doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.02.036

基于 LT－YOLO 检测与机器视觉的苹果激光疏花试验台参数优化与试验

高　昂[1]　吴　昆[2]　宋月鹏[1]　任龙龙[1]　马　伟[3]　刘一琳[1,4]

（1. 山东农业大学机械与电子工程学院，泰安 271018；2. 山东交通职业学院交通工程系，潍坊 261206；
3. 中国农业科学院都市农业研究所，成都 610213；4. 黑龙江八一农垦大学工程学院，大庆 163316）

摘要：针对苹果花激光疏花技术中的关键参数优化问题，设计了激光疏花试验台。通过正交试验法，优化了试验台高度、激光打击时间及 PWM 占空比，得到最佳参数组合：激光高度为 20 cm、打击时间为 10 s、激光功率（PWM 占空比）为 50%将达到最佳的疏花效果。针对激光疏花中苹果花识别与定位，提出了 LT－YOLO（Lightweight and targeted－you only look once）苹果花检测模型，设计了基于 ViTBlock 的 DPRViTBlock 模块和基于 C2f 模块的 DPRVBC2f 模块，并添加了 DPRVBC2f 模块和 ELA 注意力模块，应用于检测骨干和检测头的特征提取，以增强对苹果花的检测性能，验证集中该模型的准确率、召回率和平均精度均值分别为 83.16%、82.15% 和 87.47%，相比 YOLO v8 模型分别提高 5.04、2.12、2.15 个百分点，内存占用量为 5.26 MB，检测速度为 128 f/s，满足使用时的准确性和实时性的要求。该研究为苹果花疏花技术进一步优化与智能化应用提供了科学依据。

关键词：苹果花；激光疏花；参数优化；目标检测；LT－YOLO

中图分类号：TP391　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)02-0393-09　　**OSID**：

Parameter Optimization and Testing of Apple Laser Flower Thinning Test Bed Based on LT－YOLO Inspection and Machine Vision

GAO Ang[1]　WU Kun[2]　SONG Yuepeng[1]　REN Longlong[1]　MA Wei[3]　LIU Yilin[1,4]

（1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*
2. *Department of Traffic Engineering*, *Shandong Transport Vocational College*, *Weifang* 261206, *China*
3. *Institute of Urban Agriculture*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Chengdu* 610213, *China*
4. *College of Engineering*, *Heilongjiang Bayi Agricultural University*, *Daqing* 163316, *China*）

Abstract: Laser flower thinning technology, as an emerging and promising technology in the field of smart orchard management, still faced critical challenges in optimizing laser parameters and achieving precise apple flower detection. Aiming at the optimization of key parameters in apple blossom laser flower thinning technology, a laser flower thinning test stand was designed, and the height of the test stand, the laser striking time and the PWM duty cycle were optimized by the orthogonal test method to obtain the optimal parameter combinations: a laser height of 20 cm, a striking time of 10 s and a laser power (PWM duty cycle) of 50% would achieve the best flower thinning effect. For apple flower identification and localization in laser flower thinning, the lightweight and targeted－you only look once (LT－YOLO) apple flower detection model was proposed, the DPRViTBlock module based on ViTBlock and the DPRVBC2f module based on the C2f module were designed, and the ELA attention module of the DPRVBC2f module was added, which was applied in the feature extraction of the detection backbone and the detection head to enhance the apple blossom detection performance, validation focused on the accuracy, recall and average mean of the model were 83.16%, 82.15% and 87.47%, respectively, compared with that of the YOLO v8 model it was improved by 5.04 percentage points, 2.12 percentage points and 2.15 percentage points, respectively. The model size was 5.26 MB and the detection speed was 128 f/s, which met the accuracy and real-time requirements for use. The research result can provide a scientific basis for the further optimization and intelligent application of apple flower thinning technology.

Key words: apple flower; laser flower thinning; parameter optimization; target detection; LT－YOLO

收稿日期：2024－09－18　修回日期：2024－10－18

基金项目：山东省现代农业产业技术体系果品产业创新团队项目（SDAIT－06－12）和潍坊市科技发展计划项目（2024RKX076）

作者简介：高昂（1995—），男，博士生，主要从事图像处理与深度学习算法研究，E-mail：2019110103@sdau.edu.cn

通信作者：宋月鹏（1971—），男，教授，博士生导师，主要从事果园管理及产后处理生产技术与装备研究，E-mail：uptonsong@sdau.edu.cn

0 引言

中国是苹果生产大国。苹果是重要的果类经济作物,在果园管理中,苹果花疏花是一项重要环节[1],通过减少花量来调节果树负载,可提高果实的品质和产量。传统的疏花方法主要依赖人工操作,工作强度大且效率低,难以满足大规模果园的生产需求[2]。如何提高疏花效率成为智慧疏花作业的重要研究方向,随着激光技术的不断发展,通过激光进行疏花作业已然成为可行方案。通过激光束精准打击多余花朵,可减少人工操作并提高工作效率。然而,在实际应用中,如何实现对苹果花的精准识别和疏花参数的优化是一个难点。

YOLO 系列模型作为一种先进的目标检测模型,因其检测速度快、精度高的优势,广泛应用于农业检测领域[3-5],且在苹果花的检测方面应用也较多[6-8]。

激光技术在农业上应用广泛,ANDREASEN 等[9]验证了激光技术在控制多年生杂草狗牙根方面的潜力,并评估了其对不同杂草种类的有效性。这种方法不使用化学药剂,能够有效减少环境污染,并且可以实现对特定杂草的精准控制。MWITTA 等[10]探讨了使用二极管激光技术作为农田杂草管理的新方法。研究发现,通过调整激光功率、处理时间和激光与杂草间的距离,激光能有效控制杂草,且对杂草种类不敏感。QIN 等[11]提出了基于 YOLO v7 的智能杂草检测与激光除草系统研究,选择 YOLO v7 作为检测模型。该模型展现了出色的性能,最终达到准确率 94.94%、召回率 95.65% 以及 mAP 97.2%,解决了长江流域冬季油菜田中的蔓生杂草检测问题。

将 YOLO 目标检测模型与激光疏花技术结合,能够实现对苹果花的精准定位和识别,从而实现激光对苹果的精确打击。此外,激光疏花的效果不仅依赖于目标识别的准确性,还与激光打击高度、时间、功率等参数密切相关,因此,优化相关参数,减少对非目标花的损伤,也是保证激光疏花技术有效性的核心问题。

因此,本文设计激光疏花试验台,研究苹果花激光疏花技术中的关键参数优化问题,通过正交试验法,优化试验台高度、激光打击时间及 PWM 占空比,得到最优激光疏花参数。同时设计 LT-YOLO 苹果花检测模型,通过对检测头和检测骨干创新性设计,综合提升苹果花的检测性能,为苹果花疏花技术的实际应用提供理论支持。

1 材料与方法

1.1 苹果花数据集建立及预处理

图像数据采集于山东省农业果树研究所的试验田内,时间跨度为 2024 年 4 月上旬的多个白天时段,旨在确保数据的多样性和全面性。采集设备选用荣耀 100 型智能手机,专注于富士苹果品种的图像捕捉。为了提升模型训练效果与效率,所有采集的图像像素均被统一调整至 640 像素 ×640 像素的标准化尺寸,经过筛选最终形成了包含 1 874 幅高质量图像的数据集。

如图 1 所示,本研究采用 6 种数据增强策略,具体为增加噪声、调整图像亮度、应用 Cutout 剪切技术、



图 1 苹果花数据集扩充

Fig. 1 Expansion of apple flowers dataset

图像旋转、图像平移以及镜像反转。为了有效扩大数据集的多样性和规模，随机选取上述 1 至 3 种策略进行组合，并对每幅原始图像实施 3 次此类组合增强处理将数据集扩展至 5 622 幅图像，为后续模型训练和性能验证奠定了坚实和全面的数据基础。

1.2　激光疏花试验台

智能苹果花激光疏花试验台如图 2 所示。该试验台配置为：JD－40w 型激光器，最大功率为 40 W。激光器配备驱动控制模块，能够精确调节 PWM 占空比；高度可调试验台，调节范围为 10～50 cm，精度为 1 cm；基于单片机 STM32 的控制系统，运行自主开发的控制软件，能够实时调节 PWM 参数。

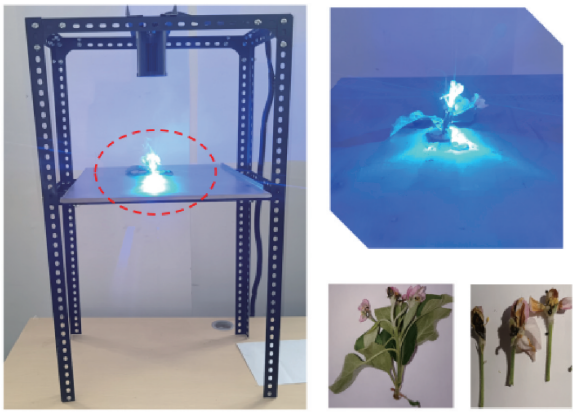

图 2　智能苹果花激光疏花试验台

Fig. 2　Intelligent apple flower laser flower thinning test stand

1.3　LT－YOLO 苹果花检测模型构建

LT－YOLO 苹果花检测模型如图 3 所示，作为 YOLO 系列的创新扩展，其创新性地采用了 DPRVBC2f－ELA 模块作为 Backbone 与 Neck 的构建基石。该模块通过深度可分离卷积、分支结构、重参数和残差连接等提升特征提取效率，并结合 Efficient Local Attention（ELA）注意力机制增强特征识别精度。从而显著增强了模型对苹果花识别的准确性和鲁棒性。

1.3.1　DPRVBC2f 模块

ViTBlock 模块[12]融合了卷积神经网络（CNN）与 Vision Transformer（ViT）[13]的优点，如图 4a 所示，构建了一个高效且轻量级的网络结构。该模块通过结合局部卷积与全局自注意力机制，实现了对图像局部和全局特征的全面捕捉。同时，采用位置嵌入技术来增强对空间信息的感知。其逐层微观设计优化和资源高效利用的特性，使得该模块在保持高精度的同时，显著降低了计算与内存需求，特别适用于移动设备。

C2f 模块是 YOLO 系列算法中的核心特征提取组件，如图 4b 所示，该模块通过 2 个卷积层和多个 Bottleneck 模块的组合，实现了对输入数据的高效特征转换[14]。该模块采用分支结构处理数据，既保留了原始特征，又提取了复杂特征，从而显著丰富了特征表达能力。

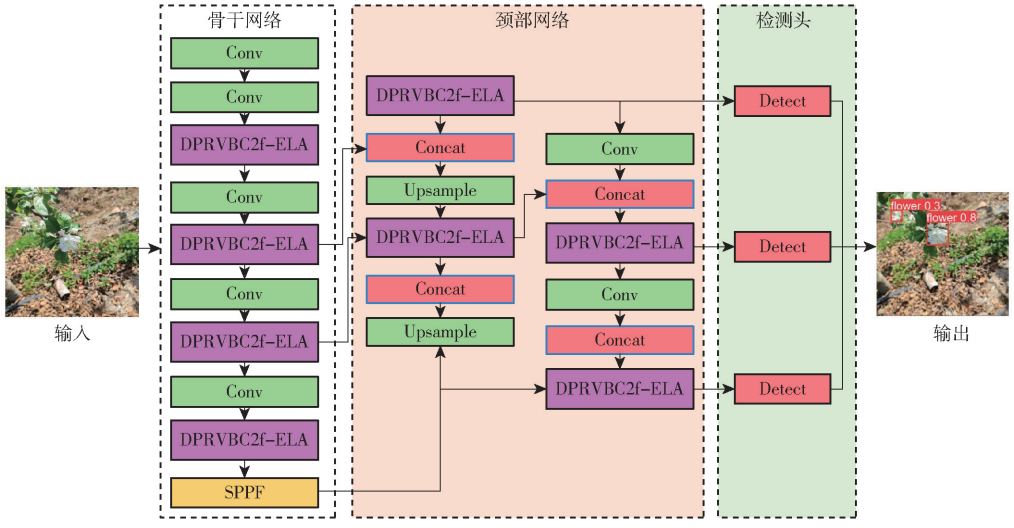

图 3　LT－YOLO 苹果花检测模型

Fig. 3　LT－YOLO apple flower detection model

本研究在 ViTBlock 的基础上设计了 DPRViTBlock 模块，该模块采用 DropBlock[15]进行正则化，它通过随机将一定大小的块（block）内的神经元输出值设置为零来实现正则化效果，这有助于打破特征之间的空间相关性，提高模型的泛化能力。再者，该模块在训练时采用两分支深度可分离结构，在推理时将分支结构等效合并成卷积核大小为 3×3 的深度可分离卷积，以增加在推理时的检测速度。从而使得该模块在实际应用中能够更快速、准确地完成任务，实现了性能与效率的双重优化。

同时，在 C2f 模块的基础上设计了 DPRVBC2f

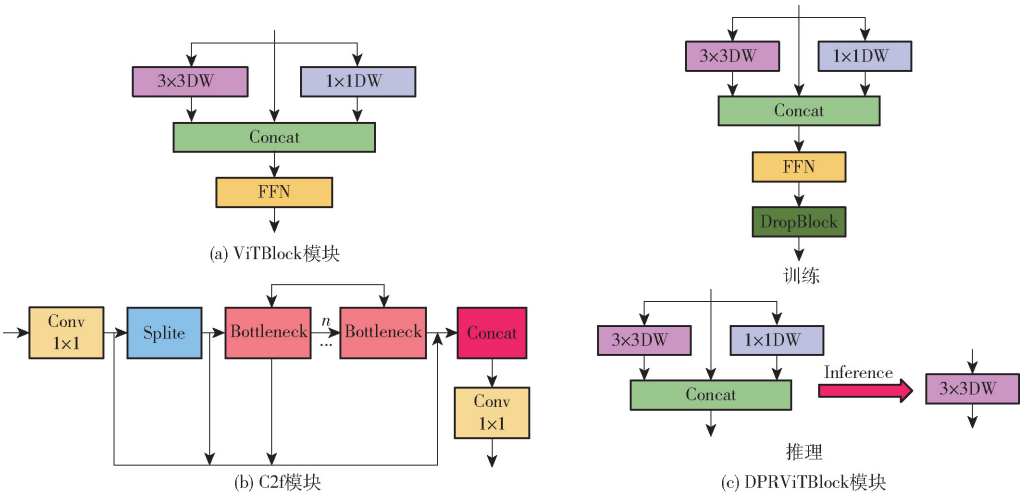

图 4 ViTBlock、C2f 和 DPRViTBlock 模块组成结构图

Fig. 4 Structure diagram of ViTBlock, C2f and DPRViTBlock module components

模块。该模块在保持 C2f 模块基本架构不变的前提下,将 DPRViTBlock 作为关键组件嵌入其中,结合了 CNN 和 ViT 的优点,同时通过其内置的 DropBlock 正则化策略,有效减少了模型在训练过程中对特定特征的过度依赖,增强了特征的多样性和泛化能力。因此该模块在保持高效计算的同时,显著增强了模型的泛化能力与特征表示能力。

1.3.2 ELA 注意力模块

ELA 是一种创新的注意力机制[16],其网络结构如图 5a 所示,该模块通过其轻量级和直接的结构来增强卷积神经网络(CNN)对关键区域的关注能力。与传统的注意力模块(如 SE 块[17]、CBAM[18]等)相比,ELA 具有更低的计算复杂度和更少的参数,同时保持了高效性能。

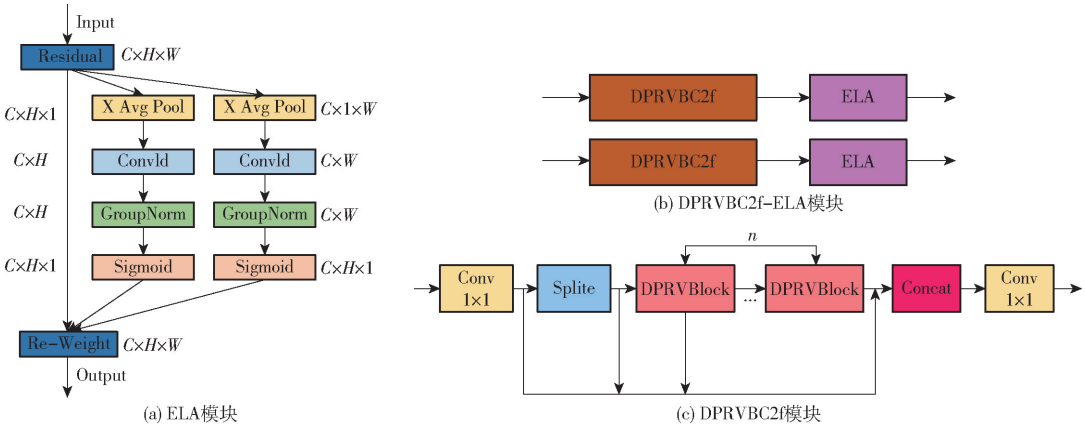

图 5 DPRVBC2f-ELA 模块组成结构图

Fig. 5 Structure diagram of DPRVBC2f-ELA module components

ELA 的主要创新点在于其独特的编码方法,该方法利用一维卷积和组归一化来生成精确的位置注意力图。ELA 通过 2 个步骤来生成位置信息:首先,对输入特征图进行水平和垂直方向上的一维全局池化,分别捕获水平和垂直方向上的全局信息;然后,使用一维卷积和 GN 对这些信息进行编码,生成水平和垂直方向上的位置注意力图。最终,通过这 2 个位置注意力图与原始特征图的逐元素相乘,得到增强后的特征图。

对于复杂背景下的小目标,ELA 的引入可以引导网络更加关注图像中的关键区域可以提升检测的准确性和召回率,从而更好地处理复杂场景和光照变化等情况下的苹果花检测任务,提高模型的鲁棒性。因此,如图 5b、5c 所示,本研究在 DPRVBC2f 模块中添加一层 ELA 并应用到 LT-YOLO 模型的检测骨干网络和检测头中,以进一步提升苹果花检测的精度和鲁棒性。

1.4 试验台打击试验设计

1.4.1 试验因素选择

选择试验台高度、激光打击时间和激光功率(PWM 占空比)作为主要试验变量。

(1)试验台高度

在激光加工和医疗应用中,激光与目标物之间的距离是影响加工效果和治疗效果的重要因素。尽

管没有直接的激光疏花研究，但激光能量的传播规律是通用的。通过调整试验台高度，可以控制激光束的焦点和能量分布，从而影响花朵的损伤面积。

（2）激光打击时间

在激光焊接和切割中，激光照射（打击）时间是影响加工质量和效率的重要参数。激光打击时间越长，目标物受热时间越长，损伤面积越大。因此，激光打击时间决定了激光作用在花朵上的持续时间，进而影响花朵的受热和损伤面积，通过调整激光打击时间，可以控制激光对花朵的热效应，从而影响花朵的损伤面积。

（3）激光功率

激光功率（用激光 PWM 占空比表示，%）决定了激光束的能量密度，进而影响花朵的受热和损伤面积。较高的激光功率可能导致激光能量密度增加，从而对花朵造成更大的损伤。较低的激光功率可能导致激光能量密度减少，从而对花朵造成的损伤较小。

因此，试验中将试验台高度、激光打击时间和激光功率作为主要因素，苹果中心花的损伤面积作为评价指标。结合现有试验条件，试验台高度设置为 10～30 cm，激光打击时间设置为 5～15 s，激光功率为 10%～90%，通过试验得到最佳参数组合。

1.4.2　正交试验设计

为进一步探究 3 个变量对苹果花损伤面积（Y_1）的影响，得到最优打击效果参数，采用正交试验设计，试验因素编码如表 1 所示。

表 1　正交试验因素编码

Tab. 1　Orthogonal test factors coding

编码	因素		
	试验台高度 A/cm	激光打击时间 B/s	激光功率 C/%
－1	10	5	10
0	20	10	50
1	30	15	90

2　结果

2.1　LT－YOLO 苹果花检测模型结果分析

2.1.1　训练和验证的试验环境

本研究采用的操作系统为 Linux ubuntu 20.04，CPU 型号为 16 vCPU AMD EPYC 9654 96－Core Processor，GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 4090，运行内存 24 GB，编程语言为 Python 3.8，采用 PyTorch 2.0.0 深度学习框架训练，GPU 加速库为 CUDA 11.8。

2.1.2　评价性指标

本研究采用准确率（Precision，P）[19]、召回率（Recall，R）[20]、平均精度均值（mAP）[21]、检测速度（Inference speed）来评估 LT－YOLO 苹果花检测模型性能。

2.1.3　DPRVBC2f 模块分析

为验证本文 DPRVBC2f 模块的有效性，在检测骨干网络、检测头中应用不同的 C2f、C3 模块进行对比试验，从准确率、召回率以及 mAP 3 个维度进行对比分析，结果如表 2 所示。由表 2 可知，DPRVBC2f 模块在多种组合下均表现出色。当 DPRVBC2f 同时作为检测头和检测骨干网络时，准确率为 82.44%，与 C2f－C2f 组合相比，DPRVBC2f－DPRVBC2f 的准确率提升 4.32 个百分点，显示出明显优势，与 DPRVBC2f－C3 和 C3－DPRVBC2f 相比，准确率也有小幅提升或保持相近。召回率为 81.73%，相比 C3－C3 组合的 77.30% 提升 4.43 个百分点，相比 C2f－C2f 组合，提升 1.70 个百分点。其 mAP 为 86.88%，是所有组合中最高的。相比 C3－C3 组合的 84.76%，提升 2.12 个百分点；相比 C2f－C2f 组合的 85.32%，提升 1.56 个百分点。因此 DPRVBC2f 模块在作为检测头和检测骨干时的组合表现最佳，其准确率、召回率以及 mAP 均实现了不同程度的提升。

表 2　不同特征提取模块对比试验结果

Tab. 2　Comparison test results of different feature extraction modules　%

检测骨干网络	检测头	准确率	召回率	mAP
C3	C3	84.18	77.30	84.76
C2f	C2f	78.12	80.03	85.32
DPRVBC2f	C3	81.40	78.23	84.28
C3	DPRVBC2f	81.70	78.98	83.92
DPRVBC2f	C2f	80.80	80.98	86.15
C2f	DPRVBC2f	80.90	81.42	86.53
DPRVBC2f	DPRVBC2f	82.44	81.73	86.88

2.1.4　ELA 注意力模块分析

为深入分析 ELA 注意力模块在目标检测任务中的有效性。通过与 CBAM、SE 注意力模块在 YOLO v8n[22]、LT－YOLO 应用的对比试验，全面评估 ELA 注意力模块对检测性能的提升作用。试验数据如表 3 所示，由表 3 可知，ELA 注意力模块均表现出优于 CBAM 和 SE 注意力机制的检测性能，在 YOLO v8n 检测模型下，ELA 注意力模块准确率为 81.78%，相比 CBAM 的 80.15% 提升 1.63 个百分点，相比 SE 的 81.53% 也略有提升。在 LT－YOLO 检测模型下，ELA 的准确率为 83.16%，相比 CBAM 的 82.45% 和 SE 的 82.46% 均有所提升。同样，ELA 在 YOLO v8n 和 LT－YOLO 的 mAP 分别达到

86.87%和87.47%，均优于CBAM和SE。因此ELA注意力模块在准确率、召回率以及mAP均实现了不同程度的提升。与CBAM和SE相比，ELA在2种模型上的表现均更为优越，这进一步验证了其在目标检测领域中的有效性和通用性。

表3 不同注意力模块对比试验结果

Tab.3 Comparative test results of different attention modules %

检测模型	注意力模块	准确率	召回率	mAP
YOLO v8n	CBAM	80.15	80.42	86.09
YOLO v8n	SE	81.53	80.20	85.70
YOLO v8n	ELA	81.78	80.76	86.87
LT-YOLO	CBAM	82.45	82.08	86.31
LT-YOLO	SE	82.46	81.74	87.24
LT-YOLO	ELA	83.16	82.15	87.47

2.1.5 先进模型对比分析

为进一步验证本文模型的先进性，将LT-YOLO模型与YOLO v5[23]、YOLO v8、YOLO v9[24]、YOLO v10[25]模型进行对比试验，在试验设计上，确保所有模型在相同的硬件和软件环境下进行训练和测试，以消除外部环境因素对试验结果的影响，同时采用本文构建的苹果花数据集，设置了合理的超参数，以确保试验结果的可靠性和准确性，结果如表4所示。由表4可知，LT-YOLO模型的准确率为83.16%，虽然略低于YOLO v5的84.18%，但高于其他对比模型，如YOLO v8、YOLO v10等模型。这表明LT-YOLO模型在目标检测任务中具有较高的准确性。LT-YOLO模型召回率为82.15%，高于YOLO v5、YOLO v8等模型，与YOLO v9模型相近。LT-YOLO模型的mAP达到87.47%，高于所有对比模型，进一步验证了LT-YOLO模型在目标检测任务中的优越性。LT-YOLO模型的内存占用量为5.26 MB，低于所有对比模型，同时，LT-YOLO模型的速度为128 f/s，能够满足实时检测的需求。因此，LT-YOLO模型准确率、召回率、mAP等指标均表现出色，且具有较轻的模型结构和较快的检测速度。

表4 先进模型对比试验结果

Tab.4 Advanced model comparison test results

检测模型	准确率/%	召回率/%	mAP/%	内存占用量/MB	速度/(f·s^{-1})
YOLO v5	84.18	77.30	84.76	6.59	136
YOLO v8	78.12	80.03	85.32	6.30	112
YOLO v9	81.89	82.05	87.09	5.83	95
YOLO v10	76.55	81.51	86.26	5.50	107
LT-YOLO	83.16	82.15	87.47	5.26	128

2.1.6 可视化验证对比分析

检测图像可视化是评估模型检测效果的重要手段。为了更深入地分析LT-YOLO模型的检测效果，本文采用LT-YOLO和YOLO v8模型对测试集中的图像进行检测，并对比两者在测试集图像的可视化结果。如图6所示，对于单目标苹果花图像，LT-YOLO模型能够准确地定位并识别出目标，而YOLO v8模型虽然也能检测到目标，但在定位准确性上稍逊于LT-YOLO模型。在多目标苹果花图像中，LT-YOLO模型同样表现出色，能够准确地检测出所有目标，且误检率较低。在远距离背景干扰图像中，LT-YOLO模型依然能够保持较高的检测准确率，而YOLO v8模型则受到背景干扰的影响较大，检测错误率更高，出现误检的情况，因此通过可视化分析进一步验证了LT-YOLO模型在目标检测任务中的先进性和实用性。

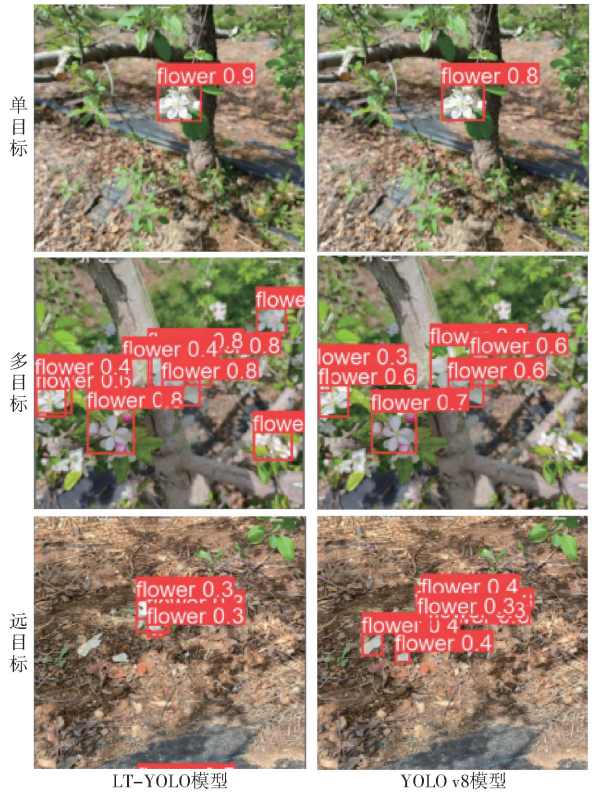

图6 本文模型对比测试

Fig.6 Comparison test plot of proposed model

2.2 试验台打击试验结果分析

使用正交试验对3个因素进行组合，试验结果如表5所示，表中X_1、X_2、X_3为试验台高度、激光打击时间、激光功率编码值。在每个组合下，通过图像分析记录苹果中心花损伤面积，并以此为依据进行模型拟合，最终得到损伤预测模型。

(1)方差分析

将表5的样本数据填入Design-Expert中进行二

表 5　正交试验方案和结果

Tab. 5　Orthogonal test programme and results

编号	因素			Y_1/mm²
	X_1	X_2	X_3	
1	－1	－1	0	42.3
2	1	－1	0	29.7
3	－1	1	0	57.6
4	1	1	0	47.5
5	－1	0	－1	27.8
6	1	0	－1	21.1
7	－1	0	1	60.3
8	1	0	1	48.5
9	0	－1	－1	17.8
10	0	1	－1	25.4
11	0	－1	1	50.6
12	0	1	1	62.5
13	0	0	0	35.7
14	0	0	0	36.3
15	0	0	0	36.8
16	0	0	0	36.0
17	0	0	0	36.6

表 6　二次多项式模型的方差分析

Tab. 6　Analysis of variance for quadratic polynomial model

方差来源	平方和	自由度	均方	F	P
模型	2 820.45	9	313.38	56.81	0.000 1 **
X_1	212.18	1	212.18	38.47	0.000 4 **
X_2	345.85	1	345.85	62.70	0.000 1 **
X_3	2 106.01	1	2 106.01	381.79	0.000 1 **
X_1X_2	1.56	1	1.56	0.283 3	0.611 0
X_1X_3	6.50	1	6.50	1.18	0.313 6
X_2X_3	4.62	1	4.62	0.838 0	0.390 4
X_1^2	73.30	1	73.30	13.29	0.008 2 **
X_2^2	61.52	1	61.52	11.15	0.012 4 *
X_3^2	4.45	1	4.45	0.805 9	0.399 2
残差	38.61	7	5.52		
失拟	37.83	3	12.61	64.00	0.000 8
误差	0.788 0	4	0.197 0		
总和	2 859.06	16			

注：* 表示该项极显著（$P<0.01$）；** 表示该项显著（$0.01\leqslant P<0.05$）。

项多项式模型拟合，方差分析如表 6 所示。由表 6 可知，Y_1 回归方程的显著性 $P<0.001$，说明该模型极显著，表明试验台高度、激光打击时间和激光功率对苹果花损伤面积有重要影响。分析各因素对苹果花损伤面积的影响，由大到小依次为激光功率、激光打击时间和试验台高度。激光功率对苹果花损伤面积的影响最大，每增加 1 个百分点，损伤面积增加 16.23 mm²，且该因素的影响显著性极高（$P=0.000\ 1$）。激光打击时间对损伤面积有显著的正面影响，每增加 1 s，损伤面积增加 6.58 mm²（$P=0.000\ 1$）。试验台高度对损伤面积有显著的负面影响，每增加 1 cm，损伤面积减少 5.15 mm²（$P=0.000\ 4$）。此外，试验台高度 A 和激光打击时间 B 的二次项对损伤面积也具有显著影响（$P<0.05$），这表明试验台高度和激光打击时间的变化对损伤面积的影响是非线性的。然而，交互项 X_1X_2、X_1X_3、X_2X_3 对损伤面积的影响不显著（$P>0.05$），说明这些因素之间的交互作用对模型的影响不大。去除不显著项，得到二次多项式回归模型为

$$Y_1=36.28-5.15X_1+6.58X_2+16.23X_3+4.17X_1^2+3.82X_2^2$$

（2）响应曲面分析

响应曲面分析能够更直观地展示试验台高度、激光打击时间和激光功率对苹果花损伤面积的影响。根据表 6 分析结果，通过如图 7 所示的响应曲面，可以观察到 3 个因素在不同组合下对苹果花损伤面积的影响。

通过响应曲面分析，可以得出，激光功率是影响损伤面积的最主要因素，每增加 1 个百分点，损伤面积显著增加。其次是激光打击时间，打击时间越长，损伤效应越强。试验台高度的影响相对较小，但在高功率和长时间照射时，较高的试验台高度可能会减轻部分损伤。

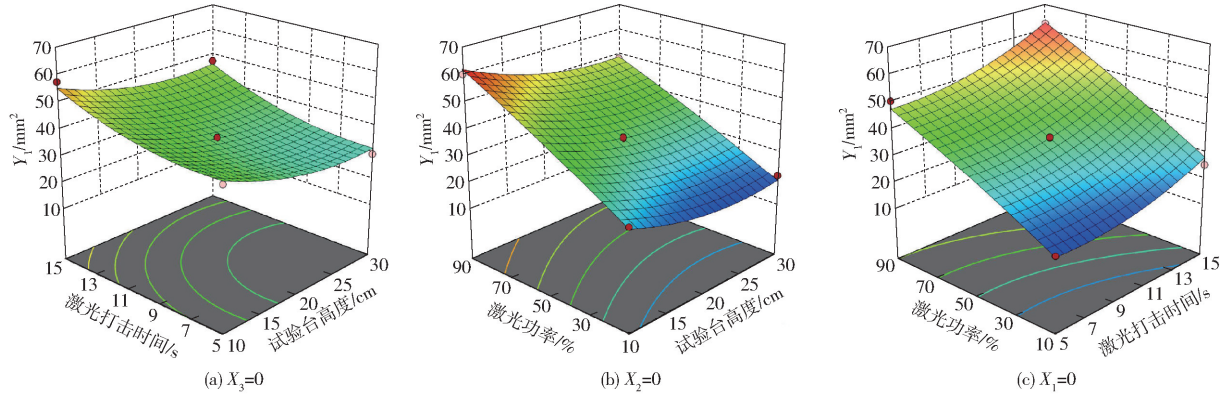

图 7　因素间交互作用对苹果花损伤面积影响响应面

Fig. 7　Response surfaces for effect of interaction among factors on apple flower damage area

结合正交试验和响应曲面分析的结果,建议在激光疏花的实际操作中,试验台高度为 20 cm、激光打击时间为 10 s、激光功率为 50%,将达到最佳的疏花效果。这一组合可以有效平衡花朵损伤和操作效率,为进一步的田间试验提供有力的理论依据。

3 结论

(1)建立了基于 LT - YOLO 的苹果花检测模型,用于检测激光疏花中苹果花的识别和定位,该模型的准确率、召回率和平均精度均值分别为 83.16%、82.15% 和 87.47%,相比 YOLO v8 模型分别提高 5.04、2.12、2.15 个百分点,内存占用量为 5.26 MB,检测速度为 128 f/s,同时与其他模型相比检测性能也较好,满足激光疏花苹果花检测的使用要求。

(2)针对苹果花激光疏花技术中的关键参数优化问题,设计了激光疏花试验台,通过正交试验法,优化了试验台高度、激光打击时间及激光功率,得到最佳参数组合:试验台高度为 20 cm、激光打击时间为 10 s、激光功率为 50% 将达到最佳的疏花效果。

参 考 文 献

[1] 刘亚妮,李凡,沈甜,等. 旱地果园种植管理调查分析[J]. 北方园艺,2023(19):143 - 149.
LIU Yani, LI Fan, SHEN Tian, et al. Investigation and analysis of dryland orchard planting management[J]. Northern Horticulture,2023(19):143 - 149. (in Chinese)

[2] 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)

[3] 郑文轩,杨瑛. 基于频域数据增强与轻量化 YOLO v7 模型的成熟期香梨目标检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(5):244 - 253.
ZHENG Wenxuan, YANG Ying. Mature stage pear detection method based on frequency domain data augmentation and lightweight YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(5):244 - 253. (in Chinese)

[4] 徐婷婷,宋亮,卢学鹤,等. 基于 YOLO v7 - RA 的火龙果品质与成熟度双指标检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(7):405 - 414.
XU Tingting, SONG Liang, LU Xuehe, et al. Dual-index detection method of pitaya quality and maturity based on YOLO v7 - RA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(7):405 - 414. (in Chinese)

[5] XIAO D, WANG H, LIU Y, et al. DHSW - YOLO: a duck flock daily behavior recognition model adaptable to bright and dark conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109281.

[6] 高昂,卢传兵,任龙龙,等. 基于改进 YOLOX - s 的苹果花生长状态检测方法及验证分析[J]. 中国农机化学报,2023,44(8):162 - 167.
GAO Ang, LU Chuanbing, REN Longlong, et al. Detection method and validation analysis based on the improved YOLOX - s apple blossom growth state[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2023, 44(8): 162 - 167. (in Chinese)

[7] 尚钰莹,张倩如,宋怀波. 基于 YOLOv5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 222 - 229.
SHANG Yuying, ZHANG Qianru, SONG Huaibo. Application of deep learning using YOLOv5s to apple flower detection in natural scenes[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 222 - 229. (in Chinese)

[8] XIA Xue, CHAI Xiujuan, LI Zhuang, et al. MTYOLOX: multi-transformers-enabled YOLO for tree-level apple inflorescences detection and density mapping[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209:107803.

[9] ANDREASEN C, VLASSI E, SALEHAN N. Laser weeding: opportunities and challenges for couch grass (*Elymus repens* (L.) Gould) control[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 11173.

[10] MWITTA C, RAINS G C, PROSTKO E P. Autonomous diode laser weeding mobile robot in cotton field using deep learning, visual servoing and finite state machine[J]. Frontiers in Agronomy, 2024, 6: 1388452.

[11] QIN L, XU Z, WANG W, et al. YOLOv7 - based intelligent weed detection and laser weeding system research: targeting veronica didyma in winter rapeseed fields[J]. Agriculture, 2024, 14(6): 910.

[12] WANG A, CHEN H, LIN Z, et al. Repvit: revisiting mobile cnn from vit perspective[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 15909 - 15920.

[13] DOSOVITSKIY A. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2010.11929, 2020.

[14] 武兵, 田莹. 基于注意力机制的多尺度道路损伤检测算法研究[J]. 图学学报,2024,45(4): 770 - 778.
WU Bing, TIAN Ying. Research on multi-scale road damage detection algorithm based on attention mechanism[J]. Journal of Graphics, 2024, 45(4): 770 - 778. (in Chinese)

[15] GHIASI G, LIN T Y, LE Q V. Dropblock: a regularization method for convolutional networks[J]. Advances in Neural

Information Processing Systems, 2018, 32: 10750－10760.
[16] XU W, WAN Y. ELA: efficient local attention for deep convolutional neural networks[J]. arXiv Preprint, arXiv:2403.01123, 2024.
[17] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132－7141.
[18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 3－19.
[19] ZHOU X, SUN G, XU N, et al. A method of modern standardized apple orchard flowering monitoring based on S－YOLO[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 380.
[20] GAO A, GENG A, ZHANG Z, et al. Dynamic detection method for falling ears of maize harvester based on improved YOLO－V4[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(3): 22－32.
[21] 司永胜,孔德浩,王克俭,等. 基于 CRV－YOLO 的苹果中心花和边花识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(2):278－286.
SI Yongsheng, KONG Dehao, WANG Kejian, et al. Recognition of apple king flower and side flower based on CRV－YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(2):278－286. (in Chinese)
[22] 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)
[23] 冀汶莉,刘洲,邢海花. 基于 YOLO v5 的农田杂草识别轻量化方法研究[J]. 农业机械学报,2024,55(1):212－222,293.
JI Wenli, LIU Zhou, XING Haihua. Lightweight method for identifying farmland weeds based on YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(1):212－222,293. (in Chinese)
[24] 吴仪邦,陈喆,李喆,等. 基于改进 YOLOv9 的禁垦陡坡地违规耕种区遥感影像检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(17):197－204.
WU Yibang, CHEN Zhe, LI Zhe, et al. Detecting illegal cultivation of step slopes from remote sensing images using improved YOLOv9[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(17): 197－204. (in Chinese)
[25] QIU X, CHEN Y, CAI W, et al. LD－YOLOv10: a lightweight target detection algorithm for drone scenarios based on YOLOv10[J]. Electronics, 2024, 13(16): 3269－3269.

(上接第 369 页)

[18] PÉREZ-GARIBAY R, MARTÍNEZ-RAMOS E, RUBIO J. Gas dispersion measurements in microbubble flotation systems[J]. Minerals Engineering, 2011, 26(1): 34－40.
[19] BRODER D, SOMMERFELD M. Planar shadow image velocimetry for the analysis of the hydrodynamics in bubbly flows[J]. Measurement Science & Technology, 2007, 18(8): 2513－2528.
[20] RAZZAQUE M, AFACAN A, LIU S, et al. Bubble size in coalescence dominant regime of turbulent air-water flow through horizontal pipes[J]. International Journal of Multiphase Flow, 2003, 29(9): 1451－1471.
[21] 陈自豪,郭雪岩. 高剪切力下气泡聚并与破碎特性的数值研究[J]. 能源研究与信息, 2024, 40(1): 35－44.
CHEN Zihao, GUO Xueyan. Numerical study of bubble coalescence and breakup characteristics under high shear force[J]. Energy Research and Information, 2024, 40(1): 35－44. (in Chinese)
[22] 张朝能. 水体中饱和溶解氧的求算方法探讨[J]. 环境科学研究,1999,12(2): 54－55.
ZHANG Chaoneng. Study on calculation method of saturation values of dissolved oxygen in waters[J]. Research of Environmental Sciences, 1999, 12(2): 54－55. (in Chinese)
[23] BHATTARI S P, BALSYS R J, EICHLER P, et al. Dynamic changes in bubble profile due to surfactant and tape orientation of emitters in drip tape during aerated water irrigation[J]. Int. J. Multiph. Flow, 2015, 75: 137－143.
[24] JIE P, FUKUI G, MOUNKAILA K A H, et al. Changes in dissolved oxygen concentration in an aerated drip irrigation system under different drip emitters[J]. Irrigation Science, 2023, 41(6): 749－759.
[25] GAO Y, XU J, LUO X, et al. Experiment research on mix design and early mechanical performance of alkali-activated slag using response surface methodology (RSM)[J]. Ceramics International, 2016, 42(10): 11666－11673.
[26] GULUM M, YESILYURT M K, BILGIN A. The performance assessment of cubic spline interpolation and response surface methodology in the mathematical modeling to optimize biodiesel production from waste cooking oil[J]. Fuel, 2019, 255: 115778.