

基于空地多源信息的猕猴桃果园病虫害检测方法

闫云才 郝硕亨 高亚玲 辛 迪 牛子杰
(西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 针对现有检测方式难以大面积准确检测果园单株猕猴桃病虫害信息,且仅凭地面或者遥感数据获取信息不全的问题,通过搭建地面数据采集设备,配合无人机采集遥感图像,从空地两个角度获取了更全面的猕猴桃冠层叶片病虫害信息。选取 Pytorch 深度学习框架,使用 YOLO v5s 算法进行病虫害叶片的目标检测。计算单株果树被害率时,通过图像处理统计被害叶片与冠层叶片的像素数来代替数量统计。在冠层像素数计算过程中,对比 K-means 聚类分析与大津法阈值分割算法,后者用时更少,操作更加简单。最终得到每株果树冠层不同部分的被害率和虫害率,结果表明,该检测模型精确率为 99.54%,召回率为 99.24%,验证集目标检测和分类损失值均值分别为 0.084 69 和 0.000 83。同时,分别选取无人机和地面病害和虫害数据 20 个,将检测模型获得的病虫害叶片数量的预测值与人工标注的真实值进行比较,遥感和地面的病害与虫害检测模型的平均绝对值误差分别为 3.5、2.5、0.9 和 0.45。地面数据检测效果好于遥感数据检测效果。本研究可为建立猕猴桃果园病虫害检测系统提供依据,同时为猕猴桃果园的精细化管理提供指导。

关键词: 猕猴桃; 病虫害; 多源信息; 无人机遥感; 目标检测; YOLO v5

中图分类号: S152.7; S252 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S2-0294-07

Design of Kiwifruit Orchard Disease and Pest Detection System Based on Aerial and Ground Multi-source Information

YAN Yuncai HAO Shuoheng GAO Yaling XIN Di NIU Zijie
(College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Aiming at the existing detection methods, it is difficult to accurately detect the information of kiwifruit pests and diseases on single plants in orchards over a large area, and the information obtained by ground or remote sensing data alone is incomplete. By building the ground data collection equipment, together with the remote sensing images collected by the UAV, more comprehensive information on kiwifruit canopy leaf pests and diseases was obtained from both air and ground perspectives. The Pytorch deep learning framework was selected and the YOLO v5s model was used for target detection of pest and disease leaves. When calculating the infestation rate of a single fruit tree, the pixel values of infested leaves and canopy leaves were counted by image processing instead of number counting. During the calculation of canopy pixel values, K-means cluster analysis and Otsu method threshold segmentation algorithm were compared, and both methods were more accurate, with the latter taking less time and being simpler to operate. As a result, the precision rate of the detection model was 99.54%, the recall rate was 99.24%, and the mean values of target detection and classification loss in the validation set were 0.084 69 and 0.000 83, respectively. Meanwhile, totally 20 disease and pest data from UAV and ground were selected, respectively, and the predicted values of the number of pest and disease leaves obtained from the detection model were compared with the real values labeled manually, and the mean absolute value errors of the disease and pest detection models from remote sensing and ground were 3.5, 2.5, 0.9, and 0.45, respectively. The detection effect of the ground-based data was better than that of

the remote sensing data. The research result can provide a basis for the establishment of kiwifruit orchard pest and disease detection system, and also provide guidance for the fine management of kiwifruit orchards.

Key words: kiwifruit; pests and diseases; multi-source information; UAV remote sensing; target detection; YOLO v5

0 引言

我国猕猴桃资源非常丰富,种植面积和产量均为世界第一^[1]。病虫害是猕猴桃生产中比较严重的问题,如果能对病虫害进行及时检测防控,配合合适的水肥管理,猕猴桃的产量将得到很大提高^[2]。

目前,我国的作物病虫害检测仍然以点状的地面调查为主,采用人眼判断识别的方式对病虫害种类进行检测和预防^[3],对于作物病虫害的空间分布和严重程度等信息无法实现大面积、快速获取,无法满足作物病虫害的科学检测和防控的需求^[4]。

近年来,遥感技术得到普及,且具有成本低、数据采集快、实时性高等优点^[5]。同时,深度学习技术在农作物病虫害的检测和识别中得到了快速发展,相关的研究成果也越来越多^[6-10]。HU 等^[11]利用无人机遥感影像并构建 DDYOLO v5 网络对不同严重程度的病松树进行检测与分类;KERKECH 等^[12]基于无人机多光谱图像,优化图像配准和深度学习分割方法进行藤病检测;BAO 等^[13]提出了一种基于 DDMA-YOLO 的无人机遥感方法,用于有效检测和监测茶叶枯病。LI 等^[14]通过手持设备采集猕猴桃病害数据,并构建了一个可扩展且高效的识别模型 ConvViT 来识别复杂环境中猕猴桃的疾病。目前,针对果园猕猴桃的病虫害检测方面的研究比较少,主要依赖于人工检测,利用常规的遥感监测方案只能检测到冠层上层叶片的病虫害信息,无法了解到冠层底部叶片的病虫害情况,实际生产过程中,往往有很多病虫害发生在叶片背面,仅凭遥感图像无法检测。

针对以上问题,本文从空中和地面两个视角获取更全面的猕猴桃冠层数据,将基于深度学习的目标检测算法引入到猕猴桃叶片病虫害检测这一复杂场景中,最终计算果园单株猕猴桃树的病害率与虫害率,以期解决猕猴桃果园病虫害检测的具体应用问题。

1 数据采集与处理

1.1 数据采集区

数据采集区位于陕西省宝鸡市眉县西北农林科技大学猕猴桃试验站(107° 59′ 28.840 3″ E,

34°07′27.768 1″N,海拔 643.22 m)进行。试验植株品种为徐香,正处于果实膨大期,是病虫害防治的关键时期,树龄 5~8 a,株距 3 m,行距 4 m。结合果园实际情况,选取长势均匀,具有代表性的 20 棵树,每棵树散叶半径在 180 cm 左右,叶片面积约 200 m²,满足获取猕猴桃叶片病虫害特征的研究需要。试验区域划分如图 1 所示,编号顺序为从右往左是 1~20 号。



图 1 试验区域划分

Fig. 1 Division of experimental areas

1.2 遥感数据采集

无人机遥感数据采集于 2021 年 10 月 23 日 14:50—16:00。该时段猕猴桃果树叶片受水分等胁迫造成的卷曲严重程度较轻,同时无人机获取的正射影像阴影较少。

无人机图像的采集使用大疆 Phantom 4 V2.0 型无人机,搭载 2×10⁷ 像素的 RGB 相机。图像采集过程中的镜头在距离地面 12 m 的高度竖直向下间隔拍摄,共拍摄 257 幅遥感图像。遥感数据采集设备如图 2 所示。



图 2 遥感数据采集设备

Fig. 2 Remote sensing data collection equipment

1.3 地面数据采集

地面图像的拍摄设备选择 SCOUT MINI 智能移动底盘,对于猕猴桃果园较为复杂的地形能够保证采集装置稳定运行。地面采集装置主要包括移动底盘、铝型材框架、云台和相机 4 部分。选用 BS-8-4040C 型材框架,飞宇科技 WG2X 型三轴运动相机稳定器,摄徒 A9 型运动相机,云台和相

机通过 T 型连接件固定于平台上。地面数据采集设备如图 3 所示。

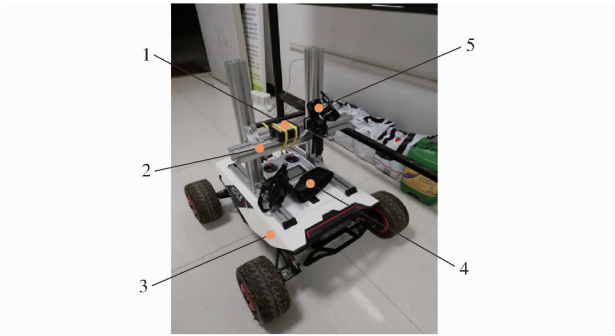


图 3 地面数据采集设备

Fig.3 Ground data collection equipment

1. 补光设备 2. 铝型材框架 3. 移动底盘 4. 遥控器 5. 云台

由于所搭载运动相机缺少自动对焦功能,所设计铝型材平台可以自由调节高度来达到良好的拍摄效果。

采集方式为镜头竖直向上,每 2 s 间隔拍摄一次。为保证图像样本的多样性,同时夜间采集可以有效避免阳光照射导致的过曝问题。分别在下午和晚上各采集一次数据,采集夜间数据时在铝型材平台上安装了 LED 辅助补光装置。采集方式为每 2 s 间隔拍摄 1 次,共获取 1 157 幅猕猴桃冠层底层仰拍图像。图 4 为白天和夜间数据采集过程。

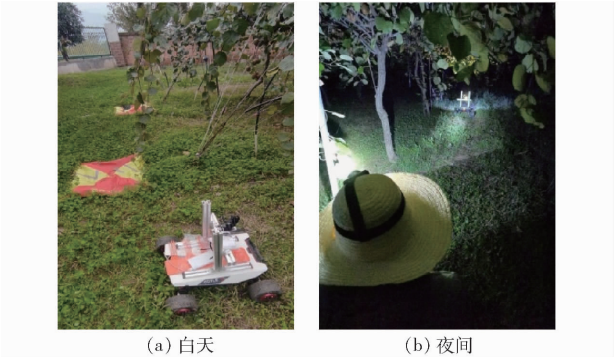


图 4 数据采集过程

Fig. 4 Data collection process

1.4 数据预处理与数据增强

无人机图像处理首先使用软件 Pix4D Mapper 拼接试验区域正射影像;然后使用图像编辑软件 Photoshop 进行不同尺寸的中心裁剪,最终得到 20 幅遥感图像,分别对应所研究的 20 棵树。

地面数据首先筛选出拍摄清晰,特征明显的 536 幅图像。根据观察比对,覆盖每棵树的冠层需要 6 幅不同位置的图像,最终选择出 120 幅地面图像。

由于无人机搭载 GPS 存在定位误差,空地数据的定位采用放置标志物的方式,如图 5 所示。

根据果园实际生产情况,结合专业网站和书籍

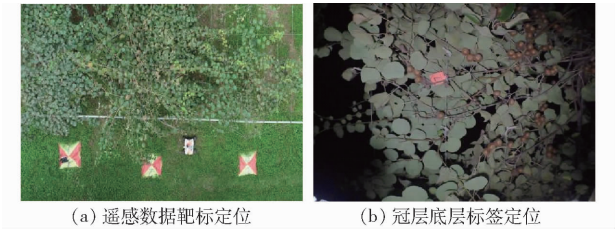


图 5 数据标记方式

Fig.5 Data tagging methods

等相关资料,猕猴桃病害主要为褐斑病,猕猴桃虫害主要为斜纹夜蛾,将数据集类别直接分为病害(disease)和虫害(pest)。对上述空地病虫害图像使用 LabelImg 工具进行目标标注。猕猴桃病虫害图像数据的训练集、验证集按照比例 8:2 划分。为了防止同规律数据总出现在同一训练批次中,导致结果过拟合或者欠拟合,因此在划分数据集时,进行乱序划分。

利用卷积神经网络进行图像训练时,当训练样本量不充足时,可能会使得模型出现过度拟合现象。这就需要通过训练样本进行数据扩增来防止过拟合^[15]。对筛选后的猕猴桃叶片图像进行了 4 种不同级别的亮度变换,比例系数为原始亮度的 0.8 倍到 1.2 倍,以 0.1 倍递增,同时,为了丰富训练集,对部分原始图像进行 90°、180°和 270°旋转。增强后数据样本分布如表 1 所示。

表 1 数据集样本分布

Tab.1 Sample distribution of dataset

数据集类别	训练集图像数量	验证集图像数量	总计
地面数据	436	109	545
遥感数据	80	20	100

1.5 YOLO v5 模型

YOLO(You only look once)算法^[16]解决了双阶段目标检测算法需要分两步进行而导致的运行速度上的不足。而 YOLO v5 则是 YOLO 系列的第 5 代版本,具有轻量、灵活、易用等特点,是目前主流的目标检测算法之一,并广泛应用于农业^[17-18]。YOLO v5 算法共有 YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x 4 个版本,其中 YOLO v5s 在 v4 的基础上作了进一步优化,更容易在工程中进行布设,因此,考虑到猕猴桃叶片病虫害检测具体的应用场景和性能需求,选用基于 Pytorch 深度学习框架的 YOLO v5s 算法^[19-20]。

2 结果与分析

2.1 实验平台

本研究处理平台为台式机工作站,该工作站运行环境为 Windows 10 专业版 64 位操作系统

(Microsoft),处理器为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620 v4,主频为 2.1 GHz,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3080。

本文的环境配置安装了 CUDA 11.1 进行训练加速,环境管理选择 Anconda 3.0,选用 Python 作为编程语言,使用 Pytorch 框架进行网络构建。初始学

习率为 0.001,批处理大小为 2,迭代次数为 800。

2.2 评价标准

采用 Tensorboard 可视化工具所提供的各项参数结果作为模型的评价指标,模型完成 800 次迭代时模型的评价参数及其含意与模型训练结果如表 2 所示。

表 2 模型训练结果
Tab.2 Model training results

参数	含意	数值
Box	GIoU 损失函数的均值,值越小说明模型越精准	0.014 25
Objectness	目标检测的 Loss 均值,值越小说明模型越精确	0.096 55
Classification	分类 Loss 均值,值越小说明模型越精确	$1.053\ 4\times 10^{-3}$
Precision	精确率,在所有数据集中,模型预测对的比重	0.995 4
Recall	召回率,在真值中,模型预测对的比重	0.992 4
val Box	验证集的 Box 值	0.014 53
val Objectness	验证集目标检测 Loss 均值	0.084 69
val Classification	验证集分类 Loss 值	$8.291\ 7\times 10^{-4}$
mAP@0.5	精确率-召回率曲线中,曲线与坐标轴所围成的面积	0.996 7

注:IoU 的计算是用预测框和真实框的交集除以二者的并集,GIoU 在 IoU 基础上减去了 1 项 2 个框的最小外接矩形没有覆盖 2 个框的面积占总面积的比值。Loss 值即为损失值,表示预测值与真实值之间的差异。

2.3 检测结果及分析

使用训练所得的最佳权重对 20 株猕猴桃树对应的 120 幅地面图像和 20 幅遥感图像进行识别,用时分别为 18.821 s 和 4.032 s,模型第 800 次迭代精确率为 99.54%,召回率为 99.24%。通过对检测结果进行统计可以得到每株果树的病虫害叶片数。无人机及地面数据的部分检测结果如图 6 所示。

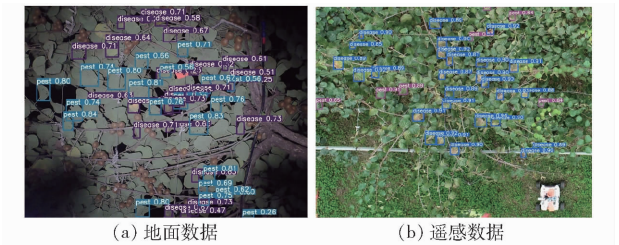


图 6 部分检测结果
Fig.6 Partial test results

对于猕猴桃叶片病虫害的检测精度,通过比较人工检测真值与模型预测值来验证模型的可靠性。本研究使用均方误差(Mean square error,MSE)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对值误差(Mean absolute error, MAE)、平均相对误差(Average relative error, ARE)4 个指标评价模型性能,此 4 种指标均为值越小,模型精度越高。

各选取无人机和地面的 20 个病害和虫害数据,通过 YOLO v5 目标检测模型获得病虫害叶片个数的预测值,与人工标注的实际值进行比较。模型精度评估结果如表 3 所示。

表 3 不同数据类型评价指标结果

Tab.3 Results of evaluation indicators for different data types				
数据类型	MSE	RMSE	MAE	ARE
遥感数据病害	31.700 0	5.630 3	3.500 0	0.267 0
遥感数据虫害	22.700 0	4.764 5	2.500 0	0.234 6
地面数据病害	2.400 0	1.549 2	0.900 0	0.068 4
地面数据虫害	1.050 0	1.024 7	0.450 0	0.079 4

由表 3 可以看出,模型对于每棵树的冠层顶部遥感数据的预测数量与人工标注的特征较为明显的病虫害叶片数量平均绝对值误差在 3 左右,而对于地面数据的平均绝对值误差小于 1。

2.4 果树被害率计算

根据《保护性耕作实施效果监测规程(试行)》,其中植物被害率或发病率主要反映病虫害危害的普遍程度,其计算公式为

$$V=\frac{P}{R}\times 100\%$$

式中 V——被害率或发病率
P——被害或发病株(叶、果)数
R——调查株(叶、果)数

通过统计大量比较有代表性的病害叶片、虫害叶片、普通叶片以及部分遮挡叶片的像素求取平均值来代表单个叶片的像素,调查叶片总数通过求取冠层总像素除单个叶片像素近似得到。

本研究提出了 2 种叶片像素的统计方法:使用软件 Photoshop 套索工具框计算叶片像素(方案 1);

使用软件 ENVI,新建 ROI(感兴趣区域)标注出叶片区域,统计得到叶片像素(方案2)。

方案2 步骤少,统计像素较为准确。选用方案2 累计统计地面图像和遥感图像中较为有代表性的病害叶片、虫害叶片、健康叶片各 200 个,同时统计遮挡叶片 50 个,计算所有叶片的平均值作为单个猕猴桃叶片的像素数。部分叶片的像素数统计情况如图 7 所示。

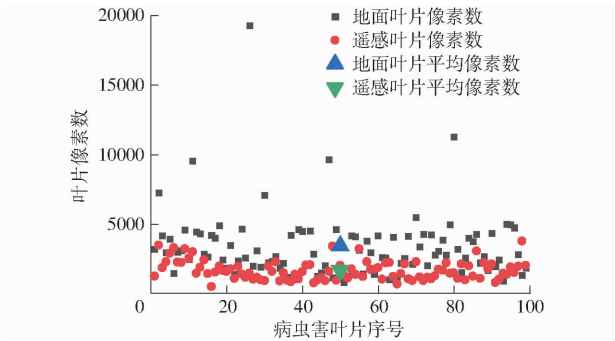


图 7 叶片像素数统计

Fig. 7 Leaf pixel value statistics

统计冠层像素时需要将果树冠层与背景分离,进一步得到果树冠层顶部的像素数。使用 K-means 聚类分析算法、随机森林算法等对冠层图像进行叶片与背景的分割处理,由于背景与猕猴桃叶片颜色相似,复杂背景干扰较大,导致分割效果均不佳。

为了提高结果的精确度,达到良好的分割效果,使用 ENVI 软件,以人工标注的方法将背景部分标记为 ROI,遥感数据图像的像素数减去背景像素数即为冠层像素数,如图 8 所示。

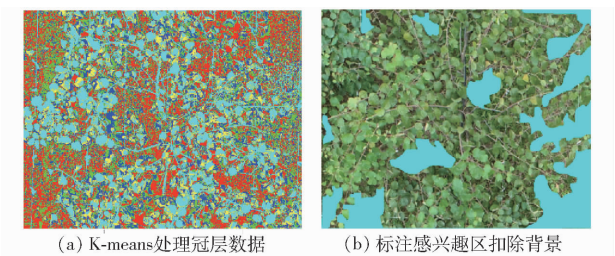


图 8 冠层部分提取

Fig. 8 Extraction of canopy portion

地面图像为仰拍视角,且选用数据为夜间采集的图像,背景色差较大易于区分。关于地面图像冠层像素的获取方法本研究提出 2 种方案:

(1) K-means 非监督分类仍然是最流行的聚类算法^[21],使用聚类分析的方法,随机地查找中心位置,即聚类簇的聚类相似度相近,计算数据空间上均匀分布的最初类均值,用最短距离技术重复地把像元聚集到最近的类里,持续迭代重新配置,完成分类。分类数量设置为 5 类,最大迭代次数为 20,最终各个类别的像素数以及百分比在分类后处理选项

下的分类结果统计选项查看,如图 9a 所示。

(2) 大津法(OTSU)又称为最大类间方差法,是图像分割中阈值选取的最佳算法,结构简单,处理速度快^[22]。使用该阈值分割方法对地面 RGB 图像进行批量处理,图 9b、9c 分别展示了处理结果与原图。冠层与背景的分割效果良好,冠层的像素点为 1,背景的像素点为 0,统计像素值为 1 的点数为冠层像素数。

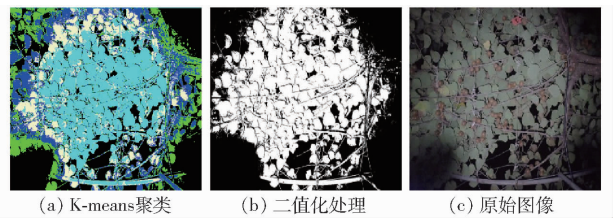


图 9 冠层像素数统计

Fig. 9 Canopy pixel statistics

2 种方案的精确度都比较高,方案 1 存在无法批量处理,操作繁琐的问题;方案 2 用时少且操作更加便捷灵活。本研究选用方案 2 获取地面图像冠层像素数。

将目标检测模型检测出的地面和遥感图像病害叶片数量、虫害叶片数量以及地面和遥感数据的叶片平均像素数、冠层总像素数等数据进行汇总,代入被害率公式,计算地面与遥感数据的病害率和虫害率,求取地面数据的平均值得到所研究的每株猕猴桃树地面数据的病害率和虫害率。从而以此为依据,指导猕猴桃果园的病虫害防治工作。结果如图 10 所示。

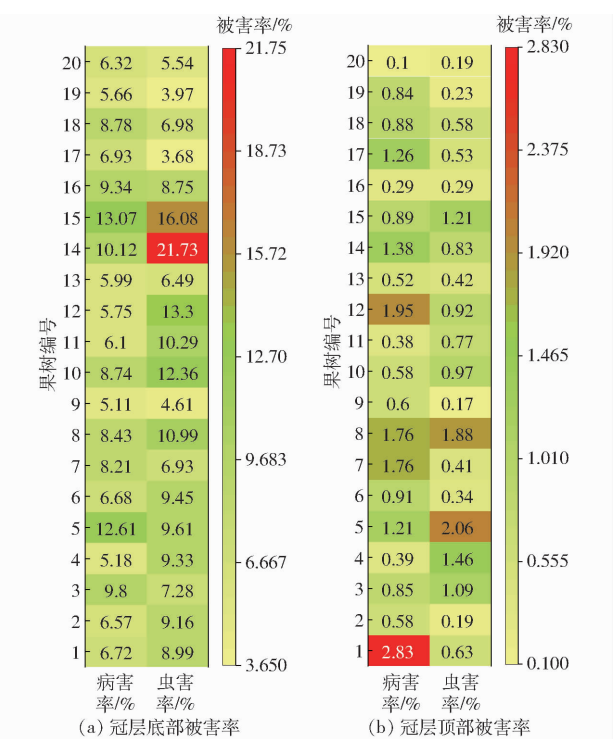


图 10 果树被害率

Fig. 10 Kiwifruit tree infestation rate

3 讨论

猕猴桃在初花期、幼果期、膨果期和成熟期 4 个生育期的叶面积指数 (LAI) 随着生育期的推进会逐渐增大,在成熟期达到峰值^[23],峰值会达到 3 左右,峰值的持续时间较短,随后由于叶片衰老、脱落,叶面积指数下降^[24],猕猴桃果树大部分生育期的叶面积指数在 2 左右,中间冠幅所占比重较小,选择采集冠层顶层和底层的病虫害信息可以较为全面地获取果树的病虫害信息。

关于单株果树病虫害率计算的问题,通过查找相关文件,根据病虫害率的公式计算,同时由于统计叶片数量十分困难,采用统计叶片与冠层像素的方式。

根据表 3,检测模型对遥感数据和地面数据预测值平均绝对值误差相差较大,遥感数据的预测误差明显大于地面数据。可能原因为:①航拍距离较远,分辨率较低,病虫害特征无法分辨。同时背景干扰大,特征不明显也会影响检测模型的学习和预测结果。②地面拍摄图像会有部分重叠,且地面数据拍摄距离近,精度高,光照条件良好,特征明显,模型训练的数据集多一些。

计算单株猕猴桃的被害率时,发现空地 2 个角度得到的被害率和虫害率差别较大。可能原因为:①冠层顶部阳光直射,不适宜某些致病细菌或者真菌、害虫生存,而冠层底部阴暗潮湿,紫外线受遮挡,适宜害虫、致病细菌或真菌存活、繁殖。②遥感图像以株为单位,而地面数据有重叠且需要多幅图像才能覆盖完整冠层。③数据集、病虫害特征有差异。④在保证数据采集的真实性,同时尽可能提高数据采集精度的前提下,数据准确性不可避免地对结果产生影响。

针对猕猴桃果园病虫害检测问题,研究了图像获取、病虫害识别、被害率计算等问题,取得了较好效果,一定程度上解决了病虫害检测问题。

本研究解决了获取冠层像素时遥感图像的背景干扰以及计算被害率时叶片像素的问题,但是采用人工标注的方法增加了工作量,影响了整体检测效率,对精度也有一定影响。因此,对于复杂背景影响下的冠层分割方法,阈值分割、像素统计更优的模型和算法是未来的一个探究方向。另外,空地多源数据的进一步融合,推出更科学的融合模型能够获取更为精确的果园病虫害数据,指导生产。本研究探索了猕猴桃叶片病虫害的全面检测方法,猕猴桃树干、花朵、果实等其他部位以及全生育周期的病虫害检测对于指导果园的精确管理也十分有意义。

4 结束语

通过搭建地面数据采集设备,配合无人机采集遥感图像,从空地 2 个角度获取了更全面的猕猴桃冠层叶片的病虫害信息。然后,选取 Pytorch 深度学习框架使用 YOLO v5s 算法进行病虫害叶片的目标检测。模型精确率为 99.54%,召回率为 99.24%,验证集目标检测和分类损失值均值分别为 0.084 69 和 0.000 83。各选取 20 个无人机和地面病害、虫害数据,将检测模型获得的病虫害叶片个数的预测值,与人工标注的真实值进行比较,遥感和地面的病害与虫害检测模型的平均绝对值误差分别为 3.5、2.5、0.9 和 0.45,地面数据检测效果优于遥感数据检测效果。统计被害叶片数量与冠层叶片数量,使用大津法阈值分割算法计算出冠层叶片数,计算出每株猕猴桃冠层顶部和底部的病虫害信息,可为猕猴桃果园的精细化管理提供指导。

参 考 文 献

[1] 庞宏宇,祝愿,赖飞,等.我国猕猴桃产业现状、存在问题及对策[J].农业灾害研究,2023,13(3):19-21.
PANG Hongyu,ZHU Yuan, LAI Fei, et al. Present situation,existing problems and countermeasures of kiwi fruit industry in China[J]. Agricultural Disaster Research,2023,13(3):19-21. (in Chinese)

[2] 李芳廉.猕猴桃常见病虫害及防治方法[J].农家参谋,2022(14):40-42.

[3] 张宁宁.基于视觉的农作物病虫害监测飞行器设计与实现[D].绵阳:西南科技大学,2018.
ZHANG Ningning. Design and realization of vision-based crop pest monitoring vehicle[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2018. (in Chinese)

[4] 黄文江,师越,董莹莹,等.作物病虫害遥感监测研究进展与展望[J].智慧农业,2019,1(4):1-11.
HUANG Wenjiang,SHI Yue,DONG Yingying,et al. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing[J]. Smart Agriculture,2019,1(4):1-11. (in Chinese)

[5] TONG F, TONG H J, MISHRA R, et al. Delineation of individual tree crowns using high spatial resolution multispectral WorldView-3 satellite imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14:7751-7761.

[6] 邵明月,张建华,冯全,等.深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展[J].智慧农业(中英文),2022,4(1):29-46.
SHAO Mingyue,ZHANG Jianhua,FENG Quan,et al. Research progress of deep learning in detection and recognition of plant leaf diseases[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(1): 29-46. (in Chinese)

- [7] 李林,周晗,郭旭超,等.基于多源信息融合的中文农作物病虫害命名实体识别[J].农业机械学报,2021,52(12):253–263.
LI Lin,ZHOU Han,GUO Xuchao,et al. Named entity recognition of diseases and insect pests based on multi source information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(12):253–263. (in Chinese)
- [8] 王卫星,刘泽乾,高鹏,等.基于改进 YOLO v4 的荔枝病虫害检测模型[J].农业机械学报,2023,54(5):227–235.
WANG Weixing,LIU Zeqian,GAO Peng,et al. Detection of litchi diseases and insect pests based on improved YOLO v4 model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(5):227–235. (in Chinese)
- [9] 孙红,李松,李民赞,等.农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J].农业机械学报,2020,51(5):1–17.
SUN Hong, LI Song, LI Minzan,et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(5):1–17. (in Chinese)
- [10] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等.农作物病虫害识别关键技术研究综述[J].农业机械学报,2021,52(7):1–18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang,et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(7):1–18. (in Chinese)
- [11] HU G, YAO P, WAN M, et al. Detection and classification of diseased pine trees with different levels of severity from UAV remote sensing images[J]. Ecological Informatics, 2022, 72:101844.
- [12] KERKECH M, HAFIANE A, CANALS R. Vine disease detection in UAV multispectral images using optimized image registration and deep learning segmentation approach[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 174:105446.
- [13] BAO W, ZHU Z, HU G,et al. UAV remote sensing detection of tea leaf blight based on DDMA–YOLO[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205:107637.
- [14] LI X, CHEN X, YANG J,et al. Transformer helps identify kiwifruit diseases in complex natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200:107258.
- [15] 秦放. 基于深度学习的昆虫图像识别研究[D]. 成都:西南交通大学,2018.
QIN Fang. Research on insect image recognition based on deep learning[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University,2018. (in Chinese)
- [16] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779–788.
- [17] 郭阳光,夏凯,杨垠辉,等.基于无人机影像的山核桃单木检测及冠幅与树高的提取[J].林业工程学报,2023,8(4):159–166.
GUO Yangguang, XIA Kai, YANG Yinhui,et al. Detection of pecan single wood and extraction of crown width and tree height based on drone images[J]. Journal of Forestry Engineering,2023,8(4):159–166. (in Chinese)
- [18] ZHANG J, HUANG Y, PU R, et al. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165:104943.
- [19] 李德鑫. 基于 YOLO v5s 的河道漂浮垃圾检测研究与应用[D]. 北京:中国矿业大学,2021.
LI Dexin. Research and application of river floating garbage detection based on YOLO v5s[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2021. (in Chinese)
- [20] WANG J, SU Y, YAO J, et al. Apple rapid recognition and processing method based on an improved version of YOLO v5[J]. Ecological Informatics, 2023, 77:102196.
- [21] CORDEIRO DE AMORIM R, MAKARENKOV V. On K-means iterations and Gaussian clusters[J]. Neurocomputing, 2023, 553:126547.
- [22] MA G, YUE X. An improved whale optimization algorithm based on multilevel threshold image segmentation using the Otsu method[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 113:104960.
- [23] 张佑铭. 基于多源遥感数据的猕猴桃园 LAI 反演研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2023.
ZHANG Youming. Leaf area index inversion in kiwifruit orchard based on multi-source remote sensing data[D]. Yangling: Northwest A&F University,2023. (in Chinese)
- [24] 黄耀威,何清燕,姜守政,等.西南猕猴桃园蒸散发变化及敏感性分析[J].灌溉排水学报,2022,41(10):26–33.
HUANG Yaowei, HE Qingyan, JIANG Shouzheng,et al. Changes in evapotranspiration and sensitivity analysis of kiwifruit orchards in Southwest China[J]. Journal of Irrigation and Drainage,2022,41(10):26–33. (in Chinese)