

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.90022

基于改进 YOLOv3 网络的烟梗识别定位方法

Cigarette stem identification and location method based on improved YOLOv3 network

刘新宇 郝同盟 张红涛 逯芯妍

LIU Xin-yu HAO Tong-meng ZHANG Hong-tao LU Xin-yan

(华北水利水电大学电力学院, 河南 郑州 450011)

(North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou, Henan 450011, China)

摘要:目的:实现烟叶分级流程烟梗部位的智能抓取,防止智能烟叶分级系统中机械手在抓取烟叶时对叶面造成损伤,减少烟叶智能分级设备生产中的人为操作,解决烟叶分级系统中的单片烟叶识别分类问题与对应等级单片烟叶存放问题。方法:提出一种基于改进 YOLOv3 的卷积神经网络烟梗自动识别定位模型。该模型在原有的 YOLOv3 的基础模型上改变单元模块结构引入注意力机制模块,优化模型参数,使用 Swish 激活函数,实现了对烟叶图像全部信息进行目标定位识别,构建烟梗目标检测模型。结果:改进后的 YOLOv3 模型的 loss 能更快的收敛,其 mAP 由 90.46% 提升为 97.48%, 准确率由 95.33% 提升为 97.35%, 回归率由 84.65% 提升为 95.65%, 为后续烟叶自动化分类打下基础。结论:与 YOLOv3、Faster-rcnn、YOLOv4、Efficientdet 算法作对比分析表明试验提出的算法更加轻量化,识别效果更好,能减少对烟梗试验平台的硬件配置要求,提高烟叶分类系统的经济效益,为烟叶分级系统中烟叶上料与分仓提供准确的位置信息。

关键词:烟梗;识别定位;改进 YOLOv3;卷积神经网络;注意力机制;Swish 激活函数

Abstract: Objective: In order to realize the intelligent grasping of tobacco stem in tobacco grading process, prevent the manipulator in the intelligent tobacco grading system from damaging the leaf surface during grasping tobacco leaves, and reduce the manual operation in the production of intelligent tobacco grading equipment. **Methods:** An automatic tobacco stem identification and location model based on improved YOLOv3 convolution neural network was proposed for the identification and classification of

single tobacco leaf and the storage of corresponding single tobacco leaf in tobacco grading system. The model changed the structure of the unit module and introduced the attention mechanism module based on the original YOLOv3 model, which optimized the model parameters and used swish activation function to realize the target location and recognition of all the information of tobacco leaf images, and then the tobacco stem target detection model was constructed. **Results:** The results showed that the loss of improved YOLOv3 model could converge faster, with its mAP increased from 90.46% to 97.48% and its accuracy increased from 95.33% to 97.35%; its regression rate increased from 84.65% to 95.65%, which laid the foundation for the automatic classification of tobacco leaves. **Conclusion:** Compared with YOLOv3, Faster-rcnn, YOLOv4, Efficientdet algorithm, the proposed algorithm is lighter and more effective. It can reduce the hardware configuration requirements of tobacco stem test platform, improve the economic benefits of tobacco classification system, and provide accurate location information for tobacco feeding and storehouse separation in tobacco classification system.

Keywords: cigarette stem; identify and locate; improve YOLOv3; convolution neural network; attention mechanism; Swish activation function

烟叶分级是根据烤烟的外观质量特征,如烟叶的部位、颜色、成熟度、身份、油分等多种特征来分级^[1-3]。目前,烟叶分级系统的难点之一在于对不同姿态、不同等级、不同产地烟梗部位的精准识别。烟叶含梗率是指烟叶中烟梗占有的比例,含梗率与烟梗粗细、叶片厚薄有关。部位不同含梗率差异很大(下部最高,中部次之,上部最低^[4])。烤烟含梗率一般约为 25%。含梗率高影响着烟叶的使用价值,反映烟叶可用性大小。传统烟叶分级主要依靠专家经验,依靠人的感官来判断烟叶的品级,效率低,成本高,很难保证烟叶分级的客观性和正确

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:31101085)

作者简介:刘新宇(1976—),男,华北水利水电大学副教授,博士。

E-mail: 59509381@qq.com

收稿日期:2021-05-10

性,越来越无法满足烟草行业对烟叶质量的要求。此外,由于烤烟的特性,经过烤烟收集上来的烟叶由于烟油等因素的影响往往会粘连在一起,给烟叶分级智能化带来了不利影响。

基于机器学习技术的发展与计算机算力的不断提升,利用机器学习对农业进行辅助生产成为了卷烟生产、加工的新方向^[4-7]。朱文魁等^[8]采用低能 X 射线透射成像,结合形态学滤波、灰度阈值分割等方法对烟梗识别率达到 94.5%。崔云月等^[9]基于 BP 神经网络利用烟梗的灰度占比作为输入实现了误差为 3.91% 的烟梗长短检测率。宋洋等^[10]利用 MPC08SP 四轴运动控制卡,基于 Visual C++ 底层控制程序实现了烟把的智能定位。席建平^[11]利用烟叶、烟梗在 X 光下的透射率不同的特性,基于 FPGA 图像处理实现了 90% 的烟梗检测率。汤龙^[12]采用高功率红外透射光源,基于灰度算法实现了检测率 82% 的烟梗检测。郑茜等^[13]基于高频低强度震动技术,以高频低强度激振力实现分选筛的往复运动实现了烟梗的选筛。上述烟梗识别模型都借用了传统机器学习识别手段,其大多数根据烟梗在能量光线下透视的物理特性来辅助烟梗的检测识别,当下关于烟梗识别的研究关注点在于卷烟加工生产过程中的烟梗的剔除,虽都提高了检测的精度,但未提高检测效率。因为目前烟草行业的智能烟叶分级项目处于研发且保密阶段。公开的烟梗定位研究资料较少,而众多文献对于烟叶智能分级系统的关注点都在于对单片烟叶的分类识别,对烟梗识别定位缺乏一定的关注。

试验拟以 YOLOv3 为基础网络,在主干网络引入新的单元模块以增强网络的特征提取,使用 Swish 激活函数提高语义信息的利用来提高网络精度,通过卷积网络视觉处理来提高烟梗检测的准确率与检测效率,以期为烟叶智能化分级提供先决条件。

1 YOLOv3 原理

1.1 YOLOv3 网络结构与原理

目标检测算法主要分为两大类,一类是两阶段的目标检测器,即基于候选区域的目标检测,另一类是单阶段的目标检测器,即将目标检测任务作为回归处理的检测算法^[9-13]。YOLO 系列算法是在 RCNN 的基础上提出来的,属于典型的单目标检测算法,其优点是省略了候选区域生成的步骤,通过检测目标的位置输入,将目标分类与位置回归问题融合到一个卷积网络中,提高了目标检测的速度,增强其工程应用性^[14-16]。YOLOv3 网络是在 YOLOv2 的网络结构基础上改进而来的,其将 YOLOv2 的主干特征提取网络由 Darknet-19 更换为效果更好的 Darknet-53。YOLOv3 的结构图如图 1 所示,其特征提取模块由 Darknet-53 网络与多尺度融合模块构成,通过 Darknet-53 主干网络对输入图像的特征压缩,分别提取经过压缩 3 次,4 次,5 次作为后续网络的输入,得到 $13 \times 13, 26 \times 26, 52 \times 52$ 3 个不同大小尺度的特征图。为了提取更多有效的特征信息 YOLOv3 通过上采样的方式,将 52×52 与 26×26 的特征图进行融合,同时将 26×26 与 13×13 的特征图进行融合。通过交互层进行特征融合构建特征金字塔模型,提取更深层次的语义信息,有利于提高网络的检测精度。

1.2 DenseNet-53 网络

卷积网络中通过加深网络层数,与加宽网络结构来提升网络的整体性能,但层数的增加往往伴随着特征信息的高度提炼与丢失^[17-20]。针对在网络训练过程随着网络层数增加梯度消失问题,DenseNet 网络如图 2 所示,其引入 DenseBlock 模块,DenseBlock 模块的使用使网络每层计算量减少,特征得以重复利用。DenseNet 使一层的输入直接影响到之后的所有层,提高网络的特征信

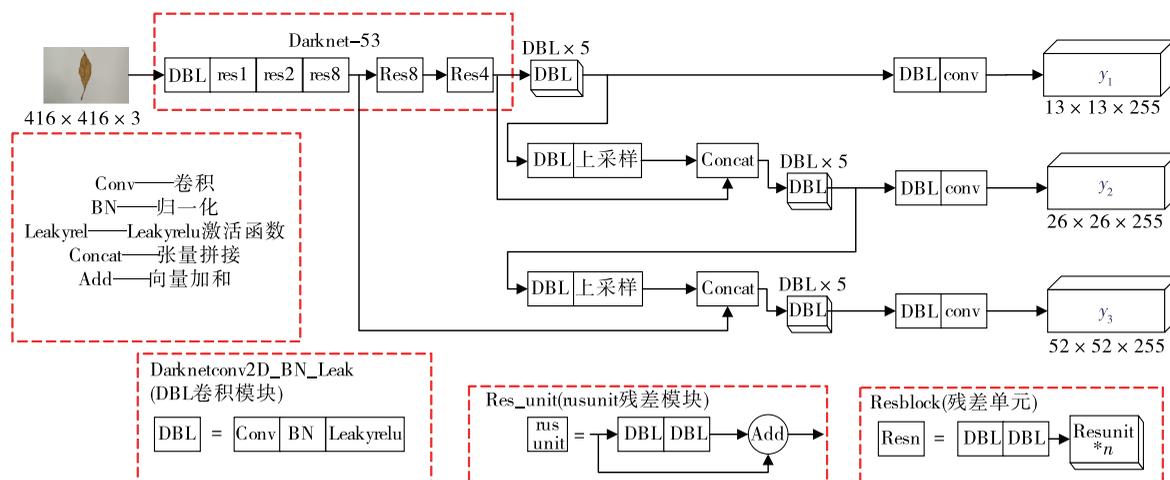


图 1 YOLOv3 网络结构

Figure 1 YOLOv3 network structure

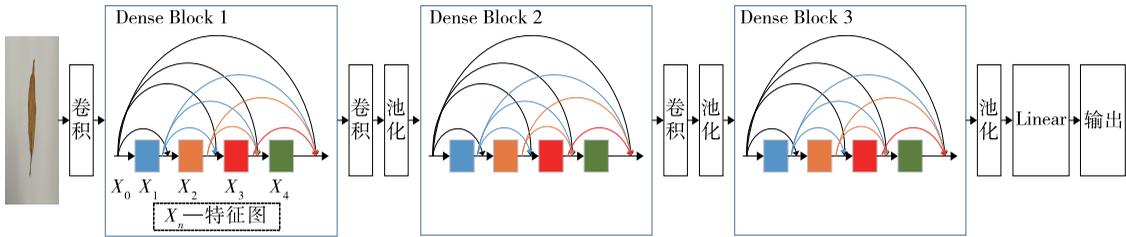


图 2 DenseNet 网络结构

Figure 2 DenseNet network structure

息的利用,其输出为:

$$X_n = H_n([X_0, X_1, \dots, X_{n-1}]), \quad (1)$$

式中:

$[X_0, X_2, \dots, X_{n-1}]$ ——特征图像(feature map)以通道维度合并后的特征图;

H_n ——特征拼接函数;

X_n ——经特征拼接后的特征图。

DenseNet-53 主要有两个特性:①在一定程度上减轻在训练过程中梯度消散的问题。在反传时每一层都会接收其后所有层的梯度信号,不会随着网络深度的增加,靠近输入层的梯度会变得越来越小。②由于大量的特征被复用,使得使用少量的卷积核就可以生成大量的特征,最终模型的参数也会减少,有利于提高网络的识别速度。

2 改进的 YOLOV3 网络

在传统 YOLOv3 网络结构中使用 Leakyrelu 激活函数如式(2),Leakyrelu 的作用在于反向传播过程中,对于 LeakyReLU 激活函数输入小于零的部分,也可以计算得到梯度避免上述梯度方向锯齿问题,但如图 3 所示,随着输入的负值越大,其影响逐渐增大。其对样本的训练精度的影响会增大,为避免负样本的影响率过大的问题,使用 Swish 激活函数如式(3),如图 3 所示其相对 Leakyrelu 激活函数在 X 负无穷方向更加平滑且在保证有负样本输入的前提下,弱化了其对网络整体的影响,允许信息深入

网络,提高网络精度。

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0.01x, & x < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

$$f(x) = x \times [1 / (1 + e^{-x})]. \quad (3)$$

DenseNet-53 中的 Dense Block 由 Bottleneck 模块构成,如图 4 所示,将原有的 Bottleneck 模块结构替换为如图 5 所示的结构单元,使用 Swish 激活函数,在经过 DepthwiseConv2D 升维后,增加了一个关于通道的注意力机制,利用自注意力机制,可以在模型训练和预测过程中实现全局参考,最后利用 1×1 卷积降维后增加一个大残差边。利用残差神经网络增大神经网络的深度,通过更深的神经网络实现特征提取。

$$D = C \otimes Z, \quad (4)$$

式中:

D ——经注意力机制输出的特征图;

Z ——输入 X 经过 CV2D 卷积核、BN 层与 Swish 激活等网络结构的输出;

C ——以 Z 为输入经过如图 4 所示的模块化卷积、BN 层的输出;

\otimes ——矩阵元素点成。

注意力机制将特征图像(feature map)中的每个像素作为一个随机变量,计算所有像素点之间配对的协方差,根据每个预测像素在图像中与其他像素之间的相似性来

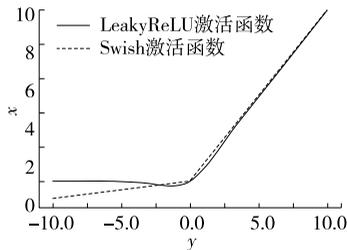


图 3 激活函数

Figure 3 Activation function

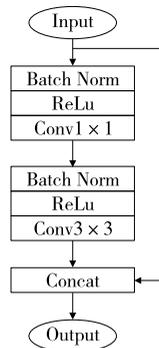


图 4 Bottleneck 模块算法流程

Figure 4 Bottleneck module algorithm flow

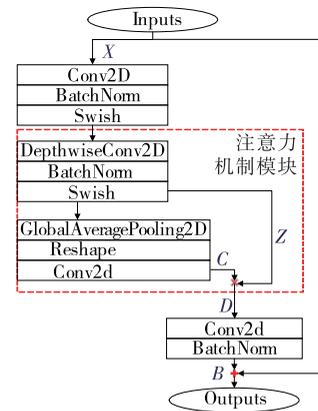


图 5 文中使用模块算法流程

Figure 5 This article uses module algorithm flow

增强或减弱每个预测像素的值,在训练和预测时使用相似的像素,忽略不相似的像素,其原理如式(5)~式(7)。

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i, \tag{5}$$

$$\bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Y_i, \tag{6}$$

$$Cov(X, Y) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}), \tag{7}$$

式中:

X、Y——随机变量;

\bar{X} —— X_i 的均值;

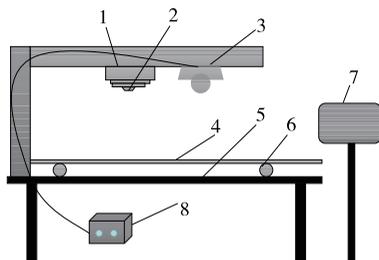
\bar{Y} —— Y_i 的均值;

$Cov(X, Y)$ —— 随机变量 X、Y 的协方差。

3 试验与结果分析

3.1 数据集的采集与制作

采集设备来源中国烟草总公司职工进修学院,烟叶样本采集器如图 6 所示。



1. 高清工业线阵数码相机 2. 专业镜头 3. 高显色性 LED 光源
4. 烟叶放置平台 5. 试验平台 6. 滑轮 7. 工作站级计算机及 iPad 8. 高显色性 LED 光源控制器

图 6 烟叶样本采集器

Figure 6 Tobacco leaf sample collector

试验共收集到 2 500 张烟叶样本,经过专家挑选各个地区的代表样本,来自不同地区的 42 个烟叶样本等级。

烟梗数据集通过 Pycharm 环境下 labelImg 制作,其包含多类数据格式文件,样本集使用 PascalVOC 格式制作标签文件,主要标注信息包含烟梗的位置与部位名称。将制作好的标签文件存放到 Annotations 文件夹中,将样本图集存入 JPEGImages 文件夹中。为便于试验,将烟叶样本图像统一变更为 416×416 像素大小。其中 250 张样本作为验证集,1 575 张样本图片作为训练集,675 张样本作为测试集,验证集与训练集与测试集样本比例为 10 : 63 : 27。训练集与测试集符合 7 : 3 的比率,采用数据增强的方法提高网络的泛化能力,包括反转 180°,亮度调整,图片拉伸等。

3.2 试验配置

试验在 Intel I510400f 处理器,基础频率 2.9 GHz,6 核12 线程,内存 16 G,显卡为华硕的 1660s 的 PC 上,在

Windows 系统下利用 Pycharm 框架进行训练。训练所设置参数如表 1 所示。

3.3 模型训练

从标记的样本中选取 1 575 张作为训练集,675 张样本作测试集,改进前与改进后的模型参数统一设置,从零开始训练,将改进前与改进后的模型做对比试验,训练卷积层,全连接层与池化层根据损失函数不断自动反向调整网络结构模型参数,最后到达一个 loss 函数的极小值点,训练时通过 Adam 算法优化初始学习率,设定网络学习率的衰减因子为 0.6,当网络 loss 函数接连两次不下降时,网络的学习率会自动调整为原来的 60%,以助于网络的 loss 函数跳出局部最优解。改进前与改进后网络训练的 loss 与测试集的 val_loss 结果如图 7~图 10 所示。

由图 7 和图 9 可以看出,改进前的 YOLOv3 的训练集的 loss 图像在第 60 次迭代后 loss 函数变动不大逐渐走向稳定,最终收敛于 10.31,测试集的 val_loss 图像在经过 80 次迭代后逐步稳定,最终收敛于 11.62。由图 8 和图 10 可以看出,改进后的 YOLOv3 模型的测试集 loss 图像在第 30 次迭代后逐步稳定,最终收敛于 2.95,训练集的 val_loss 在第 50 次迭代后逐步稳定,最终收敛于 3.162。通过试验结果对比可以得出,改进后的 YOLOv3 模型能更快的收敛,且收敛效果更佳。

3.4 模型测试与对比分析

使用同样的数据集,同样的测试集样本输入至 YOLOv3、Faster-rcnn、YOLOv4、Efficientdet 与文中算法中,其在经 100 次迭代后,输入训练模型,分别选取训练

表 1 部分试验参数

Table 1 Some experimental parameters

参数名称	参数值
卷积网络开始训练的次数	0
网络训练的总次数	99
网络学习率的衰减因子	0.6
每次迭代输入图片数	10
网络的初始学习率	0.003
控制网络使用衰减因子的条件	2

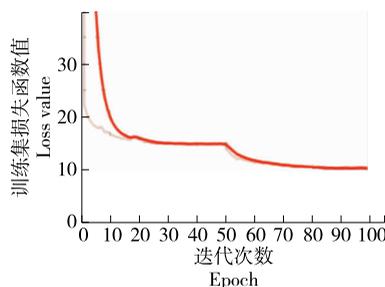


图 7 传统 YOLOv3 loss 曲线

Figure 7 Traditional YOLOv3 loss curve

好的模型参数载入模型网络,通过准确率与召回率曲线覆盖面积的比率(mAP)、准确率(Precision)、召回率(Recall)来衡量模型结构,如式(8)所示,其值越高,网络的识别效果越好。YOLOv3 与文中算法对比如图 11 所示,对比分析发现文中算法其 mAP 提升 7.02%,准确率提升 2.02%,回归率提升 11%。

$$\begin{cases} R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \\ P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \end{cases} \quad (8)$$

式中:

R——样本召回率,%;

P——样本准确率,%;

T_p ——被判为正类的正类;

F_p ——正类的负类;

F_N ——负类的正类。

测试结果如表 2 所示。由表 2 可知:在模型的识别性

能上,YOLOv4 与改进的 YOLOv3 模型的准确率与召回率曲线覆盖面积的比率(mAP)、准确率、回归率,明显优于传统 YOLOv3、Faster-rcnn 与 Efficientdet 模型;在模型权重大小上,改进后的算法与 Efficientdet 相对轻量化,大幅提高了网络的可移植性,减少后期工程应用中对设备的配置要求,具有一定的经济效应;在识别速率上,改进后的算法与 YOLOv3、Faster-rcnn、YOLOv4、Efficientdet 的识别速率(FPS)差值分别为+1、+6、+3、-1。通过表 2 的试验结果综合对比分析,在识别速率与模型轻量化上,Efficientdet 与改进后的算法存在明显的优势,但 Efficientdet 的识别效果相对较差;在识别的准确度上,改进后的算法在准确度与回归值的对比中分别高出 YOLOv4 1.16%,1.26%。出于工程实际的需求,复杂的网络结构需要配置性能更加优异的烟梗识别工作站,从模型的可移植性、识别速率、识别效果、工程中的经济效应来考虑,改进后的 YOLOv3 模型更加适用于智能烟叶分级系统的布置。

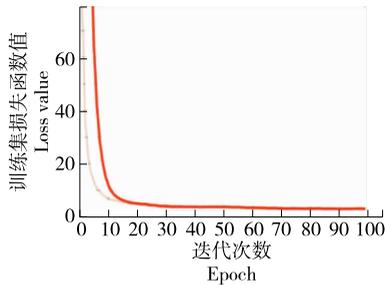


图 8 改进后 YOLOv3 loss 曲线
Figure 8 The improved YOLOv3 loss curve

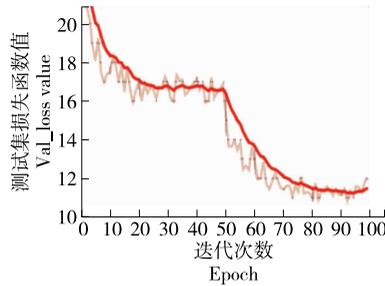


图 9 传统 YOLOv3 val_loss 曲线
Figure 9 Traditional YOLOv3 val_loss curve

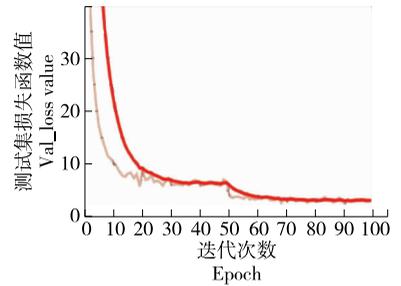
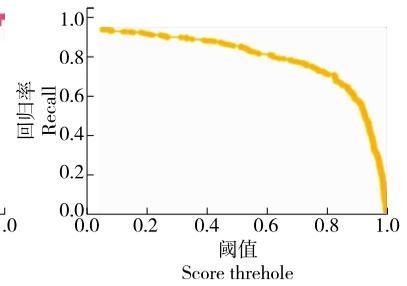
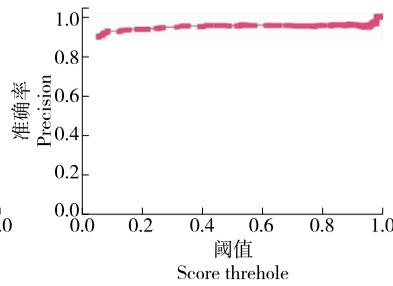
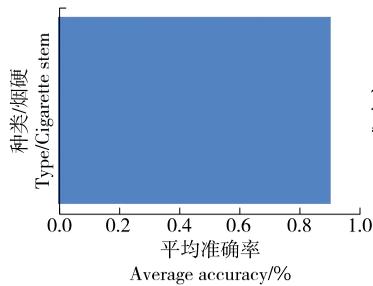
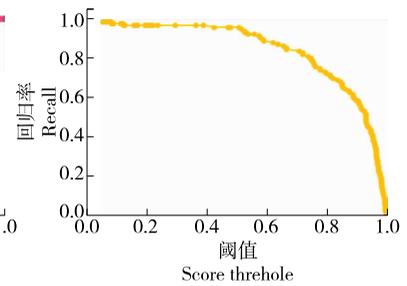
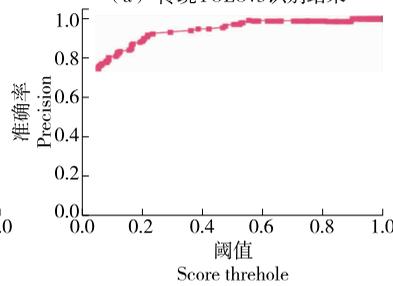
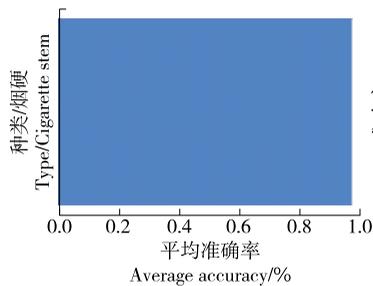


图 10 改进后 YOLOv3 val_loss 曲线
Figure 10 Improved YOLOv3 val_loss curve



(a) 传统 YOLOv3 识别结果



(b) 改进 YOLOv3 识别结果

图 11 传统 YOLOv3 与改进 YOLOv3 识别结果

Figure 11 Traditional YOLOv3 and improved YOLOv3 recognition results

表 2 烟梗识别模型对比

Table 2 Comparison of tobacco stem recognition models

算法名称	mAP/%	准确率/%	回归率/%	模型权重大小/MB	识别速度/(帧·s ⁻¹)
YOLOv3	90.46	95.33	84.65	235	18
Faster-rcnn	86.70	91.15	81.00	108	12
YOLOv4	97.57	96.19	94.39	244	16
Efficientdet	94.74	93.97	90.08	16.1	20
改进后的算法	97.48	97.35	95.65	50.9	19

3.5 模型的定位识别

为方便以后烟梗的抓取工作通过 BOX 的坐标定位烟梗位置坐标 X_{min} 、 Y_{min} 、 X_{max} 、 Y_{max} ，输出烟梗的中心位置坐标 Y 如式(9)所示，其识别结果如图 12 所示。

$$Y = [(X_{max} - X_{min}) / 2 + X_{min}, (Y_{max} - Y_{min}) / 2 + Y_{min}] \tag{9}$$

命名识别率为 0.57 的框图为 Box_1 ，同理识别率为 0.73, 0.55, 0.88 分别为 Box_2 , Box_3 与 Box_4 ，其烟梗中心输出结果如表 3 所示。

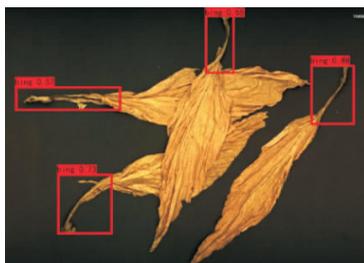


图 12 改进模型识别图

Figure 12 Improved model recognition diagram

表 3 识别输出坐标

Table 3 Identify Output Coordinates

BOX	识别率/%	BOX 像素坐标中心
Box_1	0.57	(306.81, 273.47)
Box_2	0.73	(357.46, 588.44)
Box_3	0.55	(760.37, 100.07)
Box_4	0.88	(1 096.93, 262.66)

4 结论

提出了一种改进的 YOLOv3 的烟梗识别定位检测算法，经专家选取代表性烟叶制作数据样本，在数据源头上提高模型的性能，训练后得到的烟梗检测模型优于 YOLOv3、Faster-rcnn、YOLOv4、Efficientdet 等烟梗识别定位模型，能在对智能烟叶分类平台硬件需求配置最低的基础上，满足回归率、准确率、精确率与召回率曲线覆盖面积的比率的需求，具有较好的实用性与经济性。由于不同烟叶产地烟叶样本同等级之间个体差异巨大，自主采集，制作烟叶样本数据集存在一定难度，对模型的验

证实实验的不同产地的样本太少，存在一定的误检率，后续工作中将提高不同产地的烟叶样本的采集，进一步提高模型的泛化能力。

参考文献

[1] 王欣, 卢俊, 徐智, 等. 基于 BP 神经网络算法的烟草机械塑料齿轮早期故障监测与优化[J]. 塑料科技, 2021, 49(2): 91-94.
WANG Xin, LU Jun, XU Zhi, et al. Early fault monitoring and optimization of plastic gears in tobacco machinery based on BP neural network algorithm[J]. Plastics Science and Technology, 2021, 49(2): 91-94.

[2] 王戈, 丁冉, 徐玮杰, 等. 计算机视觉和智能识别技术在烤烟烟叶分级中的应用[J]. 计算机与应用化学, 2019, 36(5): 548-553.
WANG Ge, DING Ran, XU Wei-jie, et al. Application of computer vision and intelligent recognition technology in flue-cured tobacco classification[J]. Computer and Applied Chemistry, 2019, 36(5): 548-553.

[3] 王天旺, 解立明, 刘文, 等. 基于改进鲁棒多分类 SVM 的烟叶颜色分级分类方法研究[J]. 机电信息, 2021(5): 55-57.
WANG Tian-wang, XIE Li-ming, LIU Wen, et al. Study on tobacco color classification method based on improved robust multi-classification SVM[J]. Electromechanical Information, 2021(5): 55-57.

[4] 李峥, 王建峰, 程小强, 等. 基于 BP 神经网络的烤烟外观质量预测模型[J]. 西南农业学报, 2019, 32(3): 653-658.
LI Zheng, WANG Jian-feng, CHENG Xiao-qiang, et al. Prediction model of flue-cured tobacco appearance quality based on BP neural network[J]. Journal of Southwest Agricultural Sciences, 2019, 32(3): 653-658.

[5] 雷建生, 李再, 冉宝新, 等. 基于 SOM 神经网络的制丝生产线设备故障趋势辨识方法[J]. 烟草科技, 2019, 52(2): 109-114.
LEI Jian-sheng, LI Zai, RAN Bao-xin, et al. Fault trend identification method of silk production line equipment based on SOM neural network[J]. Tobacco Science and Technology, 2019, 52(2): 109-114.

[6] 邵惠芳, 赵昕宇, 许自成, 等. 基于 SOFM 网络的烤烟感官质量聚类模式分析[J]. 中国烟草学报, 2016, 22(1): 13-23.
SHAO Hui-fang, ZHAO Xin-yu, XU Zi-cheng, et al. Cluster model analysis of flue-cured tobacco sensory quality based on SOFM network[J]. Journal of China Tobacco Journal, 2016, 22(1): 13-23.

[7] YU Y, ZHANG K L, YANG L, et al. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask-RC-

- NN [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 163: 104846.
- [8] 朱文魁, 刘斌, 毛伟俊, 等. 基于低能 X 射线透射成像的打叶片烟中烟梗在线检测[J]. *烟草科技*, 2015, 48(2): 69-74.
ZHU Wen-kui, LIU Bin, MAO Wei-jun, et al. On-line detection of tobacco stems in threshing tobacco based on low-energy X-ray transmission imaging[J]. *Tobacco Science and Technology*, 2015, 48(2): 69-74.
- [9] 崔云月, 管一弘, 孙娜, 等. BP 神经网络在烟梗长短梗率检测中的应用[J]. *软件导刊*, 2021, 20(2): 63-67.
CUI Yun-yue, GUAN Yi-hong, SUN Na, et al. Application of BP neural network in detection of long and short stem rate of tobacco stems[J]. *Software Guide*, 2021, 20(2): 63-67.
- [10] 宋洋, 王新, 明军. MPC08SP 运动控制卡在烟把智能定位系统中的应用[J]. *计算机技术与发展*, 2010, 20(12): 185-188.
SONG Yang, WANG Xin, MING Jun. Application of MPC08SP motion control card in intelligent cigarette handle positioning system[J]. *Computer Technology and Development*, 2010, 20(12): 185-188.
- [11] 席建平, 易浩, 刘斌, 等. 基于 FPGA 的烟梗在线检测系统设计[J]. *中国烟草学报*, 2016, 22(5): 50-54.
XI Jian-ping, YI Hao, LIU Bin, et al. Design of tobacco stem online detection system based on FPGA[J]. *Journal of China Tobacco Journal*, 2016, 22(5): 50-54.
- [12] 汤龙. 基于透光性差异的烟梗检测分析及算法实现[J]. *景德镇学院学报*, 2017, 32(6): 26-29.
TANG Long. Tobacco stem detection analysis and algorithm realization based on light transmittance difference[J]. *Journal of Jingdezhen University*, 2017, 32(6): 26-29.
- [13] 郑茜, 夏自龙, 袁海霞, 等. 高频阶梯式烟梗分选筛的设计与应用[J]. *食品与机械*, 2019, 35(7): 124-127.
ZHENG Xi, XIA Zi-long, YUAN Hai-xia, et al. Design and application of high frequency stepped tobacco stem sorting screen[J]. *Food & Machinery*, 2019, 35(7): 124-127.
- [14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1 137-1 149.
- [15] 梁煜, 李佳豪, 张为, 等. 嵌入中心点预测模块的 Yolov3 遮挡人员检测网络[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2021, 54(5): 517-525.
LIANG Yu, LI Jia-hao, ZHANG Wei, et al. Yolov3 occlusion personnel detection network embedded with central point prediction module[J]. *Journal of Tianjin University (Natural Science and Engineering Technology Edition)*, 2021, 54(5): 517-525.
- [16] 卢官有, 顾正弘. 改进的 YOLOv3 安检包裹中危险品检测算法[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(1): 197-204.
LU Guan-you, GU Zheng-hong. Improved YOLOv3 detection algorithm for dangerous goods in security parcels[J]. *Computer Application and Software*, 2021, 38(1): 197-204.
- [17] 李澎林, 章军伟, 李伟. 基于光流改进与 YOLOv3 的烟雾检测方法[J]. *浙江工业大学学报*, 2021, 49(1): 9-15.
LI Pen-lin, ZHANG Jun-wei, LI Wei. Smoke detection method based on optical flow improvement and YOLOv3[J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2021, 49(1): 9-15.
- [18] LIU J, WANG X. Correction to: Early recognition of tomato gray leaf spot disease based on MobileNetV2-YOLOv3 model[J]. *Plant Methods*, 2021, 17(1): 19.
- [19] YANG F, YANG D, HE Z, et al. Automobile fine-grained detection algorithm based on multi-improved YOLOv3 in smart streetlights[J]. *Algorithms*, 2020, 13(5): 114.
- [20] XUE J, LI Z, FUKUDA M, et al. Garbage detection using YOLOv3 in nakanoshima challenge [J]. *Journal of Robotics and Mechatronics*, 2020, 32(6): 1 200-1 210.
- (上接第 74 页)
- [6] 赵逊. 区块链+农产品流通: 融合路径与体系创新[J]. *商业经济研究*, 2021(11): 130-133.
ZHAO Ti. Blockchain + agricultural product circulation-integration path and system innovation[J]. *Business Economics Research*, 2021(11): 130-133.
- [7] ZHOU Xiong. From traceability to provenance of agricultural products through blockchain[J]. *Web Intelligence*, 2020, 18(3): 181-189.
- [8] HAO Zhi-hao, MAO Dian-hui, ZHANG Bo, et al. A novel visual analysis method of food safety risk traceability based on blockchain[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(7): 2 300.
- [9] ARCHANA A M. Application of blockchain technology for sustainability development in agricultural supply chain: justification framework[J/OL]. *Operations Management Research*. [2021-12-20]. <https://doi.org/10.1007/s12063-021-00180-5>.
- [10] 刘树, 田东, 张小栓, 等. 基于混合模式的农产品质量安全可追溯系统集成方法[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(10): 3 804-3 806.
LIU Shu, TIAN Dong, ZHANG Xiao-shuan, et al. Integration method of agricultural product quality and safety traceability system based on hybrid mode[J]. *Application Research of Computers*, 2009, 26(10): 3 804-3 806.
- [11] 张秀红, 夏兆刚. 中国有机农业及有机产业发展现状前景与对策[J]. *中国食物与营养*, 2021, 27(9): 34-38.
ZHANG Xiu-hong, XIA Zhao-gang. China's organic agriculture and organic industry development status, prospects and countermeasures[J]. *China Food and Nutrition*, 2021, 27(9): 34-38.
- [12] 李航, 董瑞. 后疫情时代基于区块链技术的食品冷链物流追溯体系构建[J]. *食品与机械*, 2021, 37(5): 134-138, 155.
LI Hang, DONG Rui. The construction of a food cold chain logistics traceability system based on blockchain technology in the post-epidemic era [J]. *Food & Machinery*, 2021, 37(5): 134-138, 155.