doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.026

# 基于改进YOLO v8的苹果树树干精准识别方法

张宏建[1,2]　孙智霖[1,3]　亓新春[1,4]　曹鑫鹏[1,5]　任　松[1,5]　王金星[1,5]

（1. 山东农业大学机械与电子工程学院，泰安 271018；2. 山东农业大学园艺科学与工程学院，泰安 271018；
3. 农业装备智能化山东省工程研究中心，泰安 271018；4. 山东派蒙机电技术有限公司，济南 250100；
5. 山东省设施园艺智慧生产技术装备重点实验室(筹)，泰安 271018）

**摘要：**针对苹果树树干识别中存在检测精度差与速度低的问题，提出一种基于改进YOLO v8的苹果树树干精准识别方法。首先，采用深度感知相机采集苹果树树干图像，并以YOLO v8为基准模型，采用结构重参数化卷积替换卷积层，增强模型特征学习能力。其次，优化特征融合单元，增加动态头部检测机制，提升检测速度与检测精度。最后，以传统YOLO v8、Fast R-CNN等作为对照模型，以平均精度和帧率等作为评价指标，进行田间试验。结果表明，本文改进模型具备精准识别苹果树树干的能力，平均精度达到95.07%，检测速度提升至112.53 f/s，模型参数量为$4.512\times10^7$。相比传统YOLO v8模型，平均精度提高了4.98个百分点，检测速度提高了3.24 f/s。与主流的目标检测模型Fast R-CNN、YOLO v7、YOLO v5、YOLO v3相比，改进模型平均精度分别高出15.26、6.33、9.59、13.41个百分点；检测速度分别高出96.81、75.27、2.23、57.10 f/s；参数量比Fast R-CNN、YOLO v5、YOLO v3分别减少$9.198\times10^7$、$1.93\times10^6$、$1.641\times10^7$。该研究为苹果园中自主导航及智能作业提供了技术与方法支持。

**关键词：**苹果树树干；精准识别；改进YOLO v8；特征学习；动态检测

**中图分类号：**S24　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0246-10

# Accurate Apple Tree Trunk Recognition Method Based on Improved YOLO v8

ZHANG Hongjian[1,2]　SUN Zhilin[1,3]　QI Xinchun[1,4]　CAO Xinpeng[1,5]　REN Song[1,5]　WANG Jinxing[1,5]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian* 271018, *China*
2. *College of Horticulture Science and Engineering, Shandong Agricultural University, Taian* 271018, *China*
3. *Shandong Engineering Research Center of Agricultural Equipment Intelligentization, Taian* 271018, *China*
4. *Shandong Paimon Electromechanical Technology Co., Ltd., Ji'nan* 250100, *China*
5. *Shandong Key Laboratory of Intelligent Production Technology and Equipment for Facility HorticultureIn, Taian* 271018, *China*)

**Abstract:** To address the issues of low detection accuracy and speed in apple tree trunk recognition, this paper proposes a precise apple tree trunk recognition method based on an improved YOLO v8 model. First, a depth-sensing camera is used to capture images of apple tree trunks, and YOLO v8 is adopted as the baseline model. The convolutional layers are replaced with re-parameterized convolution structures to enhance the model's feature learning capability. Second, the feature fusion unit is optimized by introducing a dynamic head detection mechanism, which improves both detection speed and accuracy. Finally, field experiments were conducted using traditional YOLO v8, Fast R-CNN, and other models as baselines, with average recognition accuracy and frame rate as evaluation metrics. The results show that the improved model is capable of accurately recognizing apple tree trunks, achieving an average recognition accuracy of 95.07% and a detection speed of 112.53 f/s, and the model parameters amount to $4.512\times10^7$. Compared with the traditional YOLO v8 model, the average recognition accuracy increased by 4.98 percentage points, and detection speed increased by 3.24 f/s. Compared with mainstream object detection models such as Fast R-CNN, YOLO v7, YOLO

收稿日期：2024－07－25　修回日期：2024－09－25

**基金项目：**山东省重点研发计划项目(2022CXGC020706)、国家苹果产业技术体系项目(CARS-27)、山东省青年科技人才托举工程项目(SDAST2024QTA050)、山东省高等学校“青创团队计划”项目(2023KJ160)和乡村振兴科技创新提振行动计划项目(2023TZXD061)

**作者简介：**张宏建(1991—)，男，博士生，主要从事智能农机装备研究，E-mail: zhanghongji_an@163.com

**通信作者：**王金星(1970—)，男，教授，博士生导师，主要从事智能农业装备及技术研究，E-mail: jinxingw@163.com

v5, and YOLO v3, the improved model outperformed them in average recognition accuracy by 15.26, 6.33, 9.59, and 13.41 percentage points, respectively, and in detection speed by 96.81, 75.27, 2.23, and 57.10 f/s, respectively. Additionally, the model's parameter count was reduced by $9.198\times10^7$, $1.93\times10^6$, and $1.641\times10^7$ compared to Fast R-CNN, YOLO v5, and YOLO v3, respectively. This research provides technical and methodological support for autonomous navigation and intelligent operations in apple orchards.

**Key words**: apple tree trunk; precise identification; improved YOLO v8; Feature learning; dynamic detection

## 0　引言

中国是世界上最大的苹果生产国，也是世界上苹果种植面积最大的国家[1-3]。随着苹果种植面积的逐年增长，人工管理苹果园出现作业强度大、效率低等问题。果园智能化作业弥补了人工管理果园出现的问题[4-5]，成为果园管理的发展方向[6]。

自主导航[7-12]是苹果园智能化作业的关键，被广泛应用在开沟施肥[13-15]、割草[16-18]和农药喷洒[19-21]等果园机械化作业中。全球导航卫星系统（Global navigation satellite system，GNSS）是农业自主导航的主要方式。然而对于苹果园等被叶片严重遮盖的环境，GNSS易出现卫星信号丢失而造成定位精度下降。在矮砧密植的苹果园中，行距一般为3~4 m，株距为0.5~2 m。由于果树树冠低矮，树干不易被枝条遮挡，空间位置信息相对固定，为基于果树树干的自主导航提供条件。如何精准识别树干成为基于果树树干自主导航的关键问题。JUMAN等[22]融合Viola和Jones检测器获取的色彩空间与深度信息，提出了一种复杂环境的树干识别方法。SHALAL等[23]通过融合激光传感器获取宽度数据与相机获取的颜色及边缘数据实现树干识别。牛润新等[24]通过水平安装的单线激光获取环境信息，提出基于距离的自适应密度聚类的树干识别方法，并利用特征点排除地面和杂草的干扰。然而，激光雷达成本较高，且在背景信息复杂的环境中易出现噪点与虚假回波等现象导致目标识别的准确率下降。随着数字照相技术和计算机技术的快速发展，深度感知相机不仅成本低廉，还能够通过识别图像像素有效排除背景信息的干扰，成为树干识别重要工具。此外，高精度的视觉算法为果树树干的精准识别提供了技术保障[25-28]。沈跃等[29]提出一种基于RGB-D相机的树干快速识别方法，通过提取颜色、深度、宽度等特征，实现树干识别。刘慧等[30]提出了一种基于多特征融合的树干快速分割算法，采用超像素算法对彩色图像进行分割，并融合深度和纹理相近的相邻超像素块，成功提取树干区域。彭书博等[31]提出了一种基于改进YOLO v7模型的树干识别方法，其模型检测精度相较传统的YOLO v7、YOLO v5、YOLO v4模型都有提升。

对于苹果树树干检测，目前主要存在相关研究较少，缺乏相关视频与图像数据库以及苹果树树干识别精度差、检测速率低的问题。为实现对矮砧密植苹果树树干的精准识别，本文基于真实苹果园环境，构建苹果树树干数据集，以解决相关研究缺乏视频和图像数据的问题；提出一种基于改进YOLO v8的树干精准识别方法，解决果树树干识别精度差、检测速率低的问题，并通过最小二乘法拟合果园行间的车道线，实现导航路径的规划。

## 1　数据集建立

### 1.1　图像采集

试验数据集采集于山东烟台、威海、临沂三大苹果主产区的生产基地。研究对象为矮砧密植苹果园的果树树干，考虑到果园机械在行驶过程中需要适应复杂多样的果园环境，于2024年3-7月采用OAK-D-PRO型相机分别对多个果园的各类果树进行视频采集，具体信息如表1所示。

**表1　苹果园种植数据**

**Tab. 1　Apple orchard planting data**

| 果园名称 | 果树种类 | 果树树形 | 种植行距/m | 株间距/m |
|---|---|---|---|---|
| 花满园（威海） | 鲁丽、嘎啦 | 纺锤形 | 3.0~3.5 | 1.2~1.8 |
| 恒和农场（临沂） | 维纳斯、青脆 | V字形 | 3.2~4.0 | 1.2~1.5 |
| 绿杰（烟台） | 红富士、黄元帅 | 纺锤形 | 3.5~4.0 | 1.5~2.0 |

图像采集装备如图1所示，整机主要由履带底盘、jetsonnaon主板、相机支架、OAK-D-PRO型相机构成，其中履带底盘尺寸（长×宽×高）为290 mm×230 mm×120 mm，相机支架高度可调，范围在0~450 mm，OAK-D-PRO型相机的像素为1 200万，录像帧率为60 f/s。

在图像采集过程中，为提高树干的可见性，通过调节相机支架，控制整机高度为600 mm。将小车置于果树行的中央，通过上位机远程控制jetsonnano主板，操纵履带底盘以0.6 km/h的速度沿果园行间移动的同时，启动相机录像。共计采集15段视频，每段视频均以每秒2帧的频率进行抽帧处理，从而获取图像样本，部分抽帧图像如图2所示。

### 1.2　数据集构建

本试验数据集共计1 600幅图像，按照比例9∶1划分为训练集和验证集，得到训练集1 440幅图像，验证集



(a) 设备作业




(b) 图像采集设备

图1 果园行间图像采集设备及作业实景

Fig. 1 Inter-row orchard image collection device and operational scene

1. OAK-D-PRO相机 2. 履带底盘 3. jetsonnano主板 4. 相机支架

160幅图像。数据集通过Labelme软件中的曲线工具进行标注,标签类别设置为“trunk”,在1 600幅图像中共标注了17 500棵苹果树树干,具体信息如表2所示。

表2 苹果树树干数据集

Tab. 2 Apple orchard image dataset

| 苹果园 | 标注标签 | 树干数目 | 训练集树干数目 | 验证集树干数目 |
|---|---|---|---|---|
| 花满园 | trunk | 5 868 | 5 281 | 587 |
| 恒河农场 | trunk | 7 003 | 6 302 | 701 |
| 绿杰 | trunk | 4 629 | 4 166 | 463 |

## 2 模型的构建与优化

### 2.1 模型选择

目前YOLO被广泛应用于农业应用的各个场景,尤其是在有丰富背景的果园场景下,YOLO的识别效果相比其他模型有着明显的优势。YOLO v8摒弃了YOLO v7中基于锚框的检测方法,采用了无锚框的设计思路,减少了锚框设置过程中所需的超参数调优,提升了检测速度。其网络结构主要由4个部分组成:输入端(Input)、主干(Backbone)、颈部(Neck)和输出头(Head)。Input负责接收并预处理输入图像,为后续的特征学习和目标检测做好准备。Backbone依赖卷积层(Convolutional laye,Conv)高效地提取并处理输入图像中的多层次特征,为颈部网络、检测头提供高质量的特征图。Neck依靠特征融合单元(Cross stage partial connections with 2-fold feature extraction,C2f)进行特征融合和多尺度预测,增强模型对不同尺度目标信息提取能力。Head通过检测头(Detect)进行最终的目标分类和边界框回归。传统YOLO v8结构图如图3所示。



(a) 花满园幼果第10帧



(b) 恒河农场幼果期第10帧



(c) 绿杰幼果期第10帧



(d) 花满园盛果期第10帧



(e) 恒河农场盛果期第10帧



(f) 绿杰盛果期第10帧

图2 苹果树树干图像

Fig. 2 Apple tree trunk images

### 2.2 模型构建

苹果树树干识别模型以YOLO v8为基准,利用结构重参数化卷积(Symmetric positive definite convolution,SPD-Conv)替代Conv卷积层提高模型目标检测能力,并将EMA(Exponential moving average)注意力机制与Faster优化策略相结合引入到C2f单元中,合并为特征加速融合单元(C2f-Faster-EMA)。将C2f-Faster-EMA集成到Backbone中,逐步淘汰传统的C2f单元。同时,Neck中通过C2f-Faster模块,使模型在提升速度的同时,保证了尖端增强和结构保真度之间的平衡。在Head中引入动态头部检测机制(Deformable convolutional networks version 4 with dynamic head,DCNv4-Dyhead)提升模型精度,改进YOLO v8结构图如图4所示。

### 2.3 模型优化

#### 2.3.1 元素替换

传统CNN架构中使用卷积层Conv来跳过大量冗余像素信息,从而导致细粒度特征的损失,模型学习精细特征能力降低。在苹果园的图像中存在因距离较远而成像较小的树干,同时图像中也有近距离成像较大的树干,较大的树干通常占据更多目标信息,主导特征学习过程,小树干分辨率较低,特征学习受限,容易出现误检与漏检的情况。针对此类问题,通过将YOLO v8模型中C2f单元之前的Conv卷积层替换为SPD-Conv元素[32],提升模型对低分辨率、特征稀疏果树树干特征学习能力。

结构重参数化卷积SPDConv是一种结合了空间金字塔池化(Spatial pyramid pooling)和空洞卷积(Dilated

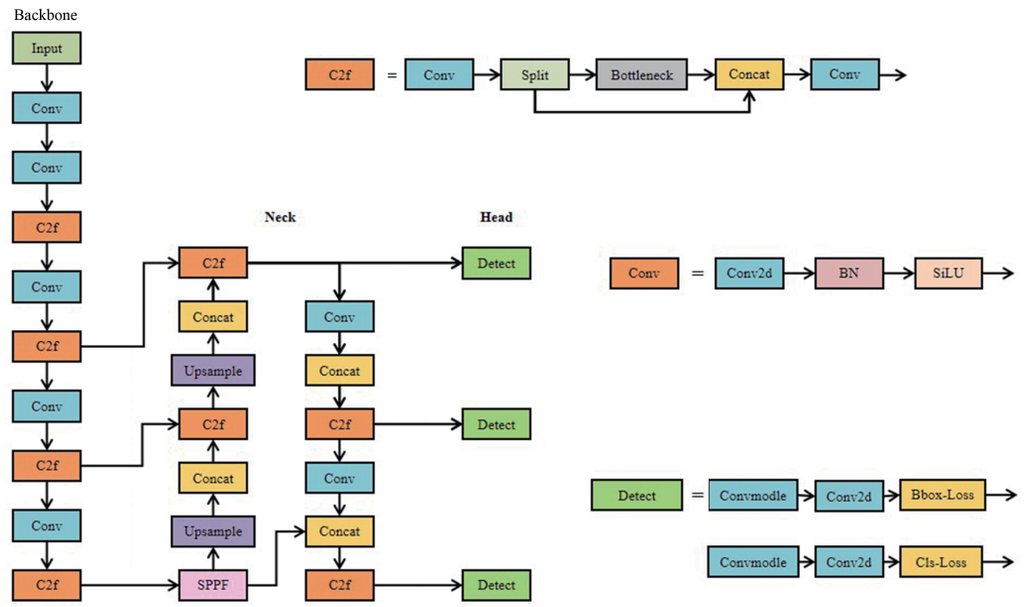



图3　YOLO v8结构图

Fig. 3　YOLO v8 structure diagram

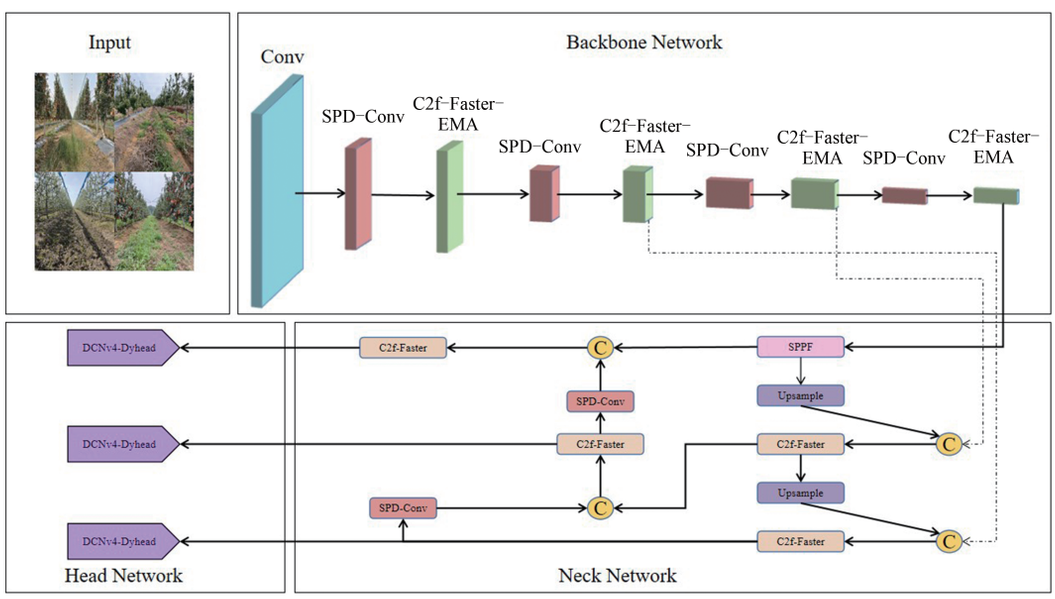



图4　改进YOLO v8结构图

Fig. 4　Improved YOLO v8 structure diagram

convolution)的卷积结构。空间金字塔池化通过不同尺寸的池化窗口,将输入特征图划分为不同尺寸的子区域,并对每个子区域进行池化操作,最后将这些特征拼接在一起。从图5可以看出其将输入特征图的空间分辨率从$S\times S$降低到$S/2\times S/2$,$S$为空间尺寸;同时特征图的通道数从$C_1$增加到$4\times C_1$。这种操作将空间信息转换为更多的通道信息,有助于保留细节特征,尤其对于特征稀疏目标可以有效捕捉到更细粒度的特征信息,避免信息在下采样过程中由于过度压缩而丢失。空洞卷积通过在卷积核之间引入空洞,在不增加计算量的情况下扩大感受野。保持特征图分辨率的同时捕获更广泛的上下文信息。

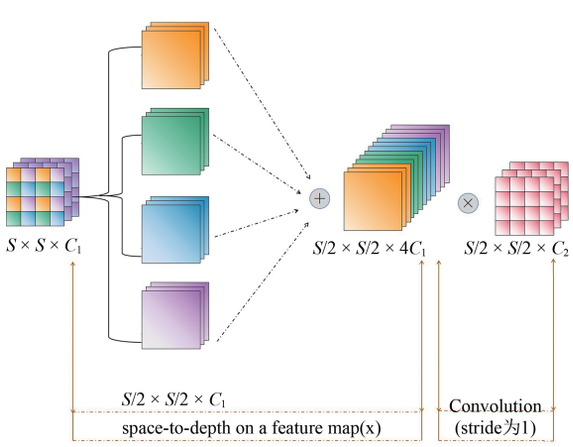


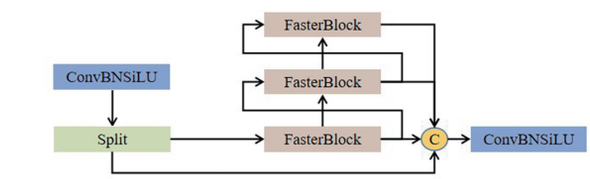

图5　SPDConv

Fig. 5　SPDConv

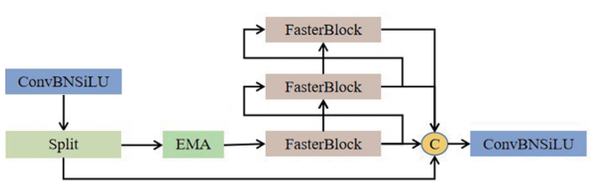
### 2.3.2 单元优化

对改进YOLO v8存在检测果树树干速度慢的问题，采用优化C2f单元提升模型检测速度。特征加速融合单元（C2f-Faster-EMA）[33]是在C2f单元的基础上，将原有的BottleNeck替换为FasterBlock结构，在每个FasterBlock结构中，存在2个点卷积（PWConv）与1个常规卷积（PConv）。传统的深度卷积（DWConv）由于增加存储访问，导致高延迟和性能降低的问题。与DWConv的方式不同，FasterBlock中的PConv采用了一种高性能策略，将PConv仅应用于输入通道的子集，特别针对从中推断地理空间功能的通道，同时保持其余通道不变。在以连续方式存储图形数据的情况下，利用初始和终端连续图来封装整个图形信息。这种PConv策略的方法大大减少了计算开销，将所需的FLOP数量削减至传统卷积运算量的1/16。此外，PConv的设计将存储访问需求减少到常规卷积中典型存储访问需求的1/4。为了巧妙地链接遍布输入通道的相关性，类似于DWConv中采用的策略，FasterBlock结构采用将PWConv与PConv集成在一起的T-Convolution策略，强化了中心位置计算，提高了计算效率。

为了保证在提高速率同时保持模型准确率，在C2f-Faster基础上引入EMA注意力模块，EMA注意力模块运行效率的核心是3×3内核与1×1分支的协同使用。这种组合被用于同化多尺度空间信息，形成快速有效的响应机制。通过强调重要特征，忽略次要特征，从而简化了对任务关键信息的关注。EMA致力于细化各个特征组之间特征的时间分布，从而优化整体特征景观。EMA模块采用并行处理范例来规避长时间顺序计算的陷阱，从而促进网络架构的深度增强。EMA通过卷积操作熟练地捕获特定通道的细微差别，同时保持原始维度。确保在高分辨率特征图上提供精细的像素级注意力，从而提高特征提取的质量，图6是2种优化后的C2f结构图。




(a) C2f-Faster结构图




(b) C2f-Faster-EMA结构图

图6 C2f优化结构图

Fig. 6 C2f optimization structure diagram

### 2.3.3 动态头部检测机制添加

YOLO v8结合了YOLOX在Head部分引入的解耦头部结构，用于分类和定位任务。在苹果园中由于近大远小的成像效果、苹果树树干生长角度的差异导致的目标尺寸不一以及苹果园背景元素丰富对果树树干识别的干扰。针对这些情况，添加动态头部检测机制DCNv4-Dyhead。DCNv4-Dyhead的Dyhead部分主要有以下3个优势：①增强了模型对不同尺度物体的感知能力。②增强模型对目标的空间位置感知能力。③增强模型根据任务需求，自适应调整不同目标处理方式的能力。Dyhead的3个优势解决了果园中由于近大远小的成像效果、苹果树树干生长角度的差异造成检测目标尺度不一的问题，Dyhead相关计算式为

$$W(F)=\pi_C\left(\pi_S(\pi_L(F)F)F\right)F \tag{1}$$

$$\pi_L(F)F=\sigma\left(f\left(\frac{1}{SC}\sum_{S,C}F\right)\right)F \tag{2}$$

式中 $W$——注意力函数

$F$——三维张量

$\pi_L(\cdot)$——$L$维度上尺度感知注意力模块

$\sigma(x)$——激活函数

$L$表示特征图层次结构，$C$表示特征图通道数。

为了应对模型的漏检问题，在Dyhead检测头的基础上引入了DCNv4[34]，DCNv4是一种高效的动态稀疏算子，它使用自适应聚合窗口和具有无界值范围的动态聚合权重。它去除了空间聚合中的softmax归一化，增强了空间聚合的动态性和表现力，使得特征图能够更专注于关键区域。DCNv4的核心操作在于对同一通道的不同位置像素进行空间聚合，具体通过动态权重实现对这些位置的自适应特征提取。相比DCNv3，DCNv4结合了动态权重聚合空间特征的优势，以及卷积层中权重无界灵活性的特性，能够更有效地专注目标的关键特征，抵抗背景或噪声信息干扰。Dyhead-DCNv4相关计算式为

$$\pi_S(F)F=\frac{1}{L}\sum_{l=1}^{L}\sum_{g=1}^{G}\sum_{k=1}^{K}\omega_{l,g}F\left(l;p_k+\Delta p_{gk};c\right)m_{gk} \tag{3}$$

$$\pi_C(F)F=\max\left(\alpha^1(F)F_C+\beta^1(F),\alpha^2(F)F_C+\beta^2(F)\right) \tag{4}$$

式中 $G$——聚合组的总数

$m_{gk}$——第$k$个采样点调制标量

$p_k$——网格采样位置

$\Delta p_{gk}$——第$g$组采样，位置$p_k$偏移量

$F_C$——第$C$通道特征切片

$\alpha^1$、$\alpha^2$、$\beta^1$、$\beta^2$——学习控制激活阈值超函数

$\omega_{l,g}$——特定层$l$和特定聚合组$g$下权重

Dyhead-DCNv4结构如图7所示，fc为全连接层，用于将输入数据展平为向量并映射到输出空间，ReLU为引入非线性的激活函数，处理复杂的非线性问题。

## 3 试验与结果分析

### 3.1 试验环境与评价指标

采用台式计算机进行试验，计算机配置为：处理器Intel（R）Core（TM）i5-14400F，16GB内存，GPUNVIDIA

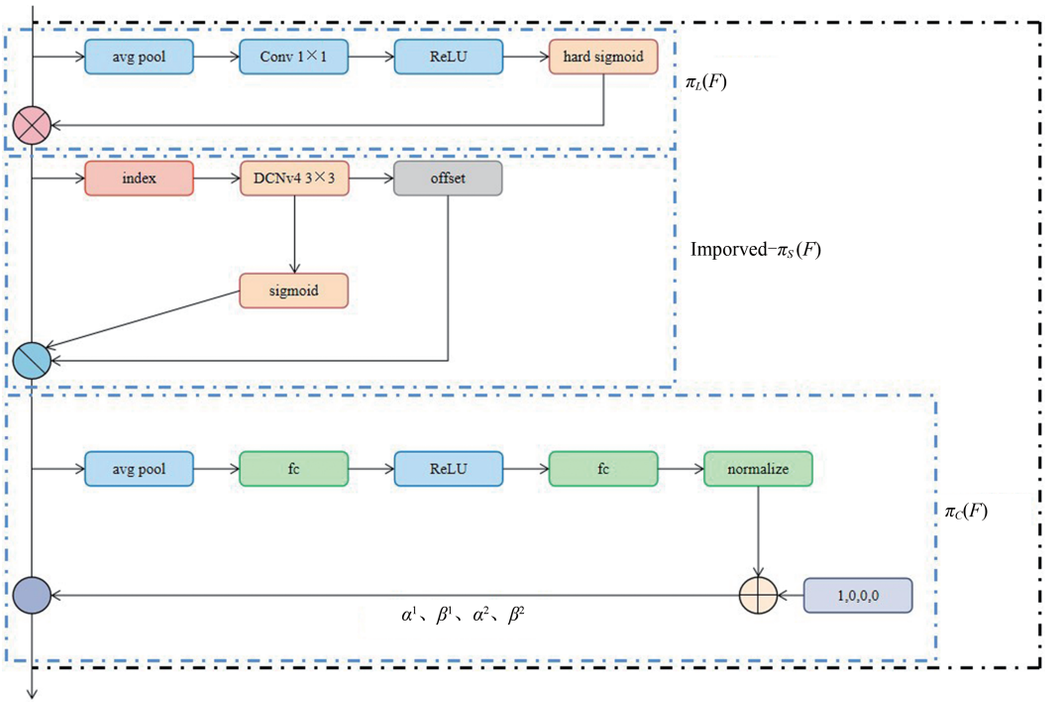



图7　Dyhead-DCNv4结构图

Fig. 7　Dyhead-DCNv4 structures

GeForce RTX 3050，Windows 11(64位)操作系统。深度学习环境配置为Python 3.8.19、torch 1.13.1、torchvision 0.14.1，CUDA 版本为11.7。在训练过程中，使用了随机梯度下降法(Stochastic gradient descent，SGD)来学习和更新网络参数，部分超参数设置如表3所示。

**表3　网络训练参数**

**Tab. 3　Network training parameter**

| 参数 | 数值/类型 |
|---|---|
| 数据集缓存 | True |
| 图像尺寸/(像素×像素) | 640×640 |
| 训练批次 | 200 |
| Mosaic增强关闭周期 | 10 |
| 优化器 | SGD |
| 数据加载线程 | 8 |
| 初始学习率 | 0.01 |
| 权重衰减系数 | 0.000 4 |

将准确率(Precision，P)、召回率(Recall，R)、帧率(Frames per second，FPS)、平均精度均值(Mean average preciaion，mAP)、参数量(Parameter)、浮点运算次数(Giga floating point operations per second)作为训练模型对果树干识别效果的评价标准，其中准确率指模型预测为正样本的所有样本中，真正为正样本的比例。它衡量的是模型预测的准确性。召回率是正确预测树干的数目与实际树干数目的比值，它反映了模型对实际存在的树干的捕捉能力。帧率是指模型每秒处理的图像帧数，反映了模型的识别速度，验证模型在导航中能否完成实时识别的任务。参数量用于衡量模型复杂性，浮点运算次数反映模型的计算复杂度。

## 3.2　模型对比试验

### 3.2.1　不同网络模型对比试验

为了验证选择YOLO v8模型为基准模型的正确性，在同样的硬件条件下将其与YOLO v7、YOLO v5、YOLO v3和Faster R-CNN进行了对比试验。实验结果如表4所示。从表4中看出，YOLO v8模型识别精度最优，达到90.09%，相较于Faster R-CNN、YOLO v3、YOLO v5、YOLO v7分别高10.28、8.43、4.61、1.35个百分点。YOLO v8参数量为$4.123\times10^7$，相对于YOLO v7略有增加，但相比其他模型，仍保持在一个较低的水平。表明YOLO v8是性能最优的模型。

**表4　不同模型试验结果对比**

**Tab. 4　Comparison of different model test results**

| 模型 | 平均精度/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) | 召回率/% | 参数量 |
|---|---|---|---|---|
| YOLO v8 | 90.09 | 109.29 | 88.23 | $4.123\times10^7$ |
| YOLO v7 | 88.74 | 37.26 | 82.69 | $3.669\times10^7$ |
| YOLO v5 | 85.48 | 110.30 | 81.45 | $4.705\times10^7$ |
| YOLO v3 | 81.66 | 55.43 | 78.54 | $6.153\times10^7$ |
| Faster R-CNN | 79.81 | 15.72 | 75.23 | $1.371\times10^8$ |

### 3.2.2　不同检测头网络的对比试验

为进一步验证检测头机制Dyhead-DCNv4的性能，在同等试验条件下，分别将Dyhead、Dyhead-DCNV3、Dyhead-DCNV4、EfficientHead、SEAMHead、MultiSEAMHead各种检测机制与YOLO v8相结合并和传统YOLO v8进行对比试验，结果如表5所示。

从表5可以看出，YOLO v8-SEAMHeadY与YOLO v8-MultiSEAMHead的模型平均精确度与检测速率相对于传统的YOLO v8有所降低，YOLO v8-Dyhead-DCNV4

表5 不同模型试验结果对比

Tab. 5 Comparison of different model test results

| 检测头网络 | 平均精度均值/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) |
|---|---|---|
| YOLO v8 | 90.09 | 109.29 |
| YOLO v8-Dyhead | 91.42 | 106.47 |
| YOLO v8-Dyhead-DCNV3 | 90.67 | 105.74 |
| YOLO v8-Dyhead-DCNV4 | 92.11 | 105.45 |
| YOLO v8-EfficientHead | 85.42 | 119.40 |
| YOLO v8-SEAMHead | 85.23 | 70.05 |
| YOLO v8-MultiSEAMHead | 88.45 | 61.16 |

模型平均精度比YOLO v8、YOLO v8-Dyhead、YOLO v8-Dyhead-DCNV3分别高出2.02、0.69、1.44个百分点，检测速率虽然不算最快但也有105.45 f/s。YOLO v8-EfficientHead的检测速率虽然高达119.4 f/s，但其平均识别精度只有85.42%，综上所述，Dyhead-DCNV4为最优改进策略。

### 3.2.3 C2f单元优化策略对比试验

为得到最好的C2f模块的优化策略，在同等试验条件下，将YOLO v8-fasternet、YOLO v8-C2f-Faster、YOLO v8-C2f-Faster-EMA 3种优化模型进行对比试验，并对YOLO v8-C2f-Faster与YOLO v8-C2f-Faster-EMA 2种单元不同搭配策略进行对比。

表6 不同模型试验结果对比

Tab. 6 Comparison of different model test results

| 检测头网络 | 平均精度均值/% | 帧率/(f·s$^{-1}$) | 浮点运算次数 | 处理时间/s |
|---|---|---|---|---|
| YOLO v8 | 90.09 | 109.29 | $8.1\times10^{9}$ | 32.94 |
| YOLO v8-Fasternet | 84.42 | 72.99 | $1.07\times10^{10}$ | 49.32 |
| YOLO v8-C2f-Faster | 85.64 | 125.69 | $6.3\times10^{9}$ | 30.08 |
| YOLO v8-C2f-Faster-EMA | 90.16 | 62.50 | $6.5\times10^{9}$ | 57.60 |
| YOLO v8-C2f-Faster-EMA2 | 88.23 | 112.11 | $6.4\times10^{9}$ | 32.11 |
| YOLO v8-C2f-Faster-EMA3 | 90.49 | 121.47 | $6.4\times10^{9}$ | 29.64 |

YOLO v8-C2f-Faster-EMA表示将YOLO v8中所有的C2f单元用C2f-Faster-EMA单元进行替换，这个策略主要是为了提升整个YOLO v8的检测能力。

YOLO v8-C2f-Faster-EMA2表示将C2f-Faster-EMA单元嵌入在颈部网络中，取代了传统的C2f单元，主干部分使用C2f-Faster取代C2f单元。其目的旨在利用EMA在关键特征领域的处理优势，同时骨干网仍以稳定的C2f-Faster模块为锚定。

YOLOv8-C2f-Faster-EMA3表示将C2f-Faster-EMA集成到网络主干中，淘汰传统的C2f单元。同时，颈部网络保留了C2f-Faster，促进尖端增强和结构保真度之间的平衡。

表6中的处理时间表示处理1 min视频所需要的时间，YOLO v8-C2f-Faster-EMA3的检测速率为121.47 f/s，虽然比YOLOv8-C2f-Faster降低4.22 f/s，但其精度为90.49%，高于其他模型。其浮点运算次数也维持在较低的水平，为$6.4\times10^{9}$。YOLO v8-C2f-Faster-EMA3在较高的检测速率和高识别精度之间找到了一个很好的平衡点。相比其他更复杂的模型，它的计算复杂度较低，意味着推理时的计算资源需求相对更小。综上所述，YOLOv8-C2f-Faster-EMA3是YOLO v8最佳的C2f优化策略。

### 3.2.4 消融试验

由表7可看出，YOLO v8+DCNv4-Dyhead+SPD-Conv+C2f-Faster-EMA3模型的平均精度均值为95.07%，分别比YOLO v8、YOLO v8+SPD-Conv、YOLO v8+DCNv4-Dyhead高出4.98、3.03、2.96个百分点，识别能力有显著提升。检测速度达到112.53 f/s，超过YOLO v8+DCNv4-Dyhead的105.45 f/s，也比传统YOLO v8快3.24 f/s。模型参数量不及传统YOLO v8，但也维持在较低的水平，比YOLO v8+DCNv4-Dyhead模型更是减少$2.337\times10^{7}$，最终选择YOLO v8+DCNv4-Dyhead + SPD-Conv+C2f-Faster-EMA3作为改进模型。

表7 消融试验结果

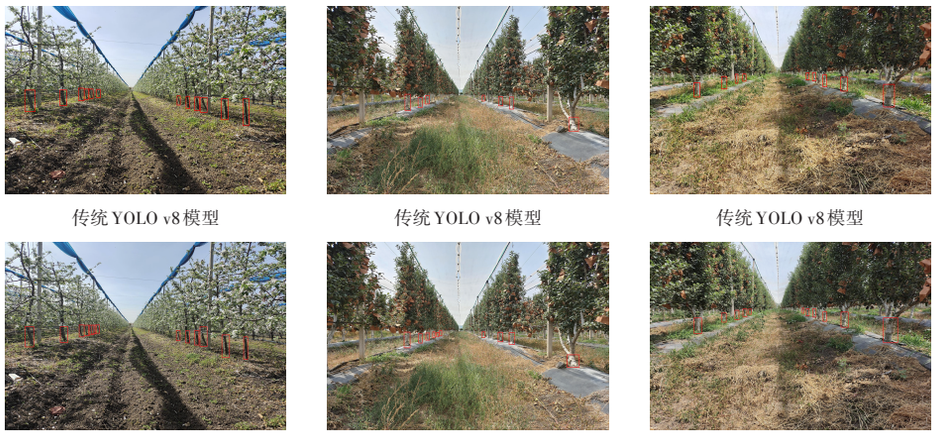
Tab. 7 Ablation test results

| 模型 | 平均精度均值/(%) | 帧率/(f·s$^{-1}$) | 参数量 |
|---|---|---|---|
| YOLO v8 | 90.09 | 109.29 | $4.123\times10^{7}$ |
| YOLO v8+SPD-Conv | 92.04 | 90.43 | $4.734\times10^{7}$ |
| YOLO v8+DCNv4-Dyhead | 92.11 | 105.45 | $6.849\times10^{7}$ |
| YOLO v8+DCNv4-Dyhead+SPD-Conv+C2f-Faster-EMA3 | 95.07 | 112.53 | $4.512\times10^{7}$ |

## 4 田间试验

### 4.1 树干检测试验

为验证本文改进YOLO v8模型的鲁棒性，于山东省巴富洛果园与松兴屯果园进行田间试验。如图8所示，场景1中的果树种植行距较宽，地面杂草较少。场景2的果树种植在较为密集的行列中，每行之间的距离较小。在光照环境方面，场景1显示了较差的光照条件。由于光线不足，树干的颜色接近黑色。这种光照不足的环境对树干的识别提出了更高的要求。相比之下，场景2显示充足的阳光使得果树的颜色得到了准确反映。这种光照条件有助于提高树干识别的精度。场景3与场景2相似，但是在场景3中，2行果树所受的光照条件不同。关于识别结果，场景1中，传统YOLO v8模型漏检了左侧果树行的1棵果树干，而改进后的YOLO v8模型可识别出。场景2中，2种YOLO v8模型在前景部分都得到了较好的识别效果，但传统YOLO v8模型在左侧果树行中靠后的位置漏检了3棵果树，改进后的YOLO v8模型则没有这些问题。场景3中，传统的YOLO v8模型在左侧与右侧果树行中各漏检了1棵果树。试验结果表明，改进YOLO v8模型在矮砧密植的苹果园果树树干检测中，具备优于传统模型的目标检测能力。




(a) 场景 1　(b) 场景 2　(c) 场景 3

图 8　检测结果对比

Fig. 8　Comparison of test results

### 4.2　车道线拟合

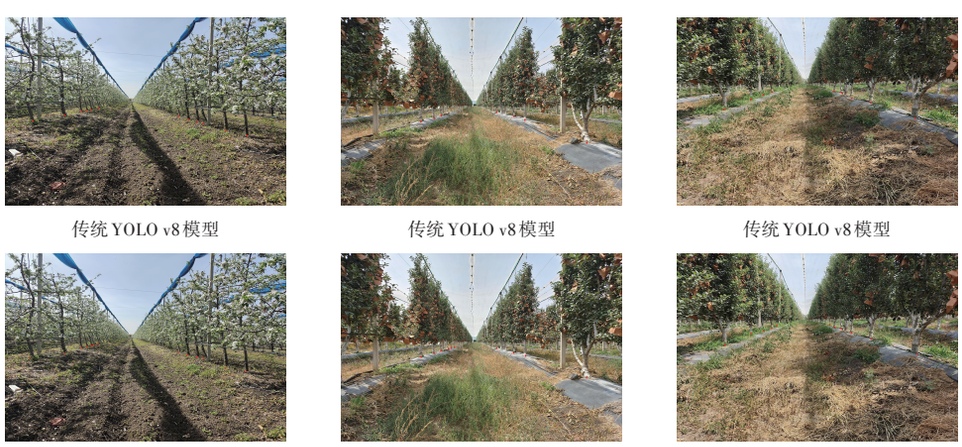
#### 4.2.1　车道线基点提取

大部分果园视觉导航主要通过拟合车道线的方式实现，为验证改进模型对车道线拟合精度提升效果，进行不同模型车道线拟合的对比试验。参照点的正确提取是果园导航线拟合的关键，因为果树树干尺寸不一且树枝对于不同果树树干遮挡程度不同，因此本文选择果树树干根部的中点作为拟合车道线的基点。

通过修改 YOLO v8 配置文件，得到被检测树干的根部坐标，可得到果树树干根部的中心坐标$(x,y)$。矩形边框的左上角坐标为$(x_1,y_1)$，右下角坐标为$(x_2,y_2)$，相关计算式为

$$\begin{cases} x = \dfrac{x_1 + x_2}{2} \\ y = y_2 \end{cases} \tag{5}$$

3 个不同场景下改进模型与传统 YOLO v8 模型的车道线基点提取结果如图 9 所示，其中红色圆点是提取的车道线基点。




(a) 场景 1　(b) 场景 2　(c) 场景 3

图 9　车道线基点提取结果

Fig. 9　Lane line key point extraction results

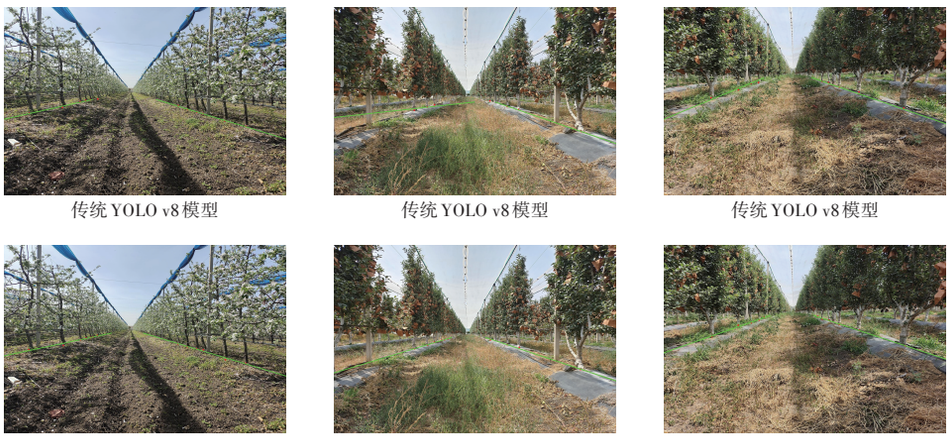
#### 4.2.2　车道线拟合试验

最小二乘法(least squares method)是一种用于数据拟合和回归分析的数学方法[35]。该方法简单迅速，适合应用于单一环境。本文采用最小二乘法进行车道线拟合。

最小二乘法通过最小化误差平方和计算最佳拟合曲线。其拟合效果通过误差平方和$S(a,b)$(实际观测值与拟合值之间的差值的平方和)来衡量，以$y_i$代表实际观测值，$Kx_i+B$表示拟合值，$K$表示斜率，$B$表示截距，则有

$$S(a,b) = \sum_{i=1}^{n} (y_i - (Kx_i + B))^2 \tag{6}$$

拟合直线的优劣由误差平方和$S(a,b)$衡量，$S(a,b)$越小，拟合效果越好。在获得图像中左右 2 列车道线基点后，用 K-means 聚类将基点分成对应左右 2 列树干，并进行车道线拟合，结果如图 10 所示。




(a) 场景1 (b) 场景2 (c) 场景3

图10 车道线拟合结果

Fig. 10 Lane line fitting results

由图10可以看出,2种模型车道线拟合的结果,对于场景1,由于2种模型识别树干数量较多,且均匀分布图像前中后景,所以车道线拟合效果相近。对于场景2,改进模型在左侧识别的树干数量比传统模型提高50%,且传统模型识别树干只有位于前景的3棵,由于缺乏中后景的树干基点无法对车道线进行准确拟合,导致传统YOLO v8模型左侧的车道线拟合较差。对于场景3,传统YOLO v8模型的左侧车道线的末端明显偏离树干基点,而改进模型的车道线拟合效果没有出现这样的问题。

为进一步验证车道线拟合结果,将传统YOLO v8模型车道线拟合结果与改进YOLO v8模型车道线拟合结果进行对比,$Z$、$R$分别代表图像左边与右边的车道线,结果如表8所示。

**表8 车道线拟合拟合结果对比**

**Tab. 8 Lane fitting comparison of fitting results**

| 模型 | 场景1 $S(a,b)$ | 场景2 $S(a,b)$ | 场景3 $S(a,b)$ |
|---|---|---|---|
| 传统YOLO v8模型 | $Z$:208.42, $R$:204.12 | $Z$:1476.46, $R$:89.04 | $Z$:47.05, $R$:150.44 |
| 改进YOLO v8模型 | $Z$:206.21, $R$:200.02 | $Z$:9.15, $R$:72.06 | $Z$:31.10, $R$:132.33 |

由表8可以看出,改进YOLO v8模型车道线拟合效果优于传统YOLO v8模型。场景1中,改进YOLO v8模型$S(a,b)$较传统YOLO v8模型分别降低2.21与4.1。在场景2中,改进YOLO v8模型$S(a,b)$仅为9.15($Z$),72.06($R$),较传统YOLO v8模型1476.46($Z$),89.04($R$)降低1467.31、16.98。场景3中,改进YOLO v8模型$S(a,b)$为31.10($Z$),132.33($R$)较传统YOLO v8模型分别降低15.95与18.11。

## 5 结论

(1)基于真实苹果园环境,构建苹果树树干的数据集。提出一种基于改进YOLO v8的果树树干精准识别方法。搭建以构重参数化卷积SPD-Conv为卷积层,DCNv4-Dyhead为检测头,YOLO v8-C2f-Faster-EMA3为特征加速融合单元的基于YOLO v8的检测模型。在自定义数据集上,基于改进YOLO v8的果树树干识别模型的平均识别精度为95.07%,检测速率为112.53 f/s,相较于传统YOLO v8模型,平均精度均值提升4.98个百分点,检测速率提升3.24 f/s。证明了改进模型的优越性。

(2)于巴富洛与松兴屯果园进行田间试验,试验结果显示在3个场景中,改进YOLO v8模型的车道线拟合误差$S(a,b)$普遍低于传统YOLO v8模型。尤其在场景2中,改进YOLO v8模型在左侧车道线拟合误差$S(a,b)$仅为9.15,较传统模型1476.46降低1467.31,证明改进模型对于车道线拟合的优势。

## 参 考 文 献

[1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2022.

[2] 张强强, 霍学喜, 刘军弟, 等. 世界苹果产销格局及市场动态预测分析[J]. 世界农业, 2016(7): 147-152,248.
ZHANG Qiangqiang, HUO Xuexi, LIU Jundi, et al. The analysis and prediction of world apple production pattern and market dynamics [J]. World Agriculture, 2016 (7): 147-152,248.(in Chinese)

[3] 束怀瑞, 陈修德. 我国果树产业发展的时代任务[J]. 中国果树, 2018(2): 1-3.
SHU Huairui, CHEN Xiude. The current task of the development of fruits industry in China[J]. China Fruits, 2018(2): 1-3.(in Chinese)

[4] 孟艳玲, 汪景彦, 康国栋, 等. 我国苹果生产现状分析[J]. 中国果树, 2007(1): 43-44.
MENG Yanling, WANG Jingyan, KANG Guodong, et al. The analysis of the current status of apple production in China [J]. China Fruits, 2007(1): 43-44.(in Chinese)

[5] 孟志军, 王昊, 付卫强, 等.农业装备自动驾驶技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 1-24.

MENG Zhijun, WANG Hao, FU Weiqiang, et al. Research status and prospects of agricultural machinery autonomous driving[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 1 - 24.(in Chinese)
[6] 刘成良, 贡亮, 苑进, 等.农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022,53(7): 1 - 22,55.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(7): 1 - 22,55.(in Chinese)
[7] 杜岳峰, 傅生辉, 毛恩荣, 等. 农业机械智能化设计技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 1 - 17.
DU Yuefeng, FU Shenghui, MAO Enrong, et al. Development situation and prospects of intelligent design for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50 (9): 1 - 17.(in Chinese)
[8] 窦汉杰, 陈震宇, 翟长远, 等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 1 - 22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1 - 22.(in Chinese)
[9] 刘慧, 段云鹏, 沈跃. 果园移动机器人激光雷达双源信息融合实时导航方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 249 - 258.
LIU Hui, DUAN Yunpeng, SHEN Yue, et al. Real-time navigation method of orchard mobile robot based on laser radar dual source information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2023, 54(8): 249 - 258.(in Chinese)
[10] 谢斌, 武仲斌, 毛恩荣. 农业拖拉机关键技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 1 - 17.
XIE Bin, WU Zhongbin, MAO Enrong. Development and prospect of key technologies on agricultural tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49 (8): 1 - 17.(in Chinese)
[11] 毕松, 王宇豪. 果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 16 - 26,39.
BI Song, WANG Yuhao. Inter-line pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (8): 16 - 26,39.(in Chinese)
[12] 肖珂, 夏伟光, 梁聪哲. 复杂背景下果园视觉导航路径提取算法 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 197 - 204,252.
XIAO Ke, XIA Weiguang, LIANG Congzhe. Visual navigation path extraction algorithm in orchard under complex background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 197 - 204,252.(in Chinese)
[13] 刘双喜, 徐春保, 张宏建, 等. 果园基肥施肥装备研究现状与发展分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 99 - 108.
LIU Shuangxi, XU Chunbao, ZHANG Hongjian, et al. Research status and development analysis of base-fertilizer application equipment of orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51 (Supp.2): 99 - 108.(in Chinese)
[14] 朱新华, 赵怀松, 伏胜康, 等. 猕猴桃果园有机肥免开沟施肥机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 133 - 142.
ZHU Xinhua, ZHAO Huaisong, FU Shengkang, et al. Research status and development analysis of base-fertilizer application equipment of orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 133 - 142.(in Chinese)
[15] 刘双喜, 徐春保, 张宏建, 等. 果园开沟施肥机机架优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊1): 113 - 122.
LIU Shuangxi, XU Chunbao, ZHANG Hongjian, et al. Optimization design and experiment for rack of orchard ditching-fertilizer machine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51 (Supp.1): 113 - 122.(in Chinese)
[16] 刘澳, 刘莉滋, 闫一飞, 等. 果园避障割草机障碍物检测技术研究进展[J]. 中国农机装备, 2024(7): 6 - 9.
LIU Ao, LIU Lizi, YAN Yifei, et al. Research progress of obstacle detection technology for orchard lawn mowers with obstacle avoidance function[J]. China Agricultural Machinery Equipment, 2024(7): 6 - 9.(in Chinese)
[17] 赵永春, 张庆, 尤泳, 等. 基于虚拟雷达和两级神经网络的割草机路径跟踪算法 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 222 - 232,267.
ZHAO Yongchun, ZHANG Qing, YOU Yong, et al. Path tracking algorithm for mower based on virtual radar and two-level neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 222 - 232,267.(in Chinese)
[18] 杨福增, 孙景彬, 李亚男, 等. 郁闭果园图传遥控式割草机的设计与性能试验 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(1): 281 - 293.
YANG Fuzeng, SUN Jingbin, LI Yanan, et al. Design and performance test of image transmission remote control mower in closed orchard [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(1): 281 - 293. (in Chinese)
[19] 刘慧, 杜志鹏, 杨锋, 等. 基于轻量化PointNet网络的林果园喷雾作业靶标实时识别方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(8): 144 - 151.
LIU Hui, DU Zhipeng, YANG Feng, et al. Real-time recognizing spray target in forest and fruit orchard using lightweight PointNet[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(8): 144 - 151.(in Chinese)
[20] 翟长远, 张焱龙, 邹伟, 等. 基于农药喷施溯源的精准变量喷药监控系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 160 - 169.
ZHAI Changyuan, ZHANG Yanlong, ZOU Wei, et al. Design and test of precision variable-rate spray monitoring and control system based on pesticide spraying traceability[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 160 - 169.(in Chinese)
[21] 郑加强, 徐幼林. 环境友好型农药喷施机械研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 1 - 16.
ZHENG Jiaqiang, XU Youlin, Development and prospect in environment-friendly pesticide sprayers[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 1 - 16.(in Chinese)
[22] JUMAN M A , WONG Y W , RAJKUMAR R K, et al. A novel tree trunk detection method for oil-palm plantation navigation [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 128: 172 - 180.
[23] SHALAL N , LOW T , MCCARTHY C , et al. Orchard mapping and mobile robot localisation using on-board camera and laser scanner data fusion - Part A: tree detection [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 119:254 - 266.
[24] 牛润新, 张向阳, 王杰, 等. 基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 21 - 27.
NIU Runxin, ZHANG Xiangyang, WANG Jie, et al. Orchard trunk detection algorithm for agricultural robot based on laser radar[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 21 - 27.(in Chinese)
[25] COLMENERO-MARTINEZ J T, BLANCO-ROLDÁN G L, BAYANO-TEJERO S, et al. An automatic trunk-detection system for intensive olive harvesting with trunk shaker[J]. Biosystems Engineering, 2018, 172: 92 - 101.

(下转第262页)

[20] 张丽娜,谭彧,蒋易宇,等. 基于点云处理的穴盘晚出苗自动检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 261 - 269.
ZHANG Li'na, TAN Yu, JIANG Yiyu, et al. Automatic detection method for late emergence seedlings in plug trays based on point cloud processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 261 - 269.(in Chinese)
[21] 苗艳龙,彭程,高阳,等. 基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 43 - 50.
MIAO Yanlong, PENG Cheng, GAO Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp): 43 - 50.(in Chinese)
[22] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
[23] 刘刚,尹一涵,郑智源,等. 基于三维点云的群体樱桃树冠层去噪和配准方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 188 - 196.
LIU Gang, YIN Yihan, ZHENG Zhiyuan, et al. Denoising and registration method of group cherry trees canopy based on 3D point cloud [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.2): 188 - 196.(in Chinese)
[24] LI Yuchao, LIU Jingyan, ZHANG Bo, et al. Three-dimensional reconstruction and phenotype measurement of maize seedlings based on multi-view image sequences[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 974339.
[25] 刘金成,郭义军,曾嘉,等. 基于树冠最高点和地面树干中心的森林影像点云配准方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(15): 127 - 143.
LIU Jincheng, GUO Yijun, ZENG Jia, et al. Forest point cloud registration using the highest points of canopy and the center of ground trunk[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(15): 127 - 143.(in Chinese)
[26] 郑立华,王露寒,王敏娟,等. 基于Kinect相机的油麦菜自动化三维点云重建[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 159 - 168.
ZHENG Lihua, WANG Luhan, WANG Minjuan, et al. Automated 3D reconstruction of leaf lettuce based on Kinect camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 159 - 168.(in Chinese)
[27] 刘坤,王晓,朱一帆. 基于多视角三维点云融合的采棉机器人视觉感知方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 74 - 81.
LIU Kun, WANG Xiao, ZHU Yifan. Visual perception method for cotton-picking robots based on fusion of multi-view 3D point clouds[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 74 - 81.(in Chinese)

(上接第255页)

[26] LIU Y, WANG H, LIU Y, et al. A trunk detection method for camellia oleifera fruit harvesting robot based on improved YOLOv7[J]. Forests, 2023, 14(7): 1453.
[27] 顾宝兴,刘钦,田光兆,等. 基于改进YOLOv3的果树树干识别和定位 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 122 - 129.
GU Baoxing, LIU Qin, TIAN Guangzhao, et al. Recognizing and locating the trunk of a fruit tree using improved YOLOv3 [J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(6): 122 - 129.(in Chinese)
[28] SU F, ZHAO Y, SHI Y, et al. Tree trunk and obstacle detection in apple orchard based on improved YOLOv5s model[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2427.
[29] 沈跃, 庄珍珍, 刘慧, 等. 基于RealSense深度相机的多特征树干快速识别方法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 304 - 312.
SHEN Yue, ZHUANG Zhenzhen, LIU Hui, et al. Fast recognition method of multi-feature trunk based on RealSense depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 304 - 312.(in Chinese)
[30] 刘慧, 朱晟辉, 沈跃, 等. 基于多特征融合的树干快速分割算法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 221 - 229.
LIU Hui, ZHU Shenghui, SHEN Yue, et al. Fast segmentation algorithm of tree trunks based on multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 221 - 229.(in Chinese)
[31] 彭书博, 陈兵旗, 李景彬, 等. 基于改进YOLOv7的果园行间导航线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 131 - 138.
PENG Shubo, CHEN Bingqi, LI Jingbin, et al. Detection of the navigation line between lines in orchard using improved YOLOv7[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(16): 131 - 138.(in Chinese)
[32] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]//Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 443 - 459.
[33] ZHU J, HU T, ZHENG L, et al. YOLOv8-C2f-Faster-EMA: an improved underwater trash detection model based on YOLO v8[J]. Sensors, 2024, 24(8): 2483.
[34] LI Y, HU Z, ZHANG Y, et al. DDEYOLOv9: network for detecting and counting abnormal fish behaviors in complex water environments [J]. Fishes, 2024, 9(6): 242.
[35] 刘星星, 张超, 张浩, 等. 最小二乘法与SVM组合的林果行间自主导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 157 - 164.
LIU Xingxing, ZHANG Chao, ZHANG Hao, et al. Inter-row automatic navigation method by combining least square and SVM in forestry [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 157 - 164.(in Chinese)