中国常世信息

第36卷第1期2024年2月

2024, 36 (1): 12-30

大田作物病害遥感监测技术及模型的研究现状与展望*

赵 倩^{1,2},刘长斌²*,梅 新¹*,梅广源^{1,2},陶 婷^{1,2}, 赵培钦^{1,2},杨小冬²

(1. 湖北大学资源环境学院,武汉 430062; 2. 农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室/ 北京市农林科学院信息技术研究中心,北京 100097)

摘要:【目的】高效准确监测大田作物病害对作物生产和粮食安全至关重要。文章旨在系统 梳理大田作物病害遥感监测技术及模型的研究成果,推动作物病害监测技术发展与应 用。【方法】采用文献检索、归纳总结等方法,系统梳理了国内外大田作物病害遥感监测研 究,阐述了大田作物病害遥感监测技术的未来发展趋势。【结果】(1)阐述大田作物病害 遥感监测基本原理,并构建了基本框架;(2)大田作物病害监测遥感数据源主要包括多光 谱、高光谱、荧光和热红外遥感;(3)大田作物病害监测遥感模型主要包括统计模型、传 统机器学习模型和深度学习模型。【结论】未来应以病害早期监测、实时监测系统和数据共 享为重点突破和研究的方向,为大田作物病害实时或准实时监测预测提供技术支撑。 关键词:作物病害;遥感监测;反演模型;研究现状;未来展望 DOI:10.12105/j.issn.1672-0423.20240102

0 引言

中国是一个人口众多的国家,粮食安全关系到国计民生和社会稳定。大田作物病害 类型多、影响范围广、爆发率高,严重影响国家粮食安全。在全球气候变化背景下,极 端气温、干旱、洪涝等灾害和异常天气频发,加剧了作物病原体的流行与传播^[1]。据统 计,小麦条锈病在1950年、1964年和1990年有过3次全国范围的大流行,导致我国小麦 分别减产60亿kg、32亿kg和12.38亿kg;小麦赤霉病在1998年、2003年、2010年和 2012年有过严重流行,其中2012年发病面积高达994.91 hm²;稻瘟病在2006年、2014年 和2015年爆发流行,3年发病面积均超过500万 hm²,造成水稻产量损失高达50万 t^[2]。 在全球范围内,作物病害也造成了严重的减产,其中2019年玉米、水稻、大豆、小麦和 马铃薯分别最高减产41.4%、40.9%、32.4%、28.1%和21%^[3]。由此可见,作物病害已经 成为中国乃至全球作物生产管理中面临的最基本与最重要的问题之一^[4]。当面临大田作 物病害威胁时,农业生产者苦于不能准确获取种植区域病害发生情况、严重度等信息,

收稿日期: 2024-02-01

第一作者简介:赵倩(2000—),硕士研究生。研究方向:农业遥感。Email:202221108012340@stu.hubu.edu.en
 ※通信作者简介:梅新(1973—),博士、教授。研究方向:生态和农业遥感、地理信息系统。Email: meixin@hubu.edu.en;刘长斌(1985—),本科、工程师。研究方向:农业信息化技术。Email:liucb@nercita.org.cn
 *基金项目:国家重点研发计划"全国粮食生产综合智能化大数据平台研发及应用示范"(2023YFD2000105)

 \oplus

2024年2月 —

只能大范围使用农药。这种防治方式不仅会增加生产过程中的人力成本和经济成本,还可能因为过量使用农药对环境安全和粮食质量产生负面影响。因此,为更有效地防控大田作物病害,准确识别病害类型和范围,科学指导精准用药显得尤为重要。

作物病害监测识别中,人工目视是最为传统的方法,农业生产者通过观察作物表型 判断作物病害水平,制定相应的应对措施。人工目视的方法需要凭借丰富的经验才能作 出准确的判断,不仅耗时费力还具有严重的滞后性,无法对病害发生类型、位置、严重 度和面积等信息进行快速、有效获取。在粮食安全、作物品质、环境保护需求越来越高 的背景下,亟需能准确、快速识别作物病害水平的方法。实验室生物检测可以为作物病 害提供准确结果,例如依据不同生育期的类黄酮与叶绿素含量结合冠层光谱研究小麦条 锈病^[5];依据棉花病害叶片的叶绿素和氮素含量对棉花黄萎病进行研究^[6],但是存在检 测成本高、实时性差、样本数量有限等局限性^[7]。遥感技术是在不直接接触目标作物的 情况下,通过接收目标作物的反射或辐射的电磁波探测地物波谱信息,并获取目标作物 光谱数据与图像实现对目标作物定性或定量描述^[8]。越来越多的研究学者关注到遥感在 农作物病害监测方面的应用潜力,在条锈病^[9-11]、赤霉病^[12]、稻瘟病^[13,14]上取得了许多 进展。通过遥感技术不仅能比目视检查更早识别出作物病害感染区域^[15],还能依据航空 航天影像,提供作物病害蔓延的预测信息^[16]。

文章旨在系统阐述大田作物病害遥感监测基本原理,总结遥感病害监测基本技术框架,梳理多光谱、高光谱、荧光和热红外遥感技术在作物病害监测中的研究进展,总结统计模型、机器学习和深度学习在大田作物病害遥感监测中应用的关键成果,并对作物病害遥感监测技术的未来发展趋势进行展望,以期丰富大田作物病害监测领域的文献,推动该领域技术的发展和应用。

1 大田作物病害遥感监测原理与基本框架

1.1 光学遥感大田作物病害遥感监测原理

1.1.1 光学遥感

作物在可见光范围内的光谱反射率主要是与色素有关,一般来说由于作物内部叶绿 素和类胡萝卜素的强吸收,导致健康绿色作物在可见光范围内反射率较低即其在蓝光和 红光波段存在两个波谷,绿光波段存在一个波峰。在红光和近红外交界的范围,作物光 谱曲线会急剧上升,这是因为叶绿素吸收具有低红外反射率和高叶片内部散射,导致高 近红外反射率,曲线的斜率与植物体内叶绿素含量密切相关^[17]。在700~1 200 nm 波段, 植物有较强反射率,这是因为植物叶片为避免高温灼伤,不再吸收光能,发生较强反射。 在短波红外范围内,光谱反射特性主要是与植物对水汽的吸收以及二氧化碳的排放有关。

植物病害引发的作物胁迫主要表现为外部形态和内部生理状态的变化。外部形态变化的典型症状包括叶片变色、坏死、萎蔫、腐烂等^[18];植株内部生理变化主要表现为叶绿素组织受损、水分和养分吸收减少、运输和转化功能下降,从而导致呼吸和光合作用降低^[19]。例如,图1显示小麦在近红外、红边和绿边区域由病害引起的反射变化,还显

 $- \oplus$

· 13 ·

示了绿边的红移和红边的蓝移。病害作物的近红外反射明显低于健康作物,这可能是由于叶片卷曲和凋落导致的生物量减少所致。20世纪初国内学者开始使用遥感数据研究作物病害,常见作物有小麦^[20]、棉花^[21]、花生^[22]和玉米^[23]等,这些研究多基于作物病害发生后的光学变化。如黄木易等^[20]研究发现条锈病冠层光谱曲线会发生红边蓝移、叶绿素含量下降等特点,陈兵等^[21]研究发现棉花黄萎病会导致红边斜率减小,红边蓝移等病害特有的光谱特征。

第36卷第1期





1.1.2 荧光遥感

荧光遥感是作物病害早期监测的重要技术。绿色植物在受到光激发后,叶绿素分子 吸收的光能除了大部分进行光化学反应外,少部分会以荧光的方式释放出来。作物经过 特定波长的入射光照射后,分子吸收光能后会从基态进入激发态并发出出射光^[24],这种 出射光多位于可见光波段。当作物受到激发后发出的荧光主要有蓝绿荧光(450 nm)、红 荧光(685 nm)、远红荧光(740 nm),其中红荧光与远红荧光均与光合系统中的叶绿素 有关^[25],因此被称为叶绿素荧光。

1.1.3 热红外遥感

热红外图像是利用物体辐射热能获取图像信息的一种遥感技术。病原体侵染作物 后,病原体微生物会分泌酶,毒素等破坏和降解植物细胞的膜脂和膜蛋白,导致细胞渗 透性增加,水分流失,进而导致植株呈现失水萎蔫状态^[26]。叶片为保护细胞内含水量, 使得气孔导度和蒸腾强度变化,进而影响叶片的温度^[27]。这种温度变化会导致辐射能 量的变化,在热红外图像中直观地反映出来。因此,热红外图像可以对作物早期病害进 行识别。 \oplus

2024年2月 -

1.2 大田作物病害遥感监测基本框架

不同大田作物病害表现过程、发展阶段有显著差异,因此需要采用不同遥感数据和 模型方法。尽管不同监测目标的数据处理流程略有差异,但监测大田作物病害的方法具 有共性流程和路径。基于作物病害遥感监测原理和目标,该文确定了大田作物病害遥感 监测的基本框架(图2),主要分为3个步骤。



图2 大田作物病害遥感监测基本框架

Fig. 2 General technological framework of remote sensing monitoring for field crop diseases

(1)确定大田作物病害监测识别目标,主要包括病害胁迫与健康作物的分类、不同病害类型的识别、作物病害严重度监测和作物病害早期检测。(2)依据不同监测识别目标获取不同遥感数据,主要包括成像遥感数据、非成像遥感数据以及其他数据等。(3)依据遥感数据的特点,建立不同监测模型与监测算法。因此,大田作物病害监测、识别与制图工作主要可以归纳为确定研究目标、设计实验获取合适的遥感数据、建立监测模型算法3个步骤。

2 大田作物病害遥感监测主要数据源

遥感数据是开展作物病害检测的基础,不同遥感数据源的时间分辨率、空间分辨率、 光谱分辨率各不相同。目前在大田作物病害遥感监测领域应用较多的主要为多光谱遥感、 高光谱遥感、荧光遥感和热红外遥感。

 \oplus

2.1 多光谱遥感

多光谱数据波段范围在390~3000 nm,覆盖可见光、红边、近红外波段,被广泛应

用于作物表型^[28]、病害评估^[29]、水肥胁迫^[30]等领域。多光谱遥感在作物病害方向的研究可以分为冠层及叶片尺度、田块尺度、区域尺度。冠层及叶片尺度多通过田间破坏性试验获取数据,获取样本数量有限、试验成本高,但这些研究也较好地解释了病害监测的基本原理。多位学者使用多光谱影像中的绿(G)、红(R)和近红外(Near Infrared,NIR)3 波段提取水稻叶片和冠层的图像信息对稻瘟病进行检测。其中,冯雷等^[31]的研究表明在水稻营养生长期苗瘟病和叶瘟病的识别准确率分别达到了98%和90%。由于多光谱图像中IR(Infrared)、R(Red)和G(Green)分量很难将水稻穗颈从背景中分割出来,张浩等^[32]采用多光谱图像中IR-G、2IR-G分割方法将水稻穗颈分割出来,研究表明水稻穗颈瘟的严重度与IR-G、2IR-C分割方法将水稻穗颈分割出来,研究表明水稻穗颈瘟的严重度与IR-G、2IR-C图像灰度的决定系数分别可达0.950和0.962,基本实现了对水稻穗颈瘟严重度的识别。Cui等^[33]开发了基于 HSI(Hue Saturation Intensity)颜色模型的阈值分割方法实现大豆锈病严重度检测。然而,以上研究都是破坏性试验,无法代表区域病害情况。

在叶片与冠层病害研究的基础上,很多学者围绕卫星平台的多光谱数据开展作物病 害研究从而实现大范围、低成本的快速监测。Ghobadifar等^[34]采用Spot-5图像检测纹枯 病,提出利用植被指数 RVI14 (Ratio Vegetation Index 14)、SDI14 (Standard Difference Index 14)和SDI24(Standard Difference Index 24)可以较好从感病植被中提取健康植被。 Zhang等^[35]选取河北省唐山市69个玉米地块,采用多光谱HJ-1号卫星数据对区域尺度 上玉米粘虫胁迫情况制图,整体精度可达79%。Dhau等^[36]将WorldView-2、Quickbird、 RapidEve和Sentinel-2的多光谱数据进行重采样检测玉米叶斑病,研究表明Sentinel-2和 WorldView-2具有较高的整体精度,分别为84%和82%;研究还发现608 nm和660 nm对 玉米叶斑病最为敏感。在此基础上, Dhau等^[37]使用Sentinel-2号数据对玉米病害展开区 域性研究,当采用光谱结合植被指数等特征因子对玉米病害监测,精度可进一步提升至 89.43%。Wang等^[38]则通过landsat-TM多光谱数据对棉花黄萎病进行研究,该研究采用4 种监督分类方法,其中平行六面体的识别精度和Kappa系数最高分别为90%和0.85。 Song等^[39]在前人研究基础上,使用Sentinel-2号数据在田间和区域两级展开棉花根腐病 分类,研究表明总体分类精度91.2%、子区域分类精度可达94.1%,但受限于空间分辨率 病害区域存在漏分或者误分的情况。Gao等^[40]从多光谱影像中提取10个植被指数 (Vegetation Index, VI)和3种类型的纹理指数(Texture Index, TI)构建小麦赤霉病监测 模型,其准确度最高可达93.63%。

由于卫星数据空间分辨率较低、重访周期长,在实际研究中作物病害监测精度会受到一定限制。无人机多光谱传感器获取数据具有空间分辨率高,时间分辨率高等优点可提高大田作物监测精度,越来越多研究者开始采用无人机搭载传感器获取数据。赵晓阳等^[29]基于低空无人机平台获取的可见光和多光谱影像数据计算7种可见光植被指数以及10种多光谱指数建立水稻纹枯病病害等级反演模型,证明了基于无人机平台获取可见光和多光谱数据监测水稻病害的可行性。Zhu等^[41]对从无人机多光谱图像中提取的VI和纹理特征(Texture Feature, TF)与病情指数(Disease Index, DI)的高相关性进行筛选,研究3种不同空间分辨率对小麦赤霉病监测精度的影响,为无人机监测区域田间作物病

2024年2月 —

害提供了一种方案。Das 等^[42]结合近地高光谱和多光谱数据对印度水稻叶枯病进行监测,研究表明760 nm、990 nm、680 nm和540 nm 4个波段能够显著区分病害作物和健康作物。Zhang等^[43]借助无人机获取水稻多光谱数据,通过归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index,NDVI)可以量化显示出田间不同严重度的水稻纹枯病,准确率可达63%。Santos 等^[44]通过无人机获取多光谱影像数据对大豆线虫感染区域进行分类,当使用条件推理树和光谱波段时,分类准确度大于70%。Zhang等^[45]使用航空平台搭载多光谱传感器获取数据,对不同冠层和时间的玉米叶斑病进行病害建模研究,其冠层水平和病情严重度决定系数为0.93。Yang等^[46]在美国棉田开展了航空多光谱试验研究棉花根腐病的感染区域,识别精度可达93%。Mattupalli等^[47]通过无人机系统和有人机驾驶平台获取多光谱数据对苜蓿根腐病进行研究,监测精度最高可达96%。多光谱技术在大田作物病害遥感监测中的应用如表1所示。

	Table 1 Research	on monitoring	field crop diseases using multis	pectral technology	
研究尺度	数据特点	病害类型	数据源	监测精度	参考文献
冠层、叶片	丰富的病害信息	稻瘟病	MS3100多光谱相机	OA=96.8%	[13]
	数据获取成本高	稻穗颈瘟	MS3100多光谱相机	R ² =0.950	[32]
	数据量小	大豆锈病	MS3100多光谱相机	_	[33]
田块	监测成本比较低	业预算计学	MicasenseREDEdge™多光	$P^2 - 0.624$	[20]
	数据获取灵活	小伯纹们初	谱传感器、可见光传感器	n -0.024	[29]
	数据量大	小麦赤霉病	REDEdge-MX 多光谱相机	$R^2 = 0.81$	[41]
	监测精度高	棉花根腐病	机载多光谱相机	OA=93%	[46]
区域	效率高、成本低	水稻纹枯病	Spot-5	_	[34]
	监测范围大	玉米条纹病	Sentinel-2	OA=89.43%	[36]
	精度较低	棉花根腐病	Sentinel-2、机载多光谱	OA=91.2%	[39]

表1 多光谱技术监测大田作物病害研究

注: OA 表示总体精度, R²表示相关系数

2.2 高光谱遥感

国际遥感界将光谱分辨率在10⁻²⁴以下的遥感信息称为高光谱,其具有波段多、数据 量大、数据连续等特点^[48]。高光谱数据依据是否成像可以分为成像高光谱与非成像高光 谱,其中非成像高光谱技术是传感器接收大田作物反射或辐射的电磁波,获取光谱数据, 从而得到目标作物的光谱信息。成像高光谱不仅可以获取目标作物的图像还能获取作物 的连续光谱信息,其光谱分辨率通常为2~3 nm。

非成像高光谱数据主要是通过早期的PIDAS(Portable Imaging Diagnostics Analysis System)地物光谱仪以及ASD FieldSpec 光谱仪在实验室叶片尺度以及田间冠层尺度获取。依据这些数据,学者们围绕反射光谱特征与病害参数间的关系,筛选病害敏感波段开展了一系列研究。黄木易等^[20]使用ASD FieldSpecPro型光谱仪获取冬小麦条锈病冠层高光谱数据,并将病情指数与光谱数据进行相关性分析,研究表明630~687 nm、740~890 nm 以及976~1 350 nm 是条锈病监测的敏感波段。刘良云等^[49]依据冬小麦条锈病3个生育期航空高光谱图像的光谱差异构建病害光谱指数,成功实现了冬小麦条锈病发病范围监测。

陈兵等^[21]对棉花黄萎病723 nm处的一阶微分光谱建立病害反演模型取得了很好的精度, 光谱指数与严重度的相关系数为0.934。有学者在筛选敏感波段的基础上,构建对不同病 害敏感的植被指数进行建模分析,进一步提升作物病害监测与制图的精度。李京等^[50]使 用不同生育期冬小麦冠层高光谱构建微分植被指数(SDr/SDg)对条锈病进行监测。梁辉 等^[51]对玉米冠层叶斑病的高光谱数据进行分析,提取了12个大斑病的敏感波段,并依 据这些波段对病情指数的敏感性建立监测模型,其中DI-NDVI在抽雄期、灌浆期、成熟 期的精度均高于84%。曹益飞等^[52]使用水稻白叶枯病叶片高光谱数据计算光谱分形维数 (Fractal Dimension, FD)、NDVI与比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI),并计算 它们与光谱参数特征的相关性,研究表明FD可作为定量描述叶片健康状况的监测指数。 Mandal 等^[53]使用比值稻瘟病指数(Ratio Blast Index, RBI)、归一化差异稻瘟病指数 (Normalized Difference Blast Index, NDBI)等 28个光谱指数,应用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF)和多元自适应回归样条 (Multivariate Adaptive Regression Splines, MARS)模型来估计稻瘟病病害严重度。孙文越 等^[54]基于 BP神经网络研究青稞白粉病早期感染的高光谱特征参量,结果表明青稞白粉 病敏感波段范围为820~920 nm、1 160~1 200 nm和935~975 nm。

高光谱图像主要包括推扫式成像与快照式成像,其可以实现叶片、冠层、区域等多 尺度应用。高光谱图像数据具有"图谱合一"的特点,因此对高光谱图像和光谱数据进 行分析可以得到作物外部的颜色、纹理、位置以及内部的连续光谱变化信息。通过对图 像特征与光谱特征的有效融合,能显著提高作物病害的早期检测和识别的准确性。郑志 雄等 [55] 对不同稻瘟病等级的水稻高光谱图像和光谱信息进行分析,建立了基于高光谱技 术的稻叶瘟病病害严重度分级标准,准确率可达96.39%。黄双萍等[56]使用水稻稻瘟病 高光谱图像建立光谱词袋(Bag of Spectrum Words, BoSW)模型分析方法,对水稻稻瘟 病病害程度进行分级,分类识别精度可达94.72%。雷雨等^[57]对冬小麦条锈病高光谱图 像进行阈值分割、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)以及最大类间方差 等处理,病害程度分级准确率可达98.15%。宁鸿章等^[38]提出空谱联合SG(Savitzky-Golay)滤波方法对小麦赤霉病的高光谱图像进行噪声处理,并构建基于TSG-PCA-SVM 算法的小麦赤霉病高光谱分类识别模型,模型精度可达99.15%。曹益飞等^[99]使用SG滤 波对水稻白叶枯病的高光谱图像进行预处理并采用RF算法与PCA算法提取光谱特征,构 建了水稻白叶枯病的估测模型,该模型对于发病率与潜伏期估测的R²可达0.93和0.85。 刘潭等^[60]使用多种特征筛选方法对数据处理,然后运用Logistic 混沌映射粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization)寻优的SVM分级检测模型对水稻稻瘟病分级,模型对 不同病害等级估测平均准确率可达96.49%,实现了水稻稻瘟病分级检测。Zhao等^[61]提 出一种基于光谱特征和纹理特征结合的自适应权重的极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM) 水稻叶瘟病病害分级分类方法,总体准确率可达97.62%。以上研究对叶 片以及冠层病害分级与检测取得了良好的精度,但是未涉及高光谱病害区域监测。因此 有学者结合叶片反射率数据、冠层高光谱以及sentinel-2多光谱数据设计了一种特定的光 谱指数 RIBLet、RIBLet对水稻稻瘟病叶片进行分类,其中 RIBLet与冠层病害指数的相关性

2024年2月 -

可达0.78, 实现了水稻稻瘟病从叶片冠层到区域的监测^[62]。高光谱技术在大田作物病害 遥感监测中的应用如表2所示。

_					P	
	研究尺度	作物类型	病害类型	数据源	监测精度	参考文献
冠层	棉花	黄萎病	ASD FieldSpecPro光谱仪	R ² =0.934	[21]	
	小麦	条锈病	ASD FieldSpecPro光谱仪	—	[50]	
	177 LA	小麦	条锈病	PHI面阵推扫型成像光谱仪	R ² =0.521	[48]
田伏	玉米	大斑病	SENOP RIKOLA 成像仪	R ² =0.84	[51]	
	区域	水稻	叶瘟病	FieldSpec4光谱仪、Sentinel-2	R ² =0.78	[62]

表2 高光谱技术监测大田作物病害研究

Table 2 Research on monitoring field crop diseases using hyperspectral technology

注: R²表示相关系数

2.3 荧光遥感

叶绿素荧光可以为作物病害早期检测提供相关信息。荧光技术主要可以分为主动荧 光、被动荧光以及协同日光诱导叶绿素荧光。主动荧光探测主要包括叶绿素荧光动力学 技术和激光诱导荧光技术^[63],这两种主动探测叶绿素荧光的方法已经被国内外学者应用 于大田作物病害研究中。如Römer等^[64]使用激光诱导叶绿素荧光技术对小麦叶锈病病叶 进行识别,研究证明了荧光特征的多项式拟合以及SVM对病害早期检测的适用性。周丽 娜等^[14]对水稻稻瘟病展开研究,研究表明使用激光诱导叶绿素荧光技术结合主成分分析 与多层感知机对病害预测准确率可达91.7%。Atta等^[65]基于同步荧光光谱特征,在实验 室条件下实现了小麦条锈病的早期监测。以上研究对于解释作物光合状态与病害胁迫机 理有重要意义,但是由于实验条件的限制,很难进行大范围推广应用。

日光诱导叶绿素荧光(Solar Induced chlorophyII Fluorescence, SIF)主要是指植物在 太阳光照射下,由光合中心发出的光谱信号,这种光谱信号可以反映出植物光合作用的 变化情况,从而实现作物病害的遥感监测^[66]。由于大气的吸收作用,植物光谱会存在许 多宽度为0.1~10 nm的暗线,又称为Fraunhofer线。在Fraunhofer 吸收波段,植物反射光 相对较弱、荧光效果较好,因此可以反演叶绿素荧光。围绕这一特性,研究者开发出 FLD(Fraunhofer Line Discrimination)算法、3FLD(Three Band Fraunhofer Line Discrimination)算法和改进的FLD(iFLD)算法等。赵叶等^[67]研究了不同病情指数下小 麦条锈病的反射光谱数据和SIF数据,结果表明,当病害严重度小于20%时,SIF数据比 反射光谱数据对小麦条锈病更敏感。张永江等^[68]通过Fraunhofer线原理提取的日光诱导 荧光信息能反映小麦条锈病的田间发病状况并且688 nm和760 nm 处叶绿素荧光与病情指 数高度相关。以上研究能够在作物早期对病害进行监测,但实验精度高度依赖于SIF数 据提取精度。

反射光谱数据可以反映出作物冠层几何结构的变化,但无法反映出植物光合状态。因此综合采用反射光谱数据和SIF数据对作物病害展开研究,能够同时反映出作物在生化参数以及光合生理参数上的变化,从而更加准确反映出作物病害情况。陈兵等^[69]在研究棉花黄萎病时结合棉叶理化参数、光谱、叶绿素荧光参数开展试验。试验结果表明,

随着棉花黄萎病严重度增加,叶片光谱在可见光到短波红外(400~2 500 nm)出现逐渐 上升趋势。光谱与叶绿素荧光参数与病害严重度达到显著相关。竞震等^[70]采用3FLD算 法提取冠层SIF数据,并将提取的SIF数据与11种反射率微分指数作为RF和BP神经网络 模型的变量,估测小麦条锈病严重程度,研究表明结合冠层SIF数据与反射率微分光谱 指数可以提高小麦病害严重度估测精度。此外基于冠层SIF数据和反射率数据,以偏最 小二乘(Partial Least Squares Regression, PLSR)展开小麦条锈病早期探测研究,相较于 反射率数据,冠层SIF数据可以更好探测出早期小麦条锈病^[71]。段维纳等^[72]采用随机森 林回归(Random Forest Regression, RFR)算法,以SIF、陆地叶绿素指数(Meris Terrestrial ChlorophyII Index, MTCI)和NDVI作为变量建立小麦条锈病监测模型。相较于 单独使用SIF数据或反射光谱数据,模型精度有了显著提升。Mustafa等^[73]通过机器学习 顺序浮动前向选择,将高光谱反射率数据、叶绿素荧光图像和高通量表型中两到三种特 征组合起来,可以实现对无症状小麦赤霉病检测,平均分类准确率为87.04%。Du等^[74] 在冠层和叶片尺度对小麦条锈病反射率光谱数据和SIF与病害严重度的相关性分别进行 研究,在叶片尺度上,SIF对病害严重度的变化更为敏感。荧光技术在大田作物病害遥感 监测中的应用如表3所示。

表3 荧光技术监测大田作物病害研究

Table 3	Research on	monitoring field	crop diseases	s using fluores	scence technology
---------	-------------	------------------	---------------	-----------------	-------------------

研究尺度	荧光技术	作物类型	病害类型	监测精度	参考文献
叶片	激光诱导叶绿素荧光	小麦	叶锈病	OA=93%	[64]
叶片	激光诱导叶绿素荧光	水稻	稻瘟病	OA=91.7%	[14]
叶片	日光诱导叶绿素荧光	小麦	条锈病	R ² =0.808	[72]
叶片	日光诱导叶绿素荧光	小麦	赤霉病	OA=87.04%	[73]
叶片、冠层	激光诱导叶绿素荧光	小麦	条锈病	R ² =0.867	[75]

注: OA表示总体精度, R²表示相关系数

2.4 热红外遥感

热红外遥感技术具有不受电磁干扰、不受太阳光变化的影响、全天候进行监测以及 较强的敏感性与预警性等特点^[76]。热红外图像病害遥感早期研究主要采集条锈病热红外 图像数据计算平均温度与最大温差从而对健康与染病小麦进行区分^[77,78]。在此基础上, 朱静文等^[79]使用边缘检测算法对小麦叶锈病热红外图像温度进行阈值分割,研究其与病 情指数的相关性,该研究实现了热红外图像对作物病害分级。Mahlein等^[80]使用热红外、 荧光、高光谱对小麦赤霉病进行监测,研究发现单一数据源对病害进行监测精度较低, 热红外结合高光谱图像特征对小麦赤霉病监测准确率可达89%。

由于热红外图像分辨率低、对比度低、信息完整提取难度高等缺点,早期研究都是 基于热红外数据提取作物叶片温度变化判断作物病害情况,而不是直接对热红外图像展 开研究。随着机器学习与深度学习等计算机技术的发展,有学者开始结合深度学习对作 物病害的热红外图像进行分析处理。冯子恒等^[81]对开花期和灌浆期的小麦多光谱和热红 外影像数据结合 RF(Random Forest)、ELM(Extreme Learning Machine)、BP神经网络、

2024年2月 -

多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)等算法构建小麦白粉病的病情指数监测模型,研究RF协同温度特征与植被指数模型精度最佳相关系数为0.750。热红外图像的病害研究也实现了田块尺度应用,此外可见光结合热红外图像提取作物病害特征,能获取更丰富的信息以及良好的研究精度。Singh等^[82]在使用热红外和可见光遥感数据进行图像的监督分类来评估小麦条锈病严重度,研究表明SVM的准确度为98%,不同分类方法中热红外数据精度均优于可见光数据精度。此后,使用可见光和热红外图像使用机器学习模型评估小麦条锈病^[83]、鹰嘴豆枯萎病^[82]的严重度。以上研究使用热红外图像结合多光谱、高光谱和荧光数据进行,以提高研究精度,但也存在实验成本高、数据处理复杂和时间长的问题。热红外技术在大田作物病害遥感监测中的应用如表4所示。

	Table 4 Research on monitoring	field crop diseases	s using thermal m	frared technology	/
研究尺度	数据类型	作物类型	病害类型	监测精度	参考文献
	热红外	小麦	条锈病	—	[77]
叶片	热红外	小麦	叶锈病	OA=90%	[79]
	热红外、高光谱、荧光图像	小麦	赤霉病	OA=89%	[80]
	热红外、高光谱、RGB图像	小麦	白粉病	R ² =0.75	[81]
田块	热红外、可见光图像	小麦	条锈病	OA=98%	[83]
	热红外、可见光图像	鹰嘴豆	枯萎病	$R^2 = 0.959$	[82]

表4 热红外技术监测大田作物病害研究

注: OA表示总体精度, R²表示相关系数

3 大田作物病害遥感监测模型

遥感监测模型是有效提升作物病害遥感监测精度的重要技术手段。目前国内在作物 病害监测方面的模型主要包括统计模型、传统机器学习和深度学习。

3.1 统计模型

统计模型是通过统计学原理和方法来分析数据的模型。统计模型被较早应用于作物 病害遥感监测,其具体应用有统计判别分析与回归模型。当研究或者区分某种特定作物 病害时,统计判别分析可以得到较高的准确性。研究人员采用Fisher线性判别分析 (Fisher Linear Discriminant Analysis, FLDA)对作物病害区分取得了一系列成果,如袁琳 等使用FLDA结合叶片光谱对小麦白粉病和条锈病进行区分^[9],并在小麦灌浆期使用 FLDA对黄锈病、白粉病以及蚜虫建立判别模型,模型准确度为75%^[84]。Ma等^[85]使用 FLDA对小麦白粉病进行监测并将监测结果与AdaBoost、SVM进行对比分析,研究表明 AdaBoost模型监测效果最佳,精度可达88.4%。Huang等^[86]使用FLDA以及SVM等方法 对小麦赤霉病进行研究,研究精度最高可达88.6%。

植物病虫害监测中通常使用多元回归模型,而不是单变量回归模型。多元线性回归 (Multiple Linear Regression, MLR)或偏最小二乘回归(Partial Least Squares Regression, PLSR)都可以使用多维特征对作物病害进行建模并能够有效解决过拟合问题。罗菊花

 \oplus

· 21 ·

- 第36卷第1期

等^[10]采用条锈病在(Pushbroom Hyperspectral Imager, PHI)影像上敏感波段的平均光谱 反射率与病情指数建立MLR,实现了冬小麦条锈病发生程度与发生范围的监测。与传统 MLR相比,PLSR的优势在于它能够同时降低数据维度并保留大部分数据的方差,从而提 高模型的稳定性和可解释性。张竞成等^[87]对冬小麦白粉病采用了MLR以及PLSR两种方 法进行建模,研究表明PLSR比MLR方法准确性更高。PLSR被应用于小麦条锈病^[885,11]、 全蚀病^[89]、白粉病^[90]、水稻纹枯病^[91]等病害研究。其中袁琳等^[9]、王静等^[88]、艾效夷 等^[5]使用PLSR对小麦条锈病建立严重度反演模型,并且王静将PLSR与BP神经网络以 及植被指数经验法建立的模型进行了对比,PLSR模型病害估测值与实际值相关系数可达 0.936。刘琦等^[92]在实验室环境下采用PLSR对潜育期的小麦条锈病进行监测,训练集和 测试集平均准确度分别可达98.27%、94.33%。刘梦冉等^[93]采用PLSR对3个时期的冠层 反射率数据、农学参数建立小麦黄花叶病害分级模型,模型验证相关系数在0.93~0.97。 统计模型在大田作物病害研究中的应用如表5所示。

Table 5 Application of statistical models in the research of field crop diseases							
模型类别	作物类型	病害	模型	监测精度	参考文献		
判别分析模型	小麦	赤霉病	FLDA	OA=88.6%	[86]		
	小麦	白粉病、条锈病、蚜虫	FLDA	OA=75% R ² =0.73	[84]		
	小麦	条锈病	MLR	R ² =0.85	[10]		
回归模型	小麦	白粉病	PLSR、MLR	$R^2=0.77$	[87]		
	小麦	黄锈病	PLSR	$R^2 = 0.88$	[94]		
线性判别、回归模型	小麦	白粉病	FLDA MLR PLSR	R ² =0.80	[95]		
	小麦	白粉病、条锈病	FLDA、PLSR	OA=80%	[9]		

表5 统计模型在大田作物病害研究中的应用

注: OA表示总体精度, R²表示相关系数

3.2 传统机器学习模型

传统机器学习是指基于统计学习理论,从数据中学习规律并构建模型进行预测和决策的方法。由于各种传感器技术、全球定位系统(Global Positioning System, GPS)技术、物联网技术的发展与集成产生了大量农业遥感数据。传统的统计模型,无法做到对这些数据的充分分析与使用。因此,机器学习模型被越来越多地运用到农业领域,如,产量预测、病害检测、灌溉管理等^[96]。机器学习首先将数据分为训练数据和测试数据,其次在训练数据集在学习病害估测或分类的规则并将这个规则运用到测试数据集中,训练过程可以分为无监督学习和有监督学习。监督学习包括人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、马氏距离(Mahalanobis Distance, MD)、RF以及多层感知机等。无监督学习包括K-means聚类和SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)。

Yuan等^[97]采用ANN、MD和最大似然分类器(Maximum Likelihood Classifier, MLC) 3种监督分类方法对冬小麦白粉病区域进行制图,其中ANN的制图精度可达89%。 Azadbakht等^[98]使用V-支持向量机(V-SVR)、提升回归树(Boosted Regression Tree, BRT)、RFR和高斯过程回归估计高光谱反射率数据与不同叶面积指数水平以及小麦条锈

2024年2月 -

病严重程度之间的相关性,研究结果表明在3种叶面积指数水平下,V-SVR表现最佳, 其平均相关系数约为0.99。Feng等^[99]为快速检测出水稻叶斑病、稻瘟病、稻纹枯病,对 可见光近红外高光谱图像、中红外光谱、激光诱导击穿光谱进行融合与特征提取,然后 分别构建 SVM、逻辑回归(Logistic Regression, LR)和 CNN 模型对水稻病害进行区分, 研究表明使用PCA进行特征提取后的HIS光谱准确度超过93%。Zheng等^[100]首先使用RF 对小麦黄锈病敏感的光谱植被指数以及气象特征进行筛选,之后使用FLDA、ANN、 SVM 3种分类方法建立监测模型,该模型可以在区域尺度对小麦黄锈病监测精度可达 84.2%。Tian等^[101] 对水稻叶瘟病进行研究,使用特定病害光谱特征(DSSFs)进行机器 学习的顺序浮动前向选择(ML-SFFS)确定不同阶段的最佳组合特征和最佳总体准确性, 研究表明 ML-SFFS 在水稻叶瘟病轻微阶段总体准确性可达95%。Almoujahed 等^[102]提出 一种基于高光谱数据在潜育期内检测田间小麦条锈病的技术,采用ANN、SVM和LR模 型,模型精度可达80%以上。Singh等^[103,83]的研究结果表明,病害严重度与指数数据集 的Cubist模型是鹰嘴豆枯萎病和小麦条锈病严重度预测的最佳模型。Mustafa等^[73]通过 Boruta 特征选择算法选择了小麦赤霉病的敏感特征,并将其用于机器学习顺序浮动前向 选择(ML-SFFS)以获得最佳特征组合,该方法可以实现对无症状小麦赤霉病的检测, 平均准确率可达87.04%,当病害严重度为20%时检测准确度可达95%。传统机器学习模 型在大田作物病害研究中的应用如表6所示。

	Table 0 Ap	pheation of machine learn	ing models in the research of	liciu ci op uiscases	
分类方法	作物类型	病害	模型	监测精度	参考文献
	小麦	叶锈病	V-SVR_BRT_RFR_GPR	R ² =0.79	[98]
	小麦	黄锈病	LDA SVM ANN	OA=84.2%	[100]
此叔八米	小麦	白粉病	PLSR \RFR \SVR	R ² =0.86	[104]
监督分关	水稻	叶斑病、稻瘟病、稻枯病	SVM LR CNN	R ² =0.99	[99]
	棉花	叶枯病	MLR、SVM、RF	OA=79%	[105]
	土豆	晚疫病	RF、GBM、KNN	OA=87.8%	[106]
北版叔八米	大豆	病害	SLIC	OA=95%	[107]
非监督分突	棉花	根腐病	SLIC	OA=88.5%	[108]

表 6 传统机器学习模型在大田作物病害研究中的应用 Table 6 Application of machine learning models in the research of field cron disease

注: OA 表示总体精度, R²表示相关系数

3.3 深度学习模型

深度学习模型相较于传统机器学习模型在作物病害监测领域有更强的复杂特征学习 能力以及空间关系建模能力。深度学习模型可以通过多层神经网络自动学习和提取到作 物遥感中的纹理、形状等特征并且可以使用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)等方法捕捉遥感影像中的空间特征,进行像素级的病害分割及检测。近年来,深 度学习被广泛应用于计算机视觉^[109]、遥感影像分析^[110]以及精准农业^[111]等领域。在大 田作物病害遥感分类与识别中,常用的深度学习算法主要包括卷积神经网络(CNN)、残 差网络(ResNet)。

CNN是图像分类识别与计算机视觉应用最广泛的架构,借助卷积、池化、激活等不

 $- \oplus$

同操作从中间层捕获高阶语义特征。Zhang等^[112]基于无人机高光谱数据提出深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN),同时使用图像空间和光谱信息对黄锈病进行检测,研究表明该方法在小麦生长全周期均有很高的性能,模型总体准确率为85%。Pan等^[113]提出了一种基于金字塔场景解析网络(Pyramid Scene Parsing Network, PSPNet)语义分割模型以实现田块尺度的无人机影像小麦黄锈病区域识别,模型识别准确度大于94%,且具有一定的泛化能力。Feng等^[114]使用基于自设计的CNN的迁移学习方法对4种不同品种水稻进行病害检测,研究表明深度迁移学习方法可以对不同水稻品种之间进行病害检测。Xu等^[115]提出了一种综合深度学习方法RFE-CNN,用于识别小麦叶片病害,与VGG-19、ZFNet、GoogLeNet、Inception-V4和Efficient-B7相比,该方法具有更短的处理时间、更高的识别准确度和更强的自适应能力,总体分类准确率达到了98.83%。

残差网络模型是一种深度神经网络架构,其通过跳跃连接来解决深层神经网络训练中的梯度消失和梯度爆炸问题,由于其优秀的性能和训练效果,被广泛应用于图像分类任务中。Tang等^[116]开发了一种名为RustNet神经网络的图像分类器,采用了ResNet-18 架构以及ImageNet在ILSVRC数据集上进行预训练以实现小麦条锈病像素级别的分类,并且RustNet在德国公开数据集上进行了独立验证,其准确率最高可达86%。Qi等^[117]提出了一种深度学习分类体系结构对无症状的马铃薯晚疫病高光谱影像进行识别,该研究是使用2D-CNN和3D-CNN提取光谱空间特征,然后使用注意力机制AttentionBlock和SE-ResNet来强调特征图中的显著特征并增加模型的泛化能力,研究表明该分类方法在特定波段(492 nm、519 nm、560 nm、592 nm、717 nm和765 nm)的准确性可达79%,为马铃薯晚疫病早期检测提供了技术方案。Antolinez等^[118]基于转移学习的细胞神经网络技术对获取的玉米近红外图像进行病原菌鉴定,该模型识别准确率为86.7%。深度学习模型在大田作物病害研究中的应用如表7所示。

			pplication of deep learning models in the research of neid er	op uiseuses	
米미	作物	定中	松田	此测辉电	参考
尖別	类型	你 舌	快型	监测相度	文献
	小麦	HLB	CNN	Acc=91.43%	[119]
CNN	小麦	黄锈病	DCNN	OA=85%	[112]
	玉米	大斑病	Mask R-CNN	Acc=96%	[120]
	小麦	黄锈病	SVM_RF_BPNN_FCN_U-Net_PSPNet	Acc=96%	[113]
PaaNat	大豆	病害	$Inception_v3_Resnet=50_VGG=19_Xception$	OA=99.04%	[121]
KesNet	马铃薯	晚疫病	CropdocNet	Acc=95.75%	[122]
CNN 和	小麦	白粉病、 条锈病	RFE-CNN、VGG-19、ZFNet、GoogLeNet、Inception-V4、Ef- ficient-B7	OA=98.83%	[115]
ResNet	刀怂毐	早疫病、	Mask R-CNN+(VGG16、ResNet50、InceptionV3)+(UNet、	平均像素准确率	[122]
	与授者	晚疫病	PSPNet 和 DeepLabV3+)	(MPA)94.24%	[123]

 \oplus

表7 深度学习模型在大田作物病害研究中的应用 Table 7 Application of deep learning models in the research of field crop diseases

注: OA表示总体精度, R²表示相关系数, Acc表示准确率

2024年2月

4 结论与展望

4.1 结论

当前,我国农业正朝着资源整合、数据驱动的智慧化现代农业迈进。现代农业的核 心目标是实现大田作物生产过程的精准管理,其中精准施药尤为关键。病害监测作为精 准农业的基础,遥感技术在这一领域的理论研究为现代农业发展提供了强力支持。该文 系统阐述了大田作物病害遥感监测的基本原理、技术框架以及数据源、遥感反演模型等 方面的研究进展,详细介绍多光谱、高光谱、荧光和热红外等遥感技术在作物病害监测 中的应用情况,并总结统计模型、传统机器学习和深度学习等在遥感反演模型中的关键 成果。分析发现,基于多光谱、高光谱遥感数据进行作物冠层及叶片尺度病害监测相关 研究已趋于成熟;地块尺度病害监测通常使用无人机搭载传感器获取数据;区域尺度下, 作物病害相关研究较少;当前研究趋势是使用机器学习或深度学习模型结合多源数据在 大田或区域尺度开展作物病害研究。

4.2 展望

当前国内外学者采用遥感技术对作物病害监测取得了许多显著成果。为满足病害精 准防控实现减肥减药,结合目前大田作物病害监测研究现状应在以下方面加大研究力度, 以促进大田作物病害监测的发展。

(1)作物病害早期监测。多光谱、高光谱遥感对作物病害监测通常是在病害症状出现后进行,无法满足病害防治的需要。荧光与热红外遥感是作物病害早期监测的常用方式,但荧光与热红外图像获取分别受暗适应、环境限制。因此可以探索融合多源数据如荧光、热红外结合激光雷达、多光谱、高光谱数据开展作物病害早期监测。

(2)病害实时监测系统。深度学习模型可以通过结合传感器网络和遥感图像数据进行实时监测和预警。通过将深度学习模型部署在边缘设备或云端服务器上,可以对作物遥感图像进行快速分析和处理,实现病害的实时监测和预警。

(3)病害数据共享。随着计算机视觉和自然语言处理领域的发展,基于大型语言模型在视觉和语言理解方面展现出强大的泛化能力。有学者提出遥感领域通用的大型视觉语言模型如GeoChat模型和EarthGPT模型,然而,目前尚未出现针对作物病害的大模型。 大模型的训练离不开海量的数据支撑。因此,建议动员农民或农业技术人员在种植栽培过程中采集病害严重程度数据、作物病害照片等,并通过移动手机将数据实时上传并共享。

参考文献

- Mondal K K, Mani C, Verma G. Emergence of Bacterial Panicle Blight Caused by Burkholderia glumae in North India. *Plant Disease*, 2015, 99(9):1268–1268.
- [2] 刘万才,刘振东,黄冲,等.近10年农作物主要病虫害发生危害情况的统计和分析.植物保护,2016,42(5):1-9,46.
- [3] Savary S, Willocquet L, Pethybridge S J, et al. The global burden of pathogens and pests on major food crops. Nature Ecology & Evolution, 2019, 3(3):430–439.

 \oplus

[4] 张竞成, 袁琳, 王纪华, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展. 农业工程学报, 2012, 28(20):1-11.

· 25 ·

- [5] 艾效夷,宋伟东,张竞成,等.结合冠层光谱和叶片生理观测的小麦条锈病监测模型研究.植物保护,2016,42(2): 38-46,61.
- [6] 陈兵,徐丽,刘政,等.棉花黄萎病叶片氮素含量与高光谱数据相关性分析.新疆农业科学,2015,52(7):1340-1345.
- [7] Ristaino J B, Anderson P K, Bebber D P, et al. The persistent threat of emerging plant disease pandemics to global food security. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2021, 118(23):e2022239118.
- [8] 朱述龙,张占睽.遥感图像获取与分析.北京:科学出版社,2000.
- [9] 袁琳,张竞成,赵晋陵,等.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, 2013,33(6):1608-1614.
- [10] 罗菊花,黄文江,顾晓鹤,等.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, 2010,30(1):184-187.
- [11] 刘鹏,张竞成,杨娉婷,等.多生育期小麦条锈病光谱波段优选及监测研究.中国生物防治学报,2017,33(6):833-841.
- [12] 孙光明,杨凯盛,张传清,等.基于多光谱成像技术的大麦赤霉病识别.农业工程学报,2009,25(S2);204-207.
- [13]齐龙,马旭,廖醒龙,基于多光谱视觉的稻瘟病抗病性分级检测技术.吉林大学学报(工学版),2009,39(S1):356-359.
- [14] 周丽娜,于海业,张蕾,等.基于叶绿素荧光光谱分析的稻瘟病害预测模型.光谱与光谱分析,2014,34(4):1003-1006.
- [15] Lüdeker W, Dahn H G, Günther K P. Detection of fungal infection of plants by laser-induced fluorescence: an attempt to use remote sensing. *Journal of Plant Physiology*, 1996, 148(5):579–585.
- [16] Riley J. Remote Sensing in Entomology. Entomology, 1989, 34(1):247-271
- [17] Mutanga O, Van Aardt J, Kumar L. Imaging spectroscopy (Hyperspectral remote sensing) in Southern Africa: An overview. South African Journal of Science, 2009, 105:193–198.
- [18] Zheng Q, Huang W, Xia Q, et al. Remote sensing monitoring of rice diseases and pests from different data sources: A review. *Agronomy*, 2023, 13(7):1851.
- [19] Delalieux S, Somers B, Verstraeten W W, et al. Hyperspectral indices to diagnose leaf biotic stress of apple plants, considering leaf phenology. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(8):1887–1912.
- [20] 黄木易,王纪华,冬小麦条锈病的光谱特征及遥感监测.农业工程学报,2003(6):154-158.
- [21] 陈兵,李少昆,王克如,等.棉花黄萎病病叶光谱特征与病情严重度的估测.中国农业科学,2007(12):2709-2715.
- [22] Butzler T M, Bailey J, Beute M K. Integrated management of sclerotinia blight in peanut: Utilizing canopy morphology, mechanical pruning, and fungicide timing. *Plant disease*, 1998, 82(12):1312-1318.
- [23] 马占鸿. 玉米矮花叶病传播机制研究. 植物病理学报, 1998(3):65.
- [24] Rehm D, Weller A. Kinetics of fluorescence quenching by electron and h-atom transfer. *Israel Journal of Chemistry*, 1970,8(2):259-271.
- [25] Buschmann C, Langsdorf G, Lichtenthaler H K. Imaging of the blue, green, and red fluorescence emission of plants: An overview. Photosynthetica, 2000, 38(4):483–491.
- [26]梁喜龙,郑殿峰,左豫虎.病害逆境下寄主植物生理生化指标的研究现状与展望.安徽农业科学,2006(15):3576-3578,3581.
- [27] Lindenthal M, Steiner U, Dehne H W, et al. Effect of downy mildew development on transpiration of cucumber leaves visualized by digital infrared thermography. *Phytopathology*, 2005, 95(3):233–240.
- [28] 刘艳萍,杜雅丽,聂铭君,等.基于称重式蒸渗仪及多种传感器的作物表型及蒸散监测系统研制.农业工程学报, 2019,35(1):114-122.
- [29] 赵晓阳,张建,张东彦,等. 低空遥感平台下可见光与多光谱传感器在水稻纹枯病病害评估中的效果对比研究. 光 谱学与光谱分析, 2019, 39(4):1192-1198.
- [30] 傅友强,钟旭华,黄农荣,等.基于无人机多光谱遥感的水稻冠层光谱特征和氮素营养关系研究.广东农业科学, 2021,48(10):121-131.
- [31] 冯雷,柴荣耀,孙光明等.基于多光谱成像技术的水稻叶瘟检测分级方法研究.光谱学与光谱分析,2009,29(10): 2730-2733.
- [32] 张浩,姚旭国,毛雪琴,等.基于多光谱图像的水稻穗颈瘟严重度识别研究.湖南农业科学,2009(1):65-68.
- [33] Cui D, Zhang Q, Li M, et al. Image processing methods for quantitatively detecting soybean rust from multispectral images. *Biosystems Engineering*, 2010, 107(3):186–193.
- [34] Ghobadifar F, Wayayok A, Mansor S, et al. Detection of BPH (brown planthopper) sheath blight in rice farming using multispectral remote sensing. *Geonatic Natural Hazards & Risk*, 2016, 7(1):237–247.

2024年2月

- [35] Zhang J, Huang Y, Yuan L, et al. Using satellite multispectral imagery for damage mapping of armyworm (Spodoptera frugiperda) in maize at a regional scale. *Pest management science*, 2016,72(2):335–348.
- [36] Dhau I, Adam E, Mutanga O, et al. Testing the capability of spectral resolution of the new multispectral sensors on detecting the severity of grey leaf spot disease in maize crop. *Geocarto International*, 2018, 33(11):1223-1236.
- [37] Dhau I, Dube T, Mushore T D. Examining the prospects of sentinel-2 multispectral data in detecting and mapping maize streak virus severity in smallholder Ofcolaco farms, South Africa. *Geocarto International*, 2021, 36(16):1873-1883.
- [38] Wang Q, Chen B, Wang J, et al. Four supervised classification methods for monitoring cotton field of Verticillium wilt using Tm image. *Journal of Animal and Plant Science*, 2015, 25(3):5–12.
- [39] Song X, Yang C, Wu M, et al. Evaluation of sentinel-2A satellite imagery for mapping cotton root rot. *Remote Sensing*, 2017,9(9):906.
- [40] Gao C, Ji X, He Q, et al. Monitoring of wheat fusarium head blight on spectral and textural analysis of UAV multispectral imagery. Agriculture-Basel, 2023, 13(2):293.
- [41] Zhu W, Feng Z, Dai S, et al. Using UAV multispectral remote sensing with appropriate spatial resolution and machine learning to monitor wheat scab. *Agriculture–Basel*, 2022, 12(11):1785.
- [42] Das P K, Laxman B, Rao SVCK, et al. Monitoring of bacterial leaf blight in rice using ground-based hyperspectral and LISS IV satellite data in Kurnool, Andhra Pradesh, India. *International Journal of Pest Management*, 2015, 61(4): 359– 368.
- [43] Zhang D, Zhou X, Zhang J, et al. Detection of rice sheath blight using an unmanned aerial system with high-resolution color and multispectral imaging. *Plose One*, 2018, 13(5):e0187470.
- [44] Santos L B, Bastos L M, De Oliveira M F, et al. Identifying nematode damage on soybean through remote sensing and machine learning techniques. Agronomy-Basel, 2022, 12(10):2404.
- [45] Zhang C, Lane B, Fernández–Campos M, et al. Monitoring tar spot disease in corn at different canopy and temporal levels using aerial multispectral imaging and machine learning. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 13:1077403.
- [46] Yang C, Odvody G N, Fernandez C J, et al. Evaluating unsupervised and supervised image classification methods for mapping cotton root rot. *Precision Agriculture*, 2015, 16(2):201–215.
- [47] Mattupalli C, Moffet C A, Shah K N, et al. Supervised classification of RGB aerial imagery to evaluate the impact of a root rot disease. *Remote Sensing*, 2018, 10(6):907.
- [48] 曹学仁. 小麦白粉病高光谱遥感监测及空气中病菌孢子的时空动态. [博士论文]. 北京. 中国农业科学院, 2009.
- [49] 刘良云,黄木易,黄文江,等.利用多时相的高光谱航空图像监测冬小麦条锈病.遥感学报,2004(3):275-281.
- [50] 李京,陈云浩,蒋金豹,等.用高光谱微分指数识别冬小麦条锈病害研究.科技导报,2007(6):23-26.
- [51] 梁辉,何敬,雷俊杰,无人机高光谱的玉米冠层大斑病监测.光谱学与光谱分析,2020,40(6):1965-1972.
- [52] 曹益飞,袁培森,王浩云,等.基于光谱分形维数的水稻白叶枯病害监测指数研究.农业机械学报,2021,52(9): 134-140.
- [53] Mandal N, Adak S, Das D K, et al. Spectral characterization and severity assessment of rice blast disease using univariate and multivariate models. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14:1067189.
- [54] 孙文越,刘轲,次仁央拉,等. 基于 BP 神经网络的青稞白粉病早期感染高光谱遥感监测. 中国农业信息, 2023, 35 (5):24-37.
- [55]郑志雄,齐龙,马旭,等.基于高光谱成像技术的水稻叶瘟病病害程度分级方法.农业工程学报,2013,29(19): 138-144.
- [56]黄双萍,齐龙,马旭,等.基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法.农业工程学报,2015,31(1):212-219.
- [57] 雷雨,韩德俊,曾庆东,等.基于高光谱成像技术的小麦条锈病病害程度分级方法.农业机械学报,2018,49(5): 226-232.
- [58] 宁鸿章,谭鑫,李宇航,等. 空-谱维联合 Savitzky-Golay 高光谱滤波算法及其应用. 光谱学与光谱分析, 2020, 40 (12): 3699-3704.
- [59] 曹益飞,徐焕良,吴玉强,等.基于时序高光谱和多任务学习的水稻病害早期预测研究.农业机械学报,2022,53 (11):288-298.
- [60] 刘潭,李子默,冯帅,等. 基于 LMPSO-SVM 的高光谱水稻稻瘟病害分级检测. 农业机械学报, 2023, 54(11): 208-216, 235.
- [61] Zhao D, Feng S, Cao Y, et al. Study on the classification method of rice leaf blast levels based on fusion features and adaptive-weight immune particle swarm optimization extreme learning machine algorithm. *Frontiers in Plant Science*, 2022,13.
- [62] Tian L, Wang Z, Xue B, et al. A disease-specific spectral index tracks Magnaporthe oryzae infection in paddy rice from

ground to space. Remote Sensing of Environment, 2023, 285: 113384.

- [63] 竞霞, 邹琴, 白宗璠, 等. 基于反射光谱和叶绿素荧光数据的作物病害遥感监测研究进展. 作物学报, 2021, 47(11): 2067-2079.
- [64] Römer C, Bürling K, Hunsche M, et al. Robust fitting of fluorescence spectra for pre-symptomatic wheat leaf rust detection with Support Vector Machines. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 79(2):180–188.
- [65] Atta B, Saleem M, Khan M, et al. Early detection of stripe rust infection in wheat using light-induced fluorescence spectroscopy. *Photochemical & Photobiological Sciences*, 2022, 22, 115–134.
- [66] 章钊颖, 王松寒, 邱博, 等. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展. 遥感学报, 2019, 23(1): 37-52.
- [67] 赵叶,竞霞,黄文江,等.日光诱导叶绿素荧光与反射率光谱数据监测小麦条锈病严重度的对比分析.光谱学与光谱分析,2019,39(9):2739-2745.
- [68] 张永江,黄文江.基于Fraunhofer线的小麦条锈病荧光遥感探测.中国农业科学,2007,40(1):78-83.
- [69] 陈兵,王克如,李少昆,等.病害胁迫对棉叶光谱反射率和叶绿素荧光特性的影响.农业工程学报,2011,27(9): 86-93.
- [70] 竞霞,白宗璠,高媛,等.利用随机森林法协同SIF和反射率光谱监测小麦条锈病.农业工程学报,2019,35(13): 154-161.
- [71] 竞霞,吕小艳,张超,等.基于SIF-PLS模型的冬小麦条锈病早期光谱探测.农业机械学报,2020,51(6):191-197.
- [72] 段维纳, 竞霞, 刘良云, 等. 融合 SIF 和反射光谱的小麦条锈病遥感监测. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 859-865.
- [73] Mustafa G, Zheng H, Li W, et al. Fusarium head blight monitoring in wheat ears using machine learning and multimodal data from asymptomatic to symptomatic periods. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 13: 1102341.
- [74] Du K, Jing X, Zeng Y, et al. An improved approach to monitoring wheat stripe rust with sun-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing*, 2023, 15(3):693.
- [75] Ren K, Dong Y, Huang W, et al. Monitoring of winter wheat stripe rust by collaborating canopy SIF with wavelet energy coefficients. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 215:108366.
- [76]杨成娅,张艳,赵明珠,等.基于红外热像的农作物早期病害检测识别技术的研究进展.激光杂志,2020,41(6): 1-4.
- [77] 李小龙, 王库, 马占鸿, 等. 基于热红外成像技术的小麦病害早期检测. 农业工程学报, 2014, 30(18):183-189.
- [78] Zhu W, Chen H, Ciechanowska I, et al. Application of infrared thermal imaging for the rapid diagnosis of crop disease. *IFAC-PapersOnLine*, 2018, 51(17):424-430.
- [79] 朱文静,陈华,李林,等.基于红外热成像边缘检测算法的小麦叶锈病分级研究.农业机械学报,2019,50(4):36-41,48.
- [80] Mahlein A K, Alisaac E, Al Masri A, et al. Comparison and combination of thermal, fluorescence, and hyperspectral imaging for monitoring fusarium head blight of wheat on spikelet scale. *Sensors*, 2019, 19(10).
- [81] 冯子恒,宋莉,张少华,等.基于无人机多光谱和热红外影像信息融合的小麦白粉病监测.中国农业科学,2022,55 (5):890-906.
- [82] Singh R, Krishnan P, Singh V K, et al. Application of thermal and visible imaging to estimate stripe rust disease severity in wheat using supervised image classification methods. *Ecological Informatics*, 2022, 71:101774.
- [83] Singh R, Krishnan P, Singh V K, et al. Estimation of yellow rust severity in wheat using visible and thermal imaging coupled with machine learning models. *Geocarto International*, 2023, 38(1):2160831.
- [84] Yuan L, Huang Y, Loraamm R W, et al. Spectral analysis of winter wheat leaves for detection and differentiation of diseases and insects. *Field Crops Research*, 2014, 156:199–207.
- [85] Ma H, Huang W, Jing Y, et al. Remote sensing monitoring of wheat powdery mildew based on AdaBoost model combining mRMR algorithm. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(5):162–169.
- [86] Huang L, Wu Z, Huang W, et al. Identification of fusarium head blight in winter wheat ears based on fisher's linear discriminant analysis and a support vector machine. *Appllied Sciences Basel*, 2019,9(18):3894.
- [87] Zhang J C, Yuan L, Wang J H, et al. Spectroscopic leaf level detection of powdery mildew for winter wheat using continuous wavelet analysis. *Journal of Integrative Agriculture*, 2012, 11(9):1474–1484.
- [88] 王静,景元书,黄文江,等.冬小麦条锈病严重度不同估算方法对比研究.光谱学与光谱分析,2015,35(6):1649-1653.
- [89] 郭伟,朱耀辉,王慧芳,等.基于无人机高光谱影像的冬小麦全蚀病监测模型研究.农业机械学报,2019,50(9): 162-169.
- [90] 蔡苇荻,张羽,刘海燕,等.基于成像高光谱的小麦冠层白粉病早期监测方法.中国农业科学,2022,55(6):1110-1126.

2024年2月

- [91] 李志伟,袁婧,丁为民,等.基于高光谱成像技术识别水稻纹枯病.华南农业大学学报,2018,39(6);97-103.
- [92] 刘琦,谷医林,王翠翠,等.基于偏最小二乘法的小麦条锈病潜育期冠层高光谱分析,2018,45(1):138-145.
- [93] 刘梦冉,张海艳,齐双丽,等.基于高光谱遥感的小麦黄花叶病害等级监测研究.麦类作物学报,2022,42(7):872-882.
- [94] Guo A, Huang W, Dong Y, et al. Wheat yellow rust detection using UAV-based hyperspectral technology. *Remote Sensing*, 2021, 13(1):123.
- [95] Zhang J C, Pu R liang, Wang J hua, et al. Detecting powdery mildew of winter wheat using leaf level hyperspectral measurements. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2012, 85:13–23.
- [96] Shahi T B, Xu C Y, Neupane A, et al. Machine learning methods for precision agriculture with UAV imagery: A review. *Electronic Research Archive*, 2022, 30(12):4277–4317.
- [97] Yuan L, Zhang J, Shi Y, et al. Damage mapping of powdery mildew in winter wheat with high-resolution satellite image. *Remote Sensing*, 2014, 6(5):3611–3623.
- [98] Azadbakht M, Ashourloo D, Aghighi H, et al. Wheat leaf rust detection at canopy scale under different LAI levels using machine learning techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156:119–128.
- [99] Feng L, Wu B, Zhu S, et al. Investigation on data fusion of multisource spectral data for rice leaf diseases identification using machine learning methods. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11:557063.
- [100] Zheng Q, Ye H, Huang W, et al. Integrating spectral information and meteorological data to monitor wheat yellow rust at a regional scale: A case study. *Remote Sensing*, 2021, 13(2):278.
- [101] Tian L, Xue B, Wang Z, et al. Spectroscopic detection of rice leaf blast infection from asymptomatic to mild stages with integrated machine learning and feature selection. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 257:112350.
- [102] Almoujahed M B, Rangarajan A K, Whetton R L, et al. Detection of fusarium head blight in wheat under field conditions using a hyperspectral camera and machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 203;107456.
- [103] Singh R, Krishnan P, Bharadwaj C, et al. Improving prediction of chickpea wilt severity using machine learning coupled with model combination techniques under field conditions. *Ecological Informatics*, 2023, 73: 101933.
- [104] Feng Z, Song L, Duan J, et al. Monitoring wheat powdery mildew based on hyperspectral, thermal infrared, and RGB image data fusion. Sensors, 2022, 22(1); 31.
- [105] Xavier T W F, Souto R N V, Statella T, et al. Identification of ramularia leaf blight cotton disease infection levels by multispectral, multiscale UAV imagery. Drones, 2019, 3(2):33.
- [106] Rodríguez J, Lizarazo I, Prieto F, et al. Assessment of potato late blight from UAV-based multispectral imagery. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184:106061.
- [107] 谭秦红. 基于无人机图像处理的大豆叶片病害识别准确率研究. 河南农业科学, 2021, 50(3): 174-180.
- [108] Wang T, Thomasson J A, Yang C, et al. Automatic classification of cotton root rot disease based on UAV remote sensing. *Remote Sensing*, 2020, 12(8):1310.
- [109] Bhandari M, Shahi T B, Neupane A, et al. BotanicX-AI: identification of tomato leaf diseases using an explanationdriven deep-learning model. *Journal of Imaging*, 2023, 9(2):53.
- [110] Mishra B, Dahal A, Luintel N, et al. Methods in the spatial deep learning: current status and future direction. *Spatial Information Research*, 2022, 30(2):215–232.
- [111] Shahi T B, Sitaula C, Neupane A, et al. Fruit classification using attention-based MobileNetV2 for industrial applications. Plos One, 2022, 17(2):e0264586.
- [112] Zhang X, Han L, Dong Y, et al. A deep learning-based approach for automated yellow rust disease detection from highresolution hyperspectral UAV images. *Remote Sensing*, 2019, 11(13):1554.
- [113] Pan Q, Gao M, Wu P, et al. A deep-learning-based approach for wheat yellow rust disease recognition from unmanned aerial vehicle images. *Sensors*, 2021, 21(19):6540.
- [114] Feng L, Wu B, He Y, et al. Hyperspectral imaging combined with deep transfer learning for rice disease detection. Frontiers in Plant Science, 2021, 12:93521.
- [115] Xu L, Cao B, Zhao F, et al. Wheat leaf disease identification based on deep learning algorithms. *Physiological and Molecular Plant Pathology*, 2023, 123; 101940.
- [116] Tang Z, Wang M, Schirrmann M, et al. Affordable high throughput field detection of wheat stripe rust using deep learning with semi-automated image labeling. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 207:107709.
- [117] Qi C, Sandroni M, Westergaard J C, et al. In-field classification of the asymptomatic biotrophic phase of potato late blight based on deep learning and proximal hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 205: 107585.

- [118] Antolinez Garcia A, Caceres Campana J W. Identification of pathogens in corn using near-infrared UAV imagery and deep learning. *Precision Agriculture*, 2023, 24(2):783-806.
- [119] Huang H, Deng J, Lan Y, et al. Detection of Helminthosporium leaf blotch disease based on UAV Imagery. Applied Sciences, 2019,9(3):558.
- [120] Stewart E L, Wiesner-Hanks T, Kaczmar N, et al. Quantitative phenotyping of northern leaf blight in UAV images using deep learning. *Remote Sensing*, 2019, 11(19):2209.
- [121] Tetila E C, Machado B B, Menezes G K, et al. Automatic recognition of soybean leaf diseases using UAV images and deep convolutional neural networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(5):903–907.
- [122] Shi Y, Han L, Kleerekoper A, et al. Novel CropdocNet model for automated potato late blight disease detection from unmanned aerial vehicle–based hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 2022, 14(2):396.
- [123] Li X, Zhou Y, Liu J, et al. The detection method of potato foliage diseases in complex background based on instance segmentation and semantic segmentation. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13:899754.

Current status and prospects of remote sensing monitoring technology and models on field crop diseases : A review^{*}

Zhao Qian^{1, 2}, Liu Changbin²^{**}, Mei Xin¹^{**}, Mei Guangyuan^{1, 2}, Tao Ting^{1, 2}, Zhao Peiqin^{1, 2}, Yang Xiaodong²

(1. School of Resources and Environment, Hubei University, Wuhan, 430062, Hubei, China; 2. Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing and Quantitative Remote Sensing Mechanism, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Information Technology Research Center/ Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China)

Abstract: [Purpose] The implementation of efficient and precise disease monitoring methods is crucial for ensuring food production and safety. This article aims to systematically review the research findings on remote sensing technology and models for monitoring diseases in field crops, thereby fostering the development and application of crop disease monitoring technology. [Method] The paper adopted the methods of literature retrieval and inductive summarisation to comprehensively review the research on remote sensing monitoring of crop diseases in domestic and foreign contexts, and elaborated the future development trend of remote sensing monitoring technology of field crop diseases. **[Result]** (1) The basic principles of remote sensing monitoring of crop diseases were elaborated and the basic framework was constructed; (2) The remote sensing data sources for crop disease monitoring mainly included multispectral, hyperspectral, fluorescence and thermal infrared remote sensing; (3) The remote sensing models for crop disease monitoring mainly included statistical models, traditional machine learning models and deep learning models. [Conclusion] In the future, early disease monitoring, real-time monitoring system and data sharing should be the key breakthroughs and research directions to provide technical support for real-time or quasi-real-time monitoring and prediction of field crop diseases.

Key words: field crops; inversion models; future prospect; remote sensing monitoring