. MPU9250传感器的姿态检测与数据融合[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2015, 36(4): 14-17, 22.
- [7] 刘春阳, 王张飞, 隋新, 等. 车道保持辅助系统数据可视化及控制策略[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2021, 42(4): 21-27.
- [8] 卢笑, 曹意宏, 周炫余, 王耀南. 基于深度强化学习的两阶段显著性目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 34-42.
- [9] 张培培, 王昭, 王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 34-39.
- [10] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [11] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [12] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE, 2017: 6517-6525.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv E-prints, 2018, ArXiv:1804.02767.
- [15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv E-Prints, 2020, ArXiv: 2004.10934.
- [16] 张大志, 刘万辉, 缪存孝, 等. 全向移动机器人动态避障方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(6): 1115-1123.
- [17] 张涛, 张震. 基于混合算法的安防巡检机器人避障路径规划[J]. 电子测量技术, 2020, 43(13): 67-71.

## 作者简介

吴亚辉, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、基于传感器融合的环境感知技术。

E-mail: wyhkd@163.com

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