

曹英丽, 张弘泽, 郭福旭, 等. 基于无人机遥感的农作物病害监测研究进展[J]. 沈阳农业大学学报, 2024, 55(5): 616-628.
CAO Yingli, ZHANG Hongze, GUO Fuxu, et al. Research progress of uav remote sensing in crop disease monitoring[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2024, 55(5): 616-628.

基于无人机遥感的农作物病害监测研究进展

曹英丽^{1a,2,3}, 张弘泽^{1a}, 郭福旭^{1a}, 冯帅^{1a,2,3}, 杨璐璐^{1a}, 魏松红^{1b*}

(1. 沈阳农业大学 a. 信息与电气工程学院; b. 植物保护学院, 沈阳 110161; 2. 国家数字农业区域创新分中心(东北), 沈阳 110161; 3. 辽宁省智慧农业技术重点实验室, 沈阳 110161)

摘要: 作物病害的高效、精准监测不仅在保障农业生产安全中具有重要意义, 还对国家粮食安全政策的制定起着至关重要的作用。近年来, 随着无人机技术的迅速发展, 无人机农业遥感因其高空间分辨率、时效性强、成本相对较低等优势, 在农作物病害监测领域的应用日益广泛。首先梳理了无人机遥感在作物病害监测中的应用背景, 概述了当前广泛应用于农业生产中的无人机设备及其搭载的作物监测传感器; 其次, 从技术方法和研究进展的双重视角, 系统综述了无人机遥感技术在作物病害监测中的具体应用及其成果; 最后, 深入探讨了影响无人机遥感病害监测精度的关键因素, 分析了当前尚存的技术瓶颈, 并展望了无人机遥感在作物病害监测中的未来发展方向。通过研究旨在为我国农作物病害监测平台的构建及相关技术的发展提供理论支持和实践参考。

关键词: 作物; 病害; 无人机遥感; 深度学习; 目标检测; 语义分割

中图分类号: P237; S252

文章编号: 1000-1700(2024)05-0616-13

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Research Progress of Crop Disease Monitoring Based on UAV Remote Sensing

CAO Yingli^{1a,2,3}, ZHANG Hongze^{1a}, GUO Fuxu^{1a}, FENG Shuai^{1a,2,3}, YANG Lulu^{1a}, WEI Songhong^{1b*}

(1. a. College of Information and Electrical Engineering; b. Plant Protection College, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China; 2. National Regional Innovation Sub-center for Digital Agriculture (Northeast), Shenyang 110161, China; 3. Liaoning Key Laboratory of Intelligent Agricultural Technology, Shenyang 110161, China)

Abstract: Efficient and precise monitoring of crop diseases is not only critical for ensuring agricultural production safety but also plays a pivotal role in shaping national food security policies. In recent years, with the rapid advancement of unmanned aerial vehicle (UAV) technology, UAV remote sensing has gained widespread application in agricultural crop disease monitoring due to its advantages of high spatial resolution, timeliness, and relatively low cost. This paper first introduces the background of UAV remote sensing in crop disease monitoring and summarizes the commonly used UAV equipment in agricultural production, along with the sensors they carry for crop monitoring. Next, it systematically reviews the specific applications and achievements of UAV remote sensing in crop disease monitoring, from the dual perspectives of technical methods and research progress. Finally, key factors affecting the accuracy of UAV-based disease monitoring are discussed in detail, the current technical bottlenecks are analyzed, and the future development direction of UAV remote sensing for crop disease monitoring is also envisioned. This study aims to provide theoretical support and practical guidance for the development of crop disease monitoring platforms and related technologies in China.

Key words: crop; disease; UAV remote sensing; deep learning; target detection; semantic segmentation

收稿日期: 2024-09-04

基金项目: 国家水稻产业技术体系项目(CARS-01); 辽宁省科技厅博士科研启动项目(2023-BSBA-282)

第一作者: 曹英丽(1977-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 从事精准农业航空领域研究, E-mail: caoyingli@syau.edu.cn

通信作者: 魏松红(1974-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 从事植物病害研究, E-mail: songhongw125@163.com

在全球气候变化的背景下,各类异常天气的频繁出现加剧了粮食作物病害的发生,对粮食安全保障产生了巨大影响。据全国农技中心综合分析,预计2024年小麦、水稻、玉米等主要粮食作物重大病害呈重发态势,全国预计发生面积1.55亿 hm^2 ,对70%以上的农作物产区构成威胁,潜在产量损失超过1.5亿t。因此,农作物病虫害的预防与治理对农业生产具有十分重要的作用,快速、准确地获取农作物的灾情信息,不仅有助于国家粮食安全相关政策的制定,同时还对农田智能化管理、农业保险的精准服务等具有重大意义。

传统的田间调查产量存在效率低、主观性强等问题。遥感技术因其具有无损、快速等优势广泛应用于农业生产的各个方面,当前作物遥感病害监测主要通过地面遥感、无人机遥感和卫星遥感3个平台开展。虽然地面遥感估产精度较高,但因监测范围有限,在大面积作业时效率通常较低;卫星遥感适用于大面积作物,但受限于卫星重访周期和空间分辨率,导致估测精度偏低。近年来,低空无人机遥感技术发展迅速,因其灵活性高、操作简单,可用来获取高时空分辨率的遥感影像等特点,因此无人机遥感已应用于农情监测的各个方面。

本研究围绕无人机遥感检测作物病害胁迫研究,首先对无人机飞行平台和机载传感器进行了系统阐述,分析了无人机搭载影像传感器在农作物病害监测中的关键作用。随后,深入分析了深度学习方法在作物病害检测中的应用,涵盖了传统分类方法、目标检测算法和语义分割算法等多种技术手段,探讨了这些方法在提高检测精度和效率方面的潜力与局限。最后,综述了无人机遥感在作物病害监测中的最新研究进展,分析与总结了当前研究中的技术瓶颈与挑战,并提出了未来的研究方向与发展建议,以期为推进作物病害遥感检测领域的进一步研究与实践提供理论支持和科学参考。

1 农作物病害监测无人机遥感平台

无人机遥感技术是将无人机技术与遥感技术相结合,利用无人机作为遥感平台,携带各种遥感设备,获取所需的影像数据。

1.1 常用无人机飞行平台

无人机是具有动力、无线电控制或自主飞行的无人驾驶飞行器^[1]。目前,无人机已广泛应用于精准农业、农业植保和航拍等领域^[2]。然而针对农作物病害的研究和应用中,这些无人机在应用方面可划分为巡检无人机和植保无人机两大类(表1)。

巡检无人机是利用无人机技术对农作物进行的定期检查和监控,具备自动飞行、高清摄像、数据实时传输等功能。巡检无人机按照机翼类型可以分为多旋翼、固定翼和复合翼(图1)。多旋翼无人机具有良好的稳定性,利用卫星定位技术能够实现指定高度的匀速飞行^[3],可在空中长时间悬停。劣势在于飞行速度较慢、续航时间短以及荷载较小。固定翼无人机是一种类似于传统飞机的无人机,荷载能力强,具有更长的续航时间和飞行距离,适合长时间、大范围的空中监测^[4]。固定翼无人机的劣势在于对起降场地的要求较高,无法在空中悬停。复合翼无人机又称垂直起降固定翼无人机,将固定翼和旋翼结合在了一起,无需专用跑道或复杂的发射回收设施,既能快速响应紧急任务又能进行长时间、精细化的数据采集与监视。



图1 常用于病害监测的无人机

Figure 1 Drones commonly used for disease monitoring

植保无人机是指适用于农林植物保护作业的无人驾驶飞机。通过地面遥控或导航飞控,植保无人机可以执行喷洒作业,喷洒药剂、种子、粉剂等。按照动力类型可以分为油动和电动两种类型。油动植保无人机采用涡轮发动机驱动,优势在于动力充沛,能够长时间飞行,适应复杂环境和长距离任务需求,适合大范围农田植保作业,劣势在于环境污染可能性高和运行成本较高等。电动植保无人机是利用电动驱动系统的无人机,优势在于环保、低噪音、运行成本低以及易于操作。而且电动系统通常设计精简,维护成本相对较低,操作也较为简便,适合农民自主操作或小型农场使用。但是电动植保无人机的续航能力有限,需要更频繁地充电或更换电池,不适合在较大面积的农田使用^[5]。

随着技术的不断升级,无人机低空遥感平台的飞行操控难度显著降低,尤其是在小面积多旋翼飞

行平台的操作上,已实现了自主飞行并高效获取遥感数据。这使得无人机遥感数据的获取过程更加流程化和标准化^[6]。

表1 常用的无人机飞行平台
Table 1 Commonly used UAV flight platforms

	类别 Category	品牌 Brand	型号 Model	最大荷载重量/kg Maximum load weight	续航时间/min Endurance time
巡检无人机 Inspection rone	多旋翼 Multi-rotor	大疆 Dji	Matrice 600 Pro	6	16
		麦飞 Mcfly	MV100	0.6	18
	固定翼 Fixed-wing	MicaSense	EBEE X	1.6	90
		无距科技 Woozoom	DISCO-PRO AG	16	90
	复合翼 Composite-wing	飞马 Feima	V500	1.5	180
		火烈鸟 Silvertone	MD-G25	2.5	240
植保无人机 Spraying drone	油动 Oil powered	常锋 Cfuas	GP6-45	70	180
		卓翼 Droneyee	单旋翼油动直升机 Single rotor oil helicopter	40	60
		三和航空 Sunhawk	S50	50	40
	电动 Electric	大疆 Dji	T60	60	7.8
		极飞 Xag	P150 2024	70	6
	全丰航空 Quanfeng	3WQFDP-18	18	10	

1.2 无人机机载传感器

目前应用于农作物病害研究中常见的无人机机载传感器因获取的数据不同大致分为5类:可见光相机、多光谱相机、高光谱成像仪、机载热红外和机载激光雷达(表2)。

可见光相机可以提供超高分辨率影像,在高分辨率图像中,蕴含着丰富的空间结构纹理信息。通过结合这些纹理特征和光谱特征,可以更准确地描述作物的生长状态和情况^[7]。多光谱相机是指有多个通道的光谱仪,一般情况下由红、绿、蓝、近红外波段、红边波段5个波段组成,具有较高的空间分辨率,能够捕捉地表细微特征,而且成本较低,具有较高的性价比。高光谱光谱仪可以捕获数百个窄带光谱通道,这些光谱数据具有较强的连续性,能够在目标物体上准确捕捉丰富的光谱信息区分非常相似的物质,这使得它在研究小面积区域时独具优势。但由于数据量大,对于存储和处理的要求较高,使用成本较高。机载热红外在农作物病害研究中应用较广,在农作物受到病害胁迫时,会通过调节气孔的开闭来调整蒸腾作用,当蒸腾作用发生变化时,作物叶片组织的温度也相应地发生变化^[8]。机载热红外可以实现对农作物的温度变化趋势的实时检测。机载激光雷达是一种高精度的航空传感器,广泛地用于地质勘探、农业测绘等多个领域,可以轻松实现全天候、高效率实时三维数据获取以及复杂场景下的高精度后处理重建。但是由于技术复杂和高精度要求,设备本身的成本较高,而且需要稳定的飞行平台和良好的飞行控制系统来确保数据的准确性和完整性。




在农作物病害检测中,不同类型的遥感数据各自具备独特的优势。但是,单一数据源在农作物病害检测中存在局限性,难以全面捕捉作物在病害胁迫下的多维变化。例如,可见光和多光谱数据提供的信息相对有限,难以检测作物内部生理状态的变化;高光谱数据虽然能提供更为详细的病害信息,但其数据量庞大,处理和存储的成本较高;热红外数据易受外界环境(如气温和湿度)的干扰,且空间分辨率相对较低,难以有效捕捉病害的细节信息;激光雷达数据虽具有极高的空间精度,但采集成本较

高,并且需要稳定的飞行平台以及复杂的后期数据处理。

为了克服单一数据源的不足,多源数据的融合显得至关重要。通过整合可见光、光谱、热红外和三维结构等不同类型的数,可以显著提升病害检测的精度和适用性,全面覆盖病害发展的各个阶段。此外,多源数据融合还能够增强检测模型的泛化能力,使其能够适应不同农田环境下复杂的病害监测需求,实现更全面、精准的病害预警与管理。这种多维度、多尺度的融合监测系统,将为作物病害的智能化检测与控制提供更为强大的支持。

表2 常用无人机荷载设备

Table 2 Commonly used UAV load equipment

类别 Category	型号 Model	图片 Pictures	参数 Parameters
可见光相机 Visible light camera	Panasonic GH4		最大像素数 Maximum pixel: 1 720 W 有效像素 Effective pixel: 1 605 W 超高清视频 Ultra HD video: 4 K
多光谱相机 Multispectral camera	大疆机载多光谱 Dji airborne multispectral		光谱范围 Spectral range: 蓝 Blue: (450 ± 16) nm 绿 Green: (560 ± 16) nm 红 Red: (650 ± 16) nm 红边 Red edge: (730 ± 16) nm 近红外 Near infrared: (840 ± 26) nm
高光谱成像仪 Hyperspectral imager	GaiaSky-mini		光谱范围 Spectral range: 400~1 000 nm 光谱分辨率 Spectral resolution: 3.5 nm×30 um 连接方式 Connection mode: USB 2.0 拍摄方式 Shooting method: 悬停、无人机外置推扫 Hover, UAV external push sweep
机载热红外 Airborne thermal infrared	ThermalCapture 2.0		光谱范围 Spectral range: 7.5~13.5 um 帧率 Frame rate: 30 Hz 传感器 Sensor: Uncooled VOx Microbolometer
机载雷达 Airborne radar	Dji L1		测距精度 Ranging accuracy (RMS 1σ) ² : 3 cm @ 100 m 最多支持回波数量 Maximum echoes: 3 激光安全等级 Laser safety class: Class 1 (IEC 60825-1:2 014)

2 农作物病害检测的深度学习方法

深度学习作为机器学习的一个重要分支,这种技术的核心优势在于其能够通过一系列线性及非线性变换,从庞大的数据集中自动化地学习和提炼多层次的特征表示(图2)^[9]。在农作物病害的检测中,深度学习技术通过组合有监督和无监督学习的策略,有效地进行特征提取与数据样本关系的建模,从而准确地拟合复杂的样本数据关系。此外,深度学习模型可以使用相对较少的参数来表达复杂的函数关系,这一特点不仅简化了网络结构,还增强了处理效率和模型的性能^[10]。

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)作为深度神经网络的一种典型代表,特别在图像处理和计算机视觉领域中展现了强大的能力。卷积神经网络通过局部感知、权值共享和池化操作,有效地减少了参数数量,并且能够提取图像中的空间特征(图3)。在实际应用中,卷积神经网络可根据任务的不同需求细分为传统卷积神经网络方法、目标检测方法和语义分割方法。

2.1 作物病害分类检测研究

由于作物的形状、颜色、尺寸以及背景和光照条件的多样性,病害的识别与检测在自然环境中面临着诸多挑战。CNN凭借其强大的自动特征提取能力,已经成为作物病害分类的主要手段。现有的作物病害分类模型多采用计算机视觉中完整的网络结构,如 AlexNet^[11]、GoogLeNet^[12]、VGGNet^[13]、ResNet^[14]、DenseNet^[15],这些模型框架已经在作物病害识别与检测任务中得到了广泛的应用。FANG等^[16]将 ResNet 用于作物病害检测,通过使用检点损失代替标准交叉熵损失,并利用 Adam 优化器进行叶片级病害等级识别,获得 95.61% 的准确率。NAGASUBRAMANIAN 等^[17]利用一种新的三维深度卷积神经网络对大豆茎腐病进行分类识别,准确率达到 95.73%。尽管这些研究在作物病害识别中取

得了较高的分类精度,但是模型的适用性只针对特定物的单一病害,难以推广。

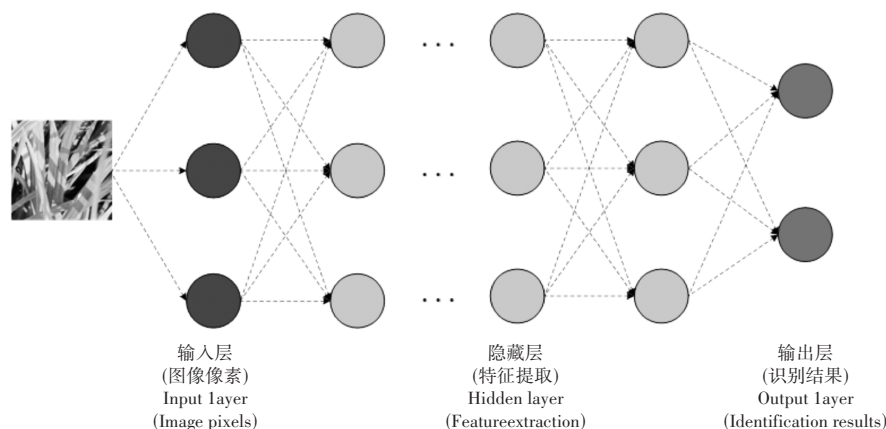


图2 深度学习网络示意图

Figure 2 Schematic diagram of the deep learning network

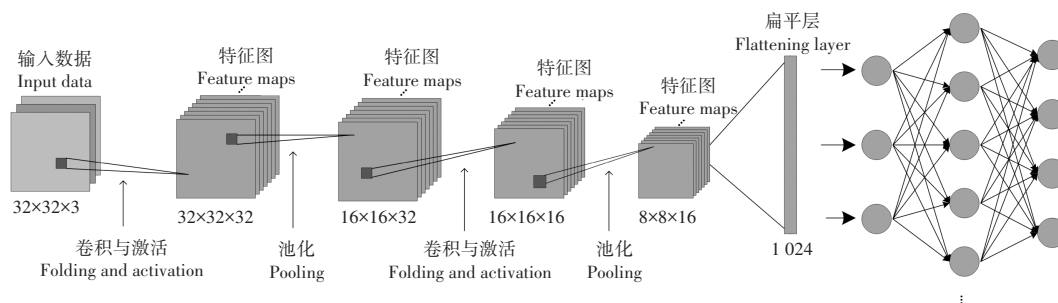


图3 卷积神经网络示意图

Figure 3 Schematic diagram of convolutional neural network

然而,由于作物病害图像的特殊性和样本的局限性,传统的作物病害分类方法仍存在一定的问題。如数据信息利用不充分。传统 DCNN 在处理图像时,往往通过全连接层丢失了部分空间信息,仅关注全局特征。这种空间信息的丢失限制了其在理解对象的空间关系和局部特征方面的能力,尤其是在处理复杂场景时,传统 DCNN 分类方法可能无法有效地区分多个重叠或密集排列的对象,这限制了其在处理需要精细图像理解任务中的应用能力。

2.2 作物病害目标检测研究

目标定位是计算机视觉领域最基本的任务之一,其目的是获得图像中物体的准确位置和类别信息。目前,基于深度学习的目标检测技术已经成为解决植物病害检测任务的一种有效方法。与仅识别病害存在与否的传统病害分类方法不同,基于深度学习的目标检测技术不仅能对作物病害进行分类,还能在图像中精确定位受影响的区域。并通过提供关于病害侵袭更详细和可操作的信息,有利于进行更高效的田间病害管理。目前,基于深度卷积神经网络(CNN)的作物病害目标检测模型主要分为两类:以 R-CNN 为代表的两阶段检测模型和以 SSD(Single Shot MultiBox Detector)和 YOLO 为代表的一阶段检测模型。

两阶段检测模型以 R-CNN 系列为代表,主要通过先生成的候选区域,然后采用对这些区域进行分类和精细化定位的方法进行目标检测。该系列模型经历了多次迭代,包括 Fast R-CNN、Faster R-CNN 到 Mask R-CNN,每次更新都旨在解决计算效率低下和精确度不足的问题。研究人员也在此类算法迭代过程中,在作物病害检测领域取得了诸多进展。例如,FUENTES 等^[18]首次利用 Faster R-CNN 对番茄病虫害进行定位识别,通过结合 VGGNet 与 ResNet 对模型的主干网络进行优化,在包含 9 大类 5 000 个番茄病虫害数据集中获得 85.98 的 mAP。BARI 等^[19]采用 Faster R-CNN 进行水稻叶片病害的实时检测,提出的算法在水稻病虫害检测任务(稻瘟病、褐斑病和稻飞虱)中得到了 99% 以上的准确率,

并以99.25%的准确率识别健康水稻叶片。为了进一步推广二阶段检测模型的适用范围,Mask R-CNN^[20]被提出用以分割出图像中的物体。LIU等^[21]在Mask R-CNN基础上引入了生成对抗网络(GAN)和通道注意力模块(ECA),通过改进ResNet101的残差块连接,提升了模型在复杂背景下的水稻虫害的检测准确率。然而尽管二阶段检测模型已经在作物病害检测任务中能够获得较高的检测精度,但基于大区域的识别策略很大程度上降低了模型的实时性,并且复杂的结构促使模型的部署较为困难。

相较于两阶段模型,SSD、YOLO系列等单阶段模型省略了候选区域生成步骤,直接在整个图像上进行目标检测,它们在保持一定精度的同时,在检测速度方面实现了显著提升,更适用于大规模应用。兰玉彬等^[22]基于YOLOv5s改进的生姜叶片病虫害识别模型研究中,采用基于GhostNet的特征提取策略,并结合CA注意力机制有效减少了漏检和误检。YUE等^[23]为实现辣椒病害的精准检测,提出了一个名为YOLOv7-GCA的检测模型,将GhostNetV2作为主干特征提取网络并结合级联融合网络对特征进行高效融合。最后,在卷积块注意模块(CBAM)的共同作用下,该模型在速度、模型大小和准确性之间取得了优秀的平衡。为了进一步提高模型的精度与计算效率,马超伟等^[24]通过使用PP-LCNet替换YOLOv8的骨干网络,并引入深度可分离卷积和全局注意力机制,使用Wise-IoU边界损失函数,提升了小麦病害检测的性能。

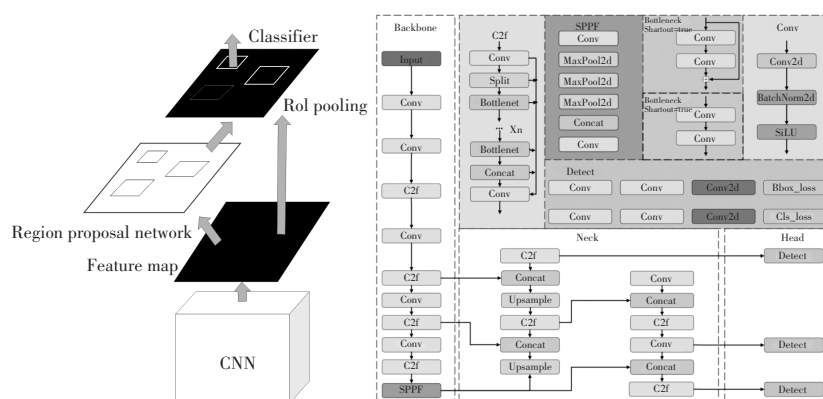


图4 Fast R-CNN与YOLO系列模型结构示意图

Figure 4 Schematic diagram of Fast R-CNN and YOLO series model structure

目标检测算法在作物病害检测中展现了卓越的性能,但其也存在若干显著缺陷。首先,这些算法通常需要高性能的计算资源,包括大量的GPU和内存,且训练过程复杂。其次,尽管某些算法(如YOLO)在实时检测中表现良好,但许多高精度检测算法在推理速度上仍存在瓶颈,这限制了其在实时农业应用中的有效性。深度学习模型的“黑箱”特性导致其内部机制难以解释,在农业领域,尤其是在需要高透明度和可解释性的应用(如精准农业决策)中,这一问题尤为突出。以上缺点促使研究人员不断探索改进目标检测算法,以提升其鲁棒性和可解释性,从而更好地应用于作物病害检测,推动农业病害管理的智能化和精准化。

2.3 作物病害语义分割研究

语义分割模型可通过卷积神经网络提取图像中的病害特征,并结合上采样与分类层的方式,对每个像素进行分类。这样不仅可以识别病害种类,还能准确标注病害的边界,有助于分析病害的扩散模式和严重程度,从而提供更为详尽和实用的信息,助力精准农业管理。

常见的语义分割模型包括全卷积网络(FCN)、U-Net^[25]、SegNet^[26]和DeepLab^[27]等。这些模型通过多层卷积和反卷积操作,有效地捕捉图像的细节特征,实现了高精度的像素级分类。相比于目标检测模型,语义分割模型在需要细粒度病害检测和边界定位的应用中表现更优。目前,基于深度学习的语义分割模型也已经广泛应用于作物的病害检测任务当中。例如,LIN等^[28]设计了一种适配器模块(Adapter Module)并通过在掩码解码器中插入适配器模块以提升SAM模型的性能,结果表明改进的模型在BRACOL和BRACOT数据集上均取得了显著提升。ABINAYA等^[29]提出的CAAR-UNet模型,通过将对称自编码器与注意力残差U-Net模型级联,成功实现了作物病害的早期检测,在公开数据集上

获得了优异的性能,特别是在处理复杂背景和噪声方面表现突出。YUAN等^[30]为此提出了一种面向空间域的编解码器级联卷积神经网络,利用多尺度卷积核提升局部特征的感受野,显著提高了在自建数据集上的分割性能。WANG等^[30]提出了一种基于Swin Transformer的分割模型,通过路径聚合网络(PAN)结构融合多尺度特征,有效解决了作物病变差异较小导致的精度问题。RAI等^[32]则通过Attention U-Net分割模型的改进,引入Dice系数损失,显著提高了玉米叶枯病害的分割准确率。尽管这些方法有效地解决了语义分割模型在作物病害识别与检测领域分割精度不足的问题,但模型的复杂度高导致实时性能较差。为了在精度与实时性之间取得平衡,FU等^[33]基于MobileNetV2和SE注意力机制改进了DeepLabv3+,降低了模型计算负荷的同时提升了分割精度。LU等^[34]提出的MixSeg模型通过结合卷积神经网络、Transformer和多层感知器(MLP),在复杂环境下的苹果病害检测中取得了显著效果,该模型在自建数据集上实现了较高的mIoU,并且模型的参数量较低,具备在大田环境下实现病害实时检测的潜力。

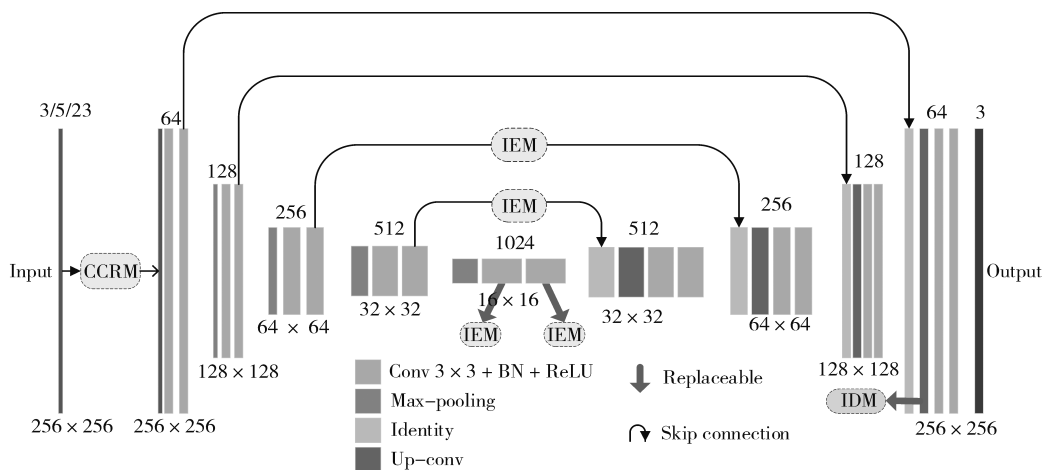


图5 U-Net模型示意图

Figure 5 Schematic diagram of the U-Net model

然而,在语义分割算法在作物病害检测中仍有一定缺陷仍需关注。首先,语义分割算法需要对图像中的每个像素进行分类,这导致计算复杂度极高,特别是在处理高分辨率农作物图像时,对计算资源的需求显著增加,从而影响了训练和推理速度。其次,尤其是在标注大规模农业数据集中,训练高效的语义分割模型依赖于大量精细标注的像素级数据,易造成耗时耗力且成本高昂。此外,语义分割算法在处理复杂边界和细节区域时,常常出现边界模糊或过度平滑的现象,难以精确捕捉作物病害的真实边缘。对于图像中的小病害目标,语义分割算法的识别能力较弱,细节信息容易在深层网络中丢失。语义分割模型在训练和推理过程中还会消耗大量内存,对资源有限的农业设备(如便携式检测设备)构成挑战。在未来的研究中,研究人员应根据具体的任务需求选择合适的方法,通过算法优化、任务分割以及模型部署等方式,提升语义分割算法的效率和精度,以实现田间病害的自动化与精确化管理。

2.4 深度学习方法对比与分析

传统卷积神经网络(CNN)作为作物病害监测中广泛应用的深度学习方法,以其在图像局部特征提取和分类方面的优异表现,展现了强大的特征提取能力和广泛的适应性。特别是在大规模数据集的训练下,CNN能够有效识别多种作物病害。然而,传统CNN主要用于病害分类任务,对于复杂病害的精确定位和区域分割能力则相对不足。相较之下,目标检测与语义分割算法(如U-Net、DeepLab)不仅具备分类功能,还能够精确定位病害区域,适用于精细分割和区域评估等对病害空间分布要求较高的任务。

在作物病害监测的实际应用中,传统CNN适合大规模快速识别病害,尤其在分类任务中表现优异。由于其较低的计算资源需求,CNN在实时监测和移动设备部署中具有较高的实用性。然而,目标检测与语义分割算法在病害的精确定位和面积估算任务中表现突出,特别是在需要精细病害分布信

息以优化防控策略的场景中优势更为明显。尽管这些算法在定位精度和细节捕捉方面具备显著优势,但其计算复杂度较高,通常需要更为强大的硬件支持以满足计算需求。

综上所述,CNN在大规模数据分析和多类病害的快速识别任务中具有良好的扩展性,而目标检测与语义分割算法则更适合病害区域的精细分析,尤其在需要高精度掌握病害空间分布信息的应用场景中具有不可替代的价值。

3 农作物病害无人机遥感监测研究进展

病害引起的植被胁迫主要表现为植物外部的形态变化和植物内部的生理变化。当作物受到病害胁迫时,其生理生化参数,如色素含量、含水量和表观形状等都会发生变化(即斑点、枯萎、腐烂等)^[35]。这些症状都清楚地反映在作物的光谱反射率上,如此的光学变化是植被病害遥感监测的基础^[36]。

随着无人机技术的快速发展,农业无人机遥感成为近些年的研究热点。在农作物病害监测的应用中,相比于传统人工调查所获取数据覆盖面积小、效率低下、卫星遥感影像成本高及分辨率低等问题^[37],无人机遥感具有时空分辨率高、成本低、操作简单等优势,同时,又具备大面积监测、响应能力快、可搭载多种传感器等优点,适用于田块尺度水稻长势的精准监测^[38]。

在农作物病害监测的研究中,前期学者主要利用无人机搭载高光谱相机进行作物病害监测,虽能得到不错的检测精度,但由于其空间分辨率不足和成本高等问题,难以实现高通量的监测,在实际应用中受限,难以大面积推广;而无人机搭载数码影像虽满足了空间信息的获取,但丢失了大部分直接反映病害胁迫的波段信息,随着多光谱传感器的普及,学者们更加倾向于利用波段更多、价格适中的多光谱进行作物病害监测研究。多光谱影像同时具备一定的空间分辨率和光谱分辨率,利用多光谱影像可构建多种光谱指数,筛选病害监测最适光谱指数,实现大面积田块尺度的高通量病害监测。此外,作物病害监测模型构建方法也在不断进步,由最初的简单线性回归,再到多元线性回归、机器学习算法,最后到深度学习等更为智能的算法,从而使得作物病害检测精度得到进一步提升。

无人机遥感病害监测对象主要以粮食作物为主,如水稻、小麦、玉米,而在棉花、柑橘、马铃薯等其他农作物上也有少量应用^[39]。

3.1 基于无人机数码影像技术的农作物病害识别研究进展

数码影像具有丰富的空间维信息,能够提供表征目标表面的几何特征,清晰地展现作物的形态、结构和布局,因其可以获取高时空分辨率的影像,被广泛应用于农作物病害监测。近年来,国内外学者利用无人机数码影像对小麦、玉米、柑橘农作物病害的监测进行了较多的研究。

在监测小麦病害的研究中,无人机数码影像常用于监测条锈病、赤霉病。DENG等^[40]应用CNN语义分割架构(deeplabv3+)对图像进行逐像素分类,用以检测健康小麦和条锈病感染小麦。结果表明,CNN和基于RGB的超高空间分辨率图像的结合为大规模准确检测农作物病害具备可行性。在小麦赤霉病的研究中,BAO等^[41]利用增强对比度的小麦RGB图像,构建自适应空间特征融合网络(ASFFNet)对图像中的小麦赤霉病进行检测,ASFFNet中的特征融合模块自适应地融合了多个尺度上增强的特征,解决了融合过程中因病变区域过小而导致的不同尺度特征不一致的问题,从而提高了检测精度。

在监测玉米病害的研究中,无人机数码影像常用于检测白叶枯病、大斑病、小斑病、锈病多种玉米叶部病害。STEWART等^[42]训练Mask R-CNN模型对无人机RGB图像中的玉米白叶枯病变进行分割,经过训练的模型能够准确地检测和分割保持测试集中的单个病变。GAO等^[43]提出了一种基于改进MobileNet V3-small的玉米病害检测方法,利用无人机采集冠层0.5 m的玉米病害图像,探索数据扩展和迁移学习对模型识别准确率召回率和F1-score指导性评价指标,改进后的模型在测试集中的平均准确率为79.52%,召回率为77.91%,F1分数为78.62%。

在监测柑橘病害的研究中,无人机数码影像常用于检测黄龙病。国内研究中,兰玉彬团队利用高斯混合密度(GMD)从柑橘图像中提取叶片对象,然后基于可伸缩词汇树进行特征提取和对叶片中HLB的存在进行识别。在后续的研究中,提出了一种基于可见光图像处理 and C-SVC(代价支持向量分类)的HLB检测方法。上述研究根据图像的纹理颜色等特征,采用支持向量机和神经网络等建模方法,利用可见光图像进行柑橘黄龙病的检测分类。表明即使是症状复杂的农作物病害,只要人眼能够识别出

的症状鉴定或分类识别,采用数字图像处理技术也能取得较好的检测效果^[44]。

在监测水稻病害的研究中,数码影像常用作水稻的穗瘟病、叶瘟病、胡麻斑病、稻曲病等的病害分类检测,研究者基于YOLO、MobileNetV3等深度学习模型建立病害检测模型,取得了较好的精度^[45]。但鲜有研究人员在无人机尺度利用数码影像进行稻瘟病的检测,这方面的应用情况有待更深入地探讨。

因此,目前图像识别方法虽在农作物病害监测中得到了广泛的应用,但由于数码影像的数据采集受其分辨率的约束需近地飞行,难以形成大尺度的检测,同时,受高度的约束也无法呈现大面积的病害分布图,无法应用于大面积种植的大田作物,研究人员试图克服机载RGB影像对分辨率提升的限制,通过对图像识别算法精度和数码影像传感器品质的双重提升,才有可能实现大尺度、大面积的数码影像检测。

3.2 基于无人机多光谱影像技术的农作物病害识别研究进展

随着多光谱传感器的普及,学者们更加倾向于利用波段更多、价格适中的多光谱相机进行作物病害监测。相较于数码影像,多光谱相机能够捕捉更多波段的光谱信息,同时还保留了一定的空间信息,利用多光谱影像可计算多种响应病害的植被指数,进而筛选出不同病害监测的最适植被指数,而后与地面同步调查结果进行有机融合,最后利用机器学习、深度学习等方法构建不同尺度的模型,针对不同种类、不同尺度的作物病害实现有针对性地监测。近年来,国内外学者利用无人机多光谱对(小麦、棉花、玉米、柑橘)农作物病害的监测进行了较多的研究。

在监测小麦病害的研究中,无人机多光谱常用于监测赤霉病、条锈病、白粉病。朱文静等^[46]利用无人机多光谱小麦赤霉病图像,通过筛选与病害指数高度相关的植被指数(VIS)和纹理特征(TF),采用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机回归(SVR)和反向传播神经网络(BPNN)3种算法建立了小麦赤霉病监测模型。在后续的研究中,通过筛选与小麦赤霉病相关性最高的植被指数,对小麦赤霉病遥感图像进行精细化语义分割,降低田块边缘阴影背景和染病麦穗之间的误判率,有效地提高了小麦赤霉病的监测精度,可以直观地了解小麦病情分布情况。而苏宝峰等^[47]利用小麦冠层多光谱图像,提取冠层时间序列光谱植被指数,结合人工调查数据,利用随机蛙跳算法和Relief算法筛选出对条锈病发病敏感的特征,并通过支持向量机SVM构建发病严重度分类模型,其准确率为0.837,表明基于光谱植被指数时间序列的小麦条锈病抗性等级识别方法可以用于小麦抗病育种中抗性等级的鉴定。在小麦白粉病检测研究中,冯子恒等^[48]利用机器学习和深度学习的方法,将植被指数、纹理特征和温度特征进行结合,构建了小麦白粉病病情指数的监测模型。研究结果为实现大面积高精度遥感监测作物病害状况提供了思路与方法。

在监测棉花病害的研究中,无人机多光谱常用于监测疫病、叶枯病、黄萎病。WANG等^[49]采集无人机棉花冠层的多光谱图像结合地面棉花冠层的数码图像,对这两种图像进行处理和组合,建立棉花疫病感染模型。结果表明多光谱无人机图像的红、红边、近红外波段对棉花叶枯病引起的叶片颜色变化最为敏感,验证了NDVI和GNDVI能够从无人机图像中推断棉花疫病感染信息。宋勇等^[50]通过分析黄萎病发病棉田冠层的光谱特征,筛选无人机多光谱影像识别棉花黄萎病的最佳植被指数、最佳波段组合及最佳时相,并基于筛选的最佳时相建立黄萎病不同发病程度的棉田影像图,利用平行六面体法、最大似然法及支持向量机径向基函数分类法从而对影像图进行分类对比和精度评价。上述将高分辨率RGB图像与多光谱图像相结合的方法,在农业遥感应用领域更有应用前景。

在监测其他作物病害的研究中,RADÓCZ等^[51]利用无人机多光谱数据研究了玉米黑粉菌对植被指数的影响,在NOA混合物的情况下,GNDVI和ENDVI能够显示感染水平值之间的显著差异。CHANG等^[52]通过无人机获取的多光谱图像对感染和健康的柑橘树的树冠形状和植被指数进行比较,通过阈值分割和形态学滤波来识别单个柑橘树。

鉴于此,相较于数码影像,多光谱传感器具备更高的光谱分辨率,多光谱技术可以覆盖多个波段,每个波段对植被、土壤和水体等的反射特性有不同的响应。通过选择适当的波段组合,可以准确地捕捉到植被生理状态、土壤特性、水分含量等重要信息。这些波段选择能够帮助识别不同的地物特征,从而实现对大面积田块高通量的监测与分析。

3.3 基于无人机高光谱影像技术的农作物病害识别研究进展

高光谱传感器具有很高的光谱分辨率,可以获取大量的、连续的窄波段影像,波段范围一般在

400~1 000 nm之间,因其窄波段对疾病引起的植物细微变化表现出高度的敏感性,从而能够区分各种疾病类型乃至病害处于早期无症状阶段。在病害检测方面,研究团队常常通过特征波长筛选和植被指数构建的方式来监测病害情况,已有不少研究团队针对小麦、水稻、玉米、马铃薯等农作物开展了无人机高光谱遥感研究。

在监测小麦病害的研究中,无人机高光谱常用于监测条锈病。HUANG等^[53]利用ASD田间光谱仪获得的高光谱数据,构建了一种新的光谱指数--黄锈病最佳指数(YROI),用于定量估计黄锈病的严重程度,随后,基于最优植被指数组合,采用XGBoost方法构建冬小麦早中期条锈病严重程度检测模型。然而,大量的近地表高光谱遥感研究已经取得了良好的病害监测效果,下一步是在田块尺度上进行病害监测,这对病害防治具有重要意义。GUO等^[54]利用无人机高光谱提取的植被指数(VIs)和纹理特征(TFs),建立了基于偏最小二乘回归法(PLSR)的小麦条锈病监测模型。这一发现为利用无人机高光谱图像进行准确的病害监测提供了参考。DENG等^[55]利用无人机高光谱图像定量反演小麦条锈病,筛选和评价了30种不同的植被指数及其最佳波段组合,以期对小麦条锈病进行定量评价。此外,采用MR和RFE特征选择算法来筛选用于组合建模的多个指标,研究结果表明,与单特征建模相比,多特征建模显著提高了性能。

在监测水稻病害的研究中,无人机高光谱常用于监测稻瘟病、稻曲病。在监测稻瘟病的研究中,由于水稻稻瘟病发病部位的不同,研究人员采用了不同的研究方法,ZHAO等^[56]设计了一个叶瘟病特异性光谱植被指数RBVI,用于定性检测田间冠层叶瘟病害水平,所提出的叶瘟特异性光谱指数RBVI能够更有效地提高无人机遥感对田间稻叶瘟早期检测的精度,弥补无人机高光谱检测易受环境因素干扰的不足。孔繁昌等^[57]利用无人机高光谱平台获取不同病害等级的水稻穗颈瘟冠层数据,分别以不同处理的光谱数据作为输入量,使用随机森林RF的方法进行建模,结果表明随着穗颈瘟病害等级的提升,水稻冠层反射率整体呈现下降的趋势。不同于水稻稻瘟病,由于稻曲病的遮挡问题,给无人机尺度的稻曲病检测带来了很大的挑战,但仍有部分研究人员尝试通过先进的方法来解决遮挡带来的无人机尺度检测的局限性,桑佳茂等^[58]利用无人机航拍获得稻田高光谱图像并计算特征点的归一化植被指数(NDVI),通过NDVI值秩和检验的方法对稻曲病发病程度进行检测。谢亚平等^[59]利用多组水稻冠层高光谱图像数据,对健康区域和发病区域进行分类训练,建立支持向量机(SVM)识别模型和主成分分析(PCA)加人工神经网络(ANN)的识别模型,基本达到了准确识别水稻稻曲病的目的。WANG等^[60]在遗传算法结合偏最小二乘法进行特征波段选择的基础上,提出了一种采用皮尔逊相关系数法和类间不稳定指数法(ISIC)进一步选择特征波段,在整体提高模型监测精度的同时,进一步剔除27.78%的特征波段,确定水稻稻曲病监测的敏感波段范围,分别为698~800 nm和974~997 nm。

在监测其他粮食作物的研究中,无人机高光谱的应用也屡见不鲜,梁辉等^[61]利用玉米的多生育期无人机冠层高光谱数据,根据前人提出的植物病害监测参数结合提取的敏感波段位置,构建13组针对玉米冠层大斑病的监测光谱参数,研究不同波段对大斑病病情指数值的敏感性,并构建玉米冠层大斑病的监测模型,验证利用无人机遥感监测大斑病DI值的精度及稳定性。CHANG等^[62]提出了一种新的端到端深度学习模型(CropDocNet),用于从无人机高光谱图像中自动化地诊断马铃薯晚疫病,在考虑光谱空间特征层次结构的情况下,该模型显著提高识别精度,测试数据集的平均准确率为98.09%,独立数据集的平均准确率为95.75%。从上述研究中我们不难发现,在监测植物病害的研究中,叶面尺度和冠层尺度之间存在明显脱节,同时在解释用于植物病害监测的遥感数据时,土壤、植物结构和物候等因素增加了复杂性^[63]。

综上所述,高光谱数据因其丰富的光谱信息,在作物病害的精准监测中得到了广泛的应用。学者们也越来越多地认识到,利用高光谱遥感信息能够进行作物病害机理监测,为区域冠层尺度上的作物病虫害遥感监测提供了理论基础。虽然高光谱遥感技术具有很高的光谱分辨率,但始终在植物病害的高光谱数据集上面临着挑战,例如受控实验场景的数据有限,难以获得病害作物的大规模样本,同时在数据处理和分析方面需要更高的复杂性。正是因为高光谱具备极高的光谱分辨率,研究人员往往容易忽略其具备的空间信息,仅利用光谱信息极易受到外界环境的影响,导致其在某些情况下难以提供准确的地物特征,因此研究人员如何将高光谱的光谱维信息与空间维信息相结合是未来研究的

一个趋势。

4 总结与展望

目前,我国正处于由传统农业向现代农业发展的阶段。现代农业要求农业生产过程实现精准化,而精准施药是精准农业的重要内容之一,同时农作物病害精准监测是实施精准施药的前提和基础。目前,采用可见光成像技术和光谱技术监测作物病害胁迫的相关研究已取得较大进展,但离实际应用还有一定的距离。在监测平台和传感器的研发与应用方面还存在不足,在监测病害数据获取、处理和应用方面仍有很大的发展空间。

随着无人机和传感器技术的不断完善,遥感图像分析处理技术和算法的不断发展,无人机遥感农作物病虫害的监测方式将不断向实际应用迈进。考虑到无人机遥感农作物病害监测中面临的多种挑战,未来该领域将主要从3个重点领域展开科学研究:(1)研发无人机机载轻量化多光谱、高光谱成像传感器。尽管国外进口高精度传感器在性能上有一定优势,但成本高昂,难以广泛推广。我们应致力于开发适用于病害监测的低成本、高精度传感器,通过不同维度、不同尺度的数据融合,在保证监测精度和适用性的同时降低成本。同时,还需突破无人机遥感与作物信息互作耦合的可解释性机理,深入理解数据背后的物理意义和生物学过程,提高监测的准确性和可靠性。(2)深入开展基于无人机遥感的农作物病害早期监测的研究。当前无人机遥感图像在细节表征上存在局限性,高光谱图像结合地面遥感方式的早期病虫害监测仍有较大的探索空间。需要将农业多源数据与病害机理模型相结合,建立预测模型,优化预测算法,充分利用高时间分辨率气象数据和高分辨率遥感影像数据,设计大数据驱动的预测算法。借助大数据技术与人工智能,深入分析农作物在不同生长周期的影像特征,构建早期预报和诊断模型,推动农作物早期诊断的研究取得更大突破。(3)建立无人机遥感多源数据标准库。当前病害光谱响应特征专属认证不足,需要提取不同作物不同时期不同病害的专属光谱响应特征,建立作物病害标准化光谱库。这将有助于支持特征构建和模型研究,提升监测模型对复杂农田环境的适应能力。同时,要结合大数据、人工智能等手段,进一步研究农作物病虫害的光谱特征波段提取和诊断监测模型的构建方法,为无人机遥感农作物病虫害监测提供更坚实的理论和技術支撑。

综上所述,当前无人机遥感在病害监测的领域内仍处于起步阶段,与实际生产、应用、普及仍存在较大的距离,但不难发现该技术具有巨大的发展潜力和应用价值。为了充分发挥其优势,需要农学和植保专家与遥感技术专家紧密合作,将相关知识和模型有效整合,推动技术的成熟和普及。

参考文献:

- [1] FENG L, CHEN S S, ZHANG C, et al. A comprehensive review on recent applications of unmanned aerial vehicle remote sensing with various sensors for high-throughput plant phenotyping[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 182:106033.
- [2] 田 婷, 张 青, 张海东. 无人机遥感在作物监测中的应用研究进展[J]. *作物杂志*, 2020(5):1-8.
- [3] 韩忠松, 韩承宪. 旋翼无人机在国内农村植保市场中的应用综述[J]. *智慧农业导刊*, 2022, 2(23):66-69.
- [4] 王祥科, 刘志宏, 丛一睿, 等. 小型固定翼无人机集群综述和未来发展[J]. *航空学报*, 2020, 41(4):20-45.
- [5] 陈盛德, 廖玲君, 徐小杰, 等. 中国植保无人机及其施药关键技术的研究现状与趋势[J]. *沈阳农业大学学报*, 2023, 54(4):502-512.
- [6] 于丰华, 张鸿刚, 金忠煜, 等. 水稻农学理化参量无人机遥感反演研究现状与展望[J]. *沈阳农业大学学报*, 2023, 54(2):248-256.
- [7] 蔡 宁. 基于无人机影像的水稻病害和药效评估研究[D]. 合肥:安徽大学, 2022.
- [8] WANG N, CLEVERS J G P W, WIENEKE S, et al. Potential of UAV-based Sun-induced chlorophyll fluorescence to detect water stress in sugar beet[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2022, 323:109033.
- [9] DARGAN S, KUMAR M, AYYAGARI M R, et al. A survey of deep learning and its applications: A new paradigm to machine learning[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2020, 27(4):1071-1092.
- [10] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: A review and new perspectives[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8):1798-1828.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Com-*

- munications of the ACM,2017,60(6):84–90.
- [12] HE K M,ZHANG X Y,REN S Q,et al.Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).Las Vegas,NV,USA.IEEE,2016:770–778.
- [13] SZEGEDY C,LIU W,JIA Y Q,et al.Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).Boston,MA,USA.IEEE,2015:1–9.
- [14] SIMONYAN K,ZISSERMAN A.Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL].2014:arXiv:1409.1556.<http://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [15] HUANG G,LIU Z,VAN DER MAATEN L,et al.Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).Honolulu,HI,USA.IEEE,2017:2261–2269.
- [16] FANG T,CHEN P,ZHANG J,et al.Crop leaf disease grade identification based on an improved convolutional neural network[J].Journal of Electronic Imaging,2020,29(1):1.
- [17] NAGASUBRAMANIAN K,JONES S,SINGH A K,et al.Plant disease identification using explainable 3D deep learning on hyperspectral images[J].Plant Methods,2019,15:98.
- [18] FUENTES A,YOON S,KIM S C,et al.A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition[J].Sensors,2017,17(9):2022.
- [19] BARI B S,ISLAM M N,RASHID M,et al.A real-time approach of diagnosing rice leaf disease using deep learning-based faster R-CNN framework[J].PeerJ Computer Science,2021,7:e432.
- [20] HE K M,GKIOXARI G,DOLLÁR P,et al.Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV).Venice,Italy.IEEE,2017:2980–2988.
- [21] LIU S T,FU S H,HU A R,et al.Research on insect pest identification in rice canopy based on GA-mask R-CNN[J].Agronomy,2023,13(8):2155.
- [22] 兰玉彬,孙斌书,张乐春,等.基于改进YOLOv5s的自然场景下生姜叶片病虫害识别[J].农业工程学报,2024,40(1):210–216.
- [23] YUE X J,LI H F,SONG Q K,et al.YOLOv7-GCA:A lightweight and high-performance model for pepper disease detection [J].Agronomy,2024,14(3):618.
- [24] 马超伟,张浩,马新明,等.基于改进YOLOv8的轻量化小麦病害检测方法[J].农业工程学报,2024,40(5):187–195.
- [25] RONNEBERGER O,FISCHER P,BROX T.U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//2015 MICCAI 18th International Conference.Munich,Germany.Springer International Publishing,2015:234–241.
- [26] BADRINARAYANAN V,KENDALL A,CIPOLLA R.SegNet:A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,39(12):2481–2495.
- [27] CHEN L C,PAPANDREOU G,KOKKINOS I,et al.DeepLab:Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution,and fully connected CRFs[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2018,40(4):834–848.
- [28] LIN S,XIU Y C,KONG J L,et al.An effective pyramid neural network based on graph-related attentions structure for fine-grained disease and pest identification in intelligent agriculture[J].Agriculture,2023,13(3):567.
- [29] ABINAYA S,KUMAR K U,ALPHONSE A S.Cascade autoencoder with attention residual U-net for multi-class plant leaf disease segmentation and classification[J].IEEE Access,2023,11:98153–98170.
- [30] YUAN Y X,XU Z Y,LU G.SPEDCCNN:Spatial pyramid-oriented encoder-decoder cascade convolution neural network for crop disease leaf segmentation[J].IEEE Access,2021,9:14849–14866.
- [31] WANG Y X,WANG S S,NI W J,et al.PAST-net:A swin transformer and path aggregation model for anthracnose instance segmentation[J].Multimedia Systems,2023,29(3):1011–1023.
- [32] RAI C K,PAHUJA R.Northern maize leaf blight disease detection and segmentation using deep convolution neural networks[J].Multimedia Tools and Applications,2024,83(7):19415–19432.
- [33] FU J,LI X X,CHEN F H,et al.Pear leaf disease segmentation method based on improved DeepLabv3+[J].Cogent Food & Agriculture,2024,10(1):805.
- [34] LU B B,LU J W,XU X C,et al.MixSeg:A lightweight and accurate mix structure network for semantic segmentation of apple leaf disease in complex environments[J].Frontiers in Plant Science,2023,14:1233241.
- [35] SHI Y,HUANG W J,GONZÁLEZ-MORENO P,et al.Wavelet-based rust spectral feature set (WRSFs):A novel spectral feature set based on continuous wavelet transformation for tracking progressive host - pathogen interaction of yellow rust

- on wheat[J].Remote Sensing,2018,10(4):525.
- [36] ZHENG Q,HUANG W J,CUI X M,et al.New spectral index for detecting wheat yellow rust using sentinel-2 multispectral imagery[J].Sensors,2018,18(3):868.
- [37] 贺佳,郝瑞,任淑芳.小麦主要病害遥感监测研究进展[J].中国植保导刊,2024,44(2):18-23.
- [38] 赵胜利,MUJAHID HUSSAIN,王国宾,等.基于无人机遥感的作物长势监测研究进展[J].江苏农业科学,2024,52(8):8-15.
- [39] 宋雪莲,张文,王普昶,等.遥感技术在智慧农业中的应用研究[J].安徽农业科学,2022,50(7):1-5.
- [40] DENG J,ZHOU H R,LV X,et al.Applying convolutional neural networks for detecting wheat stripe rust transmission centers under complex field conditions using RGB-based high spatial resolution images from UAVs[J].Computers and Electronics in Agriculture,2022,200:107211.
- [41] BAO W X,LIU W Q,YANG X J,et al.Adaptively spatial feature fusion network:An improved UAV detection method for wheat scab[J].Precision Agriculture,2023,24(3):1154-1180.
- [42] STEWART E L,WIESNER-HANKS T,KACZMAR N,et al.Quantitative phenotyping of northern leaf blight in UAV images using deep learning[J].Remote Sensing,2019,11(19):2209.
- [43] GAO A,GENG A J,SONG Y P,et al.Detection of maize leaf diseases using improved MobileNet V3-small[J].International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2023,16(3):225-232.
- [44] DENG X L,LAN Y B,XING X Q,et al.Detection of citrus huanglongbing based on image feature extraction and two-stage BPNN modeling[J].International Journal of Agricultural and Biological Engineering,2016,9(6):20-26.
- [45] 袁培森,欧阳柳江,翟肇裕,等.基于 MobileNetV3Small-ECA 的水稻病害轻量级识别研究[J].农业机械学报,2024,55(1):253-262.
- [46] 朱文静,戴世元,冯展康,等.基于垄间背景剔除优化小麦赤霉病遥感监测精度[J].农业工程学报,2024,40(7):219-229.
- [47] 苏宝峰,刘砥柱,陈启帆,等.基于时间序列植被指数的小麦条锈病抗性等级鉴定方法[J].农业工程学报,2024,40(4):155-165.
- [48] 冯子恒,宋莉,张少华,等.基于无人机多光谱和红外热影像信息融合的小麦白粉病监测[J].中国农业科学,2022,55(5):890-906.
- [49] WANG C W,CHEN Y C,XIAO Z P,et al.Cotton blight identification with ground framed canopy photo-assisted multispectral UAV images[J].Agronomy,2023,13(5):1222.
- [50] 宋勇,陈兵,王琼,等.基于无人机多光谱影像的棉花黄萎病监测[J].棉花学报,2023,35(2):87-100.
- [51] RADÓCZ L,SZABÓ A,TAMÁS A,et al.Investigation of the detectability of corn smut fungus (*Ustilago maydis* DC.corda) infection based on UAV multispectral technology[J].Agronomy,2023,13(6):1499.
- [52] CHANG A J,YEOM J,JUNG J,et al.Comparison of canopy shape and vegetation indices of Citrus trees derived from UAV multispectral images for characterization of Citrus greening disease[J].Remote Sensing,2020,12(24):4122.
- [53] HUANG L S,LIU Y,HUANG W J,et al.Combining random forest and XGBoost methods in detecting early and mid-term winter wheat stripe rust using canopy level hyperspectral measurements[J].Agriculture,2022,12(1):74.
- [54] GUO A T,HUANG W J,DONG Y Y,et al.Wheat yellow rust detection using UAV-based hyperspectral technology[J].Remote Sensing,2021,13(1):123.
- [55] DENG J,WANG R,YANG L J,et al.Quantitative estimation of wheat stripe rust disease index using unmanned aerial vehicle hyperspectral imagery and innovative vegetation indices[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2023,61:4406111.
- [56] ZHAO D X,CAO Y L,LI J P,et al.Early detection of rice leaf blast disease using unmanned aerial vehicle remote sensing: A novel approach integrating a new spectral vegetation index and machine learning[J].Agronomy,2024,14(3):602.
- [57] 孔繁昌,刘焕军,于滋洋,等.高寒地区粳稻穗颈瘟的无人机高光谱遥感识别[J].农业工程学报,2020,36(22):68-75.
- [58] 桑佳茂,陈丰农.基于光谱特征点秩和检验的稻曲病发病程度检测[J].光谱学与光谱分析,2021,41(10):3214-3219.
- [59] 谢亚平,仝晓刚,王晓慧.基于高光谱的水稻稻曲病早期监测研究[J].农业机械学报,2023,54(9):288-296.
- [60] WANG Y X,XING M F,ZHANG H G,et al.Rice false smut monitoring based on band selection of UAV hyperspectral data[J].Remote Sensing,2023,15(12):2961.
- [61] 梁辉,何敬,雷俊杰.无人机高光谱的玉米冠层大斑病监测[J].光谱学与光谱分析,2020,40(6):1965-1972.
- [62] CHANG A J,YEOM J,JUNG J,et al.Comparison of canopy shape and vegetation indices of Citrus trees derived from UAV multispectral images for characterization of Citrus greening disease[J].Remote Sensing,2020,12(24):4122.
- [63] BAI Y L,JIN X L.Hyperspectral approaches for rapid and spatial plant disease monitoring[J].Trends in Plant Science,2024,29(6):711-712.