

# 清洁车智能监测与控制系统研究

熊文军<sup>1</sup>, 赵山虎<sup>2</sup>, 李世博<sup>1</sup>, 杨建华<sup>1</sup>, 范孝波<sup>2</sup>, 孙洪良<sup>2</sup>, 陈军<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710000;

2. 江苏悦达专用车有限公司 特种车辆研究院, 江苏 盐城 224000)

**摘要:** 针对目前市面上的清洁车容易因为驾驶员的疏忽造成清扫盘与路沿的碰撞, 加速清扫盘的损坏, 洒水作业容易波及路人, 贴地工作的吸盘容易与减速带碰撞造成损失, 不能自动根据垃圾量调节清扫功率等问题, 提出了一种清洁车智能监测和控制系统; 该系统采用超声测距模块避免碰撞, 运用 YOLOv4 算法检测行人和减速带, 使用 VGG16 网络进行垃圾量化进而调节清扫功率, 通过 CAN 通信模块实现对清洁车设备的实时控制; 该系统采用多线程实现多任务算法之间的协调与通信; 行车实验表明, 该系统的整体运行速度为每秒 6~7 帧, 满足实时性; 路沿距离检测及避障算法准确率为 96%, 垃圾量化算法准确率为 90%, 行人和减速带算法准确率为 96.25%, 准确率较高, 能够有效提高清扫效率, 降低设备损耗, 提高行车安全。

**关键词:** 清洁车; 智能监测; 超声传感器; YOLOv4; VGG16; 多线程; CAN 通信

## Research on Intelligent Monitoring and Control System of Cleaning Vehicle

XIONG Wenjun<sup>1</sup>, ZHAO Shanhu<sup>2</sup>, LI Shibo<sup>1</sup>, YANG Jianhua<sup>1</sup>, FAN Xiaobo<sup>2</sup>,  
SUN Hongliang<sup>2</sup>, CHEN Jun<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710000, China;

2. Special Vehicle Research Institute, Jiangsu Yueda Special Car Co., Ltd., Yancheng 224000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the cleaning vehicle on market is easy to collide with the roadside due to the negligence of driver, the cleaning plate is easy to accelerate the damage, the watering operation is easy to affect passers, the suction cup working close to the ground is easy to collide with the deceleration belt, resulting in losses, and the cleaning power can not be automatically adjusted according to the amount of garbage, an intelligent monitoring and control system for the cleaning vehicle is proposed. The system uses ultrasonic ranging module to avoid collision, YOLOv4 algorithm is used to detect pedestrians and speed bumps, VGG16 network is used to quantify garbage and adjust cleaning power, and the real-time control of cleaning vehicle equipment is realized through Controller Area Network (CAN) communication module. The system realizes the coordination and communication between multitasking algorithms through multithreading. The driving experiment shows that the overall running speed of the system is 6-7 frames per second, which meets the real-time performance. The accuracy of roadside distance detection and obstacle avoidance algorithm is up to 96%, the accuracy of garbage quantification algorithm is up to 90%, and the accuracy of pedestrian and deceleration belt algorithm is up to 96.25%. The accuracy of the system is relatively high, which can effectively improve the cleaning efficiency, reduce the loss of equipment and improve the safety of driving.

**Keywords:** cleaning vehicle; intelligent monitoring; ultrasonic sensor; YOLOv4; VGG16; multithreading; CAN communication

## 0 引言

清洁车广泛应用于城乡各类硬质路面的深度清洁和垃圾回收运转作业, 具有广泛的市场前景。目前清洁车清扫效率不高, 清扫盘和吸盘损耗严重以及洒水作业时波及行人已成为清洁车行业的痛点问题, 其主要原因在于以驾驶员为主导的清扫作业难免由于人为疏忽造成损失。依托互联网和深度学习技术的飞速发展, 各行各业都在向智能化方向转变。清洁车智能化有利于降低驾驶员的操作量, 解决行业痛点问题。

清洁车要实现智能化, 首要的任务就是对道路上的各

种目标进行检测, 检测的主流方式包括激光雷达、毫米波雷达、红外传感器、超声波传感器和摄像头<sup>[1]</sup>。激光雷达兼顾高精度和高检测速度, 但安装精度要求很高, 且成本昂贵<sup>[2]</sup>。毫米波雷达分辨率高, 抗环境干扰能力强, 但是检测距离近体积小目标效果不佳<sup>[3]</sup>。红外传感器在夜间有不错的检测精度, 但白天易受阳光影响导致精度不高。超声波传感器成本低, 简单可靠, 但不能识别物体类别, 适合距离检测<sup>[4]</sup>。

摄像头依托高速发展的深度学习技术, 成为目前较常用的目标检测传感器, 具有检测信息量大、实时性好、鲁棒性

收稿日期: 2021-11-09; 修回日期: 2021-12-10。

基金项目: 西北工业大学横向项目(2019ME090021)。

作者简介: 熊文军(1995-), 男, 云南大理人, 硕士生, 主要从事图像处理方向的研究。

杨建华(1967-), 女, 山西长治人, 博士生导师, 教授, 主要从事新型传感器、集成测试技术与工业图像处理方向的研究。

引用格式: 熊文军, 赵山虎, 李世博, 等. 清洁车智能监测与控制系统研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(5): 109-114.

高等优点。Lecun 等人提出的 LeNet 是最早的卷积神经网络之一，在小规模数据集 MNIST 上效果不错，但网络太浅，特征提取能力不强<sup>[5]</sup>。AlexNet 由 5 个卷积层和 3 个全连接层组成，引入了 GPU 加速、Rule 函数、最大池化和 Dropout 等技术，获得了 2012 年 ImageNet 比赛分类任务冠军。但是 AlexNet 采用大卷积核进行卷积，参数量较大<sup>[6]</sup>，不易训练。NIN (network in network) 网络使用多层感知器卷积，使用全局平均池化层代替全连接层，在降低参数量的同时可以提取到复杂特征，获得了比 AlexNet 更高的准确率，但是网络深度依然很浅<sup>[7]</sup>。VGG16 采用 3×3 卷积核代替大的卷积核，通过增加网络深度获取深层次的样本信息，从而达到较高的分类精度和检测速度，可以用来量化垃圾<sup>[8]</sup>。

基于摄像头的目标检测算法主要分为两类，一类是基于目标候选框的两阶段方法，需先提取目标候选框，再识别目标类别，如 Fast R-CNN<sup>[9]</sup>，Faster R-CNN<sup>[10]</sup>等。Fast R-CNN 在 VOC2007 数据集上平均检测精度达到了 66.9%，但是检测速度较低，检测单张图需要 2 s<sup>[11]</sup>。Faster R-CNN 算法使用区域建议网络 (RPN, region proposal network) 实现了端到端训练，在 VOC2007 数据集上平均检测精度达到了 73.2%，检测速度达到了 5fps<sup>[12]</sup>。另一类是基于回归思想的一阶段方法，直接产生位置和类别信息，检测速度较高，如 SSD<sup>[13]</sup>，YOLOv4<sup>[14]</sup>等。SSD 借鉴了 Faster R-CNN 的锚框机制和 YOLO 的回归思想，可以识别不同大小的目标，准确率较高<sup>[15]</sup>。YOLOv4 是在 YOLO<sup>[16]</sup>、YOLOv2<sup>[17]</sup>、YOLOv3<sup>[18]</sup>的基础上一步步改进而来，精度和速度上都达到了很高的水准，适合用来做行人和减速带这类具体目标的准确识别。

对于一个多任务系统而言，各任务之间协调运作至关重要。不同的任务之间会因抢占同一资源，互相等待导致任务执行效率较低。多线程技术可以很好的解决这个问题，将不同的任务放在不同的线程里互不干涉，同时通过全局变量实现不同线程之间的相互通信，从而提高执行效率<sup>[19]</sup>。

本文提出的清洁车智能监测与控制系统通过超声传感器检测清洁车与路沿之间距离实现防撞，采用 YOLOv4 网络检测行人和减速带避免波及行人，造成吸盘损伤，利用 VGG16 网络对垃圾进行量化来提高清扫效率，通过控制器局域网 (CAN, controller area network) 总线实现对清洁车设备的有效控制。为解决多任务算法互相冲突拖慢运行速度的问题，系统采用多线程技术有效提高了运行效率。

## 1 系统总体设计

### 1.1 系统构成

如图 1 所示，本文提出的清洁车智能监测与控制系统主要由超声测距模块、垃圾量化模块、行人和减速带识别模块和 CAN 通信模块组成。该系统采用 Jetson AGX Xavier 作为车载计算平台，其技术规格如表 1 所示，使用超声测距电路采集的信号作为超声测距模块的输入，其中超声测距电路中使用的 DYP-A02-V2.0 传感器参数如表 2 所示，左右摄像头采集的图像作为垃圾量化模块的输入，前摄像

头采集的图像作为行人和减速带识别的输入，摄像头的参数如表 3 所示，以上信息在相应模块处理完毕后输入 CAN 通信模块生成 CAN 报文，通过 CAN 通信电路控制清洁车设备，同时各模块的实时处理结果通过可视化界面在显示器上显示。系统需要实现的技术指标如表 4 所示。

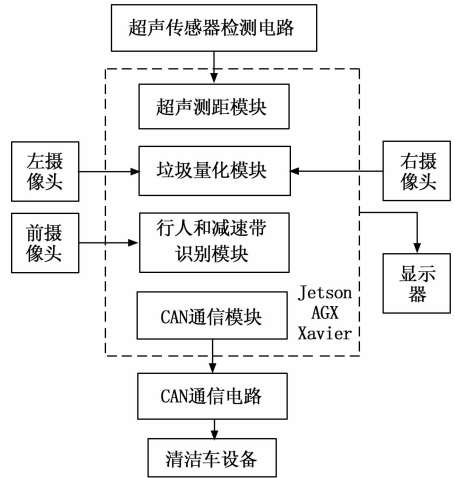


图 1 系统组成图

表 1 Jetson AGX Xavier 技术规格

设备	规格
GPU	搭载 Tensor 核心的 512 核 Volta GPU
CPU	8 核 ARM v8.2、64 位 CPU, 8 MB L2 + 4 MB L3
DL 加速器	2×NVDLA
视觉加速器	2×7 通道 VLIW 视觉处理器
内存	32GB 256 位 LPDDR4x 137GB/秒
存储	32 GB eMMC 5.1

表 2 DYP-A02-V2.0 超声传感器参数

工作电流/V	3.3~5
工作电流/mA	≤8
量程/cm	3~450
输出方式	UART 串口
常温测量精度/cm	±(1+距离×0.3%)
工作周期/ms	100~500

表 3 USB 车载摄像头参数

分辨率	720 P
像素	100 万
通信协议	UVC
兼容系统	Windows、Linux、Android
捕获图像速度	60 帧/秒
接口	USB2.0

表 4 系统技术指标

距离检测精度	≤2 cm
垃圾量化准确率	≥90%
行人与减速带识别准确率	≥95%
路沿距离检测及避障准确率	≥95%
系统处理速度	≥5 fps

### 1.2 超声测距

#### 1.2.1 超声测距电路

考虑到系统高尘应用环境, 超声测距电路选用了 DYP-A02-V2.0 超声传感器用于检测扫盘到马路肩的距离。该传感器利用脉冲回波测距法, 通过测量超声波从发射到反射回来被接收这段时间间隔, 进而根据超声波声速来测量距离<sup>[20]</sup>。超声测距电路如图 2 所示, DYP-A02-V2.0 超声传感器采用 UART 自动输出模式, 每 0.1 s 自动检测一次距离, 输出 TTL 串口信号。由于传感器和 Jetson AGX Xavier 之间较长的传输距离, TTL 信号会发生衰减, 故采用 RS232 总线进行转接传输。超声传感器输出的 TTL 信号经过 TTL 转 RS232 模块转换成 RS232 信号, 经过 3 米传输线, 再经过 RS232 转 USB 转接到 Jetson AGX Xavier 的 USB 接口, 实现传感器到 Jetson AGX Xavier 控制器的传输。

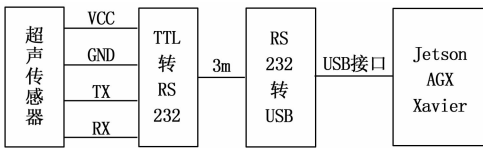


图 2 超声测距电路示意图

#### 1.2.2 超声测距模块

超声测距模块为超声测距的算法部分, 如图 3 所示, 开始以后, 超声传感器检测距离, 判断是否收到结束命令, 若收到则结束, 若没收到则对收到的数据进行甄别, 去除异常数据和残缺数据, 从包含帧头和校验位的数据中读取距离并转换成 10 进制。当距离小于阈值时, 投票算法票数加 1, 距离大于阈值则票数清零, 票数累计达到阈值则通过 CAN 通信模块发送 CAN 报文控制清洁车清扫盘和喷水杆收回, 间隔 5 s 再控制放出。其中投票算法的作用在于避免超声传感器异常输出导致的系统误判, 可以过滤异常距离值。

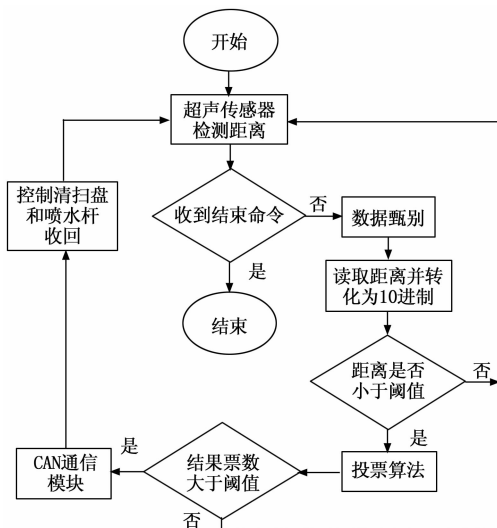


图 3 超声测距模块工作原理图

### 1.3 垃圾量化

#### 1.3.1 VGG16 原理

VGG 网络是一种深层卷积神经网络, 采用反复堆叠的

3×3 小型卷积核代替原本较大的卷积核, 使用 2×2 的最大池化层 (max pooling layer), VGG 网络诞生了两个经典模型 VGG16 和 VGG19<sup>[21]</sup>。其中 VGG16 在众多图像分类任务中表现优异, 故本文使用 VGG16 量化垃圾。VGG16 卷积神经网络结构如图 4 所示, VGG16 中共有 16 层, 其中包括 13 层卷积层 (convolution layer) 和 3 层全连接层 (fully connected layer), 池化层没有权重不包含在内。网络输入 224×224×3 的图像, 经过反复堆叠的卷积池化层提取深层特征, 这样使得网络具有更大感受野的同时能降低网络参数, 同时使用 Relu 激活函数去线性化, 增强网络的学习能力<sup>[22]</sup>。最后将提取的深层特征送入 3 个全连接层进行分类处理, 采用 SoftMax 激活函数可以得到当前图片属于不同种类的概率分布<sup>[23]</sup>。

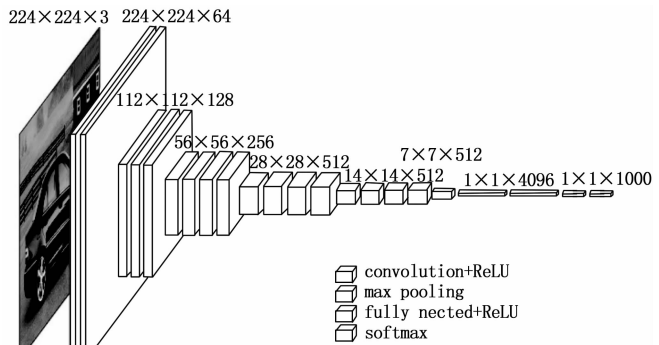


图 4 VGG16 网络结构图

VGG16 采用的 Relu 函数是一个取最大值函数, 只需判断输入是否大于 0, 摒弃了复杂的计算, 计算速度很快。Relu 函数解决了正区间梯度消失的问题, 收敛速度较快。

VGG16 网络在最后一层获得每个类别的得分, 经过 SoftMax 函数获得概率, 最后将模型预测的概率与真实类别的概率进行交叉熵损失计算, 通过 Adam 优化器优化权重来降低损失函数值, 从而使网络收敛。其中 SoftMax 函数可以将各个节点的输出的值映射到 [0, 1], 并且使这些值的和为 1。这些值相当于目标属于某个类别的概率, 概率最大的就是类别就是网络的分类结果。

#### 1.3.2 VGG16 实现垃圾量化

垃圾量化采用 VGG16 作为分类网络, 将垃圾量分为微量垃圾、少量垃圾和大量垃圾三类。量化实现过程为: (1) 拍摄大量路面图片, 根据图片中的垃圾量将图片分为微量垃圾、少量垃圾和大量垃圾三类并放入 3 个文件夹处理成数据集, 对数据集进行数据增广和扩充; (2) 使用数据集训练 VGG16 网络, 待网络收敛后保存权重; (3) 从摄像头拍摄的视频流中提取一帧图像, 并将图像的尺寸变换为 224×224×3, 将图像输入训练好的 VGG16 网络, 经过四轮卷积、Rule 函数激活和最大池化操作得到 512 张 7×7 的特征图, 特征图通过 Flatten 函数拉成一维向量, 经过三层全连接层和 Rule 激活函数之后, 通过 SoftMax 函数输出 3 种垃圾量情况的概率, 概率最大的即为量化结果。

垃圾量化及智能控制过程如图 5 所示, 开始以后, 安

装于清洁车左右两侧的摄像头获取图像，判断是否收到结束命令，若收到则结束，若没收到则将图像输入到 VGG16 网络，网络输出垃圾量化结果。设置投票算法，多张图像满足同一量化结果才通过 CAN 通信模块控制副发动机转速改变。量化结果中的微量垃圾、少量垃圾和大量垃圾分别对应的发动机转速分别为、和，转速改变后适当延时后进入下一轮量化。

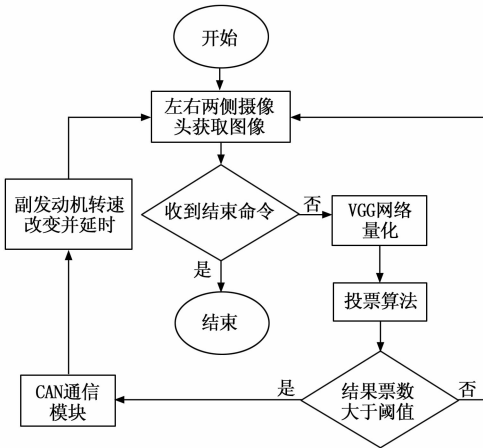


图 5 垃圾量化模块工作原理

### 1.4 行人和减速带识别

#### 1.4.1 YOLOv4 原理

YOLO 系列算法相较于两阶段算法在检测速度上占优势，原因是 YOLO 算法将目标检测问题转化为单一的回归问题，检测时将输入图像划分成大小不同的网格，每个网格负责预测中心落入该网格的物体，这样就大大减少了运算量，提高了模型的检测速度<sup>[24]</sup>。YOLO4 在原来 3 个版本的基础上进行了很多改进，如图 6 所示，主干采用特征提取网络 CSPDarknet53<sup>[25]</sup>，并在其上增加了空间金字塔池化结构 SPP，SPP 可以有效增加感受野，分离上下文特征。采用 PAN 结构对不同主干层进行参数聚合，提高特征提取能力<sup>[26]</sup>。YOLOv4 还采用了包括马赛克数据增强、自对抗训练、Mish 激活函数和优化损失函数等方法提高检测能力<sup>[27]</sup>。YOLOv4 网络输入一张图像，经过网络的识别和回归，可以得到图像中特定物体的所在区域和类别。

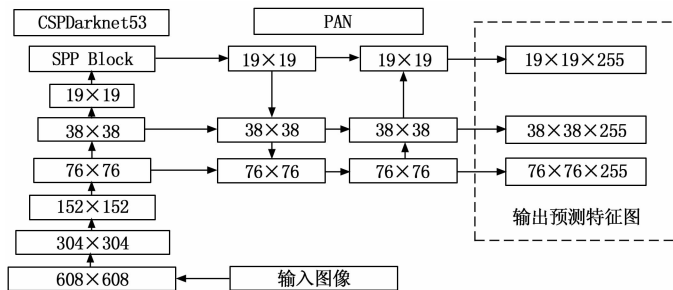


图 6 YOLOv4 网络结构图

CSPDarknet53 网络在 YOLOv3 的特征提取网络 Darknet53 的基础上引入了 CSPNet，在减小计算量的同时保证准确率，增强了网络的特征提取能力。SPP 的使用使得

YOLOv4 网络可以获得多维的特征数据，提高特征的传递能力。Mish 激活函数相对于 Relu 激活函数更加平滑，全局可导，不容易出现梯度消失现象，以计算量为代价提高了网络的泛化能力和准确率。PAN 结构将低层粗粒度特征和高层细粒度特征进行了融合，以较低的计算增长提升了算法性能。YOLOv4 使用了很多近年来比较出色的目标检测算法优化策略，在检测精度和检测速度上达到了较高水平。

#### 1.4.2 YOLOv4 实现行人和减速带识别

行人和减速带识别采用 YOLOv4 网络作为目标检测算法。实现过程为：(1) 拍摄大量包含行人和减速带的图片，对图中的行人和减速带进行标注生成数据集，对数据进行增广和扩充，加上 VOC 行人数据集作为训练集；(2) 使用训练集训练 YOLOv4 网络，待网络收敛后保存权重；(3) 从摄像头拍摄的视频流中提取一帧图像，并将图像的尺寸变换为  $608 \times 608 \times 3$ ，将图像输入训练好的 YOLOv4 网络，经过 CSPDarknet53 网络提取多尺度特征，经过 SPP 扩大感受野，然后通过 PAN 结构融合上下层特征，进一步经过卷积、批量归一化和 Leaky\_relu 激活函数，生成 3 个尺度不一且包含行人和减速带目标类别信息、置信度以及边框坐标信息的检测头，其中  $76 \times 76 \times 255$  的检测头用来识别大型目标， $38 \times 38 \times 255$  的检测头用来识别中型目标， $19 \times 19 \times 255$  的检测头用来识别小型目标，从中可以提取行人和减速带的位置。

行人和减速带识别及智能控制过程如图 7 所示，开始以后，清洁车前方的摄像头获取图像，判断是否收到结束命令，若收到则结束，若没收到则经由 YOLOv4 算法检测行人和减速带，如果没有检测到行人或者减速带则返回检测下一张图像，如果检测到行人或者减速带则判断其是否位于目标区域，若不在则返回重新检测，若在则信号经由 CAN 通信模块控制抬起吸盘并延时（检测到减速带）或关闭喷水阀门并延时（检测到行人）。

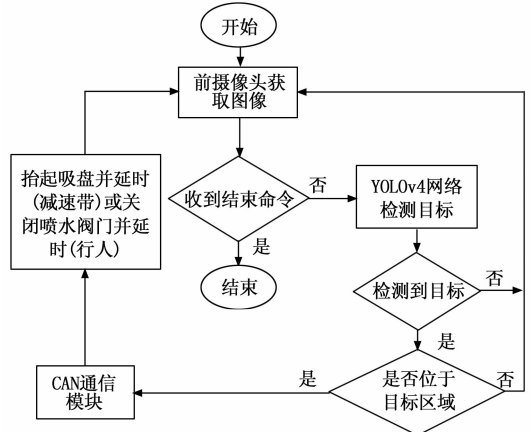


图 7 行人和减速带识别模块工作原理

### 1.5 CAN 通信模块

系统通过 CAN 总线实现 Jetson AGX Xavier 计算平台与清洁车设备的通信，从而实现系统对清洁车设备的实时控制。其中 Jetson AGX Xavier 没有现成的 CAN 通信接口，

需要外接 CAN 收发器才能实现 CAN 通信。CAN 通信模块每 0.1 s 将超声测距模块、垃圾量化模块以及行人和减速带识别模块输出的控制命令编入同一 CAN 报文的不同位置, 然后发送到清洁车的 CAN 设备控制器, 控制器解读报文里的控制命令, 控制相应清洁设备动作。

## 2 多线程的应用

垃圾量化、行人和减速带识别是两个耗时相对较长的任务, 因此对于输入图像的获取和预处理可以放单独的线程里, 而超声测距模块执行较快, 获取信息和处理可以放到同一个线程里。如图 8 所示, 前方图像预处理线程对前摄像头拍摄的图像进行预处理, 然后更新前方图像这个全局变量, 行人和减速带识别线程只需到不断获取这个全局变量进行处理即可, 这样可以避免摄像头暂时工作异常导致识别算法奔溃。两侧图像预处理和垃圾量化线程同理, 区别在于左右摄像头拍摄的两张图像放入同一批次输入垃圾量化算法。超声测距线程、垃圾量化线程以及行人减速带识别线程共同维护一个各线程结果的全局变量, 各线程的输出只维护各自对应的那部分数据, 其他部分数据保持原样直到被更新。可视化线程实时显示各线程结果, 而 CAN 通信线程每 0.1 s 向清洁车设备控制器发送一次包含各线程结果的控制命令实现对清洁车设备的控制。

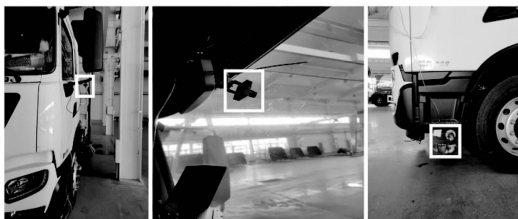


图 9 摄像头和传感器安装示意图

实时显示 FPS (每秒传输帧数) 以及设备的状态是打开还是关闭。中间图像中的横线是减速带识别的阈值划分线, 横线以上识别减速带并预警, 横线以下识别减速带并控制吸盘收回, 图像上实时显示识别结果; 左右两侧斜线是行人识别的阈值划分线, 左边两条斜线和右边两条斜线之间的区域为行人识别区域, 此区域识别到行人则控制喷水杆停水并收回, 其他区域识别到行人则是发出预警, 同时图像上实时显示识别结果。



图 10 可视化效果

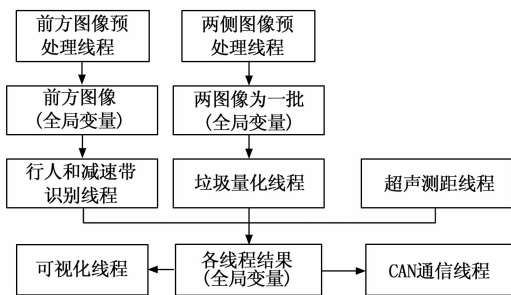


图 8 多线程实现过程

## 3 实验及结果

### 3.1 设备安装情况

Jetson AGX Xavier 通过电源逆变器从清洁车 24 V 电源供电, 摄像头和传感器通过 USB 接口连接到 Jetson AGX Xavier, 显示器则通过 HDMI 接头与 Jetson AGX Xavier 相连, 同时外接键盘鼠标方便调试。

摄像头和安装情况如图 9 所示, 两侧的摄像头安装于后视镜下方往正下方拍摄, 离地高度 180 cm, 前方的摄像头安装于车内后视镜的位置往正前方拍摄; 传感器离地高度 25 cm, 与清扫盘和喷水杆高度一致, 传感器与清扫盘和喷水杆水平距离为 4 m, 超声信号垂直打向路沿并反射检测距离。

### 3.2 可视化界面

Jetson AGX Xavier 外接显示器, 在算法中单独使用一个线程用于实时显示采集的图像和处理结果。如图 10 所示, 图中左中右 3 个图像分别是清洁车左前右 3 个摄像头拍摄的图像, 其中左右两个图像显示的是垃圾量化的结果,

### 3.3 试验结果及分析

经过反复实车试验, 结果表明本文给出的清洁车智能监测与控制系统可以很好的实现以下功能: 当清洁车距离路沿过近时, 可以自动控制清扫盘和喷水杆收回实现避障, 适当延时后摆出; 当清洁车前方出现行人时, 系统可以发出行人警报, 行人进入目标区域则控制喷水杆关水以免波及行人; 当清洁车前方出现减速带时, 减速带位于阈值线以上系统自动发出预警, 位于阈值线以下系统控制吸盘上抬避免损失, 适当延时后下放; 系统自动对清洁车两侧清扫区域的垃圾进行量化, 垃圾量改变时控制清扫功率改变, 进而提高清扫效率。

试验数据如表 5 所示, 试验分别针对路沿距离检测及避障、垃圾量化、行人和减速带识别 3 个功能进行, 试验次数分别为 100 次、90 次、80 次, 准确率分别为 96%、90% 和 96.25%。其中准确率指的是正确控制次数占测试次数的比例, 对路沿距离检测及避障来说, 正确控制是指当清洁车与路沿距离低于阈值时系统控制清洁车清扫盘和喷水杆收回, 反之则摆出; 对垃圾量化来说, 正确控制是指当垃圾量变化时, 系统根据垃圾量及时控制副发动机转速改变到当前垃圾量对应的转速; 对行人和减速带识别来说, 正确控制是指当前方出现行人或减速带时, 若行人位于目标区域则控制喷水杆关水, 若减速带位于目标区域则控制吸盘上抬。综合来看, 系统 3 个功能都能达到较高的准确率。其中垃圾量化准确率相对较低, 原因在于垃圾量化的标准是人为界定的, 不同的垃圾量之间的界限不算清晰, 容易造成量化失误的情况。

表 5 试验数据

测试内容	测试次数	正确控制次数	准确率
路沿距离检测及避障	100	96	96%
垃圾量化	90	81	90%
行人和减速带识别	80	77	96.25%

采用多线程技术使得垃圾量化以及行人和减速带识别的 FPS 从每秒 2~3 帧提升到 6~7 帧, 考虑到清洁车工作过程中时速低于 15 km/h, 6~7 帧的 FPS 完全可以到达实时性要求。路沿距离检测的误差小于 2 cm, 速度可以达到每秒检测 10 次。该系统具有较高的准确率和识别速度, 很好的解决了清洁车的行业痛点问题。

#### 4 结束语

本文提出了一种清洁车智能检测与控制系统, 旨在解决目前清洁车普遍存在的清扫盘、喷水杆和吸盘易损毁, 作业易干扰行人和清扫效率较低等行业痛点问题。该系统采用超声传感器进行避障, 采用 VGG16 网络量化垃圾, 采用 YOLOv4 识别行人和减速带, 采用 CAN 总线实现通信, 利用多线程技术协调各模块通信和资源占用。经过多次实车试验, 结果表明系统运行稳定, 实时性和准确率较高, 很好的解决了清洁车的行业痛点问题。

系统通过进一步优化, 可以应用到各类硬质路面清洁车上, 提高清洁车智能化水平, 提高清扫效率, 降低设备损耗。目前系统仅在一种清洁车上应用, 后期考虑应用到不同尺寸、不同工作环境的清洁车, 需要对传感器和摄像头的安装进行调整, 同时针对不同的工作环境采集不同的图片训练网络, 使得网络能够在不同的环境中发挥较好的效果。

#### 参考文献:

- [1] 张浩然. 车载毫米波雷达障碍物检测系统设计 [D]. 济南: 山东大学, 2019.
- [2] 王辰楷. 应用于自动驾驶的自主避障技术综述 [J]. 中国设备工程, 2018 (9): 133-134.
- [3] 张浩然. 车载毫米波雷达障碍物检测系统设计 [D]. 济南: 山东大学, 2019.
- [4] 庄天海, 张轩轩, 刘志钢. 基于毫米波雷达的高精度液位测量方法 [J]. 电子世界, 2020 (21): 118-122.
- [5] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86 (11).
- [6] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C] // International Conference on Neural Information Processing Systems, 2012.
- [7] 张珂, 冯晓晗, 郭玉荣, 等. 图像分类的深度卷积神经网络模型综述 [J]. 中国图象图形学报, 2021, 26 (10): 2305-2325.
- [8] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Computer Science, 2014, 4 (1): 1-14.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN [A]. Proceedings of IEEE Inter-

national Conference on Computer Vision [C] // USA: IEEE, 2015: 1440-1448.

- [10] TIAN Z, SHEN C, CHEN H, et al. FCOS: Fully Convolutional One-Stage Object Detection [C] // 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020.
- [11] 刘洋, 战荫伟. 基于深度学习的小目标检测算法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (2): 37-48.
- [12] 赵永强, 饶元, 董世鹏, 等. 深度学习目标检测方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25 (4): 629-654.
- [13] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C] // European Conference on Computer Vision, Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [14] MAHTO P, GARG P, SETH P, et al. Refining Yolov4 for vehicle detection [J]. International Journal of Advanced Research in Engineering and Technology (IJARET), 2020, 11 (5): 409-419.
- [15] 张琦, 张荣梅, 陈彬. 基于深度学习的图像识别技术研究综述 [J]. 河北省科学院学报, 2019, 36 (3): 28-36.
- [16] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C] // USA: IEEE, 2016: 779-778.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [18] KIM K J, KIM P K, CHUNG Y S, et al. Performance enhancement of YOLOv3 by adding prediction layers with spatial pyramid pooling for vehicle detection [C] // 2018 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2018: 1-6.
- [19] 盛传中. 基于 Linux 多线程溯源系统的设计与实现 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2014.
- [20] 胡珂. 基于 Arduino 的智能小车测距安全行驶系统的研究 [D]. 西安: 长安大学, 2015.
- [21] 高明旭, 李靖, 朱绪平, 等. 深度学习研究方法综述 [J]. 中国科技信息, 2019 (10): 56-57.
- [22] 张海涛, 刘景鑫, 赵晓晴, 等. 基于 VGG16 的急性淋巴细胞白血病血液细胞显微图像人工智能辅助诊断分类研究 [J]. 中国医疗设备, 2019, 34 (7): 1-4, 9.
- [23] 赵宇凯, 徐高威, 刘敏. 基于 VGG16 迁移学习的轴承故障诊断方法 [J]. 航天器环境工程, 2020, 37 (5): 446-451.
- [24] 李彬, 汪诚, 吴静, 等. 改进 YOLOv4 算法的航空发动机部件表面缺陷检测 [J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-17 [2021-03-31]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210105.1048.006.html>.
- [25] MAHTO P, GARG P, SETH P, et al. Refining Yolov4 for vehicle detection [J]. International Journal of Advanced Research in Engineering and Technology (IJARET), 2020, 11 (5): 409-419.
- [26] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (8): 10-25.
- [27] 唐小煜, 黄进波, 冯洁文, 等. 基于 U-net 和 YOLOv4 的绝缘子图像分割与缺陷检测 [J]. 华南师范大学学报 (自然科学版), 2020, 52 (6): 15-21.