

基于改进目标检测算法的 AGV 避障方法研究

徐贺, 杨春梅, 李博

(东北林业大学, 哈尔滨 150040)

摘要: **目的** 针对目前定制家具打包运输过程 AGV 避障方法中, 对障碍物信息辨识度较低、难以做到精准避障等问题, 提出一种采用视觉传感器基于改进目标检测算法的 AGV 避障策略。**方法** 利用 Mobilenet 模型改进传统 SSD 目标检测算法, 以 AGV 工作环境数据对训练后的 SSD-Mobilenet 模型进行迁移学习, 结合视觉、超声波等多个模块实现避障原理, 搭建以树莓派 3B+ 为控制核心的实验平台进行相关实验研究。**结果** 实验证明该方法的检测精度达到 94%, 能够精准辨别障碍物类型; 目标检测避障方法的避障通过时间比传统方法减少了 15.8%~27.3%。**结论** 该方法有效提高了 AGV 避障的准确率与效率, 可广泛应用在 AGV 避障控制中。

关键词: 自动导航车; 避障系统; 迁移学习; 目标检测

中图分类号: TP29 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)23-0154-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.23.022

AGV Obstacle Avoidance Method Based on Improved Target Detection Algorithm

XU He, YANG Chun-mei, LI Bo

(Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

ABSTRACT: The work aims to propose an AGV obstacle avoidance strategy adopting vision sensor based on improved target detection algorithm aiming at the problems of low identification of environmental information and difficulty in accurate obstacle avoidance in current AGV obstacle avoidance methods. The traditional SSD target detection algorithm was improved by Mobilenet model, and the trained SSD-Mobilenet model was transferred and learned by the AGV working environment data. The obstacle avoidance principle was realized by combining vision, ultrasound and other modules, and the experimental platform with Raspberry Pie 3B+ as the control core was built for relevant experimental research. Experiments showed that the detection accuracy of this method was 94%, and it could accurately identify the types of obstacles. The obstacle avoidance time of the target detection method was 15.8% to 27.3% less than that of the traditional method. This method can effectively improve the accuracy and efficiency of AGV obstacle avoidance, and can be widely used in AGV obstacle avoidance control.

KEY WORDS: AGV; obstacle avoidance system; transfer learning; target detection

自动导航车 (Automated Guide Vehicle, AGV) 具有比人力更灵活、可靠且易于安装维护等优点, 近年来在工厂中被大量应用于自主快速运输, 配合自动

化产品包装达到节约制造成本的目的^[1]。刘慧等^[2]提出的应用在板式定制家具打包过程的智能分拣系统, 更是将 AGV 与产品包装的结合推进了一步。作为

收稿日期: 2020-04-15

基金项目: 黑龙江省应用技术与开发计划 (GA19A402); 哈尔滨市应用技术与开发项目 (2016RAQXJ015)

作者简介: 徐贺 (1991—), 男, 东北林业大学硕士生, 主攻人工智能控制技术。

通信作者: 李博 (1980—), 女, 博士, 东北林业大学副教授, 主要研究方向为工业设计与人机工程学。

AGV 的关键技术，避障技术的发展引起业界的高度重视。与此同时，人工智能深度学习技术飞速发展，广泛地应用在人脸识别、语音检测等诸多领域。应用在嵌入式移动端的硬件设备与操作系统也更加优异，把先进的人工智能技术应用在 AGV 上势在必行^[3-4]。

AGV 主要由主控制器、驱动系统、导航系统和避障系统等部分组成^[5]。其中传统的 AGV 的避障手段主要有超声波传感器避障、红外传感器避障和激光雷达避障等，其应用的技术多属于光辐射和电磁波射频源^[6-7]。传统 AGV 在工厂和仓库中多以固定路线移动，这种工作方式的好处是可以大大减少 AGV 在工作过程中遇到的障碍物，但也使 AGV 的工作路线受到很大的局限^[8-9]。很多情况下，AGV 移动的路线是复杂多变的，路线上遇到的障碍物也是多种多样的，传统 AGV 多采用单一分离式传感器，对环境感知程度低，对所有类型的障碍物都以减速或绕行的固定模式躲避，这种以牺牲效率来换稳定性的避障模式有待改进^[11-12]。

1 避障过程分析

由于近年来 AGV 发展迅速，被广泛应用到各个领域，因而在不同的工作环境中面对的障碍物的类型也往往不同。文中为实现 AGV 的精准高效避障，提出以人工智能算法实时检测障碍物类型，并依据不同

的障碍物类型执行相对应程序的避障方式。例如遇到较小且静止的障碍物时，可控制 AGV 以低转向角快速通过；遇到工人等具有移动行为的障碍物时，可结合其运动方向和速度确定 AGV 以何种转向角与速度通过。为满足以上所提出的 AGV 在工作环境中的避障需求，避障功能需由核心控制模块、视觉模块、测距模块、方向控制模块和速度控制模块共同协作完成^[10]。AGV 在正常行驶过程中，装载的摄像头传感器实时采集前方的图像数据，利用核心控制器上的目标检测算法检测特征图像中的障碍物类型，利用跟踪算法计算障碍物的方位及运动趋势，利用基于距离函数控制的超声波传感器测出障碍物距离，最后根据该类型障碍物特定避障函数，结合方位参数及距离参数运算出舵机控制参数和电机控制参数，完成避障，AGV 的避障流程见图 1。

2 目标检测模型

2.1 SSD-Mobilenet 模型原理

Mobilenet 是一种针对移动端以及嵌入式视觉应用提出的一种深度学习网络模型，其主要特点是使用深度可分离卷积代替传统的卷积，将标准卷积核进行分解计算，大大降低了模型在训练和推理过程中的计算难度和参数量。SSD 网络是目前主流的目标检测网

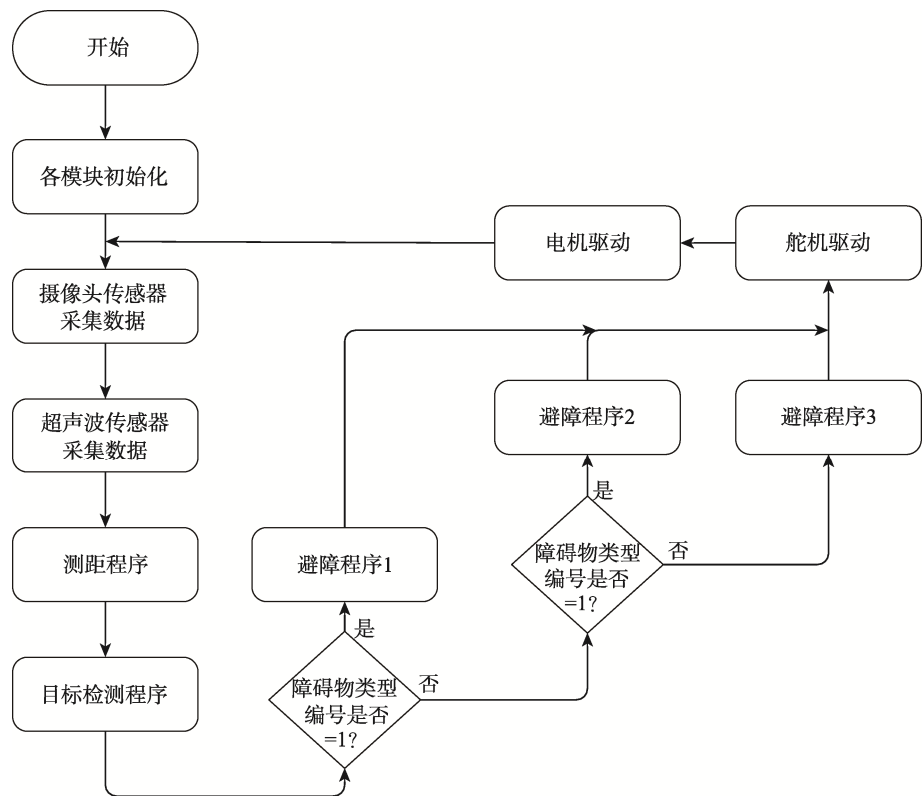


图 1 AGV 的避障流程
Fig.1 AGV obstacle avoidance flow chart

络之一,为了提高其检测目标的速度,将其后端特征提取网络由 VGG16 改进为轻量级的深度学习模型 Mobilenet 构成了全新的 SSD-Mobilenet 模型^[11]。

SSD-Mobilenet 模型将输入尺寸为 300 像素×300 像素的 RGB 三通道图像均分成多个网格,并在每个网格上设置多个尺寸固定的预选框,目标检测就在特定的预选框中进行。每个被检测到的特征都会生成具体的候选框,再利用非极大值抑制模块过滤所有无效候选框,被过滤后的所有候选框合集作为当前层的检测结果^[12]。SSD-Mobilenet 模型利用定位加分类的方式将输入图像上的全部预测框加权优化,最后集合所有输入层的预测框合集作为检测结果,模型结构见图 2。

SSD-Mobilenet 模型直接使用一个 C+1 类分类器来判断锚框对应的是哪类物体或背景,并且将特征提取和分类统一成一个步骤,使模型更加简单迅速。更重要的是 SSD-Mobilenet 模型没有额外的回归器对边框做进一步预测,而是直接使用单个回归器来预测真实边框。SSD-Mobilenet 模型不仅对卷积神经网络输出的特征做预测,而且会进一步对特征通过卷积和池化层变小来做预测,这样可达到多尺度预测的效果。每个回归器设置多个先验框,每个先验框输出的检测值都包含置信度和边界框定位。其中先验位置用 $d=(d^{cx},d^{cy},d^w,d^h)$ 表示,其对应边界框用 $b=(b^{cx},b^{cy},b^w,b^h)$ 表示,边界框的预测值 l 等于 b 相对于 d 的转换值,如下所述。

$$l^{cx} = (b^{cx} - d^{cx}) / d^w \quad (1)$$

$$l^{cy} = (b^{cy} - d^{cy}) / d^h \quad (2)$$

$$l^w = \log(b^w / d^w) \quad (3)$$

$$l^h = \log(b^h / d^h) \quad (4)$$

式中: l 为边界框的预测值;上标 cx 为中心 x 轴坐标;上标 cy 为中心 y 轴坐标; w 为边界框宽; h 为边界框高。

由于训练过程中对边界框进行了编码,所以在预测时还需对边界框进行解码,通过预测值 l 得出真

实位置 b ,可表示为:

$$b^{cx} = d^w l^{cx} + d^{cx} \quad (5)$$

$$b^{cy} = d^h l^{cy} + d^{cy} \quad (6)$$

$$b^w = d^w \exp(l^w) \quad (7)$$

$$b^h = d^h \exp(l^h) \quad (8)$$

2.2 模型训练过程

机器学习模型从头开始训练需要大量的样本数据,这将耗费大量时间和计算资源。迁移学习是把已训练好的模型参数迁移到新模型中用以帮助新模型完成训练。神经网络的训练成果主要体现在权重参数上,因此只要较少的样本数据对现有模型后层重新训练即可应用到新领域内,这种方法大大减少了模型训练的工作量^[13-15]。文中使用已经训练好的 Imagenet 的预训练权重,在其基础上使用 COCO2017 集格式的真实工作场景数据集对模型进行微调,使模型可以在真实场景下对行人和货物进行检测和识别。在训练过程中可采用了数据扩增方法对 SSD-Mobilenet 模型的性能进行提升,主要采用的方法有随机裁剪加颜色扭曲(效果见图 3a)、水平翻转(效果见图 3b)、随机采集块域(效果见图 3c)等。

在 SSD-Mobilenet 模型中如果有多个真实框,那么每个先验框会主动匹配对应交并比最大的那个真实框。且一个先验框只能对应一个真实框,但一个真实框却可以对应多个先验框,这样的好处是,即使 2 个先验框在特征图像上的距离非常近,也不会出现边界框冲突的情况。与传统训练相似,在 SSD-Mobilenet 模型的训练过程依然会产生大量不能匹配真实框的先验框,这样的先验框被称为负样本。传统训练赋予这些先验框更多的权重导致损失值严重偏离稳定,而 SSD-Mobilenet 模型会将所有负样本根据匹配程度先进行排序,再根据降序对负样本进行挑选,致使损失值趋于稳定,其中使用先验框匹配的模型训练损失曲线见图 4。

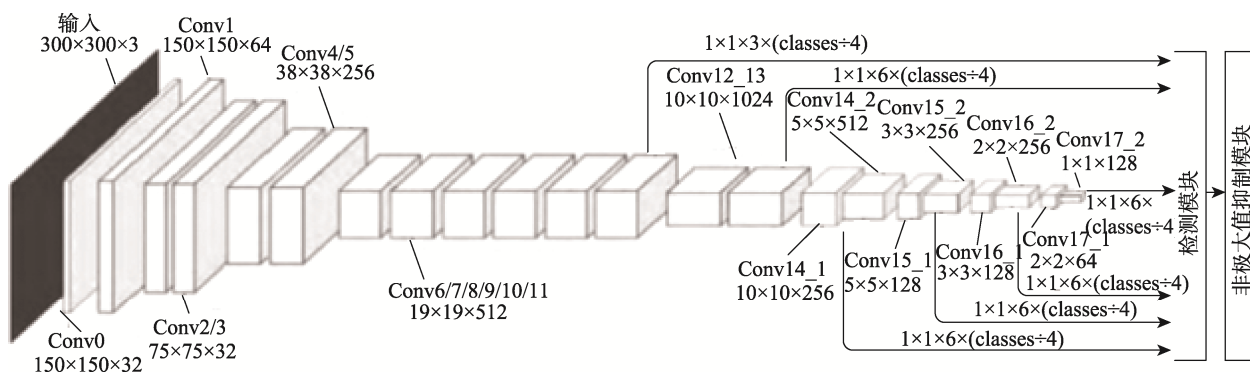


图 2 SSD-MobileNet 模型结构
Fig.2 SSD-Mobilenet model structure



a 随机剪裁加颜色扭曲效果对比



b 水平翻转效果对比



c 随机采集块域效果对比

图 3 数据增广效果
Fig.3 Renderings of data expansion

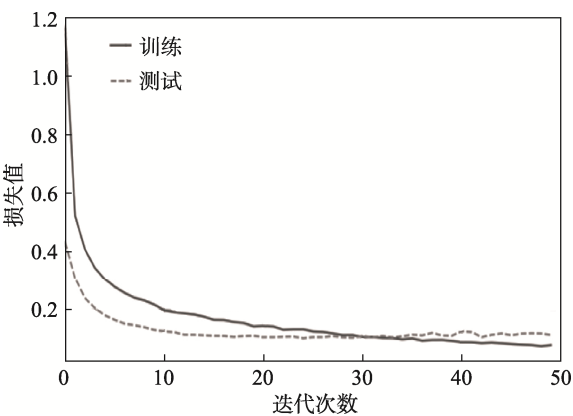


图 4 SSD-Mobilenet 模型损失曲线
Fig.4 Loss curve of SSD-Mobilenet model

由于在现实工作场景中障碍物的类型多种多样，模型可根据具体工作环境中的障碍物类型进行训练。该实验平台以公开的 Imagenet 和 COCO2017 数据集训练好的模型权重进行迁移学习，在减少模型训练时间的同时使模型加快收敛速度。同时为了提高模型的检测性能，实验还采集了木材工厂中的图片数据，安装 VOC2007 的标准制作训练数据集，其中各种数据集具体分配情况见表 1。

SSD-Mobilenet 模型实验的平台在 Ubuntu18.4 系统下进行，使用基于深度学习框架 PyTorch 的目标检测工具箱 Mmdetection 搭建 SSD-Mobilenet 检测模型，并使用双路型号为 Intel E5 2670 的 CPU 和双路型号为 Tesla V100 的 GPU 对搭建好的模型进行训练和测试。实验中模型的各项参数设置见表 2，训练中使用

表 1 实验数据集参数
Tab.1 Experimental data set parameters

数据集参数	训练集/张	验证集/张	测试集/张	类别
参数值	9000	1000	2000	21

表 2 实验参数设置
Tab.2 Experimental parameter setting

实验参数	基础学习率	学习率下降	训练迭代次数	测试迭代次数	测试评分阈值
参数值	0.0001	Multistep	50	10	0.5

学习率衰减策略在第 8 次迭代和第 12 次迭代过程中对学习率进行衰减,同时使用经典的随机梯度下降方法 SGD 对模型的损失进行优化。

3 避障算法实验平台搭建

搭建避障算法实验平台主要是搭建一个可以运行深度学习模型且包含超声波和摄像头传感器的 AGV。近年来 AGV 发展迅速,无论是电机驱动技术还是循迹导航转向控制技术都比较成熟,因文中重点研究应用 SSD-Mobilenet 目标检测技术的避障算法,所以在满足实验需求的前提下实验平台的构建以简单为主。

3.1 硬件构成

硬件部分包括主控制板、电机电源板、电源、直流电机、舵机、摄像头传感器和超声波传感器等部分。

主控制板是硬件部分的核心,需运行操作系统以及深度学习模型,其算法运行速度的快慢,直接关系到实验结果的好坏。该实验平台选用树莓派 3B+ 为主控制板,这款嵌入式计算机既可以流畅运行计算机视觉神经网络软件,又可提供 GPIO 引脚,使主控板底层化;电机电源板选用 PWR.A53.A,来满足驱动电机以及给主控制器、各传感器供电需求;电池采用 2200 mAh 8 A 锂电池组;由于实验中无负载需求,直流电机采用 130 小型直流电机即可;舵机选用 SG90 通过 GPIO 与主控板连接;摄像头选用 60 帧 120° 广角 OV7725 传感器通过 USB 与树莓派 3B+ 连接;测距模块采用 HC-SR04 超声波传感器通过 GPIO 引脚与树莓派 3B+ 连接,其探测距离为 2 ~ 380 cm。硬件结构见图 5,各个模块与树莓派引脚连接见表 3。

3.2 软件设计

软件部分主要由操作系统、驱动程序和避障算法程序等 3 部分组成。操作系统是软件部分的根基,文中使用由树莓派官方提供的 Buster 系统。安装操作系统后,可利用电脑终端通过 SSH 远程访问控制树莓

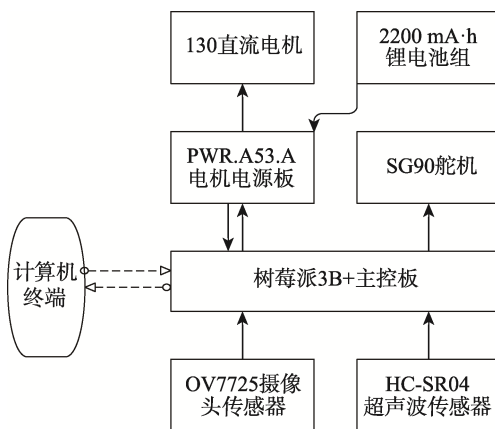


图 5 硬件结构

Fig.5 Hardware structure

表 3 硬件连接对照
Tab.3 Hardware connection checklist

传感器	功能	接口
摄像头传感器	输入捕捉	USB
超声波传感器	TRIG	GPIO 17
	ECHO	GPIO 4
舵机	BCM	GPIO 12
电机电源板	IN1	GPIO 19
	IN2	GPIO 16
	ENA	GPIO 13

派 3B+, 安装 Python3.5 作为编程环境, Tensorflow 为模型运行框架。在以上准备工作完成后, 可以将服务器终端训练好的 SSD-Mobilenet 模型权重移植到树莓派 3B+ 主控板上。驱动程序是控制硬件工作的关键, 须安装 RPi.GPIO 库后, 用 Python 编写 GPIO 驱动程序。避障算法程序是软件部分的核心, 文中提出的避障算法是针对不同的障碍物类执行对应的避障程序, 实际应用中应对工作环中的障碍物类型进行分类, 根据每个类别的特点设计避障函数, 执行时根据 SSD-Mobilenet 模型辨别出的障碍物类型参数调用相

应的函数即可。

为验证算法的工作效果,该实验针对静止物体和行人这 2 种类型的障碍物分别设计对应避障函数,类型编号分别为 1 和 2。避障算法工作时,测距函数返回测量距离值为 S ; SSD-MobileNet 模型返回真实框的 x 轴中心坐标、 y 轴中心坐标、宽、高以及障碍物的类型编号 5 个参数。当类型编号等于 1 时,说明障碍物类型为静止类型,调用避障函数 1,其程序流程见图 6。当类型编号等于 2 时,说明障碍物类型为行人,调用避障函数 2,其流程见图 7。

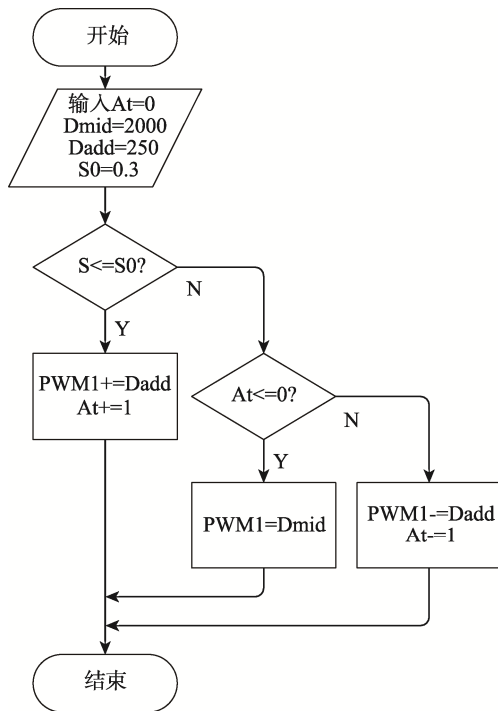


图 6 障碍函数 1 流程

Fig.6 Flow chart of obstacle function 1

4 实验研究

4.1 目标检测性能

训练好的模型已部署到 AGV 小车上,由于嵌入式端无法提供 GPU 算力,所以需要使用已经训练好的模型进行推理,且模型只进行前向传播不需要反向调整,然后使用车载摄像头对木材厂环境进行图像采集,降低输入图像像素至 210 像素×280 像素以提高模型处理速度,并使用上位机对检测结果进行查看。其中摄像头采集视频的速率可达 30 帧/s 左右,如果检测帧数过多会导致模型检测时间过长,反之则会影响检测准确率。

经过测试得出,当检测速率为 10 帧/s 时效果最佳,障碍物检测框的判别率可达 95%,对障碍物检测效果见图 8。

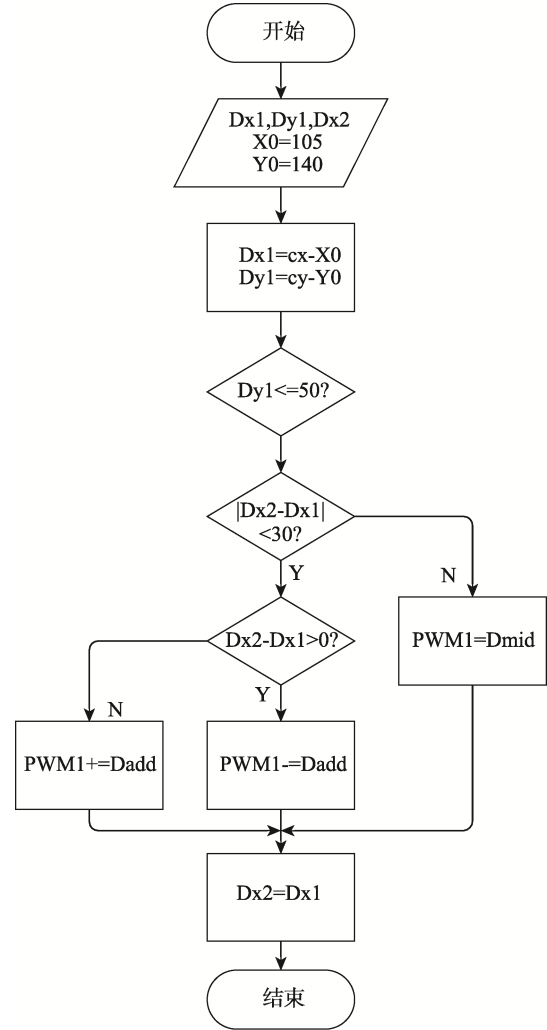


图 7 障碍函数 2 流程

Fig.7 Flow chart of obstacle function 2

4.2 避障算法性能测试

实验测试 AGV 平台在直线行驶中遇障碍物的避障性能。测试距离为 300 cm,障碍物设置在距离运行起点 150 cm 处。障碍物类型选择要有代表性,工作在打包运输车间内的工人运动情况较多,普通 AGV 难以准确判断工人的运动情况并躲避;应用目标检测算法的 AGV 可将工人的运动情况分为:工人在 AGV 前方横向行走、工人在 AGV 前方与 AGV 对向行走以及工人在 AGV 前方与 AGV 通向行走;确定障碍物类型分别为:横向通过的人、与 AGV 相对行走的人、与 AGV 同向行走的人以及放在路中的纸箱。分别采用传统超声波避障 AGV (A)、模糊逻辑超声波避障 AGV (B)^[16]和基于 SSD-MobileNet 目标检测避障算法 AGV (C)以 1 m/s 的速度对每种类型的障碍物测试 10 次。记录通过时间见表 4 和通过次数见表 5,其中表 4 记录时间为多次测量的平均值,不能到达终点半径 30 cm 范围内的视为通过失败,通过失败时不参与平均时间计算。



图 8 障碍物检测效果
Fig.8 Effect of obstacle detection

表 4 避障时间对比
Tab.4 Comparison of obstacle avoidance time s

障碍物类型	A 通过时间	B 通过时间	C 通过时间
横向行人	5.16	4.37	3.21
同向行人	4.49	3.56	3.24
对向行人	3.74	3.62	3.28
纸箱	3.19	3.20	3.19

表 5 通过次数对比
Tab.5 Comparison of pass times

障碍物类型	A 通过次数	B 通过次数	C 通过次数
横向行人	3	6	10
同向行人	6	7	10
对向行人	6	7	10
纸箱	10	10	10

通过表 4—5 数据可以明显看出,在面对静止的障碍物时,无论哪种避障方式在通过率和通过时间上都表现良好。在面对移动类型的障碍物时,AGV 的超声波传感器由于安装位置较低,判别障碍物以人脚部为主,而人的行走抬脚动作对传感器采集障碍物信号影响较大,导致主控制器误判障碍物位置,最终多次避障失败。文中采用超声波传感器与摄像头传感器

组合避障方式,虽然超声波传感器受到障碍物移动的影响,但摄像头传感器依然准确辨别出障碍物类型,成功完成避障。从表 3 数据可得出,面对行走的人作为障碍物时,文中方法平均通过时间比传统超声波避障方法减少了 27.3%、比模糊逻辑超声波避障方法减少了 15.8%。从表 4 数据可得出,面对行走的人作为障碍物时,文中方法平均通过率比传统超声波避障方

法提高了 50%、比模糊逻辑超声波避障方法提高了 33.4%。

5 结语

通过 Mobilenet 算法改进了传统的目标检测模型 SSD, 搭建了新模型 SSD-Mobilenet 模型, 分析了 SSD-Mobilenet 模型的工作过程和训练过程。提出基于 SSD-Mobilenet 目标检测模型的 AGV 避障算法, 搭建了实验平台训练模型, 并以树莓派 3B+ 为核心控制板搭建 AGV 实验平台, 通过迁移学习把 SSD-Mobilenet 模型移植到 AGV。最后以木材厂为测试环境进行了 3 组试验, 检测精度达 95%, 结果表明该系统能够实时、准确地检测出实际工作环境中是否存在障碍物并辨别障碍物的类型, 最后通过与传统超声波避障方式和模糊逻辑超声波避障方式做对比, 证明该方法有效可行, 且在面对移动类型的障碍物时避障效果更优。由于实际工作环境中障碍物类型与移动情况过多, 文中无法测试所有类型, 推荐将文中避障方法应用到含有移动障碍物的工作环境中, 采用新环境数据重新训练模型并调试对应障碍物的避障方式即可。

参考文献:

- [1] 李俊. 基于 SLAM 导航的多目视觉 AGV 系统设计[J]. 包装工程, 2018, 39(19): 181—189.
LI Jun. Design of Multi Vision AGV System Based on SLAM Navigation[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(19): 181—189.
- [2] 刘慧, 熊先青, 于克, 等. 板式定制家具智能分拣系统及其应用[J]. 林产工业, 2019, 46(5): 54—58.
LIU Hui, XIONG Xian-qing, YU Ke, et al. Intelligent Sorting System of Panel Custom Furniture and Its Application[J]. Forest Industry, 2019, 46(5): 54—58.
- [3] 陈友东, 胡嘉航. 基于边缘计算的工业应用: 自动导引小车控制系统[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(12): 3191—3198.
CHEN You-dong, HU Jia-hang. Industrial Application Based on Edge Computing: Automatic Guided Vehicle Control System[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2019, 25(12): 3191—3198.
- [4] 覃京燕. 人工智能对交互设计的影响研究[J]. 包装工程, 2017, 38(20): 27—31.
QIN Jing-yan. Research on the Influence of Artificial Intelligence on Interactive Design[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(20): 27—31.
- [5] ZOLTAN R, TAMAS S. Obstacle Prediction for Automated Guided Vehicles Based on Point Clouds Measured by a Tilted Lidar Sensor[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018(6): 2708—2720.
- [6] 刘震, 刘志君. AGV 避障技术的改进[J]. 辽宁科技学院学报, 2017, 19(5): 7—8.
- LIU Zhen, LIU Zhi-jun. Improvement of AGV Obstacle Avoidance Technology[J]. Journal of Liaoning University of Science and Technology, 2017, 19(5): 7—8.
- [7] MEI S Z, YONG S Y, YASSER D, et al. Multi AGV Scheduling for Conflict-free Path Planning in Automated Container Terminals[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 142: 32—35.
- [8] EHSAN K M, BABAK S. Toward High Degree Flexible Routing in Collision-free FMS Through Automated Guided Vehicles' Dynamic Strategy: A Simulation Meta Model[J]. ISA Transactions, 2020, 96: 66—68.
- [9] 江超, 邢科新, 林叶贵, 等. 未知环境下移动机器人静态与动态实时避障方法研究[J]. 高技术通讯, 2019, 29(10): 1012—1020.
JIANG Chao, XING Ke-xin, LIN Ye-gui, et al. Research on Static and Dynamic Real-time Obstacle Avoidance Methods of Mobile Robots in Unknown Environment[J]. High Tech Communication, 2019, 29(10): 1012—1020.
- [10] 金兆远, 胡凌燕, 熊鹏文, 等. 一种新颖的基于二分法和模糊控制的移动机器人避障系统[J]. 传感技术学报, 2018, 31(9): 1436—1443.
JIN Zhao-yuan, HU Ling-yan, XIONG Peng-wen, et al. A Novel Obstacle Avoidance System for Mobile Robot Based on Dichotomy and Fuzzy Control[J]. Journal of Sensing Technology, 2018, 31(9): 1436—1443.
- [11] 张春堂, 管利聪. 基于 SSD-Mobilenet 的矿工安保穿戴设备检测系统[J]. 工矿自动化, 2019, 45(6): 96—100.
ZHANG Chun-tang, GUAN Li-chong. Detection System of Safety Wearable Equipment for Miners Based on SSD Mobilenet[J]. Industrial and Mining Automation, 2019, 45(6): 96—100.
- [12] JIA X L, YING L. An Enhanced SSD with Feature Fusion and Visual Reasoning for Object Detection[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(10): 101—108.
- [13] DIANE O, TERRAN L. Transfer Learning for Bayesian Discovery of Multiple Bayesian Networks[J]. Knowledge and Information Systems, 2015, 43(1): 77—80.
- [14] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26—39.
ZHUANG Fu-zhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Research Progress of Transfer Learning[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26—39.
- [15] 巨志勇, 马素萍. 改进的 Inceptionv3 果蔬识别算法[J]. 包装工程, 2019, 40(21): 30—35.
JU Zhi-yong, MA Su-ping. Improved Inceptionv3 Fruit and Vegetable Recognition Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(21): 30—35.
- [16] 杨惠. 基于模糊控制的变电站自动巡检机器人超声波避障的研究与设计[J]. 信息通信, 2018(8): 75—77.
YANG Hui. Research and Design of Ultrasonic Obstacle Avoidance for Substation Automatic Inspection Robot Based on Fuzzy Control[J]. Information Communication, 2018(8): 75—77.