植被病虫害遥感监测预警研究进展与展望

黄文江[1]，张竞成[2]，黄林生[3]，董莹莹[1]，赵晋陵[3]，袁琳[4]，刘林毅[1]，马慧琴[2]，阮超[3]

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100101;
2. 杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310018;
3. 安徽大学农业生态大数据分析与应用技术国家地方联合工程研究中心, 合肥 230039;
4. 浙江水利水电学院 计算机科学与技术学院, 杭州 310018

摘 要：植被病虫害作为农林业生产和生态系统健康的重要威胁，在全球气候变化的背景下其影响进一步加剧。病虫害的绿色、高效、精准防控有赖于高质量的监测和预警信息，相比传统植保测报手段，快速发展的遥感技术在病虫害测报中的潜力不断被各国科学家和政府关注和认知。本文以近年来遥感技术如何在植被病虫害监测和预警的研究和实践中得到系统应用为主线，介绍了技术、方法、模型的进展，分析了这一领域当前存在的主要挑战，展望了未来发展趋势。首先，模态不断丰富、性能和精度不断提升的卫星、航空、无人机遥感和近地传感器组成的多尺度遥感观测数据为病虫害测报提供了关键的数据源基础，能够越来越好地适应病虫害监测制图、生境监测等需求。在病虫害遥感监测方面，波谱分析和图像分析作为两类主要的方法，从不同角度提取遥感数据中对病虫害敏感的关键信息；同时，时相分析技术的应用为病虫害过程监测及不同胁迫间区分提供了有效手段。在病虫害遥感预警方面，多源遥感信息被用于各类生境因子的监测，进而与各类统计模型、机器学习模型、深度学习模型、机理性模型耦合，实现病虫害大范围预警；正因有了遥感信息的加入，使病虫害预警得以实现由点到面的扩展，从静态发展至动态，形成大范围时空动态预测的能力。未来，针对病虫害遥感监测和预警研究中仍存在的包括光谱特征复杂性、数据质量和处理效率、模型适用性和泛化能力等重要挑战，有必要进一步加强多源遥感数据的融合及综合运用，特别是积极探索荧光、热红外、激光雷达等技术在病虫害监测、生境评价方面应用的可能性；在此基础上，深入开展综合遥感技术、人工智能技术及植保理论模型的跨学科综合性研究，充分挖掘和释放蕴藏在多源遥感数据中的潜力和价值，为建立更加及时、准确、高效、动态的病虫害测报系统提供支撑，更好地服务于植被病虫害综合管理及绿色防控。

关键词：植被病虫害，遥感，监测，预警，进展，展望

中图分类号：P2

引用格式：黄文江,张竞成,黄林生,董莹莹,赵晋陵,袁琳,刘林毅,马慧琴,阮超.2025.植被病虫害遥感监测预警研究进展与展望.遥感学报,29(6):2065-2082

Huang W J, Zhang J C, Huang L S, Dong Y Y, Zhao J J, Yuan L, Liu L Y, Ma H Q and Ruan C. 2025. Progress of vegetation pest and disease monitoring and forecasting. National Remote Sensing Bulletin, 29(6):2065-2082

[DOI:10.11834/jrs.20254391]

1 引 言

植被作为地球生态系统的重要组成部分，不仅维持生物多样性，调节气候，保持水土，还净化空气，为人类提供食物与资源（Ratnadass等，2012；Ma等，2021；Rahaman等，2022）。因此，植被的健康状况直接关系到生态平衡和人类福祉。然而，病虫害的频繁爆发给植被健康带来了巨大威胁，尤其在全球气候持续变化带来的气温升高、大气二氧化碳含量变化、极端天气事件频发等影响下，植被病虫害的地理分布、爆发频率和规模等不断扩大，对全球粮食安全和环境可持续性构成重大风险，并对现有植被病虫害防控管理策略的有效性带来了巨大挑战（黄冲 等，2020；Bajwa

收稿日期：2024-09-07；**预印本：**2025-04-27

基金项目：国家重点研发计划(编号:2023YFB3906203);国家自然科学基金(编号:42471369,42071420)

第一作者简介：黄文江,研究方向为植被病虫害遥感机理与应用。E-mail:huangwj@aircas.ac.cn

等，2020；Lehmann等，2020；Chaloner等，2021；Singh等，2023)。在此严峻形势下，加强植被病虫害的监测预警工作变得尤为紧迫，对保护植被资源、减轻环境负荷、维护生态系统稳定至关重要。

传统的植被病虫害监测预警方法往往存在范围小、精度低、时效性差等问题，难以满足新形势下复杂多变的病虫害防控需求。近年来，随着遥感系统的不断发展和完善，应用遥感技术开展植被病虫害监测预警已成为近年来的研究热点(Zhang等，2019a)。国内外遥感卫星的相继发射使得遥感数据源更加多样化、数据量显著增加，逐渐形成了较为完整的遥感卫星体系，同时具有成本低、灵活机动、操作简单等优势的无人机遥感技术迅速发展，以及地面传感的不断丰富为卫星遥感提供了重要补充，为植被病虫害监测预警技术的创新发展带来了宝贵机遇（Zhao等，2022；Chen等，2022；Zhang等，2023；Zhou等，2024)。此外，随着星上计算、数据存储等资源的提升，病虫害机理性模型以及人工智能等大数据分析技术的飞速发展，为植被病虫害监测预警分析提供了强有力的支撑。

本文综述了植被病虫害遥感监测预警遥感数据源、植被病虫害遥感监测方法、植被病虫害遥感预警模型等最新研究进展，指出了植被病虫害遥感监测预警研究中面临的挑战，并分析了可能的解决方案和未来的发展趋势。本文将为植被病虫害遥感监测预警领域的研究者和从业者提供一个全面的知识框架，助力该领域技术的优化与创新发展。

2 植被病虫害遥感监测预警遥感数据源

在植被病虫害遥感监测预警中，遥感数据源的多样性为准确的监测和预警提供了坚实的基础。卫星遥感数据、航空遥感数据、无人机遥感数据和地面遥感探测数据是植被病虫害监测预警的主要遥感数据源。卫星遥感数据具有大范围覆盖和较高的时间分辨率，能够持续监测大面积区域的植被变化。航空遥感数据则以较高的空间分辨率和灵活的获取方式，适用于中等规模的区域监测。无人机遥感数据具备极高的空间分辨率和实时性，能够详细捕捉特定区域内植被的微观变化。而地面遥感探测数据则为其他遥感数据源提供了必要的校准和验证，确保病虫害监测预警结果的准确性和可靠性。

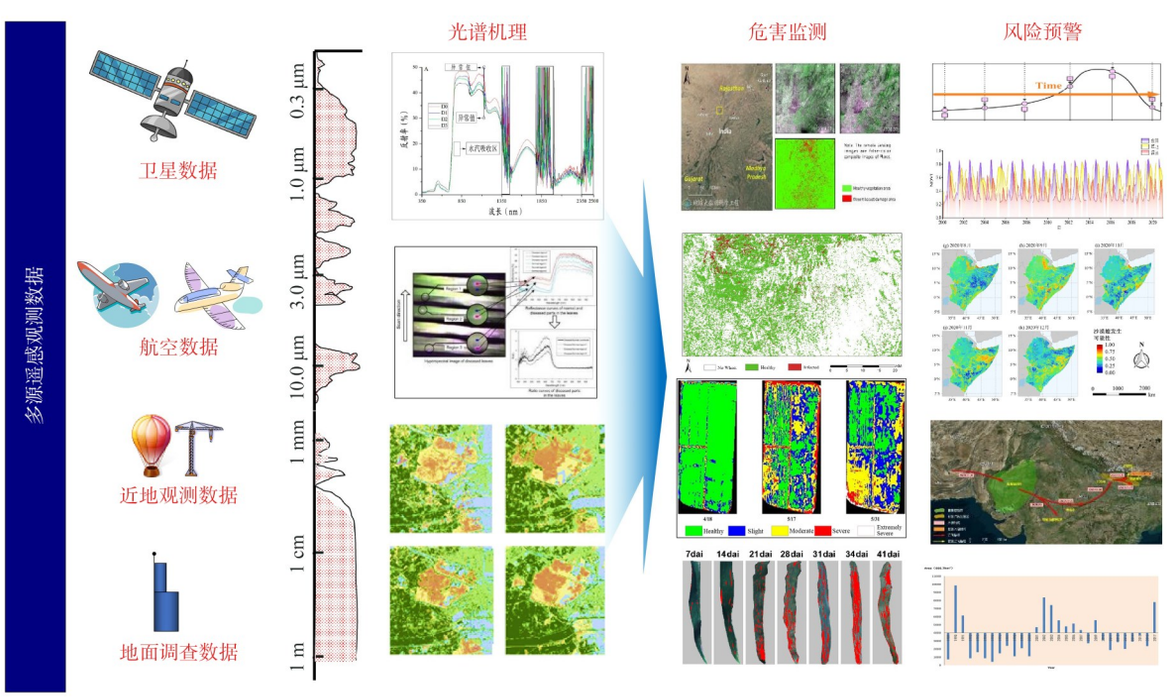


图1 基于多源遥感数据的植被病虫害监测预警

Fig. 1 Vegetation pest and disease monitoring and forecasting based on multi-source remote sensing data

2.1 卫星遥感数据

由于植被类型多样且生长和种植区域分布范围广、变化频次高，传统的地面调查方法主观性强、效率低。相比之下，卫星遥感数据具有宏观性、周期性、连续性等优点，为植被病虫害遥感监测预警提供了种类众多的数据源，包括各国自有卫星、商业卫星以及国际合作的遥感卫星。常见的卫星系列如Landsat、MODIS、AVHRR等，能够提供大范围的植被类型、长势、病虫害等信息，但空间分辨率较低。近年来，高时空谱分辨率的卫星如GF、Sentinel、IKONOS、WorldView等的出现，为更精细的病虫害监测预警提供了可能，如：中国的高分系列卫星，可提供多光谱、全色和SAR等数据；Sentinel系列地球观测卫星提供了高重访频率和高分辨率图像，具备高时空分辨率和多光谱能力。武红敢等（2021）基于多时相GF-1 WFV计算比值植被指数和红绿植被指数，对森林病虫害等扰动类型造成的亚健康林木进行了监测预警。Hornero等（2020）通过地面评估、航空成像和Sentinel-2时间序列数据，结合三维辐射传输建模监测橄榄园中Xylella fastiDOIsa感染的发生率。竞霞等（2010）用偏最小二乘回归（PLS）方法建立棉花黄萎病病情严重度定量估测模型，并结合高分辨率IKONOS影像获取了不同病情严重度的空间分布图。Oumar和Mutanga（2014）整合环境变量和WorldView-2图像数据，提高种植林中预测和绘制Thaumastocoris peregrinus（铜色虫）损害的准确性。随着卫星传感器空、时、谱分辨率的同步提升，为省域、国家、洲际甚至全球尺度的植被病虫害监测预警提供了大尺度的高质量数据源。

2.2 航空遥感数据

相比于卫星遥感，航空遥感具有更高的空间分辨率和灵活性，能够针对特定植被病虫害区域进行详细观测。搭载的传感器包括多光谱相机、高光谱成像仪、热红外成像仪和激光雷达，可获取病虫害侵害植被的光谱、空间、温度、结构等多源多尺度信息。比如：使用多光谱传感器获取的影像在具有较高的空间分辨率的同时，也包含红边波段、近红外波段等几个特定波段，可用于特定植被指数的计算和病虫害的识别（Choosumrong等，2023）；通过高光谱传感器获取连续波段的影像，能够提供丰富的光谱信息，有助于识别植被病虫害的细微光谱特征（Moriya等，2021）；热红外传感器可以检测植被的温度分布，反映作物生长状况和可能的病虫害问题（Wang等，2024b）；通过激光雷达技术获取植被的三维结构信息，可用于分析作物密度和健康状况（Jiang等，2023）。由于植被病虫害发生区域场景复杂，干扰因素较多，所以需同时获取多种类型的航空遥感数据（Chen等，2024）。Zhang等（2013）使用航空多光谱图像和地面高光谱数据区分不同类型的作物，并及时检测大面积棉花植物。Zhao等（2023）使用三维辐射传输建模和实地测量的机载高光谱激光雷达AHSL（airborne hyperspectral LiDAR）监测森林病虫害胁迫。航空遥感影像空间分辨率高、监测空间尺度大，适合对大面积作物种植区和森林病虫害进行精细监测，且航空平台响应迅速、准确，对病害的大爆发和大流行具有较好的应急监测能力，但会受到天气、地形、空域管制等因素限制，需要专业的飞行员和飞机，飞行成本较大。

2.3 无人机遥感数据

通过无人机搭载不同的传感器可对植被进行实时监测，以获取病虫害发生后的灾情信息和发生前的早期预警信息。如无人机搭载高光谱仪、数码相机、热成像仪、多光谱仪、激光雷达等，可获取植被病虫害的光谱、颜色、纹理、温度、点云等信息，具有信息采集迅速、空间覆盖率广、成本低等优点，能够获取高空间分辨率、高时间分辨率、高光谱分辨率的影像（Zhang等，2023）。基于无人机影像的植被病虫害遥感监测预警也逐渐成为了一个重要研究方向（宋勇 等，2021）。利用无人机遥感对植被病虫害进行监测预警时，飞行平台的选择对数据质量有显著影响。常见的平台可分为多旋翼、固定翼、单旋翼（直升机）和混合翼（垂直起降固定翼）几种。多旋翼无人机因其稳定性和可操控性，在该领域应用最为广泛（杨国峰 等，2022）。无人机平台搭载传感器需要根据具体的植被病虫害类型进行选择，例如：高清数码相机具有使用方便、成本低、类型多样化，但信息量少、分辨率低、波段少（吴才聪 等，2017）；多光谱相机波段多、信息量大、成本低、类型多样化，但波段易饱和、成像速度慢、图像质量差（Cottrell等，2024）；高光谱成像仪光谱信

息量丰富、分辨率高、准确度高，但价格较昂贵且对无人机飞行平台要求高（Matese等，2023）；红外热成像仪对植被温湿度敏感、便于监测病虫害前后的蒸腾变化，但图像分辨率低、信噪比低、受外界环境因素干扰大（Smigaj等，2024）；激光雷达可获取病虫害植被冠层点云信息、水平和垂直冠层结构参数，但价格昂贵、数据处理量大（Gu等，2020）。实际应用中，很少只搭载单一类型传感器，而是同时用几种传感器同步获取植被病虫害的多源信息。如Lin等（2023）使用基于无人机的高光谱、热红外和激光雷达数据融合技术，通过植物特征的垂直剖面进行松树梢甲虫攻击的早期检测。

2.4 地面遥感探测数据

植被病虫害地面遥感探测所用传感器主要包括高信噪比、高精度且使用方便的可见光—近红外传感器、可探测植物叶绿素变化的荧光传感器、监测植物表层温度变化的热传感器以及可高精度获取植被冠层信息的LiDAR传感器等。其中可见光—近红外传感器除了常见的RGB相机外，还包括不同光谱使用方式下的成像高/多光谱传感器，非成像高/多光谱传感器，它们分别通过改变所需波段数量和保留或舍弃空间信息来灵活获取所需植物光谱信息。此外，近年来如结合使用可见光传感器和非成像光谱传感器的新型融合传感器方案也开始出现。例如，将RGB相机等可见光传感器采集得到的图像依托深度学习和机器学习等方法，提取图像中的颜色、纹理等直观表征病虫害症状特点的信息，实现了包括水稻病害（如白叶枯病，稻瘟病，纹枯病等）、番茄叶片病害、玉米叶部病害、葡萄病害等植物病虫害的检测（Shrivastava和Pradhan，2021；Xian和Ngadiran，2021；Lin等，2024；Wang等，2024a）。热红外和荧光传感器能够跟踪植被的呼吸和光合作用过程，从而可以对植被病虫害进行症状前监测（Bodria等，2002；Chaerle等，2004；Tartachnyk等，2006）。Wang等（2022）使用数字红外热成像仪实现了黄瓜枯萎病的早期识别。Atta等（2020）基于同步荧光光谱实现了小麦条锈病的早期监测。此外，LiDAR为监测不同垂直位置的植物病虫害提供了新的工具（Falkowski等，2009）。卢京等（2021）基于高光谱激光雷达与支持向量机方法，实现了臭椿、云南松等林木的病虫害识别。

表1 应用于植被病虫害的地面遥感探测器

Table 1 Ground remote sensing detector for vegetation pests and diseases

传感器类型	数据类型	波段范围	功能	病虫害应用
RGB相机	RGB图像	红、绿、蓝光波段	获取植物表型颜色、纹理信息	水稻病害(白叶枯病、稻瘟病、纹枯病等)、番茄叶片病害、玉米叶部病害、葡萄病害
可见光—近红外光谱传感器	成像光谱图像/非成像光谱曲线	400—2500 nm	获取植物内部相关状态变化	水稻稻瘟病、茶树绿叶蝉、炭疽病
荧光传感器	荧光图像/荧光值	655 nm和735 nm	探测植物叶绿素变化	小麦条锈病
热传感器	热成像图像	红外波段	监测植物表层温度变化	黄瓜枯萎病
LiDAR传感器	点云数据	—	高精度获取植物冠层结构信息	臭椿、云南松等林木病虫害
可见光传感器结合非成像光谱传感器	图像+非成像光谱曲线	红、绿、蓝光波段，530 nm、570 nm、680 nm、700 nm、740 nm、780 nm	获取植物表型颜色、纹理信息与内部相关状态变化	柑桔黄龙病、小麦赤霉病、玉米霉病、水稻白叶枯病

3 植被病虫害遥感监测方法

植被病虫害遥感监测方法主要包括波谱分析、图像分析和多时相监测，这些方法为准确识别和评估病虫害提供了多维度的支持。波谱分析利用不同植被和病虫害的光谱特征差异，通过分析反射光谱数据，能够有效区分健康植被和受害植被。图像分析则通过处理和解读高分辨率遥感影像，识别植被的病害斑块和虫害侵蚀痕迹，从而精确定位病虫害发生区域。多时相监测则通过对不同时期的遥感数据进行比较，监测病虫害的时空变化趋势。这些方法的结合，能够为植被病虫害的早期检测和精准防控提供科学依据。

3.1 波谱分析

植物病虫害遥感监测研究中最主要的是基于

可见光—近红外的光学遥感波段进行监测。其基本依据是病虫害胁迫下的作物会在生理生化上表现出不同的变化，而这些变化可以通过光谱反射率的形式进行反映，从而被遥感方式探测到。针对不同作物病虫害的发生，已经提出了不同的遥感监测方法对作物进行监测。基于植被指数的分析已经成为学者们在病虫害遥感探测研究与实践中的主要途径。迄今为止，已有多种不同形式的植被指数被相继提出，这些植被指数通常具有一定的生物或理化意义，是植物光谱的一种重要应用形式。罗菊花等（2008）选用归一化植被指数（NDVI）和光化学植被指数（PRI）建立二维空间坐标，形成病害胁迫、常规的水胁迫及肥水协同胁迫植被指数的空间分布散点图，发现NDVI值大于4.324×PRI+0.976的区域即为条锈病胁迫发生区域。Yang等（2007）采用绿度植被指数（GNDVI）和土壤调节植被指数（SAVI）对水稻病害进行监测，两种指数与病情程度之间的决定系数均达到0.8以上。竞霞等（2010）发现增强植被指数（EVI）、重归一化植被指数（RDVI）、全球环境监测指数（GEMI）、差值植被指数（DVI）、修改型土壤调整植被指数（MSAVI）、NDVI为棉花黄萎病病情严重度遥感估测的敏感因子，能够有效估测棉花黄萎病病情严重度。除波段组合、插值、比值、归一化等常用的代数形式外，如光谱微分、连续统等变换形式也常用于光谱特征的构建。袁琳等（2013）通过叶片水平光谱数据，结合相关性分析与独立样本t检验，筛选出665—684 nm、718—726 nm等敏感波段及DEP550-770、SIWSI等光谱特征，采用FLDA和PLSR方法分别建立了小麦白粉病与条锈病的区分模型与病情反演模型，结果表明所选特征能有效区分两种病害。陈云浩等（2009）发现以微分指数SDrc/SDgc为变量的模型适合监测冬小麦早期病情，而以一阶微分PCs为变量的模型特别适合监测冬小麦条锈病病情较严重期。上述研究显示了植被指数在反映不同植被病虫害方面的特点和能力，是病虫害遥感监测的重要表征因子。

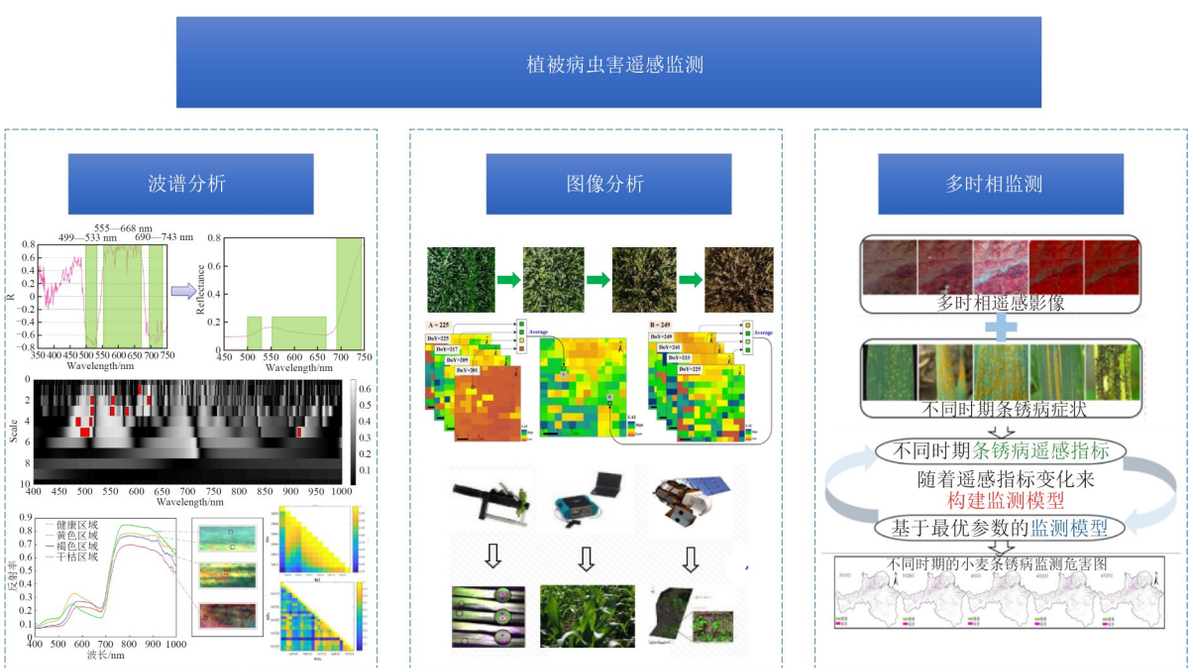


图2 植被病虫害遥感监测方法

Fig. 2 Remote sensing monitoring methods for vegetation pests and diseases

3.2 图像分析

当植被叶片受到病虫害侵染时，不仅会引起内部生理生化特征的变化，同时会引起叶片的外部特征，如颜色、质地和形态的变化。基于成像高光谱技术获取的图像信息，如纹理特征、颜色特征等，也包含许多与作物病虫害有关的信息。结合图像处理技术，如分类算法、边缘检测等，可实现植被病虫害遥感监测。近年来，使用成像光谱分析植被病虫害的研究报道不断增多，并且逐渐从叶片尺度、近地成像尺度、扩展到航空甚

至航天的观测尺度。在这些研究中，研究者所使用的分析和建模方法侧重于对图像中光谱和空间的变异信息进行提取。

Delwiche等（2000）基于逐步判别分析（step discrimination）和图像机器视觉方法对小麦赤霉病进行了区分和识别，结果表明高光谱图像在小麦赤霉病的探测方面具有较大潜力。Backoulou等（2011）将多光谱图像与空间模式识别相结合，成功辨别和区分了麦双尾蚜（Mordvilko）侵害的小麦。Zhang等（2005）通过对图像进行最小噪声分离变换（minimum noise fraction transformation）和光谱角度制图（spectral angle mapping）等处理，成功从航空图像中提取了番茄晚疫病的信息。Moshou等（2005）结合自组织图（self-organizing map），神经网络（neural network）以及二次判别分析（quadratic discriminant analysis）在冠层尺度利用光谱图像识别提取了小麦条锈病的信息，准确度达到95%以上。Huang等（2007）基于航空高光谱图像，利用回归分析技术成功建立了小麦条锈病的严重度反演模型，并通过分析冠层、田块两个尺度的数据，初步验证了基于高光谱特征将病害监测模型从冠层尺度扩展到地块尺度的可能性。Wang等（2009）通过图像分析提取了洋葱酸腐病的信息。Backoulou等（2011）使用了一系列来自MS3100-CIR数字相机拍摄的多光谱图像的空间格局指标，由每块麦田的多光谱图像的子集生成专题地图，利用基于类的空间格局指标区分了麦双尾蚜导致的胁迫和其他因素导致的胁迫。

近年来，深度学习算法已成为植被病虫害遥感监测预警的关键技术。作物遭受病虫害侵袭后，其颜色、形态和光谱特征会发生变化，深度学习可充分挖掘病虫害相关特征，实现精准识别和分析（Nguyen等，2020；Osco等，2021；廖娟等，2023；Hassan等，2023）。Kerkech等（2020）基于无人机图像提出优化图像配准和深度学习分割方法，结合可见光和红外光谱图像检测葡萄症状。Zhang等（2021）提出Ir-UNet算法，解决了无人机图像中黄锈病区域的不规则和模糊边界问题。Qin等（2021）设计SCANet模型，实现了无人机图像中单株松树线虫病准确的鉴定和定位。Zhang等（2022b）采用轻量级高效双流UNet算法（DF-UNet），实现无人机航测图像中的小麦黄锈病严重程度现场实时检测。Liu等（2024）提出GLDCNet网络，利用不同空间分辨率和多光谱数据对葡萄叶卷病（GLD）分析。闫云才等（2023）从空地两个角度获取猕猴桃冠层叶片病虫害信息，使用YOLOv5s算法进行目标检测。胡根生等（2024）设计LiTLBNet网络，解决了无人机采集的茶叶枯病图像中病斑差异大，病斑和背景之间相似性高等问题。Bi等（2020）提出将时序性与卫星图像结合的栅格复发单元（GRU）模型，利用时间序列图像对大豆猝死综合征（SDS）预测。Zhang等（2022c）结合多光谱数据和植被指数，提出UNet++模型，对树皮甲虫和白杨叶螨区域进行分割。Ye等（2022）结合无人机数据和遥感卫星图像，设计了attention-unet （MA-UNet）模型，实现单相卫星图像中松树枯萎病检测。Maillet等（2023）使用ConvLSTM模型对卫星图像进行插值，在此基础上，他们提出了一种多模态融合的视觉和天气信息联合学习模型，用于葡萄霜霉病检测。

3.3 多时相监测

近年来，随着卫星，航空和无人机技术的发展，各类机载、星载遥感数据源不断增多，提供了多时相、空间和光谱分辨率的遥感信息产品，实时动态地掌握病虫害的发生和发展状况，更是为植被病虫害监测提供了宝贵契机。李京等（2007）通过测定不同生育期感染条锈病的冬小麦冠层光谱、生理生化参数及相应病情指数，发现红边核心区内的一阶微分总和与绿边核心区的一阶微分总和的比值，与病情指数具有极显著的线性负相关性。蒋金豹等（2007）通过人工田间诱发不同等级小麦条锈病，在不同生育期测定染病冬小麦冠层光谱及其病情指数。把冠层光谱一阶微分数据与相应的DI进行相关分析，采用单变量线性和非线性回归技术，建立了小麦DI的估测模型。蒋金豹等（2007）建立了特征定位参数模型和多时相NDVI指数来监测小麦条锈病。王圆圆等（2007）通过人工田间诱发不同等级条锈病，在不同生育期测定冬小麦感染条锈病严重度和冠层光谱，采用偏最小二乘（PLS）方法建立了冠层光谱和条锈病严重度的回归模型。蒋金豹等（2010）通过在不同生育期测定感染不同严重程度条锈病的冬小麦冠层光谱及病情指数DI（Disease Index），最终能够用高光谱遥感较早地识别出健康与遭受条锈病胁迫的小麦。罗菊花等（2010）基于多时

相高光谱航空影像，通过提取敏感特征构建病情指数对小麦条锈病进行了监测研究，并对其发病严重度及发病区域进行了评价，研究结果表明提取的敏感波段可用于指导作物病害监测波段选择。

4 植被病虫害遥感预警模型

目前，植被病虫害预测主要依赖专家经验和点状的农业—气象模型，难以充分考虑自然环境的复杂性和病虫害时空流行机理。而随着遥感技术、数据融合技术的发展以及遥感与作物病理学、作物生态学等联系的加强，为病虫害的流行态势进行精准预报创造了重要条件。目前植被病虫害遥感预警的主要研究方向包括生境评价方法、基于统计模型与机器学习模型的方法、基于深度学习模型的方法和基于机理模型的方法。

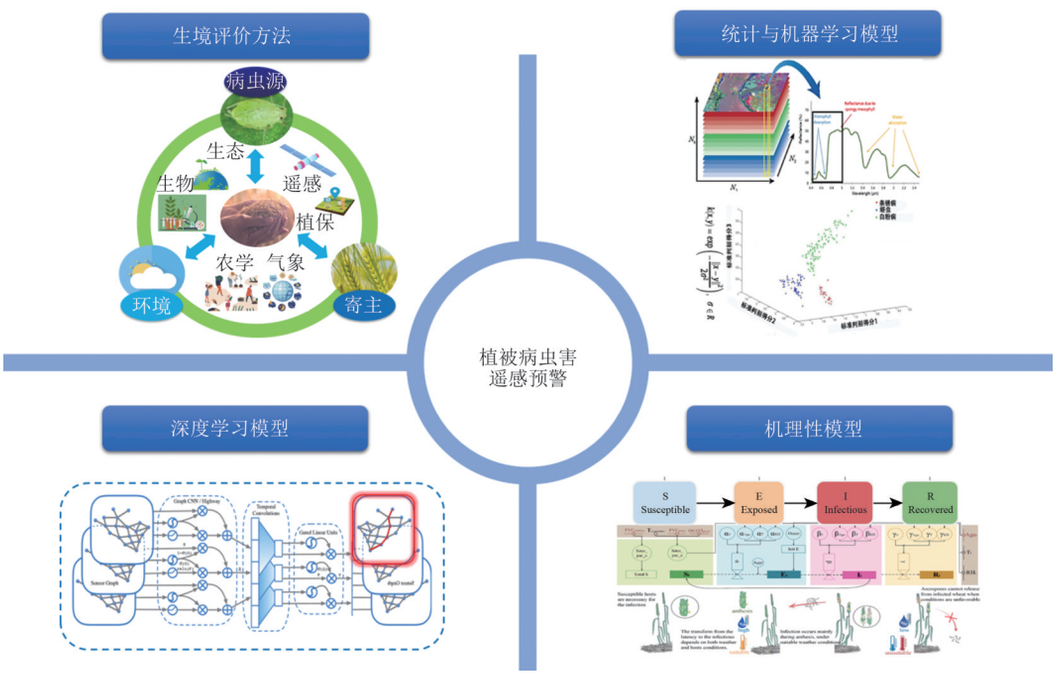


图3 植被病虫害遥感预警模型主要类别

Fig. 3 Main categories of remote sensing forecasting models for vegetation pests and diseases

4.1 生境评价方法

目前，在植被病虫害生境适宜性评价方面，多数生境适宜性评价模型基于气象、地形等基础信息建立（Du等，2022），但多源遥感数据在寄主作物的分布、生长状态、田间环境和农田景观格局等方面的表征能力正得到越来越多的关注（沈艳艳 等，2023）。Zhang等（2023b）发现在区域尺度水稻纹枯病生境适宜性评价中，通过加入遥感、气象和病害调查数据，使得模型预测结果与研究区实际病害分布一致，能够显著改善生境适宜性评价效果。Geng等（2020）发现在蝗虫生境适宜性评价时，通过加入景观结构的多时相Landsat和MODIS影像信息，比基于层次分析法（AHP）的总体精度提高了10%，从而得到颗粒度更细、可靠性更高的生境适宜性评价结果。在病虫害生境适宜性评价建模方法方面，主要以统计模型、机器学习和生态位模型为主（Guo等，2023，2024；Sun等，2023）。其中统计模型和机器学习模型具有形式简单，解释性强等特点，能够通过训练得到生境因子与病虫害发生概率之间的经验关系，但同时也存在数据挖掘能力相对较弱，对生境影响呈非线性、复杂关系时表现较差等局限（黄文江 等，2020）。而生态位模型可根据生态学原理构建机理性较强的病虫害生境适宜性评价模型，包括Maxent、Bioclim、GARP、ENFA和Domain等（沈艳艳 等，2023）。这些模型基于最大熵原理、相似度矩阵等理论，在满足已知约束的条件下，利用病虫害分布点和生境变量，对病虫害的生态需求进行推断，对其潜在分布进行模拟。如Wen等（2023）利用Maxent模型，结合多源遥感数据（气象、植被、土壤和地形），对亚洲小车蝗生境

适宜性的时空变化进行了评价，为宏观防治决策提供参考。

4.2 统计模型与机器学习模型

基于统计方法或机器学习建立的一类模型，结构相对简单，可解释性强，在病害预测领域已有较为成熟的应用：张静文等（2022）基于中国南部地区水稻纹枯病生境信息，融合温度、湿度等病害流行生境因子，构建Logistic-RICEBLA模型实现发病等级预测，单时相预测结果的偏差在一个病级内，P_bias达到88%，整体病害进展曲线AUDPC拟合R^2=0.86。纪思琪等（2017）分别基决策树算法构建了黄瓜黑星病预警模型，并根据气候条件和土壤环境对病害年际发生概率进行预测，模型总体精度高达90%。Sun等（2022）利用多源时间序列图像和2000年—2020年历史上的蝗虫地面调查数据，依据虫群出现对环境波动反应的时间滞后效应，采用了滑动时间窗口技术对滞后变量的重要性排序分析，并基于支持向量机（SVM）实现对虫群出现的早期预测，OA达到77.46%，ROC-AUC达到0.767。Li等（2022）基于遥感因子和气象数据，通过logistic模型定量表达特征因子对病害发生的因子权重，并用KNN模型对小麦赤霉病发病率进行预测，OA达到0.92，F1达到0.94。Zhang等（2019b）利用高光谱成像技术，分析大豆植株对不同麦草畏施用量的光谱响应，采用朴素贝叶斯、随机森林和支持向量机的机器学习算法建立麦草畏喷雾水平量化模型，探究麦草畏喷雾剂对大豆损伤的光谱响应；Zhang等（2023b）利用MODIS遥感数据、气象数据，通过Relief-F算法，选取了关键阶段的生境变量。采用最大熵（Maxent）模型和logistic回归模型构建疾病生境适宜性评价模型，通过对比分析，证明某些特定时间阶段的遥感变量对疾病生境适宜性评价尤为重要。

4.3 深度学习模型

基于经验统计和机器学习的预测模型往往需要较强的先验知识，对超参数敏感性强，适合处理病害流行相对平稳的场景，而难以处理极端条件下的病害场景预测，且跨区域跨年份鲁棒性较差。近年来，随着深度学习技术在各领域的广泛应用，许多学者也开始在病害预测领域引入深度学习。一种做法是围绕深度学习模型为核心，利用其对多维驱动因子深层特征的深入挖掘能力，构建适用跨区域、具备较强鲁棒性的病害预测模型，比如Zhang等（2023a）针对稻飞虱迁徙预测问题，利用MODIS遥感数据表征稻飞虱种群历史空间动态变化过程，构建DGCN-ALSTM网络，探究稻飞虱迁移路线与历史路径、生境的时空动态关系，并在中国西南地区跨省市尺度上进行了验证。Chen等（2020）针对棉花害虫发生问题，提出了一种基于Bi-LSTM网络的气候特征与病虫害发生的时间关系模型，分别验证了不同气候特征维度下的预测效果差异，并于传统的机器学习方法进行了预测对比。结果表明，所提出模型在处理时间相关问题方面具有显著优势，在印度不同地区呈现了优秀的预测泛化性。还有一种做法是是利用深度学习模型对大量的连续时相的遥感数据进行特征提取，Jin等（2023）使用卷积网络和循环网络（TranNas-NirCR）进行近红外迁移学习和神经结构搜索，并与迁移学习结合，在样本不足的情况下有效诊断无症状小麦黑星病；Deng等（2023）基于高光谱成像数据，利用深度学习语义分割方法，结合连续损失函数实现像素级回归和小麦条锈病指数的端到端定量反演，比较了具有不同损失函数、模型架构和数据集的模型的性能。

4.4 机理性模型

近年来，机理性模型逐渐成为植被病虫害预警的另一个重要发展方向。病害方面，通过模拟病害发生流行的过程，建立病害预测机理性模型，如早期的Logistic或Gompertz等近似S型曲线的模型（Hau等，1993），以及SIR、SEIR等病害流行学机理性模型（Madden，2006）。这些模型通过联立反映正常、潜伏、被感染和被清除个体数量的一组微分方程，实现对病害侵染过程的动态模拟（Kim等，2015）。虫害方面，通过结合虫害生长发育过程和生境景观格局的变化，建立虫害预警机理性模型，如基于遥感数据的大尺度蝗区提取的景观生境适宜性模型（LHS），以代表发育时间的生境因子、不同土地覆被等级的斑块分布和周边地区的景观特征进行建模预警，实现蝗虫面积的精确提取。以及草地贪夜蛾的动态分布机理模型FAW-DDM（Guo等，2022），模型基于遥感数据和气象同化产品，将草地贪夜蛾的天气驱动迁徙、

寄主植物物候和环境适宜性相结合进行建模，R^2高达到0.623，实现了有效预警，减少草地贪夜蛾对粮食安全的影响。从目前对植被病虫害的预警机理性建模方法来看，建模会根据病虫害进行划分。对病害而言，多基于温度、湿度等环境因素进行建模（Xiao等，2022）。而虫害方面，多利用空间分布、气候变化等进行建模（Guo等，2024；Lv等，2023）。

表2 植被病虫害遥感预警模型方法

Table 2 Remote sensing forecasting models and methods for vegetation pests and diseases

模型		应用对象	特点
统计模型	Logistic-RICEBLA	水稻纹枯病	融合多源生境因子，但在捕捉病害动态变化过程中存在不足
	Maxent、Logistic	水稻纹枯病	融合遥感与气象，Relief进行特征筛选，但病害生境预测空间尺度粗放
机器学习	Logistic、KNN	小麦赤霉病	融合遥感数据，使用logistic进行特征响应权重分析，但此类方法对连续时相遥感数据特征筛选精度不足
	NBM、RF、SVM	大豆	高光谱光谱响应分析，预测模型较为传统
	SVM	蝗虫	滑动窗口对滞后变量进行特征筛选，预测模型较为传统，预测空间尺度范围较小
深度学习模型	DGCN-ALSTM	稻飞虱	遥感表征昆虫历史迁移轨迹，DGCN捕捉空间特性，ALSTM挖掘时间特性，存在空间邻接矩阵的相邻判断较为直接、且空间尺度较为粗放等不足，缺乏对相邻节点空间相关性的深入分析
	Bi-LSTM	棉花	对不同维度的气象因子进行检验，数据局限于病害生境，缺乏对寄主生理时序变化的考虑
	TranNas-NirCR	小麦黑星病	低样本下的病害早期监测，通过TranNas对遥感数据进行特征提取，但缺乏对小尺度预测的分析
	LSTM、RNN、GAN	小麦条锈病	通过时序模型进行语义分割，检验了不同损失函数下反演精度，对比模型较少
机理性模型	EPIRICE、SEIR	水稻纹枯病、稻瘟病、小麦赤霉病	基于流行病学，关注病害的传播机制和生命周期
	FAW-DDM	草地贪夜蛾	结合气候数据和生物学特征的虫害动态模拟
	BITE	松材线虫病	考虑生态过程、空间和时间尺度，拥有强大的数据驱动功能

5 植被病虫害遥感监测预警研究中面临的挑战

通过对作物病虫害遥感监测研究进展与应用情况的分析，目前这一领域的重要问题和挑战主要体现在下述几个方面。

5.1 病虫害光谱特征的复杂性

植被受到病虫害胁迫时，其光谱响应会在多个波段发生变化，这些变化可能涉及可见光、近红外等多个波段。不同的病虫害以及同一病虫害的不同发展阶段都可能表现出不同的光谱特征。此外，病虫害引起的光谱变化可能非常微小，需要高光谱遥感技术捕捉这些细微的差异。例如，一阶微分和二阶微分光谱可以揭示病虫害胁迫下作物光谱吸收特征的微小变化（简俊凡 等，2108）。同时，作物的光谱特征不仅受病虫害的影响，还与环境条件如光照、温度、水分等因素有关。这些环境因素会与病虫害胁迫效应相互作用，增加了光谱特征分析的复杂性（黄文江 等，2019）。此外，即使相同的病虫害，其在不同作物或不同环境下的光谱响应可能存在差异，即存在“异物同谱”和“同谱异物”现象，这要求在监测预警时需要综合考虑多种因素。现代作物病虫害监测预警系统往往需要融合遥感数据、气象数据、土壤数据等多种信息源，多源数据融合增加了处理和分析的复杂性，但也提高了监测预警的准确性和可靠性（Liu和Wang，2024）。总之，植被病虫害监测预警的光谱特征复杂性体现在多个层面，需要综合利用多种技术和方法实现有效的监测和预警。

5.2 数据质量和处理效率

为了实现植被病虫害的快速、精准、高效防治，需要提高数据处理的实时性，缩短数据处理时间，以满足病虫害快速变化的监测预警需求。常规的病虫害监测多基于田间调查取样和实验室理化化验，对数据质量和处理效率要求较低。随

着遥感技术的发展，可获取的数据类型和数据量日益增加，需要解决海量数据的处理问题（Abdullah等，2023），同时遥感监测数据容易受到天气条件如风、云和雨的影响，导致数据采集质量受到影响。为了更全面和精准地对植被病虫害进行监测预警，需要有效融合可见光、多光谱、高光谱、热红外、雷达等多源、多尺度、多时相遥感数据，以实现优势互补，但数据质量评价、对齐、归一化和融合仍是一个挑战。在多源数据融合的过程中，还需要考虑数据的标准化和规范化，以确保数据的一致性和可比性（Zhang等，2019a）。由于作物的物候阶段、种植区域与类型、生育期、病虫害胁迫的监测时间、气候变化等影响，大部分数据、算法或模型仅适用于特定研究，缺乏普适性和通用性。总之，遥感数据量大、噪声多，数据处理和分析的计算成本高，如何提高数据质量和处理效率是亟待解决的问题；遥感监测数据的处理分析方法复杂，需要开发更高效、准确的数据处理技术；遥感监测数据的精度直接影响模型的准确性，因此需要提高数据的质量和精度，减少误差。

5.3 模型的适用性和泛化能力

全球气候变化加剧导致植被病虫害发生频次和严重度增加，对其动态监测和实时预警提出了更高要求，需要基于遥感构建的模型能够快速响应并准确预测病虫害的发生和发展。由于不同地区的生态环境和病虫害发生特点存在差异，建立的监测预警模型在新的区域应用时往往效果不佳。比如：病虫害本身的复杂性，包括病害的类型、发展阶段、影响因素等，增加了监测模型的构建和应用难度；监测技术需要根据目标病虫害的特点和发生情况，制定相应的技术标准、流程和规范，增加了模型构建和应用的复杂性；病虫害监测模型可能受到风、云和雨等恶劣天气的影响，要求模型具备较强的环境适应性；当前的算法或模型可能仅适用于特定研究，缺乏时间和空间上的普适性和通用性，限制了其在不同条件和区域的适用性（杨国峰 等，2022）。用于构建模型的遥感数据质量也会影响模型的适用性和泛化能力。比如：卫星/航空/无人机遥感监测容易受到天气条件的限制，且对太阳光照有较高要求，影响数据采集质量。此外，多源数据同步获取也存在挑战，导致数据融合存在时、空、谱等方面的差异。如何有效融合多源遥感数据，如可见光、多光谱、高光谱、热红外、雷达等，以提供更全面的病虫害信息，是提高模型泛化能力的关键（Ma等，2024）。随着遥感技术和数据处理技术的快速发展，需要不断更新和创新监测预警模型，以适应新的技术环境和应用需求。

6 植被病虫害遥感监测预警未来展望

未来的植被病虫害遥感监测预警研究，需要在多源遥感数据融合、新技术应用、跨学科研究和信息服务平台研发4个方面进行技术提升。

6.1 多源遥感数据融合

现有遥感系统正经历着不断的进化与革新，尤其是小卫星与无人机技术的发展尤为显著。小卫星凭借其成本低廉、发射灵活、组网能力强大等特点，在遥感领域中迅速崭露头角。相较于传统卫星系统，小卫星不仅能降低发射成本，还能通过多个小卫星的网络，实现对地球表面更为密集和连续的观测，弥补了传统卫星遥感在覆盖范围和重访周期上的不足。这一优势使得小卫星成为遥感技术中一支不可或缺的力量，特别是在监测大面积和快速变化的环境事件时发挥了关键作用。与此同时，无人机技术也在遥感领域中展现出巨大潜力。与传统卫星相比，无人机具有更强的灵活性和机动性，能够在短时间内抵达特定区域，进行高频次和高分辨率的观测。无人机的实时性和高效性使其在应对突发性灾害、快速变化的作物病虫害，如小麦赤霉病和稻曲病，以及人迹罕至的森林病虫害如松材线虫病的监测中发挥了重要作用。无人机可以对这些病虫害的发展进行细致的跟踪和监测，提供实时的图像数据和精准的地理信息，为防治措施的制定和实施提供了可靠的数据支持。

通过深度协同传统卫星、小卫星和无人机等多尺度遥感数据，可以实现对地球表面的多维度监测。这种协同能够将传统卫星的广域覆盖能力、小卫星的高频次观测能力以及无人机的高分辨率和灵活机动性有机结合起来，形成一个全方位、多层次的遥感监测网络。这样的监测网络不仅在时空上覆盖全面，还能深入挖掘光谱信息和时空变化规律，为植被病虫害的监测预警带来全新的

视角和方法。随着这些技术的不断发展和完善，遥感监测预警模式有望迎来颠覆性的变革，为应对全球日益复杂的生态环境问题提供更加有效的技术手段。

6.2 新技术应用

激光雷达技术、热红外和荧光遥感技术等新技术的迅猛发展为植被病虫害遥感监测和预警提供了新的机遇。激光雷达技术能够获取植被的三维结构信息，有助于更准确地评估病虫害对植被结构的影响。Yin等（2022）表明激光雷达在测量植被生化参数方面具有巨大潜力，可以用来表征生理生化和结构参数的垂直异质性。Zhao等（2023）评估了机载高光谱激光雷达结合三维辐射传输模型在监测森林病虫害胁迫的潜力。

热红外和荧光遥感系统能够跟踪植物的呼吸和光合作用过程，从而能够对植物病虫害进行症状前监测。Zhang等（2024）研究表明，病害胁迫抑制了小麦植株的呼吸和蒸腾作用，因此，感染白粉病的地块冠层温度高于健康地块。这证实了将热红外辐射与光学特征结合可以提高植被病虫害监测能力。Feng等（2021）研究表明结合热红外特征、纹理和光学遥感特征，监测精度提高了15%—20%。Du等（2023）基于光学遥感特征和叶绿素荧光参数，结合机器学习方法实现了对条锈病严重程度的高精度预测。Raji等（2015）利用fisher线性判别法提取了红光、近红外和叶绿素荧光，并表明利用这些荧光的比值可以检测木薯花叶病的早期发病。

未来的植被病虫害遥感监测预警将需要综合利用激光雷达技术、热红外和荧光遥感技术等先进手段，充分挖掘新技术在获取植被结构、参数等病虫害测报关键特征方面的潜力，锐意将新技术整合应用，提升病虫害监测预警的精度和时效性，实现对植被病虫害的早期预警和精准管理，从而有效保护农作物和生态环境。

6.3 跨学科研究

植被病虫害早期监测和预警对于制定有效的防控策略至关重要，它能够实现提前干预，确保病虫害防控工作具备预见性和主动性。然而，现有技术在应用于真实生态系统中的复杂场景时，仍面临诸多困难，必须依赖跨学科的研究，以应对复杂的生态系统和多胁迫共存的挑战。

传统的点状监测方式已无法满足大范围植被病虫害监测的需求。尽管遥感技术具有潜力，但其在实际应用中的数据处理复杂性、信息挖掘不足以及技术体系不完善等问题仍未得到有效解决。人工智能技术的快速发展为植被病虫害遥感监测预警提供了新的机遇。人工智能强大的数据处理和分析能力可以在海量数据中迅速挖掘出有价值的信息，为遥感监测提供有力支持。通过深度耦合遥感技术与人工智能，优化遥感数据的处理流程和技术体系，将有助于建立更智能化、精准化的植被病虫害监测预警技术。因此，未来需要综合利用光学、微波、热红外等多源遥感数据，并结合人工智能技术与病虫害监测预警的机理性模型，来构建适应不同生态系统和监测场景的多维度监测预警模型。这种多学科融合的创新方法，将从机理层面推动植被病虫害监测预警技术的发展，提高模型在各种场景下的适应性和鲁棒性。

6.4 信息服务平台研发

未来植被病虫害遥感监测预警研究的重要方向之一，是基于云技术的信息服务平台的构建和研发。随着遥感技术的不断进步，植被病虫害的测报已经从传统的地面点状测报逐渐转向更为精细化和大范围的遥感测报。然而，这种转变带来了海量的数据处理和分析需求，传统的数据处理方式难以应对如此庞大的数据量和多样化的应用场景。因此，基于云技术的信息服务平台应运而生，为遥感监测预警提供了一个高效、可扩展的解决方案。

云技术的核心优势在于其强大的计算能力和海量数据存储能力。通过构建云平台，可以实现多源遥感数据的快速集成和处理，极大提高了数据处理的效率。此外，云技术还可以支持遥感数据的实时分析和动态更新，这对病虫害的早期发现和预警尤为重要。在传统技术中，数据从采集到处理再到应用，往往需要较长的时间，而云平台能够将这一过程大幅缩短，从而提供更加及时的监测信息。此外，基于云平台的遥感监测预警系统还可以实现广泛的协作和共享。不同机构、科研单位以及政府部门可以在同一平台上共享数据和分析工具，推动跨部门、跨区域的协同监测。这种协作模式不仅有助于提高数据利用率，还能

促进病虫害监测预警的标准化和规范化，为建立统一的监测预警体系提供技术支持。更为重要的是，云技术还为人工智能、大数据分析等新兴技术在遥感监测预警中的应用提供了坚实的基础。通过在云平台上集成智能算法，可以实现海量遥感数据的深度分析，快速挖掘出有价值的信息。这种技术手段的结合，有望显著提升植被病虫害监测预警的精准度和效率。总之，基于云技术的信息服务平台的构建和研发，将成为未来植被病虫害遥感监测预警领域的重要方向。这不仅能够满足现代化监测预警系统对数据处理能力的高要求，还将推动遥感技术与信息技术的深度融合，为植被病虫害的早期发现和防控提供强有力的技术支撑。

7 结 语

植被病虫害遥感监测预警的未来充满了广阔的发展前景。随着遥感技术的不断进步，尤其是高分辨率卫星影像、无人机监测、以及先进的图像处理和数据分析方法的应用，植被病虫害监测预警将更加精准和实时。此外，人工智能和机器学习的引入将进一步提高病虫害识别和预测的效率和准确性。跨学科合作也将推动更全面的解决方案，结合农业科学、生态学和气象学等领域的研究成果，为全球农业可持续发展提供有力支持。

参考文献（References）

Abdullah H M, Mohana N T, Khan B M, Ahmed S M, Hossain M, Islam K S, Redoy M H, Ferdush J, Bhuiyan M A H B, Hossain M M and Ahamed T. 2023. Present and future scopes and challenges of plant pest and disease (P and D) monitoring: remote sensing, image processing, and artificial intelligence perspectives. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 32: 100996 [DOI: 10.1016/j.rsase.2023.100996]

Atta B M, Saleem M, Ali H, Bilal M, and Fayyaz M. 2020. Application of fluorescence spectroscopy in wheat crop: early disease detection and associated molecular changes. Journal of Fluorescence, 30: 801-810. [DOI: 10.1007/s10895-020-02561-8]

Backoulou G F, Elliott N C, Giles K, Phoofolo M and Catana V. 2011. Development of a method using multispectral imagery and spatial pattern metrics to quantify stress to wheat fields caused by Diuraphis noxia. Computers and Electronics in Agriculture, 77(2): 173-180. [DOI: 10.1016/j.compag.2010.09.011]

Backoulou G F, Elliott N C, Giles K, Phoofolo M, Catana V, Mirik M and Michels J. 2011. Spatially discriminating Russian wheat aphid induced plant stress from other wheat stressing factors. Computers and Electronics in Agriculture, 78(2): 123-129. [DOI: 10.1016/j.compag.2011.06.005]

Bajwa A A, Farooq M, Al-Sadi A M, Nawaz A, Jabran K and Siddique K H M. 2020. Impact of climate change on biology and management of wheat pests. Crop Protection, 137: 105304 [DOI: 10.1016/j.cropro.2020.105304]

Bi L N, Hu G P, Raza M M, Kandel Y, Leandro L and Mueller D. 2020. A gated recurrent units (GRU)-based model for early detection of soybean sudden death syndrome through time-series satellite imagery. Remote Sensing, 12(21): 3621 [DOI: 10.3390/rs12213621]

Bodria L, Fiala M, Oberti R and Naldi E. 2002. Chlorophyll fluorescence sensing for early detection of crop's diseases symptoms// Proceedings of 2002 ASAE Annual Meeting. [s.l.]: American Society of Agricultural and Biological Engineers [DOI: 10.13031/2013.10946]

Chaerle L, Hagenbeek D, De Bruyne E, Valcke R and Van Der Straeten D. 2004. Thermal and chlorophyll-fluorescence imaging distinguish plant-pathogen interactions at an early stage. Plant and Cell Physiology, 45(7): 887-896 [DOI: 10.1093/pcp/pch097]

Chaloner T M, Gurr S J and Bebber D P. 2021. Plant pathogen infection risk tracks global crop yields under climate change. Nature Climate Change, 11(8): 710-715 [DOI: 10.1038/s41558-021-01104-8]

Chen K, Guan H Y, Wang L Y, Yu Y T, Zang Y F, Qin N N, Liu J C and Li J. 2024. A feature perturbation weakly supervised learning network for airborne multispectral LiDAR pointcloud classification. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 127: 103683 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103683]

Chen L F, Letu H S, Fan M, Shang H Z, Tao J H, Wu L X, Zhang Y, Yu C, Gu J B, Zhang N, Hong J, Wang Z T and Zhang T Y. 2022. An introduction to the Chinese high-resolution Earth observation system: Gaofen-1~7 civilian satellites. Journal of Remote Sensing, 2022: 9769536 [DOI: 10.34133/2022/9769536]

Chen P, Xiao Q X, Zhang J, Xie C J and Wang B. 2020. Occurrence prediction of cotton pests and diseases by bidirectional long short-term memory networks with climate and atmosphere circulation. Computers and Electronics in Agriculture, 176: 105612 [DOI: 10.1016/j.compag.2020.105612]

Chen Y H, Jiang J B, Huang W J and Wang Y Y. 2009. Comparison between principal component analysis and vegetation index empirical methods for estimating severity of wheat stripe rust. Spectroscopy and Spectral Analysis, 29(8): 2161-2165 (陈云浩, 蒋金豹, 黄文江, 王圆圆. 2009. 主成分分析法与植被指数经验方法估测冬小麦条锈病严重度的对比研究. 光谱学与光谱分析, 29(8): 2161-2165) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2009)08-2161-05]

Choosumrong S, Hataitara R, Sujipuli K, Weerawatanakorn M, Preechaharn A, Premjet D, Laywisadkul S, Raghavan V and Panumonwatee G. 2023. Bananas diseases and insect infestations monitoring using multi-spectral camera RTK UAV images. Spatial In-

formation Research, 31(4): 371-380 [DOI: 10.1007/s41324-022-00504-y]

Cottrell B, Kalacska M, Arroyo-Mora J P, Lucanus O, Inamdar D, Løke T and Soffer R J. 2024. Limitations of a multispectral UAV sensor for satellite validation and mapping complex vegetation. Remote Sensing, 16(13): 2463 [DOI: 10.3390/rs16132463]

Delwiche S R and Kim M S. 2000. Hyperspectral imaging for detection of scab in wheat. Biological Quality and Precision Agriculture II, 4203: 13-20. [DOI: 10.1117/12.411752]

Deng J, Zhang X H, Yang Z Q, Zhou C Y, Wang R, Zhang K, Lv X, Yang L J, Wang Z F, Li P J and Ma Z H. 2023. Pixel-level regression for UAV hyperspectral images: deep learning-based quantitative inverse of wheat stripe rust disease index. Computers and Electronics in Agriculture, 215: 108434 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108434]

Du B B, Wei J, Lin K J, Lu L H, Ding X L, Ye H C, Huang W J and Wang N. 2022. Spatial and temporal variability of grassland grasshopper habitat suitability and its main influencing factors. Remote Sensing, 14(16): 3910 [DOI: 10.3390/rs14163910]

Du K Q, Jing X, Zeng Y L, Ye Q X, Li B Y and Huang J X. 2023. An improved approach to monitoring wheat stripe rust with sun-induced chlorophyll fluorescence. Remote Sensing, 15(3): 693 [DOI: 10.3390/rs15030693]

Falkowski M J, Evans J S, Martinuzzi S, Gessler P E and Hudak A T. 2009. Characterizing forest succession with lidar data: an evaluation for the Inland Northwest, USA. Remote Sensing of Environment, 113(5): 946-956 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.01.003]

Feng Z H, Song L, Duan J Z, He L, Zhang Y Y, Wei Y K and Feng W. 2022. Monitoring wheat powdery mildew based on hyperspectral, thermal infrared, and RGB image data fusion. Sensors, 22(1): 31 [DOI: 10.3390/s22010031]

Geng Y, Zhao L L, Dong Y Y, Huang W J, Shi Y, Ren Y and Ren B Y. 2020. Migratory locust habitat analysis with PB-AHP model using Time-Series satellite images. IEEE Access, 8: 166813-166823 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3023264]

Gu Y F, Jin X D, Xiang R Z, Wang Q W, Wang C and Yang S X. 2020. UAV-based integrated multispectral-LiDAR imaging system and data processing. Science China Technological Sciences, 63(7): 1293-1301 [DOI: 10.1007/s11431-019-1571-0]

Guo J, Huang W J, Dong Y Y, Lin K J, Zhou Y T, Wang N, Hua R, Hao Z Q, Ding X L and Zhao F. 2024. Spatiotemporal monitoring of grasshopper habitats using multi-source data: combined with landscape and spatial heterogeneity. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 130: 103838 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103838]

Guo J, Lu L H, Dong Y Y, Huang W J, Zhang B, Du B B, Ding C, Ye H C, Wang K, Huang Y R, Hao Z Q, Zhao M X and Wang N. 2023. Spatiotemporal distribution and main influencing factors of grasshopper potential habitats in two steppe types of inner mongolia, China. Remote Sensing, 15(3): 866 [DOI: 10.3390/rs15030866]

Guo J, Zhao L L, Huang W J, Dong Y Y and Geng Y. 2022. Study on the forming mechanism of the high-density spot of locust coupled with habitat dynamic changes and meteorological conditions based on time-series remote sensing images. Agronomy, 12(7): 1610 [DOI: 10.3390/agronomy12071610]

Hassan M, Kowalska A and Ashraf H. 2023. Advances in deep learning algorithms for agricultural monitoring and management. Applied Research in Artificial Intelligence and Cloud Computing, 6(1): 68-88

Hau B, Amorim L and Filho A B. 1993. Mathematical functions to describe disease progress curves of double sigmoid pattern. Phytopathology, 83(9): 928-932 [DOI: 10.1094/Phyto-83-928]

Hornero A, Hernández-Clemente R, North P R J, Beck P S A, Boscia D, Navas-Cortes J A and Zarco-Tejada P J. 2020. Monitoring the incidence of *Xylella fastidiosa* infection in olive orchards using ground-based evaluations, airborne imaging spectroscopy and Sentinel-2 time series through 3-D radiative transfer modelling. Remote Sensing of Environment, 236: 111480 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111480]

Hu G S, Xie Y F, Bao W X and Liang D. 2024. Lightweight network for tea leaf blight detection in uav remote sensing images. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 55(4): 165-175 (胡根生, 谢一帆, 鲍文霞, 梁栋. 2024. 基于轻量型网络的无人机遥感图像中茶叶枯病检测方法. 农业机械学报, 55(4): 165-175) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2024.04.016]

Huang C, Jiang Y Y and Li C C. 2020. Occurrence, yield loss and dynamics of wheat diseases and insect pests in China from 1987 to 2018. Plant Protection, 46(6): 186-193 (黄冲, 姜玉英, 李春广. 2020. 1987年—2018年我国小麦主要病虫害发生危害及演变分析. 植物保护, 46(6): 186-193) [DOI: 10.16688/j.zwbh.2019437]

Huang W J, Dong Y Y, Zhao L L, Geng Y, Ruan C, Zhang B Y, Sun Z X, Zhang H S, Ye H C and Wang K. 2020. Review of locust remote sensing monitoring and early warning. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 24(10): 1270-1279 (黄文江, 董莹莹, 赵龙龙, 耿芸, 阮超, 张弼尧, 孙忠祥, 张寒苏, 叶回春, 王昆. 2020. 蝗虫遥感监测预警研究现状与展望. 遥感学报, 24(10): 1270-1279) [DOI: 10.11834/jrs.20200239]

Huang W J, Lamb D W, Niu Z, Zhang Y J, Liu L Y and Wang J H. 2007. Identification of yellow rust in wheat using in-situ spectral reflectance measurements and airborne hyperspectral imaging. Precision Agriculture, 8(5): 187-197. [DOI: 10.1007/s11119-007-9038-9]

Huang W J, Shi Y, Dong Y Y, Ye H C, Wu M Q, Cui B and Liu L Y. 2019. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing. Smart Agriculture, 1(4): 1-11 (黄文江, 师越, 董莹莹, 叶回春, 邬明权, 崔贝, 刘林毅. 2019. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望. 智慧农业, 1(4): 1-11) [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.4.201905-SA005]

Ji S Q, Wu F and Li N X. 2017. Static early-warning model of vegetable diseases based on decision tree. Journal of Tianjin Agricultural

University, 24(2): 77-80 (纪思琪, 吴芳, 李乃祥. 2017. 基于决策树的蔬菜病害静态预警模型. 天津农学院学报, 24(2): 77-80) [DOI: 10.3969/j.issn.1008-5394.2017.02.019]

Jian J F, He H C, Wang X F and Li Y. 2018. Review of remote sensing monitoring of crop pests and diseases. Bulletin of Surveying and Mapping, (9): 24-28 (简俊凡, 何宏昌, 王晓飞, 李月. 2018. 农作物病虫害遥感监测综述. 测绘通报, (9): 24-28) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0273]

Jiang J B, Chen Y H and Huang W J. 2010. Detection of wheat stripe rust using the distance between red edge and yellow edge positions from hyperspectral data. Spectroscopy and Spectral Analysis, 30(6): 1614-1618 (蒋金豹, 陈云浩, 黄文江. 2010. 利用高光谱红边与黄边位置距离识别小麦条锈病. 光谱学与光谱分析, 30(6): 1614-1618) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)06-1614-05]

Jiang J B, Chen Y H and Huang W J. 2007. Diagnosis of winter wheat stripe rust severity using hyperspectral derivative indices. Optical Technique, 33(4): 620-623 (蒋金豹, 陈云浩, 黄文江. 2007. 利用高光谱微分指数进行冬小麦条锈病病情的诊断研究. 光学技术, 33(4): 620-623) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-1582.2007.04.032]

Jiang J B, Chen Y H and Huang W J. 2007. Monitoring winter wheat diseases using hyperspectral derivative indices. Spectroscopy and Spectral Analysis, 27(12): 2475-2479 (蒋金豹, 陈云浩, 黄文江. 2007. 用高光谱微分指数监测冬小麦病害的研究. 光谱学与光谱分析, 27(12): 2475-2479) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593.2007.12.024]

Jiang G, Yan W Y and Lichti D D. 2023. A maximum entropy-based optimal neighbor selection for multispectral airborne LiDAR point cloud classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 5705018 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3323963]

Jin X, Xiong J H, Rao Y, Zhang T, Ba W J, Gu S F, Zhang X D and Lu J. 2023. TranNas-NirCR: a method for improving the diagnosis of asymptomatic wheat scab with transfer learning and neural architecture search. Computers and Electronics in Agriculture, 213: 108271 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108271]

Jing X, Huang W J, Ju C Y and Xu X G. 2010. Remote sensing monitoring severity level of cotton verticillium wilt based on partial least squares regressive analysis. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 26(8): 229-235 (竞霞,黄文江, 琚存勇, 徐新刚. 2010. 基于PLS算法的棉花黄萎病高空间分辨率遥感监测. 农业工程学报, 26(8): 229-235) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.08.039]

Kerkech M, Hafiane A and Canals R. 2020. Vine disease detection in UAV multispectral images using optimized image registration and deep learning segmentation approach. Computers and Electronics in Agriculture, 174: 105446 [DOI: 10.1016/j.compag.2020.105446]

Kim K H, Cho J, Lee Y H and Lee W S. 2015. Predicting potential epidemics of rice leaf blast and sheath blight in South Korea under the RCP 4.5 and RCP 8.5 climate change scenarios using a rice disease epidemiology model, EPIRICE. Agricultural and Forest Meteorology, 203: 191-207 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.01.011]

Lehmann P, Ammunét T, Barton M, Battisti A, Eigenbrode S D, Jepsen J U, Kalinkat G, Neuvonen S, Niemelä P, Terblanche J S, Økland B and Björkman C. 2020. Complex responses of global insect pests to climate warming. Frontiers in Ecology and the Environment, 18(3): 141-150 [DOI: 10.1002/fee.2160]

Li J, Chen Y H, Jiang J B and Cai H C. 2007. Identification of wheat stripe rust using hyperspectral derivative indices. Science and Technology Review, 25(6): 23-26 (李京, 陈云浩, 蒋金豹, 蔡洪春. 2007. 用高光谱微分指数识别冬小麦条锈病害研究. 科技导报, 25(6): 23-26) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-7857.2007.06.005]

Li L, Dong Y Y, Xiao Y X, Liu L Y, Zhao X and Huang W J. 2022. Combining disease mechanism and machine learning to predict wheat fusarium head blight. Remote Sensing, 14(12): 2732 [DOI: 10.3390/rs14122732]

Liao J, Tao W Y, Zang Y, Zeng H Y, Wang P and Luo X W. 2023. Research progress and prospect of key technologies in crop disease and insect pest monitoring. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 54(11): 1-19 (廖娟, 陶婉琰, 臧英, 曾弘毅, 汪沛, 罗锡文. 2023. 农作物病虫害遥感监测关键技术研究进展与展望. 农业机械学报, 54(11): 1-19) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.11.001]

Lin J W, Zhang X, Qin Y B, Yang S X, Wen X T, Cernava T, Migheli Q and Chen X Y L. 2024. Local and global feature-aware dual-branch networks for plant disease recognition. Plant Phenomics, 6: 0208 [DOI: 10.34133/plantphenomics.0208]

Lin Q N, Huang H G, Wang J X, Chen L, Du H Q and Zhou G M. 2023. Early detection of pine shoot beetle attack using vertical profile of plant traits through UAV-based hyperspectral, thermal, and lidar data fusion. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 125: 103549 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103549]

Liu J and Wang X W. 2024. Multisource information fusion method for vegetable disease detection. BMC Plant Biology, 24(1): 738 [DOI: 10.1186/s12870-024-05346-4]

Liu Y X, Su J Y, Zheng Z Z, Liu D Z, Song Y Y, Fang Y L, Yang P and Su B F. 2024. GLDCNet: a novel convolutional neural network for grapevine leafroll disease recognition using UAV-based imagery. Computers and Electronics in Agriculture, 218: 108668 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.108668]

Lu J, Chen J Y, Li W, Zhou M, Hu J, Tian W X and Li C R. 2021. Research on classification of pest and disease tree samples based on hyperspectral lidar. Laser and Optoelectronics Progress, 58(16): 1628004 (卢京, 陈玖英, 李伟, 周梅, 胡坚, 田汶鑫, 李传荣. 2021. 基于高光谱激光雷达的林木病虫害样本分类研究. 激光与光电子学进展, 58(16): 1628004) [DOI: 10.3788/LOP202158.1628004]

Luo J H, Huang W J, Gu X H and Fan T. 2010. Remote sensing monitoring of winter wheat stripe rust based on sensitive band combinations from PHI imagery. Spectroscopy and Spectral Analysis,

30(1): 184-187 (罗菊花, 黄文江, 顾晓鹤, 范婷 . 2010. 基于 PHI 影像敏感波段组合的冬小麦条锈病遥感监测研究 . 光谱学与光谱分析, 30(1): 184-187) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2010)01-0184-04]

Lv H, Zhai M Y, Zeng J, Zhang Y Y, Zhu F, Shen H M, Qiu K, Gao B Y, Reynolds D R, Chapman J W and Hu G. 2023. Changing patterns of the East Asian monsoon drive shifts in migration and abundance of a globally important rice pest. Global Change Biology, 29(10): 2655-2668 [DOI: 10.1111/gcb.16636]

Ma R, Zhang N N, Zhang X, Bai T C, Yuan X T, Bao H, He D D, Sun W J and He Y. 2024. Cotton Verticillium wilt monitoring based on UAV multispectral-visible multi-source feature fusion. Computers and Electronics in Agriculture, 217: 108628 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.108628]

Ma S, Qiao Y P, Wang L J and Zhang J C. 2021. Terrain gradient variations in ecosystem services of different vegetation types in mountainous regions: vegetation resource conservation and sustainable development. Forest Ecology and Management, 482: 118856 [DOI: 10.1016/j.foreco.2020.118856]

Madden L V. 2006. Botanical epidemiology: some key advances and its continuing role in disease management. European Journal of Plant Pathology, 115(1): 3-23 [DOI: 10.1007/s10658-005-1229-5]

Maillet W, Ouhami M and Hafiane A. 2023. Fusion of satellite images and weather data with transformer networks for downy mildew disease detection. IEEE Access, 11: 5406-5416 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3237082]

Matese A, Czarnecki J M P, Samiappan S and Moorhead R 2023. Are unmanned aerial vehicle-based hyperspectral imaging and machine learning advancing crop science? Trends in Plant Science, 29(2): 196-209 [DOI: 10.1016/j.tplants.2023.09.001]

Moriya É A S, Imai N N, Tommaselli A M G, Berveglieri A, Santos G H, Soares M A, Marino M and Reis T T. 2021. Detection and mapping of trees infected with citrus gummosis using UAV hyperspectral data. Computers and Electronics in Agriculture, 188: 106298 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106298]

Moshou D, Bravo C, Oberti R, West J, Bodria L, McCartney A and Ramon H. 2005. Plant disease detection based on data fusion of hyper-spectral and multi-spectral fluorescence imaging using Kohonen maps. Real-Time Imaging, 11(2): 75-83. [DOI: 10.1016/j.rti.2005.03.003]

Nguyen T T, Hoang T D, Pham M T, Vu T T, Nguyen T H, Huynh Q T and Jo J. 2020. Monitoring agriculture areas with satellite images and deep learning. Applied Soft Computing, 95: 106565 [DOI: 10.1016/j.asoc.2020.106565]

Osco L P, Junior J M, Ramos A P M, de Castro Jorge L A, Fatholahi S N, de Andrade Silva J, Matsubara E T, Pistori H, Gonçalves W N and Li J. 2021. A review on deep learning in UAV remote sensing. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 102: 102456 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102456]

Oumar Z and Mutanga O. 2014. Integrating environmental variables and WorldView-2 image data to improve the prediction and mapping of *Thaumastocoris peregrinus* (bronze bug) damage in plantation forests. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 87: 39-46 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.10.010]

Qin J, Wang B, Wu Y L, Lu Q and Zhu H C. 2021. Identifying pine wood nematode disease using UAV images and deep learning algorithms. Remote Sensing, 13(2): 162 [DOI: 10.3390/rs13020162]

Rahaman Z A, Kafy A A, Saha M, Rahim A A, Almulhim A I, Rahaman S N, Fattah M A, Rahman M T, Kalaivani S, Abdullah-Al-Faisal and Al Rakib A. 2022. Assessing the impacts of vegetation cover loss on surface temperature, urban heat island and carbon emission in Penang city, Malaysia. Building and Environment, 222: 109335 [DOI: 10.1016/j.buildenv.2022.109335]

Raji S N, Subhash N, Ravi V, Saravanan R, Mohanan C N and Nita S. 2015. Detection of mosaic virus disease in cassava plants by sunlight-induced fluorescence imaging: a pilot study for proximal sensing. International Journal of Remote Sensing, 36(11): 2880-2897 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1049382]

Ratnadass A, Fernandes P, Avelino J and Habib R. 2012. Plant species diversity for sustainable management of crop pests and diseases in agroecosystems: a review. Agronomy for Sustainable Development, 32(1): 273-303 [DOI: 10.1007/s13593-011-0022-4]

Shen Y Y, Zhang J C, Shen D, Tian Y Y, Huang W J and Yang X D. 2023. Research progress on habitat suitability assessment of crop diseases and pests by multi-source remote sensing information. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 31(7): 1012-1025 (沈艳艳, 张竞成, 沈栋, 田洋洋, 黄文江, 杨小冬 . 2023. 基于多源遥感信息的作物病虫害生境评价研究进展 . 中国生态农业学报(中英文), 31(7): 1012-1025) [DOI: 10.12357/cjea.20220930]

Shrivastava V K and Pradhan M K. 2021. Rice plant disease classification using color features: a machine learning paradigm. Journal of Plant Pathology, 103(1): 17-26 [DOI: 10.1007/s42161-020-00683-3]

Singh B K, Delgado-Baquerizo M, Egidi E, Guirado E, Leach J E, Liu H W and Trivedi P. 2023. Climate change impacts on plant pathogens, food security and paths forward. Nature Reviews Microbiology, 21(10): 640-656 [DOI: 10.1038/s41579-023-00900-7]

Smigaj M, Agarwal A, Bartholomeus H, Decuyper M, Elsherif A, de Jonge A and Kooistra L. 2024. Thermal infrared remote sensing of stress responses in forest environments: a review of developments, challenges, and opportunities. Current Forestry Reports, 10(1): 56-76 [DOI: 10.1007/s40725-023-00207-z]

Song Y, Chen B, Wang Q, Su W, Sun L X, Zhao J, Han H Y and Wang Y F. 2021. Research advances of crop diseases and insect pests monitoring by unmanned aerial vehicle remote sensing. Cotton Science, 33(3): 291-306 (宋勇, 陈兵, 王琼, 苏维, 孙乐鑫, 赵静, 韩焕勇, 王方永 . 2021. 无人机遥感监测作物病虫害研究进展 . 棉花学报, 33(3): 291-306) [DOI: 10.11963/1002-7807.sycb.20210429]

Sun R Q, Huang W J, Dong Y Y, Zhao L L, Zhang B Y, Ma H Q, Geng Y, Ruan C, Xing N C, Chen X D and Li X L. 2022. Dynamic fore-

cast of desert locust presence using machine learning with a multivariate time lag sliding window technique. Remote Sensing, 14(3): 747 [DOI: 10.3390/rs14030747]

Sun Z X, Ye H C, Huang W J, Qimuge E, Bai H Q, Nie C J, Lu L H, Qian B X and Wu B. 2023. Assessment on potential suitable habitats of the grasshopper *Oedaleus decorus* asiaticus in North China based on MaxEnt modeling and remote sensing data. Insects, 14(2): 138 [DOI: 10.3390/insects14020138]

Tartachnyk I I, Rademacher I and Kühbauch W. 2006. Distinguishing nitrogen deficiency and fungal infection of winter wheat by laser-induced fluorescence. Precision Agriculture, 7(4): 281-293 [DOI: 10.1007/s11119-006-9008-7]

Wang H X, Nguyen T H, Nguyen T N and Dang M. 2024a. PD-TR: end-to-end plant diseases detection using a transformer. Computers and Electronics in Agriculture, 224: 109123 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.109123]

Wang J X, Lin Q N, Meng S W, Huang H G and Liu Y Y. 2024b. Individual tree-level monitoring of pest infestation combining airborne thermal Imagery and light detection and ranging. Forests, 15(1): 112 [DOI: 10.3390/f15010112]

Wang W L, Thai C, Li C Y, Gitaitis R, Tollner E W and Yoon S C. 2009. Detecting of sour skin diseases in Vidalia sweet onions using near-infrared hyperspectral imaging. ASABE Annual International Meeting, Reno, NV, Paper No. 096364. [DOI: 10.13031/2013.28837]

Wen F, Lu L H, Nie C J, Sun Z X, Liu R H, Huang W J and Ye H C. 2023. Analysis of spatiotemporal variation in habitat suitability for *Oedaleus decorus* asiaticus Bei-Bienko on the Mongolian Plateau using Maxent and multi-source remote sensing data. Insects, 14(6): 492 [DOI: 10.3390/insects14060492]

Wang W C, Huang W Q, Yu H S and Tian X. 2022. Identification of Maize with Different Moldy Levels Based on Catalase Activity and Data Fusion of Hyperspectral Images. Foods, 11(12): 1727. [DOI: 10.3390/foods11121727]

Wang Y Y, Chen Y H, Li J and Jiang J B. 2007. Inversion of winter wheat stripe rust severity using partial least squares regression. Remote Sensing for Land and Resources, (1): 57-60 (王圆圆, 陈云浩, 李京, 蒋金豹. 2007. 利用偏最小二乘回归反演冬小麦条锈病严重度. 国土资源遥感, (1): 57-60) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2007.01.012]

Wu C C, Hu B B, Zhao M, Kou Z H and Zhang L J. 2017. Prediction method for spatial distribution of corn borer based on unmanned aerial vehicle images and semivariance function. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 33(9): 84-91 (吴才聪, 胡冰冰, 赵明, 寇志宏, 张丽君. 2017. 基于无人机影像和半变异函数的玉米螟空间分布预报方法. 农业工程学报, 33(9): 84-91) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.09.011]

Wu H G, Wang C B, Miao Z W, Wang W Q, Wang X L and Mi G B. 2021. Study on early warning technology of sub-health state of forest resources with spaceborne remote sensing. Remote Sensing Technology and Application, 36(5): 1121-1130 (武红敢, 王成波, 苗振旺, 王文泉, 王晓丽, 米国兵. 2021. 森林资源亚健康状态的卫星遥感预警技术研究. 遥感技术与应用, 36(5): 1121-1130) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1121]

Xian T S and Ngadiran R. 2021. Plant diseases classification using machine learning. Journal of Physics: Conference Series, 1962(1): 012024 [DOI: 10.1088/1742-6596/1962/1/012024]

Xiao Y X, Dong Y Y, Huang W J and Liu L Y. 2022. Regional prediction of Fusarium head blight occurrence in wheat with remote sensing based Susceptible-Exposed-Infectious-Removed model. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 114: 103043 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103043]

Yan Y C, Hao S H, Gao Y L, Xin D and Niu Z J. 2023. Design of kiwifruit orchard disease and pest detection system based on aerial and ground multi-source information. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 54(S2): 294-300 (闫云才, 郝硕亨, 高亚玲, 辛迪, 牛子杰. 2023. 基于空地多源信息的猕猴桃果园病虫害检测方法. 农业机械学报, 54(S2): 294-300) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S2.035]

Yang C M, Cheng C H and Chen R K. 2007. Changes in spectral characteristics of rice canopy infested with brown planthopper and leaffolder. Crop Science, 47(1): 329-335. [DOI: 10.2135/cropsci2006.05.0335]

Yang G F, He Y, Feng X P, Li X Y, Zhang J N and Yu Z Y. 2022. Methods and new research progress of remote sensing monitoring of crop disease and pest stress using unmanned aerial vehicle. Smart Agriculture, 4(1): 1-16 (杨国峰, 何勇, 冯旭萍, 李禧尧, 张金诺, 俞泽宇. 2022. 无人机遥感监测作物病虫害胁迫方法与最新研究进展. 智慧农业(中英文), 4(1): 1-16) [DOI: 10.12133/j.smartag.SA202201008]

Ye W J, Lao J M, Liu Y J, Chang C C, Zhang Z W, Li H and Zhou H H. 2022. Pine pest detection using remote sensing satellite images combined with a multi-scale attention-UNet model. Ecological Informatics, 72: 101906 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2022.101906]

Yin S Y, Zhou K, Cao L and Shen X. 2022. Estimating the horizontal and vertical distributions of pigments in canopies of ginkgo plantation based on UAV-borne LiDAR, hyperspectral data by coupling PROSAIL model. Remote Sensing, 14(3): 715 [DOI: 10.3390/rs14030715]

Yuan L, Zhang J C, Zhao J L, Huang W J and Wang J H. 2013. Differentiation of wheat powdery mildew and stripe rust and retrieval of disease severity based on leaf spectral analysis. Spectroscopy and Spectral Analysis, 33(6): 1608－1614 (袁琳, 张竞成, 赵晋陵, 黄文江, 王纪华. 2013. 基于叶片光谱分析的小麦白粉病与条锈病区分及病情反演研究. 光谱学与光谱分析, 33(6): 1608-1614) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2013)06-1608-07]

Zhang H G, He B B, Xing J and Lu M H. 2023a. Deep spatial and temporal graph convolutional network for rice planthopper population dynamic forecasting. Computers and Electronics in Agriculture, 210: 107868 [DIO: 10.1016/j.compag.2023.107868]

Zhang H H, Lan Y B, Suh C P C, Westbrook J, Hoffmann W C, Yang C H and Huang Y B. 2013. Fusion of remotely sensed data from airborne and ground-based sensors to enhance detection of cotton plants. Computers and Electronics in Agriculture, 93: 55-59 [DOI: 10.1016/j.compag.2013.02.001]

Zhang J Z, Cong S J, Zhang G, Ma Y J, Zhang Y and Huang J P. 2022c. Detecting pest-infested forest damage through multispectral satellite imagery and improved UNet++ . Sensors, 22(19): 7440. [DOI: 10.3390/s22197440]

Zhang J C, Huang Y B, Pu R L, Gonzalez-Moreno P, Yuan L, Wu K H and Huang W J. 2019a. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: a review. Computers and Electronics in Agriculture, 165: 104943 [DOI: 10.1016/j.compag.2019.104943]

Zhang J C, Huang Y B, Reddy K N and Wang B. 2019b. Assessing crop damage from dicamba on non-dicamba-tolerant soybean by hyperspectral imaging through machine learning. Pest Management Science, 75(12): 3260-3272 [DOI: 10.1002/ps.5448]

Zhang J C, Li H Z, Tian Y Y, Qiu H X, Zhou X H, Ma H Q and Yuan L. 2023b. Assessing rice sheath blight disease habitat suitability at a regional scale through multisource data analysis. Remote Sensing, 15(23): 5530 [DOI: 10.3390/rs15235530]

Zhang J W, Zhang J C, Zhang X X, Huang Y J, Guo A H and Wu K H. 2022. A dynamic forecasting model for the severity of rice sheath blight by coupling meteorological factors with Logistic equation. Plant Protection, 48(3): 172-180 (张静文, 张竞成, 张雪雪, 黄玉娟, 郭安红, 吴开华. 2022. 耦合气象影响因素和Logistic方程的水稻纹枯病发病等级动态预测模型研究. 植物保护, 48(3): 172-180) [DOI: 10.16688/j.zwbh.2021238]

Zhang J Z, Cong S J, Zhang G, Ma Y J, Zhang Y and Huang J P. 2022a. Detecting pest-infested forest damage through multispectral satellite imagery and improved unet++. Sensors, 22(19): 7440 [DOI: 10.3390/s22197440]

Zhang M H, Qin Z H and Liu X. 2005. Remote sensed spectral imagery to detect late blight in field tomatoes. Precision Agriculture, 6(6): 489-508 [DOI: 10.1007/s11119-005-5640-x]

Zhang K, Yan F F and Liu P. 2024. The application of hyperspectral imaging for wheat biotic and abiotic stress analysis: A review. Computers and Electronics in Agriculture, 212: 109008 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.109008]

Zhang T X, Xu Z Y, Su J Y, Yang Z F, Liu C J, Chen W H and Li J Y. 2021. Ir-unet: irregular segmentation u-shape network for wheat yellow rust detection by UAV multispectral imagery. Remote Sensing, 13(19): 3892 [DOI: 10.3390/rs13193892]

Zhang T X, Yang Z F, Xu Z Y and Li J Y. 2022b. Wheat yellow rust severity detection by efficient DF-UNet and UAV multispectral imagery. IEEE Sensors Journal, 22(9): 9057-9068 [DOI: 10.1109/JSEN.2022.3156097]

Zhang Z X and Zhu L X. 2023. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing: platforms, sensors, data processing methods, and applications. Drones, 7(6): 398 [DOI: 10.3390/drones7060398]

Zhao Q, Yu L, Du Z R, Peng D L, Hao P Y, Zhang Y G and Gong P. 2022. An overview of the applications of earth observation satellite data: impacts and future trends. Remote Sensing, 14(8): 1863 [DOI: 10.3390/rs14081863]

Zhao X, Qi J B, Xu H F, Yu Z X, Yuan L J, Chen Y W and Huang H G. 2023. Evaluating the potential of airborne hyperspectral LiDAR for assessing forest insects and diseases with 3D radiative transfer modeling. Remote Sensing of Environment, 297: 113759 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113759]

Zhou X F, Zhang J C, Wu K H, Chen D M, Ma H Q, Huang W J, Kong W P, Li K Q, Huang Y F and Shi P T. 2024. A digital sensor with non-imaging multi-spectral and image modules for continuous monitoring of plant growth conditions: development and validation. Computers and Electronics in Agriculture, 225: 109299 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.109299]

Progress of vegetation pest and disease monitoring and forecasting

HUANG Wenjiang[1], ZHANG Jingcheng[2], HUANG Linsheng[3], DONG Yingying[1], ZHAO Jinling[3], YUAN Lin[4], LIU Linyi[1], MA Huiqin[2], RUAN Chao[3]

1. State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;
3. National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis & Application, Anhui University, Hefei 230039, China;
4. School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou 310018, China

Abstract: Vegetation diseases and pests pose significant threats to agricultural and forestry production, as well as to ecosystem health. In the context of global climate change, these impacts are further exacerbated. Effective, precise, and environmentally friendly control of

diseases and pests relies heavily on high-quality monitoring and forecasting information. Compared to traditional vegetation protection methods, the rapidly advancing remote sensing technology is increasingly recognized by scientists and governments worldwide for its potential in disease and pest monitoring. This paper systematically reviews the recent applications of remote sensing technology in the monitoring and forecasting of vegetation diseases and pests, focusing on the advancements in techniques, methods, and models. It analyzes the current major challenges in this field and discuss future development trends. Firstly, the multi-scale remote sensing observation data composed of satellite, aviation, UAV remote sensing and near-ground sensors with increasingly enriched modes and improved performance and accuracy provide key data source for monitoring and habitat evaluation of vegetation diseases and pests. In terms of remote sensing monitoring tasks, spectral analysis and image analysis are two primary methods used to extract key information sensitive to diseases and pests from remote sensing data. Meanwhile, the application of temporal analysis techniques offers effective tools for monitoring disease and pest processes and discrimination among different stressors. For remote sensing-based forecasting of diseases and pests, multi-source remote sensing information is employed to monitor various habitat factors. The information coupled with various statistical models, machine learning models, deep learning models, or mechanistic models to achieve large-scale early warnings of diseases and pests. The integration of remote sensing information enables the expansion of the capability from specific points to wider areas, evolving from static to dynamic, and forming large-scale spatiotemporal dynamic predictions. In the future, it is necessary to further strengthen the fusion and comprehensive application of multi-source remote sensing data in view of the important challenges still existing in the research of remote sensing monitoring and forecasting of diseases and pests, including the complexity of spectral characteristics, data quality, data processing efficiency, model applicability and generalization ability. Particularly, it is important to explore the potential applications of fluorescence, thermal infrared, LiDAR, and other remote sensing ways in the monitoring and forecasting tasks. On this basis, it is essential to carry out interdisciplinary comprehensive research that integrates remote sensing technology, artificial intelligence, and plant protection theoretical models to fully explore and unleash the potential and value contained in multi-source remote sensing data. This will support the establishment of a more timely, accurate, efficient, and dynamic disease and pest monitoring and forecasting system, ultimately better serving the integrated management and environmentally friendly control of vegetation diseases and pests.

Key words: vegetation pest and disease, remote sensing, monitoring, forecasting, progress

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFB3906203); National Natural Science Foundation of China (No. 42471369, 42071420)