

基于机器视觉的智能垃圾分类实验平台设计

李祺^{a,b}, 曾明^a, 卢向哲^a, 聂为之^a

(天津大学 a. 电气自动化与信息工程学院; b. 电气工程与自动化国家级虚拟仿真实验教学中心, 天津 300072)



摘要:针对前端垃圾分类采集的需求,研发了基于机器视觉的智能垃圾分类实验平台。该平台使用“视觉检测与智能桶分离”及“桶盖与桶身分离”的机构设计,采用树莓派 CM4、STM32F103 控制板及云平台组建云边协同的控制系统。通过构建大规模单物品垃圾图像数据集 GarbageNet,设计基于深度跨连接网络的垃圾分类算法,实验平台对 10 大类垃圾识别率达 97.2%。同时,面向实验教学需求,开发了通用图像分类模型实验架构,并设计了基于迁移学习的实验内容,在实验教学过程中取得良好成效。

关键词:垃圾分类; 迁移学习; 图像数据集; 智能垃圾桶

中图分类号:TP 391.4

文献标志码:A

文章编号:1006-7167(2022)04-0068-06

Design of Intelligent Garbage Classification Experimental Platform Based on Machine Vision

LI Qi^{a,b}, ZENG Ming^a, LU Xiangzhe^a, NIE Weizhi^a

(a. School of Electrical Engineering and Automation; b. National Virtual Simulation Experimental Teaching Center of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In view of the requirement for garbage classification, an intelligent garbage classification experimental platform was developed. It adopts visual inspection module and intelligent garbage which can separate the lid and can. The experimental platform has a cloud-edge collaboration control system, which was comprised by Raspberry PiCM4, STM32F103 controller and cloud platform. By using the large-scale image data set GarbageNet and the garbage classification algorithm based on deep skip connection network, 10 categories garbage recognition rate of the experimental platform achieves 97.2%. Depending on the experimental platform, experimental architecture of universal image classification model and experiment content based on transfer learning are developed for practical teaching. The platform has been applied to experimental teaching, which enriched teaching methods and achieved good results.

Key words: garbage classification; transfer learning; image dataset; intelligent garbage can

0 引言

由于垃圾物品的种类繁多垃圾分类处理势在必

收稿日期:2021-08-17

基金项目:国家自然科学基金项目(61872267);天津大学实验室建设与管理改革项目(LAB2021-09);天津大学研究生创新人才培养项目(YCX202037)

作者简介:李祺(1987-),男,天津人,硕士,工程师,主要研究方向为工业自动化、智能机器人系统。

Tel.:15022085398;E-mail:qi.li@tju.edu.cn

行^[1-3],不同国家和地区的分类标准也存在一定的差异,这给民众掌握全面、细节的垃圾分类知识带来了极大的挑战。目前针对垃圾的前端收集,国内外已有一些公司研制出了具有分类功能的智能垃圾桶。例如,中国阿尔飞思公司研发的人工智能垃圾桶^[4],在用户投入垃圾后,桶内顶端的摄像头拍摄照片自动识别垃圾类别,然后将垃圾投放至相应类别的垃圾桶。美国 Clean Robotics 公司研发的一款自动垃圾分类机器人 TrashBot^[5],其先通过摄像头识别投入垃圾桶的垃圾,

再通过智能算法将物品按类别归到各自属于废物还是可回收类垃圾桶中。这两款先进的垃圾桶虽然都可以通过桶内的视觉系统识别垃圾种类,并进行垃圾分类投放,但这类一体化“封闭式”设计的智能垃圾桶存在诸多问题:① 分类种类限制太大,一般只能实现二分类;② 由于受内部视觉检测空间的限制,只允许投放小尺寸的垃圾物品;③ 视觉检测装置占用了很大的空间,垃圾桶的容量受到一定的限制,增加收集的频次;④ 垃圾溢满时,很难实现垃圾自动的转运,需要人工打开垃圾箱取出溢满的垃圾;⑤ 被智能垃圾桶所取代的传统垃圾桶得不到充分利用。此外,在算法方面,目前基于深度学习的方法已被应用于垃圾分类中^[6-9],但这些方法中所用到的网络层数较浅,提取图像高维特征的能力有限^[10],同时在训练网络中使用单一的损失函数难以获得更优的模型^[11]。

本文提出采用可分离式的机构设计方案和云边协同的电控系统设计方案,扩展了垃圾分类种数和垃圾桶的容量,且便于垃圾转运。在此基础上,应用基于迁移学习的垃圾分类方法,提升了系统对图像高维特征的提取能力。依托该平台开展实验教学,推动了教育

技术的革新,更好地培养了学生工程实践能力与创新意识。

1 智能垃圾分类实验平台整体结构

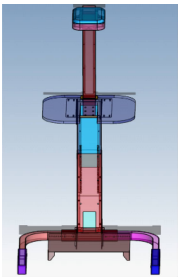
1.1 可分离式的机构设计

智能垃圾分类实验平台(以下简称为“实验平台”)主要由视觉检测分类模块和多个桶盖分离的智能垃圾桶模块构成,如图1所示。针对目前国内外一体化智能垃圾桶存在的问题,实验平台采用可分离式的设计方案,即“视觉检测与智能桶分离”“桶盖与桶身分离”。

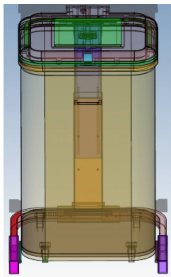
(1) 视觉检测与智能桶分离。视觉检测分类模块主体结构包含支架部分、检测部分和控制箱,如图2所示。其中,支架部分由载物台和支撑立柱组成,载物台用于盛放被测物品,通过调节支撑立柱可确保检测部分的识别范围覆盖整个载物台;检测部分由超声传感器和视觉摄像头组成,超声传感器用于检测视觉摄像头与载物台之间是否有待检测的垃圾,摄像头用于采集垃圾的图像信息;控制箱内部署实验平台的电气控制系统。



(a) 实验平台整体结构



(b) 视觉检测分类模块设计图



(c) 智能垃圾桶模块设计图

图1 智能垃圾分类实验平台



图2 视觉检测分类模块结构

通过具有独立的支架部分的结构设计,实现视觉检测分类模块与智能垃圾桶模块分离,可使实验平台具备以下优点:① 分类垃圾种类数不受限制,可以是2分类、4分类,甚至更多类;② 方便检测和投放尺寸较大的垃圾物品;③ 不含视觉检测的智能桶的垃圾容量增大,减少了收运频次;④ 垃圾分类过程可以实现可视化,有很好的引导和教育效果。

(2) 桶盖与桶身分离。智能垃圾桶模块由分离的智能桶盖结构、伸缩支撑结构及移动垃圾桶3部分组成,如图3所示。智能桶盖结构包含活动盖板、固定盖板、红外探测器和料位高度超声探测器;伸缩支撑结构包含伸缩立柱、开盖电动推杆、伸缩立柱顶推电动推杆和T型立柱;移动垃圾桶选用普通公共垃圾桶即可。

分离的智能桶盖采用小盖套大盖的双桶盖设计,活动盖板的开盖动力由开盖电动推杆提供,开盖电动推杆上下运动时带动活动盖板绕转轴翻转,实现智能桶的自动开、关盖功能;固定盖板通过连接伸缩立柱顶

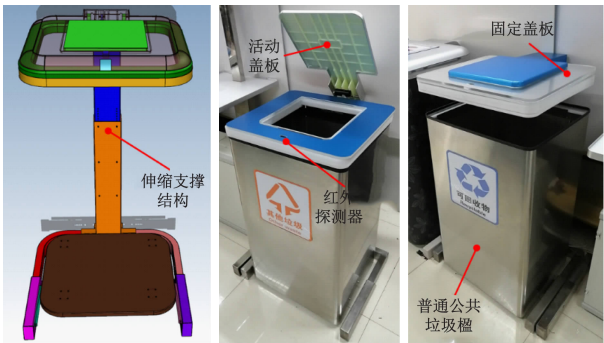


图3 智能垃圾桶模块结构

推电动推杆进行上下运动,实现自动封盖不同高度尺寸的垃圾桶。智能桶盖内侧的料位高度超声探测器用于实时监测垃圾桶的剩余容量,红外探测器则用于方便熟知垃圾类别用户直接扫描开盖投放垃圾。

“桶盖与桶身分离”设计的优点体现在:① 由于桶盖是分离的,使得垃圾桶溢满后可以很方便的转运;② 可伸缩悬空智能桶盖可以将容量为60~240 L的普通

垃圾桶快速升级为智能垃圾桶,充分利用现有资源。

1.2 电控系统设计

实验平台的电控系统采用“上位机+下位机”的硬件结构^[12]。其中,上位机选用树莓派 CM4,用于读取并处理摄像头采集的图像信息和下位机上传的数据信息;下位机基于 STM32F103 芯片构建控制器,用于采集传感器的数据信息、执行上位机回传的策略指令,并控制机构执行相应动作。

在此基础上,将每个垃圾分类实验平台视作一个智能终端,依据物联网架构,开发云端服务平台用于搭建卷积神经网络、训练垃圾分类模型;与此同时,树莓派 CM4 成为系统中的边缘计算节点,运行优化后的垃圾分类模型,并将新采集的垃圾图像信息上传云平台,以供扩展垃圾图像数据集。从而形成云边协同的智能垃圾分类系统架构,如图 4 所示。

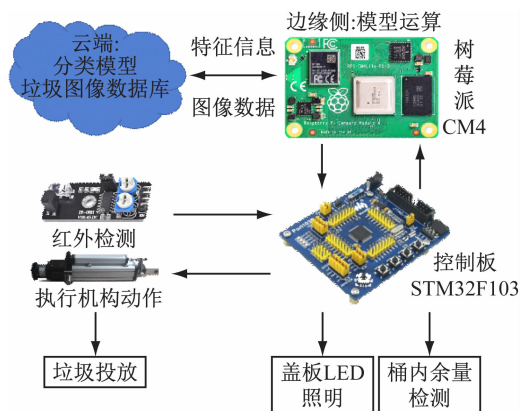


图4 云边协同的智能垃圾分类系统架构

当用户将待检测的物品放置在载物台上,超声传感器会检测到位置信息的变化从而触发视觉检测装置工作:电气控制柜内的树莓派主控板调用视觉摄像头对待检测的垃圾物品进行拍照,并运行分类模型进行预测,从而完成垃圾物品的检测和识别任务,预测的垃圾分类结果及图像信息最终会上传云平台。在此基础上,通过下位机控制打开相应类别的智能垃圾桶的活动盖板,并点亮该桶盖的 LED 灯带,引导用户进行垃圾投放。此外,考虑到部分常见垃圾(例如矿泉水瓶、金属易拉罐等)的类别归属为大众所熟知,用户可通过直接扫描每个智能桶盖前端设置的红外探测装置,进行开盖投放。每次投放结束后,桶盖下方的超声传感器回传距离信息并计算桶内剩余空间发送到上位机;当垃圾桶接近溢满时,上位机会将溢满信息发送至管理中心或保洁员提醒及时清运处理。

2 结合迁移学习的垃圾分类方法

2.1 构建大规模垃圾图像数据集

大数据是深度学习的基础^[13]。研究表明,深度学习计算的性能随着训练数据的数量级呈线性增加的趋势,

数据量的大小直接影响深度学习的性能,数据量太小会导致训练出的模型泛化能力弱、容易过拟合,无法应用到现实生活。许多图像领域任务(如图像分类、目标检测、图像分割等)的完成,都离不开巨大的数据集。Razali 等^[14]自行采集的 200 张垃圾图像数据集(未公开);Sakr 等^[15]自行采集的 2 000 张垃圾图像数据集(未公开);Chu 等^[16]构建的总数为 2 527 张垃圾图像数据集 TrashNet(公开)。由此可见,目前公开的垃圾图像数据集数据量少,无法满足深度学习模型的训练要求,大规模生活垃圾目标检测图像数据集成为应用深度学习进行垃圾分类的重大挑战。

本课题组于 2018 年开始进行人工构建垃圾图像数据的工作,用于分类算法的研究。首先对课题组自行采集的真实垃圾图片和从网上获取的垃圾图像数据集进行整合,共得到 33 万张单物品垃圾图像;然后组员们对其进行人工清洗与分类,去除图像模糊、类型重复及信息残缺的数据;最终,经人工数据清洗与分类,共筛选得到 19 万张的高质量大规模单物品垃圾图像数据集 GarbageNet,包含 10 个大类(厨余垃圾、可回收塑料、不可回收塑料、可回收纸、不可回收纸、金属、电子产品、玻璃、纺织物、危险有害垃圾)、34 个超类(见图 5)、767 个小类。

2.2 深度跨连接网络的垃圾分类算法设计

为使实验平台克服现有浅层卷积神经网络(CNN)垃圾分类方法存在的高维特征提取能力有限等问题,应用基于深度跨连接网络的垃圾分类算法,实现更深层次的特征提取;同时通过设计新的损失函数,进一步提升垃圾分类的准确率。

基于深度跨连接网络的垃圾分类算法首先应用深度跨连接网络 DenseNet^[17]在大型数据集 ImageNet 上预训练提高网络的特征提取能力;然后在自行构建的垃圾图像数据集 GarbageNet 上对网络部分参数进行微调,实现将网络前期在 ImageNet 上学习到的特征提取能力迁移到 GarbageNet 上;在此基础上,训练网络的垃圾分类能力,在这部分训练中引入新的损失函数。具体步骤如下:

(1) 搭建深度跨连接网络 DenseNet(配置见表 1),初始化网络模型参数,并在数据集 ImageNet 训练全部网络参数,直到网络的特征提取能力达到最优。

(2) 将步骤(1)中训练好的网络替换最后的全连接分类器,分类数由 ImageNet 的 1000 类变成 GarbageNet 的 10 类;固定低层网络参数,只允许训练高层的网络参数,设经过改进的深度跨连接网络为 A。

(3) 对图片数据进行预处理。根据 DenseNet 的网络配置,设置参数 batch size = 64,读取 64 个图片数据和对应的标签,通过随机左右翻转、随机上下翻转、

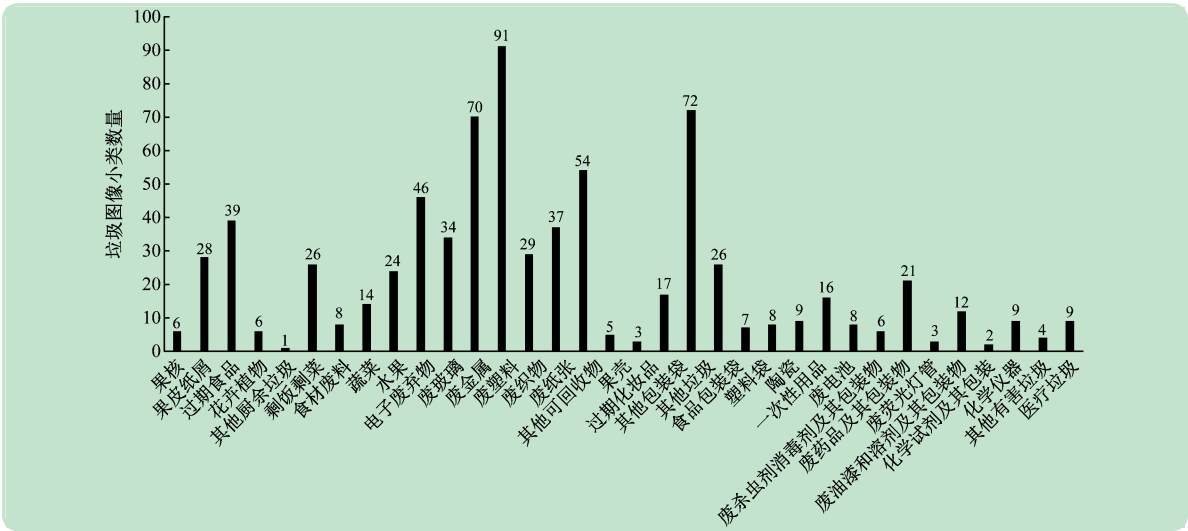


图5 34个超类包含的小类个数

表1 深度跨连接网络的配置说明

层	输出特征图尺寸	配置
Convolution	112 × 112	7 × 7 conv, stride = 2
Pooling	56 × 56	3 × 3 max pool, stride = 2
Dense Block 1	56 × 56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer 1	56 × 56	1 × 1 conv
	28 × 28	2 × 2 average pool, stride = 2
Dense Block 2	28 × 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer 2	28 × 28	1 × 1 conv
	14 × 14	2 × 2 average pool, stride = 2
Dense Block 3	14 × 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$
Transition Layer 3	14 × 14	1 × 1 conv
	7 × 7	2 × 2 average pool, stride = 2
Dense Block 4	7 × 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$
Classification Layer	1 × 1	7 × 7 global average pool
	1 × 1	10D fully-connected, softmax

随机亮度和随机饱和度,对图片做数据增强;在此基础上,将每个图片的 RGB 像素值进行归一化处理(在 0~1 的范围内),之后将数据减去 0.5、乘以 2 使数据处于(-1,1)之间,以满足激活函数要求。

(4) 将步骤(3)中处理后的图片数据输入网络 A,通过网络 A 前向传播后得到维度为(64,10)的概率矩阵,每一行代表该图片属于 10 个类别的概率。

(5) 根据类别标签 y 和概率矩阵 \hat{y} (网络输出)之间的交叉熵损失函数 $L(y, \hat{y}) = - \sum y \lg \hat{y}$,计算总的损失函数^[18]

$$\text{Loss} = \alpha L(y_{\text{mat}}, \hat{y}_{\text{mat}}) + (1 - \alpha) L(y_{\text{rec}}, \hat{y}_{\text{rec}}) \quad (1)$$

$$y_{\text{rec}} = (y_{\text{R}}, y_{\text{U}}) = \left(\sum_{i=1}^m y_i, \sum_{j=1}^n y_j \right) \quad (2)$$

$$\hat{y}_{\text{rec}} = (p_{\text{R}}, p_{\text{U}}) = \left(\sum_{i=1}^m p_i, \sum_{j=1}^n p_j \right) \quad (3)$$

式中: $L(y_{\text{mat}}, \hat{y}_{\text{mat}})$ 是材质交叉熵损失函数; y_{mat} 是材质标签; \hat{y}_{mat} 是材质概率; $L(y_{\text{rec}}, \hat{y}_{\text{rec}})$ 是回收交叉熵损失函数; R 为可回收类别集; U 为不可回收类别集; m 为可回收类别数量; n 为不可回收类别数量; y_{rec} 是回收标签; y_{R} 是可回收标签; y_{U} 是不可回收标签; \hat{y}_{rec} 是回收概率; p_{R} 是可回收概率; p_{U} 是不可回收概率; α 是权重因子(用来分配两个交叉熵损失的重要性),量纲为 1。

通过反向传播计算损失对每个参数的导数,进而更新参数。其中,优化器选择带动量的 SGD,动量参数设置为 0.9,初始学习率为 0.01,每训练 10 epoch 下降为原来的 0.1,weighted decay 设置为 0.000 04。

(6) 重复步骤(1)~(5),直到网络 A 在测试集上的性能不再提高为止。

基于深度跨连接网络的垃圾分类算法在测试集中取得了 97.2% 的准确率;与采用单一损失函数相比,双交叉损失函数设计对准确率提高了 0.7%,如图 6 所示。该算法的高准确性是智能垃圾分类实验平台可

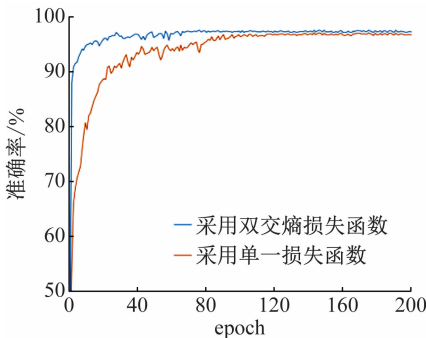


图6 两种算法准确率对比图

靠运行的重要保障。

3 实验教学应用

3.1 开发通用图像分类模型实验架构

为将最新的人工智能科研成果转化为教学应用,保证教学内容与时俱进,课题组依据“图像处理”课程大纲,在实践教学环节中引入智能垃圾分类实验平台,使学生在了解深度学习理论知识的基础上,通过设计垃圾分类程序,理解 CNN 的网络结构和模型训练过程,并且有能力进行实际工程应用。

面向实验教学需求,课题组基于 Python3.7&PyTorch1.1&TorchVision0.3.0 环境,开发了一个通用图像分类模型框架。该架构集成了包含 ResNet^[19]、DenseNet、ResNeXt^[20]、MobileNet^[21]、EfficientNet^[22] 5 种图像分类常用网络,同时可以根据需要利用 TorchVision 扩展其他的分类算法。此外,该框架包含 SVM、RF、MLP、KNN 4 种经典分类器供学生实验使用,从而使学生掌握不同分类算法的特点及使用方法。

在此基础上,为解决实验平台数量有限、多组学生在 1 套上位机运行模型影响教学进程的问题,课题组采用云计算的方式,将分类模型部署到云端,并基于 Flask 框架将模型的推理过程封装为 1 个可调用的 API(应用程序接口)。具体步骤如下:

- (1) 云端配置模型运行所需的运行环境;
- (2) 采用 Flask 框架构建应用实例(所有的云端 API 的响应服务均由这个示例对象进行处理);
- (3) 将整个函数的操作封装为一个类,模型的读取过程作为类对象的私有化初始函数,算法的推理过程作为类成员函数;
- (4) 基于 gunicorn 服务器和 gevent 库,构建多线程的可用服务 API。

实验过程中,每组学生分配有特定的 IP 地址,系统首先依据 IP 地址调用 API,将图像上传至云服务器;然后,云端调用相应的分类模型进行数据处理;最终,系统将处理得到的类别结果回传到实验平台上位机,即设备接收到云端返回的垃圾类别并执行相应控制指令,实验流程如图 7 所示。在此基础上,以垃圾运输为主题,引导学生设计与实验平台协作的垃圾转运机器人,从而拓展实验教学内容,激发学生的创新意识。

3.2 基于迁移学习的实验内容设计

实验内容围绕垃圾分类的主题开展。学生需掌握智能垃圾分类实验平台的系统结构以及“通用图像分类模型实验架构”的使用方法,并结合 PyTorch 图像分类器例程,研习“基于深度跨连接网络的垃圾分类算法”。在此基础上,以组为单位,开发智能垃圾分类实



图7 实验流程示意图

验平台的控制程序;同时,应用迁移学习的方法,在云端构建基于 CNN 的垃圾分类模型,并与经典分类器的分类效果进行对比。具体步骤如下:

- (1) 准备实验数据集。了解垃圾图像数据集 GarbageNet 的数据结构,并按照 2:1:1 的比例,将其划分为训练数据集、验证数据集和测试数据集。
- (2) 对 3 个数据集的图像进行裁剪,将大小调整为 224×224 ,并对图像进行标准化处理,使其符合输入神经网络所需的特定格式。
- (3) 应用 ImageFolder(加载图像函数)和 DataLoader(批量传递图像函数)为每个数据集创建加载器。
- (4) 分析 ResNet、DenseNet、ResNeXt、MobileNet、EfficientNet 各自的特点,从中自行选取一个基于 ImageNet 的预训练网络 B,并应用 TorchVision 完成加载。
- (5) 冻结 B 的部分卷积层,利用垃圾图像训练数据集和验证数据集对其进行训练,得到基于 CNN 的垃圾分类模型 M。
- (6) 利用垃圾测试数据集检验 M 的图像分类的准确性。
- (7) 去掉 M 的全连接层,将提取到的特征保存为“.pkl”文件,并利用这些特征训练经典分类器(SVM、RF、MLP、KNN),得到模型 N。

- (8) 利用垃圾测试数据集检验 N 的图像分类的准确性。
- (9) 对比 M 和 N 的垃圾图像分类准确率,分析 2 种分类算法的特点。
- (10) 在云端部署相应的分类模型,并设计垃圾分类实验平台的控制策略。

此外,指导教师鼓励学生研习“基于深度跨连接网络的垃圾分类算法”的设计思路,从网络结构、模型参数、损失函数设计以及数据集选取等方面进一步完善垃圾分类模型,提升分类准确率。

4 结 语

基于机器视觉的智能垃圾分类实验平台源于实际

工程问题。通过可分离式的结构设计,解决了分类垃圾种类数受限、垃圾桶溢满后不易转运等问题;同时,依托实验平台的云边协同的控制系统架构,开展了基于迁移学习的垃圾分类研究,取得良好的分类效果,10大类识别率达97.2%。在此基础上,课程团队将科研成果转化为教学应用,保证实践教学内容与时俱进,加深学生对专业知识的理解,激发学生的科研热情,进而探索工程引领人才培养的方法和路径。

参考文献 (References) :

[1] 万 筠,王佃利. 中国城市生活垃圾管理政策变迁中的政策表达和演进逻辑——基于1986—2018年169份政策文本的实证分析[J]. 行政论坛,2020,27(2):75-84.

[2] 杨 威,郑仁栋,张海丹,等. 中国垃圾焚烧发电工程的发展历程与趋势[J]. 环境工程,2020,38(12):124-129.

[3] 顾丽梅,李欢欢. 行政动员与多元参与:生活垃圾分类参与式治理的实现路径——基于上海的实践[J]. 公共管理学报,2021,18(2):83-94,170.

[4] 崔佳炜,金 雷,林佳炀,等. 一种垃圾分类方法、装置及系统:中国,CN112340301A[P]. 2021-2-09.

[5] Dewantara B S B, Ardilla F. Self Monitoring, Failure-Detection and Decision-Making System to Support E-TrashBot (EEPIS Trash Bin Robot) Operations: Preliminary Report [C]//2018 10th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE). [s. l.]: IEEE, 2018: 1-6.

[6] Azis F A, Suhaimi H, Abas E. Waste Classification using Convolutional Neural Network [C]//Proceedings of the 2020 2nd International Conference on Information Technology and Computer Communications. [s. l.]: [s. n.], 2020: 9-13.

[7] Bobulski J, Kubanek M. The triple histogram method for waste classification [C]//AIP Conference Proceedings. [s. l.]: AIP Publishing LLC, 2020, 2293(1): 420004.

[8] Sheng T J, Islam M S, Misran N, et al. An internet of things based smart waste management system using LoRa and tensorflow deep learning model[J]. IEEE Access, 2020, 8: 148793-148811.

[9] Song F, Zhang Y, Zhang J. Optimization of CNN-Based Garbage Classification Model [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Computer Science and Application Engineering. [s.

l.]: [s. n.], 2020: 1-5.

[10] 宋宇鹏,边继龙,安 翔,等. 基于注意力机制的 DenseNet 模型的树种识别应用[J]. 实验室研究与探索,2020,39(7):122-127,173.

[11] 李晓明,黄 慧,应 毅,等. 基于多尺度对抗学习的人体姿态估计[J]. 实验室研究与探索,2020,39(11):35-39.

[12] 林志伟,徐冠华,吴森洋. 基于树莓派的三维打印上位机控制系统[J]. 实验技术与管理,2019,36(6):114-118.

[13] 刘 进,吕文晶. 人工智能创新与中国高等教育应对(上)[J]. 高等工程教育研究,2019(1):52-61.

[14] Razali Z B. Conceptual design of an automated green technology sorting device for mixed household waste[J]. Journal of Advance of Environmental Biology, 2013, 7(12): 3681-3689.

[15] Sakr G E, Mokbel M, Darwich A, et al. Comparing deep learning and support vector machines for autonomous waste sorting[C]//2016 IEEE international multidisciplinary conference on engineering technology (IMCET). [s. l.]: IEEE, 2016: 207-212.

[16] Chu Y, Huang C, Xie X, et al. Multilayer hybrid deep-learning method for waste classification and recycling [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2018(5): 110-115.

[17] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: IEEE, 2017: 4700-4708.

[18] 曾 明,吴雨璇,马金玉,等. 基于深度跨连接网络及损失函数设计的垃圾分类方法[P]. 中国专利 CN110689085A. 2020-1-14.

[19] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: IEEE, 2016: 770-778.

[20] Xie S, Girshick R, Dollár P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: IEEE, 2017: 1492-1500.

[21] Sandler M, Howard A, Zhu M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: IEEE, 2018: 4510-4520.

[22] Tan M, Le Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks [C]//International Conference on Machine Learning. [s. l.]: PMLR, 2019: 6105-6114.

· 名人名言 ·

教育的首要目的在于造就有所创新、有所发明和有所发现的人，而不是简单重复前人做过的事情。

——让·皮亚杰