

王文富, 赖志杰, 李明昊, 等. 基于 YOLOv5s 与 TGAM 的玩具收纳机器人[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(12): 171-178.
DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.251226

基于 YOLOv5s 与 TGAM 的玩具收纳机器人

王文富, 赖志杰, 李明昊, 廖成林, 贾伟, 孙嘉俊, 陈宇航, 肖清泉

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 传统室内玩具收纳工作是对散落玩具发现、拾取和分类收纳的过程, 繁琐重复, 需要耗费大量时间成本, 本文设计了一款用于室内玩具自动收纳的机器人。首先, 训练单阶段神经网络 (YOLOv5s), 实现多种玩具的检测与识别; 其次, 利用该识别结果及检测的玩具坐标信息构建六轴机械臂 DH (Denavit-Hartenberg) 参数模型, 实现玩具的抓取和放置; 最后, 通过机器人控制系统 (Robot Operating System, ROS) 实现基于激光雷达数据的二维地图重建、自主避障规划路线。在 3.6 m × 6.6 m 的室内环境进行玩具收纳实验, 实验结果表明玩具的识别率达到 80.6% ~ 92.1% 之间, 并且在 17.3 min 内完成了 5 个玩具收纳任务。

关键词: YOLOv5s; 机器人控制系统; 六轴机械臂; 玩具收纳

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-2163(2025)12-0171-08

A toy-organizing robot based on YOLOv5s and TGAM

WANG Wenfu, LAI Zhijie, LI Minghao, LIAO Chenglin, JIA Wei, SUN Jiajuan, CHEN Yuhang, XIAO Qingquan

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Conventional indoor toy organization typically requires a person to locate, collect, and categorize scattered toys—a tedious and repetitive task that demands considerable time and effort. To address this challenge, this study presents an automated indoor toy-organizing robot. First, a single-stage neural network (YOLOv5s) was trained to detect and classify multiple toy categories. Second, the detected objects and their corresponding spatial coordinates were used to construct a Denavit-Hartenberg (DH) parameter model for a six-axis robotic arm, enabling precise grasping and placement of toys. Third, functional packages within the Robot Operating System (ROS) facilitated 2D map reconstruction using LiDAR data and supported autonomous path planning with obstacle avoidance. Experimental validation was conducted in a 3.6 m × 6.6 m indoor environment. The system achieved toy recognition rates ranging from 80.6% to 92.1% and successfully completed five full organizing tasks in 17.3 minutes.

Key words: YOLOv5s; robot operating system; six-axis robotic arm; toy organizing

0 引言

随着人们生活水平的提高, 家庭玩具的数量显著增加。玩具一般是由家长在儿童玩耍后负责收纳, 消耗家长较多时间, 且对残障人士多有不便。因此, 设计的自主玩具收纳机器人具有重要的应用价

值。图像识别方法是实现玩具收纳的核心, 李娜等^[1]提出基于传统形态学图像识别方法对算力要求低, 但由于其处理流程固定, 适用性低, 面对多种玩具分类任务时调参步骤繁杂。郝琨等^[2]提出传统的数字仪表识别方法, 虽然对计算资源要求较低, 但其模板制作复杂、识别速度较慢, 对变形字符

基金项目: 大学生创新创业训练计划 (贵大(省)创字[2022]056号); 大学生研究训练计划 (SRT) (贵大[2022]041号); 贵州省智慧化服务工程研究中心项目 (2203-520102-04-04-298868)。

作者简介: 王文富 (2002—), 男, 本科生, 主要研究方向: 微电子与微系统; 赖志杰 (2004—), 男, 本科生, 主要研究方向: 物联网嵌入式系统设计; 李明昊 (2002—), 男, 本科生, 主要研究方向: 集成电路, 生物医学工程, 电路与系统; 廖成林 (2002—), 男, 本科生, 主要研究方向: 微电子学与固体电子学; 贾伟 (1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 智能机器人; 孙嘉俊 (2005—), 男, 本科生, 主要研究方向: 集成电路; 陈宇航 (2003—), 女, 本科生, 主要研究方向: 集成电路。

通信作者: 肖清泉 (1970—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 光电材料与光电器件, 大数据分析与应用。Email: qqxiao@gzu.edu.cn。

适应性差,适用范围有限,且对噪声的鲁棒性较低。近年来,深度学习方法以快速和高准确性的特点在图像识别领域大放异彩,2016年 Redmon 等^[3]在之前 Girshick^[4-5]提出的 R-CNN 和 FAST R-CNN 这类双阶段结构的基础上进行创新,提出了单阶段神经网络,从而极大地提高了图像识别的速度;在2017年 Redmon 等^[6]提出 YOLO9000 模型,通过对数据集的锚框进行聚类,提升了对小尺寸目标的识别效果,提高了模型的识别精度;2017年,Redmon 等^[7]发布 YOLOv3 模型,通过引入特征金字塔结构,提高了对多尺度目标的识别效果;Bochkovskiy 等^[8]提出的 YOLOv4 模型,保留了 YOLOv3 头部网络结构,同时通过引入空间金字塔池化增大感受野,并采用多种数据增强方法,这些改进在不增加推理成本的前提下,有效提升了模型性能;Ranjan^[9]提出 YOLOv5 模型,在骨干结构中引入注意力模块,通过对降维后的输入特征图进行加权,在减少计算量的同时,有效提升了模型的感受野;张世强等^[10]在 YOLOv5 模型中加入改进的选择性内核注意力机制,提高了模型的利用频率特征效率,优化了模型表达能力;Yu 等^[11]在 YOLOv5s 的 Neck 层引入 GSConv 轻量级卷积方法和 Slim-Neck 方法,在保证实时性同时提高了识别准确率;李坤亚等^[12]在 YOLOv5 的主干网络引入通道-全局注意力机制,增强了对不同尺度目标的特征提取能力,抑制冗余信息的干扰。

2010年,Steve^[13]设计的 PR2 是早期搭载 ROS 的机器人,配置了两条七关节手臂,并配有全向移动平台,具备丰富的功能,但其体积较大不适合家用;Bohren 等^[14]对 PR2 进行了深入的性能测试,使用了包括动态障碍物、冰箱、饮料类型和人脸等图像信息的数据集,结果表明机器人能够在这些条件下高重复性、高稳定性地完成工作。机器人的发展方向为集成化和高可靠性;Pereira^[15]基于 ROS 开发了一款多模态的林业哨兵机器人,赋能林业机械的定位和信息收集能力;苏桐锬等^[16]设计的货运机器人实现了麦克纳姆轮和抬升、平移和夹爪机构的小型化组合,能够单次抓取或放置多个货物。本文设计的家用玩具收纳机器人相比于早期的仓储收纳机器人整体重量更轻并且空间利用率高。

本文采用 YOLOv5s 网络完成图像识别和分类任务,部署模型在边缘计算设备香橙派 5 上,实现实时的玩具检测和分析,无需依赖云端服务器或网络连接,提高了效率和可靠性;使用香橙派 5 强大的并

行 NPU (Neural Processing Unit) 加速和优化的 YOLOv5 模型结构,实现高精度的玩具识别,减少了误检和漏检的情况。该机器人系统利用激光雷达建立二维室内地图以适配不同环境,配合麦克纳姆轮底盘实现狭窄空间的灵活移动,加之六轴机械臂具备多种夹取姿态,能够满足家庭玩具收纳的需求,并开发了基于脑机接口的书写文字等辅助功能,为构成家用消费领域的智能化应用奠定基础。

1 玩具数据集构建

玩具数据集包括常见的熊玩偶、玩具车和芭比娃娃等 20 类玩具,每类 1 000 张共计 2 万张图片。首先,将所有图片通过 OpenCV 库打开,进行读取测试,删除 gif 动态图等无效格式;其次,将所有图片预处理,放缩到 640×640 像素,保证网络训练效果,采用 LabelImg 软件对数据图片进行标注,以 8:2 的比例划分为训练集、验证集。

对输入图片进行数据增强可以提高模型的鲁棒性和检测精度,如图 1 所示。本文采用 Jia 等^[17]提出的随机多尺度图像细节增强方法扩充玩具数据集,将结果统一放缩到 640×640 像素输入 YOLOv5s 网络训练。



图1 数据增强图像

Fig. 1 Data-enhanced image

2 机器人控制系统设计

2.1 玩具收纳机器人

智能收纳系统中的各个设备数据类型各不相同,为了解决各个功能设备的运行兼容问题和各个设备数据的机械结合问题,本文针对性地结合各个模块的设计导向设计了如图 2 所示的玩具收纳机器人功能与结构,包括脑电信号采集与调理模块、单片

机控制的麦克纳姆轮底盘运动模块、单片机控制的六轴机械臂抓取模块、香橙派 5 控制的激光雷达建

图和相机图像识别模块、电源的电池以及电源模块共 5 个部分。



图 2 玩具收纳机器人功能与结构框图

Fig. 2 Functional and structural block diagram of the toy organizing robot

玩具收纳机器人的运行环境在室内,对移动速度要求不高。但是室内存在座椅底下、门缝等这种狭小空间,因此需要高灵活度的移动模块。本文选择常用于仓库的麦克纳姆轮底盘实现全向移动,在室内瓷砖地面环境可以忽略其轮毂容易磨损的问题。为了保证机器人精确运动,选用霍尔传感器反馈电机的速度并且使用陀螺仪反馈机器人姿态,实时监测机器人的速度和姿态。

具有成熟运动学解算的六自由度机械臂作为玩具的抓取机构,使用大扭矩的耐烧舵机组装机械臂,能够一定程度防止机械臂负载较高时舵机发热烧毁;为了实现以重量为依据的卸货功能,设计了由单个舵机组合重量传感器的智能卸货模块。

利用激光雷达对室内环境进行二维重建并生成室内的数字孪生地图,利用地图和激光雷达数据的对比,能够实现实时定位,选取 USB 摄像头作为图像传感器。

由于上述模块实现功能还需要控制机发送驱动信号,所以对于运算能力要求较低的底层功能如驱动电机和舵机,使用单片机进行控制。对于运算能力要求较高的高级功能,如图像识别和自动导航等,使用单板计算机实现。为了减少机器人的体积,使用 Zigbee 串口进行单片机和单板计算机的通信信息无线传输。由于各个功能模块的供电标准不同,本文使用两种不同电压的大容量电池经过稳压后为各个模块供电。挑选的具体模块结构如图 3 所示。

玩具抓取和收纳动作不确定性较高,因此要求对应抓取和收纳机构具有较高的灵活性。本文选取



图 3 玩具收纳机器人具体结构

Fig. 3 Structure of toy organizing robot

2.2 TGAM 脑电控制模块设计

TGAM 脑机接口控制模块如图 4 所示。图 4

(a)为脑电信号传感器硬件部分,脑电信号传感器由 3 个直径为 12 mm 厚度为 2 mm 的圆柱状 AgCl

干电极、1个以TGAT芯片和BK3431S芯片为核心的TGAM蓝牙脑电模块、602030锂电池及TP4056电源管理芯片组成。



(a) 脑电信号传感器 (b) 传感器使用姿势

图4 TGAM脑机接口控制模块

Fig. 4 TGAM brain-computer interface control module

单EEG脑电通道有3个接触点,3个AgCl干电极分别放置在国际10-20系统电极放置法中的Fp1位置(EEG,脑电采集点)、A1位置(GND,地线点)和A2位置(REF,参考点)处^[18]。以512 Hz的采样率采集使用者左前额叶30~100 Hz的脑电信号与眼电(肌肉电)信号。佩戴传感器姿势如图4(b)所示。TGAM模块中的TGAT芯片是一个高度集成的单一芯片脑电传感器,可以对干电极采集的原始脑电信号通过硬件滤波与存算一体的方式处理得到各波段脑电波,并输出神念科技(Neurosky)获得专利技术的eSense参数。

使用TGAT芯片对原始脑电信号时域数据进行硬件傅里叶变换,从使用者脑电波频域数据中提取出 δ 波(0.5~2.75) Hz、 θ 波(3.5~6.75) Hz、low- α 波(7.5~9.25) Hz、high- α 波(10~11.75) Hz、low- β 波(13~16.75) Hz、high- β 波(18~29.75) Hz、low- γ 波(31~39.75) Hz、middle- γ 波(41~49.75) Hz,再分别计算每种波占脑电图信号能量的百分比,并将每种波对应的能量占比确定为脑电波频域特征数据^[19];TGAT芯片根据脑电波频域特征数据自动计算eSense指数。eSense指数用于描述被测对象的专注度和放松度,其计算公式如下式:

$$Pa = (m\gamma + n\beta + t\alpha) \times 100 \quad (1)$$

$$Pm = (x\theta + y\delta + z\alpha) \times 100 \quad (2)$$

其中,Pa表示专注度, γ 、 β 、 α 分别表示 γ 波、 β 波、 α 波占脑电图信号能量的百分比, m 、 n 、 t 分别表示 γ 波、 β 波、 α 波的权重;Pm表示放松度, θ 、 δ 、 α 分别表示 θ 波、 δ 波、 α 波的能量占比, x 、 y 、 z 分别表示 θ 波、 δ 波、 α 波的权重。

上述 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波的权重可以通过

层次分析法针对不同使用者个性化定制。Pa与Pm分别为0~100的具体数值。若 $Pa+Pm \leq 100$,则表明使用者处于疲劳状态;如果 $Pa+Pm > 100$,则表明使用者未处于疲劳状态^[20]。

3 实验及分析

3.1 神经网络训练结果分析

模型训练平台使用CPU为Intel(R) Xeon(R) Gold 5318Y CPU @ 2.10 GHz;GPU采用NVIDIA A40显卡,其显存为48 GB。迭代周期为300轮,批量大小为24,初始学习率为0.01,其余训练参数为默认值并且自动保存最后训练模型和最优模型。推理过程在香橙派5开发板上进行,GPU为ARM Mail-G610,CPU为Cortex-A76和Cortex-A55,内存为4 GB。模型运行环境的配置为Python3.9.17、Opencv4.8和RKNN ToolKit Lite2 V1.5.0。

为了选取适合边缘计算设备香橙派5的神经网络,保证推理效果较好,本文对比了不同神经网络在玩具数据集上的准确率和召回率等指标,各个网络模型在玩具数据集训练300轮的结果见表1。在相同YOLOv5网络中,准确率和召回率与模型参数数量成正比,参数量最多的YOLOv5x的召回率最高,但优化了算法的YOLOv8s的准确率最高为92.6%。参数量中等的YOLOv5m的 $MAP_{0.5}$ 和 $MAP_{0.5-0.95}$ 表现最好。

表1 训练结果参数

Table 1 Training result parameters

模型	准确率	召回率	$mAP_{0.5}$	$mAP_{0.5-0.95}$
YOLOv5n	89.21	86.93	92.25	72.70
YOLOv5s	91.33	88.72	93.29	76.57
YOLOv5m	91.53	89.65	93.87	78.48
YOLOv5l	91.57	89.40	93.52	77.90
YOLOv5x	92.02	89.76	93.57	77.93
YOLOv7	91.20	89.03	93.86	77.40
YOLOv8s	92.60	88.16	93.24	78.34

如图5所示,考虑YOLOv5s网络的损失曲线在300轮时仍未饱和,但是准确率在第180轮达到峰值后下降在第210轮后趋近饱和,并且准确率达到91.33%,因此训练周期300轮是合理的。图6中的YOLOv8s在准确率、召回率和 $MAP_{0.5}$ 中略微优于YOLOv5s,在 $MAP_{0.5-0.95}$ 得分大幅超过YOLOv5s,并且在训练过程中YOLOv8s的曲线也最开始收敛。综合考虑了准确率、召回率和MAP的变化情况,选取第180轮生成的YOLOv5s网络模型作为推理模型。

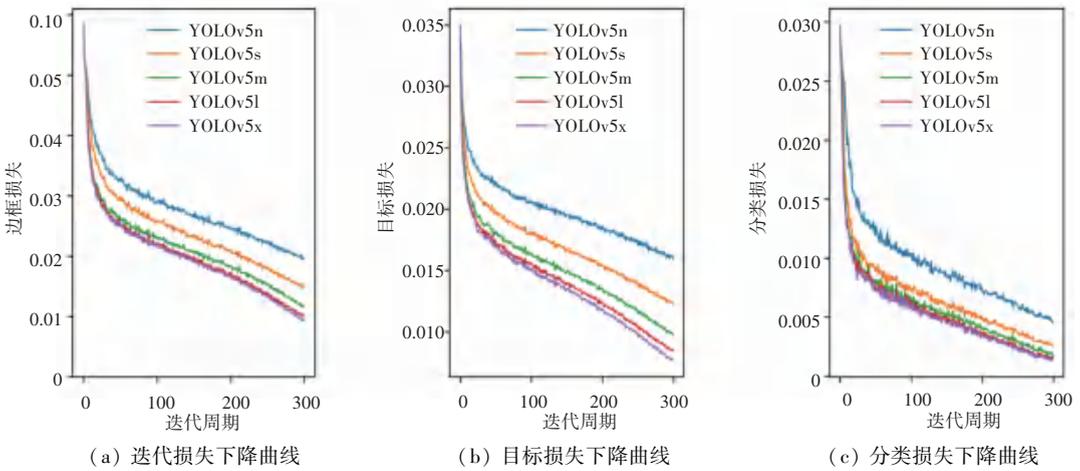


图 5 损失下降曲线

Fig. 5 Loss decline curves

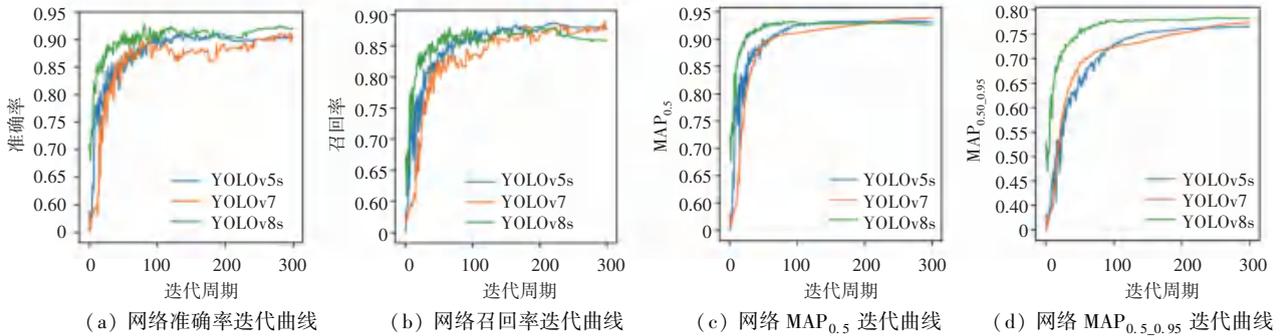


图 6 网络训练结果

Fig. 6 Network training results

通过在亮灯和熄灯的情况下对部分玩具类别的图片进行识别,判断模型的实际识别准确率, YOLOv5s 网络模型部署在香橙派 5 上的实际准确率见表 2。

表 2 YOLOv5s 模型实际准确率测试

Table 2 Actual accuracy test of the YOLOv5s model

类别	准确率(亮灯)/%	准确率(熄灯)/%
Aircraft	90.23	89.14
Ball	92.11	91.76
Beardoll	90.35	80.64
Catdoll	90.81	82.27
Dog doll	90.62	81.73

3.2 脑控写字实验

TGAM 脑机接口控制效果展示如图 7 所示。如图 7(a),当使用者眨眼时,前额产生的肌肉电信号会作为原始脑电信号时域数据的载波使原始数据波形中产生一个大振幅的波峰,通过对原始数据波形进行降噪和特征提取处理后,进行波峰检测即可得到使用者眨眼的时延。

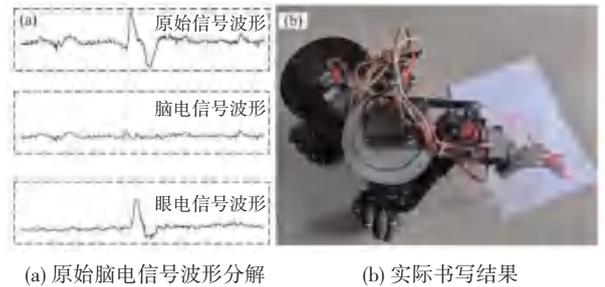


图 7 TGAM 脑机接口控制效果展示

Fig. 7 Demonstration of TGAM brain-computer interface control performance

通过编写下位机动作库,并建立与上位机指令的映射表,由上位机按规定的协议发送指令,可控制机器人完成预定的动作。本文以编写书写英文字符的动作库为例进行实验。首先,建立一个长度为 8 bit 的 FIFO 缓冲区,当上位机软件检测到使用者专注度大于 60 时,进入 ASCII 码读入程序,每 3 s 检测一次是否眨眼,若眨眼则读入 1,否则读入 0,读入的数据在 FIFO 缓冲区中移位存储;当使用者放松度大于 60 时,进入 ASCII 码读取程序,从 FIFO 缓冲

区中按序读取 8 bit 二进制数并按 ASCII 码表映射到对应的英文字符,再按之前建立的指令映射表向下位机发送对应的控制指令,使机器人完成对应英文字符的绘制,实际书写效果如图 7(b)所示。实验表明整个基于脑电与眨眼检测的交互系统从信号采集、处理到机器人控制的全链路是可行且能够实现预定功能的。

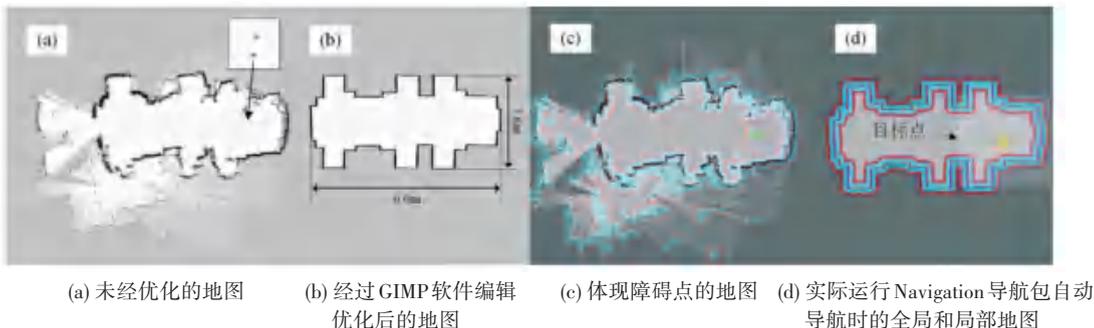


图 8 二维地图重建

Fig. 8 Two-dimensional map reconstruction

图 8(a)是建图后的未经优化的地图,其中有多处离散在自由空间的障碍点并且存在部分地图漂移到封闭图形外,偏离内部的部分地图可能是机器人的移动速度过快,造成建图过程中上下两帧激光雷达信息差距较大,系统认为是全新区域错误的覆盖了原有地图;图 8(b)是经过 GIMP 软件编辑优化后的地图,相比于图 8(a)整体更加平滑并且限制了出口;图 8(c)中这些障碍点体现在代价地图中凭空出现的障碍物,其通过影响蒙特卡洛定位功能,极大影响了路径规划的效率,这些实际不存在的噪点可能是香橙派 5 卡顿后使用了滞后的激光雷达信息造成的。图 8(d)为实际运行 Navigation 导航包自动导航功能时的全局和局部代价地图以及全局路径规划的展示。

在室内自动导航实验中,使用 gmapping 建图包结合激光雷达数据,成功在 $3.6\text{ m} \times 6.6\text{ m}$ 的室内环境中完成了二维地图重建,使用 Navigation 导航包实现:全局路径规划(绿色路径线)、局部代价地图等功能,验证机器人基于激光雷达的二维地图构建能力与室内自主导航功能,确保其能在家庭环境中实现可靠移动与路径规划。

在玩具收纳实验中,结合机械臂、图像识别、称重卸货模块可以实现玩具的识别、定位、抓取和收纳。本实验在室内定位 6 个地点如图 9 所示,其中地点 1 为卸货点,其余地点都为玩具的散落点,玩具收纳机器人将设置为循环地点 1 到地点 6 直达到承重极限或者手动停止。

3.3 室内自动导航与玩具收纳实验

该机器人系统在 ROS 中通过 gmapping 建图包实现二维地图重建。其流程为:启动激光雷达发布扫描数据、通过键盘控制节点驱动机器人移动、运行底盘节点执行运动指令,启动并运行 gmapping 建图包完成地图构建,建图结束后保存结果。 $3.6\text{ m} \times 6.6\text{ m}$ 的室内环境重建结果如图 8 所示。



图 9 室内地点分布

Fig. 9 Indoor location distribution

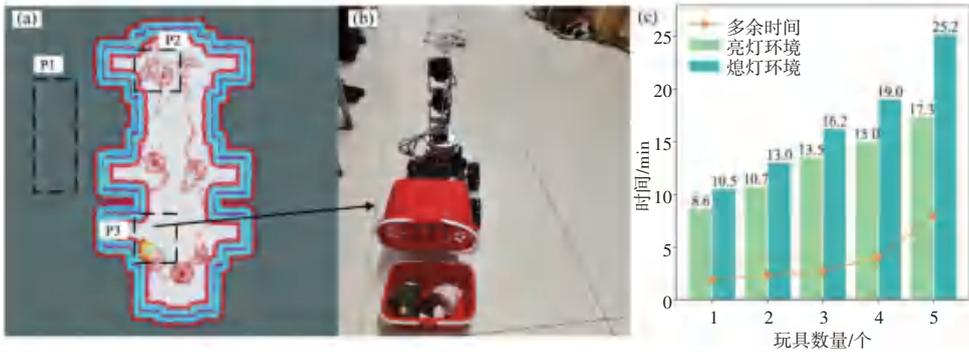
玩具收纳机器人基本上完成了从地点 1 到地点 6 的循环过程并且在每个玩具点位都进行旋转判断周围是否有玩具,并可通过 Rviz 输出的里程计数据分析出在巡逻中出现的问题。

玩具收纳性能量化表征如图 10 所示,P1:自动导航错误里程计标签;P2:激光雷达和蒙特卡洛定位算法冲突点;P3:小车在雷达图中的停止的地点。在图 10(a)的 P1 处中出现了几个离散的自动导航里程计标签,表示系统的里程计有过短暂的误判,并进行了快速纠正;图 10(a)的 P2 处的里程数据比较混乱,表示玩具收纳机器人在地点 3 附近无法较好地定位,可能是此位置附近的滑动门没有关闭,但是在地图中默认是关闭的,造成激光雷达和蒙特卡洛定位算法的冲突;图 10(a)的 P3 处小车停止的地点和图 10(b)的实际场景中小车的停止地点有较大误差,原因为用于辅助计算里程计的惯性传感器 MPU6050 产生了偏移,导致通过速度积分得到的

底盘运动学逆解的里程计精度不够高,进而引起修改后的地图和实际空间的物品摆放不对应的现象;在调试时可以通过 Rviz 定位箭头调整姿态,在实际导航中可以更换更高端的惯性传感器,避免 MPU6050 偏移,在修改优化地图时可以结合地图实物的摆放适当添加细节,避免在导航时无法通过激光雷达信息对应上地图的特征出现定位误差。

实验在开灯(模拟白天)和熄灯(模拟夜晚)两种光照条件下进行,以评估机器人在不同光照环境

下的性能。如图 10(c) 显示,收纳时间与玩具数量成正比,且在开灯条件下耗时较短,熄灯时耗时明显增加。随着玩具数量增多,开灯与熄灯的时间差值也逐渐扩大。熄灯时时间延长的主要原因是暗光环境下 YOLOv5s 模型的图像识别准确率下降以及单目相机对目标的定位不够精准,导致机器人在玩具附近反复尝试调整位置,从而降低了整体效率。不过,激光雷达的自动导航功能在暗光环境下受影响较小,仍能维持基本运行。



(a) 激光雷达建图与重要位点 (b) 小车实际停止地点 (c) 亮灯/熄灯玩具收集时间对比

图 10 玩具收纳性能量化表征

Fig. 10 Quantitative characterisation of toy organizing performance

4 结束语

本文主要完成两项核心工作:一是集成了一套融合目标识别、机械臂抓取与自主导航技术的自动玩具收纳机器人系统;二是基于 TGAM 脑电模块设计波形检测算法,构建了脑机接口辅助书写范式。该机器人系统采用部署于边缘设备的 YOLOv5s 模型完成玩具识别,以平衡实时检测需求与识别性能;同时通过自主导航实现室内环境建图与路径规划。实验结果表明,YOLOv5s 模型在玩具识别任务中达到 80.6%~92.1% 的准确率,有效兼顾精度与效率;自动玩具收纳机器人验证了真实室内环境下端到端收纳任务的可行性,在 3.6 m×6.6 m 的白天室内环境中,亮灯条件下识别性能更优,且能在 17.3 m 内完成路径规划与 5 个玩具的收纳任务;此外,基于 TGAM 脑电模块的波形检测算法成功支撑了脑机接口辅助书写范式的实现。

参考文献

[1] 李娜, 齐爱玲, 贾澎涛, 等. 两种火灾烟雾识别方法的研究[J]. 西安科技大学学报, 2019, 39(5): 898-904.
 [2] 郝琨, 韩冰, 李志圣, 等. 基于投影阈值分割和数字序列校正的高噪声数字仪表图像识别方法[J]. 电子科技大学学报, 2023, 52(5): 728-738.

[3] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 779-788.
 [4] 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. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 580-587.
 [5] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 1440-1448.
 [6] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 7263-7271.
 [7] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv, 1804.02767, 2018.
 [8] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv, 2004.10934, 2020.
 [9] RANJAN S, MARCO F, RIZWAN Q, et al. YOLOv10 to its genesis: A decadal and comprehensive review of the You Only Look Once Series [J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(9): 1-83.
 [10] 张世强, 史卫亚, 张绍文, 等. 基于改进 YOLOv5 算法的钢铁表面缺陷检测[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(35): 15148-15157.
 [11] YU M, WAN Q, TIAN S, et al. Equipment identification and localization method based on improved YOLOv5s model for production line[J]. Sensors, 2022, 22(24): 10011.

- [12]李坤亚, 欧鸥, 刘广滨, 等. 改进 YOLOv5 的遥感图像目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(9): 207-214.
- [13]STEVE C. ROS on the PR2 [ROS Topics][J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2010, 17(3): 23-25.
- [14]BOHREN J, RUSU R B, JONES E G, et al. Towards autonomous robotic butlers: Lessons learned with the PR2[C]//Proceeding of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ:IEEE, 2011: 5568-5575.
- [15]PEREIRA T, GAMEIRO T, VIEGAS C, et al. Sensor integration in a forestry machine[J]. Sensors, 2023, 23(24): 9853.
- [16]苏桐崑, 朱毓正, 陈佳鸿, 等. 一种抓取、存储和放置一体化货运机器人的设计[J]. 机械, 2023, 50(7): 44-50.
- [17]JIA W, XIE M. An efficient license plate detection approach with deep convolutional neural networks in unconstrained scenarios[J]. IEEE Access. 2023, 14(1): 3.
- [18]尧德中. 脑电记录中“参考电极位置”的设置研究[J]. 临床神经电生理学杂志, 2002, 11(3): 132-136
- [19]YAN Yong, YUHongbo, LIU Ziang, et al. Research on data acquisition and control algorithm of brain wave mapping robot[J]. Process Automation Instrumentation, 2019, 40(11): 71-75.
- [20]WANG Nen, ZHOU Zijing, ZHAO Yunpeng, et al. Research on real-time fatigue driving detection and early warning based on wireless eeg signal analysis[J]. Journal of TaiYuan University of Technology, 2020, 51(6): 852-859.