

沈希臻, 陈儒敏. 基于改进 YOLOv3 的病虫害识别算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(2): 85-90. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24072401

基于改进 YOLOv3 的病虫害识别算法研究

沈希臻, 陈儒敏

(北京科技大学天津学院 信息工程学院, 天津 301800)

摘要: 农作物叶片病虫害识别, 是农作物病虫害防治过程中很重要的一个环节。为克服传统工作人员检测病虫害的效率低等一系列问题, 本文研究了一种基于改进 YOLOv3 算法的农作物叶片病虫害识别方法。由于传统的 YOLOv3 网络存在过拟合、鲁棒性差的情况, 本文采用改进的密集连接 YOLOv3 网络来进行叶片病虫害的识别。改进的 YOLOv3 网络采用相同尺度特征图密集连接的网络结构, 加强了浅层特征的利用; 同时采用 k-means 聚类算法重新计算边界框尺寸。实验结果表明, 改进的 YOLOv3 算法比原始的 YOLOv3 算法对小目标区域有更好的检测效果, 使农作物叶片病虫害检测的平均精确度 mAP 值大大提高, 检测速度可以满足实时性要求, 改进的 YOLOv3 算法的漏检和误检率相比 YOLOv3 网络明显降低。

关键词: YOLOv3; 病虫害识别; k-means 聚类; 密集连接; 浅层特征; mAP

中图分类号: TP391.41; S435.11

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)02-0085-06

Research on pest identification algorithm based on improved YOLOv3

SHEN Xizhen, CHEN Rumin

(School of Information Engineering, Tianjin College, University of Science and Technology Beijing, Tianjin 301800, China)

Abstract: Crop leaf disease and pest identification is an important link in the process of crop disease and pest control. To overcome a series of problems of low efficiency of traditional staff detection of disease and pest, an improved YOLOv3 algorithm based crop leaf disease and pest identification method was studied in this paper. Due to the overfitting and poor robustness of the traditional YOLOv3 network, this paper adopts the improved densely connected YOLOv3 network to identify leaf pests and diseases. The improved YOLOv3 network adopts the network structure of dense connection with the same scale feature map, which strengthens the utilization of shallow features. At the same time, k-means clustering algorithm is used to recalculate the boundary frame size. The experimental results show that the improved YOLOv3 algorithm has better detection effect on small target areas than the original YOLOv3 algorithm, greatly improves the average precision mAP value of crop leaf pest detection, and the detection speed can meet the real-time requirements. The missed and false detection rate of the improved YOLOv3 algorithm is significantly lower than that of the YOLOv3 network.

Key words: YOLOv3; pest and disease identification; k-means clustering; dense connection; shallow feature; mAP

0 引言

随着科技的不断发展, 计算机图像处理技术^[1]被广泛应用在各个领域。中国是农业生产大国, 农作物病虫害检测和防治也是费时费力的工作。传统的叶片病虫害检测技术较为落后, 无法有效地检测病虫害并采取防治措施^[2]。

在病虫害防治过程中, 叶片病虫害识别和定位^[3]是整个过程的重点, 直接影响到病虫害的防治

效率。利用计算机辅助技术研究农作物病虫害检测分类方法, 精确了解叶片受害情况成为目前研究的热点。

深度学习方法为叶片病虫害检测提供了很好的工具, 相较于传统方法病虫害检测的准确率更高。单阶段检测 YOLO^[4]系列算法是当前目标检测领域速度较快的算法, 常用的 YOLO 算法有 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOv7 等。YOLOv5 和 YOLOv7 算法虽然检测速度较快、实时性很强, 但是对病虫害

基金项目: 全国高等院校计算机基础教育研究会计算机基础教育教学研究项目(2023-AFCEC-137)。

作者简介: 陈儒敏(1986—), 男, 硕士, 高级实验师, 主要研究方向: 嵌入式技术, 人工智能。

通信作者: 沈希臻(1995—), 男, 硕士, 助教, 主要研究方向: 人工智能, 图像处理。Email: 1178761414@qq.com。

收稿日期: 2024-07-24

哈尔滨工业大学主办 ◆ 系统开发与应用

这种小目标检测效果并不是很好^[5-6]。YOLOv4 算法虽然能够得到较好的识别结果,但由于 YOLOv4 模型参数量过大,识别的实时性会差很多^[7]。YOLOv3 算法是一种很成熟且稳定的算法,针对病虫害这种小目标,表现出较好的性能。

为了兼顾准确率和实时性,本文对原始的 YOLOv3 网络进行改进,将 YOLOv3 主干网络 Darknet-53^[8] 中尺度特征相同的图进行连接,既可以防止密集连接网络逐级连接造成的网络太深的情况出现。也可以将相同尺度的图片进行融合,使网络对目标的检测能力大大提升。

1 YOLOv3 检测网络

2019 年,Joseph Redmon 提出表现更优异的目标检测算法 YOLOv3。相比于 YOLOv1、YOLOv2 检测算法,YOLOv3 算法不仅网络更深、精确度更高,且检测速度依然很快。在输入尺度为 320×320 的

情况下,能达到与目标检测模型 SSD 相似的检测精度,且速度是 SSD 的 3 倍。在特征提取网络上,YOLOv3 将 Darknet19 与残差网络相结合,连续使用 3×3 与 1×1 的卷积^[9-10],并且之间用残差网络中的 shortcut 进行连接。这种结构能够保证在网络结构很深的情况下仍然能正常收敛,共有 53 层卷积,因而称为 Darknet-53。Darknet-53 网络病虫害检测流程如图 1 所示。在目标检测方面,YOLOv3 采用了特征金字塔网络的思想,由单一尺度预测变为多尺度预测,最后对每个尺度上检测出的结果进行融合^[11]。多尺度预测的方式,不仅提高了目标检测的精度,而且还加强了 YOLOv3 模型对小目标的检测效果。在分类问题上,针对于数据集有可能出现类别标签重叠的情况,YOLOv3 使用多个独立的 logistics 分类器代替 Softmax 分类器,并且使用交叉熵计算类别损失^[12]。但是随着网络的加深,通过卷积得到的特征越来越抽象,对于小目标检测效果不是很好。

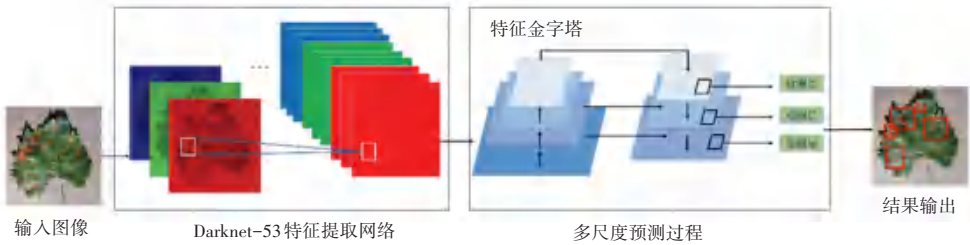


图 1 Darknet-53 网络检测流程
Fig. 1 Darknet-53 network detection flowchart

本文的密集连接 YOLOv3 算法,采用密集连接的方式将原始 YOLOv3 网络中后续层与其前边的层进行直接连接,该方式改善了层与层之间的信息传输方式,使模型对病虫害小目标的检测效果更好。

1.1 密集连接网络

密集连接网络以前馈的方式将每一层与其他层连接起来。传统的 N 层卷积网络只有 N 个连接,而密集连接网络有 $\frac{N(N+1)}{2}$ 个直接连接^[13-14]。密集连接网络中每个卷积层把其前面所有层的输出作为其输入,充分利用了图片中的原始特征,有益于小目标检测。密集连接网络结构如图 2 所示。

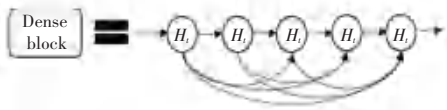


图 2 密集连接网络结构图
Fig. 2 Dense connection network structure diagram

每个卷积层的输入为其前面所有卷积层的特征图,而其所输出的特征图也将用作所有后续卷积层的输入。假设,每一层都实现一个卷积变换 H_i , H_i 包括卷积、归一化和激活函数组合在一起的非线性变换,其核心表达如下式所示。

$$y_t = H_t([y_0, y_1, \cdots, y_{t-1}]) \tag{1}$$

其中, y_t 表示 t 层的输出; t 表示第 t 个卷积层; $[y_0, y_1, \cdots, y_{t-1}]$ 表示将 0 到 $t-1$ 层输出的特征图进行级联。

1.2 边界框尺寸优化

YOLOv3 网络的边界框尺寸由 COCO 数据集通过聚类算法得到,但考虑到 COCO 数据集中包含的目标种类有 80 类,检测目标的形状、色彩也各不相同,不适用于农作物叶片病虫害检测分类^[15]。在叶片病虫害识别分类任务中,不同种类病虫害的颜色、形状都是不一样的,不能直接使用 COCO 官方提供的先验框尺寸,需对所用叶片病虫害数据集的边

界框重新聚类。 k -means 聚类^[16-17]算法使用欧氏距离函数为测度进行聚类,在计算边界框过程中,太大的框会产生很大的误差。为避免框不准确带来的误差,使用聚类中心与标签中真实框的 IOU 值作为聚类相似度的评判标准,这样可以保证获得的边界框与叶片病虫害的形状、大小更加匹配。聚类距离计算方法如下式。

$$d(box, centroid) = 1 - IOU(box, centroid) \quad (2)$$

其中, box 为矩形框的大小; $centroid$ 为矩形框的中心; IOU 表示两个矩形框的交叠比。

边界框的数量并不是越多越好,随着边界框的增加,模型的计算量也会大大增加,选取合适的边界框数量才能使改进的算法性能达到最佳。本文使用 k -means 聚类方法处理数据集标签信息。

k -means 聚类算法的计算步骤如下:

- (1) 从数据集中随机抽取 K 个样本作为初始的聚类中心 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$;
- (2) 针对数据集中每个样本 x_i , 计算其到 K 个

聚类中心的距离,并将其分到距离最小的聚类中心所对应的类中;

(3) 针对每个类别 c_i , 重新计算其聚类中心 $c_i = \frac{1}{|c_i|} \sum_{x \in c_i} x$;

(4) 重复步骤(2)、(3)直到聚类中心的值不再变化。

如图 3 所示,本实验的聚类中心用叉号表示。图 3(a)为初始聚类,随机选取 5 个聚类中心,计算图中所有点到这 5 个初始聚类中心的欧式距离,将每一个点划入到距离其最近的初始聚类中心;图 3(b)为第二次迭代,更新聚类中心,并用直线画出聚类中心的移动轨迹。从图 3(b)可以看出,左上角原本属于红色的点随着迭代的进行,距离黄色点聚类中心的距离变为最小,因此将其重新划分到黄色点中,其它颜色同理进行改变;由图 3(c)和图 3(d)可以看出,第六次结果与第七次相同,选第六次迭代结果作为最终聚类结果。

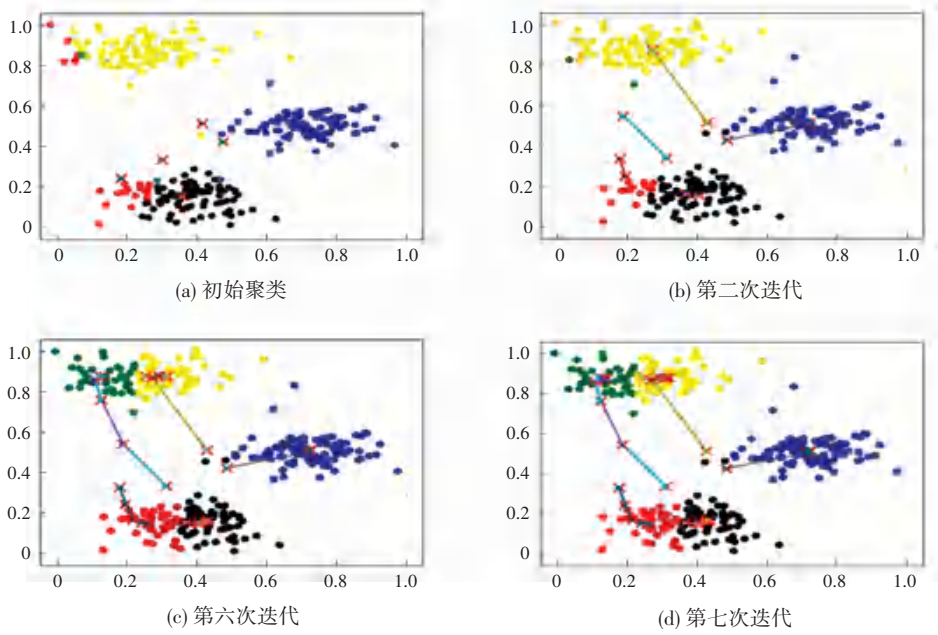


图 3 k -means 聚类示意图
Fig. 3 k -means clustering diagram

本文中边界框用相同的方法选取 9 个聚类中心作为边界框,每个尺度上用 3 个边界框进行预测。相比 YOLOv3 原始的边界框,根据叶片病虫害数据集聚类得到的边界框尺寸更符合训练集中病虫害的长宽比,使用更新后的先验框对叶片病虫害数据集进行训练更加精确。

2 实验结果分析

2.1 数据集

数据集使用网上公开的病虫害数据集 ai. challenger 提供的病虫害图片,选取其中的 15 000 张图片并通过数据增强作为本实验数据集,共包含 7 类病虫害。其中,12 000 张作为训练集,1 500 张

作为测试集,另外 1 500 张作为验证集。用 Labellmg 软件对图片进行标注,并将标签信息和图片信息按照 VOC 数据集的格式进行存放,并用不同的目标检测模型进行训练,其中部分数据集如图 4 所示。



图 4 部分数据集展示

Fig. 4 Shows part of the data set

2.2 评价指标

传统物体检测算法多以 TP 率作为性能的评价指标, TP 指的是真正例 (True Positive), 即被分类正确的正样本的比例。除 TP 外, 样本还可被分为被错误分类的正样本 (False Positive, FP)、被正确分类的负样本 (True Negative, TN) 以及被错误分类的负样本 (False Negative, FN)^[18-19]。本文基于改进 YOLOv3 算法的农作物叶片病虫害识别分类研究, 采用模型的平均精确率 (mean Average Precision, mAP)、精确率 ($Precision$)、召回率 ($Recall$) 以及 FPS (Frames Per Second) 作为评价指标^[20]。精确率和召回率的计算公式别如公式 3 和 4 所示。

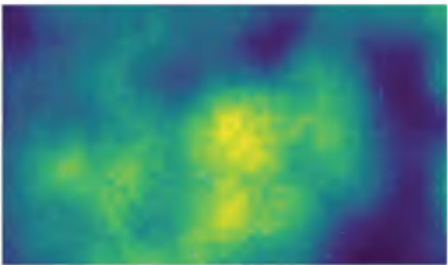
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4}$$

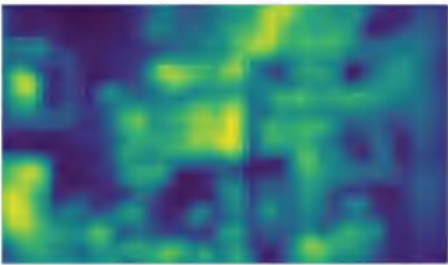
2.3 结果分析

为了清晰地展现本文算法密集连接网络的有效性, 将原始 YOLOv3 网络和改进后的 YOLOv3 网络的第 27 层特征图进行比较 (见图 5)。其中, 图 5 (a) 为原始 YOLOv3 网络的第 27 层特征图, 图 5 (b) 为将第 10、12、14、16、18、20、22、24 卷积层的输出传入到第 27 层合并后的特征图。从图中可以看出, 随着卷积层数的不断加深, 图像也越来越抽象。改进的 YOLOv3 网络通过密集连接网络, 将尺寸相同的浅层特征加到最后一个维度上, 使浅层特征更好地加以利用, 保留下更多图像信息, 有效地减少梯度

消失, 对小目标的检测效果更好。



(a) YOLOv3 网络第 27 层特征图



(b) 改进 YOLOv3 网络第 27 层特征图

图 5 第 27 层输入特征图对比示意图

Fig. 5 Comparison diagram of input feature map at layer 27

本文用 1 500 张病虫害图片和一段拍摄的视频进行算法的测试, 用改进的 YOLOv3 算法和主流几种目标检测算法测试同样的图片和视频, 得到的结果见表 1。

表 1 不同算法的参数对比

Table 1 Parameter comparison of different algorithms

Algorithm	$mAP / \%$	检测速度 / ($f \cdot s^{-1}$)
SSD	76.25	31
YOLOv3	79.97	40
YOLOv4	82.75	36
改进 YOLOv3	83.12	35

根据表 1 可以看出, 本文提出的改进 YOLOv3 算法 mAP 值为 83.12%。比 SSD、RetinaNet、YOLOv3 以及 YOLOv4 算法的 mAP 值都要高; 在检测速度上, 改进的 YOLOv3 算法的检测速度虽略有下降, 但仍可以达到实时性的要求。改进后的 YOLOv3 主干特征提取网络提升了模型的检测性能, 较原来 YOLOv3 网络具有较明显的优越性。综合检测速度和 mAP 值的对比结果可知, 改进的 YOLOv3 算法性能虽然没有达到最完美, 但在 YOLOv3 的基础上使整体性能保持均衡提升, 整体性能优于 YOLOv3 和 YOLOv4 算法。

改进的 YOLOv3 算法测试后的 mAP 值如图 6 所示。从图中可以看出, 使用改进的 YOLOv3 算法测试的单个类别平均精确率 AP 值 bandian 为 91%,

he ban 的 AP 值为 86%, yumiban 的 AP 值为 84%, hong ban 的 AP 值为 83%, huang ban 的 AP 值为 81%, ku wei 和 que K 的 AP 值为 78%。其中 ku wei 和 que K 由于数据集中种类比较少, AP 值略低一些, 其它的种类都高于 80%。

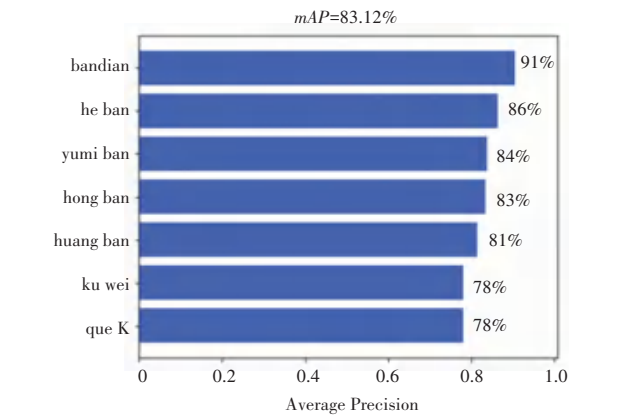


图 6 改进 YOLOv3 算法检测 mAP 图

Fig. 6 mAP detection by improved YOLOv3 algorithm

2.4 消融实验

为了进一步研究论文提出的改进 YOLOv3 模型的性能, 各部分改进对模型识别能力的影响, 用实际环境拍摄的叶片图像对论文提出的模型进行消融实验, 实验对比包括密集连接网络和 k-means 聚类算法的设计。具体实验效果见表 2。

表 2 消融实验对比

Table 2 Comparison of ablation experiments				
实验序号	密集连接	k-means 聚类	检测速度/ (f · s ⁻¹)	mAP/ %
1			40	79.62
2	√		36	82.15
3		√	39	81.56
4	√	√	35	83.12

对比实验 1 与实验 2 在检测速度上的数据可知, 在其它条件相同的情况下, 采用密集连接网络实验 2 的检测速度比实验 1 下降了 4 个数值, 但是两者均达到了实时性的要求; 观察 mAP 的值可知, 实验 2 的 mAP 比实验 1 的高 2.53%。可以看出, 密集连接网络随着网络层数的加深, 浅层特征信息得到有效利用, 在保持实时性的前提下, 检测精确率有所提升。

对比实验 1 与实验 3 在检测速度上的数据可以看出, 采用 k-means 聚类算法得到适合叶片病虫害的检测框, 实验 3 比实验 1 的 mAP 值有 1.94% 的提升; 尽管检测速度有轻微的下降, 但是仍然可以满足实时性要求。

对比 4 个实验可以发现, 实验 4 在同时引入密集连接网络和 k-means 聚类算法计算检测框尺寸后, 得到改进的 YOLOv3 检测算法, mAP 值比实验 1、2 和 3 均有大幅的上升。改进的 YOLOv3 检测算法融合了密集连接网络和 k-means 聚类算法, 检测速度相比原始网络下降了 5 f/s, 但是检测精确度有 3.5% 的提升, 说明密集连接网络和 k-means 聚类算法均起到了很好的作用。

2.5 测试效果

为了更直观地验证改进的 YOLOv3 算法是否存在小目标漏检、误检等情况, 对含有不同大小、不同种类的叶片病虫害进行了识别效果对比。图 7 为同等条件下, YOLOv3 算法对不同种类的叶片病虫害识别分类结果; 图 8 为同等条件下, 改进 YOLOv3 算法对不同种类的叶片病虫害识别分类结果。

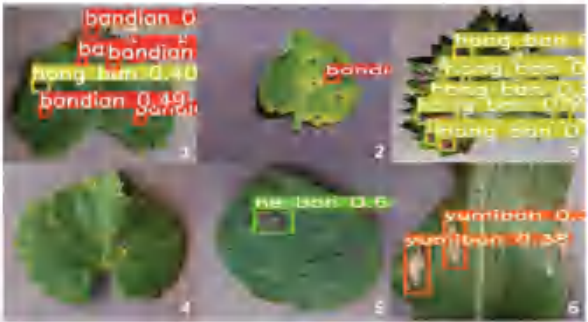


图 7 YOLOv3 算法检测结果图

Fig. 7 Detection result of YOLOv3 algorithm

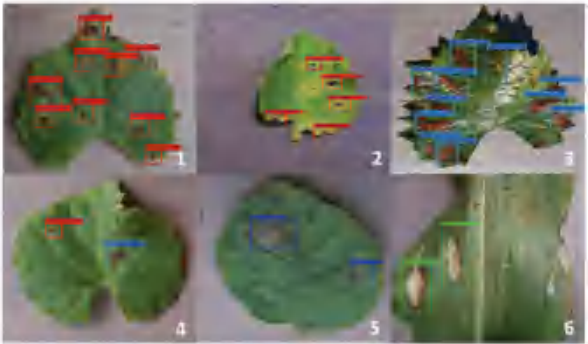


图 8 改进 YOLOv3 算法检测结果图

Fig. 8 Detection results of the improved YOLOv3 algorithm

对比图 7 和图 8 可以发现, 对于叶片 1, 原始 YOLOv3 算法虽然也检测出病虫害区域, 但是存在错误分类的情况, 并且置信度很低, 改进后的 YOLOv3 算法分类效果较好而且置信度更高; 对于叶片 2、叶片 4 以及叶片 5, 原始的 YOLOv3 算法存在漏检的情况, 很多病虫害区域并没有检测出来, 而改进的 YOLOv3 算法很好地利用了病虫害图像的浅层特征, 对小目标有很好地检测效果; 叶片 3 和叶片

6 虽然两种算法都检测出了病虫害,但是改进的 YOLOv3 的置信度更高。如果把置信度设置为 0.5 以上,原始 YOLOv3 算法则检测不到叶片 3 和叶片 6 的病虫害。综合来看,改进的 YOLOv3 算法能更好地满足农作物叶片病虫害检测任务的要求。

3 结束语

本文对 ai. challenger 提供的病虫害数据集进行数据标注,并通过改进的 YOLOv3 算法和原始 YOLOv3 算法分别进行训练。实验结果表明,改进的 YOLOv3 模型在叶片病虫害数据集上取得了 83.12% 的平均精确度与 35 f/s 的检测速度,相比于原始的 YOLOv3 网络具有更好的检测精度,对小目标的病虫害检测效果也很好。虽然在检测时间上比 YOLOv3 网络慢一些,但是可以达到实时性的要求。结果表明,改进后的模型对农作物叶片病虫害检测算法具有更好的效果。

参考文献

[1] WANG X, WANG S, CAO J, et al. Data-driven based tiny-YOLOv3 method for front vehicle detection inducing SPP-net[J]. IEEE Access,2020, 8: 110227-110236.

[2] 杨玉艳. 基于改进 YOLOv3 算法的车辆目标实时检测[D]. 西安:西安石油大学,2021.

[3] 陈立潮,王彦苏,曹建芳. 基于 Dense-YOLOv3 的车型检测模型[J]. 计算机系统应用,2020,29(10):158-166.

[4] 王兵,乐红霞,李文璟,等. 改进 YOLO 轻量化网络的口罩检测算法[J]. 计算机工程与应用,2021,57(8):62-69.

[5] 李福进,黄志伟. 联合 YOLOv3 检测和 ReID 的目标跟踪方法[J]. 华北理工大学学报(自然科学版),2021,43(3):110-118.

[6] 余晗青,杨贞,殷志坚. 基于区域激活策略的 Tiny YOLOv3 目标

检测算法[J]. 计算机科学,2021,48(S1):118-121.

[7] 钱惠敏,陈纬,马宜龙,等. 基于 ResNet34-D 改进 YOLOv3 模型的行人检测算法[J/OL]. 控制与决策,2022,37(7):1713-1720.

[8] 薛文喧. 基于 yolov3-tiny 的小尺度行人检测算法研究[D]. 北京:北京邮电大学,2020.

[9] 徐婉晴,王保栋,黄艺美,等. 基于人体骨骼关键点的吸烟行为检测算法[J/OL]. 计算机应用,2021,41(12):3602-3607.

[10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ;IEEE,2017:6517-6525.

[11] SHEN K, YANG Y, LIANG Y, et al. Modeling drosophila vision neural pathways to detect weak moving targets from cluttered backgrounds[J]. Computers and Electrical Engineering,2022,99:107678.

[12] ZHANG Z, YUE S, ZHANG G. Fly visual system inspired artificial neural network for collision detection[J]. Neurocomputing,2015,153:221-234.

[13] 王小玉,韩彤彤,尚学达. 基于密集连接网络的驾驶疲劳状态检测方法[J]. 北京邮电大学学报,2021,44(1):52-58.

[14] 张为,魏晶晶. 嵌入 DenseNet 结构和空洞卷积模块的改进 YOLO v3 火灾检测算法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版),2020,53(9):100-107.

[15] 徐融. 基于 YOLOv3 的小目标检测算法研究[D]. 南京:南京邮电大学,2020.

[16] 罗博伟,罗万红,谭家驹. 融合 SOM 神经网络与 K-means 聚类算法的用户信用画像研究[J]. 铁路计算机应用,2024,33(7):14-19.

[17] 李浩,王肇飞,李微. 基于信息熵和 Canopy-K-Means 算法的货车驾驶风格识别[J]. 交通工程,2024,24(7):123-128.

[18] 陈建瑜,邹春龙,王生怀,等. 改进 YOLOv5 的路面缺陷快速检测方法研究[J]. 电子测量技术,2023,46(10):129-135.

[19] 张震宇,刘阳,刘福才. 基于 YOLOv3-spp 的汽车轮毂表面缺陷检测算法研究与分析[J]. 计量学报,2023,44(9):1375-1382.

[20] LV W, XU S, ZHAO Y, et al. Detsr beat yolos on realtime object detection[J]. arXiv preprint arXiv,2304.08069,2023.