

基于深度学习目标测定的大蒜收获切根装置设计与试验

杨柯 胡志超 于昭洋 彭宝良 张延化 顾峰玮
(农业农村部南京农业机械化研究所, 南京 210014)

摘要: 为研究适用于大蒜联合收获的智能切根装置,提出了基于机器视觉的非接触式定位切根方法,设计了一种基于深度卷积神经网络的大蒜切根试验台。试验台采用深度学习的方法,对采集到的图像进行目标检测,利用APP完成人机交互和结果显示,由深度卷积神经网络给定切根的切入位置,电机控制系统自动调整定位双圆盘切根刀完成切根处理。目标比较试验表明:鳞茎、根盘和蒜根3种目标中,鳞茎可用率为94.79%、置信度得分为0.976 97,适合作为检测目标;检测模型比较试验表明:对比基于Faster R-CNN、SSD、YOLO v2、YOLO v3和YOLO v4算法的10种模型,选择ResNet50作为特征提取网络改进的YOLO v2模型,兼顾检测速度与精度(测试程序中的检测时间为0.052 3 s、置信度得分为0.968 49);切根试验表明:以鳞茎作为目标,采用改进的YOLO v2模型,置信度得分为0.970 99,可用率为96.67%,切根合格率为95.33%,APP中的检测时间为0.088 7 s,满足大蒜联合收获切根要求。

关键词: 卷积神经网络; YOLO; 大蒜收获机; 切根装置

中图分类号: S225.92 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)01-0123-10 **OSID:** 

Design and Experiment of Garlic Harvesting and Root Cutting Device
Based on Deep Learning Target Determination

YANG Ke HU Zhichao YU Zhaoyang PENG Baoliang ZHANG Yanhua GU Fengwei
(Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China)

Abstract: In order to study a suitable intelligent root cutting device for garlic combined harvesting, a non-contact bulb root cutting method with machine vision was proposed, and a garlic root cutting test bench based on a deep convolutional neural network was designed afterwards. Specially, the test bench adopted a deep learning theory to perform target detection on the collected images, through using the APP software in Matlab to complete the human-computer interaction. Then, the results presented that the deep convolutional neural network could determine the cutting position of the garlic root, and the motor control system could adjust the position of the double disc cutting automatically, ensuring the root cutting process completed by the root knife. Target comparison tests showed that bulb (availability rate was 94.79%, confidence score was 0.976 97) was suitable for detecting, among the three kinds of bulb, root plate and garlic root. Comparison tests of detection models performed with ten models based on Faster R-CNN, SSD, YOLO v2, YOLO v3 and YOLO v4. The improved YOLO v2 model combined the detection speed and accuracy (the detection time in the test program was 0.052 3 s, and the confidence score was 0.968 49), where ResNet50 was selected as the feature extraction network; by using the improved YOLO v2 model, the root cutting test took bulbs as the targets (the confidence score was 0.970 99, the availability rate was 96.67%, the qualified rate of cutting roots was 95.33%, and the detection time in the APP was 0.088 7 s), can meet the requirements of garlic combined harvesting and cutting roots.

Key words: convolutional neural network; YOLO; garlic harvester; root cutting device

收稿日期: 2021-08-30 修回日期: 2021-10-10
基金项目: 国家自然科学基金项目(51805282)、江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2020-24)和国家重点研发计划项目(2017YFD0701305-02)
作者简介: 杨柯(1988—),男,博士生,主要从事智能农机装备研究,E-mail: yk666666yk@126.com
通信作者: 胡志超(1963—),男,研究员,博士生导师,主要从事农作物收获及产后加工技术装备研究,E-mail: zchu369@163.com

0 引言

我国是世界上最大的大蒜生产和出口国,产量占世界的 60% 以上,出口量约占世界大蒜国际贸易量的 90%^[1-3]。但是,我国大蒜生产机械化水平较低,尤其是收获环节,仍以人工作业为主,严重制约了大蒜产业的健康发展^[4-6]。可靠的大蒜联合收获机是当前大蒜产业的迫切需要,而大蒜蒜根自动切除是关键技术之一^[1]。

目前,国内高校及科研院所已研发出多款大蒜联合收获机样机,能够完成大蒜挖掘、清土、切茎和收集作业^[2,7],但生产中还未见有装配切去蒜根装置的大蒜收获机。欧美发达国家的大蒜收获技术较为成熟,但由于切根难度大和消费者消费习惯的不同,收获机具很少具有切根功能^[1]。日本 HZ1 型单行大蒜联合收获机安装有叠加的往复式锯齿刀,可进行蒜根切除,但锯齿刀高度不能根据鳞茎大小自动调节,易切伤鳞茎^[8]。为了实现切根刀机械自适应式调节,现有技术多采用鳞茎接触式仿形浮动切割,即鳞茎下球面抵压切根装置,使其紧贴鳞茎下球面仿形浮动并由内置切刀完成根系切割^[9-10]。但鳞茎接触式仿形浮动切割,无法分辨接触对象,由于鳞茎底部形状不规则及粘土多少、夹持形态、蒜根长短不同等,仍易造成鳞茎切伤和切根不齐。因此探索新的高质低损大蒜切根技术与方法,很有必要。

深度学习是一种高效的特征提取和目标检测网络结构^[11-13]。深度学习在农业中的应用越来越多,这些研究成果为解决本文提出的问题提供了方法和思路^[14-20]。

本文针对现有大蒜切根技术存在的切伤率高和切根不齐等问题,提出基于改进的 YOLO v2 模型的鳞茎非接触式切根方法,以深度卷积神经网络快速检测定位大蒜特征目标,切根刀高度自适应调整,设计一种大蒜切根试验台,并进行实际试验,以期为解决大蒜联合收获中高质低损切根提供参考。

1 整体结构和控制界面

1.1 整体结构

基于深度学习目标测定的大蒜收获切根装置主要由蒜秧输送装置、切根刀、控制系统组成,其中完成目标检测和控制切根刀自动调节的控制系统由硬件部分和软件部分组成,搭建的试验台如图 1 所示。

基于深度学习目标测定的大蒜收获切根装置是通过蒜秧输送装置、切根刀及控制系统相互配合来完成切根作业。在切根刀完成复位后,控制系统在蒜秧输送起始处采集图像并进行目标检测,按照深

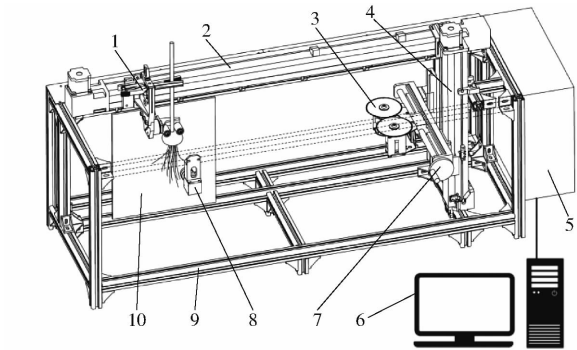


图 1 切根试验台结构图

Fig. 1 Structural drawing of root cutting test bench

1. 蒜株夹持机构 2. X 轴同步带滑台模组 3. 双圆盘切根刀
4. Y 轴丝杠滑台模组 5. 电控箱 6. 计算机 7. Z 轴丝杠滑台模组
8. 工业相机 9. 机架 10. 背景板

度卷积神经网络预测的切割线调节切根刀所在高度位置,蒜秧输送装置以设定的速度将蒜秧向前输送,输送的过程中,逆向高速旋转的切根刀刀盘切割蒜根,致使蒜根与鳞茎分离,蒜秧输送装置停止运动后返回起始处,将经过切根的蒜秧取下,最后将未切根的蒜秧固定在输送装置上,进入下一个工作循环。整个切根工作在控制系统的控制下完成,期间无人工调控。同时,无需机械结构与鳞茎接触检测位置,避免了该类损伤。

1.2 控制界面

采用 Matlab 中 APP Designer 开发平台设计人机交互界面,主要包括试验台运动控制和目标检测结果显示两部分,如图 2 所示,APP 最右边一栏自上至下分别用于执行电机控制系统使能、切根刀复位、选择 X 轴输送速度和试验台工作使能,加载深度卷积神经网络训练的检测器之后,APP 将显示图像的检测结果,并显示预测的边界框左上角点像素坐标,边界框的长和宽,控制信息在 APP 中转换为控制命令。在界面中,还显示检测对象的类别和置信度得分(Score),并设置了紧急停止开关按钮,用以失能步进电机驱动器。

图 2 中显示的是 APP 加载鳞茎检测器后的检



图 2 人机交互界面

Fig. 2 Human-computer interaction interface

测结果,鳞茎目标像素尺寸约为 276 像素 × 231 像素。为了保证向计算机提供可靠的位置信息,本文中每幅图像内只有一个大蒜,图像中的鳞茎是单个大目标^[21]。

2 试验台硬件系统设计

图 3 为控制系统硬件框图,控制系统硬件部分主要由工业相机、滑台位置感知系统、电机控制系统、刀盘调速控制系统以及安装有 Matlab 软件的上位机系统组成。滑台位置感知系统通过布置在 X 轴上的接近开关 I ~ III 和布置在 Y 轴上的接触开关感知滑台位置,各开关的信号电压由电压转换模块转为 3.3 V;通过改变刀盘调速发出 PWM 波的频率来改变直流无刷电机的转速;上位机系统能够完成基于深度卷积神经网络的目标检测。

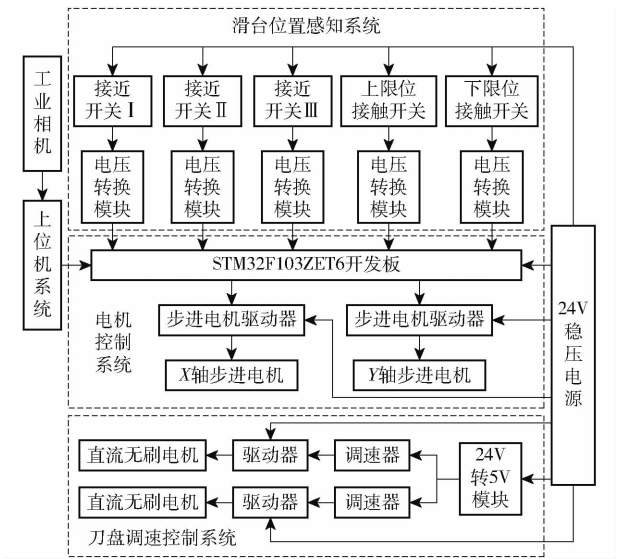


图 3 控制系统硬件框图

Fig.3 Block diagram of control system

2.1 相机标定

本文采用 MS-UB500C 型工业相机采集图像。工业相机采集的大蒜图像是像素信息,图像在计算机内是 $M \times N$ 的数组^[22]。如图 4 所示,图像中 O_0 为像素坐标系原点, (u, v) 表示任一像素点的像素横坐标和纵坐标,相机镜头的光心投影点 O_1 的像素坐标为 (u_0, v_0) ,以点 O_1 与 x, y 轴建立单位为毫米的图像坐标系 $((x, y)$ 为坐标系内任意一点),图像中每个像素点的宽和高为 ρ_w, ρ_h ,则有

$$u = \frac{x}{\rho_w} + u_0 \tag{1}$$

$$v = \frac{y}{\rho_h} + v_0 \tag{2}$$

在 y 方向上有

$$y = (v - v_0) \rho_h \tag{3}$$

由式(3)得到高度方向上像素坐标与物理尺寸

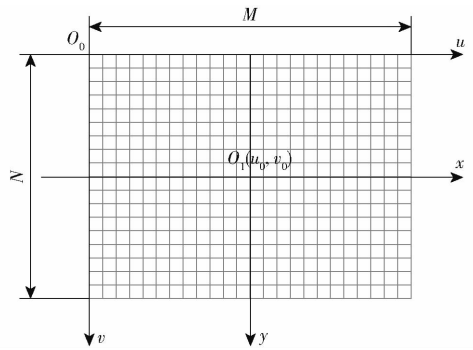


图 4 图像坐标系

Fig.4 Image coordinate system

的对应关系,但由于镜头存在畸变,需要获取相机的畸变参数,再进行相机标定,以保证像素信息准确^[23]。

2.2 微控制器

采用核心为 STM32F103ZET6 芯片的开发板作为下位机,控制 X 轴步进电机和 Y 轴步进电机运动。STM32F10x 系列芯片属于 ARM 架构,基于 Cortex-M3 内核开发,最高工作频率为 72 MHz,共有 4 个通用定时器,2 个 UART,具有高性能、低功耗、低成本的优点^[24]。

2.3 通信系统设计

上位机与下位机之间采用 UART 通信,开发板通过板载 USB 转 RS232 转换器与上位机的 USB 端口相连接接收 TTL 电平信号,程序将数据转换为数值在 0 ~ 255 的十进制数字命令代码,波特率设为 115 200 b/s。

3 试验台软件系统设计

3.1 改进的 YOLO v2 模型

本文中,不同于一般分类问题中具有不同属性和类别的对象,蒜株拔出土后未做任何处理,无论是鳞茎表面还是蒜根间都随机粘附一定量的土壤,这增大了检测的难度,能否准确检测出目标的边界框是本研究的重点,边界框的位置是影响切根质量的决定性因素。因此,需要注意每幅图像细微特征的差异。

目标的检测速度决定了试验台的性能,本文选择检测速度较快的 YOLO v2 模型进行研究^[25-27]。为了学习更全面、更精细的图像特征,改进原始 YOLO v2 模型,采用 ResNet50 作为特征提取网络,加深了特征提取网络的深度,以提高整个神经网络提取特征的表达能力,引入残差网络,用于抑制训练误差积累,避免网络加深引起梯度消失^[13,28-30]。

本文基于 YOLO v2 算法建立的大蒜检测模型主要由以下 2 个模块构成:Identity Block (IB) 模块

用于提取输入图像特征,包括卷积、批量归一化(BN)和 ReLU 激活函数处理。Conv Block(CB)模块同样是用来提取图像特征,与 IB 模块不同的是,该模块可以改变特征向量的维度。

改进的 YOLO v2 模型的特征提取网络共包括 46 个卷积层、1 个最大池化层,模型架构如图 5 所示。改进的 YOLO v2 模型给出 $14 \times 14 \times 42$ 张量的

输出(本文对象分类为 1),特征图中每个单元格预测输出 7 个边界框,每个边界框有 6 个预测值,分别为预测的边界框左上角点的像素坐标(u_i, v_i)、边界框的宽(w_i)和高(h_i)、目标性评分(p_i)、置信度得分(C_i),最终利用非极大值抑制方法只保留最佳的边界框^[31]。其中,置信度得分是目标属于某个类别的置信度。

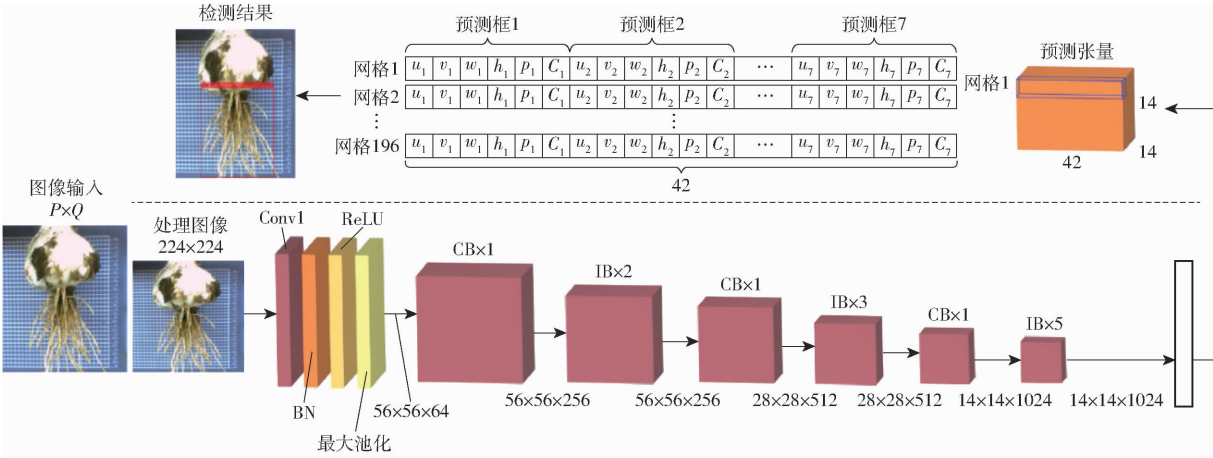


图 5 改进的 YOLO v2 架构
Fig. 5 Architecture of improved YOLO v2

检测模型训练过程中的总损失用 L_{all} 表示, L_{all} 由边界框检测损失 (L_{IOU})、置信度检测损失 ($L_{confidence}$) 和分类损失 (L_{class}) 组成^[28],即

$$L_{all} = L_{IOU} + L_{confidence} + L_{class} \quad (4)$$

为了验证模型检测性能,本文采用召回率、平均精度、平均交并比和检测时间 4 个指标进行评价^[17,32]。

在测试集上评价检测器的表现时,将统计检测率 β 、可用率 η 和置信度得分,计算公式为

$$\beta = \frac{n'}{N} \times 100\% \quad (5)$$

$$\eta = \frac{N'}{N} \times 100\% \quad (6)$$

式中 N ——测试次数

n' ——检出目标的次数

N' ——可以用于切根的检出次数

以可用率作为评价检测结果是否可以用于控制切根刀的指标,图像的检测结果分为可用和不可用两大类。

3.2 控制算法设计

大蒜切根时,将深度卷积神经网络预测的边界框的边线作为切割线。根据大蒜切根的需要,分别采用鳞茎检测器预测边界框的下边线、根盘检测器预测边界框的下边线、蒜根检测器预测边界框的上边线作为切割线。

检测器完成目标检测之后,上位机系统根据目

标类别,计算出切割线像素纵坐标。如以鳞茎作为检测目标时,上位机系统将计算边界框下边线像素纵坐标,切割线的位置如图 6 中红线所示。

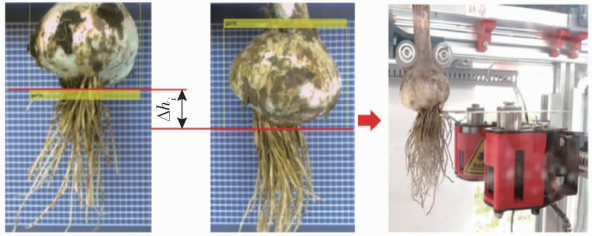


图 6 调整方法原理图
Fig. 6 Schematic of adjustment method

当完成前次切根之后,上位机系统根据本次预测的切割线像素坐标,转换得到切割线图像坐标,并反馈电机控制系统调整切根刀 y 方向的位移。由公式(3)可知,前后两次切割,切根刀在 y 方向的调整位移为

$$\Delta h_{n+1} = (k_{n+1} - k_n) \rho'_h \quad (n \in \mathbf{N}_+) \quad (7)$$

式中 Δh_{n+1} ——图像坐标系中第 $n+1$ 次切根与第 n 次切根切割线在 y 方向投影点的坐标差值,其值为正时切根刀向 Y 轴正方向移动,为负时切根刀向 Y 轴负方向移动,mm

k_n ——第 n 次预测的切割线像素纵坐标

k_{n+1} ——第 $n+1$ 次预测的切割线像素纵坐标

ρ'_h ——所检测图像中每个像素点的高度

此外,第 1 次切根时,存在关系

$$\Delta h_1 = (k_1 - k_0) \rho'_h \tag{8}$$

式中 k_0 ——完成复位后切根刀切割面的像素纵坐标,本文中为 300 像素
为了得到 ρ'_h 的值,需建立图像像素与实际尺寸之间的对应关系^[33]。本文对纵向放置的标尺进行了图像采集,通过测量得到,长度为 30 mm 的距离上占有 159 个像素,则像素点方向的标定系数 $\rho'_h = 30\text{ mm}/159\text{ 像素} = 0.188\text{ 7 mm/像素}$ 。

4 试验与结果分析

4.1 试验物料与设备

2021 年 5 月在江苏省射阳县大蒜种植试验田开展了现场试验,进行目标检测和大蒜切根,试验现场如图 7 所示。试验田中蒜株直立性较好,随机选择蒜株,用于试验的全部蒜株经松土起秧后出土不超过 1 h,蒜根长度 69 ~ 151 mm,鳞茎高度 38.84 ~ 49.25 mm(差值为 10.41 mm)。出土后的蒜株不做任何处理,直接用于试验。



图 7 系统现场试验

Fig.7 Photo of system at test site

试验中使用的计算机处理器是 Intel Xeon E5 - 1620、主频 3.5 GHz,运行内存 16 GB,存储内存 1 TB,GPU 为 4 GB NVIDIA GTX1650。采用 Matlab R2021a 搭建神经网络。本次试验中,工业相机采集到的图像尺寸均为 800 像素 × 600 像素。

4.2 多目标比较

为了研究不同目标的检测效果,本文对鳞茎、根盘和蒜根 3 种目标进行比较。目标比较试验的图像采集 3 d,采集时间为 08:00—19:00,由于天气变化和太阳移动,获得的图像亮度存在差别,将图像按照亮度分为高亮度、中亮度和低亮度 3 大类,保证了该

目标检测方法对不同光照的适应性。

4.2.1 数据处理

利用 264 株蒜株获得 1 320 幅图像(高亮度 551 幅、中亮度 439 幅、低亮度 330 幅)。训练集共 859 幅图像,测试集共 461 幅图像,训练集图像与测试集图像无重复。

如图 8 所示,利用 Image Labeler 对训练集图像中的 3 种目标进行标注,用绿色框标注鳞茎,用红色框标注根盘,用紫红色框标注蒜根。标注前将图像转换为 224 像素 × 168 像素,标注时保证每个目标都被框入目标标注框之中并且在目标标注框中所占面积尽量大。训练集的 70%(601 幅图像)作为训练数据,其余的 30%(258 幅图像)作为验证数据。

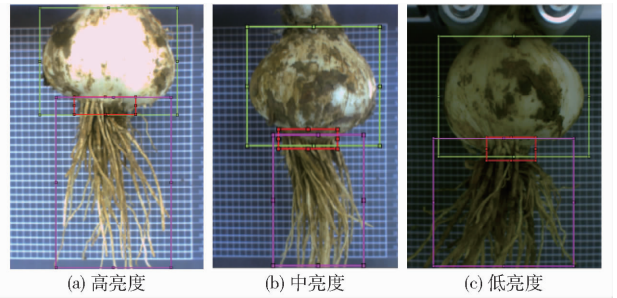


图 8 不同亮度的图像对比

Fig.8 Image comparison charts of different brightnesses

训练集划分完成之后,在 Matlab 软件中采用镜像、色调、饱和度和曝光变化进行数据增强,经过数据增强的训练数据共 2 404 幅图像。

4.2.2 参数设置

利用改进的 YOLO v2 模型进行训练,采用带有动量的随机梯度下降(SGDM)训练网络,动量为 0.9,设置 100 个迭代周期。主要训练参数包括:网络输入为 224 × 224、最小批量为 7、学习率为 1×10^{-3} 、对象分类为 1、锚箱数量为 7。

根据鳞茎数据集的图像特征和 GPU 性能,当最小批量设为 7,锚箱数量设为 7 时,取得了较好的训练效果。

4.2.3 训练与结果分析

训练后期总损失稳定在 0.5 以下,未出现梯度消失。训练结果显示,鳞茎目标召回率为 97.15%,平均精度为 99.83%,平均交并比为 0.957 9;根盘目标召回率为 96.82%,平均精度为 99.45%,平均交并比为 0.894 1;蒜根目标召回率为 97.26%,平均精度为 99.98%,平均交并比为 0.900 7,最终得到 3 种目标的检测器。

图 9 中所标出的红线为通过检测得到的切割线。不可用的检测结果包括:图 9a、9c(预测的切割线经过鳞茎将造成大蒜切伤)、图 9b(预测出多个边

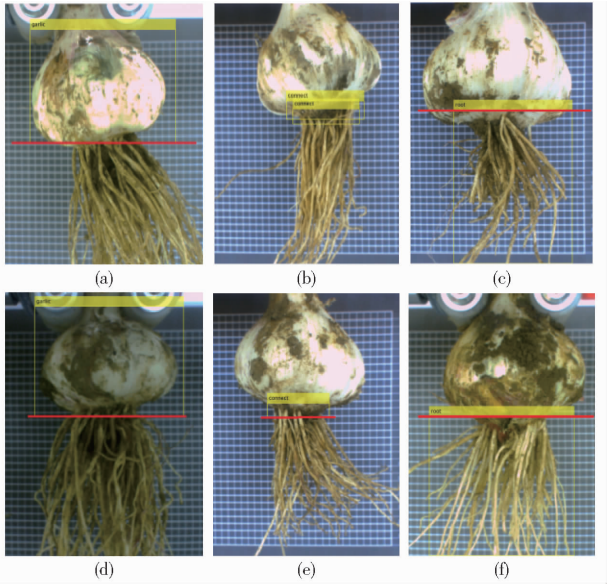


图 9 检测结果对比

Fig. 9 Comparison of recognition results

表 1 目标比较试验结果

Tab. 1 Results of target comparison test

参数	鳞茎			根盘			蒜根		
	高亮度	中亮度	低亮度	高亮度	中亮度	低亮度	高亮度	中亮度	低亮度
检测率 β /%	100	100	100	100	99.17	100	100	100	100
检测时间/s	0.094 6	0.096 5	0.074 1	0.082 2	0.067 3	0.082 7	0.080 7	0.081 2	0.087 5
置信度得分	0.977 41	0.975 36	0.978 16	0.863 83	0.825 64	0.812 12	0.961 5	0.931 78	0.937 61
可用率 η /%	92.56	94.21	97.6	86.05	89.26	85.6	18.14	17.36	7.2

可知,鳞茎检测可用率都最高,鳞茎、根盘和蒜根检测可用率平均值分别是 94.79%、86.97%、14.23%,蒜根可用率平均值最低,低于 15%,不能作为检测目标。

综合考虑各项试验指标和可靠性,本文选择鳞茎作为切根试验的检测目标。目标比较试验还表明,采用包含不同亮度图像的训练集,训练得到的目标检测器具有较好的检测效果。

4.3 目标检测模型比较

为了对比不同模型的检测性能,本文对基于 5 种算法的 10 种模型进行比较。5 种算法分别是: Faster R-CNN、SSD、YOLO v2、YOLO v3 和 YOLO v4, 10 种模型的具体结构见表 2。

4.3.1 数据处理

在目标比较试验的图像采集工作基础上,继续进行图像采集,共采集到 2 000 幅无重复且亮度不同的图像作为训练集。采用 Image Labeler 对训练集图像中的鳞茎目标进行标注,处理方法见 4.2.1 节,标注时适当下移了标注框的下边线,以期达到提高可用率的目的。训练集的 70% (1 400 幅图像) 作为训练数据,其余的 30% (600 幅图像) 作为训练验

界框,将不能为计算机提供准确的位置信息),及未能做出检测的结果;可用的检测结果包括:图 9d、9e、9f。可用的检测结果不仅做出了准确预测,而且预测得到的切割线不经过鳞茎,避免造成大蒜切伤。

利用 3 种检测器,分别对测试集图像进行逐幅检测测试,结果统计情况见表 1。虽然根盘检测器出现了未检测的情况,但是根盘目标检测率最低为 99.17%,其余两种目标的检测率均为 100%,说明 3 种检测器都具有较好的泛化性,模型没有过拟合。

以根盘为目标时,多次出现预测出数个边界框的情况,表明根盘作为检测目标不可靠。由表 1 可知,鳞茎、根盘和蒜根在 APP 中的检测时间平均值分别是 0.088 4、0.077 4、0.083 1 s,置信度得分平均值分别是 0.976 98、0.833 86、0.943 63;此外,不同亮度对同一目标的检测置信度得分影响并不大。比较在同一种亮度下不同目标检测可用率结果的差异

证数据。经过数据增强的训练数据共 5 600 幅图像。

在试验中,利用 1 d 时间采集 500 幅无重复且亮度不同的图像作为测试集。

4.3.2 参数设置

训练参数设置与 4.2.2 节基本相同,不同之处有:检测头数量为 3 的 YOLO v3 - DarkNet53 (3) 和 YOLO v3 - ResNet50 (3) 的锚箱数量为 9,检测头数量为 2 的 YOLO v3 - ResNet50 (2)、YOLO v3 - tiny - COCO 和 YOLO v4 - tiny - COCO 的锚箱数量为 6,各模型网络输入见表 2。

4.3.3 训练与结果分析

各模型在训练后期总损失均稳定在 0.5 以下,未出现梯度消失。各模型的训练指标见表 2,得到 10 种鳞茎目标检测器。

由表 2 可知,YOLO v4 - tiny - COCO 的平均精度最高,为 99.99%,改进的 YOLO v2 模型平均精度为 97.66%,10 种模型中,YOLO v3 和 YOLO v4 模型有多个检测头,可以实现多个尺度的检测,有利于检测小目标,并且能够分辨出距离较近的多个目标,提取的特征图尺寸种类数与检测头数量相等,

表 2 模型结构对比

Tab.2 Comparison of model structure

算法	网络	平均精度/%	检测头数量	网络输入	特征图尺寸/ (像素×像素)	模型储存 空间/MB	训练时间/ s
Faster R-CNN	ResNet50	98.78	1	224×224	14×14	117	14 969
SSD	ResNet50	91.77	1	300×300	19×19	42	22 913
YOLO v2	DarkNet19	95.15	1	224×224	7×7	137	4 970
	ResNet50	97.66	1	224×224	14×14	97.6	9 586
	ResNet101	97.82	1	224×224	14×14	165	17 651
YOLO v3	DarkNet53(3)	98.93	3	224×224	28×28/14×14/7×7	228	15 377
	ResNet50(2)	99.87	2	224×224	28×28/14×14	111	10 917
	ResNet50(3)	99.91	3	224×224	28×28/14×14/7×7	403	17 545
YOLO v3-tiny-COCO		99.89	2	224×224	14×14/7×7	30.8	2 254
YOLO v4-tiny-COCO		99.99	2	416×416	26×26/13×13	20.9	8 712

YOLO v3 和 YOLO v4 算法实施了多尺度特征融合。

利用由 Matlab 编写的测试程序,分别统计了 10 种检测器在测试集上的置信度得分和检测时间,由于测试程序中的检测时间是从测试程序读入图像到检测器输出边界框的参数,无需显示图像,所以测试程序中的检测时间会略短于 APP 中的检测时间。试验中保证了 10 种模型比较环境的一致性。

模型测试结果如图 10 所示,可知 YOLO v4-tiny-COCO、YOLO v3-ResNet50(2)、YOLO v3-tiny-COCO、YOLO v3-ResNet50(3)和 YOLO v3-DarkNet53(3)的置信度得分大于 0.99, Faster R-CNN-ResNet50、YOLO v2-ResNet50 和 YOLO v2-ResNet101 的置信度得分大于 0.95, YOLO v2-DarkNet19 和 SSD-ResNet50 的置信度得分在 0.95 以下。

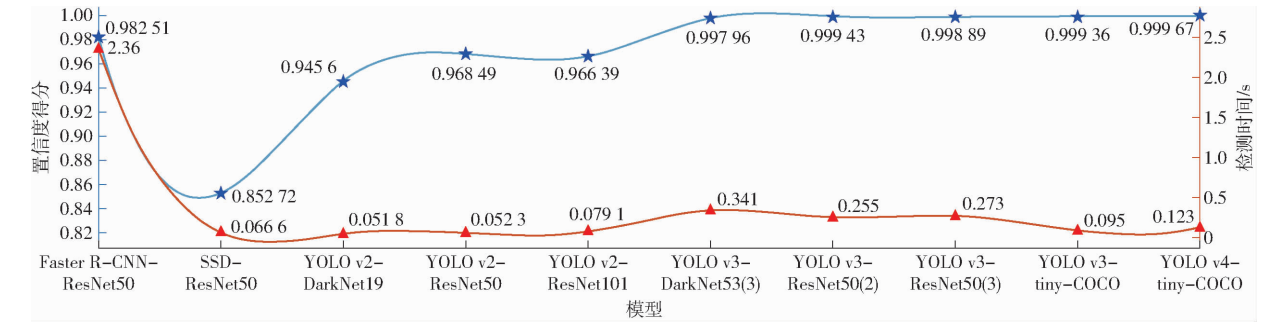


图 10 模型测试结果对比

Fig. 10 Comparison of model test results

Faster R-CNN-ResNet50 的检测时间大于 1 s, YOLO v4-tiny-COCO、YOLO v3-ResNet50(3)、YOLO v3-ResNet50(2)和 YOLO v3-DarkNet53(3)的检测时间在 0.1~0.35 s 之间, YOLO v3-tiny-COCO、YOLO v2-ResNet101 和 SSD-ResNet50 的检测时间在 0.06~0.1 s 之间,只有 YOLO v2-ResNet50 和 YOLO v2-DarkNet19 的检测时间小于 0.06 s。

为了提高反应速度,大蒜切根要求检测器具有较高检测置信度得分的情况下,检测时间尽可能短。对比的 10 种模型中, YOLO v2-DarkNet19 的检测时间最短, YOLO v2-ResNet50 仅比 YOLO v2-DarkNet19 慢 0.000 5 s,几乎可以忽略,但 YOLO v2-ResNet50 的置信度得分较 YOLO v2-DarkNet19 提高 0.022 89,并高于 SSD-ResNet50 和 YOLO v2-

ResNet101,说明改进的 YOLO v2 模型有效提高了检测精度。从快速完成检测的角度出发,改进的 YOLO v2 模型在 10 种模型中性能最优,可以实现对鳞茎快速准确的检测。YOLO v2-ResNet50 训练的检测器在测试集上的检测结果如图 11 所示,测试集由不同亮度、鳞茎外形各异、鳞茎外表粘有不同土壤量的 500 幅图像构成,每幅图像中均可以准确检测出鳞茎目标位置并输出置信度得分,可以说明由改进的 YOLO v2 模型训练得到的鳞茎检测器具有较好的泛化性,模型未出现过拟合,可以用于切根试验。

4.4 切根试验

为了验证大蒜切根试验台的实际切根效果,采用改进的 YOLO v2 模型训练的检测器进行切根试验。设置 X 轴滑台输送速度为 0.7 m/s,切根刀的

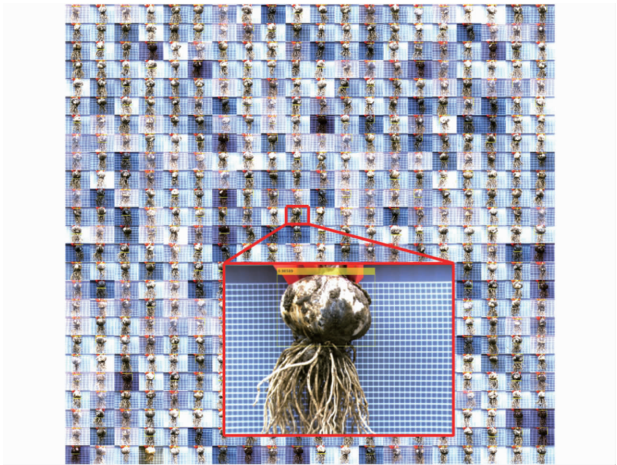


图 11 改进模型的测试结果
Fig. 11 Test results of improved model

刀盘转速为 1 200 r/min。共进行 3 组试验,每组 100 个样本,采集图像的亮度由天气状况决定。

将不切伤鳞茎,且残余的蒜根长度不超过 10 mm 的样本认定为合格,切根之后的鳞茎底部不会发霉。切根合格率通过观察和测量统计计算得到,切根合格率计算公式为

$$\alpha = \frac{N_1}{N_0} \times 100\%$$

(9)

式中 N_0 ——蒜株总株数
 N_1 ——切根合格的蒜株株数

4.5 结果与分析

切根前后对比见图 12,可以看到切根刀有效切掉了蒜根。由表 3 可知,鳞茎目标的置信度得分为 0.970 99,可用率为 96.67%,切根合格率为 95.33%,在 APP 中的检测时间为 0.088 7 s。切根合格率低于可用率的原因是个别检测可用的大蒜切根后残余的蒜根长度过长,为不合格结果,降低了切根合格率。根据目标比较试验的结果对标注方法进行改善,提高了检测结果可用率。

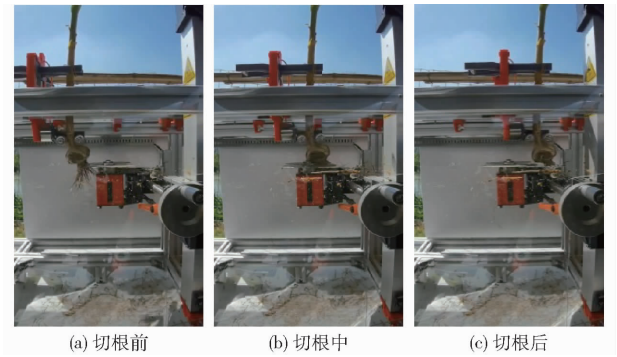


图 12 切根前后对比

Fig. 12 Comparison before and after root cutting

在 3 组试验中均出现了少数不可用的检测结果,这些检测结果中的切割线经过鳞茎,切根时将鳞茎切伤。因此,结果中切根不合格分为切伤和残余

蒜根过长两种情况。在后续研究中,将采取措施进一步提高可用率和切根合格率。

表 3 切根试验结果
Tab. 3 Results of root cutting test

参数	试验序号			均值
	1	2	3	
置信度得分	0.966 17	0.974 59	0.972 21	0.970 99
可用率 η /%	96	99	95	96.67
切根合格率 α /%	94	97	95	95.33
检测时间/s	0.086 4	0.088 6	0.091 1	0.088 7

5 讨论

本文切根试验结果中,鳞茎目标检测时间均值为 0.088 9 s,试验记录的检测时间最大值为 0.096 2 s,表明检测时间最大不超过 0.1 s,取最大检测时间 $t_{\max} = 0.1$ s。若要实现大蒜联合收获过程中的切根,可以采用双触发点控制模式将系统布置在联合收获机夹持输送通道上。具体方法如下:蒜株输送时分前后激活第一和第二触发点,第一触发点激活图像拍摄和检测功能,第一触发点与相机位置相同,第二触发点布置在第一触发点后距离 L_1 处,切根刀的完成切割点在第二触发点后距离 L_2 处,蒜株激活第一触发点后系统得到预测切割线的高度坐标,并将数据保存在内存中,当第二触发点激活时,系统根据数据调整切根刀的高度,完成大蒜切根。

已知现有的大蒜种植农艺中株距 d 为 0.1 ~ 0.15 m,取 d 的最小值 $d_{\min} = 0.1$ m,由 4.1 节统计的试验数据可知鳞茎最大高度差取整为 $h_{\max} = 11$ mm, Z 轴丝杆的螺距为 $m_z = 10$ mm,丝杆驱动电机转速用 n_y (r/min) 表示。试验测得七行大蒜联合收获机作业时输送链最大输送速度 $v_{\max}$ 为 0.75 m/s;本试验台采用的双圆盘切刀有效切割行程 $L_x = 45$ mm,考虑到蒜头大小不同,根盘直径不同,同样参数配置的双圆盘切刀初始切割点与完成切割点之间的距离也会不同,为避免切伤鳞茎,设置安全切割系数 $\varphi = 0.9$ 。假设切根时以鳞茎顶面对齐,切根刀转轴的轴线与输送方向垂直,则有

$$v_{\max} t_{\max} \leq L_1$$

(10)

$$v_{\max} \left(\frac{60}{n_y} \frac{h_{\max}}{m_z} \right) \leq (L_2 - L_x) \varphi$$

(11)

将数值代入式 (10),计算得到 L_1 的最小值为 0.075 m。式中 L_2 取最大值时 n_y 取最小值,将 $L_2 = d_{\min} = 0.1$ m 代入式 (11) 可得丝杆驱动电机转速 n_y 最小值为 1 000 r/min。通过以上计算可以看出,第一触点到第二触点距离为 0.075 m,第二触点到切根完成点距离为 0.1 m,丝杆驱动电机转速选取

1 000 r/min 即可,将基于深度卷积神经网络的大蒜切根系统布置在大蒜联合收获机上可行的。

6 结论

(1)提出了利用机器视觉技术进行鳞茎非接触式切根方法,设计了一种基于深度卷积神经网络的大蒜切根试验台,以改进的 YOLO v2 模型构建深度卷积神经网络,实现鳞茎的目标检测,将预测的切割线像素纵坐标差转换为图像坐标,自动调节切根刀的高度。解决了采用纯机械机构难以检测大蒜位置的问题。

(2)采用 ResNet50 作为特征提取网络,比较了以鳞茎、根盘和蒜根作为目标,在高、中、低 3 种亮度下进行检测的结果和可靠性。以鳞茎作为目标时检测的置信度得分和可用率最高,可靠性最好。

(3)对比 Faster R-CNN、SSD、YOLO v2、YOLO v3 和 YOLO v4 算法的 10 种模型,改进的 YOLO v2 可以实现对鳞茎快速准确的检测。切根试验结果表明,鳞茎检测置信度得分为 0.970 99,可用率为 96.67%,切根合格率为 95.33%,检测时间平均值为 0.088 7 s。根据试验结果,提出了将系统布置在大蒜联合收获机上的可行方案。

参 考 文 献

[1] 于昭洋,胡志超,杨柯,等. 大蒜收获机浮动切根装置作业机理分析与参数优化[J]. 农业机械学报,2021,52(5):111-119.
YU Zhaoyang,HU Zhichao,YANG Ke,et al. Operation mechanism analysis and parameter optimization of garlic root floating cutting device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(5):111-119. (in Chinese)

[2] 赵东,蔡冬梅,秦理想,等. 模块化大蒜联合收获机设计与试验[J]. 农业机械学报,2020,51(4):95-102.
ZHAO Dong,CAI Dongmei,QIN Lixiang,et al. Design and experiment of modularized garlic combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):95-102. (in Chinese)

[3] 中国大蒜产业发展研究报告[M]. 北京:经济管理出版社,2018.

[4] 于昭洋,胡志超,王海鸥,等. 大蒜果秧分离机构参数优化及试验[J]. 农业工程学报,2015,31(1):40-46.
YU Zhaoyang,HU Zhichao,WANG Haiou,et al. Parameters optimization and experiment of garlic picking mechanism[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(1):40-46. (in Chinese)

[5] 于昭洋,胡志超,杨柯,等. 大蒜联合收获切根试验台设计与试验[J]. 农业工程学报,2016,32(22):77-85.
YU Zhaoyang,HU Zhichao,YANG Ke,et al. Design and experiment of root cutting device in garlic combine harvesting[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(22):77-85. (in Chinese)

[6] 侯加林,黄圣海,牛子儒,等. 双鸭嘴式大蒜正头装置调头机理分析与试验[J]. 农业机械学报,2018,49(11):87-96.
HOU Jialin,HUANG Shenghai,NIU Ziru,et al. Mechanism analysis and test of adjusting garlics upwards using two duckbill devices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(11):87-96. (in Chinese)

[7] 彭宝良,吕小莲,王海鸥,等. 半喂入自走式大蒜联合收获机[J]. 农业机械学报,2011,42(增刊):138-141,146.
PENG Baoliang,LÜ Xiaolian,WANG Haiou,et al. Half-feed and self-propelled garlic combine harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(Supp.):138-141,146. (in Chinese)

[8] 王后新,李天华,吴彦强,等. 大蒜收获机械研究现状及展望[J]. 中国农机化学报,2018,39(6):102-107.
WANG Houxin,LI Tianhua,WU Yanqiang,et al. Research status and prospects of garlic harvesting machinery[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2018,39(6):102-107. (in Chinese)

[9] 杨柯. 大蒜切须技术研究及机构优化设计[D]. 北京:中国农业科学院,2015.
YANG Ke. Research and optimization design of cutting mechanism in garlic combine harvesting[D]. Beijing:Chinese Academy of Agricultural Sciences,2015. (in Chinese)

[10] 杨柯,胡志超,彭宝良,等. 大蒜机械切须技术研究及试验[J]. 中国农机化学报,2015,36(3):153-159.
YANG Ke,HU Zhichao,PENG Baoliang,et al. Research and test of garlic mechanical cutting roots technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2015,36(3):153-159. (in Chinese)

[11] LI Xiang,DING Qing,SUN Jianqiao. Remaining useful life estimation in prognostics using deep convolution neural networks[J]. Reliability Engineering & System Safety,2018,172:1-11.

[12] 孙红,李松,李民赞,等. 农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(5):1-17.
SUN Hong,LI Song,LI Minzan,et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):1-17. (in Chinese)

[13] 徐焕良,孙云晓,曹雪莲,等. 基于光子传输模拟与卷积神经网络的苹果品质检测[J]. 农业机械学报,2021,52(8):338-345.
XU Huanliang,SUN Yunxiao,CAO Xuelian,et al. Apple quality detection based on photon transmission simulation and convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(8):338-345. (in Chinese)

[14] YE Changwen,YU Zhenwei,KANG Rui,et al. An experimental study of stunned state detection for broiler chickens using an improved convolution neural network algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,170:105284.

[15] WU Dihua,LÜ Shuaichao,JIANG Mei,et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,178:

105742.

- [16] 侯加林,田林,李天华,等. 基于双侧图像检测的大蒜正芽及排种试验台设计与试验[J]. 农业工程学报,2020,36(1): 50–58.
HOU Jialin, TIAN Lin, LI Tianhua, et al. Design and experiment of test bench for garlic bulbil adjustment and seeding based on bilateral image identification[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(1): 50–58. (in Chinese)
- [17] 李玉华,刘全程,李天华,等. 基于 Jetson Nano 处理器的大蒜鳞芽朝向调整装置设计与试验[J]. 农业工程学报,2021, 37(7): 35–42.
LI Yuhua, LIU Quancheng, LI Tianhua, et al. Design and experiments of garlic bulbil orientation adjustment device using Jetson Nano processor[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(7): 35–42. (in Chinese)
- [18] 袁培森,申成吉,徐焕良. 基于迁移学习和双线性 CNN 的细粒度菌菇表型检测[J]. 农业机械学报,2021,52(7):151–158.
YUAN Peisen, SHEN Chengji, XU Huanliang. Fine-grained mushroom phenotype recognition based on transfer learning and bilinear CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 151–158. (in Chinese)
- [19] 何进荣,石延新,刘斌,等. 基于 DXNet 模型的富士苹果外部品质分级方法研究[J]. 农业机械学报,2021,52(7):379–385.
HE Jinrong, SHI Yanxin, LIU Bin, et al. External quality grading method of Fuji apple based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 379–385. (in Chinese)
- [20] 孟庆宽,张漫,叶剑华,等. 自然环境下基于轻量二阶段检测模型的多类蔬菜幼苗检测[J]. 农业机械学报,2021,52(10):282–290.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YE Jianhua, et al. Identification of multiple vegetable seedlings based on two-stage lightweight detection model in natural environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 282–290. (in Chinese)
- [21] KISANTAL M, WOJNA Z, MURAWSKI J, et al. Augmentation for small object detection[C]//9th International Conference on Advances in Computing and Information Technology, 2019.
- [22] [澳]CORKE P. 机器人学、机器视觉与控制—MATLAB 算法基础[M]. 刘荣,译. 北京:电子工业出版社,2016.
- [23] 关卓怀,陈科尹,丁幼春,等. 水稻收获作业视觉导航路径提取方法[J]. 农业机械学报,2020,51(1):19–28.
GUAN Zhuohuai, CHEN Keyin, DING Youchun, et al. Visual navigation path extraction method in rice harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 19–28. (in Chinese)
- [24] 丁力,宋志平,徐萌萌,等. 基于 STM32 的嵌入式测控系统设计[J]. 中南大学学报(自然科学版),2013,44(增刊1):260–265.
DING Li, SONG Zhiping, XU Mengmeng, et al. Design of embedded measurement and control system based on STM32[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2013, 44(Sup. 1): 260–265. (in Chinese)
- [25] HU Jun, ZHAO Dandan, ZHANG Yanfeng, et al. Real-time nondestructive fish behavior detecting in mixed polyculture system using deep-learning and low-cost devices[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 178:115051.
- [26] TC A, NING W, RW A, et al. One-stage CNN detector-based benthonic organisms detection with limited training dataset[J]. Neural Networks, 2021, 144: 247–259.
- [27] HUANG Zhanchao, WANG Jianlin, FU Xuesong, et al. DC-SPP-YOLO: Dense connection and spatial pyramid pooling based YOLO for object detection[J]. Information Sciences, 2020, 522:241–258.
- [28] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016.
- [29] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2017.
- [30] LOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//International Conference on Machine Learning, 2015.
- [31] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016.
- [32] POWERS D M W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness & correlation[J]. International Journal of Machine Learning Technology, 2011, 2(1): 37–63.
- [33] 袁江涛,杨立,王小川,等. 基于机器视觉的细水雾液滴尺寸测量与分析[J]. 光学学报,2009,29(10):2842–2847.
YUAN Jiangtao, YANG Li, WANG Xiaochuan, et al. Measurement and analysis of water mist droplet size based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(10): 2842–2847. (in Chinese)