

基于 YOLO 和增强现实的玉米穗位高实时测量方法

张亚玲^{1,2} 刘亚东^{1,3} 李黎明^{1,2} 余 汛^{1,2} 南 斐^{1,2} 殷大萌^{1,4} 金秀良^{1,4}

(1. 中国农业科学院作物科学研究所, 北京 100081; 2. 作物基因资源与育种全国重点实验室, 北京 100081;
3. 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079; 4. 三亚中国农业科学院国家南繁研究院, 三亚 572024)

摘要: 高效、准确的玉米穗位高监测对于玉米抗倒伏育种研究至关重要。传统人工测量方法费时费力, 现有自动化方案在复杂田间条件下鲁棒性不足或成本高。本研究基于 YOLO 模型和增强现实 (AR) 技术, 设计了一款用于玉米穗位高智能测量的 iOS 应用程序, 可实现玉米穗位高实时、精准、高效且低成本的测量。该系统包含玉米雌穗检测模型和高度测量模块。雌穗检测模型使用在灌浆期玉米田间采集的 1 000 幅雌穗图像构建的数据集 (涵盖不同光照和遮挡条件) 进行模型训练与验证, 在多个目标检测模型中, YOLO v5s 表现出最佳性能, 精确率为 0.844, 召回率为 0.724, 平均精度 $AP_{0.5}$ 为 0.814。该雌穗检测模型被集成至基于 AR 技术的实时测量模块, 在 iOS 设备上的兼容性和准确性均表现良好, 响应时间小于 0.3 s。田间验证表明, 穗位高检测结果与人工实测值高度一致 (R^2 为 0.750~0.864, RMSE 为 0.10~0.13 m); 智能测量系统由单人操作, 单个小区测量 10 株以上雌穗用时 2 min 以内, 与传统塔尺测量相比速度提高 6 倍以上。本系统在保证准确性的同时显著提升了玉米穗位高测量的效率, 可为玉米育种研究提供实时精准的数据支持。

关键词: 玉米雌穗检测; 深度学习; 增强现实; 穗位高测量; YOLO v5s

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)01-0062-10

OSID:



Real-time Measurement of Maize Ear Height Based on YOLO and Augmented Reality

ZHANG Yaling^{1,2} LIU Yadong^{1,3} LI Liming^{1,2} YU Xun^{1,2} NAN Fei^{1,2} YIN Dameng^{1,4} JIN Xiuliang^{1,4}

(1. Institute of Crop Sciences, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China

2. State Key Laboratory of Crop Gene Resources and Breeding, Beijing 100081, China

3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

4. National Nanfan Research Institute (Sanya), Chinese Academy of Agricultural Sciences, Sanya 572024, China)

Abstract: Efficient and accurate monitoring of maize ear height (EH) is critical for anti-lodging breeding. The traditional manual measurement approach is labor-intensive and time-consuming, while existing automated approaches often lack robustness under varying field conditions or involve high costs. To address these limitations, an iOS application (APP) was developed based on the you only look once (YOLO) model and augmented reality (AR) technology for real-time, accurate, efficient, and low-cost maize EH measurement. It comprised two modules: a maize ear detection model and a height measurement module. The ear detection model was trained and validated on a dataset comprising 1 000 field images collected from maize fields during the filling stage, under various lighting and occlusion conditions. Among different object detection models, the YOLO v5s model demonstrated the most robust performance with a precision of 0.844, a recall of 0.724, and an $AP_{0.5}$ of 0.814. The trained detection model had been integrated into a maize EH measurement system, which utilized the AR technology for real-time measurement. It demonstrated excellent compatibility and performance on iOS devices, with response time below 0.3 s. Field evaluation results indicated a high correlation between the EH measured

收稿日期: 2025-09-22 修回日期: 2025-10-10

基金项目: 新一代人工智能国家科技重大专项(2022ZD0115701)、国家自然科学基金项目(42071426、42301427)、中国农业科学院南繁专项(PTXM2501、PTXM2402)和中国农业科学院科技创新工程项目

作者简介: 张亚玲(1996—),女,博士生,主要从事作物表型遥感监测研究,E-mail: zhangyaling20@163.com

通信作者: 殷大萌(1989—),女,副研究员,博士,主要从事作物表型遥感监测研究,E-mail: yindameng@caas.cn

by the app and manual measurements ($R^2 = 0.750 \sim 0.864$, $RMSE = 0.10 \sim 0.13\text{ m}$). The app was optimized for solo operation. To finish measuring a plot with over 10 maize plants only took less than 2 minutes, which was over 6 times faster than that of the traditional measurement with the leveling rod. This app significantly improved the efficiency of maize EH measurements while maintaining accuracy, providing real-time and precise data support for field management and breeding programs.

Key words: maize ear detection; deep learning; augmented reality; ear height measurement; YOLO v5s

0 引言

玉米穗位高是影响玉米抗倒伏能力和产量的重要农艺性状^[1-2]。穗位过高会使玉米茎秆更易弯折,导致减产^[3-4],而穗位高的均匀度与超高产品种的产量呈正相关^[5],因此,精准测量穗位高对筛选高产抗倒伏品种至关重要。同时,均匀、适中的穗位高也是机械化收获的重要前提。此外,精准测量穗位高还可以助力识别相关的数量性状基因座(Quantitative trait locus, QTL)和候选基因,促进遗传研究与育种^[6-7]。

传统的玉米穗位高测量方法主要依赖刻度尺人工测量,耗时长、劳动强度大,难以满足现代农业和智能化育种的需求。最近的研究提出了各种自动测量玉米穗位高的技术,但结合深度学习与多特征监督学习的方法需要大量数据标注和训练工作,可迁移性较差^[8],基于激光雷达(Light detection and ranging, LiDAR)玉米冠层的垂直点云分布的方法设备昂贵且精度较低^[9]。

近年来,增强现实(Augmented reality, AR)技术^[10]逐渐成为农业领域中一个受到关注的研究方向^[11-13],有望成为玉米穗位高测量的重要技术支持。AR技术通过将虚拟信息与现实环境相结合,能够提供实时、精准的测量和分析功能,且不需要高昂的硬件支持。其中,针对 iOS 设备的 ARKit^[14-15],可以精确估算物体的位置和深度信息,已实现人体身高的非接触式准确估计($RMSE$ 小于 0.13 m)^[16],表明了它应用于植物高度测量的潜力。

玉米穗位高的准确测量离不开对雌穗的精准识别,可以借助日益成熟的深度学习目标检测算法。以 You Only Look Once(YOLO)系列模型为代表的深度学习目标检测算法,凭借检测速度快、精度高、实时性强的优势,已被大量应用于农业作物监测、杂草管理以及病虫害检测等任务中^[17-20],并衍生了多种改进版本,模型精度、效率不断提高,均取得了良好的应用成效^[21-23]。

将深度学习目标检测模型与 AR 技术中的三维世界建模功能相结合,可以方便用户对现实环境进行智能感知,并进行一定程度的实时交互^[24-25],在游戏、医疗、零售、教育等行业已有应用,但在农业领

域的应用潜力尚未充分开发。一些研究利用目标检测模型识别作物果实、病斑、害虫等,再利用 AR 技术将识别结果准确投影于现实世界的视频流中,但并没有充分利用三维建模的维度测量数据^[26-28]。也有研究利用 AR 交互和三维数据进行树木胸径的测量,但并未使用深度学习模型的精准目标检测功能^[29]。因此,将深度学习目标检测算法与 AR 三维测量相结合,用于农作物特定目标尺寸的识别与测量(如玉米穗位高),是值得研究的课题。

基于此,本研究开发一种集成 YOLO 目标检测与 AR 技术的玉米穗位高度测量系统,实现玉米穗位高的自动化和精准化测量。该系统对比当前应用广泛且具备成熟社区支持的主流 YOLO 模型,利用不同光照和遮挡条件下的玉米雌穗图像进行训练,选择最佳模型,确保在不同条件下均能实现玉米雌穗的高效检测;同时,设计穗位高实时测量系统,利用 AR 技术进行玉米穗位高的实时计算,提供低延迟、高精度的测量结果。

1 材料与方法

本研究构建了一个用于玉米雌穗检测与高度测量的智能系统,具体技术流程如图 1 所示。首先,在田间采集多种复杂场景下的玉米雌穗图像,并手动标注生成 YOLO 格式数据集,用于训练雌穗检测模型。模型基于 YOLO 架构,采用迁移学习方法,在 PyTorch 框架下完成训练,并转化为适用于移动端的轻量化模型格式。系统部署于 iOS 平台,采用 Swift 语言开发,结合 ARKit 等框架,通过检测参考平面和识别雌穗得到位置节点,然后计算二者竖直方向距离,实现在增强现实场景下的穗位高实时测量。应用程序界面友好,操作便捷,适用于移动终端的田间作业场景,最后对该系统的检测和测量结果进行评价。

1.1 数据获取

1.1.1 雌穗识别图像采集和数据集构建

本研究中玉米雌穗图像拍摄于河南省新乡市中国农业科学院新乡综合试验基地($113^{\circ}45'53''\text{E}$, $35^{\circ}8'28''\text{N}$),属暖温带大陆性季风气候。2021 年设置玉米种植密度试验,设置 4 个种植密度和 14 个玉米品种;2022 年玉米设置 2 组试验,第 1 组设置 3

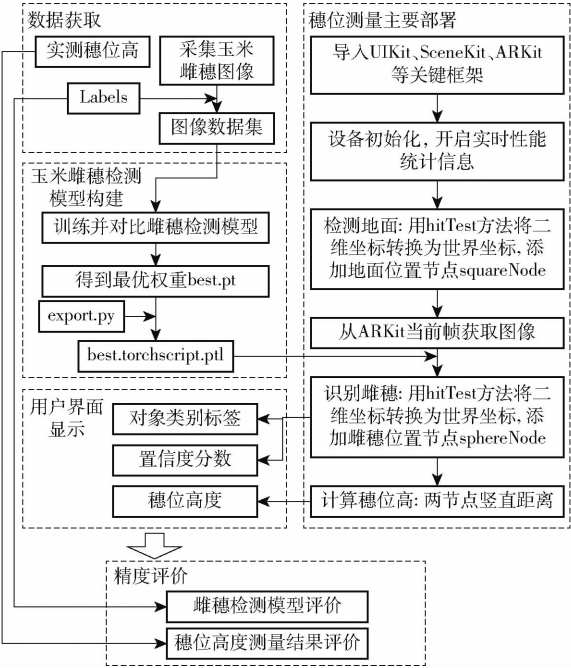


图 1 玉米穗位高测量流程图

Fig. 1 Flowchart of maize EH measurement

个播期和 4 个品种,第 2 组设置 4 个种植密度和 7 个玉米品种。两年试验均通过人工等行距播种,行距 0.60 m。

在每年的灌浆期,使用多种移动设备(智能手机、相机等)采集包含玉米雌穗的影像,并于 2025 年 7 月在新疆玉米田中进行补充采集,共获得图像 1 000 幅。为丰富图像数据集的多样性,拍摄涵盖了不同的高度及距离,并采集了各种场景的雌穗,包括不同光照条件(图 2a~2c)以及被叶片、茎秆遮挡的雌穗和重叠的雌穗(图 2d~2f),所有图像均在自然光条件下获得。

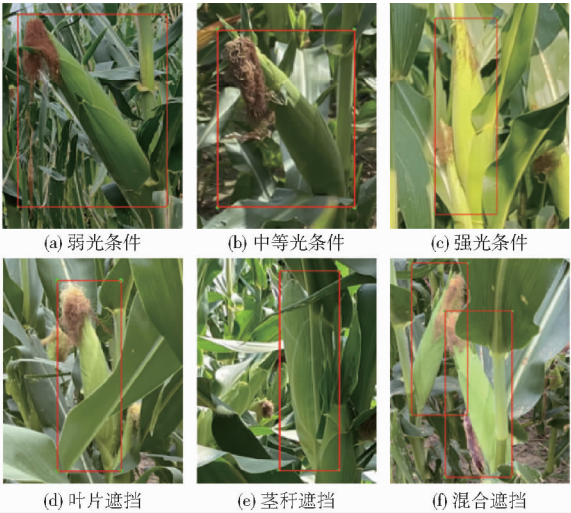


图 2 玉米雌穗数据集图像示例

Fig. 2 Image examples of maize ear dataset

使用 Labellmg 图像数据标记软件手动标注玉米雌穗的边界框,即以玉米雌穗基部和顶部为对边

的最小矩形。对于雌穗被叶片、茎秆等遮挡的情况,将被遮挡的雌穗以完整的形式标注出来(图 2d~2f)。标注文件保存为.xml 格式后,转换为 YOLO 格式。图像及其对应的标注文件构成玉米雌穗图像数据集,其中 854 幅训练样本用于训练模型,保留 146 幅验证数据用于微调训练过程中使用的超参数,以提高模型性能。

1.1.2 穗位高数据获取

为了评估玉米穗位高智能测量系统的精度与效率,使用本智能测量系统和传统塔尺测量两种方式分别进行穗位高数据采集,在每个试验小区中选择相同数量的雌穗进行穗位高测量,并分别统计测量时间。

2025 年,在贵州省农业科学院玉米试验基地进行穗位高测量试验。试验地点位于贵州省贵阳市,属亚热带湿润温和型气候,夏季雨水充沛,4—8 月每月约有 20 d 存在降雨天气,给传统田间测量造成挑战。随机选取了 59 个田间玉米试验小区,在每个小区中选择一行进行穗位高测量,对每一株玉米测量地表到果穗着生茎节的高度差,依小区大小不同,测量连续 10~20 株玉米,将所有穗位高取平均值作为小区穗位高。

将本研究开发的穗位高智能测量系统安装在两种不同设备上,对玉米穗位高进行测量。设备 1 为 iPad Pro(11 英寸第 3 代),系统版本 iPadOS 18.5;设备 2 为 iPhone 16 Pro,系统版本 iOS 18.2.1,两台设备均配有 LiDAR 模块。具体测量过程为:单人操作,首先在起始株附近将镜头对准植株底部的地面,记录地面位置,然后对准雌穗采集图像,系统自动记录当前图像中每个雌穗的高度,完成测量后,修改小区编号,进入下一小区,重复以上步骤。

同时使用传统方法进行穗位测量,一方面为穗位高提供真实验证数据,另一方面统计测量时间以评估智能测量系统的使用效率。具体操作方法为:两人配合测量,一人持塔尺置于植株一侧,读取雌穗高度值,另一人将数据填入记录表中。全部小区测量结束后,将记录表结果整理至电子表格中,进行存档和进一步分析。

1.2 玉米雌穗检测模型构建

YOLO 模型具有高精度、高效率和紧凑性,适用于小目标的精确检测。本研究选择近 5 年来 YOLO 系列模型中被证实较为稳定高效的 YOLO v5、v8、11 模型,分别用于雌穗检测,选择精度较高的模型用于玉米穗位高智能测量系统的雌穗检测。

1.2.1 模型架构

YOLO v5 模型^[30]于 2020 年推出,是当前具备高稳定性、兼容性的工业应用主流模型之一。YOLO

v5 由以下主要部分构成：主干网络 (Backbone) 主要用于图像的特征提取，由 Focus、C3 和 SPP 等模块组成，采用交叉阶段部分网络 (CSPNet) 作为其基础架构；颈部网络 (Neck) 使用特征金字塔网络 (FPN) 和渐进锚点网络 (PANet)，进行多尺度特征融合，将主干提取的浅层与原始深层特征结合，以提升特征表达能力，并将图像特征传递到最终的检测预测层；检测头 (Head) 接收来自颈部的输出，生成预测类别和包含置信度分数的边界框，最终完成玉米雌穗检测结果的输出。

YOLO v8 模型^[31]于 2023 年推出，网络结构相较于 YOLO v5 模型的主要改进是：在主干网络部分使用了改进的 CSPNet 架构，用 C2f 代替了 C3 模块，通过增强梯度流分支连接提升特征提取能力，并减少计算量；检测头部分转向无锚框设计，从而简化输出结构，减少超参数依赖。

YOLO 11 模型^[32]于 2024 年推出，在 YOLO v8 的基础上进一步改进网络结构，主要包括：在主干网络部分使用 C3k2 模块替代 C2f，使网络更加轻量化；主干网络中加入了 C2PSA 注意力机制，提升特征融合效果；检测头中使用深度可分离卷积，显著降低计算量。

YOLO v5、YOLO v8 和 YOLO 11 模型均提供 5 种版本的预训练权重，模型由小至大分别为 nano (n)、small (s)、medium (m)、large (l) 和 extra-large (x)，本研究选择平衡模型参数数量与检测精度的 n 与 s 模型，在保证目标检测准确率的前提下降低计算和内存成本，使网络更加轻量化，以适应移动设备的运算能力。

1.2.2 模型训练

由于深度学习需要大量标注数据训练模型，本研究以在 COCO 数据集^[33]中预训练过的模型权重文件为基础，进行再训练迁移学习，以减少训练所需的标注数据量。

再训练过程中，将玉米雌穗训练数据集输入到预训练后的模型中，修改为 640 像素 × 640 像素以匹配模型输入的尺寸要求，经过随机翻转、裁剪、旋转、缩放、平移、HSV 色彩增强、图像拼接等一系列数据增强处理^[34]，提高数据量及其代表性，以优化模型的适应性。批量大小设置为 16，训练 100 个轮次，至损失函数 (Loss) 的值降至最优水平，得到最终的玉米雌穗检测模型。

用于训练检测网络的平台为一台惠普 Z2 G9 台式计算机，CPU 为 Intel Core i9 - 12900K@3.20 GHz (16 核/24 线程)，运行内存为 32 GB，GPU 为 NVIDIA GEFORCE RTX 3080 10G，操作系统为

Windows 10，深度学习框架为 PyTorch。

1.2.3 模型部署

由于模型需转换为 .torchscript.ptl 格式以适配移动端使用，本研究修改 YOLO 模型的 export.py 脚本，将训练好的玉米雌穗检测模型 best.py 优化为 TorchScript Lite 模型，然后将其集成到 iOS 项目中，从而在移动设备上调用检测功能。移动端部署过程可参考 GitHub 上的开源项目 Object Detection^[35]。

1.3 基于增强现实的玉米穗位高测量

用于开发应用程序的平台为 MacBook Air 2022。使用 Xcode 16.1 进行穗位检测系统的开发，安装和应用该应用程序的终端设备可以是 iOS 系统的手机或平板计算机，但需满足以下条件：设备操作系统需为 iOS 14.0 或更高版本；设备架构需为 arm64；设备处理器需为 A9 或更高型号。

1.3.1 穗位高测量的关键技术框架

本研究的玉米穗位高测量应用程序主要基于 iOS 平台，采用 Swift 编程语言开发。集成了 ARKit^[14]和 SceneKit^[36]等 Apple 原生框架，以满足增强现实 (AR) 场景构建和图像识别的需求。ARKit 框架为 AR 功能提供基础支持，通过结合设备的摄像头、运动传感器和计算机视觉技术，实现三维环境检测、虚拟物体投影以及实时位置追踪^[14]；当前系统在调用 ARKit 功能时，会结合设备传感器类型进行深度测量、物体定位和空间感知效果。SceneKit 框架主要用于构建三维场景，负责创建和管理虚拟物体以及三维空间中的节点，实现增强现实场景中的可视化效果，与其他框架协同工作，提供平滑的图形渲染和交互体验^[36]。此外，借助 UIKit 框架^[37]来创建和管理按钮、标签等各种用户界面元素，提供直观且用户友好的互动体验。

1.3.2 穗位高测量的基本逻辑及主要步骤

本研究主要围绕 AR 场景构建，利用多个 Apple 原生框架实现对穗位高的测量，主要流程为：在做好场景初始化与配置后，通过在现实场景中放置平面参考节点和识别目标关键节点，计算竖直高度并展示 (图 3)。

(1) 地面位置检测

配置并启动 AR 会话，启用 ARKit 的平面检测功能^[38]，通过结合特征点检测、平面拟合、深度信息融合和光照估计，设备能够识别并追踪现实世界中的平面，并将其可视化为透明的对象。随后通过用户交互 (hitTest 方法)^[14]，在检测到的平面上放置一个橙色方块形状的参考节点 squareNode^[39] (图 3a)，这个参考节点后续会作为测量穗位高的基准位置。

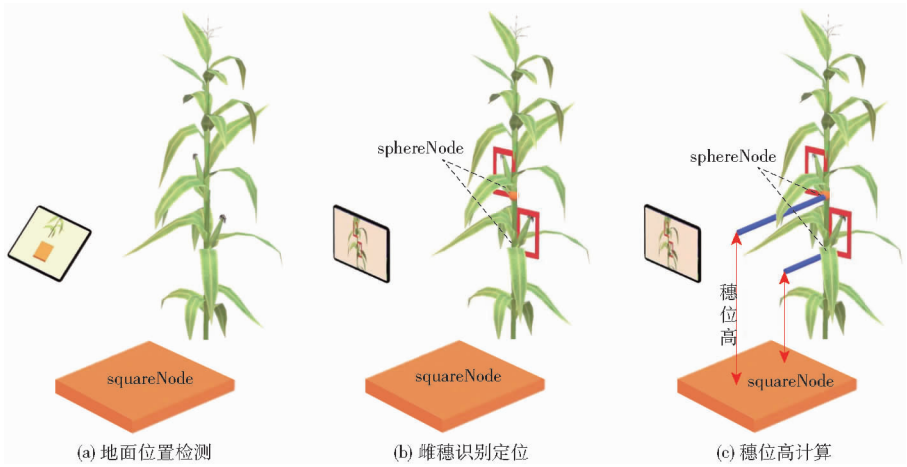


图 3 玉米穗位高测量的业务逻辑示意图

Fig. 3 Illustration of task logic for measuring maize EH

(2) 雌穗识别定位

完成参考节点放置后,在 AR 视图帧中获取图像数据并启用玉米雌穗检测。检测到雌穗后,会显示一个边框框住检测到的区域,并计算检测框的几个关键坐标点(左下角、中间底部和右下角),然后通过 hitTest 方法^[14]将这些二维坐标转换到世界坐标,选取距离观察者最近的节点作为目标雌穗的节点 sphereNode^[39](图 3b),创建橙色小球形状的节点放置在该位置,可把它看作是代表雌穗位置的关键节点,用于后续的高度计算。

(3) 穗位高计算

一旦目标物体被确认并标记,应用将计算雌穗节点(sphereNode)与参考节点(squareNode)之间的竖直方向距离(图 3c),将得到的距离值格式化为保留两位小数的字符串,更新在标签信息中,直观地呈现测量得到的穗位高。其中,置信度低于 0.5 的玉米雌穗检测框将被隐藏,不参与后续高度测量;此外,考虑到真实穗位高极少低于 0.30 m,认为系统中穗位高测量值低于 0.25 m 为异常值,将该检测目标的外接框用红色标示,其高度数据不参与后续的计算和输出。

此外,系统还添加了平面检测相关回调处理,包含平面更新和移除,支持及时更新平面检测的结果以及参考节点的位置,以减少因移动产生的累计误差。

通过上述这些步骤,共同构成了完整的基于增强现实场景下穗位高测量的逻辑,方便用户在现实场景中完成穗位高的测量以及根据实际情况进行操作调整。玉米穗位高智能测量系统应用程序安装包约为 77.8 MB,能为实时的玉米穗位高的测量提供简便高效的解决方案。

1.4 用户界面设计及操作流程

玉米穗位高测量系统的用户界面如图 4 所示,整体界面包括图像取景显示单元、添加地面参考节

点按钮、检测按钮、重置按钮以及结果输出按钮。取景显示单元的左下角显示当前实时检测的帧率(Frames per second, FPS),反映场景画面的刷新速度,帧率越高,画面就越流畅;用户界面的顶部显示了介绍标签,它会根据用户操作及时更新文本内容,引导用户进行平面检测、添加地面参考节点、雌穗检测等操作。

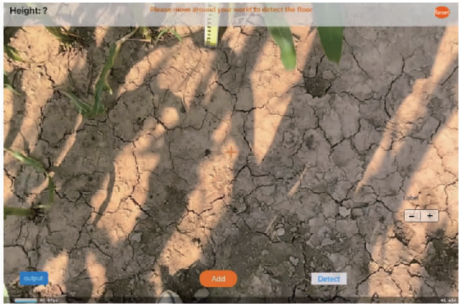


图 4 玉米穗位高智能测量系统界面

Fig. 4 Interface of maize ear height measurement APP

用户使用该智能测量系统测量玉米穗位高的流程如图 5 所示。程序启动后,用户将设备摄像头对准地面,系统将自动检测平面并展示为白色网格,此时将屏幕中心的“+”对准地面,点击界面下方中部的“Add”按钮即可添加地面参考节点;之后,使用取景显示单元中间右侧的小区标签记录按钮,可通过“+”和“-”设置小区编号;将设备摄像头对准待测小区的雌穗,按下界面右下角的“Detect”按钮,即可调用雌穗识别与穗位高测量方法,实现穗位测量,测量结果支持用户在屏幕上实时查看,被检测到的雌穗将会用矩形框标示,其穗位高则显示在该矩形框正下方(单位为 m);此时,用户界面左上角展示当前页面测得的有效雌穗个数及其平均穗位高;同时,系统还会将当前时间、小区编号和穗位高信息按“(当前日期时间,小区编号,雌穗位高度)”格式写入文件,并以 .txt 格式保存,方便用户预览和导出。

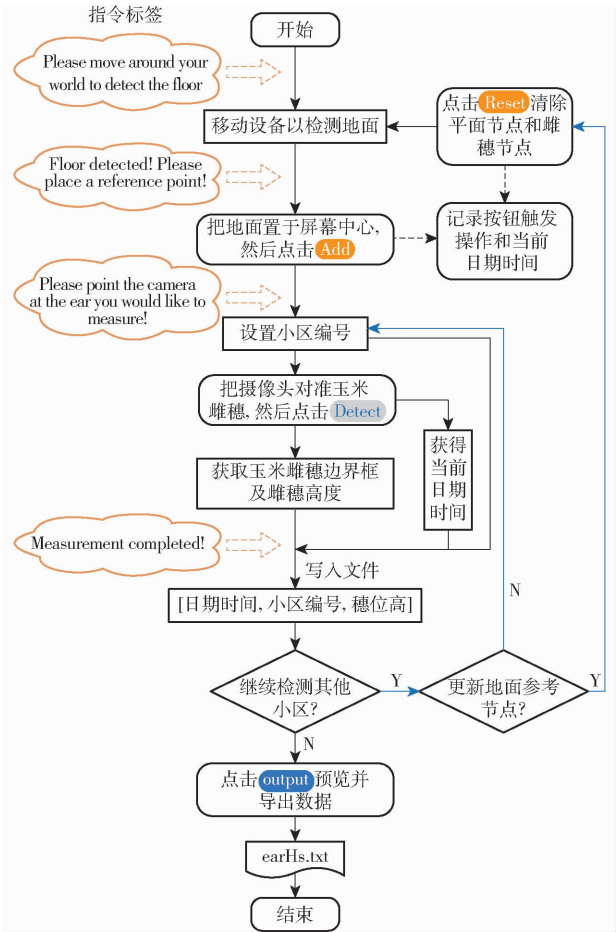


图 5 玉米穗位高智能测量系统操作流程
Fig. 5 Flowchart of using APP to measure maize EH

屏幕右上角“Reset”为重置按钮,若使用过程中发现检测失败或误差过大,可以通过此按钮进行重置,重置后需重新检测地面;屏幕左下角“output”为输出按钮,点击即可查看保存结果的 earHs. txt 文件(图 6)。文件中连续几行代表单次检测到的多个穗位高,空行后为下一次检测的结果;同时,为方便用户回溯和清理冗余数据,检测地面与重置操作也记录在输出文件中。

以 earHs. txt 文件为基础,根据小区编号对小区内的单个穗位高进行统计,将该小区内最后一次 Reset 之后的所有穗位高度取平均,即得到每个小区的平均穗位高。当前系统未集成小区平均穗位高计算这一步骤,该步骤需将 txt 文件内容导出后,通过电子表格编辑或简单编程来完成。

1.5 精度评价

1.5.1 玉米雌穗检测模型评价指标

为了评估深度学习方法的性能,使用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度 (AP) 和模型内存占用量作为雌穗检测模型的评估指标^[40]。 P 、 R 和 AP 的计算依赖于交并比 (IoU),即预测边界框和真实边界框之间重叠区域与联合区域

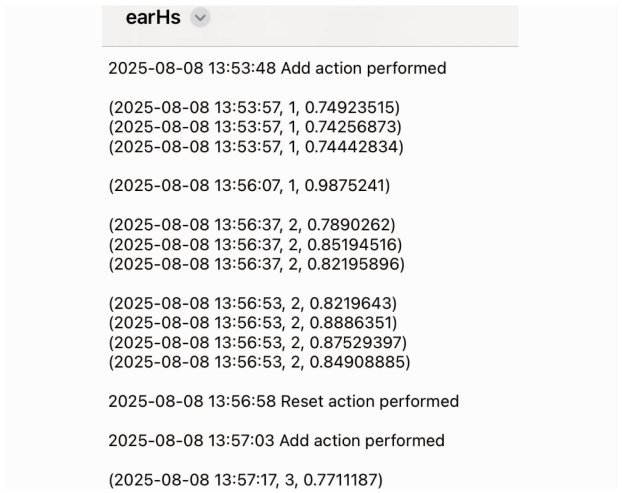


图 6 玉米穗位高智能测量系统输出数据示例
Fig. 6 Example of EH measurement APP output file

的面积比。IoU 范围为 0 (无重叠) ~ 1 (完全重叠)。当 IoU 大于等于 0.5 时,预测边界框被视为真正例;IoU 小于 0.5 时,预测边界框被视为假正例。如果某个地面真值边界框没有对应的预测边界框,则该真值边界框对应一个假负例。

精确率 (P) 表示真正例占预测玉米雌穗的比例,召回率 (R) 表示真正例占真实雌穗比例。精确率-召回率 ($P-R$) 曲线下面积即平均精度 AP,是评估检测模型性能的综合指标。高 AP 值表示模型既能实现检测准确性又能保证较高的检出数量。反之,较低的 AP 评分意味着模型存在大量误检或漏检情况。由于本研究用 0.5 作为 IoU 阈值,将 AP 表示为 $AP_{0.5}$ 。

将模型内存占用量纳入评价体系,内存占用更小的模型意味着更小的计算资源消耗,有利于模型集成及移动端部署。

1.5.2 穗位高测量结果评价指标

为评估玉米穗位高智能测量系统性能,对小区平均穗位高的智能测量值与塔尺实测值作散点图,进行定性对比。同时,采用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 进行定量评价。 R^2 值越高或 RMSE 值越低表明测量精度越高。

2 结果

2.1 穗位高测量系统性能

2.1.1 雌穗检测模型结果

不同 YOLO 模型在 146 幅独立验证集图像上进行雌穗检测,精度如表 1 所示。其中,YOLO v5s 模型的整体表现最佳,精确率 P 为 0.844,召回率 R 为 0.724, $AP_{0.5}$ 为 0.814。模型内存占用量为 13.70 MB。

模型在验证集上的检测结果如图 7 所示。可以看出,在弱光 (图 7a)、中等光 (图 7b) 和强光 (图 7c)

表 1 雌穗识别模型精度

Tab. 1 Accuracy of ear detection models				
模型名称	<i>P</i>	<i>R</i>	$AP_{0.5}$	模型内存占用量/MB
YOLO v5n	0.841	0.704	0.807	3.66
YOLO v5s	0.844	0.724	0.814	13.70
YOLO v8n	0.851	0.719	0.807	5.94
YOLO v8s	0.804	0.751	0.807	21.40
YOLO 11n	0.833	0.699	0.804	5.19
YOLO 11s	0.827	0.730	0.808	18.20

条件下,玉米雌穗检测模型均表现良好。此外,虽然多数图像中雌穗被叶片或茎秆遮挡,但模型仍然能够很好地识别玉米雌穗。在雌穗被严重遮挡的情况下可能出现漏检,如图 7b 中(黄色虚线框标示)雌穗被遮挡超过 50%,几乎不可见。这种情况虽然会降低雌穗检测模型的精度统计值,但在穗位高测量系统使用过程中,可以通过从另一角度拍摄补足。图中出现了两处错检(蓝色实线框标示),其一为图 7b 中,在叶片后有少量吐丝露出,结合左边茎秆的轻微凸起被模型识别为雌穗,而在人工标签中并未将其标注为雌穗;其二是图 7c 中,单个雌穗由于中部被茎秆和叶片遮挡,其上半部分被模型识别为一个单独的雌穗。部分错检结果由于其属于雌穗类别的置信度低于 0.5,将在穗位高测量系统中被剔除,因此不会影响穗位高测量结果,相关误差在一定程度上得到修复。

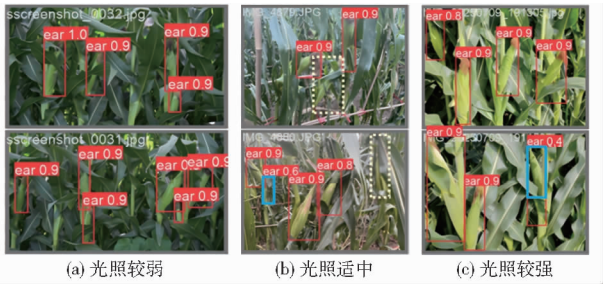


图 7 不同光照条件下的雌穗检测结果
Fig. 7 Ear detection results under different illumination

2.1.2 穗位高测量结果

识别到雌穗后,应用程序的用户界面如图 8 所示。图 8 展示了使用 iPad Pro 在第 5 个试验小区(小区编号见图右侧)中某一次拍照进行穗位检测的结果,该次检测中识别到 7 个雌穗,其平均穗位高为 1.18 m(图 8 左上角)。识别到的玉米雌穗在屏幕中以黄色矩形框标记,每个矩形框顶部显示该玉米雌穗检测的类别标签和置信度分数,根据矩形框底部显示的穗位高可知这 7 个雌穗的高度介于 1.11 ~ 1.23 m 之间。完成该小区 15 株玉米的穗位测量共进行了 3 次拍摄,测得小区平均穗位高为 1.19 m。

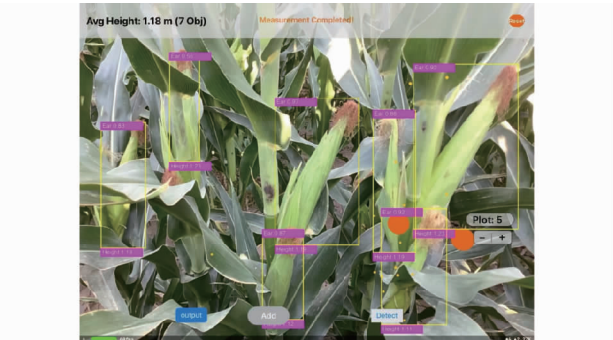


图 8 玉米穗位高测量系统的结果可视化界面
Fig. 8 Interface for maize EH measurement visualization

为评估所研发系统测量玉米穗位高的准确性,将 2025 年在贵阳 59 个小区的测试结果与实测小区平均穗位高进行对比,结果如图 9 所示。系统检测穗位高与实测值具有较好的一致性,其中 iPhone 16 Pro 检测结果与实测值的决定系数 R^2 为 0.864, RMSE 为 0.10 m, iPad Pro (11 英寸第三代)检测结果与实测值决定系数 R^2 为 0.750, RMSE 为 0.13 m。智能测量值与真实值间线性回归方程的斜率略小于 1,表明在穗位较低的小区趋向于出现高估误差。但由于使用塔尺测量时对较低的穗位只能俯视读数,因此不排除塔尺测量结果中对较低的穗位可能存在读数偏低的情况。

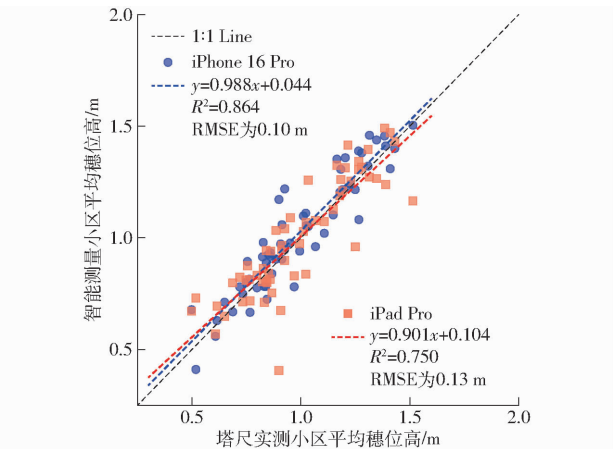


图 9 玉米穗位检测高度与实测高度对比
Fig. 9 Comparison between APP-measured maize ear height and ground truth

进一步对单个小区的平均穗位测量误差进行检查,发现误差集中在 -10 ~ 20 cm 之间,基本呈现以 0 为中心的正态分布(图 10)。其中,使用 iPhone 16 Pro 的测量误差在 0.10 m 以内的有 40 个小区,占总样本数的 67.80%;使用 iPad Pro 的测量误差在 0.10 m 以内的有 36 个小区,占总样本数的 61.02%。检查其中误差最大的两个样本(图 9 中红圈标出),发现其中一个小区真实穗位高位于 0.75 ~ 1.11 m 之间,而智能测量的穗位高多低于 0.50 m;另一小区真实穗位高位于 1.49 ~ 1.66 m 之间,而智

能测量的穗位高多数低于 1.20 m。可见,在操作人员测量过程中容易根据界面显示判断穗位值出现明显误差,可以通过重置测量数据进行修正。若排除这两个小区,则 iPad 测量精度提升至 $R^2 = 0.829$, RMSE 降为 0.11 m。

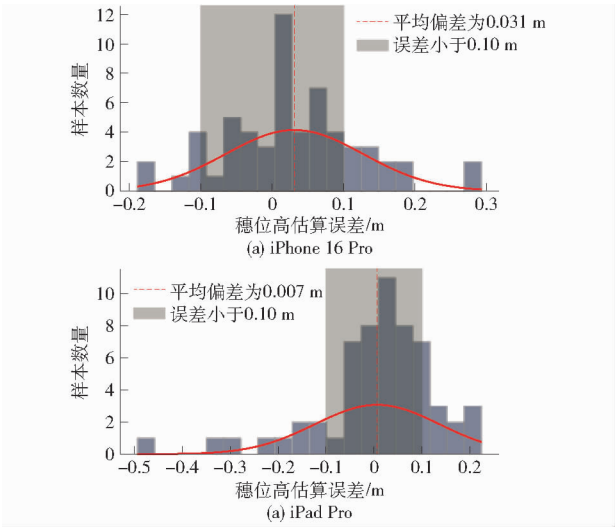


图 10 玉米雌穗高度检测误差柱状图

Fig. 10 Histogram of EH measurement residuals distribution

以上试验表明,本文研发的玉米穗位高测量系统在不同 iOS 版本以及不同苹果设备上均得以顺利应用,呈现良好的检测准确率。

2.1.3 穗位高智能测量系统效率

使用穗位高智能测量系统测量玉米穗位高由单人完成,自用户点击“Detect”到界面呈现玉米穗位高测量结果,一般用时在 0.3 s 以内,同时会自动记录测量得到的数据。受视场角和拍摄距离限制,单次拍照一般能完成 1~5 株玉米的穗位检测,需多次拍摄才能完成整个小区的测量。对 59 个小区数据获取的时间进行统计,发现 iPhone 16 Pro 测量平均每个小区用时 1.36 人·min, iPad Pro 测量平均每个小区用时 1.92 人·min。

传统测量方法由两人配合操作,塔尺测量加人工录入数据,每小区耗时约 6.5 min,在增加一人的同时耗时增加 3 倍以上,每小区耗时 13 人·min。相较而言,本文提出的玉米穗位高智能测量系统的测量效率提高了 6 倍以上,凸显了利用该系统进行玉米穗位高智能测量的高效性。

2.2 玉米各小区穗位高的空间分布

图 11 为应用程序在试验田的测量结果,直观展示了不同小区玉米穗位高。不同材料的玉米穗位高存在较大差异,最大值为 1.82 m,最小值为 1.01 m。通过这种数字化精确记录,用户可以快速了解每个小区玉米的生长情况,便于及时调整农田管理策略;同时,玉米穗位高表型数据的实时记录,避免了人工

记录和录入数据过程的误差,为玉米育种提供了高效的表型观测方案。

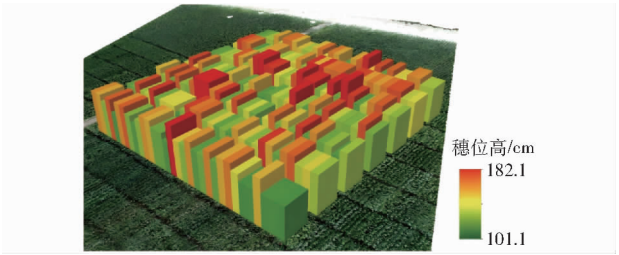


图 11 新乡各试验小区玉米穗位高空间分布可视化

Fig. 11 Spatial distribution of maize EHs across plots in Xinxiang site

3 讨论

本研究开发了一种集成 YOLO 目标检测与增强现实 (AR) 技术的玉米穗位高测量系统,为玉米穗位高的实时、精准、高效测量提供了创新解决方案。试验结果表明,该系统在多种环境条件下均表现良好,测量精度优于文献中结果^[9],能够满足现代农业对自动化、精准化和实时化测量穗位高的需求。

除准确、实时外,当前系统还具备成本低廉、简单易学、操作方便等优点,具有广泛的应用前景。①可以直接安装在 iOS 系统的手机或平板计算机上使用,硬件成本低,且相较于传统方法用的塔尺,手机和平板计算机的便携程度大大提高。②简单易学,几乎无需培训,即可快速掌握使用方法,实现穗位的准确测量。③操作方便,适合单人作业,且在微量阴雨天气下依然可以方便地进行测量,测量效率显著高于传统测量方法。

通过将穗位高的空间分布可视化(图 11),可直观反映田间玉米群体的穗位高度空间变异特征,有利于快速排除穗位过高、过低的材料,选取穗位适中的目标材料。此外,本系统记录了每个雌穗的高度,因此,除平均穗位高外,还可用于统计同一育种小区内的穗位高整齐度,并进一步评估各品种在不同处理下的稳定性,从而筛选出穗位整齐度高的优势株系。最终提升玉米的抗倒性^[3-4]和产量^[5],便于机械化收获,减少田间残留,为玉米抗倒伏育种和高产栽培提供重要依据。

4 结论

(1)在玉米雌穗检测任务中,YOLO v5s 模型在多种光照与遮挡条件下表现稳健,精确率为 0.844,召回率为 0.724,AP_{0.5}为 0.814,展现出较好的检测能力。该模型兼具轻量化与短时训练特性,使其在实际应用中具有较高的可行性。

(2)将训练好的检测模型集成至玉米穗位高测

量系统中,通过 AR 技术实现了实时测量功能。系统包含平面检测、目标定位与竖直方向高度计算模块,可精准测定玉米穗位高度,用户界面响应迅速(响应时间小于 0.3 s)。田间验证表明,系统测量值

与人工测量结果高度吻合(R^2 为 0.750 ~ 0.864, RMSE 为 0.10 ~ 0.13 m),证明了其在农业中的实际应用潜力。该应用适配多款 iOS 设备,在田间管理与育种研究中展现出良好应用前景。

参 考 文 献

[1] 丰光,景希强,李妍妍,等. 玉米茎秆性状与倒伏性的相关和通径分析[J]. 华北农学报, 2010, 25(增刊1): 72 – 74.
FENG Guang, JING Xiqiang, LI Yanyan, et al. Correlation and path analysis of lodging resistance with maize stem characters [J]. Acta Agriculturae Boreali-Sinica, 2010, 25(Supp.1): 72 – 74. (in Chinese)

[2] 马延华,王庆祥. 玉米茎秆性状与抗倒伏关系研究进展[J]. 作物杂志, 2012(2): 10 – 15.

[3] ZHAO Y, ZHANG S, LV Y, et al. Optimizing ear-plant height ratio to improve kernel number and lodging resistance in maize (*Zea mays* L)[J]. Field Crops Research, 2022, 276: 108376.

[4] 刘战东,肖俊夫,南纪琴,等. 倒伏对夏玉米叶面积、产量及其构成因素的影响[J]. 中国农学通报, 2010, 26(18): 107 – 110.
LIU Zhandong, XIAO Junfu, NAN Jiqin, et al. Effect of different levels lodging on leaf area index, yield and its components of summer maize[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2010, 26(18): 107 – 110. (in Chinese)

[5] 边少锋,赵洪祥,孟祥盟,等. 超高产玉米品种穗部性状整齐度与产量的关系研究[J]. 玉米科学, 2008, 16(4): 119 – 122.
BIAN Shaofeng, ZHAO Hongxiang, MENG Xiangmeng, et al. Study on the relationship between the ear characteristic uniformity and yield of super high-yielding corn[J]. Journal of Maize Sciences, 2008, 16(4): 119 – 122. (in Chinese)

[6] LI X, ZHOU Z, DING J, et al. Combined linkage and association mapping reveals QTL and candidate genes for plant and ear height in maize[J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 833.

[7] SHU G, WANG A, WANG X, et al. Identification of QTNs, QTN-by-environment interactions for plant height and ear height in maize multi-environment GWAS[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1284403.

[8] WONG J, SHA H, HASAN M A, et al. Automated corn ear height prediction using video-based deep learning[C] // IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2020:2371 – 2374.

[9] WANG H, ZHANG W, YANG G, et al. Maize ear height and ear-plant height ratio estimation with LiDAR data and vertical leaf area profile[J]. Remote Sensing, 2023, 15(4): 964.

[10] VAN KREVELEN D W F, POELMAN R. A survey of augmented reality technologies, applications and limitations[J]. The International Journal of Virtual Reality, 2010, 9(2): 1 – 20.

[11] HUUSKONEN J, OKSANEN T. Augmented reality for supervising multirobot system in agricultural field operation[J]. IFAC – PapersOnLine, 2019, 52(30): 367 – 372.

[12] OLIVEIRA M E D, CORRÊA C G. Virtual reality and augmented reality applications in agriculture: a literature review[C] // 22nd Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR), 2020:1 – 9.

[13] XU R, LI C. A review of high-throughput field phenotyping systems: focusing on ground robots[J]. Plant Phenomics, 2022, 2022: 9760269.

[14] APPLE. ARKit_Apple developer documentation[EB/OL]. [2025 – 05 – 04]. <https://developer.apple.com/documentation/ARKit>.

[15] WANG W. Beginning ARKit for iPhone and iPad: augmented reality app development for iOS[M]. San Diego: Apress, 2018.

[16] ISMAIL N A, TAN C W, MOHAMED S E, et al. Mobile based augmented reality for flexible human height estimation using touch and motion gesture interaction[J]. IOP Conference Series. Materials Science and Engineering, 2020, 979(1): 12017.

[17] ALIF M A R, HUSSAIN M. YOLOv1 to YOLOv10: a comprehensive review of YOLO variants and their application in the agricultural domain[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2406.10139, 2024.

[18] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 1 – 20.
ZHAI Zhaoyu, ZHANG Zihan, XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 1 – 20. (in Chinese)

[19] PAUL A, MACHAVARAM R, AMBUJ, et al. Smart solutions for capsicum harvesting: unleashing the power of YOLO for detection, segmentation, growth stage classification, counting, and real-time mobile identification [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108832.

[20] PARR B, LEGG M, ALAM F. Grape yield estimation with a smartphone’s colour and depth cameras using machine learning and computer vision techniques[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108174.

[21] ZENG T, LI S, SONG Q, et al. Lightweight tomato real-time detection method based on improved YOLO and mobile deployment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107625.

[22] YU X, YIN D, XU H, et al. Maize tassel number and tasseling stage monitoring based on near-ground and UAV RGB images by improved YoloV8[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(4): 1800 – 1838.

[23] YU X, JIANG T, ZHU Y, et al. FEL – YoloV8: a new algorithm for accurate monitoring soybean seedling emergence rates and

growth uniformity[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 1 – 17.

[24] MAHURKAR S. Integrating YOLO object detection with augmented reality for iOS apps [C] // 2018 9th IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON), 2018:585 – 589.

[25] UMA M, ABIRAMI S, AMBIKA M, et al. A review on augmented reality and YOLO [C] // 2023 4th International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), 2023:1025 – 1030.

[26] CHAI J J K, XU J, O’SULLIVAN C. Real-time detection of strawberry ripeness using augmented reality and deep learning [J]. Sensors, 2023, 23(17): 7639.

[27] ROOPA D, BOSE S. Leaf’s diseases and its characteristics visualization using augmented reality [C] // 2022 1st International Conference on Computational Science and Technology (ICCST), 2022:1019 – 1024.

[28] HONG C, LUO J, FENG Z, et al. Intelligent survey method for tiny rice pests and their natural predators in paddy fields using augmented reality (AR) glasses[J]. Rice Science, 2025, 32(6):868 – 884.

[29] 范永祥,冯仲科,闫飞,等. 单目 SLAM 增强现实测树系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 259 – 266.
FAN Yongxiang, FENG Zhongke, YAN Fei, et al. Design and experiment of monocular SLAM augmented reality tree measurement system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 259 – 266. (in Chinese)

[30] ULTRALYTICS. YOLOv5 [EB/OL]. [2024 – 11 – 10]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.

[31] JOCHER G, CHAURASIA A, QIU J. Ultralytics YOLOv8 (Version 8.0.0) [CP/OL]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.

[32] JOCHER G, QIU J. Ultralytics YOLO11 (Version 11.0.0) [CP/OL]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.

[33] LIN T, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context [C] // European Conference on Computer Vision (ECCV), 2014:740 – 755.

[34] ULTRALYTICS. YOLO 数据增强 [EB/OL]. [2025 – 09 – 10]. <https://docs.ultralytics.com/zh/guides/yolo-data-augmentation/>.

[35] JEFFXTANG. ios-demo-app_ObjectDetection [EB/OL]. [2024 – 11 – 10]. <https://github.com/pytorch/ios-demo-app/tree/master/ObjectDetection>.

[36] APPLE. SceneKit _ Apple developer documentation [EB/OL]. [2025 – 05 – 04]. <https://developer.apple.com/documentation/scenekit>.

[37] APPLE. UIKit _ Apple developer documentation [EB/OL]. [2025 – 05 – 04]. <https://developer.apple.com/documentation/UIKit>.

[38] APPLE. planeDetection _ Apple developer documentation [EB/OL]. [2025 – 05 – 13]. <https://developer.apple.com/documentation/arkit/arbodytrackingconfiguration/planedetection>.

[39] APPLE. SCNNode _ Apple developer documentation [EB/OL]. [2025 – 05 – 13]. <https://developer.apple.com/documentation/scenekit/scnnode>.

[40] PADILLA R, NETTO S L, DA SILVA E A B. A survey on performance metrics for object-detection algorithms [C] // 2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), 2020:237 – 242.