

基于改进 YOLO v4 的群体棉种双面破损检测方法

王巧华^{1,2} 顾伟¹ 蔡沛忠¹ 张洪洲¹

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 针对研究人员难以利用计算机视觉对棉种这类尺寸较小的物体进行双面检测,导致检测效果不佳的问题,设计了一款新型棉种检测分选装置,利用亚克力板在强光和白色背景下透明的特点,将棉种通过上料装置滑入透明亚克力板的凹槽中,随着转盘的转动,同一批棉种的正反两面图像分别由 2 个不同位置的 CCD 相机采集得到。利用改进 YOLO v4 的目标检测算法检测破损棉种,试验结果表明该方法建立的模型对群体棉种中的破损棉种和完好棉种的检测准确率达到 95.33%、召回率为 96.31%、漏检率为 0,检测效果优于原 YOLO v4 网络,实现了对双面群体棉种的破损识别,为后续脱绒棉种智能检测装备研发提供了技术支持。

关键词: 脱绒棉种; 破损检测; 双 CCD 相机; YOLO v4; 图像识别

中图分类号: TP391; S561 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)01-0389-09 OSID: 

Detection Method of Double Side Breakage of Population Cotton Seed Based on Improved YOLO v4

WANG Qiaohua^{1,2} GU Wei¹ CAI Peizhong¹ ZHANG Hongzhou¹

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China)

Abstract: Computer vision is one of the commonly used technical methods in the field of cotton seed detection. It has been widely used in the field of non-destructive inspection of agricultural products. However, in most cases, it is difficult for researchers to use computer vision to detect small-sized objects such as cotton seeds on both sides. The detection effect is not good. Aiming at this problem, a type of cotton seed detection and sorting device was designed, which used the transparent characteristics of the acrylic plate under strong light and white background to slide the cotton seed into the groove of the transparent acrylic plate through the feeding device. With the rotation of the turntable, the front and back images of the same batch of cotton were collected by two CCD cameras at different positions. The improved YOLO v4 target detection algorithm was used to detect damaged cotton seeds. The experimental results showed that the model established by this method can detect damaged and intact cotton seeds in the population cotton seeds with an accuracy of 95.33%, recall rate of 96.31%, and missed detection rate of 0. The detection effect was better than that of the original YOLO v4 network, respectively. The proposed method realized the identification of the damage of double-sided group cotton seed, and provided technical support for the subsequent research and development of related delinted cotton seed intelligent detection equipment.

Key words: delinted cotton seeds; breakage detection; double CCD camera; YOLO v4; image recognition

0 引言

我国棉花产量巨大,棉花产业是南疆地区的支柱产业,2020 年新疆棉花播种面积达 2 501.9 hm²,然而棉种品质问题却给棉花生产带来极大影响,严重制约了棉花产业发展^[1],因此棉种的精选对提升

收稿日期: 2021-01-10 修回日期: 2021-03-16
基金项目: 国家自然科学基金项目(31760340)、新疆生产建设兵团南疆重点领域科技支撑计划项目(2018DB001)、华中农业大学-塔里木大学联合基金项目(HNLH202002)和中国农业大学-塔里木大学联合基金项目(TDZNLH201703)
作者简介: 王巧华(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事农产品智能无损检测技术与装备研究,E-mail: wqh@mail.hzau.edu.cn

新疆地区棉花产量具有重要意义。

王晖军等^[2]利用传送带作为主体,搭配单 CCD 相机以及控制系统后,搭建了检测棉种品质的装置,识别准确率约为 90%,但检测方法只停留在单面棉种检测的层面。XU 等^[3]提出土壤涝渍和高温同时发生会影响棉种的质量。坎杂等^[4]利用棉种的介电性能,对有损伤和完好的棉种进行了分级,硬件部分采用滚筒式结构携带棉种。黄蒂云等^[5]利用高光谱图像技术融合图像特征信息对脱绒棉种的品种进行判别分析,建模总体识别率达 90% 以上,但是没有对棉种的品质鉴别提出自动化装备设计。彭顺正等^[6]设计了相关实验采集装置,使用 OpenCV 图像处理库对棉种的外观和颜色进行判别,实现了对棉种活性的分级。GOLSHAN 等^[7]利用不同的算法自动检测图像中的种子。AHMED 等^[8]提出使用 X 射线 CT 成像对辣椒种子品质进行分类。向阳等^[9]提出采用翻面的方法实现芒果的双面检测,并用迁移学习方法及卷积神经网络模型进行芒果成熟度分级。赵静^[10]设计了 2 个 CCD 相机,对透明玻璃板承载的玉米种子进行拍照收集图像,达到了采集完整种子外表图像的要求,综合两幅图像进行结果分析,对玉米种子进行破损判别。综上所述,目前已有研究停留在棉种的单面检测分级层面,这容易导致另一面结果的不确定性。而对于果物的双面检测停留在单个果物的双面检测,对于棉种这样的小尺寸物体,单粒棉种双面检测效率较低,并且目前没有针对棉种双面信息采集并进行品质检测的相关文献报道。

使用机器视觉对棉种破损进行检测,需要采集大量样本,然后对图形进行一系列的图像处理^[11]手段对棉种数据进行分析建模,得到结果保存模型,最后部署到实际生产中。YOLO (You only look once)^[12]是一种基于深度神经网络的对象识别和定位算法,运行速度快,可以用于实时系统,并已经成功应用到农产品检测领域^[13-16]。对于群体农产品的品质研究,李庆旭等^[17]提出一种基于改进 SSD (Single shot multibox detector) 的目标检测算法,对孵化早期整盘群体种鸭蛋中的受精蛋与无精蛋进行精准识别。目前目标检测算法主要分为两种,一种是单步目标检测算法,另一种是双步目标检测算法,双步检测方法的准确度高,但实时性相对较差;单步检测方法的准确度较前者稍低,但实时性很好,检测速度也较快^[18]。目前较成熟的单步检测算法有 SSD 与 YOLO,相比较双步目标检测算法,识别群体棉种的破损信息主要考虑的因素是高效,单步检测算法能更好地适配群体棉种的破损检测,可为以后

部署于生产实际提供技术支持。YOLO v4^[19]深度学习检测是目前最高效的单步目标检测算法之一, YOLO v4 模型检测效果优于 YOLO v3、Tiny - YOLO v4、SSD、Faster R - CNN 等模型^[20]。但其对棉种检测性能仍有提升空间,本文对 YOLO v4 网络结构进行调整,研究改进模型检测能力,通过设计群体棉种双面检测装置,提出一种基于改进 YOLO v4 的棉种双面破损检测方法,进一步提高群体棉种识别精度以及模型鲁棒性。

1 材料与方 法

1.1 试验材料

选择新疆新陆早棉种 3 000 粒,其中破损与完好棉种比例约为 1:1.2。群体棉种通过上料漏斗滑入透明亚克力板上,亚克力板上有 4 个棉种放置块,每个放置块上面有 3 × 5 个凹槽,一次可检测 15 粒棉种。

1.2 试验硬件设计

基于双 CCD 相机的棉种分选机结构示意图如图 1 所示,主要由电控箱、机架、视觉识别模块、上料装置、转盘、下料装置、收集装置等组成。工作时,步进电机运转,主动齿轮开始运转(俯视逆时针),与齿轮相连的中心轴开始转动,带动转盘一起逆时针运动(俯视),为实现群体棉种双面图像获取,利用亚克力板透明的特性,在转盘上等间距安装了由亚克力板制作的 4 个带有 3 × 5 凹槽的棉种放置块,每个凹槽长 10 mm,宽 6 mm,深 5 mm,每个棉种放置块可放 15 粒棉种。棉种依次经过上料装置底部的料道、视觉识别模块的上下 2 个 CCD 相机、电磁阀分别完成上料、图像采集、下料分级回收的全过程。最

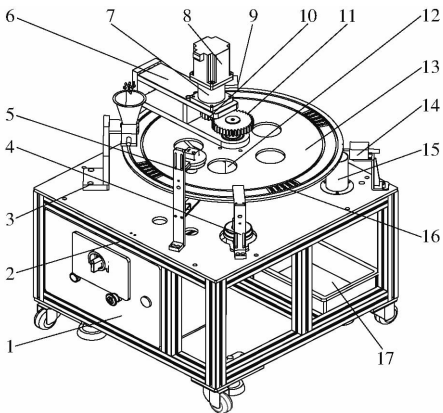


图 1 基于双 CCD 相机的棉种分选机结构示意图
Fig. 1 Structure diagram of cotton seeds sorter based on double CCD camera

1. 电控箱 2. 机架 3. 上料装置 4、5. 视觉识别模块 6. 电机支撑架 7. 减速器 8. 步进电机 9. 完好棉种电磁阀 10. 主动齿轮 11. 从动齿轮 12. 中心轴 13. 转盘 14. 破损棉种电磁阀 15. 收集桶 16. 棉种放置块 17. 收集箱

后分选完毕的破损和完好棉种分别经由收集桶落入到各自的收集箱当中,图中分别有 2 个收集桶、箱,分别收集破损和完好的棉种。根据机械设计要求对齿轮进行设计,并对材料进行选型^[21],采用工程塑料作为齿轮制作材料,以降低工作时的噪声,增加运动平稳性。参考自动化零件设计要求,考虑到转盘轴承载工件时的轴向力,使用 7208AC 型角接触轴承作为整机的轴承支撑件,其内径 40 mm,外径 62 mm,尺寸系列 02,接触角 25°。

图像采集系统如图 2 所示。转盘上方和下方设置两套完全相同的图像采集装置,分别采集棉种上、下面图像。图像采集装置包括工业相机、镜头、光源、背景板、三脚架。新陆早棉种形状为类椭球状,长轴长 8~10 mm,短轴长 5~7 mm。工业相机采用绿视森林 USB1080P 型,外观尺寸 70 mm×65 mm×60 mm,采集时调整分辨率为 1 280 像素×720 像素,曝光度为 -9。镜头采用 5~50 mm 变焦,最大光圈 F1.4 工业镜头,拍摄时两个相机镜头垂直于转盘且高度均为 55 mm,棉种经由转盘下方相机拍摄棉种反面图像,待转盘转过 45°时,再由转盘上方相机采集棉种正面图像。光源采用欧普环形光源,色温 6 500 K,功率 22 W,采用 Lenovo B50-30 型计算机处理图像。



图 2 图像采集系统
Fig.2 Image acquisition system

1.3 试验软件设计

控制系统原理图如图 3 所示,系统工作流程如图 4 所示,上、下方相机均由光电传感器触发采集图像,STM32 控制器在整个流程当中负责接收传感器信号、输送传感器信号以及获得计算机判别结果,并输出判别结果。系统对每颗棉种都进行上、下两次图像采集,通过算法分析得到判别结果之后,通过控制器进行信号输出,控制执行机构中的破损棉种电磁阀进行推杆的伸出与回缩,伸出时即与棉种放置块的拨杆发生碰撞打开承接块的通孔,有损棉种由自身重力落入下方收集装置当中,即可将有损棉种剔除。有损棉种剔除之后,剩下的无损棉种由完好棉种电磁阀的常开推杆与拨杆发生碰撞后,同样也是打开承接块的通孔后,棉种因为自身重力落入到

下方的收集装置当中,重复此过程,将预选的棉种进行全部分级回收。

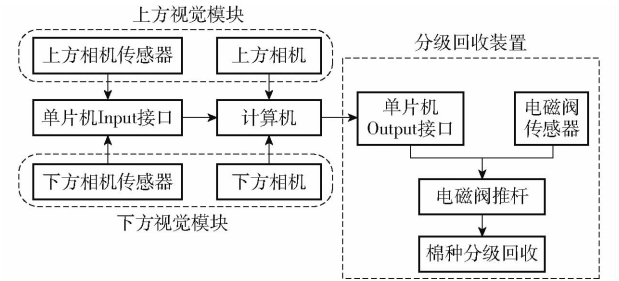


图 3 系统原理图
Fig.3 System schematic

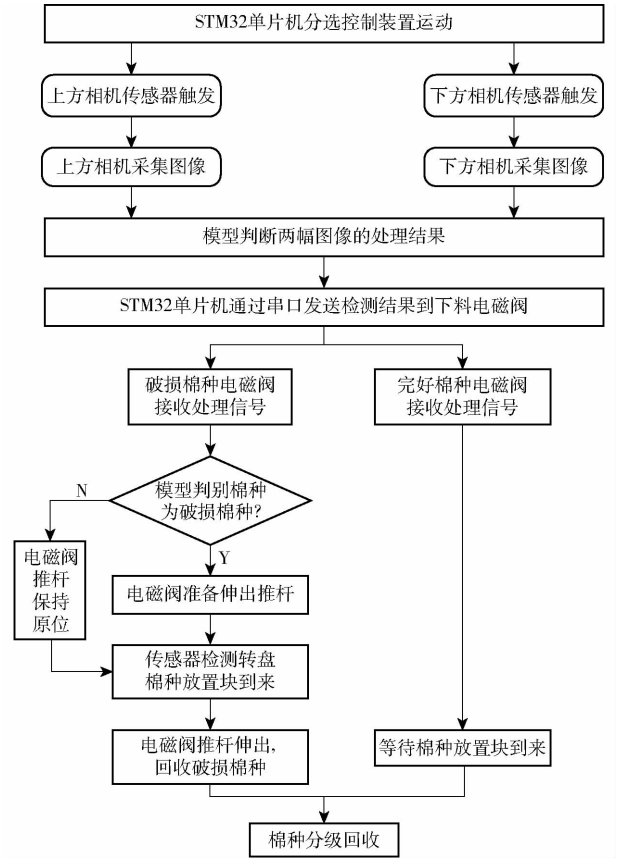


图 4 系统工作流程图
Fig.4 System working flow chart

STM32 控制器以及相关配件如图 5 所示,根据 STM32F103 开发设计手册进行单片机程序设计,利用 STM32 单片机完成对模型的运动控制,搭配电源、步进电机、步进电机驱动器、红外遥控器,分别编写红外遥控程序以及步进电机串口通信控制,实现用红外遥控器控制步进电机运动的过程,步进电机的控制采用 STM32 输出 PWM 波进行控制,PWM 的频率和周期都可以使用串口调试助手在计算机端调试,通过软件在线调试步进电机转速,得到最佳转速后固定数值至其内部程序当中,避免后期的程序改动影响后续试验。通过修改程序,设置红外遥控器可在多个速度挡位进行调整选择,以适配各种不同

场合速度的要求。最终设计红外遥控程序可在 PWM 频率 100、150、200 Hz 情况下运行,转速分别为 3、5、8 r/min。



图 5 STM32 控制器以及相关配件

Fig.5 STM32 controller and related accessories

1.4 图像采集方法

将棉种放入上料漏斗中,通过步进电机带动透明亚克力转盘转动,棉种自动落入凹槽中,利用 CCD 相机采集群体棉种上下两面图像,之后用 labelImg 软件对采集的图像进行人工标注,分别标注为破损与完好,按 7:2:1 划分训练集、验证集、测试集。共采集 200 幅群体棉种图像,每幅图像有 15 粒棉种,图像分辨率为 1 280 像素×720 像素,将图像分辨率调小至 416 像素×416 像素,在使用 YOLO v4 训练数据前,手动标注生成含有类别和位置信息的 txt 文件,图像标注时利用棉种的最小外接矩形框进行标注,保证每个棉种尽量在一个矩形框里,具体数据如表 1 所示。

表 1 数据集分布
Tab.1 Data sets distribution

参数	数据集			总数
	训练集	测试集	验证集	
图像数/幅	140	40	20	200
棉种数/个	2 100	600	300	3 000

采集得到的原始图像的上下两面分别如图 6 和图 7 所示,图像尺寸为 1 920 像素×1 080 像素。通过棉种表面可以明显观察出破损棉种与完好棉种的区别,破损棉种表面坑洼或裂纹,完好棉种表面光滑。由于上下 2 个镜头拍摄,所得到的图像翻转 180°即可得到原来的图像,其中图 6 为从上向下拍到的棉种,图 7 为从下向上拍到的棉种,可以发现图 6 棉种从上向下正面拍摄时表面完好,图 7 存在



图 6 正面群体棉种图像

Fig.6 Positive group cotton seeds image

破损,因此本文采用双面拍摄来减少棉种误判的情况。此外,深度学习需要大量的数据,本研究对 140 幅群体棉种图像进行旋转、平移、裁剪等操作进行数据增强,增强之后的训练集图像为 560 幅,棉种的数量达到 8 400 粒。

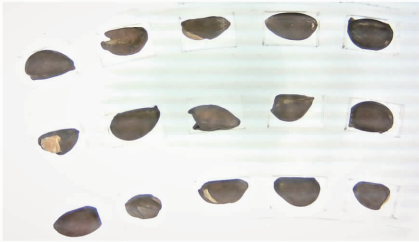


图 7 反面群体棉种图像

Fig.7 Negative group cotton seeds image

2 基于改进 YOLO v4 的破损棉种检测模型

2.1 YOLO v4 结构

YOLO 目标检测算法已经被运用到各个领域, YOLO 系列检测算法属于一阶段检测算法,在检测速度方面优于二阶段算法,如区域卷积神经网络^[22-24] (Regions with convolutional neural network, RCNN)。YOLO v4 相比较 YOLO v3 对小目标的识别效果有了显著的提升,整体框架是基于 YOLO v3 改进而来,使用多种新的算法思想对各个子结构进行了改进,首先是输入端的改进,主要包括 Mosaic 数据增强、CMBN 交叉小批量标准化、SAT 自对抗训练,Mosaic 数据增强法随机使用 4 幅图像进行缩放、拼接、翻转,再组合为一幅图像,减少了 GPU 的使用,丰富了检测数据集,提升了网络的鲁棒性。YOLO v4 的骨干网络是在 YOLO v3 的 DarkNet53 上进行改进,使用了 CSPDarkNet53,由 CBM 结构和 5 个 CSP1-n 结构组成,其中 CBM 结构是由卷积层、批归一化 (Batch normalixation) 层、Mish 激活函数组成,CSP1-n 是由 CBM 模块和 n 个 Res unint 模块串联组成,Res unint 借鉴了 ResNet 网络结构,降低了内存成本,增强了学习能力,让网络更深。CSPNet^[25]通过将梯度的变化从头到尾地集成到特征图中,在减少了计算量的同时可以保证准确率。此外在 Neck 网络上进行了创新,用 SPP 作为 Neck 的附加模块,使用池化时卷积核的尺寸为 {1×1, 5×5,9×9,13×13} 的最大池化方式,得到不同尺度的特征图进行串联合并操作,增加主干特征的接收范围。用 PANet 作为 Neck 的特征融合模块进一步提高了特征提取能力。改进前 YOLO v4 网络结构如图 8 所示。

2.2 YOLO v4 检测原理

YOLO v4 首先通过主干网络对群体棉种进行特

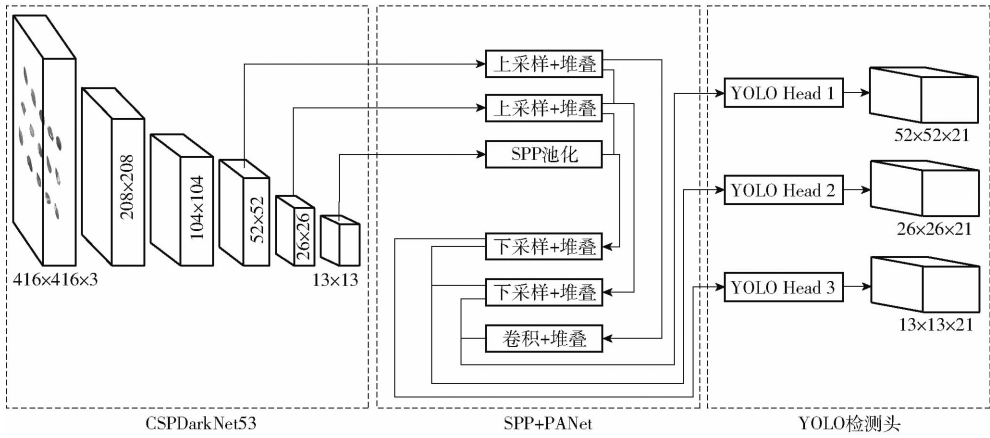


图 8 改进前 YOLO v4 网络结构

Fig. 8 Network structure of YOLO v4 before improvement

征提取,将输入群体棉种的图像划分成 $S \times S$ 格,目标中心所在的网格负责对棉种的检测,每个网格需要预测 B 个边界框以及棉种破损与完好的条件概率,每一个边界框都包含 5 个预测值 (t_x 、 t_y 、 t_w 、 t_h 以及置信度),则边界框中心点坐标与边界框的宽与高分别为

$$\begin{cases} b_x = \sigma(t_x) + c_x \\ b_y = \sigma(t_y) + c_y \\ b_w = p_w e^{t_w} \\ b_h = p_h e^{t_h} \end{cases} \quad (1)$$

式中 (c_x, c_y) ——网格偏移图像左上角的位置坐标

p_w, p_h ——模板框的宽与高

t_x, t_y, t_w, t_h ——预测模型的中心位置坐标以及宽、高

$\sigma(x)$ ——Logistic 函数

每个网格需要预测一个类别信息。目标检测任务的损失函数一般由 Classification loss(分类损失函数)、Bounding box regression loss(回归损失函数)、Loss of confidence(置信度损失)3 部分构成。YOLO v4 在训练时使用的回归损失函数为 L_{CioU} ,置信度损失函数为 L_{conf} ,分类损失函数为 L_{class} ,预测框筛选的非极大值为 DIOU_nms。损失函数的表达式为

$$L_{CioU} = 1 - I_{oU} + \frac{D_2^2}{D_C^2} + \alpha v \quad (2)$$

其中
$$\alpha = \frac{v}{1 - I_{oU} + v} \quad (3)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (4)$$

式中 I_{oU} ——真实框和预测框的交并比

D_2 ——预测框和真实框中心点距离

D_C ——最小外接矩形的对角线距离

α ——平衡参数

v ——衡量长宽比一致性的参数

w^{gt}, h^{gt} ——真实框的宽、高

w, h ——预测框的宽、高

L_{conf} 与 L_{class} 通过交叉熵方法计算,最终损失值 L_{oss} 为

$$L_{oss} = L_{CioU} + L_{conf} + L_{class} \quad (5)$$

2.3 YOLO v4 结构改进

为了提升棉种检测性能,本文针对棉种对 YOLO v4 网络结构进行调整,首先在 YOLO v4 的骨干网络上,将第一层的 CSP1-1 改成 DarkNet 所用的第一层 ResNet 结构,可以得到更好的速度与精度的均衡,在骨干网络的末尾添加一个 SPP 结构,SPP 结构可以接受任意尺寸输入,固定大小输出,可对任意尺度提取的特征进行池化^[26],紧接着将 Neck 网络当中的 SPP 移除,SPP 结构会影响网络的速度,精度提升不明显。将 Neck 中的 CBL(由卷积层、BN 层、LeakyReLU 激活函数组成)结构改为 CSP2- n ($2n$ 个 CBL 模块、卷积层、Concat 组成)结构,增强学习能力,加强网络特征融合能力,由于在原本的 YOLO v4 上,YOLO v4 的检测头有 3 个分支,便于检测图像中尺寸相差较大的物体,但是在群体棉种检测中,棉种在图像中的尺寸变化较小,所以将检测头的 3 个分支简化为 2 个分支,减少计算量,加快模型训练,改进后的 YOLO v4 网络结构如图 9 所示。

在改进 YOLO v4 的最后输出模块将回归损失函数改为 L_{GloU} ,其公式为

$$L_{GloU} = 1 - I_{oU} + \frac{A_c - U}{A_c} \quad (6)$$

式中 A_c ——真实框和预测框最小外接矩形的面积
 U ——两个框并集的面积

2.4 非极大值抑制

在棉种检测的后处理过程中,针对多目标框的筛选,需要非极大值抑制操作来去除冗余的框,留下

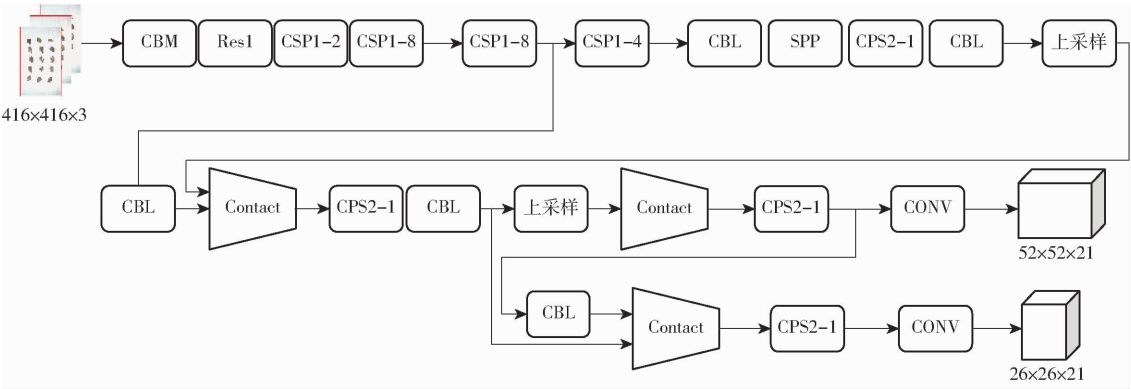


图9 改进后的 YOLO v4 网络结构

Fig.9 Network structure of improved YOLO v4

最接近真实的一个框,改进 YOLO v4 在 $DIOU_Loss^{[27]}$ 的基础上采用 $DIOU_nms$ 的方式,在传统的非极大值抑制操作里,交并比 (IoU) 可以作为抑制冗余检测的指标,其中重叠区域是唯一因素, $DIOU_nms$ 将原始部分 IoU 的计算方式用 $DIOU$ 的方式进行替换, $DIOU$ 的计算考虑到了两框中心点位置的信息,故使用 $DIOU$ 进行评判的非极大值抑制效果更好, $DIOU_nms$ 公式为

$$s_i = \begin{cases} s_i & (I_{ou} - R_{DIOU}(M, B_i) < \varepsilon) \\ 0 & (I_{ou} - R_{DIOU}(M, B_i) \geq \varepsilon) \end{cases} \quad (7)$$

其中
$$R_{DIOU} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \quad (8)$$

- 式中
- R_{DIOU} ——真实框和预测框中心点之间的距离
- s_i ——分类得分
- ε ——非极大值抑制的阈值
- $\rho()$ ——欧几里得距离函数
- b, b^{gt} ——预测框和目标框的中心坐标
- c ——检测框和预测框最小外接矩形的对角线长度
- M ——当前最大置信度的边界框
- B_i ——其它边界框

2.5 模型训练

群体棉种模型训练的硬件平台: GPU 为 NIVIDIA GeForce RTX 2080Ti; CPU 为 AMD Ryzen Threadripper 2920X 3.5 GHz,内存为 128 GB;软件平台为 CUDA Toolkit 10.1、CUDNN V10.1、Python 3.6 + Pytorch1.6.0,在 Windows 10 系统下对 YOLO v4 进行改进,本文训练和测试时均使用 GPU 加速,训练开始阶段,学习率设置为 0.01,衰减系数设置为 0.000 5,训练的批次图像数量 (Batch size) 设置为 16,最大训练次数设置为 300,每训练 10 次保存一次模型,取训练效果最好的模型作为最终模型。图 10 为改进 YOLO v4 网络损失函数曲线,收敛速度较快,在训练 200 步时趋于稳定。

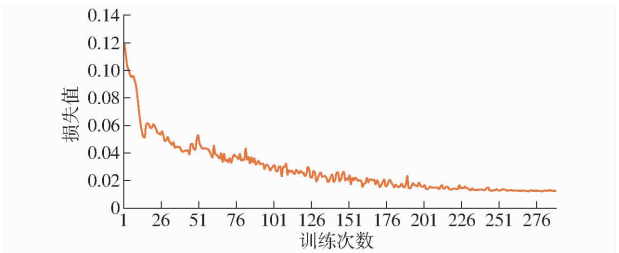


图 10 改进 YOLO v4 损失函数曲线

Fig.10 Loss function curve of improved YOLO v4

3 模型评价与结果分析

3.1 SSD – MobileNet v3

SSD – MobileNet v3 是基于经典的 SSD 网络改进而来,是目前被广泛应用的单步目标检测算法^[17]。经典 SSD 网络分为 2 部分,分别是骨干网络和辅助网络,SSD – MobileNet v3 将经典的 SSD 骨干网络中的 VGG 网络用 MobileNet v3 网络代替,将 MobileNet v3 网络作为图像特征的提取网络。辅助网络用于产生目标检测框,结合非极大值抑制实现目标的定位,利用 SSD – MobileNet v3 算法对棉种进行破损识别与定位并与改进后的 YOLO v4 网络识别效果进行对比,训练网络训练参数设置与 YOLO v4 网络参数设置保持一致。

3.2 评价指标

采用平均精度均值 (mAP)、漏检率 (Missed detection rate)、检测速度 (Speed) 和参数量 (Parameter size)^[28] 评价模型,其中平均精度由准确率 (Precision) 和召回率 (Recall) 决定,平均精度均值预测目标位置以及类别, mAP 越大,说明神经网络模型效果越好。使用训练好的改进 YOLO v4 模型对群体棉种进行测试集预测。

基于改进 YOLO v4 的模型在测试集上的准确率、召回率、mAP 分别如图 11 ~ 13 所示。

3.3 结果分析

对 20 幅验证集群体棉种图像的测试结果进行

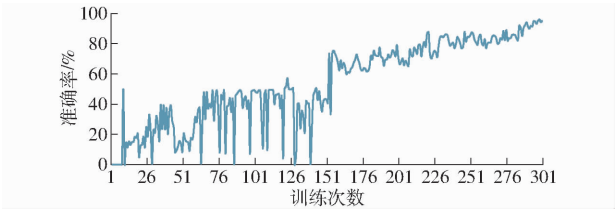


图 11 改进 YOLO v4 模型准确率
Fig. 11 Accuracy of improved YOLO v4

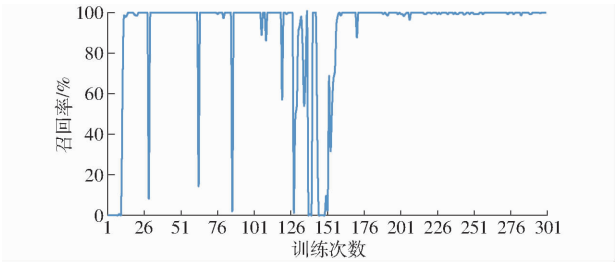


图 12 改进 YOLO v4 模型召回率
Fig. 12 Recall rate of improved YOLO v4

统计,包括准确率、召回率、漏检率、检测速度和模型所占内存 5 项评价指标。共 300 粒棉种,完好棉种

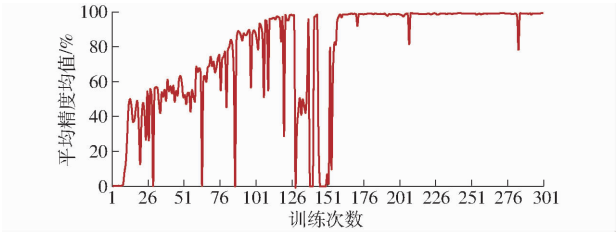


图 13 改进 YOLO v4 模型平均精度均值
Fig. 13 mAP of improved YOLO v4

163 粒,破损棉种 137 粒。其中 YOLO v4 模型错判 25 粒棉种(其中将完好棉种错判为破损棉种 8 粒,将破损棉种判为非损棉种 11 粒,漏检 6 粒);使用改进 YOLO v4 模型错判 14 粒(其中将完好棉种错判为破损 6 粒,将破损棉种判为完好棉种 8 粒,漏检 0 粒),SSD-MobileNet v3 错判 43 粒棉种(其中将完好棉种错判为破损 15 粒,将破损棉种判为完好棉种 19 粒,漏检 9 粒)。图 14 为同一幅图像在不同模型中的检测结果。

为验证数据增强后的模型效果,用数据增强



图 14 不同模型的检测结果
Fig. 14 Test results of different models

后的模型对 20 幅群体棉种图像进行检测,棉种共错判了 13 粒,其中将完好棉种错判为破损棉种 6 粒,破损棉种判为完好棉种 7 粒,漏检 0 粒,准确率为 95.67%、召回率为 96.31%、漏检率为 0。数据增强后的模型准确率提升 0.34 个百分点,相较于未进行数据增强的模型略有提升。

3.4 结果讨论

棉种正面为完好但背面不一定也是完好,本试验采用群体棉种在透明亚克力板上进行双面检测,很好地解决了棉种双面品质检测与分选问题。

通过表 2 可以发现,经过改进后网络模型的检测速度、模型所占内存,较 YOLO v4 有较大的提升,虽然模型所占内存比轻量级的 SSD-MobileNet v3 大,但是准确率与检测速度都有明显改善。基于改进 YOLO v4 仍然存在误检的情况,分析原因可能是在破损棉种破损情况较小时(只有一道裂缝),当前 CCD 相机无法捕捉到棉种的裂缝,后续可通过提高相机的像素,捕捉更加细微的破损情况。模型存在将完好棉种检测为破损棉种的情况,分析原因可能是脱绒棉种在经过硫酸脱绒的时候,棉种表面的

表 2 模型测试结果

Tab. 2 Model test results

模型	准确 率/%	召回 率/%	漏检 率/%	检测速度/ (帧·s ⁻¹)	模型所占 内存/MB
YOLO v4	91.67	95.09	2	66	50.2
改进 YOLO v4 (数据增强前)	95.33	96.31	0	78	27.1
改进 YOLO v4 (数据增强后)	95.67	96.31	0	78	27.1
SSD-MobileNet v3	85.67	90.80	3	68	9.1

棉绒未完全脱干净,残留的白色棉绒会让模型将好的棉种判断为破损棉种。在 YOLO v4 和 SSD-MobileNet v3 网络上都出现了棉种漏检以及多个目标检测框出现的情况,漏检率是评价一个模型的重要指标^[17],YOLO v4 相比较 SSD-MobileNet v3 在漏检率上有优势,通过改进 YOLO v4 网络的结构以及损失函数的类型,使用 DIUO_nms 有效地解决了漏检和多个检测框的情况。综合考虑检测精度和速度,本研究选用改进后的 YOLO v4 作为检测模型。

4 结 论

(1)以新陆早棉种为研究对象,设计了一种群体棉种双面破损在线检测装置,利用亚克力板在强光和白色背景板下透明的特点,实现了对棉种上下两面图像的采集,并设计了相关的上料、输送装置,完成了对棉种检测的全自动化过程,对比传统单粒、单面棉种的检测技术,在检测效率和精确性上有了显著提升。

(2)使用改进 YOLO v4 网络对群体棉种进行双面检测,将群体棉种分为破损棉种和完好棉种。通过改变 YOLO v4 网络的整体结构以及损失函数,得

到了改进 YOLO v4 模型,在此模型上,准确率和召回率分别为 95.33%、96.31%。模型所占内存为 27.1 MB,检测速度达到了 78 帧/s,模型具有很好的鲁棒性,可满足实际生产要求。

(3)本文解决了群体棉种图像难以分割的问题,利用卷积神经网络代替传统图像识别方法,无需单独将每一粒棉种从群体棉种中分割出来进行破损识别。利用卷积神经网络的特点,直接检测出群体棉种的破损以及位置信息,为检测群体棉种的破损情况提供了一种新的思路,加速棉种分选智能化,也为后续研发相关自动化设备提供了技术支持。

参 考 文 献

[1] 王冰,张洪洲,刘媛杰,等.棉籽品质识别系统设计[J].科技视界,2018(31):88-89.
WANG Bing,ZHANG Hongzhou,LIU Yuanjie,et al. Design of cottonseed quality recognition system based on machine vision technology[J]. Science & Technology Vision,2018(31):88-89. (in Chinese)

[2] 王晖军,张洪洲,刘媛军,等.基于负压机的棉种分选系统设计[J].中国农机化学报,2019,40(4):108-112.
WANG Huijun,ZHANG Hongzhou,LIU Yuanjun,et al. Design of cottonseed sorting system based on negative pressure machine [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2019,40(4):108-112. (in Chinese)

[3] XU B, CHEN Y, WANG H, et al. Elevated temperature and waterlogging decrease cotton seed quality by altering the accumulation and distribution of carbohydrates, oil and protein[J]. Physiologia Plantarum,2020,171(1):108-124.

[4] 坎杂,谷趁趁,王丽红,等.脱绒棉种介电分选参数的优化[J].农业工程学报,2010,26(9):114-119.
KAN Za, GU Chenchen, WANG Lihong, et al. Optimization of parameters for delinted cottonseeds dielectric selection[J]. Transactions of the CSAE,2010,26(9):114-119. (in Chinese)

[5] 黄蒂云,李景彬,尤佳,等.基于高光谱技术融合图像信息的脱绒棉种品种分类检测研究[J].光谱学与光谱分析,2018,38(7):2227-2232.
HUANG Diyun,LI Jingbin,YOU Jia,et al. The classification of delinted cottonseeds varieties by fusing image information based on hyperspectral image technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2018,38(7):2227-2232. (in Chinese)

[6] 彭顺正,尤佳,李景彬.脱绒棉种活力检测系统的设计与实现[J].农机化研究,2017,39(8):66-71.
PENG Shunzheng,YOU Jia,LI Jingbin. Software design of the testing system for the dynamic test of the cotton seed[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2017,39(8):66-71. (in Chinese)

[7] GOLSHAN M,KARIMI D,MAHDACI S,et al. Automatic detection of brachytherapy seeds in 3D ultrasound images using a convolutional neural network[J]. Physics in Medicine & Biology,2020,65(3):035016.

[8] AHMED M R,YASMIN J,WAKHOLI C,et al. Classification of pepper seed quality based on internal structure using X-ray CT imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,179:105839.

[9] 向阳,林洁雯,李亚军,等.芒果双面成熟度在线检测分级系统[J].农业工程学报,2019,35(10):259-266.
XIANG Yang, LIN Jiewen, LI Yajun, et al. Mango double-sided maturity online detection and classification system [J]. Transactions of the CSAE,2019,35(10):259-266. (in Chinese)

[10] 赵静.一种基于机器视觉的玉米种子双面破损检测方法:201810778136.3[P].2018-11-26.

[11] 刘韶军,王库.基于机器视觉的棉种破损检测技术[J].农业机械学报,2009,40(12):186-189.
LIU Shaojun,WANG Ku. Detection of damaged cottonseeds using machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2009,40(12):186-189. (in Chinese)

[12] REDMON J,DIVVALA S,GIRSHICK R,et al. You only look once:unified,real-time object detection[C]//Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE,2016:779-788.

[13] 王铁伟,赵瑶,孙宇馨,等.基于数据平衡深度学习的不同成熟度冬枣识别[J].农业机械学报,2020,51(增刊1):457-463,492.
WANG Tiewei,ZHAO Yao,SUN Yuxin,et al. Recognition approach based on data-balanced faster R-CNN for winter jujube with different levels of maturity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(Supp.1):457-463,492. (in Chinese)

[14] 易诗,沈练,周思尧,等.基于增强型Tiny-YOLOV3模型的野鸡识别方法[J].农业工程学报,2020,36(13):141-147.
YI Shi, SHEN Lian, ZHOU Siyao, et al. Recognition method of pheasant using enhanced Tiny-YOLOV3 model [J]. Transactions of the CSAE,2020,36(13):141-147. (in Chinese)

- [15] 张勤,王家辉,李彬. 基于 YOLOv3 目标检测的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业机械学报,2020,51(8):34–43.
ZHANG Qin,WANG Jiahui,LI Bin. Extraction method for centerlines of rice seedlings based on YOLOv3 target detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(8):34–43. (in Chinese)
- [16] 巫明秀,吴谨,张晨,等. 基于改进 YOLOv3 的棉花异性纤维检测[J]. 液晶与显示,2020,35(11):1195–1203.
WU Mingxiu,WU Jin,ZHANG Chen,et al. Detection of foreign fiber in cotton based on improved YOLOv3[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays,2020,35(11):1195–1203. (in Chinese)
- [17] 李庆旭,王巧华,肖仕杰,等. 基于深度学习的群体鸭蛋受精信息检测方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):193–200.
LI Qingxu,WANG Qiaohua,XIAO Shijie. Detection method for fertilizing information of group duck eggs based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(1):193–200. (in Chinese)
- [18] 高星,刘剑飞,郝禄国,等. 基于 YOLOv3 算法的训练集优化和检测方法的研究[J]. 计算机工程与科学,2020,42(1):103–109.
GAO Xing,LIU Jianfei,HAO Luguoguo,et al. A training set optimization and detection method based on YOLOv3 algorithm[J]. Computer Engineering and Science,2020,42(1):103–109. (in Chinese)
- [19] BOCHKOVSKIY A,WANG C Y,LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv:2004.10934.
- [20] 李菊霞,李艳文,牛帆,等. 基于 YOLOv4 的猪只饮食行为检测[J]. 农业机械学报,2021,52(3):251–256.
LI Juxia,LI Yanwen,NIU Fan,et al. Pig behavior detection based on YOLOv4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(3):251–256. (in Chinese)
- [21] 贾洪雷,陈玉龙,赵佳乐,等. 气吸机械复合式大豆精密排种器设计与试验[J]. 农业机械学报,2018,49(4):75–86,139.
JIA Honglei,CHEN Yulong,ZHAO Jiale,et al. Design and experiment of pneumatic-mechanical combined precision metering device for soybean[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(4):75–86,139. (in Chinese)
- [22] GIRSHICK R,DONAHUE J,DARRELL T,et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2015,38(1):142–158.
- [23] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,2015:1440–1448.
- [24] REN S,HE K,GIRSHICK R,et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems,2015:91–99.
- [25] WANG C Y,LIAO H Y M,YEH I H,et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops,2020.
- [26] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2014,37(9):1904–1916.
- [27] ZHENG Z,WANG P,LIU W,et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[C]//Proceeding of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2020.
- [28] 王淑青,黄剑锋,张鹏飞,等. 基于 YOLOv4 网络的小龙虾质量检测方法[J]. 食品与机械,2021,37(3):120–124,194.
WANG Shuqing,HUANG Jianfeng,ZHANG Pengfei,et al. Crayfish quality detection method based on YOLOv4[J]. Food & Machinery,2021,37(3):120–124,194. (in Chinese)