

基于YOLO模型的成熟葡萄簇识别定位系统设计

胡艳茹^{1,2}, 田苏慧敏¹, 王旭阳³

1. 宁夏师范大学物理与电子信息工程学院, 宁夏固原 756000

2. 宁夏师范大学固体微结构与功能实验室, 宁夏固原 756000

3. 国网甘肃省电力公司信息通信公司, 甘肃兰州 730000

摘要:随着现代农业技术的发展,自动化葡萄采摘机器人在提高采摘效率和降低人工成本方面展现出巨大潜力。然而果园环境的复杂性使得机器人在采摘作业中难以准确识别和定位成熟葡萄簇,进而影响采摘的准确性和效率。针对这一挑战,本研究提出了利用先进的深度学习目标检测算法——YOLO模型,选取YOLOv5, YOLOv8和YOLOv10三个版本,对比算法性能,实现快速高效识别成熟葡萄簇位置和类别。开发了一款功能全面的葡萄簇目标检测系统,系统运用最新的Python绑定库PySide6,具备实时图像和视频处理的能力,友好的GUI界面简化了操作流程,支持静态图片、动态视频以及实时摄像头输入的目标检测。系统能够自动标记图像或视频中的葡萄簇,并以直观的方式在UI界面上展示检测结果。此外,系统还具备检测结果的保存功能,允许用户将检测结果保存至本地,便于后续分析和记录。这种全面的检测和展示能力,不仅提高了成熟葡萄簇的识别和定位精度,还为葡萄采摘机器人的采摘点定位提供了一种有效的解决方案。实验结果表明,该方法具有较高的准确性和鲁棒性,为自动化葡萄采摘提供了有力的技术支持。

关键词:葡萄簇;成熟;YOLO;UI;识别;定位

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

文章编号:1672-0164(2025)04-0007-06

1 引言

宁夏贺兰山东麓葡萄酒产业带地处北纬38°,这一地带被公认为世界葡萄美酒的黄金线。这里拥有独特的气候和土壤条件,使得出产的葡萄酒甘润平衡,别具东方特色,该地区的葡萄酒产业具有较高的国际声誉。昔日的茫茫戈壁滩如今已成为全国优质的酿酒葡萄种植基地和中高端酒庄酒的聚集区。目前,葡萄酒产业已经成为宁夏地区经济发展的重要支柱之一,不仅带动了相关产业链的发展,还显著提升了地区的经济活力和竞争力。这一特色产业不仅为宁夏地区带来了经济效益,还为国内外消费者带来了高品质的葡萄酒产品。

葡萄成熟度对葡萄酒的质量和品质具有决定性影响,这一点可以通过关键数据来证明。首先,成熟的葡萄含有较高比例的糖分,通常在20°—25°Brix,这不仅为发酵提供了必要的能量,也直接影响到最终葡萄酒的酒精含量。其次,适宜的酸度(pH值约在3.0—3.5)不仅为葡萄酒带来清新的口感,还有助于维持葡萄酒的稳定性和延长其保质期。此外,酚类物质如单宁和花青素的含量在成熟葡萄中更为丰富,它们不仅赋予葡萄酒深邃的颜色和复杂的口感,还对葡萄酒的陈年潜力和抗氧化能力起到关键作用。香气化合物的多样性和浓度也是衡量葡萄成熟度的重要指标,成熟的葡萄释放出更多的香气前体物质,为葡萄酒的香气层次和复杂性奠定基础。因此,通过精确控制葡萄的采摘时机,确保其成熟度,可以显著提升葡萄酒的整体品质,使其在口感、香气、色泽和陈年潜力等方面达到最佳状态。

传统的葡萄成熟度检测技术,如基于感官评估的观察颜色和触感,或是物理测量如糖度和酸度的测定,虽然直观但依赖于人工操作,效率较低且易受主观因素影响。相比之下,YOLO模型通过深度学习技术能够快速分析大量图像数据,实现对葡萄成熟特征的精确识别。其准确性得益于经过大量标注数据训练的深度神经网络,能够捕捉到细微的视觉特征,从而减少误判。模型的鲁棒性使其在不同光照和背景条件下依然保持稳定的检测效果。最重要的是,YOLO模型的实时性为葡萄采摘提供了即时反馈,优化了采摘决策和时机。

2 研究现状

近年来,随着农业科技的迅猛发展,特别是在精准农业和智慧农业的推动下,葡萄成熟度检测技术不断实现突破。诸多科研人员和农业工程师们投入大量精力,利用最新的传感器技术、图像处理算法和数据分析方法,开发出更为精确和高效的葡萄成熟度检测方案。这些技术的应用,不仅极大地提升了葡萄采摘的时机把握,确保了葡萄果实的品质和产量,还为葡萄园的管理提供了科学依据,推动了农业产业的现代化进程。

邱畅,田光兆等提出了一种基于改进YOLOv4的葡萄成熟度检测方法,适用于果园复杂环境。通过图像预处理、数据标注形成数据集,并训练改进模型,实现葡萄成熟度的快速准确检测,有效指导采摘时机,具有高可靠性和精度^[1]。李振波,郭若皓等提出了一种田间红提葡萄成熟度的检测方法,通过平行线取样、图像预处理、神经网络模型训练,实现了葡萄成熟度的准确分类检测,提升了检测的准确率和智能化水平,对葡

收稿日期:2024年8月14日;修回日期:2025年6月30日

基金项目:宁夏自然科学基金项目:基于深度学习的变压器油老化状态间接检测研究(项目编号:2023AAC03353)。

萄产业升级具有重要意义^[2]。杨圣慧,郑永军等提出了利用无人机搭载多光谱相机获取蛇龙珠葡萄的近地面图像,通过分析图像的红、绿、近红外分量与葡萄总糖含量的关系,建立了预测模型,实现了对葡萄成熟度的高效、准确判别,为葡萄采收提供了新方法^[3]。郑文刚,赵贤德提出了一种葡萄成熟度无损检测装置,通过隔离果穗周围气体、吸气装置和信号采集分析系统,实现快速测量葡萄成熟度,无需采样处理和化学分析,操作简便,准确判断采摘时机^[4]。尹何南提出了杨凌地区红色酿酒葡萄成熟度监控指标体系,通过监测理化和多酚指标变化,发现酚类物质含量与感官品质正相关,利用主成分分析确定糖酸比等关键指标,为确定最佳采收期提供科学依据^[5]。万小红,郝蕊洁提出了利用Faster R-CNN和KNN算法结合HSV色彩空间,通过图像识别技术对红提葡萄果穗成熟度进行分析和判断,准确率可达90%,有效辅助精准采摘作业^[6]。张小栓,张天罡等提出了一种基于葡萄光谱图像信息和理化指标值的酿酒葡萄成熟度监测方法和系统,通过建立计算模型预测葡萄成熟度,实现实时监测,提高采收决策的科学性和准确性^[7]。程广贵,郑诗武等提出了一种改进YOLOv4模型,用于非结构环境下的葡萄识别。通过引入SimAM注意力机制和特征融合网络,提升特征提取效率和检测准确性。同时,使用Focal loss优化BCE loss,提高模型训练效率和预测效果^[8]。

3 材料和方法

3.1 图像采集与预处理

实地去葡萄酒庄园拍摄照片及网上搜索葡萄图片视频,共计2000余张。使用图像增强技术,包括各种翻转,随机旋转,随机裁剪,缩放,添加噪声扰动,颜色变换,对比度及饱和度调整等,将原始数据集扩展到5000余张。

如图1所示,利用基于Python的图像标注工具Labelme,可以高效地对图像进行标注。首先,启动Labelme并导入目标图片,使用矩形框工具在图像中圈定“成熟”与“未成熟”的葡萄簇,并为每个标注实例分配相应的类别标签。完成后系统会将这些信息存储为JSON文件,其中包含了每个标注实例的类别标签和边界框坐标点。为了使标注数据与YOLO系列目标检测模型的输入格式兼容,需要将JSON文件中的标注信息转换为txt格式。这一转换过程涉及提取JSON文件中的label(类别标签)和points(坐标点)数据,并按照YOLO模型所需的格式重新组织这些数据。先后经过json转xml,划分数据集,xml转txt,最终生成的txt文件将包含类别索引和坐标点,以适应YOLO模型的训练需求。



图1 labelme制作数据集

原始图像文件和标签文件数据集分别被划分为训练集、验证集和测试集,训练集占80%,用于模型学习;验证集占10%,用于调整模型参数,防止过拟合;测试集也占10%,用于评估模型的最终性能。这种划分确保了模型在不同阶段的学习和评估,同时通过随机分配减少数据偏差,提高泛化能力。部分图片数据如图2所示。

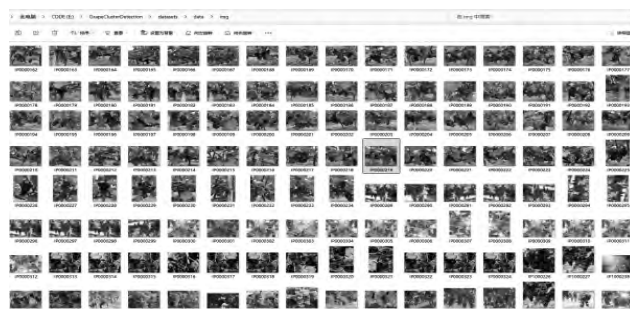


图2 部分图片数据

本系统可支持处理四种常见格式的图片文件,即'jpg', 'png', 'jpeg', 'bmp'。视频内容能够处理“*.avi *.mp4 *.wmv *.mkv”格式的文件。利用OpenCV库进行视频处理时,主要通过cv2模块实现。具体操作包括:①使用VideoCapture()函数来初始化和获取视频设备(如摄像头)的访问权限。②调用read()方法从视频流中获取单个视频帧。③利用imshow()函数在屏幕上展示捕获到的视频帧。

3.2 YOLO算法

YOLO(You Only Look Once)是一种流行的实时对象检测算法,只需要对图像进行一次前向传播即可检测出所有对象。YOLO算法自2015年首次提出以来,经历了多次重要的版本更新和改进,每个版本都带来了关键的技术改进^[9]。如表1所示,对比各个版本性能参数(YOLO系列模型不断更新,表格中的数值及相对性描述可能因实际场景、硬件配置和数据集等差异而变化),结合考虑在葡萄采摘作业过程中的应用时,需要特别关注果园环境的复杂性以及葡萄品种的多样性对识别精度和实时性能的要求。YOLOv1精度不高,特别是对于小型葡萄串和密集场景,定位误差较大,无法有效处理遮挡情况。YOLOv3, YOLOv6处理极度遮挡或形状不规则葡萄时有难度。YOLOv2, YOLOv4, YOLOv9需要耗费更多计算资源训练且调整模型更加复杂,需要精细的超参数调整。YOLOv5和YOLOv8均具备出色的实时性能,在处理小目标和复杂场景时,尤其应对遮挡情况非常友好,网络结构相对简单,易于理解和调整,便于根据具体应用场景进行优化,检测精度也更优。YOLOv10作为最新版本的检测模型,通过NMS-Free训练和空间—通道解耦下采样,实现了更快、更高效的目标检测。

综上所述,本系统选取了YOLOv5, YOLOv8和YOLOv10三个可替换检测版本,用户可根据需要选取,旨在为用户提供一个全面的、可定制的目标检测解决方案。

3.3 模型配置及训练

本次训练测试在一台搭载Intel Core i5-12500 CPU @3.00

表1 YOLO模型各版本性能对比

版本	速度 (FPS)	精度 (mAP)	消耗资源	创新性	灵活性	易用性
YOLOv1	45 (基础版), 155 (快速版)	相对较低	相对较低	直接回归检测, 端到端训练	有限	中等 (需要特定配置)
YOLOv2	67 (高精度), 40 (更高精度)	76.8 (VOC 2007)	适中	多尺度训练, 批量归一化, 锚框	较高	中等 (需要调整参数)
YOLOv3	更高 (具体依硬件和设置而异)	更高 (具体数值依数据集而异)	较高	Darknet-53骨干网络多尺度预测	高 (适应不同大小目标)	中等偏上 (模块化设计)
YOLOv4	65 (COCO数据集)	43.5 (COCO数据集)	较高	高效的模型设计	高 (支持多种特征融合方法)	高 (易于训练和使用)
YOLOv5	更快 (具体数值依变体而异)	更高 (具体依数据集和变体而异)	适中	轻量级设计, 多尺度检测	高 (模块化, 易于定制)	高 (支持多种导出格式)
YOLOv6	更高效	较高	较低	多尺度推理	高	较高
YOLOv7	更快	更高	适中	更先进检测技术	高	高 (灵活配置)
YOLOv8	最快之一	最精确之一	适中	统一框架	高	高 (高效灵活)
YOLOv9	高效	显著提高	适中	PGI、GELAN等创新技术	高	较高
YOLOv10	显著提升	保持或提升	较低	无需NMS训练、全方位优化	高	高 (端到端部署)

GHz 和 NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU 的台式电脑上进行。系统为 Windows 11, 配备 CUDA 12.1 和 Python 3.10 环境, 使用 PyTorch 2.0.1 作为深度学习框架。

```
path:E:/GrapeClusterDetection/datasets/Data1
train: train/images/
val: valid/images/
test: test/images/
nc: 2
names:
- riped
- unripped
```

如上程序所示, 新建模型配置文件 Data.yaml, 将类别数量 nc 设置为 2, 并存放对应类别英文名, 存储三类数据集的绝对路径。

```
if __name__ == '__main__':
    workers = 1
    batch = 8
    data_name = "Data1"
    data_path = abs_path(f'datasets/{data_name}/{data_name}.yaml', path_type='current')
    unix_style_path = data_path.replace(os.sep, '/')
    # 获取目录路径
    directory_path = os.path.dirname(unix_style_path)
    # 读取 YAML 文件, 保持原有顺序
    with open(data_path, 'r') as file:
        data = yaml.load(file, Loader=yaml.FullLoader)
    # 修改 path 项
    if 'path' in data:
        data['path'] = directory_path
    with open(data_path, 'w') as file:
        yaml.safe_dump(data, file, sort_keys=False)

    model = YOLO(abs_path('./weights/yolov8n.pt'),
                  task='detect')
    results2 = model.train(
        data=data_path,
        device=device,
```

```
workers=workers,
imgsz=640,
epochs=120,
batch=batch,
name='train_v8_' + data_name
)
```

如上所述, 在准备好数据和模型之后, 便可以开始进行训练。设置训练 epochs 为 120 轮, 训练批次 batch 为 8, patience 为 50, 2 个 workers 工作进程加载数据, 图片尺寸分辨率为 640 × 640 像素。

3.4 模型评价指标

加载调用训练好生成的 best.pt 验证训练模型性能, 分别运行文件 Testimage.py, Testvideo.py 以及 Testcamera.py, 最终结果为预测框的坐标与置信度。

3.4.1 预测框坐标

对于每个网格单元格, 预测的边界框 (b_x, b_y, b_w, b_h) 由公式 (1)–(4) 确定:

$$b_x = \sigma(tx) + cx \quad (1)$$

$$b_y = \sigma(ty) + cy \quad (2)$$

$$b_w = p_w e^{tw} \quad (3)$$

$$b_h = p_h e^{th} \quad (4)$$

其中, σ 表示 Sigmoid 函数; tx, ty, tw, th 是网络预测的变换后的边界框坐标和尺寸; cx, cy 是网格单元格的中心坐标; p_w, p_h 是先验框 (Anchor Box) 的宽度和高度^[10]。

3.4.2 置信度

置信度 confidence 由公式 (5) 给出, 其中 P 是网格单元格内至少存在一个对象的概率; IOU 是预测边界框与真实边界框之间的交并比。

$$confidence = P(Object) \times IOU \quad (5)$$

3.4.3 损失函数

损失函数 通常由三部分组成: 坐标损失 box_loss, 置信

度损失 dfl_loss 和类别概率损失 cls_loss 。

如图3所示,在训练过程中三个版本模型的边界框定位、分类成熟度识别和目标检测性能均呈现优化趋势,具体表现为坐标损失显著降低并趋于稳定,类别概率损失持续下降,以及置信度损失在训练和验证集上稳步下降,这些均证明了模型在葡萄簇检测精度和成熟度分类能力上的提升。

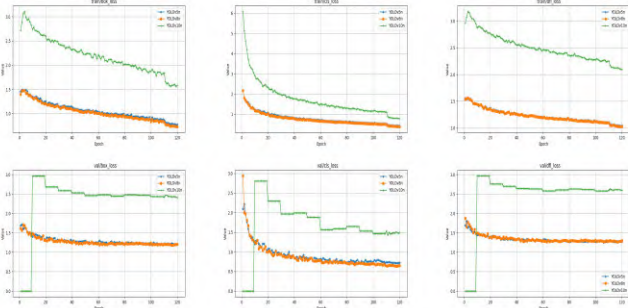


图3 损失函数拟合曲线对比

3.4.4 性能指标

如图4所示,观察了P(精确率)与R(召回率)以及平均精度(mAP)随迭代次数变化的曲线图。从图4可以看出,三种模型在收敛速度和精度方面的表现差异不大。

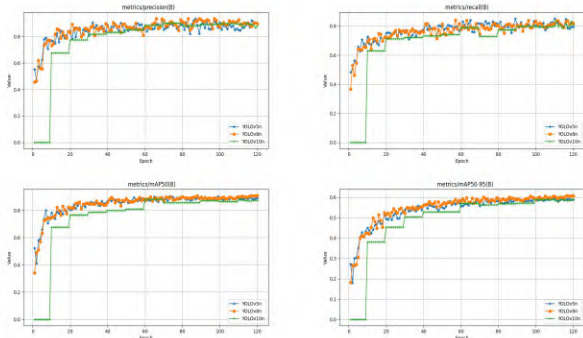


图4 性能曲线对比

根据图3,图4以及表2所示,相比之下YOLOv8n模型的表现显得更为均衡和出色,它在保持低损失高精度的同时,也展现出了良好的收敛特性,有较快的推理速度,这表明YOLOv8n在这组比较中具有更优的综合性能。但是,在考虑模型复杂度(包括参数数量和GFLOPs)时,该模型相较于其他两个模型表现较弱。

表2 模型比较

模型	层数	参数数量	GFLOPs	精确率 (P)	召回率 (R)	mAP50	mAP50 ~ 95	预处理时间(ms)	推理时间(ms)	后处理时间 (ms)
YOLOv5n	193	2,503,334	7.1	0.862	0.825	0.891	0.597	1.1	68.8	0.5
YOLOv8.1.3	168	3,006,038	8.1	0.876	0.836	0.907	0.61	0.8	57.1	0.4
YOLOv10n	285	2,695,196	8.2	0.88	0.809	0.871	0.59	0.8	79.6	0.4

如图5所示为YOLOv8n的PR曲线,它直观地展示了P精确率与R召回率之间的关系,图中细线代表了“ripped”和“un-ripped”的PR曲线,粗线代表平均PR曲线。为了量化模型的性能,采用计算AP值,即PR曲线与坐标轴围成的面积,所有类别AP的平均值即为mAP,这是衡量模型检测性能的重要指

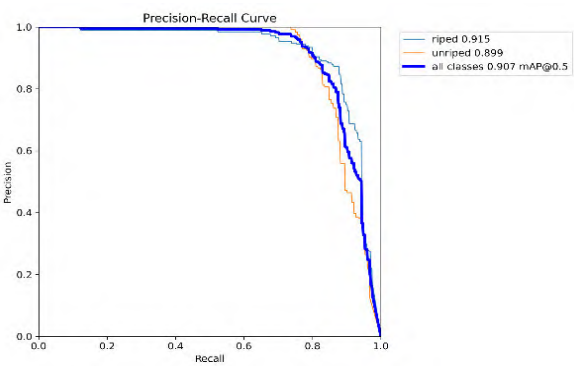


图5 YOLOv8n的PR曲线

标,mAP值越高表示模型的检测能力越强。mAP@.5即IOU阈值为0.5时的平均精确度,YOLOv8n的mAP@.5达到了0.907(粗蓝线所示),这是一个相当不错的结果。为了后期进一步改进,需增加各类别的样本数量以达到更高的准确率。

4 系统设计与实现

4.1 技术路线

本系统前端可视化界面采用PySide6开发设计,它是一个强大的Python库,提供对Qt6框架的访问。

使用Qt Designer设计用户界面,保存为.ui文件,用pyuic5工具将.ui文件转换为Python代码,创建QApplication实例作为应用程序的中心,负责管理GUI程序的控制流和主要设置。通过精心设计的MainWindow类,成功地将用户交互、媒体流处理以及深度学习模型集成到一个统一的应用程序中。Widget()或 MainWindow()创建窗口和控件,相关QLayout函数进行页面布局设计,调用窗口的show()方法,将窗口显示在屏幕上,最后调用QApplication实例的exec()方法进入应用程序的事件循环。在事件循环中,应用程序将等待并处理用户输入、系统事件等。为了进一步优化各模块间的协作效率,系统特别采用了Qt框架中的信号和槽机制来处理模块间的通信,这是实现事件驱动编程的核心机制^[11]。



图6 登录界面

本系统实现了基于SQLite数据库的注册与登录管理功能。用户初次使用时,需通过注册界面提交用户名和密码,注册界面如图6所示,系统随后将这些信息安全地存储在SQLite数据库中。一旦注册成功,用户便可通过登录界面,凭借其用户名和密码进行身份验证并登录系统。此设计不仅保障了系统的安全性,还为后续扩展更多个性化功能奠定了坚实的基础^[12]。

登录进系统后,系统主界面如图7所示。



图7 主界面

4.2 系统功能

用户可以通过选择图片、图片文件夹、在线摄像头以及视频四种方式来获取待检测信息。本系统还具备一键更换YOLOv5/v8/v10模型的功能,支持动态调整交并比(IOU)阈值和置信度(CONF),以适应不同应用场景下的特定检测需求。同时,系统还具备显示检测物体热力图、最小化与退出程序运行、展示作者信息,以及弹出葡萄种植咨询网址等多重功能。其中,设置热力图显示目的是用以映射模型预测中的关键特征区域,揭示其决策逻辑,直观感受到模型的工作过程,提升模型的可解释性。

4.2.1 图片检测

点击“选择图片”或“选择图片文件夹”按钮,选择待测图片。如图8所示,检测结果可显示识别的目标物体,成熟度结果,置信度以及目标物体在图片中的相对位置,热力图等。如果一个图片里检测出多个目标物体,用户可进行二次判断选择显示哪一个目标的信息。



图8 图片检测

4.2.2 视频检测

通过点击“选择视频”按钮导入待检测的视频文件后,系统会迅速自动播放并展示识别结果信息。如图9所示,针对包含5800帧的视频流进行检测,本系统能够高效地实现对每一帧中葡萄簇成熟度类别的精确识别。



图9 视频检测

4.2.3 在线摄像头检测

点击“开启摄像头”按钮后,将启动监测摄像头,并实时在线显示摄像头拍摄到的视频流检测结果,如图10所示。



图10 摄像头视频流检测

4.2.4 保存

执行完图像或视频的目标检测任务后,用户可通过点击界面左上角的“保存”按钮,激活结果存储机制。系统随即展示序列化的对话框,首先确认保存操作,随后在操作完成后显示保存成功的提示。检测结果包括图像识别的元数据和对象的边界框坐标,将被编码为CSV格式,以结构化的方式进行存储,如图11所示。识别图像也被存储为.png格式,方便后续分析的便捷性。



图11 保存为csv文件

4.2.5 其他功能

点击“资讯”图标后,会弹出与葡萄种植技术相关的资讯链接,用户可以直接点击访问,如图12所示。



图12 种植资讯

如图13所示,通过“选择模型”功能,用户可以切换本系统所使用的YOLO模型的不同版本,并查看各版本的检测结果。

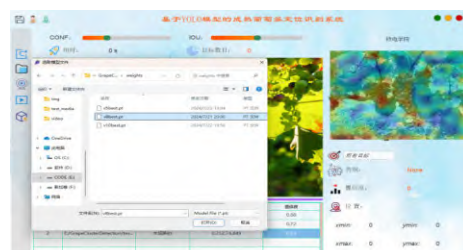


图13 模型版本切换

5 结论

基于YOLO模型的成熟葡萄簇识别定位系统,为现代农业提供了一种高效、精准的解决方案。该系统通过实时图像和视频处理能力,结合友好的GUI界面,简化了操作流程,大幅提升了葡萄采摘机器人的定位准确性和采摘效率。它不仅适用于多种农业场景,还与无人机和田间自动化设备无缝集成,实现大规模葡萄园的作物健康监测和成熟度评估,为采摘决策提供数据支撑,优化采摘时机^[13]。

此外,该系统为葡萄园管理提供了深入的数据分析和决策支持,显著提升了管理的科学性和效率,推动了农业产业的现代化和可持续发展。研究机构也能利用该系统收集的葡萄成熟度数据,深入研究葡萄生长模式和成熟趋势,为优化种植策略和提高葡萄酒品质提供科学依据。通过精确控制采摘时机,确保葡萄在最佳成熟状态下被收获,对提升葡萄酒的口感、香气、色泽和陈年潜力等方面具有决定性作用^[14]。综上所述,该系统不仅提高了葡萄采摘的效率和准确性,而且在推动农业技术数字化、智能化发展中发挥着重要作用,为现代农业的创新和发展提供了有力的技术支持^[15]。

参 考 文 献

- [1]邱畅,田光兆,赵嘉威.一种基于改进YOLOv4果园复杂环境下葡萄成熟度的检测方法:CN202210676812.2[P]. [2024-07-18]. 南京大学,2022.
- [2]李振波,郭若皓,陈雅茹,等.一种采用平行线取样的田间红提葡萄整体成熟度检测方法:CN201911336918.2[P]. 中国农业大学,2020.

[3]杨圣慧,郑永军,刘星星,等.基于无人机近地面多光谱图像的蛇龙珠葡萄成熟度判别[J].光谱学与光谱分析,2021,41(10):7.

[4]郑文刚,赵贤德,董大明,等.一种葡萄成熟度的检测装置及其应用:CN201210556626.1[P].北京农业智能装备技术研究中心,2015.

[5]尹何南.杨凌地区红色酿酒葡萄成熟度控制指标体系建立的研究[D].咸阳:西北农林科技大学,2017.

[6]万小红,郝蕊洁.一种图像识别技术下的果实成熟度应用研究[J].农机化研究,2024,46(1):207-211.

[7]张小栓,张天罡,傅泽田,等.一种酿酒葡萄成熟度监测方法和系统:CN201710985064[P].中国农业大学,2020.

[8]程广贵,郑诗武,郭灿志,等.基于改进YOLOv4的非结构环境下葡萄识别方法:CN202210481476.6[P].江苏大学,2024.

[9]邵延华,张铎,楚红雨,等.基于深度学习的YOLO目标检测综述[J].电子与信息学报,2022,44(10):12.

[10]杨成佳,钱明.基于小目标检测的YOLO算法研究综述[J].吉林工程技术师范学院学报,2023,39(3):92-96.

[11]孙洋洋,王硕.PySide 6/PyQt 6快速开发与实战编程语言[M].北京:电子工业出版社,2023.

[12]张典成,杨秉松,王海龙.SQLite数据库在Qt开发中的应用[J].金川科技,2018(4):3.

[13]冯晓,张辉,乔璐,等.一种基于改进YOLOv5s的硬核期葡萄簇检测方法及系统:202311097768[P].河南省农业科学院农业经济与信息研究所,2024.

[14]李元强,高何璇,何玉英,等.基于双目视觉的葡萄识别定位及跟踪方法研究[J].林业机械与木工设备,2021(4):52-59+64.

[15]程广贵,郑诗武,郭灿志,等.基于改进YOLOv4的非结构环境下葡萄识别方法:CN202210481476.6[P].江苏大学,2024.

作者简介

胡艳茹(1990—),女,硕士研究生,研究方向:机器学习数字电子系统设计。

Design of mature grape cluster recognition and localization system based on YOLO model

HU Yanru^{1,2}, TIAN Su-huimin¹, WANG Xuyang³

1.School of Physics and Electronic Information Engineering, Ningxia Normal University, Guyuan 756000, China;

2.Laboratory of Solid Microstructures and Functional Materials, Ningxia Normal University, Guyuan 756000, China

3.State Grid Gansu Electric Power Company Information and Telecommunication Company, Lanzhou 730000, China

Abstract: With the development of modern agricultural technology, automated grape-picking robots have demonstrated immense potential in enhancing picking efficiency and reducing labor costs. However, the complexity of the orchard environment poses a significant challenge for robots to accurately identify and localize mature grape clusters, thereby affecting the accuracy and efficiency of harvesting. To address this challenge, this study proposes the utilization of an advanced deep learning object detection algorithm, specifically the YOLO model. By selecting and comparing the performance of three versions, YOLOv5, YOLOv8, and YOLOv10, a rapid and efficient system for identifying the location and category of mature grape clusters is achieved. A comprehensive grape cluster target detection system has been developed, utilizing the latest Python binding library PySide6, which enables real-time image and video processing capabilities. The user-friendly GUI interface simplifies the operation process and supports target detection for static images, dynamic videos, and real-time camera inputs. The system automatically labels grape clusters in images or videos and displays the detection results in an intuitive manner on the UI interface. Additionally, the system incorporates a function to save detection results locally, facilitating subsequent analysis and record-keeping. This comprehensive detection and display capability not only improves the accuracy of recognizing and localizing mature grape clusters but also provides an effective solution for the localization of picking points in grape-picking robots. Experimental results demonstrate that this method exhibits high accuracy and robustness, offering robust technical support for automated grape harvesting.

Keywords: Grape cluster, Maturity, YOLO, UI, Recognition, Localization