

基于机器视觉的垃圾分类算法研究与应用

王光清[†], 李文拴, 党佳琦, 张愉

(延安大学 化学与化工学院, 陕西 延安 716000)

摘 要: 垃圾分类识别算法是目前研究的热点问题, 本文通过引入色块追踪模块 Lab 颜色模型对 YOLOv3 算法进行优化, 利用优化后的算法搭建训练模型。并针对目前垃圾类别利用网络爬虫爬取日常生活中常见的垃圾图像并进行分类, 形成数据集。其次通过优化的 YOLOv3 算法对处理好的数据集进行模型训练, 将训练后的模型进行模型检测。最后通过实际测试, 优化后的 YOLOv3 算法识别的平均准确率达到 94.33%, 与原始算法相比, 优化后的算法在稳定性和准确度上都有了明显的改善。

关键词: 垃圾分类; 色块追踪模块; 模型训练; YOLOv3 算法优化

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

Research and Application of Garbage Classification Algorithm Based on Machine Vision

WANG Guangqing[†], LI Wenshuan, DANG Jiaqi, ZHANG Yu

(College of Chemistry and Chemical Engineering, Yan'an University, Yan'an, Shaanxi 716000, China)

Abstract: The garbage classification and recognition algorithm is a hot topic in the current research. This paper optimizes the YOLOv3 algorithm by introducing the color block tracking module Lab color model, and uses the optimized algorithm to build a training model. According to the current garbage category, we use web crawlers to crawl the common garbage images in daily life and classify them to form a data set. Secondly, the optimized YOLOv3 algorithm is used to train the model of the processed data set, and the trained model is checked. Finally, through practical testing, the average recognition accuracy of the optimized YOLOv3 algorithm reaches 94.33%. Compared with the original algorithm, the stability and accuracy of the optimized algorithm have been significantly improved.

Key words: refuse classification; color block tracking module; model training; YOLOv3 algorithm optimization

随着经济稳步发展, 我国居民生产水平越来越高, 生活中的垃圾产量^[1]也持续走高。而垃圾作为人们日常生活中常见的废弃资源, 若其不经过合适的途径进行处理, 不仅会造成环境的污染, 而且在一定程度上也会造成资源的严重浪费。

2021 年 5 月, 国家发改委和住建部联合发布《“十四五”城镇生活垃圾分类和处理设施发展规划

》, 要求到 2025 年底, 直辖市、省会城市和计划单列市等 46 个重点城市生活垃圾分类和处理能力进一步提升, 地级城市因地制宜基本建成生活垃圾分类和处理系统。目前我国对垃圾分类回收的主要方法还是依靠人工分拣的模式进行, 但是有些有害垃圾, 也可能会给工作人员带来一定的风险, 近几年来, 采用人工智能识别垃圾种类^[2-4]成为热

收稿日期: 2022-10-25

基金项目: 陕西省大学生创新创业训练计划项目(D2021035)

作者简介: 王光清(1993—), 男, 陕西延安人, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 机电一体化。

[†] 通信联系人, E-mail: 954079606@qq.com

潮。最早的垃圾分类算法基于轻量级神经网络 SqueezeNet 通过模型压缩技术用更深的深度置换更少的参数数量,虽然保持了 AlexNet 的精度,但是丧失了网络的并行能力,测试时间反而延长。随后,Rabano 等人^[5]成功开发了基于 ImageNet 的 MobileNet 模型,对常见垃圾识别准确率可达到 87.2%,但当检测相同的塑料图像时,量化模型具有非常低的置信度值。崔文婧等人^[6]构建了基于 VGG16 语义分割的卷积神经网络海漂垃圾判别模型,结果表明,卷积神经网络模型能有效地区分干扰物像素点与垃圾像素点。

R-CNN^[7-10]系列算法的检测精度很高,但因其网络结构是双阶段的特殊性,以致其检测速度不能适应人们新的需求。所以为了解决该问题,一种新型的回归算法——YOLO 算法横空出世,该算法解决了模型在实际检测中运行速度慢的问题。

1 方法原理

本文将卷积神经网络^[11-13]用于日常生活垃圾分类,对其图像进行分类识别,主要使用改进的算法 YOLOv3+色块追踪对数据集进行训练,进而提升分类识别的准确率。

1.1 目标算法

YOLO 系列算法^[14-15],YOLOv1 是不同于 Joseph Redmon 等人在 2016 年提出的 R-CNN 系列双阶段^[13]的单阶段^[15]对象检测网络。

与 R-CNN 系列算法不同的是,YOLO 算法的核心是将目标检测转化为回归类的问题,其类别可以通过神经网络进行预测。工作流程是将图片作为输入目标,通过中间层提取图片目标的特征信息,然后通过全连接层来预测图像目标的位置和类别,最后输出预测结果。

2018 年优化的 YOLOv3 版本在实际应用中更为广泛^[16],因为改进后的 YOLOv3 算法采用了新的 Darknet-53 网络结构^[17]。通过对网络结构的加深,实现了 YOLO 算法对图像目标的多尺度检测。而与 YOLOv2 相比,YOLOv3 通过引入残差网络结构的思想,用逻辑回归方法替换了 softmax 方法,以解决图像分类问题。在网络结构进行优化之后,YOLOv3 对图像目标识别的实时性和准确性都有很大的提升。

1.2 改进的算法

由于在 YOLOv3 算法下训练出来的模型对某些垃圾进行分类识别会产生一定误差。所以通过在 MaixPy IDE 开发软件中对识别准确度不高的垃圾图像进行 Lab 阈值确定,然后记录 Lab 数值,将数值赋予色块识别函数,以此来解决在 YOLOv3 算法下进行模型训练其模型的稳定性和准确度不足的问题。

(1)色块追踪模块介绍

Lab 颜色模型^[18-19]由一个亮度通道和两个颜色通道组成。在 Lab 颜色空间中,每种颜色由三个数字 L、a 和 b 表示。每个分量的含义如下:L 代表亮度,a 和 b 是两个颜色通道。

该模型的优点:与设备无关,Lab 模型不依赖于任何显示设备,只需给定一个空间中的白点,颜色空间就可以决定每种颜色的显示。色域广阔,因为 Lab 颜色模型可以显示任何一种颜色。因此,在实际应用中,无须担心图像颜色问题导致模型分类出现各种误差。

(2)色块识别函数的构造(图 1)

通过引入该色块识别函数对垃圾分类模型予以限定,对一些识别效果不好的垃圾种类,通过分析出该类垃圾目标的 Lab 阈值,然后赋予该函数特定的参数,通过相关定义,最终提升垃圾分类模型的准确率和识别过程中的稳定性问题。

```
image.find_blobs(thresholds[,invert=False,roi[, x_stride=2[, y_stride=1[, area_threshold=10[, pixels_threshold=10[, merge=False[,margin=0[, threshold_cb=None[, merge_cb=None]]]]]]]]]
```

图 1 色块识别函数构造图

1.3 优化算法仿真对比

本文对改进的 YOLOv3+色块追踪算法以及原始算法进行了仿真模拟。分析图 2 以及图 3 可知,在原有 YOLOv3 算法下训练出来的模型,其识别的曲线图极不稳定,而且准确率和损失值波动范围较大。采取优化方法训练出来的模型识别的曲线图变得更加平稳,从迭代训练开始,优化算法模型的训练准确度和损失值总是贴合其检测准确度和损失值,优化后训练出的模型最终的准确率和损失值都有明显的改善。所以通过加入色块追踪模块,解决了其原先模型的准确度低、稳定性不足的问题。

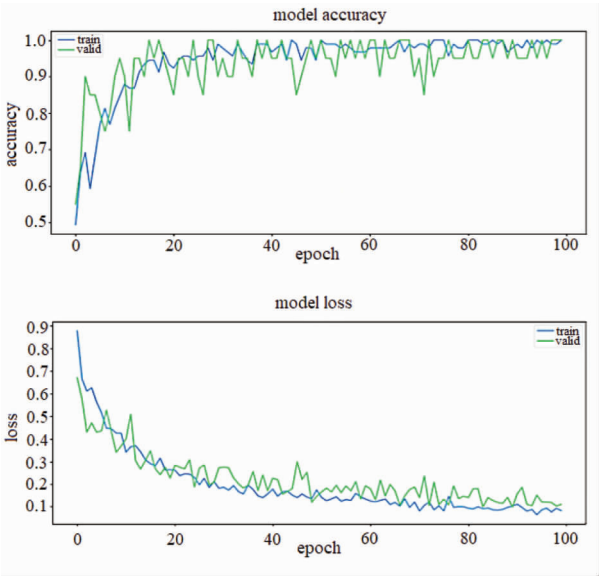


图 2 YOLOv3

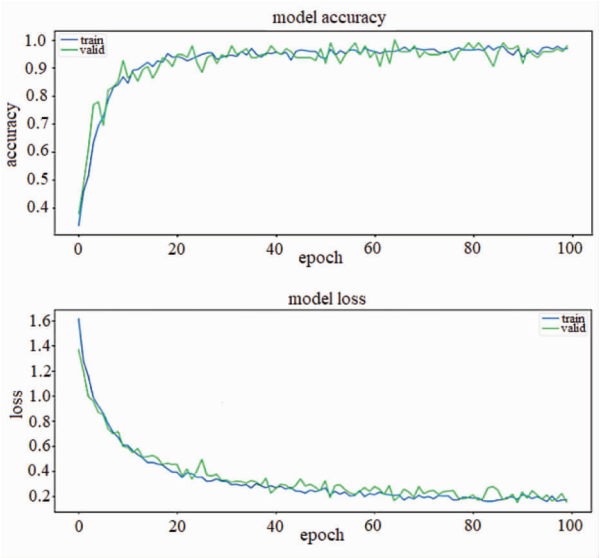


图 3 YOLOv3+色块追踪

在此基础上,本文将优化后的 YOLOv3+色块追踪算法(图 4)与 Fast R-CNN 算法(图 5)、Fast R-CNN+色块追踪算法(图 6)进行了对比。

通过对比可以发现,对于采用 YOLOv3+色块追踪算法进行模型训练,在其迭代次数到达 100 次时,其模型的实际准确度达到了 0.94 左右,相比之下,用 Fast R-CNN+色块追踪训练出来的模型的实际准确度却连 0.9 都不到,只用 Fast R-CNN 训练出来的模型的实际准确率却不到 0.8。这三种算法训练出来的模型的损失值的对比差距也十分明显,YOLOv3 采用色块追踪的算法训练出来的模型的真实的损失值在 0.25 左右,但是采用 Fast R-CNN+色块追踪算法训练出来的模型的真

实的损失值在 0.2 左右。而真实的损失值的大小就直接决定了训练出来模型的准确度,从而导致在实际运用中对真实物体识别的精准度不是十分准确,出现了一定的偏差。

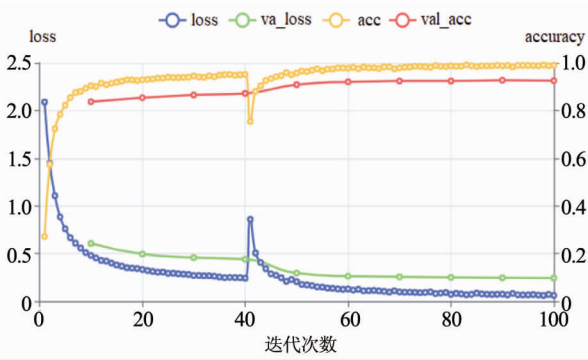


图 4 YOLOv3+色块追踪

对于原有的算法加上色块追踪来进行模型训练,其准确度和稳定性都有显著的提升,通过两种原始算法与其优化后的算法进行对比发现,采用添加色块追踪的方法来提高模型训练的精度是十分有效的,而且其识别结果也有足够的保障。

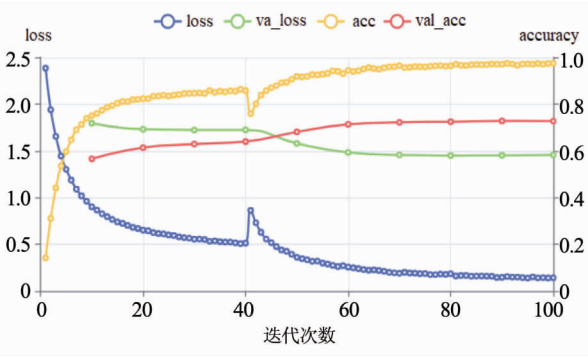


图 5 Fast R-CNN

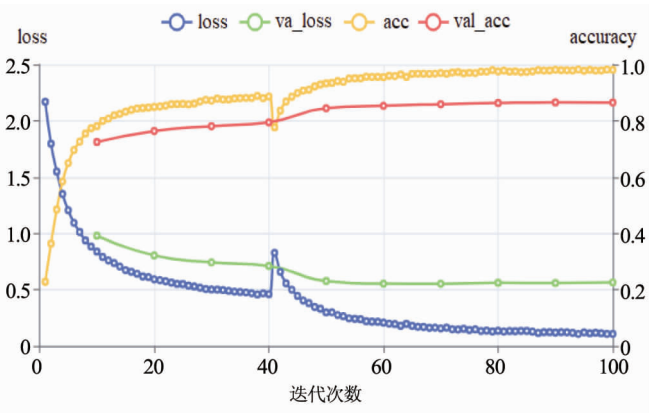


图 6 Fast R-CNN+色块追踪

2 实验分析

2.1 数据采集工作

通过 python 脚本对日常生活中的垃圾图像进

行爬取,主要包含西红柿、电池、纸盒、米饭等。除此之外,还通过 K210 开发板^[20]收集需要实测的每类 150 张的垃圾图像。图 7~图 9 为爬取生活中垃圾图像的 Python 脚本示意图和模型训练以及最终实测的垃圾图像数据集示意图。

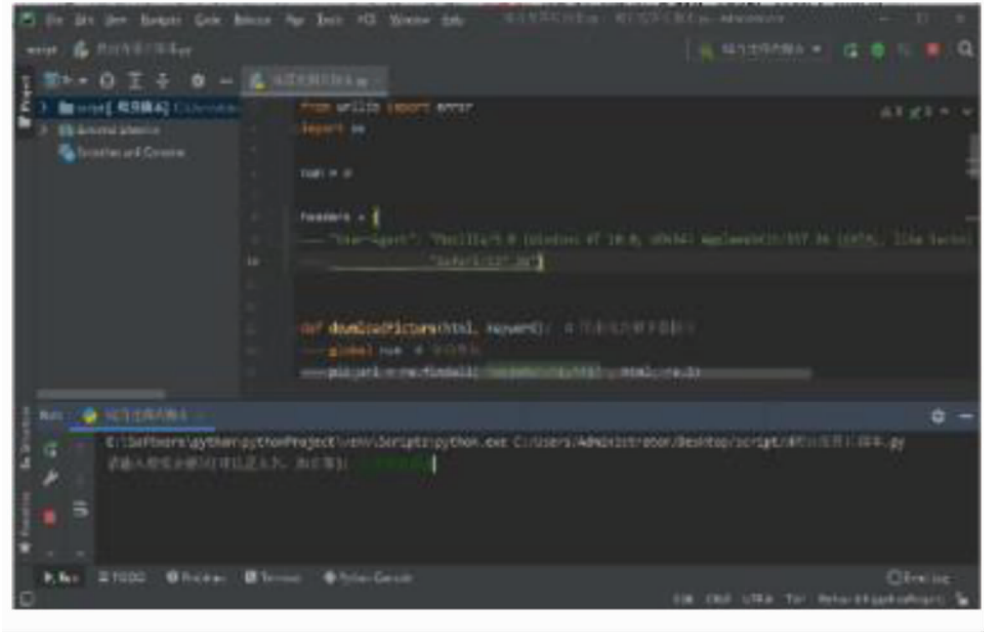


图 7 python 脚本爬取垃圾图像

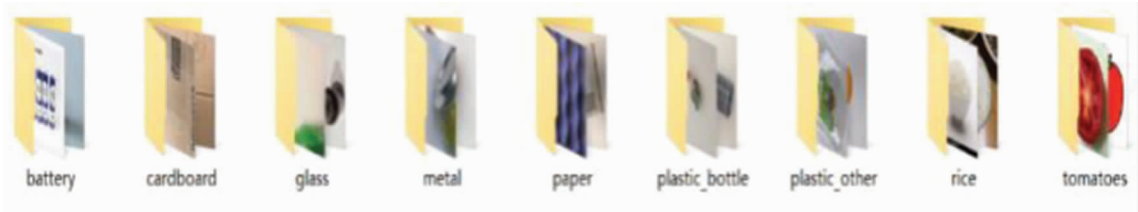


图 8 模型训练数据集



图 9 实测数据集

2.2 垃圾图像采集数据统计

其中收集的垃圾图像数据统计如表 1、表 2 所示。
通过采用 Python 脚本进行垃圾图像的收集,

大大提高了在数据集制作这一环节的效率,其次再通过采用 K210 开发板进行收集的实测图像数据集,也避免了在模型过程中只使用网络图片进行模型训练带来的误差。

2.3 优化后的模型训练识别结果

将训练好的模型加载到 Mx-YOLOv3 软件上进行模型检测,图 10~图 11 列举了部分模型检测结果:

表 1 实测所收集垃圾图像数据表	
垃圾类别	数量/张
harmful waste	150
kitchen garbage	150
recoverable garbage	150
Other rubbish	150

表 2 模型训练所收集垃圾图像数据表	
种类	数量/张
battery	810
cardboard	403
glass	501
metal	410
paper	596
plastic_bottle	476
plastic_other	136
rice	274
tomatoes	100

通过加载垃圾分类模型进行模型检测,其识别结果均显示在垃圾图像下侧,且结果显示正确。模型训练识别结果数据统计如表 3 所示:

表 3 模型训练识别结果数据表		
种类	识别出的数量	准确率
battery	770	95.06%
cardboard	387	96.02%
glass	461	92.02%
metal	385	93.90%
paper	560	93.96%
plastic_bottle	447	93.90%
plastic_other	132	97.06%
rice	255	93.07%
tomatoes	98	98.00%

2.4 实测数据统计

将模型加载到 K210 开发板上进行实测,如图 12列举了部分垃圾的实测结果。

对实测数据集进行实测检验,表 4 为实测结果的数据统计表。

由实测结果可以看出,其准确率都在 90%以上,表明该优化算法模型具有较高的精度。



图 10 模型识别结果检测示意图



图 12 实测结果示意图

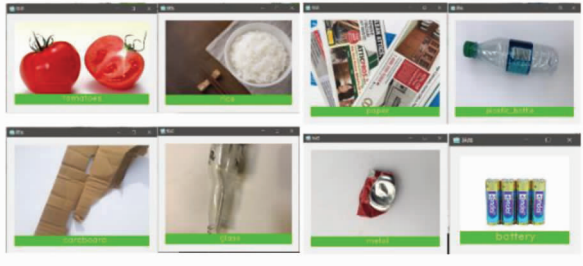


图 11 模型识别结果检测预览图

表 4 实测数据统计表		
测试垃圾	验证集图片/张	准确率/%
易拉罐	150(139)	92.67%
电池	150(140)	93.33%
一次性纸杯	150(144)	96.00%
香蕉皮	150(141)	93.33%
泡沫板	150(144)	96.00%
蔬菜	150(142)	94.67%

分析统计结果,其实测结果的数据与模型测试结果是基本吻合,识别的平均准确率也达到了 94.33%。

3 结 论

垃圾分类是节约能源、保护环境的重要措施。本文通过对垃圾分类算法的研究,采用 YOLOv3 算法模型实现垃圾识别,并在此基础上引入色块追踪模块优化了该算法的稳定性以及精确度。本文将训练好的算法模型加载到 Mx-YOLOv3 软件进行仿真,并加载到 K210 开发板上进行实验验证。通过仿真与实验结果,可以发现仿真与实验的精确度匹配程度高,且引入色块追踪模块后的 YOLOv3 算法相比较其原始算法,精确度和稳定性都有了一定程度上的提高。其次,通过套入不同模型亦可适用于其他智能化分类领域,助力其他传统行业升级转型为互联网+智能化的产业。

参考文献

[1] 陈禹行,庄志凌,曾杰.我国垃圾分类现状与智能分类垃圾系统设计分析[J].电子技术与软件工程,2019(23):99-102.

[2] 李浩浩.基于深度学习的可回收垃圾视觉分拣系统[D].西安:西安理工大学,2021.

[3] 宋涛.基于机器视觉的家庭智能分类垃圾桶设计[J].电脑知识与技术,2022,18(23):74-75+78.

[4] ZHANG Liping,ZHU Zuping. Can smart waste bins solve the dilemma of household solid waste sorting in China? a case study of fuzhou city[J]. Polish Journal of Environmental Studies,2020,29(5PTa2):3943-3954

[5] RABANO S L, CABATUAN M K, SYBINGCO E, et al. Common garbage classification using mobileNet [C]//2018 IEEE 10th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM). IEEE, 2018:1-4.

[6] 崔文婧,张彩云,武新娜.基于卷积神经网络的海漂垃圾自动

识别方法研究[J].海洋技术学报,2021,40(5):29-37.

[7] SMIRNOV E A, TIMOSHENKO D M, ANDRIANOV S N. Comparison of regularization methods for imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Aasri Procedia, 2014, 6:89-94.

[8] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARREIL 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. 2014: 580-587.

[9] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2015:1440-1448.

[10] REN Shao-qing. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.

[11] 许必霄,宫婧,孙知信.基于卷积神经网络的目标检测模型综述[J].计算机技术与发展,2019,29(12):87-92.

[12] 刘晏铭,丛子健,王通,等.基于卷积神经网络智能分类垃圾桶设计[J].智能城市,2022,8(6):66-68.

[13] DAVAR G, ASHKAN S, HADIS T, et al. A new method for image classification and image retrieval using convolutional neural networks[J]. Concurrency and computation: practice and experience, 2022, 34(1):e6533. 1-e6533. 17.

[14] 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 IEEE, 2016:779-788.

[15] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better faster stronger [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition IEEE, 2017:7263-7271.

[16] 冯加明,储茂祥,杨永辉,等.改进 YOLOv3 算法的车辆信息检测[J].重庆大学学报,2021,44(12):71-79.

[17] 王贺春.基于 YOLOv3 的目标检测模型优化研究[D].长沙:国防科技大学,2020.

[18] 吴俊雄.基于 Lab 颜色空间的分类器研究与设计[J].北京信息科技大学学报(自然科学版),2021,36(1):93-96

[19] 牛秋月,李晓蓓,王晓鹏.基于 Lab 颜色模型的聚类舌图像分割[J].电脑编程技巧与维护,2021(1):142-144.

[20] 方梓锋,张锋.基于 K210 和 YOLOv2 的智能垃圾分类平台[J].自动化与仪表,2021, 36(8):102-106.