

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107427

基于计算机视觉的垃圾塑料瓶识别与定位算法研究^{*}

曾 维 尹生阳 张 凤

(成都理工大学 机电工程学院 成都 610051)

摘要: 针对当前垃圾分拣算法对废旧塑料瓶检测效率低、环境受限和仅限于颜色识别等问题,提出了一种有效的垃圾塑料瓶识别与定位方法,以采集高像素图像为基础提取原始图片,通过 YOLOv3 算法的浅层增强特征将图片中目标进行一系列卷积获得不同的特征,并输入各检测分支进行检测,将不同尺度特征图经过 K-means 聚类算法做锚框处理,利用位置预测实现最终的识别与定位检测结果。通过模型测试,YOLOv3 算法在识别速度和算法的繁琐性上都优于其他的一些算法,平均识别准确率达到 90%、检测时间约 0.4 s 以内、定位精度约 ±5 cm。证明了此算法对于复杂环境下废旧塑料瓶目标检测的有效性和实用性。

关键词: 塑料瓶分类;YOLOv3;K-means 聚类;识别速度

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Research on recognition and location algorithm of waste plastic bottle based on computer vision

Zeng Wei Yin Shengyang Zhang Feng

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610051, China)

Abstract: In view of the low detection efficiency of waste plastic bottles, limited environment and limited color recognition by current waste sorting algorithms, proposes an effective method for identifying and locating waste plastic bottles, which extracts original pictures based on high-pixel images. Through the shallow enhancement feature of the YOLOv3 algorithm, the target in the picture is subjected to a series of convolutions to obtain different features, and each detection branch is input for detection, and the feature maps of different scales are processed by the K-means clustering algorithm as anchor boxes, and the position is used predict to achieve the final recognition and location detection results. Through model testing, the YOLOv3 algorithm is superior to other algorithms in terms of recognition speed and complexity of the algorithm. The average recognition accuracy is 90%, the detection time is within 0.4 s, and the positioning accuracy is about ±5 cm. It proves the effectiveness and practicability of this algorithm for target detection of waste plastic bottles in complex environments.

Keywords: plastic bottle classification; YOLOv3; K-means clustering; recognition speed

0 引 言

如今,随着人口的不断增长生活垃圾的问题也日益增加,如何能有效回收垃圾成为了社会热点问题^[1,2]。经调查,生活垃圾大多都是塑料材质的,最常见的塑料产品就是塑料瓶,并且塑料包装瓶大多为一次性用品,目前大多数公司推行用玻璃瓶或者可降解材料瓶代替塑料瓶,但依然不可避免塑料瓶的大量使用。虽然我国日前在大规模推广垃圾分类,但在我国仍有大量的城市尤其是经济不发达地区生活垃圾未被有效回收利用,造成资源大量浪费^[3-4]。

传统的废旧塑料瓶回收方式主要采用人工分拣方式,通过人工来对塑料瓶和其他垃圾进行区分。徐美才等^[5]在 2017 年提出采用互联网手段来解决垃圾分类问题,通过网上上门回收等手段进行分类回收,但这种分拣方式存在分拣效率低下,不具备智能化。随着计算机技术的不断发展,计算机视觉技术已广泛应用于垃圾分类和图像识别领域。张小伟等^[6]在 2021 年将计算机视觉技术应用于混凝土坝裂缝上,通过 K-means 聚类算法获得裂缝详细图片信息进行精确识别。刘政林等^[7]在 2013 年利用废旧塑料瓶的颜色信息,结合计算机视觉技术对塑料瓶图像进行识别和分

收稿日期:2021-07-28

^{*} 基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC1505102)资助

拣,但由于废旧塑料瓶所处环境复杂,塑料瓶附着异物使其外观颜色发生变化,从而导致识别性能下降。尹凤福等^[8]在 2017 年提出采用红外光谱分析和其他光电分选技术对塑料进行回收分选,但光电分选设备是比较精密的仪器且价格昂贵,不适用于大规模推广,并且此设备只能通过目标颜色来进行分选,在识别方式上存在局限性等问题。Wang 等^[9]在 2020 年提出一种基于机器视觉的垃圾分类和回收机器人系统,通过机器人来对垃圾进行智能识别,根据垃圾类型进行分类,但此装置需要大量人员对机械进行操作,大大增加了成本。李洪波等^[10]在 2020 年采用 YOLOv2 算法对塑料进行自动识别,提出 one-stage 目标检测算法能从复杂环境下对塑料进行有效识别,获得较好识别效果,但 YOLOv2 算法识别速度有限。杨朝义等^[11]在 2021 年将计算机视觉技术应用于塑料瓶表面缺陷和尺寸检测中,并取得一定研究成果。根据以上研究,针对废旧塑料瓶的识别方法以图像识别为主,通过颜色识别存在着诸多局限性;采用 YOLOv2 算法进行塑料瓶识别虽然识别效果不错,但识别速度还有待提升。

因此,为了改善废旧塑料识别效率低和设备价格昂贵等状况,本文提出了一种基于计算机视觉的废旧塑料瓶识别与定位算法研究,通过采用 YOLOv3 算法对塑料瓶图像进行有效识别与定位,提升了识别效果和识别速度。该设计利用计算机视觉的目标识别方法突出分拣的效率和优势,进而能应用到大规模的回收利用中。

1 计算机视觉

计算机视觉是一门综合性学科,它是使用计算机和相关技术对生物视觉进行模拟的新兴技术,针对物体颜色和位置等相关信息可以通过计算机视觉对目标进行

操作和分析得到^[12-13]。随着技术的发展,计算机视觉应用于目标检测领域也随之增加。与人工识别检测相比提高了识别精度与效率,使得垃圾分类大大的节省了人力资源成本。

计算机视觉目标检测基本流程:1)训练分类器所需训练样本的创建;2)对原始数据变换得到最能反映分类本质的特征进行提取;3)对分类器进行训练;4)进行目标检测试验;5)学习和改进分类器^[14-15]。

计算机视觉检测系统的设计一般是要根据实际需要的检测样品和检测精度要求来提供视觉的检测方案,合理选取开发和设计所需的软硬件,如高像素相机、核心控制器、软件算法等^[16-17]。其中算法的功能主要是完成视觉目标检测,针对不同的检测目标和要求,检测方法和检测算法需要与之匹配。根据废旧塑料瓶所处的特殊环境情况进行合适算法选择,有效解决塑料瓶识别与定位问题。

2 目标检测算法对比

对目标的检测分为两个基本任务:目标的识别和目标的定位。完成目标的识别与定位可通过 one-stage 和 two-stage 这两种检测算法实现,前者是把对目标的识别与定位两个步骤合为一步同时完成,主要有 SSD (single shot multibox detector)、YOLOv2、YOLOv3 等^[18]。后者与前者检测算法不同之处在于后者检测算法是用分为两步完成对目标的识别与定位步骤,包括区域卷积神经网络 (region-CNN, R-CNN)、Fast R-CNN、Faster R-CNN 等。

如表 1 所示,通过对两种方法对比可知 Faster R-CNN 具有漏检率较低和准确率较高的优点,但检测速度较慢。SSD 和 YOLOv3 这两种算法可以实时性检测,并且具有检测速度快的优点。

表 1 one-stage 和 two-stage 的检测精度

算法名称		框架	AP	AP _s	AP _m	AP ₅₀	AP ₇₅
One-stage	SSD513	ResNet-101-SSD	31.3	10.3	34.5	50.2	34.1
	DSSD513	ResNet-101-DSSD	34.1	13.5	36.2	53.9	34.2
	RetinaNet	ResNET-101-FPN	39.0	21.5	42.5	59.0	42.3
	YOLOv2	Darknet-19	21.6	5.0	22.2	44.0	19.0
	YOLOv3	Darknet-53	33.0	18.3	35.4	57.9	34.0
two-stage	Faster R-CNN++	ResNet-101-C4	35.1	15.5	38.8	55.5	37.4
	Faster R-CNN GRMI	Inception-ResNet-v2	34.7	13.5	38.0	55.5	36.6
	Faster R-CNN FPN	ResNet-101-FPN	35.3	19.0	38.0	59.5	38.0
	Faster R-CNN TDM	Inception-ResNet-TDM	36.7	16.0	40.0	57.7	39.2

通过表 1 可得,Faster R-CNN 的各方面效果较好,是现阶段 two-stage 方法中效果最优的。但 R-CNN 算法选用的这种形式较慢且难以优化,并存在流程比较复杂和训练困难的问题。在 one-stage 方法中 RetinaNet 的准确率要比 SSD 和 YOLOv3 都要高,但选择一种算法不能光通

过精准度来判断,还需同时考虑算法检测速度^[19]。各算法的目标检测速度如图 1 所示。

由图 1 可知,RetinaNet 算法虽然均值平均精度 (mean average precision, mAP) 可以达到最高的 37.8%,但检测时间却达到了 198 ms,相对于 YOLO 算法来说,YOLOv3

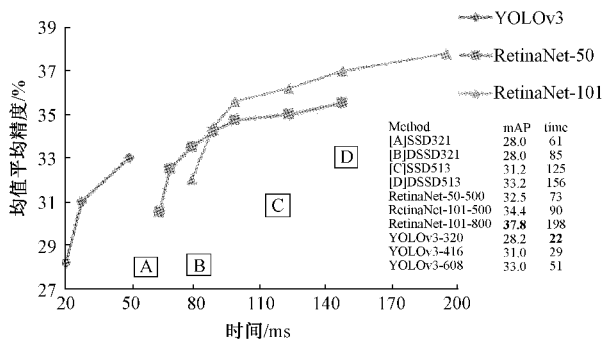


图 1 目标检测算法速度对比

算法要明显比 SSD 和 RetinaNet 算法检测速度更快。在检测中,为了能够得到目标的位置信息和分类信息,必须通过更快的检测速度将复杂的目标检测回归到单一的问题上,实现对输入复杂状况图像的像素进行优化得到精准信息^[20]。同时 YOLOv3 算法采用了构建多尺度特征融合检测和 bounding boxes 聚类,在检测模型上与传统的目标检测相比具有很大的优势,针对实际分拣系统中塑料瓶检测目标小、环境复杂和传送速度快的特点,该算法比较适合。综合以上图表考虑,YOLOv3 算法整体性能更能满足本设计需求。

3 YOLOv3

YOLOv3 在原有的 YOLOv1 和 YOLOv2 的基础上,进行了进一步的改进:首先在预测中,采用 Sigmoid 函数(S 函数)代替逻辑回归模型(Softmax)来解决不能对多个标签进行预测问题,可以对多标签进行分类;然后是应用残差网络(resnet)的思想,添加了残差块(residual block),提出新的网络模型 Darknet-53。

3.1 Darknet-53 网络结构

Darknet-53 网络结构如表 2 所示,本设计采用的 YOLOv3 在 YOLOv2 的 Darknet-19 的结构基础上添加了 residual block 来降低梯度消失问题。通过 1 组 3×3 和 1×1 的 Conv 层和 1 个 shortcut 组成了 Darknet-53 网络中的残差单元。在 Darknet-53 这个残差网络模型中,包含有 $1+(1 \times 2+1)+(2 \times 2+1)+(8 \times 2+1)+(8 \times 2+1)+(4 \times 2+1)=52$ 个卷积层和 1 个全连接层。

通过大量的残差的跳层连接来构成 Darknet-53 全卷积网络。在原来模型网络基础中将池化进行删除,可以通过卷积参数(stride)为 2 的卷积来直接改变大小。如图 2 所示为 Darknet-53 中残差基本组件。

由图 2 可知,残差单元的基本组成部分由 2 个卷积和 1 条快捷链路组成。这种残差基本组件的产生就是为了有效解决参数空间过大和特征难以提取等困难。

3.2 构建多尺度特征

在本设计中,为实现不同尺度大小的情况下进行特征的提取采用的是 FPN 的构建多尺度特征的方法。在上采

表 2 Darknet-53 网络结构

	类型	过滤器	尺寸	输出
	卷积	32	3×3	256×256
	卷积	64	$3 \times 3/2$	128×128
1 ×	卷积	32	1×1	
	卷积	64	3×3	
	残差			128×128
2 ×	卷积	128	$3 \times 3/2$	64×64
	卷积	64	1×1	
	卷积	128	3×3	
8 ×	残差			64×64
	卷积	256	$3 \times 3/2$	32×32
	卷积	128	1×1	
8 ×	卷积	256	3×3	
	残差			32×32
	卷积	512	$3 \times 3/2$	16×16
8 ×	卷积	256	1×1	
	卷积	512	3×3	
	残差			16×16
4 ×	卷积	1 024	$3 \times 3/2$	8×8
	卷积	512	1×1	
	卷积	1 024	3×3	
	残差			8×8
	平均池		整体	
	全连接		1 000	
	逻辑回归模型			

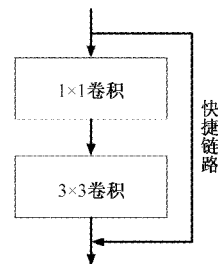


图 2 Darknet-53 中残差基本单元

样时,YOLOv3 构建了 3 个不同尺度大小的特征图。当输入图片尺度大小为 416×416 时,就会获得尺度大小为 13×13 、 26×26 和 52×52 的 3 个特征图。

针对存在单个特征图检测导致的效果差的问题,可以通过上采样的方法来解决,对浅层特征进行增强,把不同的特征融合检测,使识别效果更好。如图 3 所示,在下采样过程时将特征图的尺度变为它的 2 倍,当 16 倍下采样时把 26×26 变为 52×52 ,再把 8 倍降采样时获得的尺度大小为 52×52 的特征图进行融合。融合后的特征图可以使网络学习该模型特征更细致,使 YOLOv3 的检测效果更好。

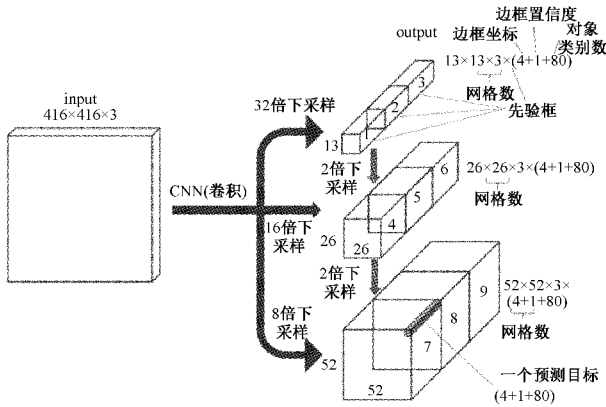


图 3 多尺度特征预测图

3.3 anchor box 聚类

在 YOLOv3 中的锚框(anchor box)的设置是为了对图像的目标框做 K-means 聚类操作,且 YOLOv3 中的锚框数量也从 YOLOv2 的 5 个增加到 9 个,K-means 聚类的类数取 9。聚类把所有标注好的框中自动输出最合适作为锚框的长和宽。本设计中使用 IOU 来计算距离可以有效解决因边界框尺寸大小的不同而带来误差。距离计算公式如式(1)所示。

$$D(box, centroid) = 1 - IOU(box, centroid) \quad (1)$$

由表 3 可得,经过 K-means 聚类算法可以得到 9 个先验框,针对不同尺度大小的特征图会分配 3 个锚框使用,可以分为大、中、小 3 种尺寸锚框,不同大小对应不同的先验框。通过对不同大小特征图上对不同大小的锚框进行预测,可以完成在较大的特征图上检测小目标,在较小特征图上检测大目标,从而实现复杂环境下塑料瓶的准确检测。

表 3 特征图与先验框

特征图	13×13	26×26	52×52
感受野	大	中	小
	(116×90)	(30×61)	(10×13)
先验框	(156×198)	(62×45)	(16×30)
	(373×326)	(59×119)	(33×23)

3.4 位置信息预测

本进行位置预测时,不同特征图的尺度将每个图像平均分为 $S \times S$ 份,得到 $S \times S$ 个小窗格,其中每个特征图里的格子都会对 3 个边界框进行预测。每个框中都会对该框的置信度和位置信息这两个参数进行预测。

通过边界框计算得到框图中心的坐标 t_x 和 t_y ,以及代表边界框的大小 b_w 和 b_h 这 4 个值。通过对 $\sigma(t_x)$ 、 $\sigma(t_y)$ 、 t_w 、 t_h 这 4 个值预测来对边界框的坐标进行预测,其中缩放的大小由 t_w 、 t_h 表示,预测框与所在格子的相对距离用 $\sigma(t_x)$ 、 $\sigma(t_y)$ 表示。如图 4 所示为目标框位置预测图。

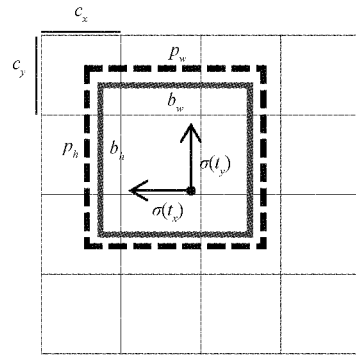


图 4 目标框位置预测图

根据边界框的宽 p_h 和高 p_w ,以及每个格子的坐标 c_x 与 c_y ,预测框对边界框的计算方法可以根据式(2)~(5)所示。

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x \quad (2)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y \quad (3)$$

$$b_w = p_w + e^{t_w} \quad (4)$$

$$b_h = p_h + e^{t_h} \quad (5)$$

为了使模型训练的更加稳定采用 Sigmoid 函数对 t_x 和 t_y 进行处理。一个特征图由 26×26 个格子组成,格子的纵横坐标由 c_x 、 c_y 表示,其中第 2 行第 7 列的格子分别指代横坐标 c_x 为 2 和纵坐标 c_y 为 7。预测得到的边界框的中心的坐标以及长宽值表示为 b_x 、 b_y 、 b_w 和 b_h 。

由判断目标是否在格子里和判断该边界框的准确度这两部分组成置信度。如式(6)所示,通过定义置信值对 bounding box 和 confidence score 进行预测。

$$P_r(Object) * IOU_{pred}^{truth} \quad (6)$$

从式(6)可以看出,如果该检测目标没有出现在网格中, $P_r(Object)$ 其值为 0,从整体来看,希望其值能更接近 IOU 值。

在本设计中,由所输入图片的宽度和高度(w , h)可知,实际边框与预测框的交集值为 confidence。每个网格单元预测 i 个条件类别概率如式(7)所示。

$$P_r(Class_i | Object) \quad (7)$$

在测试时,对每个格子进行预测,类别概率的计算公式如式(8)所示。

$$P_r(Class_i | Object) * P_r(Object) * IOU_{pred}^{truth} = P_r(Class_i) * IOU_{pred}^{truth} \quad (8)$$

从式(8)可以看出,在对类别概率的计算中需要包含了两个信息,一个是该边界框的类别概率和另外一个 IOU 值两个部分。

4 实验与分析

为了验证提出的 YOLOv3 方法的有效性,在 PC 机上进行测试,机器配置如下:Windows10 操作系统、处理器采用英特尔 i7-8700、显卡为 NVIDIA GTX 1660Ti 和 8 G 内

存。在环境配置好后,通过反复训练模型和不断调整参数,来得到最理想的效果。最后选定的参数是学习率调整为 0.000 1,训练达到 50 000 后停止学习,学习率调整策略为 Steps,Steps=100、40 000、45 000,Scales=10,.1,.1 的网络模型对塑料瓶图像进行特征提取和数据的训练。

通过损失函数曲线来选择某时刻效果好的模型。如图 5 所示为在设置一定迭代次数下损失函数的变化曲线,可以看出当训练次数达到 18 000 次之后,损失函数值下降不再明显,故选用此时的模型最好。

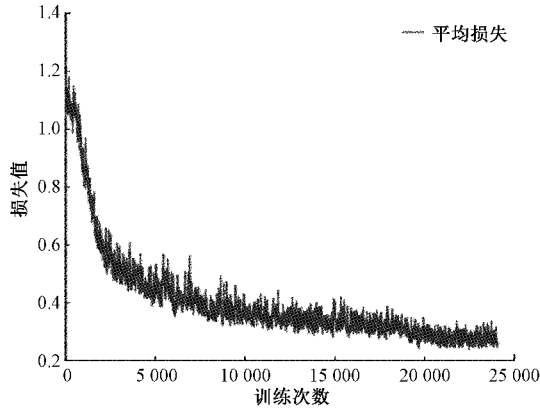


图 5 平均损失曲线

在系统中使用的是 OpenCV 的 DNN 模块调用模型训练生成的 pb 文件,实现对训练好的模型进行验证识别精度和目标定位。将摄像头采集到的每一帧数据进行处理,当塑料瓶出现在屏幕中时,通过算法的聚类过程将塑料瓶框出来,如图 6 所示,打印相应的位置信息。如图 7 所示,对摄像头采集的(a)、(b)、(c)和(d)4 个图像进行识别。

```

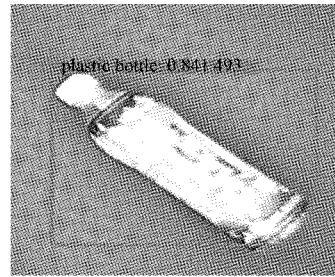
yLeftBottom:158
xRightTop:459
yRightTop:365
objectClass:16
xLeftBottom:279
yLeftBottom:157
xRightTop:458
yRightTop:363
objectClass:16
xLeftBottom:278
yLeftBottom:156
xRightTop:460
yRightTop:365
    
```

图 6 位置信息输出打印图

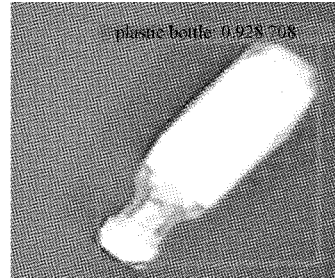
通过以上测试结果可以直接反映出模型效果。可以看出 4 组测试识别精度较高,4 组数据平均精度达到约 0.83,满足系统识别精度要求。如图 8 所示,为了更具有说服力和全面的评估模型的识别精度,增加测试的次数,每一个小组测试 50 次,将每组测试得到的识别精度取平均值表示。

图 8 对照得出各组的平均精度均在 88% 以上,5 组整体识别准确率平均达到 90%,识别精度较好。

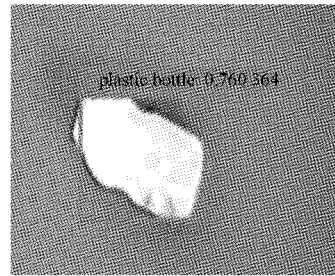
在得到识别精度的同时还需要测试位置信息,为了得



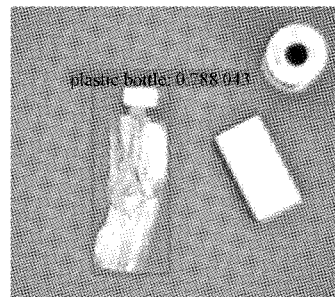
(a) 结果1



(b) 结果2



(c) 结果3



(d) 结果4

图 7 模型测试图

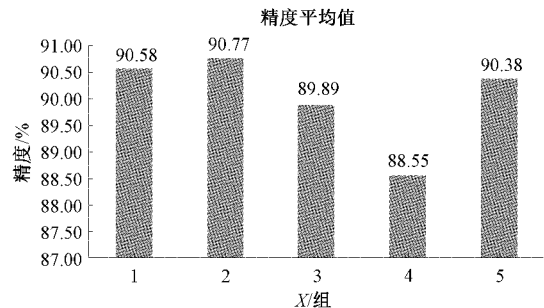


图 8 各组平均识别精度

到塑料瓶的位置信息通过预测框来反映。利用训练好的

模型来进行测试,测试数据集的像素大小值相等,进行多次随机的对测试数据集里面的图片进行抽取识别,得到如图 9 所示的折线图,表示实际位置信息与模型测试预测位置信息对比结果。

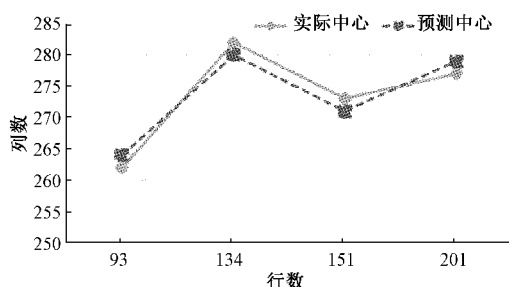


图 9 实际位置与预测位置对比

折线图的横纵坐标分别指代数据集的像素大小,通过折线图可知,预测框的坐标与塑料瓶实际的坐标信息基本吻合,满足本次设计定位要求,能够实现对塑料瓶的识别与定位,并且将两者的误差求和取平均可以得到定位精度约在 ± 5 cm。

最后对不同算法的网络进行对比,由表 4 可知,采用 YOLOv3 算法在检测率上优于其他算法,总体参数效果可观。

表 4 YOLOv3 算法与其他算法对比

算法	运行速度/fps	检测率/%
SSD	10	93.16
R-CNN	13	94.21
Faceness	17	92.13
YOLOv3	18	94.54

5 结 论

随着计算机视觉的不断发展,将其应用于解决社会问题上正在日益增长,中国计算机视觉市场需求也不断提高。该研究提出的一种基于计算机视觉的废旧塑料瓶识别与定位算法研究,通过对采集的垃圾塑料瓶数据集训练、调用模型和目标塑料瓶的定位研究,来组合实现设计目标;且在训练塑料瓶模型的过程中利用数据增强来增加数据样本,提高塑料瓶模型训练效果。与传统方法相比提出的 YOLOv3 检测算法更适用于复杂环境下塑料瓶识别,提高了检测效率。该设计克服了目前识别效率低和识别环境局限的问题,提供了有效的废旧塑料瓶识别与定位方法,为推动未来智能化垃圾分类提供一些新思路。

参考文献

[1] 杨筑慧. 日常生活视角下的垃圾分类与反思[J]. 社会发展研究, 2020, 7(1): 51-66, 243.
 [2] 梅帅. 城市生活垃圾分类立法: 理念、模式与制度构造[J]. 宁夏社会科学, 2020(1): 72-80.
 [3] 张芳. 中国绿色产业发展的路径选择与制度创新研

究[D]. 长春: 吉林大学, 2020.

- [4] 曹腾元. 如何做好城市垃圾的分类收集与集中处理[J]. 才智, 2011(31): 255.
 [5] 徐美才, 邵颖, 司益, 等. “互联网+垃圾分类”模式介绍及发展前景分析[J]. 环境卫生工程, 2017, 25(5): 6-8.
 [6] 张小伟, 包腾飞, 高兴和. 基于计算机视觉的混凝土坝裂缝检测方法[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(5): 83-88.
 [7] 刘政林, 周铭, 刘欣达, 等. 基于计算机视觉的塑料瓶颜色识别和分拣系统[J]. 电子测量技术, 2013, 36(11): 43-48.
 [8] 尹凤福, 闫磊, 韩清新, 等. 近红外光谱(NIR)分选技术在塑料分选领域的应用[J]. 环境工程, 2017, 35(12): 134-138.
 [9] WANG Z, LI H, YANG X. Vision-based robotic system for on-site construction and demolition waste sorting and recycling[J]. Journal of Building Engineering, 2020, 32(5): 101769.
 [10] 李洪波, 廖详刚, 陈立. 基于机器学习 One-stage 目标检测算法的塑料自动识别系统[J]. 塑料科技, 2020, 48(12): 86-89.
 [11] 杨朝义, 李海强, 黄芬梅. 计算机视觉技术在塑料成品检测中的应用[J]. 塑料科技, 2021, 49(5): 99-102.
 [12] 阎嘉旭. 废旧塑料瓶智能分拣技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.
 [13] 潘唯一. 基于深度学习的垃圾分类识别方法研究与实现[D]. 成都: 成都理工大学, 2020.
 [14] 张凤. 智能垃圾分拣系统关键技术研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2020.
 [15] 朱云, 凌志刚, 张雨强. 机器视觉技术研究进展及展望[J]. 图学学报, 2020, 41(6): 871-890.
 [16] 柳琦, 涂郑禹, 陈超, 等. 计算机视觉技术在食品品质检测中的应用[J]. 食品研究与开发, 2020, 41(16): 208-213.
 [17] 杜玉军, 高明, 辛维娟, 等. 基于机器视觉的闭气塞表面缺陷自动检测系统[J]. 国外电子测量技术, 2011, 30(4): 13-16.
 [18] 邓杰, 万旺根. 基于改进 YOLOv3 的密集行人检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(11): 90-95.
 [19] WANG J, XIAO W, NI T. Efficient object detection method based on improved YOLOv3 network for remote sensing images [C]. 2020 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD), 2020: 242-246.
 [20] SHI T, NIU Y, LIU M, et al. Underwater dense targets detection and classification based on YOLOv3 [C]. 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2019: 2595-2600.

作者简介

曾维, 工学硕士, 副教授, 主要研究方向为计算机视觉目标检测、边缘服务器和人工智能技术应用等领域研究。
E-mail: zw@cdu.edu.cn

尹生阳, 硕士研究生, 主要研究方向为目标检测和深度学习等领域研究。
E-mail: 1406286869@qq.com