

杜龙龙,朱景建,王荣扬,等. 基于深度学习的水稻精量穴播排种系统设计与测试[J]. 江苏农业科学,2022,50(21):200-207.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2022.21.030

基于深度学习的水稻精量穴播排种系统设计与测试

杜龙龙¹, 朱景建², 王荣扬², 陆学斌¹, 于 斌³

(1. 湖州职业技术学院, 浙江湖州 313000; 2. 湖州市机器人系统集成与智能装备重点实验室, 浙江湖州 313000;
3. 哈尔滨理工大学, 黑龙江哈尔滨 150000)

摘要:针对当前水稻穴播机缺乏实时监测和自主调节机制,无法对播种状态进行实时修正的弊端,为进一步提升穴播机的核心性能指标,提出一种基于深度学习的水稻精量穴播排种系统。采用 YOLOv5 检测模型在自制水稻种粒数据集上进行特征训练,通过增加检测尺度和优化初始锚框参数增强算法模型对小目标颗粒对象的检测精度,将训练好的水稻种粒检测器与 DeepSORT 算法连接,实现对水稻种粒的追踪计数。机具控制端将检测模型输出结果与农艺指标进行对比,通过计算种粒数量偏差实时修正振送器送种速率,运用 PID 控制技术实时对排种状态进行自我调节,最终实现智能排种。研究结果显示,经过优化后的 YOLOv5 水稻种粒检测器准确率为 98.6%,召回率为 98.8%,平均精度为 99.1%,相较于原版 YOLOv5 准确率上升了 3.0 百分点,召回率提升了 3.6 百分点,平均精度提升了 3.2 百分点;本设计水稻排种系统空穴率为 1.33%,穴粒合格率为 95.6%,符合水稻直播机国家标准,相较于未引入深度学习的样机空穴率下降了 2.12 百分点,穴粒合格率提升了 8.73 百分点。结果表明,本设计的水稻穴播排种系统在检测性能和核心指标上均有提升,可以为传统农机与人工智能结合提供参考借鉴。

关键词:YOLOv5s;DeepSORT;水稻;排种系统;深度学习

中图分类号:S223.2⁺3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2022)21-0200-08

水稻是我国重要的粮食作物,我国有将近 60% 的人口把种粒当成主食,水稻的产量关系到国民生计,而先进的播种技术是水稻稳产增收的保证。精量穴直播技术是近年来水稻机械化精量播种的热点研究方向之一,排种系统作为水稻穴播机关键部件,其性能对水稻播种质量具有重要意义。区别于欧美国家的宽幅条播和飞机撒播,我国专家学者针对国内种植面积较小的国情,对水稻精量排种机制进行了研究。

罗锡文院士等对不同的型孔进行排种试验,设计出了一种瓢型型孔排种系统;王在满等运用高速摄像技术对瓢型型孔排种系统进行优化,使系统漏播率减低,成穴率进一步提高^[1]。田立权等运用 Matlab 分析了稻种在螺旋槽内运动速度和槽角度的内在关系,设计了一种螺旋槽排种系统^[2];张国忠等在原有气力式穴播机上安装了一个导向型搅拌

结构,提升了排种精度^[3];邢赫等设计了一种分层充种室的结构,减小了种间的摩擦力,增强了种子的流动性,有效提高了气力式排种系统的播种精度^[4]。赵湛等采用湍流模型和气固两相流模型对排种器吸种过程进行了仿真,获取了盘吸式排种系统的最佳吸种位置,提高了播种精度^[5]。为同时满足杂交稻和常规稻的播种要求,张明华等设计了一种型孔轮壳、孔轮、调节器的组合型孔排种器,提升了排种系统的通用性^[6]。臧英等针对气力式穴播器“飞种”现象,设计出一种挡种结构,试验表明,这种结构可以有效降低“飞种”现象^[7]。朱德泉等运用仿真软件获取水稻种子在排种轮不同转速下的运动规律,设计了一种滑片式孔轮排种系统^[8]。上述研究对国内水稻穴播技术做了卓有成效的探索,为后续的改良提供了借鉴,但是这些研究大多基于稻种的运动规律从机械模具上进行改进从而提升排种精度和播种效率。如何运用智能检测技术对排种器的实时播种状态进行准确监测,根据反馈结果使排种系统进行自我修正,形成实时的闭环反馈是需要进一步研究的问题。

综上所述,笔者所在研究组针对当前绝大多数水稻穴播机缺乏实时监测和自我调节的功能弊端,

收稿日期:2022-06-13

基金项目:国家自然科学基金(编号:52105283);浙江省基础公益研究计划(编号:LGN20E050001);浙江省湖州市自然科学基金(编号:2021YZ15)。

作者简介:杜龙龙(1989—),男,浙江湖州人,硕士,讲师,主要从事农业信息化研究。E-mail:386808700@qq.com。

以穴播机排种系统作为研究对象,探索深度学习技术对稻种识别计数的工作机制,研究基于 PID 技术实时调节稻种排种速率的方法,在轮式穴播机的基础上创新设计了一种基于深度学习的水稻精量穴播排种系统,以提升水稻的播种效率和播种质量,实现精准播种。

1 精量穴播排种系统总体设计

为对水稻穴播机排种器进行智能化改良,本设计提出利用 YOLOv5 + DeepSORT 的神经网络框架对稻种进行计数识别训练。笔者所在研究组采用自制的水稻图片和视频数据集,包含深度双目相机拍摄的采摘前后的水稻图像 9 673 张。将图像统一

缩放成 680×680 输入检测器进行训练,通过增加 YOLOv5 的检测尺度和初始锚定框的数量改进检测器对小目标稻种的检测能力,解决以往深度学习对小目标对象检测不准的缺陷,将 YOLOv5 训练好的输出结果作为后续 DeepSORT 算法追踪计数模型的输入。利用高速相机实时采样排种过程中的稻种图像,将采样生成的图像信息送入训练好的计数模型,结合稻种在排种过程中的运动信息和外观信息实现端到端的准确计数识别检测,将最终检测模型输出的稻种数量反馈给排种器的智能控制端,通过 PID 控制技术实时调节振送器的送种速率,实现水稻穴播机的自我调节机制,实时调控智能排种(图 1)。

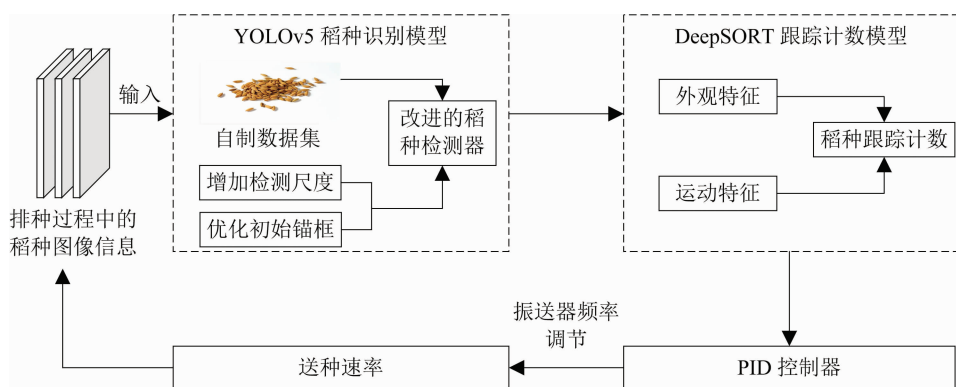


图1 排种系统总体设计

2 精密排种系统设计

2.1 排种系统机械结构设计及工作原理

排种系统机械结构见图 2,由种箱、播种箱体、控制单片机、振送器控制器、种群分离装置、振送器、护种结构、复合式播种结构、漏斗、驱动电机等部分构成。种箱位于整机上方,通过穴播机行进过程中的抖动对种群分离装置及时补种;单片机安装于样机后侧挡板,通过脉宽调制调节振送器振动频率改变送种速率,控制驱动电机转速满足播种穴距指标;种群分离装置内部通过多层隔弊结构防止种子相互挤压破裂,漏弊结构将稻种在进入播种机构前从单元种箱分离出来;复合式播种结构由柔性皮带(取种带)和 2 个直径不同的皮带轮组成,小直径为排种轮,大直径为储种轮,小直径排种轮可以提高种粒的成穴性,柔性皮带表面有窝眼以供种粒进穴,排种轮和储种轮之间有缓冲斜面,可以防止未进穴孔的种粒误掉落。

播种时,机具在前进时产生抖动带动种箱,使

稻种进入种群分离装置的单元种箱内,振送器此时通过一定的振动频率将稻种通过漏弊网口送入储种轮,储种轮向前转动时带动种粒依次进入取种带穴孔、排种轮完成第一阶段排种。此时高速相机对取种带每个穴孔的种粒数量进行采样并将特征图像信息传送到深度学习检测器中进行识别计数,将检测的结果值反馈给机具内部的单片机,单片机根据检测结果与实际需求进行比对并计算出种粒数量偏差,依据数值偏差调整振送器送种速率达到闭环控制的效果,从而实现水稻排种系统自我调节机制^[9]。

2.2 水稻种粒 YOLOv5 识别模型

2.2.1 试验数据采集及数据集制作 试验园位于浙江省湖州市东林镇水稻基地($120^{\circ}05'E, 30^{\circ}40'N$),以当地种植的水稻(南粳 46 号)为采样对象,在 2021 年 8 月 6 日至 8 月 10 日对研究对象进行图像和视频的数据采集。笔者所在研究组以大疆 M600PRO 飞行器为移动采样系统,并搭载双目深度相机 T265 对水稻数据进行获取。为尽可能获得多姿态的水稻

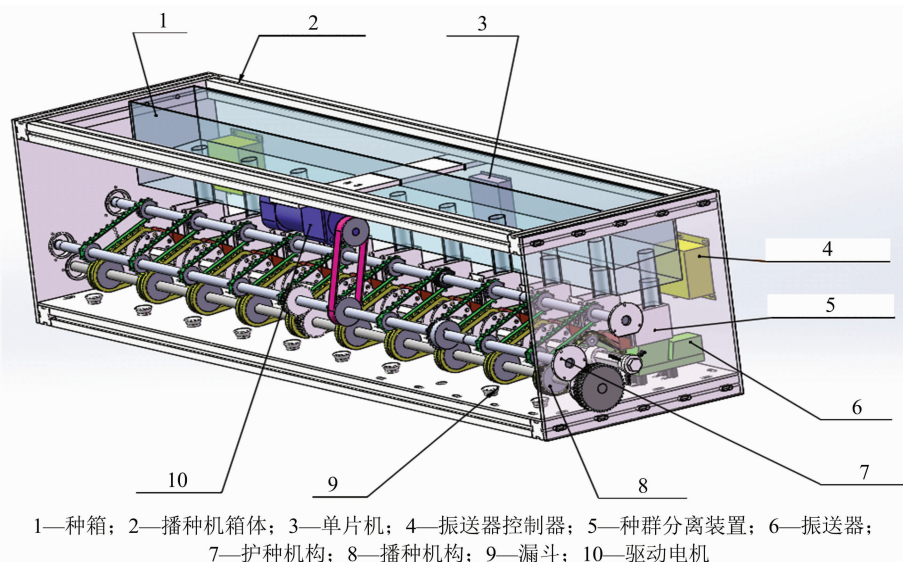


图2 排种系统结构示意图

特征信息,笔者所在研究组从 09:00 到 16:00 间隔 2 h 控制飞行器悬停于不同高度对研究对象进行数据采集,共拍摄未采摘的水稻样本照片 1 687 张,图像分辨率为 $1\,280 \times 720$ 。同时拍摄水稻穴播机播种视频 20 个,视频分辨率为 $1\,280 \times 720$,帧数为 30 帧/s。为保证样本的多样性,辅以手机和相机(手机型号为魅族 note8,相机型号为索尼 zvl)采样手段获取采摘后的稻种照片 988 张,像素分别为 $4\,000 \times 3\,000$ 和 $3\,840 \times 5\,120$ 。

2.2.2 YOLOv5 水稻识别模型

2.2.2.1 YOLOv5 算法简介 YOLOv5 网络结构按照处理阶段分为 Input、Backbone、Neck、Prediction 4 个部分(图 3),Input 输入端包含 Mosaic 数据增强、输入图片自适应缩放和锚框计算等模块。其中 Mosaic 增强提升了小目标对象的识别精度,适用于本次识别对象水稻种粒的检测。YOLOv5 主干网络沿用了 YOLOv4 的 CSPNet 的模型,算法中设计了 2 种 CSPNet 结构,分别记做 CSP1、CSP2。CSP1 存在于 Backbone 中用于提取特征信息,CSP2 存在于 Neck 中用于融合特征信息。Backbone 中新增了 Focus 模块,对输入图像进行切片操作变成 $320 \times 320 \times 12$ 特征图像,再进行一次卷积操作得到 $320 \times 320 \times 32$ 的特征图像,使特征图像从原本的 RGB 三通道扩充了 4 倍并保证了特征信息不损失。Focus 层在增强了水稻特征信息感受野的同时,保证了特征信息丢失的最小化,提升了检测精度。Neck 由 FPN + PAN 结构组成,FPN 通过上采样的方式将特征信息进行融合,PAN 则通过下采样的方式传递语

义信息,二者互补实现了不同尺度的特征融合。输出端用 NMS 加权系数可以有效解决检测对象被遮挡等问题,适宜于本次任务中运动中的种粒检测^[10-11]。

2.3 针对种粒检测 YOLOv5 算法的改进

YOLOv5 在目前主流的识别算法中对于开源数据集具有高效性和精准性的优势,但是对于运动中的颗粒状种粒的检测还需要进一步改进。

2.3.1 小目标对象多尺度测量的改进 YOLOv5 网络模型在公共数据集上如 VOC、COCO 进行测试可以取得较好的识别效果,但是这些数据集检测目标对象往往较大,而排种系统中检测的对象是颗粒状的种粒,相对来说检测目标较小,在提取目标对象图像特征时,经过多重卷积运算后更容易丢失特征信息,造成检测精度的下降。为加强模型多尺度检测的精度,提高小目标对象的检测性能,研究组将模型输出由原本的三尺度检测增加为四尺度检测,当输入图像大小为 640×640 时,在输出端增加 1 层 160×160 检测层。同时为进一步增强各层的感受野,加强不同层级的特征信息融合,减少小目标对象检测中特征信息的丢失,将原本的 2 次上采样改进为多次上采样组合的方式以提升排种过程中种粒的识别精度^[12]。改进后的网络模型见图 4。

2.3.2 YOLOv5 初始锚框参数改进 YOLOv5 在自适应计算锚框的过程中会根据检测对象的大小预先内部生成初始预测框,运用聚类算法和遗传算法将输出的预测框和实际值进行比较,计算预测框与实际值的差值,进行反向迭代不断更新,直到满足适应检测对象锚定框的收敛条件。COCO 数据集上,

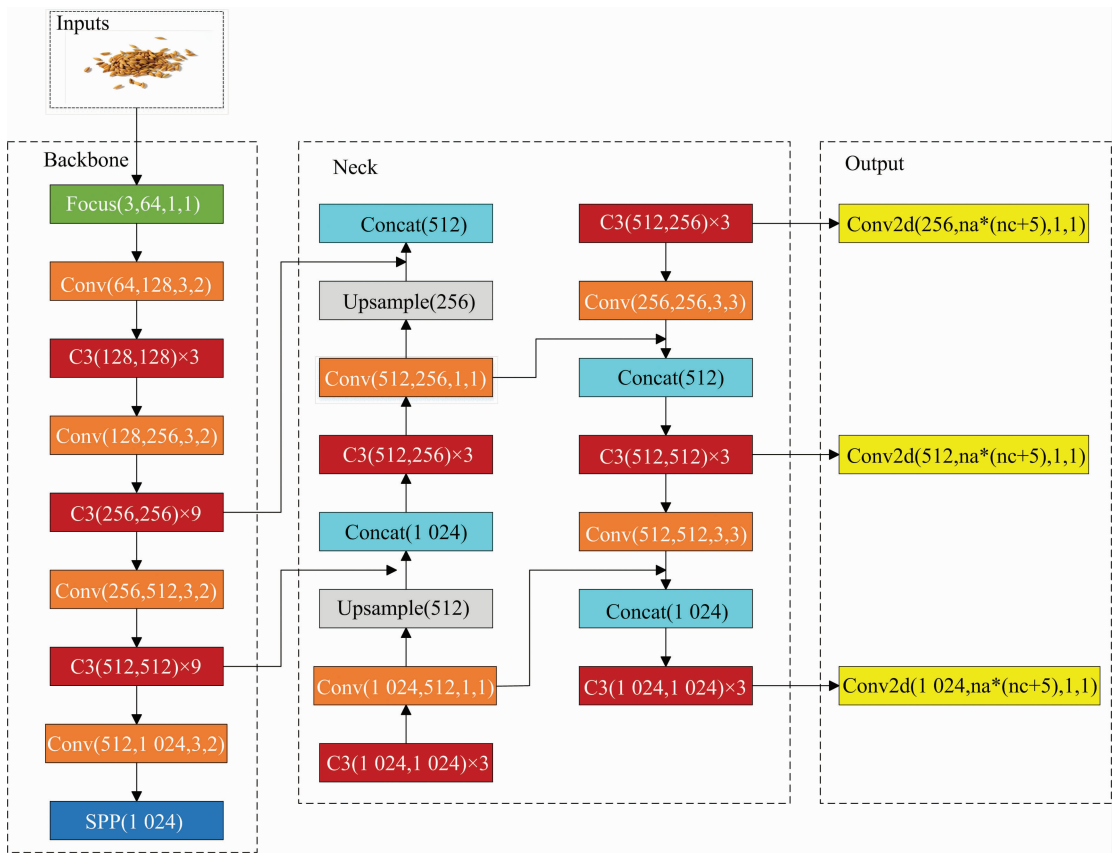


图3 YOLOv5 网络结构

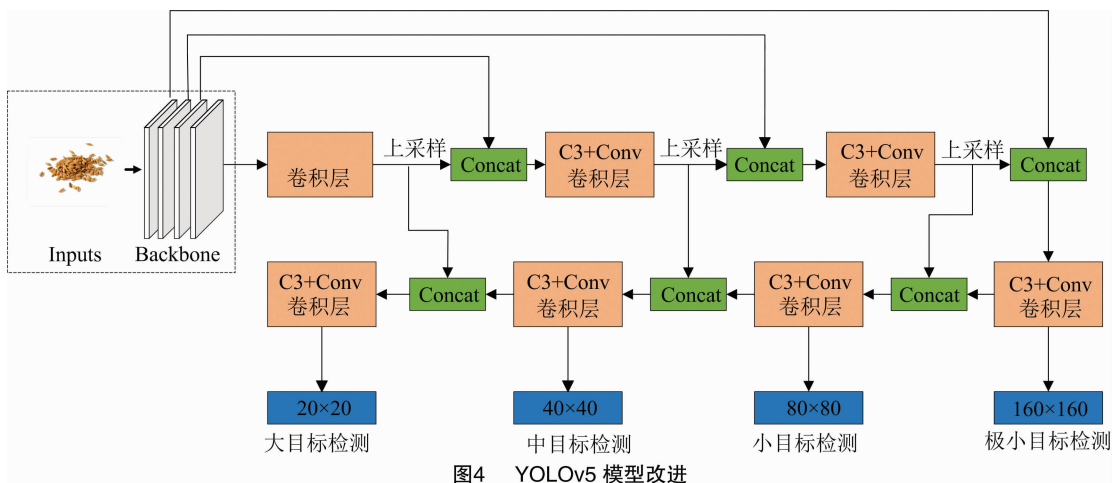


图4 YOLOv5 模型改进

YOLOv5 针对最小的特征图像初始预测框尺寸为 $(10, 13)$ 、 $(16, 30)$ 、 $(33, 23)$ ，并不能满足四尺度的检测需求。与真值相差过大的初始预测框会增加遗传算法中迭代更新的次数从而增加计算量，影响模型输出的实时性，本设计针对 160×160 种粒颗粒检测层设置初始预测框 $(5, 6)$ 、 $(8, 12)$ 、 $(12, 10)$ 以增加种粒检测的效率^[13]。

2.4 种粒追踪计数算法 DeepSORT

本设计研究的对象为颗粒状的种粒，在排种过

程中排种轮的快速转动会影响种粒的运动姿态造成视觉错位和互相遮挡，导致计数结果漏检、错检，因此需要对检测区域内的每一个种粒进行目标追踪。DeepSORT 算法包含基于卡尔曼滤波器的预测模块和匈牙利算法的匹配模块，相较于原有 SORT 算法融合了运动信息和外观信息作为关联变量，采用深度卷积网络 ReID 模型对特征变量进行提取，ReID 模型有效解决了检测目标被遮挡后跟踪丢失的问题，增强了多目标跟踪算法的鲁棒性^[14]。

DeepSORT 运用八维空间坐标 $(u, v, \gamma, h, \dot{u}, \dot{v}, \dot{\gamma}, \dot{h})$ 表达检测目标空间状态信息, (u, v) 表示种粒检测框的中心点, γ 为检测框的长宽比, h 为高度, $(\dot{u}, \dot{v}, \dot{\gamma}, \dot{h})$ 表示检测对象的运动状态。算法采用马氏距离来表示卡尔曼滤波预测结果与实际检测结果的关联性,马氏距离计算如公式(1)所示:

$$d^{(1)}(i, j) = (d_j - y_i)^T S^{-1} (d_j - y_i). \quad (1)$$

式中: d_j 和 y_i 表示种粒的第 j 个实际检测结果和追踪器对种粒第 i 个预测结果的状态向量, S 为表示检测到的种粒实际结果和平均追踪结果的协方差矩阵。设定一个适当的阈值,当经过数值计算得到的距离 d 小于阈值则判定为关联成功。

在实际检测中,种粒会随着皮带的转动不停翻转,形成无规则的运动轨迹,单一的马氏距离判定法无法满足精密排种的要求。因此需要引入外观信息最小余弦度量来描述,计算获取 d_j 的特征向量为 r_j ,设置 $\|r_j\| = 1$,对第 k 条追踪轨迹设置向量库 $R_k = \{r_k^{(i)}\}_{i=1}^{L_k}$,保存最近的 100 条符合目标种粒关联要求的特征向量, L_k 取 100,计算目标种粒追踪框和实际框的最小余弦公式为:

$$d^{(2)}(i, j) = \min \{1 - r_j^T r_k^{(i)} \mid r_k^{(i)} \in R_i\}. \quad (2)$$

设定一最小阈值,当获取的最小余弦值小于阈值时,则关联成功。此时,通过将马氏距离对种粒短时运动状态的预测信息与余弦距离对种粒被遮挡后 ID 重新恢复后的预测信息进行加权,使二者的预测模式优势互补。

$$c_{i,j} = \lambda d^{(1)}(i, j) + (1 - \lambda) d^{(2)}(i, j). \quad (3)$$

当度量值为二者预测模型的交集中,则认为追踪的种粒与实际位置精确关联。参数 λ 为 2 种预测模型对最终结果影响比例的大小^[15]。

3 排种系统性能测试

为验证本研究设计的深度学习水稻精量穴播机排种系统的性能,试验组于 2022 年 3 月 12 日至 3 月 22 日在东林镇水稻种植基地进行性能测试。试验从以下几个方面对排种系统进行测试:改进后的 YOLOv5 种粒识别模型可靠性测试、种粒跟踪计数性能测试、排种系统排种性能测试。试验环境平台运行在 Ubuntu18.04 操作系统下,搭载 Intel Core i7-4770 处理器,32 G 内存,配备英伟达 GeForce RTX 2080 显卡。模型训练基于 pytorch 1.8 框架,编程平台为 Python 3.7,采用 CUDA11.0 和 CUDN 7.4 为 GPU 加速。

3.1 YOLOv5 种粒识别模型可靠性测试

为验证改进后的 YOLOv5 种粒识别模型的可靠性,训练前将自制数据集统一仿照 VOC 数据格式,大小调整为 680×680 ,防止异常样本造成训练偏差。初始学习率设置为 0.001,动量因子设置为 0.99,每次输入样本数量为 28,最大训练次数为 5 000(图 5)。模型在迭代次数 4 000 左右时趋于稳定,损失值在 0.25 左右波动,种粒识别模型软件参数设置合理,训练效果良好。

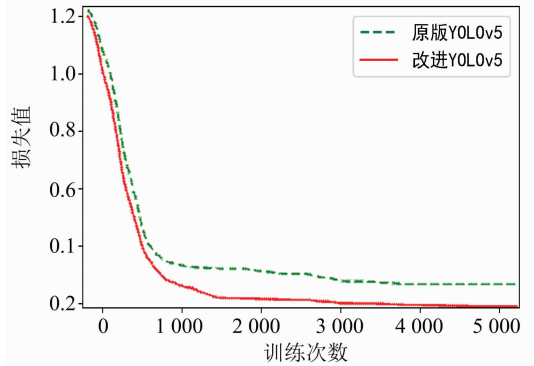


图5 YOLOv5 种粒识别模型损失函数曲线

为进一步对改进后的识别模型有效性进行分析,本设计采用准确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度(AP)、检测速度(FPS)进行定量对比分析。

$$\begin{cases} Rcall = \frac{T_p}{T_p + F_N} \\ Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \\ AP = \int_0^1 p(r) dr \end{cases} \quad (4)$$

式中: T_p 表示模型中被判定正确的正样本; F_N 表示识别中预测结果为负,而实际为正的样本; F_p 表示识别中预测结果为正,而实际是负的样本。 AP 为 P-R 曲线积分所得的面积, AP 曲线下方面积越大代表模型性能越好。测试引入主流的识别模型 Faster-RCNN、YOLOv4、原版 YOLOv5 作为对照组,在相同的测试集下,对比结果见图 6 和表 1。

从图 6 可以看出,相较于 YOLOv4,原版 YOLOv5 新增了 Focus 结构,增大信息通道的同时减少了有效信息的丢失,使得小目标识别得到有效提升;本研究提出的 YOLOv5 改进算法增加了原版算法检测尺度并根据种粒的实际尺寸对 YOLOv5 初始锚框进行了一系列的优化,相较于原版算法,准确率提升了 3.0%,召回率提升了 3.6%,平均精度提

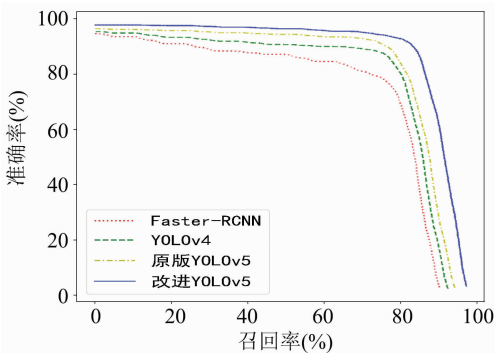


图6 YOLOv5 水稻种粒识别模型 P-R 曲线

表 1 改进后的 YOLOv5 水稻种粒识别模型准确率、召回率平均精度和 FPS

模型名称	准确率 (%)	召回率 (%)	平均精度 (%)	FPS (帧/s)
Faster - RCNN	88.6	89.8	89.3	34
YOLOv4	90.8	90.6	91.0	62
YOLOv5	95.6	95.2	95.9	96
Improved - YOLOv5	98.6	98.8	99.1	112

升了 3.2%,说明多尺度的检测层的增加,增强了模型对种粒特征信息的提取,加强了模型内部各层的感受野;实时性方面,YOLOv5 相较于 YOLOv4 在体量上进行了精简,实时性得到了加强,本研究提出的稻种识别模型对初始锚框的修正加强了算法的收敛性,从 96 帧/s 提升到 112 帧/s。因此,通过对 YOLOv5 的改进,对种粒目标检测性能指标均有明显提升。

3.2 种粒跟踪计数识别性能测试

为验证 YOLOv5 + DeepSORT 算法框架的种粒跟踪计数模型的可行性、精准性,选取 4 个水稻穴播机播种视频作为测试,视频参数为 30 帧/s,尺寸为 1 280 × 720 像素。

从图 7 可以看出,在图 7 - a、图 7 - b 中,种粒 1、2、4、7 在取种带转动过程中没有被遮挡,种粒的 ID 没有发生改变,处于持续追踪状态;在图 7 - c、图 7 - d 中,在排种过程中种粒 6 因为长时间被其他种

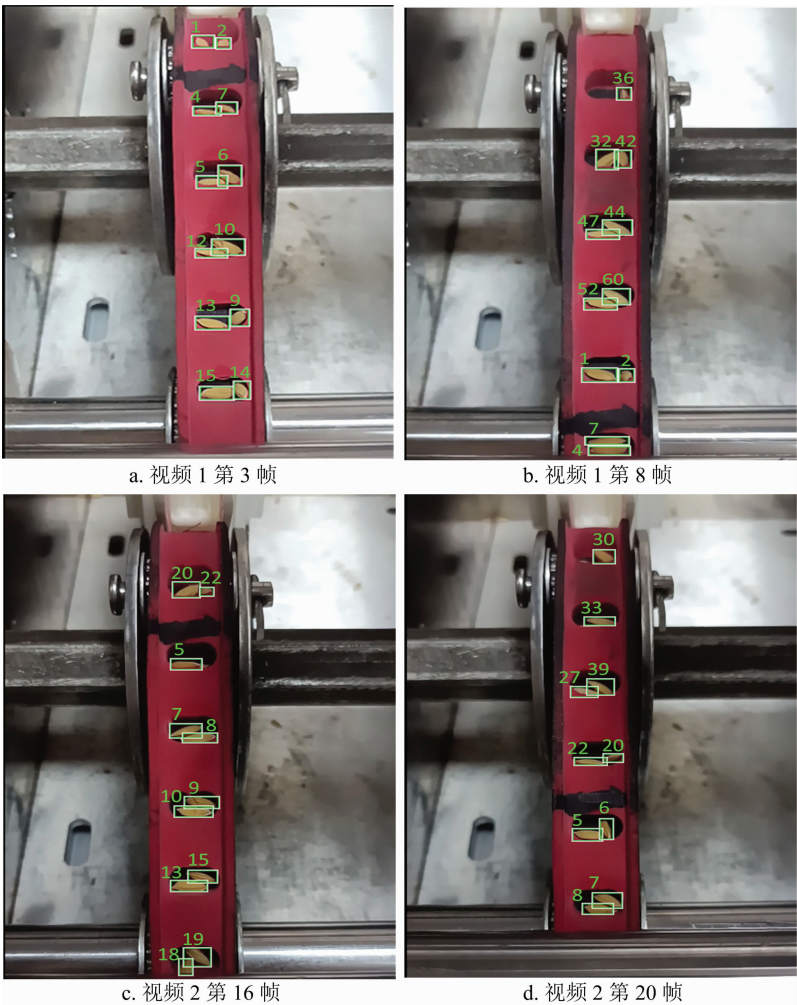


图7 不同状态下的稻种检测示例

粒遮挡,在 16 帧中 ID 被算法剔除不再跟踪,在 20 帧中遮挡物因为滚动发生移位种粒 6 又重新出现,算法将原有 ID 和它进行匹配重新跟踪。说明算法提取了追踪目标外观信息后,在被追踪目标长时间被遮挡状态下仍能保持追踪。

为研究排种轮转速对排种系统对种子计数识别性能的影响,研究组将不同转速下的测试视频进行人工计数,以此作为种粒数量的真实值,计数人员对视频逐帧播放直至播放结束,计数结果经过多次采样做均值处理。为更为直观地检测改进算法的识别效果,本研究运用目标切换次数(IDs)、跟踪准确率(MOTA)、跟踪精度(MOTP)评测识别模型追踪性能,并引入原版 YOLOv5 算法作为对照组同时试验,试验结果见表 2。

表 2 排种轮在不同转速条件下的性能指标

转速 (r/min)	模型	MOTA (%)	MOTP (%)	IDs	漏检	误检
10	原版跟踪算法	92.6	93.3	7	4	3
	本文跟踪算法	96.6	97.4	3	1	2
20	原版跟踪算法	91.3	92.6	6	3	4
	本文跟踪算法	97.3	96.8	2	0	2
30	原版跟踪算法	89.2	88.4	16	7	4
	本文跟踪算法	93.7	94.9	8	5	3
40	原版跟踪算法	83.1	85.8	28	18	5
	本文跟踪算法	87.4	89.8	30	12	3

从表 2 数据可知,排种轮在不同转速下改进后的种粒追踪计数算法相较于原始算法在核心指标上更有优势,10 r/min 转速下准确率、精度分别比原始算法高出 4.0、4.1 百分点,20 r/min 转速下准确率、精度分别比原始算法高出 6.0、4.2 百分点,在 30 r/min 转速下准确率、精度分别比原始算法高出 4.5、6.5 百分点,在 40 r/min 转速下准确率、精度分别比原始算法高出 4.3、4.0 百分点,其他指标也有较大的提升;而从整体上看,识别模型在转速 20 r/min 以内识别性能较为稳定,精确率较高;转速上升后出现漏检现象明显增多,原因一方面是排种轮高速运转下稻种的无规则运动导致跟踪算法无法及时准确跟踪,另一方面是取种带在高转速下没有足够的时间从储种轮处及时取种,稻种不能及时进入穴孔,因此导致了指标的下降。因此可以看出,改进后的 YOLOv5 + DeepSORT 识别模型对种子的跟踪计数整体识别精度较高,在 10 ~ 20 r/min 转速之间系统有较高的计数精度。

3.3 排种系统排种性能测试

笔者所在研究组选取南粳 46 号水稻种子作为试验对象,种粒外形尺寸均值为长宽厚为 7.26 mm × 3.08 mm × 2.26 mm,千粒质量 27.8 g,按照 DG/T 083—2021《水稻直播机》^[16]对本设计排种系统测试各项参数指标。笔者所在研究组在播种试验区内取共 20 行,每隔 5 m 统计穴数及每穴的种粒数,重复 3 次,结果取 3 次测量的平均值。根据文献[16]要求,设定空穴率、穴粒数合格率作为排种器性能评价指标:

$$K = \frac{m_k}{M} \times 100\%; \tag{5}$$

$$S = \frac{z}{M} \times 100\%。 \tag{6}$$

式中:K 为空穴率, m_k 为所测空穴的个数,M 为总共的穴数,S 为穴粒数合格率,z 为穴粒数合格的穴数,由文献可知穴粒数合格的穴数为农艺要求穴粒数 ± 2。

为减少其他干扰因素对试验结果的影响,试验设定农艺要求穴粒数为 2,排种轮转速为 20 r/min,机具以 0.75 m/s 的作业速度进行播种,设置 4 组重复试验,组 A、B、C 为对照组,A 组为没有进行深度学习反馈的穴播机机具,B 组为加入了 YOLOv4 识别反馈的排种系统,C 组为原版 YOLOv5 的排种系统,D 组为研究组设计的引入了 YOLOv5 改进后的稻米识别反馈排种系统。试验结果见图 8。

从图 8 可以看出,在一段时间内 D 组 2 项指标均较高,A 组各项指标均较低,可以看出缺少实时反馈机制对排种系统的性能指标影响较大;B、C 2 组空穴率较接近,但是穴粒数合格率 C 组明显要高出 B 组很多,原因是 YOLOv4 的小目标识别能力较弱,种粒在动态的取种带上漏检率较高,造成反馈给 PID 输入的偏差值往往大于实际值,引起补偿送种数量过多,最终造成穴粒数比农艺要求要多,所以合格率较低;D 组空穴率为 1.33%,穴粒数合格率为 95.6%,相较于未引入深度学习反馈机制的普通样机穴粒合格率高出 8.73 百分点,空穴率降低了 2.12 百分点,同时也和其他 2 组指标相差较大,符合水稻直播机的国家标准穴粒数合格率大于 85%,旱直播空穴率小于 4% 的要求;说明将普通的穴播机引入了深度学习的反馈机制,可以在一段时间根据穴粒数的偏差值进行实时纠错修正提升排种系统的指标性能,而增强深度学习小目标对象的检测

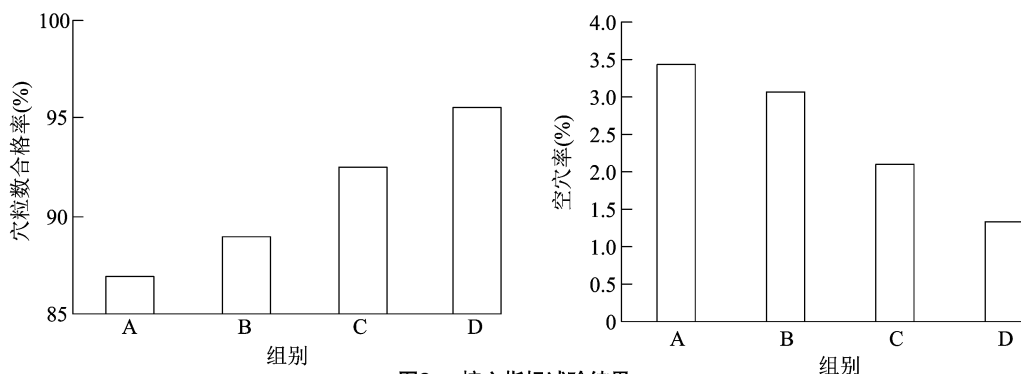


图8 核心指标试验结果

能力可以更加精准地获取稻种的偏差数量对水稻精量穴播指标影响较大。

4 结论

本研究针对当前水稻穴播机的不足,提出基于深度学习的精量穴播排种系统设计,以改进后的 YOLOv5 + DeepSORT 算法作为稻种的识别计数模型,对排种过程中的种粒进行精确计数,将模型的输出结果输入 PID 反馈调节模型修正送种速率,实现精准排种。研究表明,(1)通过增加 YOLOv5 的检测尺度增加上采样的次数可以有效增加各层的感受野,减少小目标检测对象特征信息的丢失,通过增加小目标对象的预设锚定框可以优化模型的实时性,相较于原版 YOLOv5 算法准确率提升了 3.0 百分点,召回率提升了 3.6 百分点,平均精度提升了 3.2 百分点,各方面检测性能都有了提高。(2)将改进后的 YOLOv5 稻种检测器输入到 DeepSORT 模型中训练,通过对稻种运动信息和外观信息的协同检测,可以对穴播机排种过程中动态的稻种有效跟踪计数,计数精度和排种轮的转速有相关性。当排种轮的转速在 10 ~ 20 r/min 之间时计数精度较高,当转速高于 30 r/min 时,精算精度开始下降,排种轮的转速与稻种计数精度的内在数学关系可以做深入分析研究。(3)深度学习水稻穴播排种系统进行了田间对比测试,结果表明,机具在相同作业速度下,经优化后的排种系统各项指标均优于对照组,空穴率为 1.33%,相较于未引入深度学习的普通穴播排种系统下降了 2.12 百分点,穴粒数合格率为 95.6%,较普通排种系统提升了 8.73 百分点。根据 DG/T 083—2021《水稻直播机》既定标准,本设计水稻排种系统符合排种性能核心指标要求,进一步提升深度学习对稻种颗粒等小颗粒目标的识别精度,对排种系统适应复杂作业环境、提

升核心指标有重要意义。

参考文献:

- [1] 罗锡文,刘涛,蒋恩臣,等. 水稻精量穴直播排种轮的设计与试验[J]. 农业工程学报,2007,23(3):108-112.
- [2] 田立权,王金武,唐汉,等. 螺旋槽式水稻穴直播排种器设计与性能试验[J]. 农业机械学报,2016,47(5):46-52.
- [3] 张国忠,臧英,罗锡文,等. 水稻气力式排种器导向型搅种装置的设计与试验[J]. 农业工程学报,2013,29(12):1-8.
- [4] 邢赫,臧英,王在满,等. 水稻气力式排种器分层充种室设计与试验[J]. 农业工程学报,2015,31(4):42-48.
- [5] 赵湛,田春泰,吴亚芳,等. 盘吸式水稻排种器吸种动力学过程模拟及参数优化[J]. 农业工程学报,2018,34(7):38-44.
- [6] 张明华,罗锡文,王在满,等. 水稻直播机组合型孔排种器设计与试验[J]. 农业机械学报,2016,47(9):29-36.
- [7] 臧英,邢赫,王在满,等. 水稻气力式排种器挡种装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2015,46(5):33-38.
- [8] 朱德泉,熊玮,蒋锐,等. 2ZGK-6 型可调宽窄行高速水稻插秧机设计与试验[J]. 农业工程学报,2016,32(21):37-45.
- [9] 荆伟斌,胡海棠,程成,等. 基于深度学习的地面苹果识别与计数[J]. 江苏农业科学,2020,48(5):210-219.
- [10] 邱荣洲,赵健,何玉仙,等. 基于性诱和深度学习的草地贪夜蛾成虫自动识别计数方法[J]. 昆虫学报,2021,64(12):1444-1454.
- [11] 王静,孙紫云,郭苹,等. 改进 YOLOv5 的白细胞检测算法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(4):134-142.
- [12] 钱伍,王国中,李国平. 改进 YOLOv5 的交通灯实时检测鲁棒算法[J]. 计算机科学与探索,2022,16(1):231-241.
- [13] 罗建华,黄俊,白鑫宇. 改进 YOLOv3 的道路小目标检测方法[J]. 小型微型计算机系统,2022,43(3):449-455.
- [14] 李永上,马荣贵,张美月. 改进 YOLOv5s + DeepSORT 的监控视频车流量统计[J]. 计算机工程与应用,2022,58(5):271-279.
- [15] 陈佳倩,金恒宏,王文远,等. 基于 YOLOv3 和 DeepSort 的车流量检测[J]. 计量学报,2021,42(6):718-723.
- [16] 中华人民共和国农业农村部. 水稻直播机: DG/T 083—2021[S]. 北京:中国标准出版社,2021.