

基于 FSLYOLO v8n 的玉米籽粒收获质量 在线检测方法研究

张蔚然^{1,2} 杜岳峰^{1,2} 栗晓宇^{1,2} 刘磊^{1,2} 王林泽^{1,2} 吴志康^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 玉米籽粒破碎率和含杂率是评价玉米收获质量的关键指标。针对当前玉米籽粒直收机缺少适用于复杂田间作业环境的收获质量在线检测方法的问题, 提出一种适用于小目标、多数量检测目标的玉米籽粒破碎率、含杂率轻量化检测方法。首先, 根据图像中完整籽粒、破碎籽粒、玉米芯和玉米叶个体数量与个体质量的关系建立数量-质量回归模型, 提出了籽粒破碎率和含杂率评估方法。其次, 针对籽粒及杂质大小相近, 检测物数量多, 检测物面积小的特点, 提出一种改进的 FSLYOLO v8n 算法。算法通过 FasterBlock 模块和无参数注意力机制 SimAM 改进主干网络结构, 并通过使用共享卷积结合 Scale 模块对检测头进行改进。此外, 使用 SlidLoss 函数替代 YOLO v8n 的原类别分类损失函数。FSLYOLO v8n 模型的 mAP@50 为 97.46%、帧速率为 186.4 f/s, 与 YOLO v8n 相比提高 6.35% 和 45 f/s, 且网络参数量、浮点运算量分别压缩到 YOLO v8n 的 66.50%、64.63%, 模型内存占用量仅为 4.0 MB, 其性能优于目前常用的轻量化模型。台架试验结果表明, 提出的检测方法能够精准检测玉米籽粒破碎和含杂情况, 检测准确率高达 95.33% 和 96.15%。将改进后的模型部署在 Jetson TX2 开发板上, 配合检测装置安装到玉米联合收获机上开展田间试验, 结果表明, 模型能够精准区分籽粒和杂质, 满足田间工作要求。

关键词: 玉米; 籽粒直收; 破碎率; 含杂率; 在线检测; FSLYOLO v8n

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)08-0253-13

OSID:



Online Detection Method of Corn Kernel Quality Based on FSLYOLO v8n

ZHANG Weiran^{1,2} DU Yuefeng^{1,2} LI Xiaoyu^{1,2} LIU Lei^{1,2} WANG Linze^{1,2} WU Zhikang^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The broken rate and impurity rate of corn kernels are key indicators for evaluating the quality of corn harvest. Aiming at the demand for online detection of corn harvest quality in complex agricultural environments, a lightweight detection method for corn kernel broken rate and impurity rate suitable for small and large detection targets was proposed. Firstly, a quantity and quality regression model was established for complete kernels, broken kernels, corn cobs, and corn bracts, and an evaluation method for kernel broken rate and impurity rate was proposed. Secondly, an improved FSLYOLO v8n algorithm was proposed to address the characteristics of similar grain and impurity sizes, large number of detection objects, and small detection area. The algorithm improved the backbone network structure through FasterBlock module and small detection area and parameter free attention mechanism SimAM, and improved detection head by using shared convolution combined with scale module. In addition, the SlidLoss function was used to replace the original category classification loss function of YOLO v8n. The average accuracy of the improved FSLYOLO v8n model mAP@50 was 97.46%, FPS was 186.4 f/s, which was 6.35% and 45 f/s higher than that of YOLO v8n. The network parameters and floating-point operations were compressed to 66.50% and 64.63% of YOLO v8n, respectively. The model size was only 4.0 MB, and its performance was better than the commonly used lightweight models. The bench experiment showed that the proposed model can accurately detect the broken and impurity rate of corn kernels. The accuracy of the detection results was as high as 95.33% and 96.15%. The improved model

收稿日期: 2024-04-03 修回日期: 2024-05-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(52175258)和中国博士后科学基金项目(2023M743790)

作者简介: 张蔚然(1999—), 女, 硕士生, 主要从事农业装备智能感知与控制研究, E-mail: zhangweiran@cau.edu.cn

通信作者: 栗晓宇(1994—), 女, 讲师, 博士, 主要从事农业装备及其自动化研究, E-mail: lxy940724@163.com

was deployed on the Jetson TX2 development board and the device was installed on a corn combine harvester for field experiments.

Key words: corn; direct kernel harvesting; broken rate; impurity rate; online detection; FSLYOLO v8n

0 引言

玉米是我国第一大粮食作物^[1],玉米籽粒直收能够转变玉米生产方式,实现节本增效,是我国玉米机械化生产的必然趋势^[2]。玉米作业质量严重影响其产量及经济价值,破碎率和含杂率是评价籽粒直收机作业质量的关键指标,人工检测方式存在劳动强度大、检测效率低的问题,无法实时准确地将破碎率、含杂率反馈给收获机的自动控制系统,并及时调整作业参数以避免造成严重的收获损失,制约了国产玉米籽粒直收机智能收获技术的发展^[3-5]。

为了解决以上问题,国内外学者基于图像处理和深度学习技术对谷物质量实时检测装置开展了研究^[6-19]。但这些检测方法没有充分考虑玉米物料(籽粒、苞叶、芯轴)的形状及细节特征,当画面中检测的籽粒较多时易出现漏识别和误识别现象,严重影响了玉米籽粒破碎率的检测精度。虽然上述研究初步实现了谷物品质的检测,但在以往的研究中,为了尽可能提高检测精度,所使用的谷物检测模型往往具有较大的参数量和计算复杂度,对硬件的计算资源需求较高。然而,为了保证在复杂的农田环境中的可靠性,联合收获机上的边缘计算终端内存、算力较低,导致复杂模型的推理速度受到限制,无法满足谷物实时检测的要求^[12]。此外,目前针对玉米破碎率和含杂率同时在线检测装置及算法的研究较少。因此,开发适合搭载在移动嵌入式设备的轻量级网络,在收获过程中实现玉米籽粒的破碎率和含杂率实时在线检测非常必要。

YOLO v8 是单阶段目标检测算法中,同时兼顾速度与精度的模型。YOLO v8 是对 YOLO v5 的改进,其与 YOLO v5 相比,在骨干网络部分采用了梯度流更丰富的 C2f 模块替换 C3 模块,同时还实现了轻量化^[13]。YOLO v8 将分类和定位分支分开,执行分类和回归 2 个任务的检测头改为解耦头结构,不再共享参数。这样做可以缓解 2 个任务之间的内在冲突,提高模型性能。在标签分配和损失函数方面,YOLO v8 摒弃了基于锚框的思想,转而采用无锚框的思想。它采用了 Task alignment learning (TAL) 动态分配策略,使得分类和回归任务之间具有较高的一致性^[14]。此外,

YOLO v8 使用 DFL Loss 结合 CIoU Loss 作为回归损失函数,进一步提升了模型性能^[15]。

因此本研究以 YOLO v8n 为基线模型,充分结合玉米物料体积差别小、检测背景简单、检测对象多而密且流动速度快等特点,提出一种专用于玉米籽粒破碎、含杂检测的神经网络模型。

1 图像采集与数据集制作

1.1 图像采集

为获取玉米籽粒及其杂质实际收获中的图像,设计了玉米籽粒收获品质在线检测装置,如图 1 所示。玉米籽粒收获品质在线检测装置主要由籽粒采集装置和图像处理系统构成。其中籽粒采集装置包括箱体、底座、入料挡板、入料斜板、推拉顶盖、挡料斜板、滑落斜板。通过推拉顶盖调节入料口大小和调节 3 个斜板倾角来实现玉米籽粒喂入量调节,使玉米籽粒单层化平铺至传送带。箱体为 5 mm 厚的有机玻璃,连接座材料为铝合金,装置总质量约为 5.5 kg,装置尺寸为 327 mm × 260 mm × 200 mm。

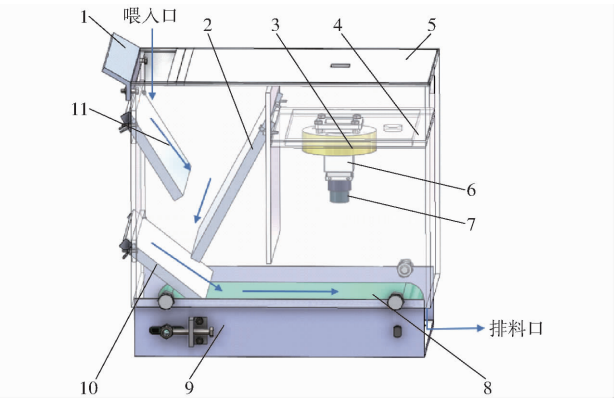


图 1 玉米籽粒收获品质在线检测装置结构图

Fig. 1 Structural diagram of online monitoring device for corn grain harvest quality

1. 入料挡板 2. 挡料斜板 3. 光源 4. 相机、光源固定板 5. 推拉顶盖 6. 相机保护座 7. 工业相机 8. 传送带 9. 底座 10. 滑落斜板 11. 入料斜板

图像处理系统包括工业相机(华腾威视公司 HTSUA133GC-T 型 CCD,快门速度 245 f/s,130 万像素)、工业相机专用光源、相机光源固定板、相机保护座、Jetson TX2 板卡、数据线、电源、检测算法等。检测算法部署在 Jetson TX2 板块上,工业相机拍摄的图像通过数据线传输至 TX2 板卡。

检测装置配合装配架安装在螺旋输送机下方,如图 2 所示。在实际作业中,完成清选后的玉米籽

粒经由输粮装置的螺旋输送机下落后,小部分籽粒经过入料口进入检测装置内,并掉落至入料斜板上。利用入料斜板、挡料斜板和滑落斜板作用,减小玉米籽粒运动速度,改变玉米籽粒运动方向,使玉米籽粒平铺下落于传送带上,至工业相机拍摄区域进行连续采样,工业相机拍照采集的籽粒样本图像输送到软件部分。图像处理算法对采集的籽粒样本图像进行处理,获取籽粒样本图像的对应特征数据,分析所得特征数据并分类和识别玉米籽粒中杂质和破碎籽粒,最终计算得到玉米籽粒的破碎率和含杂率。采样后的玉米籽粒从滑落斜板滑落至出料口,进入粮仓。

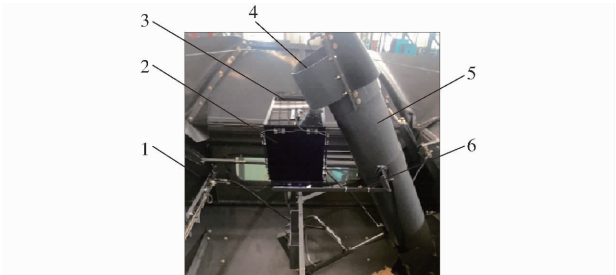


图 2 玉米籽粒收获品质在线检测装置在玉米收获机粮仓中的安装位置

Fig. 2 Installation position of an online detection device for corn grain harvesting quality in corn harvester grain bin

1. 粮仓 2. 检测装置 3. 入料口 4. 粮食螺旋输送机 5. 输粮装置 6. 装配架

图像采集工作于 2022 年 9 月在山东省高密市完成。工业相机拍摄图像格式为 JPEG,分辨率为 1 280 像素 × 960 像素。获取实际收获图像如图 3 所示,可以看出检测装置采集玉米籽粒数量丰富、单层化效果好。

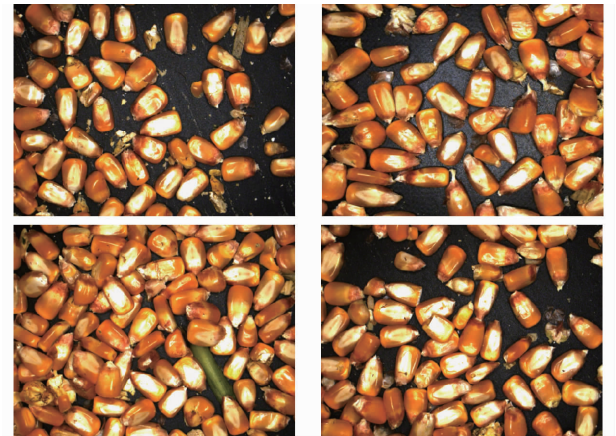


图 3 装置采集的玉米籽粒图像示例

Fig. 3 Example of corn kernel images collected by device

1.2 数据集制作

对玉米图像上的不同种类进行定义,然后用 Labellmg 进行标注。有 4 种标签,完整籽粒标签为 whole,破碎籽粒标签为 break,玉米芯标签为 core,

玉米叶标签为 bract,制作格式为 PascalVOC 数据集格式。

为平衡各检测种类数量,提高数据集准确度,对含有破碎玉米籽粒、玉米芯、玉米叶的图像进行 Mosaic 数据加强扩充数据集,Mosaic 数据增强对图像进行随机缩放、随机裁减、旋转拼凑、不同色域变化,如图 4 所示,最终数据集增至 1 124 幅。

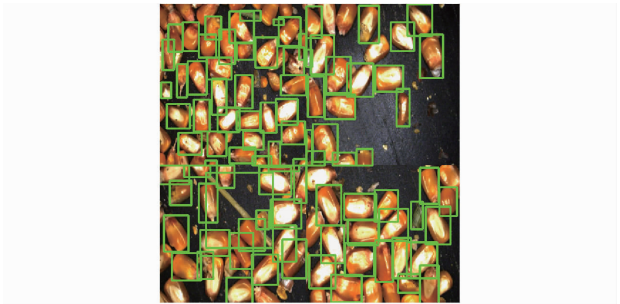


图 4 Mosaic 数据增强处理后图像

Fig. 4 Image after Mosaic data enhancement processing

2 玉米籽粒收获品质计算方法

GB/T 21961—2008《玉米收获机械试验方法》中给出了适用于直接脱粒的玉米籽粒破碎率、含杂率计算公式

$$Z_s = \frac{W_s}{W_i} \times 100\% \tag{1}$$

$$Z_z = \frac{W_{za}}{W_h} \times 100\% \tag{2}$$

式中 Z_s ——籽粒破碎率,%
 W_s ——破碎籽粒质量,g
 W_i ——样品籽粒总质量,g
 Z_z ——籽粒含杂率,%
 W_{za} ——杂质质量,g
 W_h ——混合籽粒质量,g

可以看出,国标采用基于质量比值的评估方法。但是,在基于图像检测的方法中,只能通过图像中破碎籽粒、杂质与玉米籽粒总数之间数量的比值得到评估结果。因此,为了得到与国标更接近的检测结果,需要通过标定将玉米籽粒和杂质之间的数量关系转换为实际质量关系。因此,随机取样玉米籽粒、玉米叶、玉米芯,并统计其质量,建立数量-质量回归模型。

根据文献[16-17],玉米直收时玉米籽粒含水率在 18% ~ 25% 之间。

在收获试验之前,针对试验地块进行玉米籽粒含水率检测。试验时间是 2023 年 10 月,试验地点为山东省高密市,试验收获的玉米品种为茎科 798。首先针对收获地,采取五点取样法,获取 5 个样方的

玉米籽粒及其杂质混合物,使用 LDS-1G 型谷物水分测量仪测量含水率,结果为 20%。

随机选取完整玉米籽粒、破碎玉米籽粒、玉米芯、玉米叶 32 组测量其质量与数量的关系。玉米籽粒、玉米芯、玉米叶质量和数量拟合关系如图 5 所示。

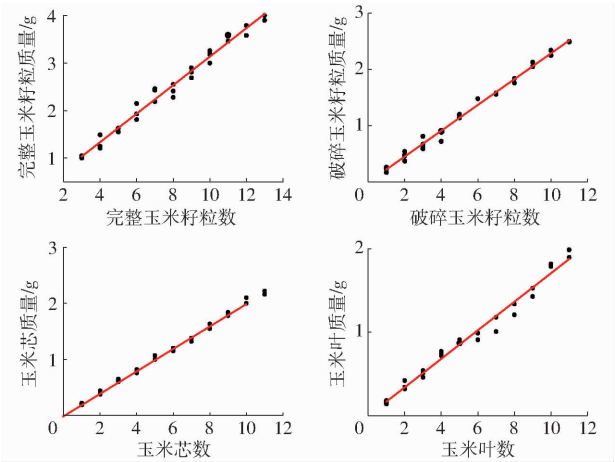


图 5 物质质量与数量拟合结果

拟合结果表明,完整玉米籽粒、破碎玉米籽粒、玉米芯、玉米叶质量与数量的决定系数 R^2 分别为 0.982 13、0.992 6、0.995 46 和 0.989 97,说明相关性较高。因此基于不同种类边界框的个数预测材料质量的方法是可行的。针对本玉米品种和含水率 20% 的情况下,研究对象数量与质量之间的预测模型描述为

$$\begin{cases} M_a = 0.299\,74N_a + 0.137\,37 \\ M_b = 0.229\,48N_b - 0.008\,66 \\ M_c = 0.199\,26N_c - 0.015\,82 \\ M_d = 0.171\,2N_d - 0.003\,62 \end{cases} \quad (3)$$

式中 M_a ——完整玉米籽粒质量
 N_a ——完整玉米籽粒边界框数量
 M_b ——破碎玉米籽粒质量
 N_b ——破碎玉米籽粒边界框数量
 M_c ——玉米芯质量
 N_c ——玉米芯边界框数量
 M_d ——玉米叶质量
 N_d ——玉米叶边界框数量

根据公式(3)建立玉米籽粒破碎率、含杂率计算模型为

$$P_1 = \frac{M_b}{M_a + M_b} \times 100\% \quad (4)$$

$$P_2 = \frac{M_c + M_d}{M_a + M_b + M_c + M_d} \times 100\% \quad (5)$$

式中 P_1 ——玉米籽粒实际破碎率,%
 P_2 ——玉米籽粒实际含杂率,%

3 FSLYOLO v8n 轻量化玉米籽粒与杂质识别算法

3.1 YOLO v8n 网络

YOLO v8 通过设置深度因子 d 、宽度因子 w 和比例因子 r 3 个参数调节主干网络参数量并划分出 5 个量级的模型,分别为 YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v8m、YOLO v8l 和 YOLO v8x,其尺寸和参数依次增加^[18]。选择参数量少的 YOLO v8n 进行优化,使其具有参数最少、检测精度高、检测速度快的特点。YOLO v8n 网络结构如图 6 所示。

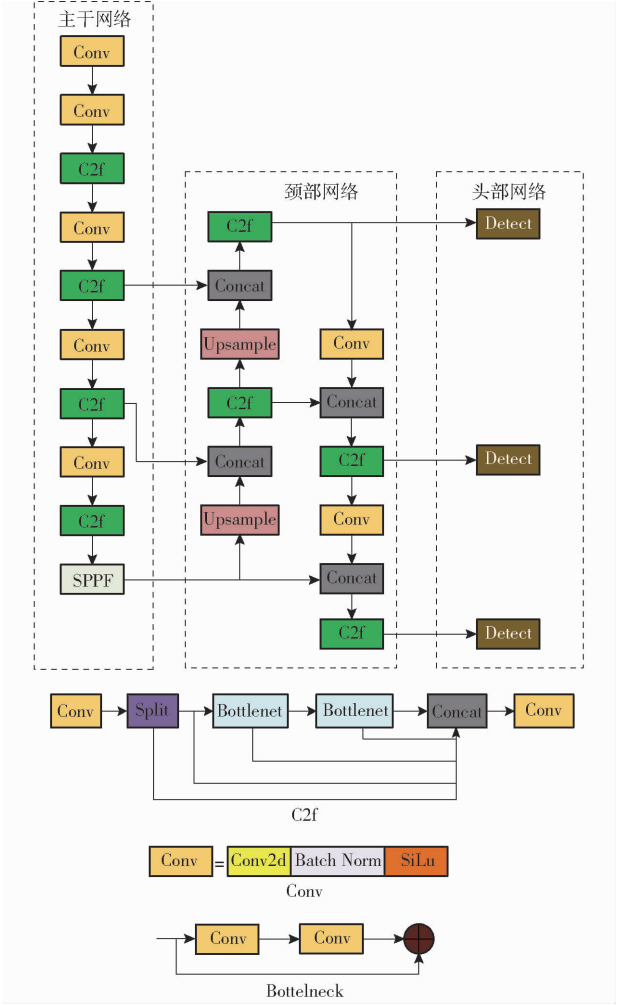


图 6 YOLO v8n 结构图

Fig. 6 YOLO v8n structural diagram

3.2 改进 YOLO v8n 网络 (FSLYOLO v8n)

装置所采集的检测图像中,玉米籽粒及杂质之间体积差别不大,检测目标还具有总体数量较多、分布密集的特点。当 YOLO v8n 网络被直接运用于本装置的玉米籽粒与杂质检测时,有许多漏检的情况。此外,对于玉米籽粒及杂质的检测中 YOLO v8n 模型结构和通道数量具有冗余性,不适合联合收获机上的边缘计算。为了解决 YOLO v8n 网络的以上问题,提出了一种 FSLYOLO v8n 网络,其描述如下:

①提出 FasterBlock – SimAM 模块,对主干网络的部分 C2f 模块进行了改进。②提出轻量化检测头 L – Detect,对原有的 YOLO v8 检测头进行了改进。③使用 SlidLoss 函数作为 YOLO v8n 的类别分类损失函数。

改进的网络模型结构如图 7 所示。通过

FasterBlock 模块和 SimAM 注意力机制改进主干网络中的部分 C2f 模块。从 Neck 输出的特征图,输入到 1×1 的 Conv_GN 卷积模块,随后用 2 个 3×3 的共享卷积模块,结合 Scale 模块对特征进行缩放,输出分类和回归函数。结构参数如表 1 所示。

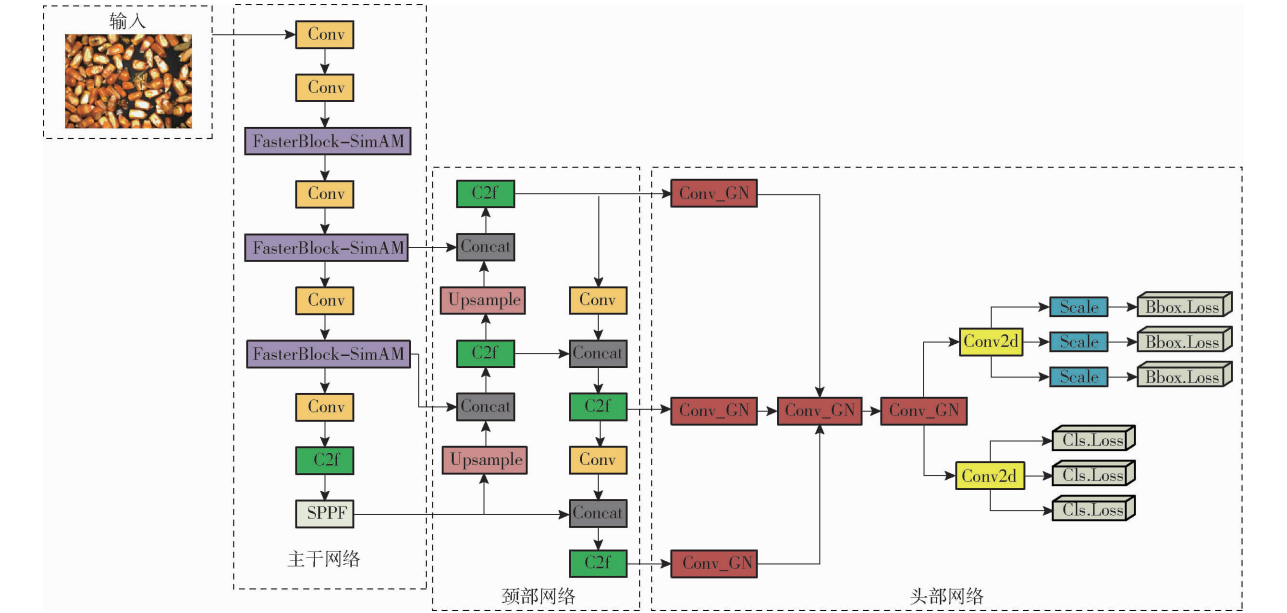


图 7 FSLYOLO v8n 模型结构图

Fig. 7 FSLYOLO v8n model structure diagram

表 1 模型结构参数

Tab. 1 Parameters of network

类型	输入通道数	输出通道数	输出特征图尺寸	参数量	卷积核尺寸 K	步长
Conv	3	16	$320 \times 320 \times 16$	464	3	2
Conv	16	32	$160 \times 160 \times 32$	4 672	3	2
FasterBlock – SimAM	32	32	$160 \times 160 \times 32$	3 920		
Conv	32	64	$80 \times 80 \times 64$	18 560	3	2
FasterBlock – SimAM	64	64	$80 \times 80 \times 64$	22 144		
Conv	64	128	$40 \times 40 \times 128$	73 984	3	2
FasterBlock – SimAM	128	64	$40 \times 40 \times 64$	26 240		
Conv	64	256	$20 \times 20 \times 256$	147 968	3	2
C2f	256	256	$20 \times 20 \times 256$	460 288		
SPPF	256	256	$20 \times 20 \times 256$	164 608		
Upsample			$40 \times 40 \times 256$	0		
Concat			$40 \times 40 \times 384$	0		
C2f	192	64	$40 \times 40 \times 64$	140 032		
Upsample	64	64	$80 \times 80 \times 64$	0		
Concat			$80 \times 80 \times 192$	0		
C2f	192	64	$80 \times 80 \times 64$	37 248		
Conv	64	64	$40 \times 40 \times 64$	36 992	3	2
Concat			$40 \times 40 \times 192$	0		
C2f	192	128	$40 \times 40 \times 128$	123 648		
Conv	128	128	$20 \times 20 \times 128$	147 712	3	2
Concat			$20 \times 20 \times 384$	0		
C2f	384	256	$20 \times 20 \times 256$	493 056		
L – Detect	64 $\times$ 128 $\times$ 256			107 479		

3.2.1 FasterBlock – SimAM 模块

FasterNet 是 2023 年 CVPR 提出的新神经网络,该网络在各类设备上运行速度快,在分类、检测和分割任务中,表现出卓越的性能,同时具备低延迟和高吞吐量^[19]。FasterNet 包含 FasterBlock 模块,其中 PConv 层和 2 个 1×1 卷积层组成倒置残差块,中间层扩展通道数,并包含 shortcut 以重用输入特征, FasterBlock 中的 PConv 层只在部分输入通道上应用常规卷积来进行空间特征提取,同时保持其他通道不变,这种方法既能更好地利用设备计算能力,又能在空间特征提取中发挥关键作用,其结构如图 8 所示。

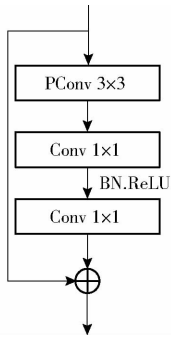


图 8 FasterBlock 结构图
Fig. 8 FasterBlock structure

SimAM 是一种轻量级的注意力机制,与现有的通道关注模块和空间关注模块相比,SimAM 模块无需向原始网络添加参数,而是推断特征图中的三维权重。SimAM 注意力模块原理图如图 9 所示。由于每个通道上所有神经元都遵循相同的分布规律,可以先在 H 和 W 两个维度上对输入特征计算均值和方差。在计算注意力权重时使用的是线性层而不是点积,SimAM 模块在不增加参数的情况下,为目标空域特征和通道特征自动分配不同的关注度,有效抑制背景特征,提高模型抗干扰能力,提升模型检测精度^[20]。

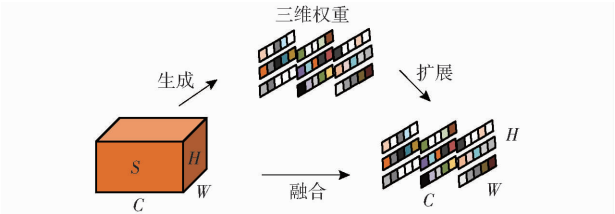


图 9 SimAM 注意力模块原理图
Fig. 9 Principle diagram of SimAM attention model

SimAM 注意力模块中用于评估不同神经元重要性的能量函数为

$$e_t = \frac{4(\sigma^2 + \lambda)}{(t - \mu)^2 + 2\sigma_t^2 + 2\lambda}$$

式中 t ——目标神经元

- μ ——除 t 之外所有神经元平均值
 - σ ——除 t 之外所有神经元方差
 - λ ——超参数
 - σ_t ——目标神经元能量
- e_t 的能量越低,神经元与其他神经元的区别越大,重要程度越高。SimAM 模块对神经元重要性加权方法的公式为

$$X = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right)x$$

- 式中 E ——所有通道和空间维度中的能量函数 e 的汇总
- X ——增强后特征
- x ——输入特征图

采用 sigmoid 激活函数约束 E 中过大的值,增强神经元之间的相对重要性。

针对玉米籽粒检测小目标信息缺乏、结构相似的问题,将 3D 的无参注意力模块 SimAM 引入 FasterBlock 中,分别代替主干网络中前 3 个 C2f 模块,在降低网络参数的同时,加强对小目标的特征聚焦能力。FasterBlock – SimAM 网络结构图如图 10 所示。

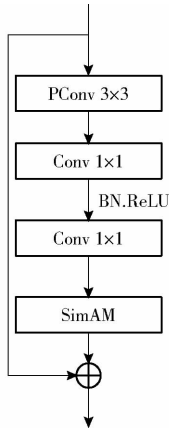


图 10 FasterBlock – SimAM 网络结构图
Fig. 10 FasterBlock – SimAM network structure diagram

3.2.2 YOLO v8 轻量化检测头 L – Detect

原 YOLO v8 检测头结构如图 11 所示。

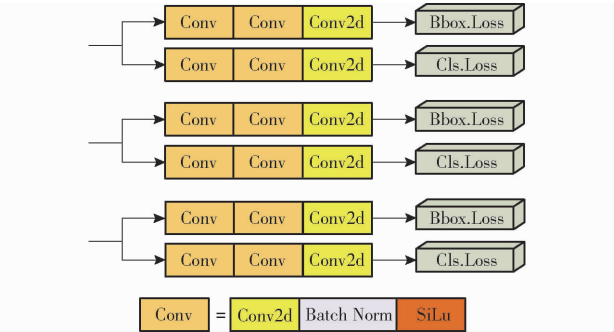


图 11 YOLO v8 检测头结构图

Fig. 11 Structure diagram of YOLO v8 detection head

YOLO v8 的检测头采用解耦头结构,将回归分支和预测分支进行分离,每一个分支都会进行 2 个 3×3 卷积核的 Conv 模块和 1 个 1×1 卷积核的 Conv2d 模块,这样会产生许多的计算量和参数数量。在实际收获过程中,玉米籽粒检测对于实时性要求较高,因此在保证精度的情况下,对 YOLO v8 的检测头进行改进。

轻量化检测头 L - Detect 使用共享卷积 Conv_GN 来保证网络精度的同时减少参数数量。Conv_GN 采用的归一化方式是 GroupNorm。GroupNorm 把通道分为组,并计算每一组之内的均值和方差,以进行归一化。GroupNorm 的计算与批量大小无关,其精度可在各种批量大小下保持稳定,并提升检测头定位和分类的性能^[21]。

改进后的检测头可以大幅减少参数数量,这使得模型更轻便,特别是在资源受限的设备上。在使用共享卷积的同时,为了应对每个检测头所检测的目标尺度不一致的问题,使用 Scale 层对特征进行缩放,使检测头在参数量更少、计算量更少的情况下,尽可能减少精度损失,其结构如图 12 所示。

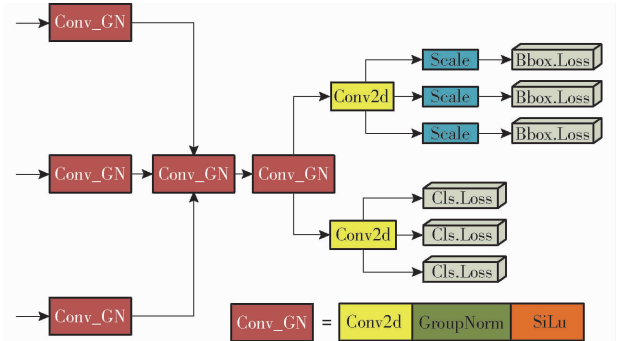


图 12 轻量化检测头 L - Detect 结构图
Fig. 12 Structure diagram of lightweight detection head L - Detect

3.2.3 优化损失边界模块

YOLO v8 的类别分类损失函数采用的是交叉熵损失,但是交叉熵损失对模型稳定性的要求高,在模型训练时,模型的学习率必须很小,否则会导致模型不稳定、振荡、梯度爆炸等问题。同时交叉熵损失对样本失衡很敏感,若训练集中存在某些类别样本数量非常少,这些类别可能会被忽略^[22]。

本文训练所用数据集情况如图 13 所示,可看出各标签之间的数量差距较大,且检测目标较小较密。在实际检测过程中,完整玉米籽粒数量远大于破碎玉米籽粒、玉米芯和玉米叶数量。

SlideLoss 优化函数的主要作用是让模型更加关注少量样本,并改善模型对少量样本的检测效果。改善总样本的数量很大,而其中单个类别样本相对稀疏的问题。SlideLoss 的加权函数可以表示为

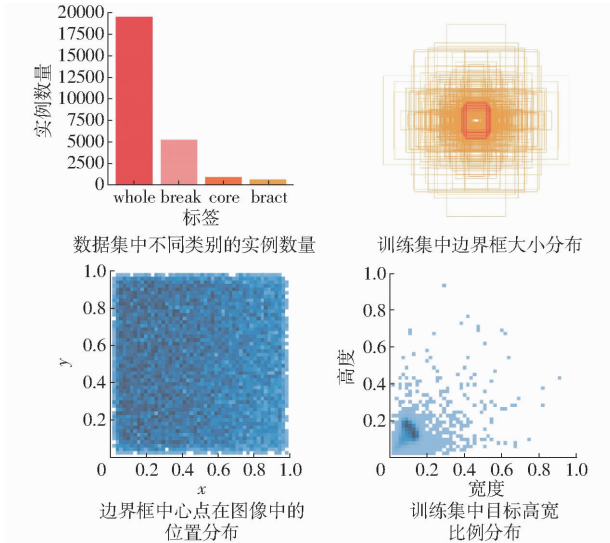


图 13 数据集分布情况

Fig. 13 Distribution of datasets

$$f(x) = \begin{cases} 1 & (x \leq \mu - 0.1) \\ e^{1-\mu} & (\mu > x > \mu - 0.1) \\ e^{1-x} & (x \geq \mu) \end{cases} \quad (8)$$

式中 μ ——所有边界框的 IoU 值的平均值

把小于 μ 的取负样本,大于 μ 的取正样本。

3.3 目标检测评价指标

采用平均精度均值 (mAP)、模型内存占用量、检测速度、参数量、浮点运算量作为模型的评判标准。

通过计算多个类别的平均均值可以得到 mAP,在本文中 mAP 即为 4 类目标检测的平均精度 (AP) 的值。mAP@50 是指当交并比 (IoU) 阈值为 0.5 时的平均精度平均值;mAP@50-95 是指当交并比 (IoU) 阈值从 0.5 到 0.95 范围内,每隔 0.05 一个阈值时平均精度平均值。模型内存占用量是指模型存储所需的内存空间,包括模型参数和优化器。帧速率是模型在 1 s 内可检测到的图像数量。参数量是指模型需要学习的权重,即网络中包含的参数个数。浮点运算量用来表示模型的计算量,是衡量模型复杂度的重要指标。

3.4 改进模型试验结果与分析

3.4.1 改进模型训练

训练的模型平台为 Windows 10 系统,在 Anaconda 环境中,创建基于 Python 3.8.18 的 Pytorch 虚拟环境,使用 GPU 训练,具体参数如表 2 所示。

算法的训练超参数设置具体包括:训练集、测试集、验证集比例为 0.81:0.1:0.09。输入到模型网络中的图像尺寸为 640 像素 $\times$ 640 像素,目标类别数目为 4,优化器选 SGD,动量设置为 0.937,初始学

表 2 模型训练参数与环境配置

Tab.2 Model training parameters and environment configuration	
环境配置	参数
CPU	Intel(R) Core(TM) i7 - 10700CPU @ 2.90GHz
GPU	NVIDIA Quadro P2200
版本	Torch1.12.0 + cuDNN8302 + CUDNA11.6

习率为 0.01,平滑标签设置为 0,采用余弦退火策略降低学习率,学习率预热周期数量为 3,预热学习率为 0.1,预热初始学习动量为 0.8,最终学习率为 0.01,为了防止在模型训练过程中发生过拟合,设置

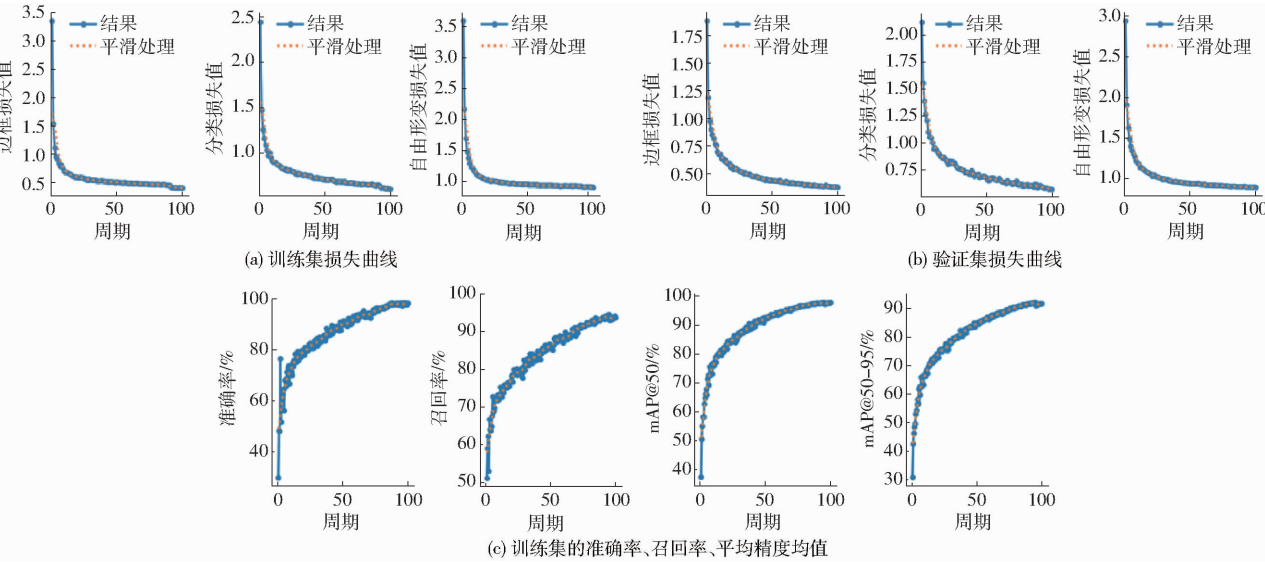


图 14 模型在训练集和验证集上训练结果

Fig. 14 Training results of model on training and validation sets

模型验证集的准确率-召回率曲线如图 15 所示。从图中可以看出,每个类别的 mAP@ 50 值都达到较高水准,其中完整籽粒识别准确率达到 99.1%,小样本类别的破碎籽粒、玉米芯、玉米叶检测精度也达到 95% 以上。

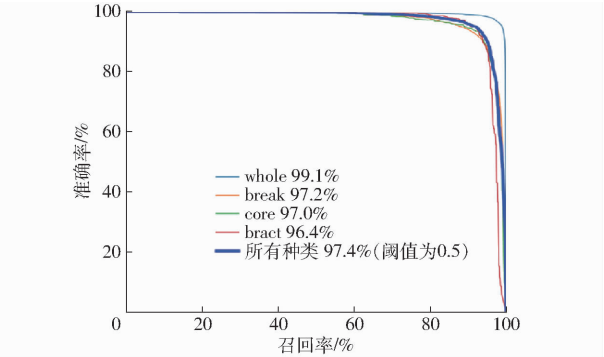


图 15 准确率-召回率曲线
Fig. 15 Accuracy - recall curves

3.4.2 消融试验结果

为了验证 FLSYOLO v8n 模型对玉米籽粒及杂质识别的有效性,通过消融试验分析所提改进模块

权值衰减为 5×10^{-4} ,使用预训练权重,总共设置 100 次迭代,批量大小为 16。

损失曲线如图 14a、14b 所示。可以看出模型收敛速度快,在前 15 个周期,损失值迅速下降,在 90 个周期左右趋于稳定。总体来说,FSLYOLO v8n 表现出较好的稳定性和较强的鲁棒性,表明 FSLYOLO v8n 网络模型各项超参数设置合理,模型训练成功。

训练的准确率、召回率、平均精度均值如图 14c 所示,可以看出在训练中模型的准确率、召回率在不断上升,并在 90 个周期左右达到稳定点。

对玉米籽粒及杂质识别性能,如表 3 所示。
梯度加权类激活映射 (GradCAM) 能够展示影响网络层进行预测的激活区域。因此使用 GradCAM 热力图对每步之间的情况进行对比,如图 16 所示。

模型优化前,玉米籽粒及其附近出现了暗红色,这证明原始的 YOLO v8n 模型具有初步识别玉米籽粒及杂质的能力。如图 16 所示,随着模型的优化,红色逐渐加深,对玉米籽粒及其杂质的识别能力增强。

3.4.3 不同模型检测效果对比

为了评价所提出的 FSLYOLO v8n 网络模型性能,将 FSLYOLO v8n 模型与 YOLO v8n 原型,及目前常用的一些轻量化模型:YOLO v4 - tiny 模型、YOLO v5n 模型、YOLO v7 - tiny 模型进行比较。试验是单变量的,模型数据集、超参数和运行环境是一致的。

使用数据集中的验证集对 YOLO v4 - tiny 模型、YOLO v5n 模型、YOLO v7 - tiny 模型、YOLO v8n 模型、FSLYOLO v8n 模型进行测试,试验结果如表 4 所示。

表 3 YOLO v8n 模型消融试验结果

Tab.3 Ablation test results of YOLO v8n model

基线网络	FasterBlock – SimAM	L – Detect 轻量化检测头	MPDIoU	mAP@ 50/ %	mAP@ 50 – 95/%	帧速率/ (f·s ⁻¹)	模型内存占 用量/MB	参数量	浮点运算量
YOLO v8n	×	×	×	91. 11	86. 66	141. 4	6. 2	3 014 674	8. 2 × 10 ⁹
	√	×	×	94. 29	89. 36	178. 5	5. 3	2 653 628	7. 0 × 10 ⁹
	√	√	×	96. 27	89. 68	183. 9	4. 0	2 009 015	5. 3 × 10 ⁹
	√	√	√	97. 46	91. 45	186. 4	4. 0	2 009 015	5. 3 × 10 ⁹

注：“×”表示不含此模块；“√”表示含此模块。

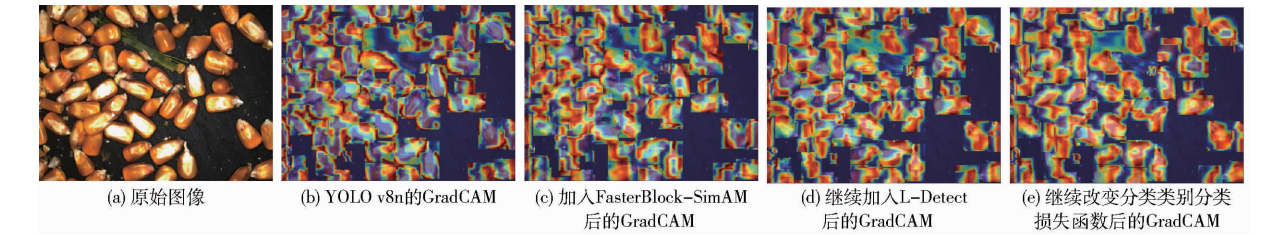


图 16 添加改进模块后的 GradCAM 热力图

Fig. 16 Different GradCAMs with added improved modules

表 4 数据集与算法改进前后检测效果对比

Tab.4 Comparison of detection results before and after improvement of dataset and algorithm

模型	mAP@ 50/%	mAP@ 50 – 95/%	浮点运算量	帧速率/(f·s ⁻¹)	模型内存占用量/MB	浮点运算量
YOLO v4 – tiny	48. 32		7. 0 × 10 ⁹	87. 0	25. 08	6 056 606
YOLO v5n	70. 80	57. 80	7. 2 × 10 ⁹	166. 6	6. 0	2 509 244
YOLO v7 – tiny	56. 30	41. 80	1. 32 × 10 ¹⁰	103. 7	12. 3	6 023 106
YOLO v8n	91. 11	86. 66	8. 2 × 10 ⁹	141. 4	6. 2	3 014 674
FSLYOLO v8n	97. 46	91. 45	5. 3 × 10 ⁹	186. 4	4. 0	2 004 839

与其他轻量化模型相比,本文算法在精度方面有大幅度提升。此外,体积和速度的优势明显,与 YOLO v8n 相比,在 mAP@ 50 提高 6. 54% 的基础上,速度提高 31. 82%。此外模型内存占用量只有 4 MB,更适合在低能耗计算设备上部署。总体性能

优异,证明了算法的优越性。

从验证集中随机选取 3 幅图像,使用不同模型进行检测,结果如图 17 所示。可以看出,在一次性检测中目标物较密集的情况下,原始的 YOLO v4 – tiny、YOLO v5n、YOLO v7 – tiny 等轻量化模型,召回

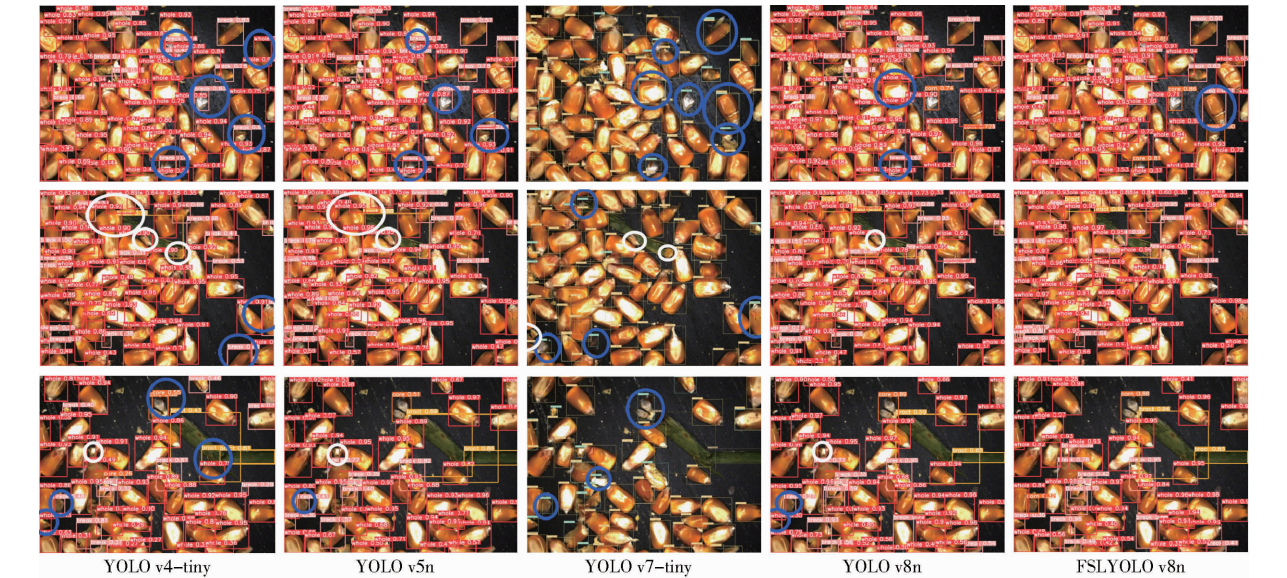


图 17 不同算法检测识别结果(白圈表示未检测到,蓝圈表示错误检测)

Fig. 17 Recognition performance measurement of different algorithms (white circle represented undetected, blue circle represented error detection)

率和精确率都较低,尤其是较小的检测物时容易错误识别和漏识别。而 YOLO v8n,当画面中出现被遮挡的玉米籽粒时,也易出现漏检和误检问题。FSLYOLO v8n 网络模型在所有算法中取得了最优性能。

4 试验与结果分析

试验主要包括把装置放在收获机上进行实车试验,在收获过程中来验证其稳定性和准确性;通过台架测试检测系统计算含杂率、破碎率的准确性,并分析比较两部分试验结果。

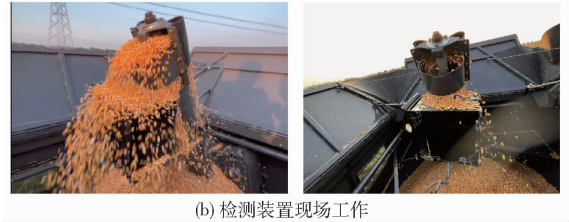
4.1 田间试验

选用 Jetson TX2 作为 4YZL-6S(G4)型自走式玉米籽粒联合收获机的边缘图像处理平台,并部署 FSLYOLO v8n 所需环境配置,将设计的玉米籽粒收获品质在线检测装置搭载至玉米联合收获机上,如图 18a 所示,开展试验。试验时间为 2023 年 10 月,试验地点为山东省高密市万亩良田生态农场,玉米品种为荃科 789。图 18b 为收获质量检测传感器现场工作图。

为验证检测装置工作稳定性,随机选取玉米机收过程中常见的车速、滚筒转速、凹板间隙进行 10 次



(a) 检测装置安装位置



(b) 检测装置现场工作

图 18 检测装置试验场景

Fig. 18 Testing of detection device

组合试验。对玉米籽粒收获品质在线检测装置检测结果进行记录。每次试验单行程长度为 100 m。在试验过程中,在线检测装置每 5 s 输出一次检测结果,连续记录检测结果,求其平均值,作为每次试验的籽粒破碎率和含杂率,玉米籽粒破碎率和含杂率的在线检测效果如图 19 所示。

在此期间,使用工具从螺旋输送机抛撒出的籽粒中随机接取玉米籽粒作为样本装袋。参照 GB/T

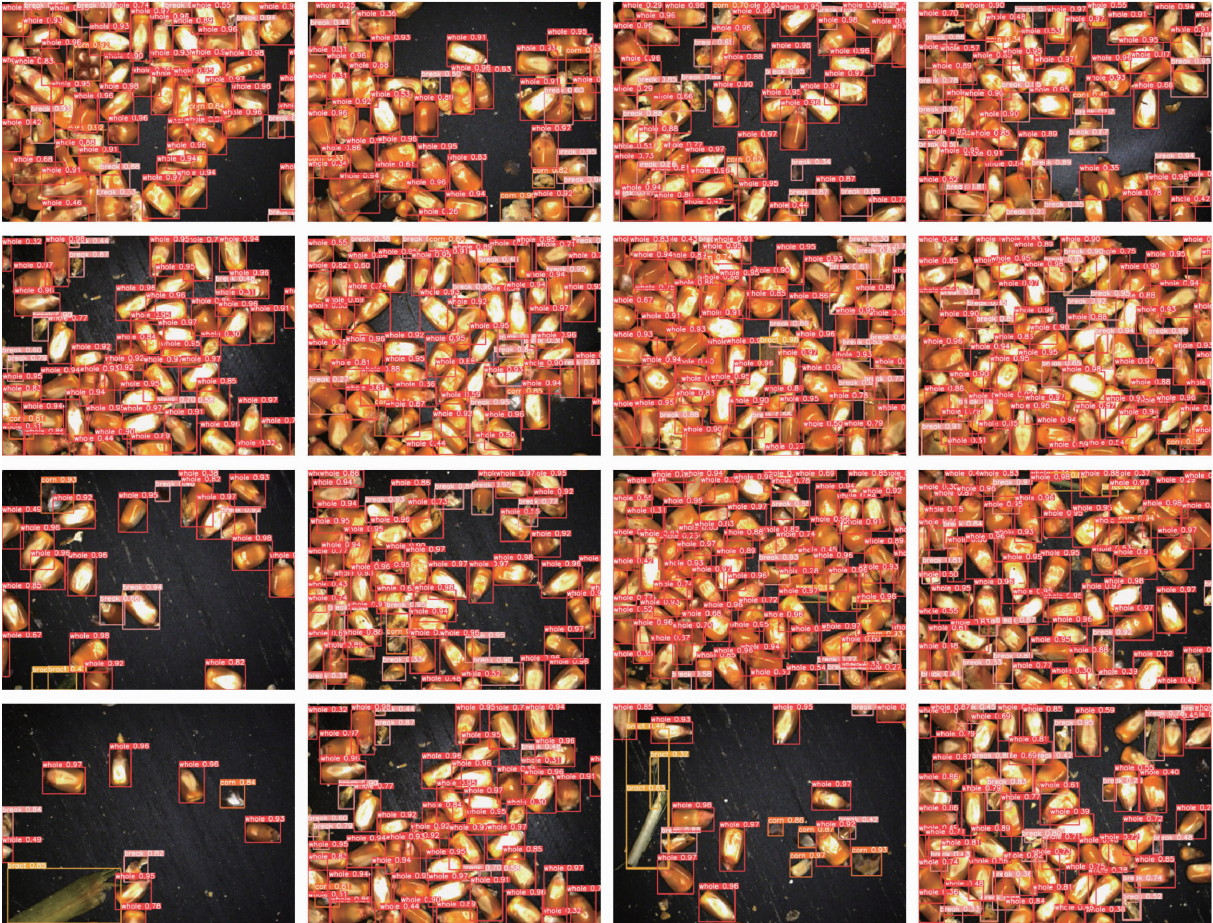


图 19 实时检测图像

Fig. 19 Real time detection of images

21961—2008《玉米收获机械实验方法》人工区分为完整玉米籽粒、破碎玉米籽粒、杂质,并称量计算出破碎率和含杂率,验证玉米籽粒收获质量在线检测装置的性能。用装置检测结果与人工检测结果的相对误差来评估玉米籽粒收获质量在线检测装置的检测效果,表 5 为检测条件和计算结果。

在 10 次实车试验中,检测装置所测玉米籽粒破碎率与人工检测玉米籽粒破碎率最大相对误差为 6.67%,平均相对误差为 4.41%;检测装置所测玉米籽粒含杂率与人工检测玉米籽粒含杂率最大相对误差为 7.02%,平均相对误差为 3.97%。实车试验中,装置检测输出的数据合理,并在不同作业参数下

能运行稳定,满足田间作业需求。

4.2 台架试验

从田间试验收获的玉米内获取用于试验的玉米样本,人工将其分为完整玉米籽粒、破碎玉米籽粒、玉米杂质 3 部分。然后从中取出一定质量的玉米完整籽粒、玉米破碎籽粒和杂质混合样本,组成 5 个混合样本,样本构成如表 6 所示,试验过程如图 20 所示。

为了防止试验的偶然性,使用本检测装置对每个样本做 3 次破碎率和含杂率检测试验,在每次试验过程中,在线检测装置每 5 s 输出一次检测结果,每次试验时连续记录检测结果,求其平均值作为最终的检测结果。

表 5 田间实车试验设计与结果

Tab.5 Field vehicle test design and results

序号	车速/ (km·h ⁻¹)	滚筒转速/ (r·min ⁻¹)	凹板间隙/ mm	人工检测 破碎率/%	人工检测 含杂率/%	在线检测装 置破碎率/%	在线检测装置 含杂率/%	破碎率相对 误差/%	含杂率相对 误差/%
1	2.00	325.00	37.00	5.52	1.32	5.59	1.30	1.27	1.52
2	2.71	310.00	35.00	4.43	2.01	4.63	1.93	4.51	3.98
3	2.75	300.00	32.00	5.84	1.14	5.63	1.06	3.60	7.02
4	3.47	315.00	33.00	7.35	1.55	7.86	1.47	6.67	5.16
5	2.45	320.00	38.00	6.86	1.31	6.57	1.38	4.22	5.34
6	1.93	330.00	35.00	6.06	2.29	5.71	2.19	5.94	4.37
7	3.00	325.00	33.00	5.94	2.15	5.62	2.17	5.39	0.93
8	2.76	340.00	32.00	2.23	1.57	2.14	1.48	4.04	5.73
9	2.72	345.00	36.00	4.93	1.89	4.66	1.87	5.48	1.06
10	3.45	350.00	38.00	3.69	1.53	3.58	1.46	2.98	4.58

表 6 玉米籽粒样本构成

Tab.6 Composition of corn grain samples

样本 序号	样本总 质量/ g	完整玉 米籽粒 质量/g	破碎玉 米籽粒 质量/g	杂质 质量/ g	破碎 率/%	含杂 率/%
1	2 235	2 184.78	44.63	5.59	2.00	0.25
2	1 367	1 315.97	40.71	10.32	2.98	0.75
3	1 704	1 615.39	67.31	21.30	3.95	1.25
4	1 630	1 521.41	80.07	28.52	4.91	1.75
5	1 032	948.27	60.51	23.22	5.86	2.25

表 7 装置检测结果

Tab.7 Device detection results %

样本 序号	破碎率				含杂率			
	试验 1	试验 2	试验 3	3 次试验 平均相 对误差	试验 1	试验 2	试验 3	3 次试验 平均相 对误差
1	1.93	1.92	1.95	3.33	0.24	0.25	0.26	2.67
2	3.14	2.88	2.86	4.45	0.73	0.72	0.77	3.11
3	3.89	4.25	3.83	4.42	1.24	1.21	1.18	3.20
4	5.22	4.77	4.78	4.47	1.68	1.67	1.71	3.62
5	5.67	6.24	5.73	4.67	2.18	2.19	2.12	3.85

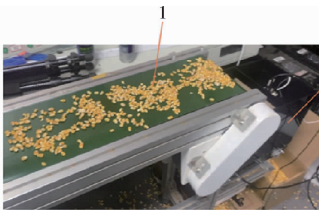


图 20 台架试验

Fig.20 Bench test

1. 传送带 2. 玉米籽粒收获质量在线检测装置

用装置检测结果与实际结果相对误差来评估玉米籽粒收获质量在线检测装置的检测效果,试验结果如表 7 所示。

由表 7 可知,实际破碎率为 2.00% 时,检测的破碎率与实际破碎率的相对误差最小,在 4% 以内;实际含杂率为 0.25% 时,检测含杂率与实际含杂率的相对误差最小,在 3% 以内;当实际破碎率和含杂率增加时,检测的破碎率、含杂率与实际破碎率、含杂率相对误差有增大趋势,但都分别稳定在 4.67% 和 3.85%,因此本检测装置在对玉米籽粒破碎率和含杂率检测可靠性分别达到 95.33% 和 96.15% 以上,具有应用价值。

在两次试验中,实车试验平均相对误差与台架

试验平均相对误差基本一致,验证了本装置在实际运用中的可行性。实车试验最大相对误差大于台架试验,原因:户外作业环境为开放环境,有更多的不确定性;受安装位置的影响,某些时刻进入检测装置的籽粒较少,导致出现检测误差,因此在线检测的最大相对误差更大。在实车试验过程中,随着车速、滚筒转速、凹板间隙的改变玉米籽粒的含杂率和破碎率也出现了较显著变化。通过玉米籽粒收获质量在线检测装置的应用,可进一步探究机械收获作业参数与玉米籽粒收获品质的关系,从而选择出最合适的收获作业参数,进一步降低玉米籽粒破碎率和含杂率,提高收获质量。

5 结 论

- (1)为了实现玉米籽粒破碎率、含杂率的轻量化、高精度、快速检测,提出了一种基于深度学习的玉米籽粒破碎率、含杂率检测方法。
- (2)设计了与本算法配套图像采集装置,并搭

载于实际作业收获,得到配套数据集。拟合得到了玉米籽粒、玉米叶、玉米芯质量与数量的关系,基于此构建了玉米籽粒破碎率和含杂率计算模型。

(3)针对传统玉米籽粒品质检测装置算法多采用高功能性算法,而减少了应用场景的问题,选择搭载轻量化网络。并根据玉米籽粒及杂质检测的特点,改进 YOLO v8n 算法,提出了 FSLYOLO v8n 算法,有效解决了玉米籽粒及杂质的检测问题。将提出的 FSLYOLO v8n 算法与常用的目标检测算法进行了对比试验。试验结果表明,FSLYOLO v8n 算法的 mAP@ 50 为 97.46%,与 YOLO v4 - tiny 相比提高 49.14%,与 YOLO v8n 相比提高 6.35%,且网络参数量、浮点运算量分别压缩到 YOLO v8n 的 66.50%、64.63%。

(3)通过田间试验得到装置检测破碎率、含杂率与人工检测破碎率、含杂率平均相对误差分别为 4.41% 和 3.97%,此结果与台架试验结果相符,验证了本检测方法的可行性和准确性。

参 考 文 献

[1] 崔涛,樊晨龙,张东兴,等. 玉米机械化收获技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2019,50(12):1-13.
CUI Tao, FAN Chenlong, ZHANG Dongxing, et al. Research progress of maize mechanized harvesting technology [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(12):1-13. (in Chinese)

[2] 朱晓龙,迟瑞娟,杜岳峰,等. 高含水率玉米低损脱粒智能控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021,52(增刊):9-18.
ZHU Xiaolong, CHI Ruijuan, DU Yuefeng, et al. Design and experiment of intelligent control system for low loss threshing of high moisture content corn [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (Supp.): 9-18. (in Chinese)

[3] 刘阳春,李明辉,王吉中,等. 玉米籽粒直收机夹带损失检测系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023,54(5):140-149.
LIU Yangchun, LI Minghui, WANG Jizhong, et al. Design and test of entrainment loss detection system for corn kernel direct harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):140-149. (in Chinese)

[4] MA Z, TRAORE S N, ZHU Y, et al. DEM simulations and experiments investigating grain tank discharge of a rice combine harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107060.

[5] 王成雨,舒忠泽,程备久,等. 中国玉米机械化收获发展现状 & 展望[J]. 安徽农业大学学报, 2018,45(3):551-555.
WANG Chengyu, SHU Zhongze, CHENG Beijiu, et al. Advances and perspectives in maize mechanized harvesting in China[J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2018,45(3):551-555. (in Chinese)

[6] PEEZEMENTI Z, WELLINGTON C, TABOR T, et al. Going against the grain: real-time classification of grain quality[C]// Proceedings of the ICRA 2018 Workshop on Robotic Vision and Action in Agriculture, Brisbane, QLD, Australia, 2018.

[7] LIU L, DU Y, CHEN D, et al. Impurity monitoring study for corn kernel harvesting based on machine vision and CPU - Net [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107436.

[8] 陈进,顾琰,练毅,等. 基于机器视觉的水稻杂质及破碎籽粒在线识别方法[J]. 农业工程学报, 2018,34(13):187-194.
CHEN Jin, GU Yan, LIAN Yi, et al. Online recognition method of impurities and broken paddy grains based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(13):187-194. (in Chinese)

[9] 陈璇. 联合收获机谷物破碎率、含杂率监测方法及系统研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2018.
CHEN Xuan. Research on the methods and systems for monitoring grain's crushing rate and impurity rate for combine harvester [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2018. (in Chinese)

[10] WANG Q, YANG H, HE Q, et al. Real-time detection system of broken corn kernels based on BCK - YOLO v7 [J]. Agronomy, 2023, 13(7): 1750.

[11] LI X, DU Y, YAO L, et al. Design and experiment of a broken corn kernel detection device based on the YOLO v4-tiny algorithm[J]. Agriculture, 2021, 11(12):1238.

[12] FU L, FENG Y, WU J, et al. Fast and accurate detection of kiwifruit in orchard using improved YOLO v3-tiny model[J]. Precision Agriculture, 2021, 22(3): 754-776.

[13] 马超伟,张浩,马新明,等. 基于改进 YOLO v8 的轻量化小麦病害检测方法[J]. 农业工程学报, 2024,40(5):187-195.

MA Chaowei,ZHANG Hao,MA Xinming,et al. Method for the lightweight detection of wheat disease using improved YOLO v8 [J]. Transactions of the CSAE,2024,40(5):187 – 195. (in Chinese)

[14] FENG C, ZHONG Y, GAO Y, et al. Toood: task-aligned one-stage object detection [C] // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2021: 3490 – 3499.

[15] 陈伟,江志成,田子建,等. 基于 YOLO v8 的煤矿井下人员不安全动作检测算法[J/OL]. 煤炭科学技术, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20240322.1343.003.html>.

[16] 玉米机械化收获减损技术指导意见[J]. 农机科技推广, 2023(10):4 – 7.

[17] 杨柯,姜春霞,张伟,等. 不同收获期对玉米子粒机械收获质量及产量的影响[J]. 玉米科学, 2023,31(3):88 – 94. YANG Ke,JIANG Chunxia,ZHANG Wei,et al. Effects of different harvesting time on the mechanical harvest quality and yield of maize grains[J]. Journal of Maize Sciences,2023,31(3):88 – 94. (in Chinese)

[18] 王金鹏,何萌,甄乾广,等. 基于改进 COF – YOLO v8n 的油茶果静态与动态检测计数方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4):193 – 203. WANG Jinpeng,HE Meng,ZHEN Qianguang,et al. *Camellia oleifera* fruit static and dynamic detection counting based on improved COF – YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(4):193 – 203. (in Chinese)

[19] 谢竞,邓月明,王润民. 改进 YOLO v8s 的交通标识检测算法[J/OL]. 计算机工程, <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0068742>.

[20] YANG L, ZHANG R Y, LI L, et al. Simam: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C] // International Conference on Machine Learning. PMLR, 2021: 11863 – 11874.

[21] Detector, Anchor-Free Object. FCOS: a simple and strong anchor-free object detector [C] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2022.

[22] 刘伟宏,李敏,朱萍,等. 基于 YOLO v8n 改进的织物疵点检测算法[J/OL]. 棉纺织技术, <https://link.cnki.net/urlid/61.1132.TS.20240307.1107.004>.

(上接第 169 页)

[18] 王英. 面向高立苗率要求的栽植机构参数优化与试验研究[D]. 杭州:浙江理工大学, 2014. WANG Ying. Optimization and experimental research on planting mechanism parameters for high seedling rate requirements [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2014. (in Chinese)

[19] 俞高红,廖振飘,徐乐辉,等. 大株距行星轮系蔬菜钵苗栽植机构优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 38 – 44. YU Gaohong, LIAO Zhenpiao, XU Lehui, et al. Optimization design and test of large spacing planetary gear train for vegetable pot-seedling planting mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 38 – 44. (in Chinese)

[20] 辛亮,王明成,孙国玉,等. 番茄钵苗移栽探出式取钵机构设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 96 – 105. XIN Liang, WANG Mingcheng, SUN Guoyu, et al. Design and experiment of extensible type of picking seedling pot mechanism for tomato pot seedling transplanting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 96 – 105. (in Chinese)

[21] 尹文庆,刘海马,胡飞,等. 旱地栽植机八连杆栽植机构优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(10): 51 – 60. YIN Wenqing, LIU Haima, HU Fei, et al. Optmization design and experiment on eight-linkage planting mechanism of dryland transplanter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 51 – 60. (in Chinese)

[22] 韩长杰,杨宛章,司明理. 转盘式投苗机构的设计与调整[J]. 新疆农业大学学报, 2007,30(2): 74 – 76. HAN Changjie, YANG Wanzhang, SI Mingli. Design and adjustment of turnplate-type dropping seedling mechanism[J]. Journal of Xinjiang Agricultural University, 2007,30(2): 74 – 76. (in Chinese)

[23] 王永维,唐海燕,王俊,等. 蔬菜钵苗高速移栽机吊杯式栽植器参数优化[J]. 农业机械学报, 2016,47(1): 91 – 100. WANG Yongwei, TANG Yanhai, WANG Jun, et al. Parameter optimization for dibble-type planting apparatus of vegetable pot seedling transplanter in high-speed condition [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):91 – 100. (in Chinese)

[24] 郭畅. 行星轮式茄子钵苗栽植机构的设计与试验研究[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2021. GUO Chang. Design and experimental study of planetary wheel type eggplant bowl seedling planting mechanism[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[25] ZHANG Jiqiang, NIU Ziru, LI Tianhua, et al. Design and optimization of planting process parameters for 2ZYX – 2 type green onion ditching and transplanting machine[J]. Phyton-International Journal of Experimental Botany, 2020(1): 147 – 166.

[26] JB/T 10291—2013 旱地栽植机械行业标准[S]. 2013.