

# 作物病虫害高光谱遥感进展与展望

张凝<sup>1,2,3</sup>, 杨贵军<sup>1,2,3</sup>, 赵春江<sup>1,2,3</sup>, 张竞成<sup>4</sup>, 杨小冬<sup>1,2,3</sup>,  
潘瑜春<sup>2,3,5</sup>, 黄文江<sup>6</sup>, 徐波<sup>1,2,3</sup>, 李明<sup>2,3</sup>, 朱西存<sup>7</sup>, 李振海<sup>1,2,3</sup>

1. 农业部农业遥感机理与定量遥感重点实验室 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097;
2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097;
4. 杭州电子科技大学 生命信息与仪器工程学院, 杭州 310018;
5. 农业农村部农业信息技术重点实验室, 北京 100097;
6. 中国科学院 空天信息创新研究院 数字地球重点实验室, 北京 100094;
7. 山东农业大学 资源与环境学院, 泰安 271018

**摘要:** 作物病虫害作为影响农作物品质、产量及威胁粮食安全的主要因素, 仅依靠人工田间调查对其进行监测已不能满足当下农业生产精准高效的需求。高光谱遥感作为能够获取地表物体连续波谱信息的遥感技术, 已经成为当下作物病虫害监测识别的重要手段。本文对作物病虫害高光谱遥感监测识别的研究进展进行综述, 通过对该领域发表文献的统计以及对主要机构、团队、数据源的分析, 明确了病虫害高光谱遥感监测的研究热点和趋势; 在此基础上, 分析高光谱技术及其作物病虫害的监测识别机理, 从病虫害胁迫探测、分类识别、危害严重度定量分析及早期检测四个方面综述相关技术及研究现状; 通过探讨当下高光谱遥感病虫害监测识别面临的挑战, 提出作物病虫害标准图谱库的建立、星载高光谱传感器的完善以及星空地一体化监测平台的搭建是当前作物病虫害高光谱遥感监测识别技术落到实处的关键, 也是未来发展的重点方向。

**关键词:** 遥感, 作物病虫害, 高光谱遥感, 监测识别, 未来展望

**引用格式:** 张凝, 杨贵军, 赵春江, 张竞成, 杨小冬, 潘瑜春, 黄文江, 徐波, 李明, 朱西存, 李振海. 2021. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望. 遥感学报, 25(1): 403-422

Zhang N, Yang G J, Zhao C J, Zhang J C, Yang X D, Pan Y C, Huang W J, Xu B, Li M, Zhu X C and Li Z H. 2021. Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests. National Remote Sensing Bulletin, 25(1): 403-422 [DOI: 10.11834/jrs.20210196]

## 1 引言

作物病虫害一直以来都是威胁粮食安全的主要灾害。其种类繁多, 具有大规模爆发性成灾特点, 使得作物病虫害防治工作的有效开展面临着重大挑战。近年来, 全球气候变化的不断加剧和经济全球化进程的加速发展导致作物病虫害从分布范围、寄主类型到成灾面积及危害严重度均呈现出不断扩张的趋势, 更有许多病虫害在得到控制后出现二次大规模传播或暴发。这种情况下, 仅2019年, 世界范围内因病虫害造成的小麦、水

稻、玉米、马铃薯及大豆等主要粮食作物的减产分别达到: 21.5%、30.0%、22.6%、17.2% 和 21.4% (Carvajal-Yepes 等, 2019)。作物病虫害已经成为目前农业管理中最基本、最重要也是最值得关注的问题之一。

当下, 对于作物病虫害的防治工作主要集中在大范围喷洒杀虫(菌)剂上, 而广泛施药势必会对环境及粮食安全造成不可避免的影响。那么如何准确实现及时有效的病虫害识别监测并指导精准施药逐步成为研究热点。常用的由作物、农学及植保专家对病虫害症状进行人工检测的方法

收稿日期: 2020-06-09; 预印本: 2020-09-25

基金项目: 广东省重点领域研发计划(编号: 2018B020241001); 国家重点研发计划(编号: 2017YFE0122500); 清远智慧农业研究院+粤东西北新型研发机构建设(编号: 20190905); 国家自然科学基金(编号: 31901240); 现代农业产业技术体系专项资金资助(编号: CARS-02)

第一作者简介: 张凝, 1987年生, 女, 助理研究员, 研究方向为植被定量遥感、农林病虫害遥感监测。E-mail: ZNYZ1987@126.com

通信作者简介: 杨贵军, 1975年生, 男, 研究员, 研究方向为农业定量遥感研究与应用。E-mail: yanggi@nrcita.org.cn

虽然准确性高,但在大范围监测时费时费力,同时由于其主观性较强且存在不可避免的时间滞后性,无法满足精准施药所需的对作物病虫害发生类型、发生位置、发生程度以及发生面积等信息的及时、有效、同步、快速获取。而高光谱遥感技术作为目前唯一能够快速获取连续地表光谱信息的手段,在中小尺度的作物病虫害监测识别上已表现出较大的潜力,可以为农场等尺度的作物病虫害“有效防控”和“精准施治”提供依据(黄文江等,2019)。

高光谱遥感技术能够获取电磁波谱在可见光—近红外 VIS-NIR (Visible-Near Infrared) 和短波红外 SWIR (Shortwave Infrared) 范围内的数百个波段的光谱信息 (Ghamisi 等, 2017; 童庆禧等, 2016), 对由病虫害引起的植被细微变化具有高度敏感性, 在病虫害早期检测和不同病虫害识别中表现出独特优势 (姚云军等, 2008)。近年来, 科研及科技工作者在多种平台上进行了包括高光谱遥感系统搭建、病虫害特征图谱提取和相关算法改进等在内的多方面研究, 揭示了高光谱遥感技术在作物病虫害识别、监测及早期检测上更多的可能性 (Kong 等, 2014; Moshou 等, 2011; Yang 等, 2018; 房世波等, 2020; 韩秀珍, 2003; 聂臣巍等, 2016; 乔红波等, 2006)。

为了分析作物病虫害高光谱遥感识别监测技术的研究热点及趋势, 分别从 WOS (Web of Science) 和 CNKI 两个数据库进行文献收集及统计。在 WOS 系统, 利用“主题=plant disease” and “主题=hyperspectral” 以及 (or) “主题=plant pest” and “主题=hyperspectral” 进行文献检索, 时间限制在 1990 年—2020 年。经过去重处理, 共获取文献 757 篇, 时间覆盖 2002 年—2020 年; 在 CNKI 系

统, 利用“主题=病害”或含“主题=虫害”并且“主题=高光谱”进行文献检索, 不设定时间范围。经过去重, 共获取 371 篇文献, 时间覆盖 2003 年—2020 年。下图 1 给出两个数据库发文量的年际变化。可以发现, 作物病虫害高光谱监测研究从 2002 年开始, 在国内外总体呈现出递增趋势, 平均年增幅达到 41.7%。按照国家对 WOS 题录数据进行发文量排名分析, 并按照机构对 CNKI 题录数据进行排序, 如图 2 (a) 及图 2 (c) 所示, 在世界范围内, 中国是在作物病虫害高光谱遥感监测领域发文最多的国家, 为 332 篇, 占比 43.86%, 且受到国内各涉农单位的关注。同时, 由图 2 (b) 和图 2 (d) 对文献涉及到的基础学科进行比较分析可以发现, 作物病虫害高光谱遥感监测及识别的研究不仅仅集中在遥感方向, 在植物学, 植物保护, 农学以及计算机技术等基础学科的应用亦得到广泛关注。就高光谱遥感数据源而言, 图 2 (e) 和图 2 (f) 可以发现, 地面及航空平台是当下作物病虫害的高光谱遥感分析中最为主要的监测平台, 占比达到 90% 以上。

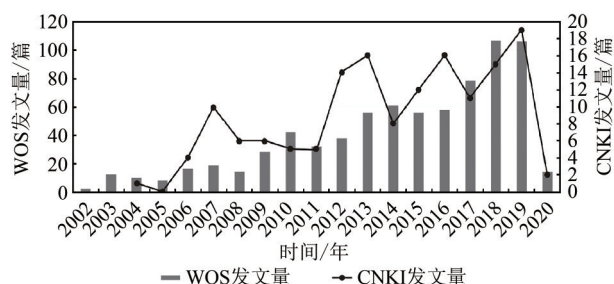
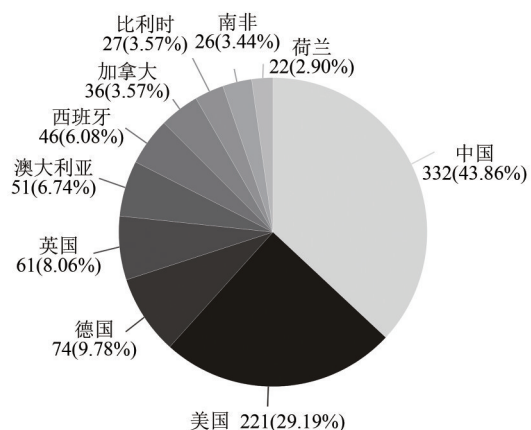


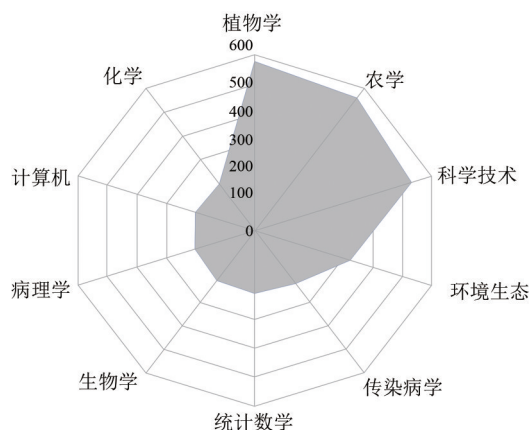
图1 作物病虫害高光谱遥感相关文章发文量统计 (来自 WOS 和 CNKI 统计结果)

Fig.1 Number of published articles by year on hyperspectral remote sensing of crop diseases and insect pests (data source from WOS and CNKI)



(a) 各国发文量统计(排名前十)

(a) Published articles on hyperspectral remote sensing by different countries (TOP 10)



(b) WOS 系统相关论文研究层次统计

(b) Research subjects of articles in WOS data source

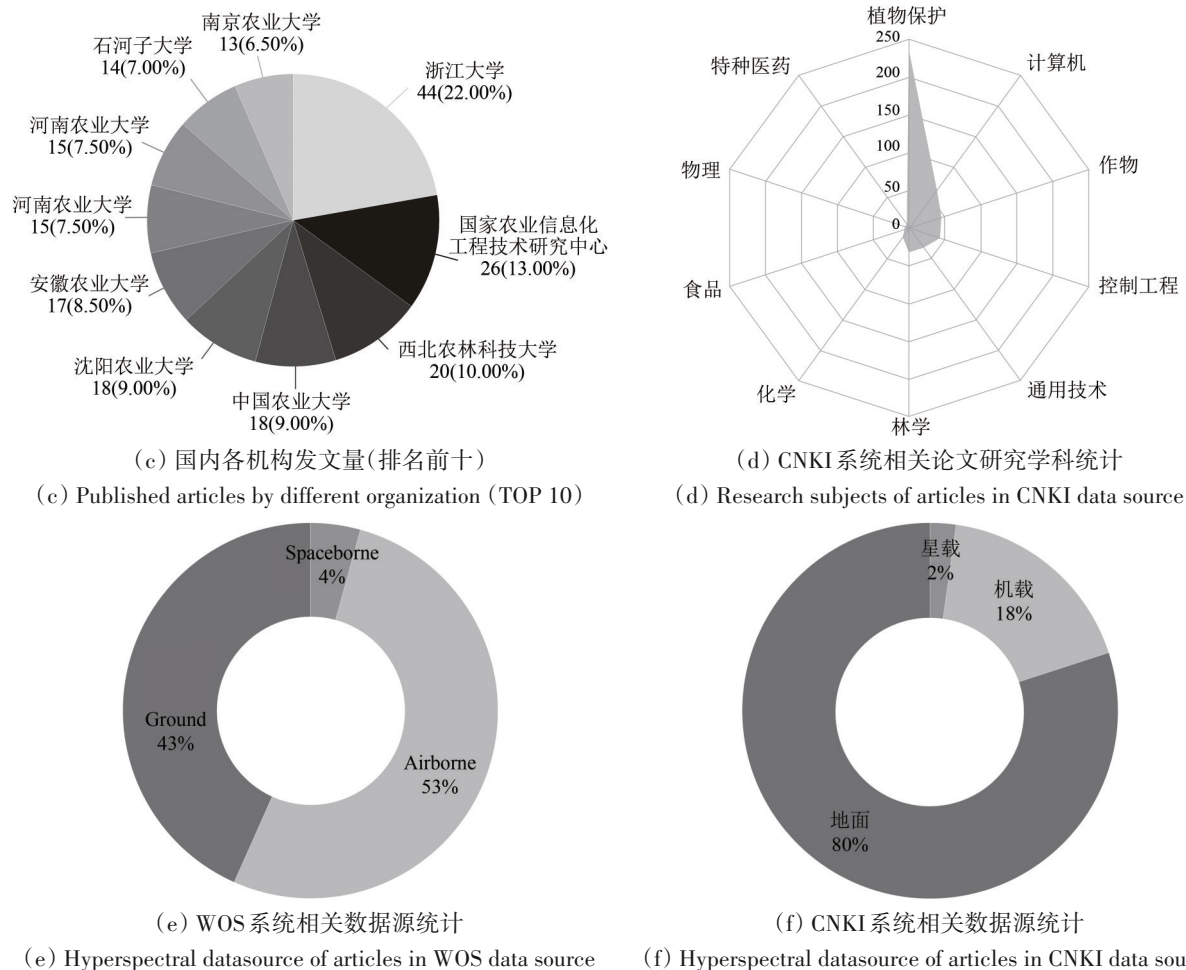


图2 各个国家及国内机构作物病虫害高光谱遥感相关文章发文量及研究学科统计

Fig.2 Number and research subject of published articles on hyperspectral remote sensing of crop diseases and pests from different countries and organizations

综合以上分析, 高光谱遥感技术在星载、机载以及地面平台上的不断发展, 为病虫害监测研究和应用提供了多种模式上的选择, 亦为各级生产单位对作物病虫害的高效精确监测识别提供了契机。在高光谱遥感传感器和平台不断完善的同时, 多数研究以植保及农学理论为基础, 数据处理方法由传统的统计及分类向机器学习、模式识别、人工智能等方向扩展。本文针对高光谱遥感技术的特点, 分别从病虫害胁迫探测、不同病虫害的识别、危害严重度定量分析及早期检测4个方面分析当前主要技术方法及研究进展; 在总结现状的基础上提出所面临的挑战及未来展望。

## 2 作物病虫害高光谱遥感监测机理

近年来, 随着遥感和相关传感器技术的不断发展, 出现了多种可进行非破坏性植物探测的技

术, 为作物病虫害监测和识别提供了有效手段。从可见光—短波红外 VIS—SWIR (Visible—Shortwave Infrared)、荧光和热成像, 到合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 及激光测距雷达 LiDAR (Light Detection and Ranging Equipment) 等技术均得到大力发展 (Baranowski等, 2015; Mahlein等, 2019; Zhang等, 2019a)。高光谱技术作为较晚兴起的遥感技术, 在作物病虫害监测中的应用研究受到了广泛关注 (Polder等, 2019; Susič等, 2018; Xie等, 2017; Zhang等, 2019b; 李玮, 2019; 裴鹏程, 2019; 黄文江等, 2019)。

(1) 高光谱遥感技术。在作物病虫害监测识别的应用中, 高光谱传感器最常见的光谱波段集中在 VIS (400—700 nm) 和 NIR (700—1100 nm) 的光谱范围内 (Bock等, 2010), 亦有使用非成像高光谱数据提供的在 SWIR (1100—2500 nm)

范围内的电磁光谱信息进行相关分析和研究的(Liu等, 2018)。这些传感器的光谱分辨率往往优于10 nm, 甚至可以提供低于1 nm的连续窄波段信息(Mahlein等, 2019)。这些连续的波谱特征不仅适用于病虫害症状的识别和诊断, 也适用于病虫害动态变化过程的监测和分析。

根据数据采集方式的不同, 高光谱遥感主要包括成像和非成像两种类型(Martinelli等, 2015)。其中, 非成像高光谱传感器在没有空间信息的情况下, 通常是测量其探头视域范围内的平均光谱信息(Thomas等, 2018)。在作物病虫害监测中, 地物光谱仪是最常用的非成像高光谱传感器, 多应用于叶片、冠层尺度病虫害光谱特征的变化分析, 涉及的光谱范围通常包括VIS至NIR波段(400—1000 nm), 部分研究中光谱范围可至SWIR(400—2500 nm)。Mahlein等(2013)利用ASD (Analytical Spectral Devices)公司的地物光谱仪测定并分析了甜菜霉斑病、锈病及白粉病患叶片的光谱信息, 构建了相关的病害监测指数。丁文娟(2019)则通过分析ASD光谱仪测定的受赤霉病胁迫的冬小麦麦穗及冠层光谱信息, 实现了小麦赤霉病病情严重度回归拟合及病害程度的分类研究。Afonso等(2017)利用USB4000 spectrometer (400—1000 nm)和另外一台覆盖700—1100 nm的非成像光谱仪, 观测了植物感染柑桔病毒从无症状开始不同阶段的叶片光谱特征。可以确定, 非成像高光谱技术在作物病虫害特征光谱响应分析等多个方向均得到了广泛的应用(Cao等, 2015; Heim等, 2019; Shi等, 2017; 王凡等, 2018; 刘鹏等, 2017; 王一丁, 2016; 张竞成等, 2012)。然而, 非成像高光谱数据在病虫害发生及扩展的空间分析和定位识别方面受到的限制也是不容忽视的。与其相比, 成像高光谱技术可以同时空间和光谱信息上表征作物受害特性, 得到了越来越广泛的应用。

在成像高光谱传感器中, 推扫式和快照式是两种使用最广泛的成像模式。推扫式成像一次扫描捕获与传感器移动方向相垂直的一条线上的所有光谱信息, 然后通过移动传感器, 获取整幅高光谱图像(Thomas等, 2018)。而快照式成像高光谱传感器则是一次成像获取整个高光谱立方体, 大大增加了数据获取的稳定性和时效性, 目前已经成为作物表型及病虫害分析的重要传感器

(Lowe等, 2017)。Yeh等(2013)利用推扫式Headwall Hyperspec TM VNIR系列成像高光谱传感器, 在室内获取草莓炭疽病染病叶片光谱图像并实现病斑识别。同样是利用Headwall Hyperspec VNIR成像高光谱系统, Shi等(2018)实现了田间小麦条锈病的叶部病斑提取。刘良云等(2004)则利用另一款推扫式传感器PHI实现了小麦条锈病病情严重度的监测。李昆鹏(2017)通过UHD 185快照式高光谱传感器实现了田块尺度玉米叶片锈病的有效提取。可见, 不论是何种成像方式, 成像高光谱传感器在作物病虫害监测识别上都得到了较大发展。

除去近地及航空平台高光谱传感器, 星载高光谱传感器近年来也得到了一定程度的发展。Hyperion作为第一台星载民用高光谱成像仪, 为使用者提供了242个波段, 光谱范围覆盖355—2577 nm, 传感器空间分辨率30 m的星载高光谱图像, 在作物病虫害监测上已有应用。如Apan等(2004)就成功通过Hyperion星载高数据实现了区域尺度的甘蔗锈病识别模型构建。此外, 印度IMS-1卫星上的高光谱成像仪, 其光谱范围450—950 nm, 共有64个光谱带, 光谱分辨率为8 nm, 专门用于植被类型测量和资源特征描述; 中国HJ-1A的HSI主要针对环境及其灾害监测, 450—950 nm的光谱范围内共有115个波段亦实现了落地应用(Schaepman等, 2009; 李玉婷, 2016; 白照广, 2018)。相较于非成像高光谱技术在田间冠层以及室内的应用, 成像高光谱技术可实现室内、田间、航空乃至航天等多尺度的应用, 为构建完善的遥感对地观测体系, 实现精确的多尺度作物病虫害监测提供了有力的技术支撑(Al-Saddik等, 2017; Graeff等, 2006; Grisham等, 2010; Huang等, 2012; Li等, 2012; Moshou等, 2011; 裴鹏程, 2019)。

(2) 作物病虫害胁迫的光谱响应。不同于其他地物, 绿色植被对电磁波谱的响应主要是由其生理特征和形态特征决定的。简单而言, 色素的吸收影响着VIS光谱范围的光谱反射率, 细胞结构决定了NIR波段的光谱反射率, 而SWIR范围的光谱特征则主要受到植被水汽吸收的影响(Yuan等, 2014)。一般来说, 由于叶绿素和类胡萝卜素强吸收带的存在, 绿色健康植被在VIS范围内的反射率较低, 同时在蓝光和红光波段内存在两个吸

收谷,而在绿光波段则存在一个强反射峰;在VIS与NIR之间的700—770 nm范围内,植被光谱曲线急剧上升,呈现出近似于直线的形态,该部分的斜率与植被单位面积叶绿素的含量有关;此后在SWIR的1400 nm和1900 nm附近有两个吸收谷,主要由于水分的强烈吸收造成的(图3)。

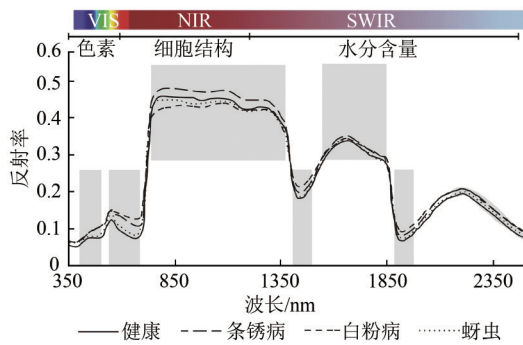


图3 不同病虫害引起的小麦叶片光谱变化(灰色区间为3种不同病虫害的光谱响应敏感波段位置)

Fig. 3 Spectral response of different diseases and pests in wheat (the gray intervals are the sensitive bands of spectral response of three different diseases and pests)

在条形柄锈菌侵染小麦叶片造成小麦条锈病的过程中,菌丝生长在寄主细胞间隙中,用吸器吸取小麦细胞内养料,在叶片上形成隆起的黄色夏孢子堆,到成熟期,发病部位会出现扁平的呈黑褐色的短线条状冬孢子堆(袁琳,2015)。整个过程中,由于叶绿素遭到大量破坏,光合速率明显下降,450 nm和650 nm两处吸收谷范围内的光谱反射率增强;同时由于叶片大量孢子的堆叠,亦增加了NIR波段范围内的反射率;而由于孢子堆突破表叶、麦秆的表皮,大大增加了植株的水分蒸腾,因此在1400 nm和1900 nm附近出现吸收谷反射率增加的现象(图3)。与之不同的是,水稻主要虫害稻纵卷叶螟的幼虫通过虫丝将水稻叶片卷起,在卷叶中啃食叶肉,由于破坏叶片上表皮和叶肉组织导致光合作用不能正常进行,从而影响水稻干物质的积累,最终形成灾害。这一过程中,蓝光以及红光区域吸收减少,反射率上升,而绿光和整个近红外波段的光谱反射率呈现上升趋势(周晓等,2020)。可以发现,不同的作物病虫害由于致病病原体种类、害虫本身食性和取食方式等的不同,其与寄主作物之间的相互作用过程不同,就导致了寄主植被间不同的生理和生物化学变化。这些不同的病虫害症状表征构成了

高光谱技术进行作物病虫害识别监测的基础(Zhang等,2019a)。Yuan等(2014)利用ASD地物光谱仪,分别测定感染小麦条锈病、白粉病以及小麦蚜虫的叶片光谱,通过对比分析不同病虫害的原始光谱及比值光谱(病害光谱/健康光谱)的变化发现,虽然两种病害和一种虫害的主要监测敏感波段相近,相较健康叶片的光谱,在500—690 nm,1390—1520 nm,和1860—2080 nm范围内均出现了反射率增加,但各病虫害的变化方向存在明显不同,在750—1300 nm处,白粉病和蚜虫胁迫叶片的反射率减小,而条锈病的反射率在此范围内增大;此外,不同病虫害的变化程度也有显著差异,白粉病导致了整个光谱区域出现最强的光谱变化,其次是条锈病和蚜虫。通过以上分析,研究明确指出:由于白粉病产生白色蓬松的菌丝,而条锈病在叶片上产生黄色或红紫色的纵向条纹,它们的比率曲线的形状在VIS区域变化很大。相对于两种病害,蚜虫的刺吸对叶子造成的伤害不那么明显,因此在VIS区域的响应相对较弱。以上可以看出,作物病虫害光谱响应与其造成的症状相关。那么,按照病虫害症状,考虑高光谱遥感技术特点,可以将病虫害症状划分成4个主要类别(表1)。其中,由于质体或者液泡内细胞液变化造成的色素变化主要影响可见光范围内光谱反射率以及“红边”位置的变化;而由于细胞壁(膜)等的破坏造成失水而出现的萎蔫等,则主要影响短波红外范围内波谷附近反射率的变化。

此外,就作物病虫害发生发展的动态过程而言,病原菌自身的变化、作物与病原菌、害虫本身及其分泌物等与寄主作物的相互作用过程中可能在不同阶段通过组织颜色(黄化)、叶片形状(啃食)、蒸腾速率(萎蔫)、冠层形态(矮化)和植株密度(枯死、落叶)等不同症状的变化来表征,而这些变化过程也必然反映在一定的反射波谱上。Wahabzada等(2016)利用室内高光谱成像仪获取了VIS和NIR范围内大麦白粉病、网斑病和叶锈病3种典型的叶片高光谱图像,利用概率主题模型对病害的相关光谱响应机制和疾病动态发展过程中的光谱变化进行了详细的分析,比较发现白粉病色素降解的最佳监测波段集中在500—650 nm范围内,而由网斑病引起的黄化的最佳波段集中则在500—580 nm范围内。同时,作者详细给出

3种病害表征的动态发展过程, 分析了对应敏感光谱的变化。例如在白粉病发病初期, 首先发生植株色素降解能力的下降, 此时VIS范围光谱发生变化; 随后, 由于大面积菌丝的附着, 细胞结构变化发生, 此时NIR范围内的光谱会发生变化; 随着病害严重度的持续扩展, 叶片开始有脓包出现,

此时560—700 nm处的光谱成为主要变化范围; 在植株坏死后, 400—450 nm间的光谱成为监测的主要关注点。可见, 在大田或农场等实际种植环境中, 不同病虫害同时发生、同一病虫害在不同时期表现出不同症状且各种症状同时存在等情况的发生均可以通过高光谱遥感技术实现识别监测研究。

表1 不同类型病虫害症状表征及其光谱响应

Table 1 Symptoms and spectral response of different diseases and pests

序号	主要病虫害症状	病虫害	变化的生理生化参数	光谱响应位置	参考文献
1	黄化、红化等	马铃薯Y病毒病/小麦粒线虫等	色素(叶绿素, 叶黄素, 类胡萝卜素等)含量	可见光、近红外波峰位置	Polder等, 2019 Mahlein等, 2019
2	萎蔫	玉米叶螨/小麦蚜虫等	含水量	近红外波峰, 短波红外波峰位置	裴鹏程, 2019 Huang等, 2018
3	脓疱和组织病变	小麦条锈病/白粉病/葡萄霜霉病等	叶片组织结构, 色素含量	绿光, 红边, 短波红外两个波谷位置	Huang等, 2018 刘琦等, 2018
4	枯萎和落叶	番茄黄化曲叶病/稻瘟病等	含水量、色素、冠层结构	绿光及红边位置	Lu等, 2018

以上过程通常被称为作物病虫害发生的光谱响应机制。表1列出由病虫害引起的4类常见作物病虫害的症状表征、主要影响的生理生化参数及其响应光谱位置及范围。

由上表1及以上研究结果可以发现, 同一种病虫害在不同阶段可能引起不同的症状; 同时不同症状的病虫害光谱响应范围存在重叠。那么, 这种情况下, 光谱分辨率越高, 对变化和差异的反应就越敏感。Ma等(2018)利用多时相的Landsat 8多光谱数据, 通过构建宽波段植被指数(病害水胁迫指数、优化土壤调整植被指数、短波红外水胁迫指数和三角植被指数), 分别进行了基于k近邻, 分类回归树以及反向传播神经网络的多时空分析, 并最终确定基于多时空图像的k近邻方法在病害发生发展过程中提供了更多的病害信息, 准确率为84.6%; 而同样对于小麦白粉病的识别, 姚志凤等(2019)则采用包含256个波段的感病叶片的高光谱图像进行分析。通过敏感波段筛选以及偏最小二乘支持向量机分类, 将白粉病的敏感波段有效地确定在560 nm, 680 nm以及758 nm共3个具体的波段位置, 同时, 分类精度达到了94.6%以上。可以发现, 一定条件下, 利用高光谱技术对病虫害发生的光谱响应分析能够具体确定到某一个特定的波谱区间甚至是特定的波段, 这就为不同病虫害及各病虫害所处发生阶段的识别和监测提供了可能。因此, 高光谱遥感技术可以为不同

病虫害或病虫害发生不同时期的识别及监测提供更为有利的基础。

### 3 作物病虫害高光谱遥感监测的主要技术方法

基于高光谱遥感的作物病虫害监测识别是农业遥感领域最为关注的技术之一。归纳其应用方向, 主要集中在: (1) 胁迫与健康作物的分类; (2) 多种病虫害同时发生时的有效识别; (3) 病虫害发生严重度的定量分析; (4) 病虫害发生的早期检测。长期以来, 针对不同作物病虫害的分析需求及应用方向, 形成了各类高光谱遥感数据分析技术体系。

(1) 病虫害胁迫作物与健康作物的高光谱分类。病虫害胁迫作物与健康作物的分类研究, 通常针对的是特定作物的某种特定病害或虫害, 是作物病虫害遥感监测研究最早也是相对简单的研究方向, 属二分类分析。Couture等(2018)利用染病及健康叶片的非成像高光谱数据进行基于原始高光谱全波段数据的偏最小二乘判别分析PLS-DA(Partial Least Squares-Discriminant Analysis), 实现了土豆Y病毒病胁迫植株与健康植株的分类。Moshou等(2004)利用变量筛选和归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index), 构建4个输入数据, 通过包含10个神经元的单隐层以及两个输出的简单多层感知神经网络MLP

(Multi-Layer Perceptron) 实现了基于冠层成像高光谱的田间小麦条锈病胁迫植株的分类, 病害胁迫植株的分类精度更是达到了 99.4%。Bravo 等 (2003) 在获取小麦冠层高光谱图像后, 利用 NDVI 阈值分割出植株叶片, 利用逐步变量筛选确定叶片尺度的 4 个最佳分类波段, 并通过二次判别

分析实现了小麦条锈病的早期分类, 总体分类精度达 92.0%。总结发现: 与多光谱遥感技术不同, 无论是利用非成像还是成像高光谱数据进行病虫害胁迫作物分类的研究, 在各个尺度上均可以从基于全波段数据的分类以及基于特定波段的分类两个方面进行分析。

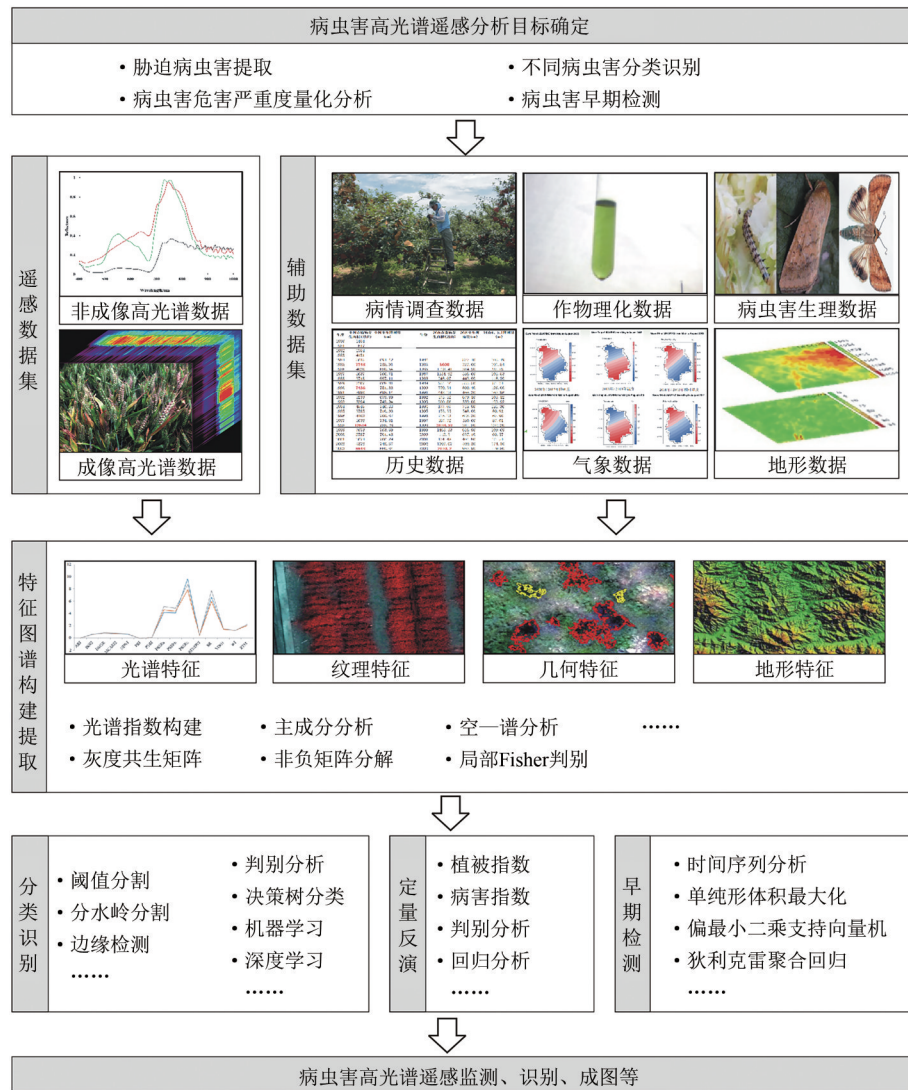


图4 作物病虫害高光谱遥感识别监测技术框架

Fig.4 Technological framework of crop diseases and pests monitoring and identification by hyperspectral remote sensing

一方面, 基于全波段数据的病虫害分类问题, 无论是非成像还是成像高光谱技术, 均已开展了大量研究。目前常用的全波段数据包括原始高光谱数据、一阶/二阶导数数据、频率转换数据、经过小波变换、对数变换等的光谱数据等; 另一方面, 基于高光谱数据特定优选波段的病虫害胁迫作物识别研究可以在连续的波谱范围内, 依据数据分析结果或实际需求, 挑选敏感波段进行病虫害胁迫作物识别。此外, 对于成像高光谱数据的

分析过程可以归纳为: 提取 (或分割) 感兴趣图像; 使用统计及数学相关技术识别可能具有分类能力的光谱区域或具体波段位置; 使用这些空间和光谱区域进行训练以实现最终的分类。

在基于高光谱数据特定波段的病虫害监测研究中, 数据降维是最主要的方法。从以往的研究来看, 主成分分析 PCA (Principal Component Analysis) 主要用于去除原始变量之间的信息冗余, 然后尽可能减少变量维数 (Cheng 等,

2010), 是最为常用的数据降维方法。此外, 连续投影算法 SPA (Successive Projections Algorithm)、蚁群优化法 ACO (Ant Colony)、竞争性自适应加权抽样 CARS (Competitive Adaptive Reweighted Sampling)、遗传算法 GA (Genetic Algorithm) 以及变量排序等方法在高光谱波段选择中得到了应用和验证 (Al-Saddik 等, 2017; Li 等, 2017; Xie 等, 2017; Zhang 等, 2008; 梁琨 等, 2016; 罗霞 等, 2016; 姚志凤 等, 2019)。

在分类过程中, 除去分类参数的选择, 不同的分类算法也会产生不同的分类结果及精度。在 Adam 等 (2017) 利用手持式光谱仪测定的冠层高光谱数据进行玉米叶斑病植株分类的研究中, 对比分析了引导正则化随机森林 GRRF (Guided Regularized Random Forest) 和传统随机森林 RF (Random Forest) 两种分类算法, 在相同训练集及验证集情况下, GRRF 通过 6 个敏感波段实现了总体分类精度为 89.7% 的病害植株分类, 而 RF 的分类精度只达到 81.8%。可以看出, 选择合适的分类算法, 不仅能够降低数据的分析量, 更能够实现更高精度的病害分析。目前, 统计和机器学习相

结合是胁迫作物分类研究中常用的思路 (Lowe 等, 2017)。其中, 阈值分割法是最简单的方法之一 (Shahin 和 Symons, 2011; Singh 等, 2010)。Lu 等 (2018) 通过对黄曲病侵染叶片的原始光谱、一阶导数光谱、吸收光谱以及基于灰度共生矩阵的纹理特征的统计分析, 构建 Youden 指数 (Youden's = 敏感性 + 特异性 - 1) 作为识别番茄黄叶卷曲病的标准, 并利用阈值分割的分类算法实现了感病叶片的检测, 验证集分类精度达到 100%, 同时形成了统计和机器学习相结合的有效思路。此外, 基于传统机器学习的分类识别方法, 如支持向量机 SVM (Support Vector Machine), 最大似然分类器 MLC (Maximum Likelihood Classifier), 神经网络 NN (Neural Network) 的方法均成功应用于胁迫作物分类研究 (Jin 等, 2018; Mirik 等, 2011; Nagasubramanian 等, 2018; 刑晓祺, 2016)。Li 等 (2012) 对高光谱图像的像素应用深度神经网络分类算法, 准确识别小麦叶片镰刀菌疫病区域。表 2 列出病虫害胁迫作物分类提取部分相关研究及涉及到的主要算法。

表 2 病虫害胁迫与健康作物分类算法

Table 2 Classification algorithms of diseases and pests stressed crops and healthy crops

作物	病虫害	算法	分类精度	参考文献
鳄梨	枯萎病	二次判别分析 QDA (Quadratic Discriminant Analysis)、决策树 DT (Decision Tree)	QDA: 94%	Sankaran 等, 2012
			DT: 95%	
	条锈病	ANN、SVM、PLSR	100%	刘琦 等, 2018
小麦	赤霉病	线性判别分析 LDA (Linear Discrimination Analysis)、SVM、BP 神经网络	LDA: 95.68%	梁琨 等, 2016
			SVM: 94.43% BP: 96.87%	
	花叶病	MLC	98.47%—99.07%	Mirik 等, 2011
番茄	晚疫病	光谱角制图 SAM (Spectral Angle Mapper)	—	Zhang 等, 2003
草莓	炭疽病	SVM、逐步判别分析 SDA (Stepwise Discriminant Analysis)	SVM: 100% SDA: 83.3%	Yeh 等, 2013

(2) 不同病虫害的高光谱识别。除去针对单一作物、单一病虫害胁迫植株 (组织、区域) 的分类提取外, 识别同时存在的不同病虫害是高光谱病虫害监测识别研究的重点所在。基于不同病虫害的识别研究相较于胁迫与健康作物的二分类问题, 更为复杂。最早且最为简单的识别方法是光谱信息散度分类 (Chang, 2003)。Qin 等 (2009) 将溃疡性葡萄柚与正常葡萄柚进行比较, 并与表现出其他疾病或损害症状 (油斑、虫害、

黑素酶、结痂和风痕) 的葡萄柚进行比较, 利用光谱信息散度法实现了葡萄柚溃疡病的检查识别, 准确率达到 95.2%。通过总结已有研究发现, 对于非成像高光谱数据的作物病虫害识别多关注各类病虫害对应敏感波长的选择和特定病虫害指数 (SDI) 的构建; 而利用成像高光谱数据进行作物病虫害识别的过程则主要关注各类病原菌及虫害之间的差异性特征图谱构建, 以及最终识别算法的筛选 (Mahlein 等, 2018; Heim 等, 2019;



Kong等, 2014)。

基于高光谱数据的作物病虫害特征图谱构建, 是病虫害识别研究的基本组成部分之一 (Perez-Sanz等, 2017)。依据第2节的讨论可以确定, 不同的病原体或虫害, 作用于不同的作物, 其在不同时期表现出的症状均有不同, 而这些症状不仅仅集中在色素、含水量等的变化上, 其对组织、叶片以及植株甚至是小区结构也存在一定的影响。因此, 病虫害症状表征的特征不仅可以体现在光谱参数上, 还可以包括空间特征、纹理特征等由图像获得的有效空间信息参数。袁琳 (2015) 通过分析小麦叶片尺度的成像高光谱数据确定病害识别敏感波段, 从光谱几何角度形成比值三角植被指数 RTVI (Ratio Triangle Vegetation Index); 此外, 在构建基于光谱相对变化的光谱比率指纹特征的同时, 加入基于图像的几何和纹理特征, 实现了小麦白粉病、条锈病及蚜虫虫害叶片的有效识别, 总体识别精度达到 90.0%。Knauer 等 (2017) 对于葡萄白粉病的识别则通过综合分析基于 LDA 提取的光谱特征和基于积分图像的提取纹理特征, 提出了一种基于 RF 的空—谱特征提取算法, 分类精度达到 99.8%, 与传统的单纯基于光谱的随机森林分类结果相比, 识别精度提高了 10% 以上。通过对光谱特征和空间特征的组合和优化, 提取作物病虫害识别及区分的最佳特征集合, 进而提出一套针对性的分类或机器学习算法是当下研究的重点。

在多数基于成像高光谱的研究中, 将胁迫与健康作物的二分类问题划分为图像分割, 而不同病虫害的识别则是在分割的基础上, 通过特征图谱的构建, 完成的多分类。Abdulridha 等 (2018) 通过室内成像系统分别获取感染枯萎病及缺氮的

牛油果叶片的高光谱图像, 在实现每张图像背景分离后, 通过基于原始光谱以及不同植被指数的 MLP 和 DT 两种分类算法, 实现了牛油果枯萎病及氮素缺乏的胁迫识别, 最高分类精度可达 100%。王建涛等 (2020) 利用卷积神经网络 CNN (Convolution Neural Network) 和高光谱成像技术进行柑橘病害识别的研究中, 首先通过人工勾绘感兴趣区的方法实现了不同病害的光谱分析, 同时将勾绘形成的感兴趣区作为训练图像, 构建了针对柑橘病害叶片的分类模型, 在 450—900 nm 范围内, 输入 81 个波段, 在迭代次数和学习率分别设定为 1000 次和 0.001 时, 模型平均识别率达到 98.75%, 成功实现了感觉溃疡病, 红蜘蛛、煤烟病以及除草剂胁迫叶片的分类识别。可以看出, 不同病虫害的识别并不是一个单纯的分类问题, 其相较于胁迫作物提取的二分类问题要复杂的多。此外, LDA, SVM, 单层感知器 SLP (Single Layer Perceptron)、MLP、概率神经网络 PNN (Probabilistic Neural Network) 等机器学习及其各类延伸算法等针对成像高光谱数据的特有分类方法常被用于基于高光谱的作物病虫害识别分类中 (López-López 等, 2016; Mahlein 等, 2019; 姚志凤等, 2019)。总结已有研究, 深度信念网络 DBN (Deep Belief Network)、循环神经网络 RNN (Recurrent Neural Network)、生成式对抗网络 GAN (Generative Adversarial Network) 以及胶囊网络 CapsNet (Capsule Network) 等经典的深度学习方法均已成功应用于不同作物病虫害的高光谱识别研究中 (贾少鹏等, 2019; 刘闾宇等, 2018; 孙俊等, 2017; 唐贤伦等, 2018; 王聃和柴秀娟, 2019)。近几年, 在考虑数据量问题的研究中, 迁移学习也逐步进入到作物病虫害的识别应用中。

表3 基于作物病虫害识别的高光谱图像分类算法

Table 3 Hyperspectral image classification algorithms based on crop diseases and pests identification

作物	病害	研究尺度	算法	分类精度	参考文献
甜菜	叶斑病、白粉病、锈病	叶片	SAM	叶斑病: 98.90% 白粉病: 97.23% 锈病: 61.70%	Mahlein等, 2012
鳄梨	枯萎病、氮素胁迫	叶片	MLP、DT	枯萎病: 100% 氮素胁迫: 82%	Abdulridha等, 2018
大麦	白粉病、叶锈病、网斑病	叶片	语义分割、概率主题模型	—	Wahabzada等, 2016
番茄	根结线虫病、干旱胁迫	植株	PLSR-DA、PLSR-SVM	均能达到 100%	Susić等, 2018
棉花	棉铃虫、棉蚜虫、红蜘蛛虫害、黄萎病、枯萎病	植株	自适应判别	平均 82.84%	王献锋等, 2018

(3) 病虫害危害严重度高光谱遥感定量分析。在作物病虫害分类和识别的基础上, 其发生程度信息对指导田间精确施药等作业管理具有重要意义。因此, 作物病虫害危害严重度的定量分析尤为重要。基于高光谱及其成像技术的定量分析, 为其提供了可能。总结已有研究, 可以将病虫害严重度的定量分析分为基于回归的连续严重度估计以及基于机器学习分类的离散严重度估计两个大方向。

基于回归的连续严重度估计通常是以确切的病虫害危害严重度量化指标为因变量, 利用基于统计的回归分析进行反演, 实现危害严重度的定量分析。Tekle等(2015)通过PLSR, 利用DON含量实现了燕麦赤霉病危害程度的定量反演; 程帆等(2017)利用随机蛙跳RFrog (Radom Frog)和回归系数法RC (Regression Coefficient)在高光谱数据中提取对于细菌性角斑病胁迫早期过氧化物酶活性敏感的波段, 同样利用PLSR实现了以过氧化物酶为衡量指标的危害程度定量分析。PLSR可以看作是最常用的回归方法 (Kong等, 2014; Susič等, 2018; Tekle等, 2015)。此外, Fisher线性判别分析FLDA (Fisher Linear Discrimination Analysis)、SVM、Logistic回归、多线性回归、Dirichlet聚集回归、Bayes判别分析等都是常用的定量反演模型构建方法 (Cao等, 2015; Huang等, 2012; Mirik等, 2006; Tekle等, 2015)。

在基于机器学习的离散严重度估测的方向上, 通常以病虫害危害等级为因变量, 利用各分类算法实现严重度反演。Mahlein等(2012)利用感染不同病害的甜菜叶片的室内成像高光谱数据, 以显微尺度的病原菌为依据, 通过SAM分类算法实现了甜菜叶斑病、白粉病和锈病的定量识别, 更是将最优精度提高到98.90%。同样是针对甜菜病害, Rumpf等(2010)利用ASD光谱仪测定不同病害感病叶片的非成像光谱, 系统性的对比分析了DT, ANN和SVM等3种方法的病害识别精度。他们发现, 对于不同的病害, 最佳的量化识别算法并不相同。王一丁等(2016)通过定量和定性分析病害烟叶原始、微分光谱特征以及高光谱特征变量与病叶生理生化指标的相关性, 筛选对比

了不同化学计量学建模预处理方法, 构建了PLS-SVM以及PLS-DA的烟草花叶病害严重度判别分析模型。可见, 在基于机器学习分类的离散严重度估计中, 输入变量在从单纯的光谱信息向光谱、图像以及纹理等多元信息发展; 而机器学习分类方法也向着快速, 高效, 精确的方向扩展。

在以上两个方向的作物病虫害危害严重度定量分析中, 自变量可以是全波段或特定区间的光谱, 而更多的是针对特定病虫害的特征图谱。其中, 植被指数(SVI)作为可以反映作物各个生长阶段的光学遥感指标 (Joalland等, 2017; Prabhakar等, 2011), 受到广泛关注。目前已经有150多个SVI发表在各类科学文献中, 其中有很大一部分SVI具有扎实的生物物理学基础并且经过了可靠的系统测试。然而, Devadas等(2009)的研究结果表明, 单一的SVI有一定的能力区分病株(器官、叶片甚至地块尺度)和健康植物, 但不能理想地分离不同的疾病或划分不同的疾病等级。在这种情况下, 研究人员有针对性地分析了疾病特异性数据, 并结合不同波长数据构建特定的病虫害识别指数(SDIs)。因为每种疾病都以一种特定的方式影响寄主植被的光谱特征, 这些SDI比单纯的SVI能够更简便快捷的实现特定病虫害的量化反演分析 (Vanegas等, 2018)。Zhang等(2019c)以冬小麦麦穗的高光谱显微图像为数据源, 利用类间不稳定指数ISI (InStability Index between classes)和SAM分类器相结合的算法提取对赤霉病敏感的4个单波长, 然后通过相关分析确定668 nm和417 nm处最相关的差分光谱指数(DSI)。最后采用穷举搜索法分析各特征参数的权重, 确定并提出了小麦赤霉病病害识别量化指数FCI, 并利用FCI实现了基于图像分割的病害严重度估测。对比其他常用SVI, 研究构建的FCI分类精度达到89.80%, 高出SVI最高分类精度29%。因此, SDI的构建成为作物病虫害危害程度量化分析的重点方向。另一种直接通过模型拟合反演疾病严重度的方法则主要集中在统计分析上。表4给出了作物病虫害危害严重度量化分析常用的光谱及病害指数。

表4 作物病虫害灾害量化分析光谱指数及特定病虫害指数

Table 4 Spectral indices and spectral disease indices of crop diseases and pests quantitative analysis

名称	表达式	定义及描述	胁迫表征	应用病虫害	参考文献
归一化差值植被指数 (NDVI)	$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	用于分析绿色植被, 在各种病虫害胁迫分析中均有应用, 但大多数用于大尺度的分析	所有	绿色植被病虫害分析	Rouse等, 1973; 李卫国等, 2017
改进的叶绿素吸收指数 (TCARI)	$TCARI = 3 \left( (\rho_{700} - \rho_{670}) - 0.2(\rho_{700} - \rho_{550}) \left( \frac{\rho_{700}}{\rho_{670}} \right) \right)$	指示叶绿素相对丰度			Haboudane等, 2004
光化学指数 (PRI)	$PRI = \frac{\rho_{531} - \rho_{570}}{\rho_{531} + \rho_{570}}$	对类胡萝卜素色素 (特别是叶黄素色素) 的变化敏感			Gamon等, 1997
结构不敏感色素指数 (SIPI)	$SIPI = \frac{\rho_{800} - \rho_{445}}{\rho_{800} + \rho_{680}}$	最大限度地提高指数对类胡萝卜素与叶绿素的比例的敏感性	色素	锈病 白粉病 条锈病	Peñuelas等, 1995
红绿比值指数 (RGRI)	$RGRI = \frac{\sum_{i=600}^{699} \rho_i}{\sum_{j=500}^{599} \rho_j}$	叶片产量和胁迫的指标, 用于估计冠层中叶片的发育过程		金黄化病 叶斑病	Gamon和 Surfus, 1999
花青素反射率指数 1 (ARI1)	$ARI1 = \frac{1}{\rho_{550}} - \frac{1}{\rho_{700}}$	对较高浓度的花青素识别敏感			Gitelson等, 2010a
类胡萝卜素反射率指数 1 (CRI1)	$CRI1 = \frac{1}{\rho_{510}} - \frac{1}{\rho_{550}}$	对较高浓度的类胡萝卜素识别敏感			Gitelson等, 2010b
红边 NDVI (RENDVI)	$RENDVI = \frac{\rho_{750} - \rho_{705}}{\rho_{750} + \rho_{705}}$	NDVI的改良, 用红边代替吸收和反射峰, 以提高对冠层叶面含量、空隙率和衰老小变化的敏感性	结构及色素变化	黑星病	Gitelson和 Merzlyak, 1994
水分胁迫指数 (MSI)	$MSI = \frac{\rho_{1599}}{\rho_{819}}$	对叶片含水量变化敏感			Ceccato等, 2001
归一化红外指数 (NDII)	$NDII = \frac{(\rho_{819} - \rho_{1649})}{(\rho_{819} + \rho_{1649})}$	对植被冠层的水分变化敏感	水分	根腐病	Hardisky等, 1983
归一化差值氮素指数 (NDNI)	$NDNI = \frac{\log\left(\frac{1}{\rho_{1510}}\right) - \log\left(\frac{1}{\rho_{1680}}\right)}{\log\left(\frac{1}{\rho_{1510}}\right) + \log\left(\frac{1}{\rho_{1680}}\right)}$	估算植被冠层中氮素的相对含量	氮含量	黄花叶病	Serrano等, 2002
葡萄金黄叶病指数	$SDI = -0.5 * \rho_{1770} + \frac{\rho_{2208} + \rho_{2019}}{\rho_{2208} - \rho_{2019}}$	针对叶片尺度病害识别, 通过特征提取构建	—	葡萄金黄叶病	Al-Saddik等, 2017
柠檬锈病指数	$LMMR = \left( \frac{\rho_{545}}{\rho_{555}} \right)^{\frac{5}{3}} \times \left( \frac{\rho_{1505}}{\rho_{2195}} \right)$	针对叶片尺度, 通过随机森林及特征提取构建	—	柠檬锈病	Heim等, 2019
甜菜叶斑病指数	$CLS = \frac{(\rho_{698} - \rho_{570})}{(\rho_{698} + \rho_{570})} - \rho_{734}$		—	甜菜叶斑病	Mahlein等, 2013
甜菜锈病指数	$SBRI = \frac{(\rho_{570} - \rho_{531})}{(\rho_{570} + \rho_{531})} + 0.5\rho_{704}$	针对叶片尺度, 通过 RELIEF-F 及特征提取构建	—	甜菜锈病	Mahlein等, 2013
甜菜白粉病指数	$PMI = \frac{(\rho_{520} - \rho_{584})}{(\rho_{520} + \rho_{584})} + \rho_{724}$		—	甜菜白粉病	Mahlein等, 2013

(4) 病虫害发生早期高光谱检测。从作物病虫害的防治角度,工作重点在于“预防为主”及“早发现,早防治”。而对于高光谱技术在作物病虫害监测识别上的应用而言,其最终目标是尽可能早的通过对作物最小生理变化的识别确定疾病的发生。Grisham等(2010)对无可视症状的黄叶病感染甘蔗叶片进行了基于高光谱数据的识别分析。研究利用逆转录聚合酶链反应(RT-PCR)检测病害侵染严重度,并通过判别分析确定在无症状表征的情况下,对病害检测的最佳精度可达到73%。虽研究结果的精度有待提高,但有效地说明了高光谱技术在无症状监测上的前景。Delalieux等(2007)通过分析苹果黑星病胁迫叶片及健康叶片在不同时期的光谱特征变化,利用Logistic回归以及PLS-LDA方法实现了敏感波段筛选,并最终确定1375—1750 nm以及2200—2500 nm的光谱范围能够在叶片侵染初期实现病害的识别,而可见光范围的580—660 nm以及685—715 nm可以在侵染3周后实现较高精度的病害叶片识别。Oerke等(2016)则对感染霜霉病的葡萄叶片的光谱时序变化进行了详细研究。他们发现随着接种天数的增加,健康叶片和受感染叶片光谱之间的差异增大,可用于疾病鉴定的光谱数也随之增加。400 nm、1400 nm、1900 nm可用于早期检测;红边波长可用于接种后第8.5天的疾病检测;500—700 nm也可用于接种后第9.5天后的疾病检测。桂江生等(2019)则通过基于高光谱图像的CNN模型,实现了大豆花叶病的早期快速检测。总结可以发现,当下,利用高光谱技术进行作物病虫害早期检测相关成果较少且分析精度相对较低,但其在该方向上的潜在应用能力已得到证实。此外,Moshou等(2005)利用高光谱及荧光成像数据,通过QDA实现了小麦条锈病的早期检测,同时确定其精度达到95.4%,远远高于分别用高光谱及荧光数据的精度。可见,基于高光谱及其他遥感手段(荧光、热红外等)相结合的病虫害无症状早期检测也开始进入视野,并取得了较好的效果。

#### 4 高光谱技术在作物病虫害监测识别上的挑战及展望

通过总结分析当前作物病虫害高光谱遥感监测识别技术及其发展现状,可以发现:虽然在很多方面已经取得了较好的成果,但仍然面临多方

面的挑战,亟待提出快速高效的解决方案,以拓展高光谱技术在作物病虫害监测识别上的应用。

(1) 具有相似症状表征的不同病虫害精确识别依旧是领域内的瓶颈难题。通过前述分析,与其他无损检测方法(RGB成像、多光谱成像、热成像、荧光成像等)相比,高光谱数据具有光谱连续性的特点,使得利用高光谱数据进行相似症状表征的不同病虫害精确识别问题成为可能。众所周知,作物一旦受到病虫害胁迫,首先会引起作物本身保护机制的一系列反应。这一过程会导致次优生长,表现为叶面积指数降低、色素沉着、含水量变化、表面能见度和温度等变量的变化。所有这些变化或多或少地影响了作物(或冠层、叶片)的光谱特征。然而,在许多病虫害的病原菌或产生的毒素与寄主植被相互作用的过程中均可以引起相似的症状,这可能导致“同谱异物”现象的发生。此外,作物光谱特征的变化往往不仅仅是由病虫害胁迫造成的,非生物胁迫(干旱、养分胁迫等)、田间环境(太阳条件、光源、空气湿度等)、目标的观测尺度(树冠、树叶、组织等)、运载平台的选择(卫星、机载、实验室等)等多种因素都可能包含一定程度的误差,这些均给作物病虫害的精确识别带来了挑战。

遥感技术在光谱、时间及空间分辨率3个方向上的不断提高为不同病虫害的识别提供了基础。当前,一方面为了提高光谱信息与不同病虫害的匹配度,同时消除外部环境等的影响,我们将数据空间分辨率提高,从叶片、麦穗等器官尺度的研究到亚细胞结构的研究越来越多;另一方面,由于无人机、无人车等技术的不断发展,在田间尺度不同病虫害识别过程中,可以依据不同病虫害的生物生态学特性,灵活而有针对性的在不同病虫害发病阶段获取数据从而实现进一步的分类识别;此外,光谱及图像特征相结合的分析方法不断提高,使得不同病虫害危害症状的区分成为可能,当下,数据融合精度的进一步提高亦成为病虫害区分能力的关键。综合以上分析,不论哪一个方面的研究,均有大量的数据需要处理分析。因此,从不同尺度,针对不同病虫害构建典型病虫害图谱数据库是一个有效提高数据分析效率的途径,在图谱数据库建立后,类似光谱信息散度等原理简单且运行速率高的方法将得到大力发展,亦能够为病虫害监测识别机理模型的构建提供依

据。此外, 当前深度学习算法在高光谱遥感数据方向的不断深入发展, 图谱库等的建立以及迁移学习等算法的运用, 为具有相似症状表征的不同病虫害精确识别提供了更高的可能性。

(2) 高光谱技术将在病虫害早期检测及防治中发挥关键作用。受国家政策和原有农业发展形势的限制, 遥感技术的主要应用一直停留在科学研究和政府决策支持层面。虽然近年来, 遥感技术在农业保险领域的应用趋于广泛, 但作为生产主体的农户对遥感技术, 特别是其在病虫害监测上的应用知之甚少。而在实际生产过程中, 对于作物病虫害的防治工作仍然采用早期大范围广泛施药, 在作物生长过程中一旦发生特殊病害, 依旧选择大范围施药以预防扩散。然而, 农药和化学试剂的大面积、高剂量使用对环境和人类都有着不容忽视的影响。那么, 定点定量施药以及作物病虫害的早期预警, 特别是基于图像信息的高精度准确的病虫害定位, 在作物病虫害防治工作中尤为重要。当下, 在互联网+农业的大背景下, 许多农业帮扶网站及相关的 APPs 已经形成, 主要通过网络传输田间病虫害发生图像, 进行图像识别从而判定病虫害发生类型并指导施药。这一过程的实现不仅需要大量数据的积累, 且通常在病虫害症状出现后才能进行有效的识别, 并不能从根本上实现早期防治。

目前, 一方面, 高光谱技术因其连续的光谱特征而具备了作物病虫害早期识别的能力, 虽然多数仍处在实验室及科研阶段, 但在农业各项传感器及平台的支撑下, 其已经具备向复杂大田环境及实际应用方向的扩展能力, 且确定的敏感波段能够为后续低成本的监测仪器开发提供依据; 另一方面, VIS-SWIR 光谱系统、荧光和热系统、SAR、LiDAR, 甚至伽马射线、X 射线和紫外线等各类遥感系统在作物病虫害监测识别的相关应用已有先例, 且具备各自独有的特点, 在最大化发挥各系统优势的同时实现协同工作, 能够实现作物病虫害昼夜连续不间断的监测, 特别是高光谱技术与荧光、热红外等技术协同作用, 可利用荧光及热红外技术对于周边环境信息的敏感性, 分析在病虫害对植被本身产生胁迫表征前引起的周边环境变化, 从而实现作物病虫害的早期检测, 这是将作物病虫害早期检测落地的又一途径。此外, 分析当下作物病虫害早期预测的研究模式,

在历史发生数据、长时间序列气象数据以及多光谱遥感生境监测数据相结合的前提下, 突出高光谱遥感病虫害检测识别信息同时加入相关物候分析, 耦合病虫害发展扩散模型等, 形成多源数据与多模型融合实现病虫害早期识别预测的创新模式, 可以为作物病虫害的早期检测预测及科学防治提供决策依据。

(3) 亟需发展“星—空—地”联合应用平台以满足病虫害大尺度高精度监测识别的需求。目前, 基于高光谱技术的作物病虫害监测识别研究主要集中在实验室、温室和田间尺度, 而遥感技术在区域、国家或更大尺度的病虫害分析中的应用主要是基于多光谱数据(机载或卫星图像)。在面对复杂地形和植被环境, 多光谱数据很难实现不同作物以及不同病虫害的识别。高光谱遥感数据因其获取及分析的数据量巨大而受到限制。这种情况下, 如何利用现有技术及资源, 实现高精度的病虫害大尺度监测识别及预测就成为亟待解决的问题。

在当前智慧农业加速发展背景下, 病虫害相关的物联网技术、新型传感技术、星空地高光谱遥感技术等日趋成熟, 初步形成了全方位、立体化、整体式的观测体系, 这就为实现作物生长状况的实时监测提供了可能, 能够及时准确地掌握病虫害发生的第一手资料, 且在一定程度上避免了混合像元的存在, 从而提高病虫害特征图谱构建的准确性。航空及无人机载高光谱平台的发展, 将病虫害的监测识别从田间及实验室尺度扩展到农户甚至是农场及小区域尺度, 能够实现病虫害多发及重点发生区域的灵活监测及调查识别。目前, 地面及航空高光谱遥感的发展及其在作物病虫害监测识别上的研究已初见成效, 落地示范应用也有所收获, 那么, 如果将地面及航空尺度高光谱病虫害分析的成果, 通过尺度转换、数据融合、时空融合等理论及算法的支撑, 转换到区域、国家乃至更大尺度上, 就成为当下研究的主要方向。这种情况下, 星载高光谱传感器的研发及商业化应用就更加不容忽视, 亦是“星—空—地”高光谱遥感一体化协同平台实现的关键所在。目前, 星载高光谱传感器中很少有只针对植被病虫害监测, 亟待发展覆盖作物病虫害监测全谱段的卫星或小卫星传感器(400 nm—2500 nm, 10 nm 分辨率; 3—5 d 重访周期; 空间分辨率优于 5 m);

此外当前商业高光谱卫星将成为此领域的重要补充,形成高光谱载荷运营—病虫害监测预测—植保精准作业全链条的商业技术模式。

## 5 结 语

近年来,特别是在气候变化的影响下,病虫害的大面积发生对全球农业生产造成了巨大的经济损失。目前,针对各类病虫害的抗性基因分析,生化分析和病理分析均已经取得较好积累。在遥感技术及智慧农业大力高速发展的前提下,基于非破坏性技术的作物病虫害监测识别越来越受到重视,高光谱技术的发展及应用尤为突出。本文综述了基于高光谱技术的作物病虫害识别监测机理、主要研究方向及先进技术,并提出了当前面临挑战和未来发展趋势。目前,基于高光谱技术的作物病虫害监测识别技术受到越来越多的关注:在小尺度范围的传感器、可搭载平台及相关分析算法研究已初见成效;卫星有效载荷的研制及大尺度应用需要得到进一步发展和重视。然而,当下科学研究及落地应用之间仍然存在较大差距,要实现作物病虫害高光谱遥感监测的一体化、商业化应用,需要我们有效集成物联网、大数据、人工智能、植保以及气象、物候等多方面的知识,通过有效的数据及模型知识挖掘,实现基于星空地协同高光谱遥感平台的作物病虫害遥感监测预报,这是未来作物病虫害高光谱遥感最具潜力的发展方向。

## 参考文献 (References)

- Abdulridha J, Ampatzidis Y, Ehsani R and de Castro A I. 2018. Evaluating the performance of spectral features and multivariate analysis tools to detect laurel wilt disease and nutritional deficiency in avocado. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155: 203-211 [DOI: 10.1016/j.compag.2018.10.016]
- Adam E, Deng H, Odindi J, Abdel-Rahman E M, Mutanga O. 2017. Detecting the early stage of phaeosphaeria leaf spot infestations in maize crop using in situ hyperspectral data and guided regularized random forest algorithm. *Journal of Spectroscopy*, 2017, 1-8 [DOI:10.1155/2017/6961387]
- Afonso A M, Guerra R, Cavaco A M, Pinto P, Andrade A, Duarte A, Power D M and Marques N T. 2017. Identification of asymptomatic plants infected with *Citrus tristeza* virus from a time series of leaf spectral characteristics. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141: 340-350 [DOI: 10.1016/j.compag.2017.08.001]
- Al-Saddik H, Simon J C and Cointault F. 2017. Development of spectral disease indices for 'Flavescence Dorée' grapevine disease identification. *Sensors*, 17(12): 2772 [DOI: 10.3390/s17122772]
- Apan A, Held A, Phinn S and Markley J. 2004. Detecting sugarcane 'range rust' disease using EO-1 Hyperion hyperspectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(2): 489-498 [DOI: 10.1080/01431160310001618031]
- Bai Z G. 2018. Retrospect and prospect of HJ-1A/B over the past ten years. *Space International*, (9): 4-6 (白照广. 2018. 环境减灾一号 A、B 卫星在轨运行十周年回顾与展望. *国际太空*, (9): 4-6)
- Baranowski P, Jedryczka M, Mazurek W, Babula-Skowronska D, Siedliska A and Kaczmarek J. 2015. Hyperspectral and thermal imaging of oilseed rape (*Brassica napus*) response to fungal species of the genus *Alternaria*. *PLoS One*, 10(3): e0122913 [DOI: 10.1371/journal.pone.0122913]
- Bock C H, Poole G H, Parker P E and Gottwald T R. 2010. Plant disease severity estimated visually, by digital photography and image analysis, and by hyperspectral imaging. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 29(2): 59-107 [DOI: 10.1080/07352681003617285]
- Bravo C, Moshou D, West J, McCartney A and Ramon H. 2003. Early disease detection in wheat fields using spectral reflectance. *Bio-systems Engineering*, 84(2): 137-145 [DOI: 10.1016/S1537-5110(02)00269-6]
- Cao X R, Luo Y, Zhou Y L, Fan J R, Xu X M, West J S, Duan X Y and Cheng D F. 2015. Detection of powdery mildew in two winter wheat plant densities and prediction of grain yield using canopy hyperspectral reflectance. *PLoS One*, 10(3): e0121462 [DOI: 10.1371/journal.pone.0121462]
- Carvajal-Yepes M, Cardwell K, Nelson A, Garrett K A, Giovani B, Saunders D G O, Kamoun S, Legg J P, Verdier V, Lessel J, Neher R A, Day R, Pardey P, Gullino M L, Records A R, Bextine B, Leach J E, Staiger S and Tohme J. 2019. A global surveillance system for crop diseases. *Science*, 364(6447): 1237-1239 [DOI: 10.1126/science.aaw1572]
- Ceccato P, Flasse S P, Tarantola S, Jacquemoud S P and Grégoire J M. 2001. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 77(1): 22-33 [DOI: 10.1016/s0034-4257(01)00191-2]
- Chang C I. 2003. *Hyperspectral measures for spectral characterization*. Springer US
- Cheng F, Zhao Y R, Yu K Q, Lou B G, He Y. 2017. Application of hyperspectra for detecting peroxidase content in cucumber leaves with early disease stress. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 37(06): 1861-1865 (程帆, 赵艳茹, 余克强, 楼兵干, 何勇. 2017. 基于高光谱技术的病害早期胁迫下黄瓜叶片中过氧化物酶活性的研究. *光谱学与光谱分析*, 37(06): 1861-1865) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2017)06-1861-05]
- Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa G A, Feng J and Calvo-Polanco

- M. 2010. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 899-910 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.12.005]
- Couture J J, Singh A, Charkowski A O, Groves R L, Gray S M, Bethke P C and Townsend P A. 2018. Integrating spectroscopy with potato disease management. *Plant Disease*, 102(11): 2233-2240 [DOI: 10.1094/PDIS-01-18-0054-RE]
- Delalieux S, van Aardt J, Keulemans W, Schrevels E and Coppin P. 2007. Detection of biotic stress (*Venturia inaequalis*) in apple trees using hyperspectral data: non-parametric statistical approaches and physiological implications. *European Journal of Agronomy*, 27(1): 130-143 [DOI: 10.1016/j.eja.2007.02.005]
- Devadas R, Lamb D W, Simpfendorfer S and Backhouse D. 2009. Evaluating ten spectral vegetation indices for identifying rust infection in individual wheat leaves. *Precision Agriculture*, 10(6): 459-470 [DOI: 10.1007/s11119-008-9100-2]
- Ding W J. 2019. Hyperspectral remote sensing monitoring of scab of winter wheat based on different scales. *Anhui University* (丁文娟. 2019. 基于不同尺度的冬小麦赤霉病高光谱遥感监测. 安徽大学)
- Fang S B, Han W and Pei Z F. 2020. Desert Locust Swarms impact on the local vegetation along India-Pakistan border and their possible development trends. *Journal of Remote Sensing*, 24(3): 326-332 (房世波, 韩威, 裴志方. 2020. 沙漠蝗群对印巴边境植被的影响及其未来可能发展趋势. 遥感学报, 24(3): 326-332) [DOI: 10.11834/jrs.20200055]
- Gamon J A, Serrano L and Surfus J S. 1997. The photochemical reflectance index: an optical indicator of photosynthetic radiation use efficiency across species, functional types, and nutrient levels. *Oecologia*, 112(4): 492-501 [DOI: 10.1007/s004420050337]
- Gamon J A and Surfus J S. 1999. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer. *New Phytologist*, 143(1): 105-117 [DOI: 10.1046/j.1469-8137.1999.00424.x]
- Ghamisi P, Plaza J, Chen Y S, Li J and Plaza A J. 2017. Advanced spectral classifiers for hyperspectral images: a review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(1): 8-32 [DOI: 10.1109/Mgrs.2016.2616418]
- Gitelson A and Merzlyak M N. 1994. Spectral reflectance changes associated with autumn senescence of *Aesculus hippocastanum* L. and *Acer platanoides* L. Leaves. Spectral features and relation to chlorophyll estimation. *Journal of Plant Physiology*, 143(3): 286-292 [DOI: 10.1016/S0176-1617(11)81633-0]
- Gitelson A A, Merzlyak M N and Chivkunova O B. 2010a. Optical properties and nondestructive estimation of anthocyanin content in plant leaves. *Photochemistry and Photobiology*, 74(1): 38-45 [DOI: 10.1562/0031-8655(2001)0740038opaneo2.0.co2]
- Gitelson A, Zur Y, Chivkunova O B and Merzlyak M N. 2010b. Assessing carotenoid content in plant leaves with reflectance spectroscopy. *Photochemistry and Photobiology*, 75(3): 272-281 [DOI: 10.1562/0031-8655(2002)0750272accipl2.0.co2]
- Graeff S, Link J and Claupein W. 2006. Identification of powdery mildew (*Erysiphe graminis* sp. tritici) and take-all disease (*Gaeumannomyces graminis* sp. tritici) in wheat (*Triticum aestivum* L.) by means of leaf reflectance measurements. *Open Life Sciences*, 1(2): 275-288 [DOI: 10.2478/s11535-006-0020-8]
- Grisham M P, Johnson R M and Zimba P V. 2010. Detecting *Sugarcane yellow leaf virus* infection in asymptomatic leaves with hyperspectral remote sensing and associated leaf pigment changes. *Journal of Virological Methods*, 167(2): 140-145 [DOI: 10.1016/j.jviromet.2010.03.024]
- Gui J S, Wu Z X and Li K. 2019. Hyperspectral imaging for early detection of soybean mosaic disease based on convolutional neural network model. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 45(2): 256-262 (桂江生, 吴子娴, 李凯. 2019. 基于卷积神经网络模型的大豆花叶病初期高光谱检测. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 45(2): 256-262) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9209.2018.05.151]
- Haboudane D, Miller J R, Pattey E, Zarco-Tejada P J and Strachan I B. 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 90(3): 337-352 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.12.013]
- Han X Z. 2003. Study on remote sensing mechanism and methods for East Asian migratory locust hazard monitoring. Institute of Remote Sensing Application Chinese Academy of Sciences (韩秀珍. 2003. 东亚飞蝗灾害的遥感监测机理与方法研究[D]. 中国科学院研究生院(遥感应用研究所))
- Hardisky M A, Klemas V and Smart R M. 1983. The influence of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral radiance of *spartina alterniflora* canopies. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 49(1): 77-83
- Heim R H J, Wright I J, Allen A P, Geedicke I and Oldeland J. 2019. Developing a spectral disease index for myrtle rust (*Austropuccinia psidii*). *Plant Pathology*, 68(4): 738-745 [DOI: 10.1111/ppa.12996]
- Huang L S, Zhao J L, Zhang D Y, Yuan L, Dong Y Y and Zhang J C. 2012. Identifying and mapping stripe rust in winter wheat using multi-temporal airborne hyperspectral images. *International Journal of Agriculture and Biology*, 14(5): 697-704
- Huang W J, Lu J J, Ye H C, Kong W P, Mortimer A H and Shi Y. 2018. Quantitative identification of crop disease and nitrogen-water stress in winter wheat using continuous wavelet analysis. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 11(2): 145-152 [DOI: 10.25165/j.ijabe.20181102.3467]
- 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, 邹明权, 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(2): 1-11 [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.4.201905-SA005]
- Jia S P, Gao H J and Hang X. 2019. Research progress on image recognition technology of crop pests and diseases based on deep learning. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 50(S): 313-317 (贾少鹏, 高红菊, 杭萧. 2019. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展. 农业机械学报, 50(增刊): 313-317) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.048]
- Jin X, Jie L, Wang S, Qi H J and Li S W. 2018. Classifying wheat hyperspectral pixels of healthy heads and *Fusarium* head blight disease using a deep neural network in the wild field. Remote Sensing, 10(3): 395 [DOI: 10.3390/rs10030395]
- Joalland S, Screpanti C, Liebisch F, Varella H V, Gaume A and Walter A. 2017. Comparison of visible imaging, thermography and spectrometry methods to evaluate the effect of *Heterodera schachtii* inoculation on sugar beets. Plant Methods, 13: 73 [DOI: 10.1186/s13007-017-0223-1]
- Knauer U, Matros A, Petrovic T, Zanker T, Scott E S and Seiffert U. 2017. Improved classification accuracy of powdery mildew infection levels of wine grapes by spatial-spectral analysis of hyperspectral images. Plant Methods, 13: 47 [DOI: 10.1186/s13007-017-0198-y]
- Kong W W, Liu F, Zhang C, Bao Y D, Yu J J and He Y. 2014. Fast detection of peroxidase (POD) activity in tomato leaves which infected with *Botrytis cinerea* using hyperspectral imaging. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 118: 498-502 [DOI: 10.1016/j.saa.2013.09.009]
- Li G X, Wang C, Feng M C, Yang W D, Li F Z and Feng R Y. 2017. Hyperspectral prediction of leaf area index of winter wheat in irrigated and rainfed fields. PLoS One, 12(8): e0183338 [DOI: 10.1371/journal.pone.0183338]
- Li Y T. 2016. Immigration Atmospheric Backgrounds and Remoting Sensing Monitoring of *Cnaphalocris medinalis* Guenee in Central Jiangsu. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology (李玉婷. 2016. 苏中稻区稻纵卷叶螟迁入的大气背景和遥感监测. 南京: 南京信息工程大学)
- Li W. 2019. Research progress on application of hyperspectral remote sensing technology in pest and disease monitoring. Modern Agricultural Science and Technology, (14): 126-128 (李玮. 2019. 农业病虫害监测中高光谱遥感技术应用研究进展. 现代农业科技, (14): 126-128)
- Li W G, Huang W J, Dong Y Y, Chen H, Wang J J and Shan J. 2017. Estimation on winter wheat scab based on combination of temperature, humidity and remote sensing vegetation index. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 33(23): 203-210 (李卫国, 黄文江, 董莹莹, 陈华, 王晶晶, 单婕. 2017. 基于温湿度与遥感植被指数的冬小麦赤霉病估测. 农业工程学报, 33(23): 203-210) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.23.026]
- Li X H, Lee W S, Li M Z, Ehsani R, Mishra A R, Yang C H and Mangnan R L. 2012. Spectral difference analysis and airborne imaging classification for citrus greening infected trees. Computers and Electronics in Agriculture, 83: 32-46 [DOI: 10.1016/j.compag.2012.01.010]
- Liang K, Du Y Y, Lu W, Wang C, Xu J H and Shen M X. 2016. Identification of *Fusarium* head blight wheat based on hyperspectral imaging technology. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 47(2): 309-315 (梁琨, 杜莹莹, 卢伟, 王策, 徐剑宏, 沈明霞. 2016. 基于高光谱成像技术的小麦籽粒赤霉病识别. 农业机械学报, 47(2): 309-315) [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.02.041]
- Liu L Y, Huang M Y, Huang W J, Wang J H, Zhao C J, Zheng L F and Tong Q X. 2004. Monitoring stripe rust disease of winter wheat using multi-temporal hyperspectral airborne data. Journal of Remote Sensing, 8(3): 275-281 (刘良云, 黄木易, 黄文江, 王纪华, 赵春江, 郑兰芬, 童庆禧. 2004. 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, 8(3): 275-281) [DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2004.03.013]
- Liu P, Zhang J C, Yang P T, Wang B T and Wu K H. 2017. Analysis on monitoring of wheat stripe rust at multiple stages and optimization of bands for disease detection. Chinese Journal of Biological Control, 33(6): 833-841 (刘鹏, 张竞成, 杨娉婷, 王保通, 吴开华. 2017. 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, 33(6): 833-841) [DOI: 10.16409/j.cnki.2095-039x.2017.06.017]
- Liu Q, Wang C C, Wang R, Gu Y L, Li W and Ma Z H. 2018. Hyperspectral qualitative identification on latent period of wheat stripe rust. Journal of Plant Protection, 45(1): 153-160 (刘琦, 王翠翠, 王睿, 谷医林, 李薇, 马占鸿. 2018. 潜育期小麦条锈菌的高光谱定性识别. 植物保护学报, 45(1): 153-160) [DOI: 10.13802/j.cnki.zwbhxb.2018.2018916]
- Liu T Y, Feng Q and Yang S. 2018. Detecting grape diseases based on Convolutional neural network. Journal of Northeast Agricultural University, 49(3): 73-83 (刘圆宇, 冯全, 杨森. 2018. 基于卷积神经网络的葡萄叶片病害检测方法. 东北农业大学学报, 49(3): 73-83) [DOI: 10.19720/j.cnki.issn.1005-9369.2018.03.009]
- Liu Z Y, Qi J G, Wang N N, Zhu Z R, Luo J, Liu L J, Tang J and Cheng J A. 2018. Hyperspectral discrimination of foliar biotic damages in rice using principal component analysis and probabilistic neural network. Precision Agriculture, 19(6): 973-991 [DOI: 10.1007/s11119-018-9567-4]
- López-López M, Calderón R, González-Dugo V, Zarco-Tejada P and Fereres E. 2016. Early detection and quantification of almond red leaf blotch using high-resolution hyperspectral and thermal imagery. Remote Sensing, 8(4): 276 [DOI: 10.3390/rs8040276]
- Lowe A, Harrison N and French A P. 2017. Hyperspectral image analysis techniques for the detection and classification of the early onset of plant disease and stress. Plant Methods, 13: 80 [DOI: 10.



- 1186/s13007-017-0233-z]
- Lu J Z, Zhou M C, Gao Y W and Jiang H Y. 2018. Using hyperspectral imaging to discriminate yellow leaf curl disease in tomato leaves. *Precision Agriculture*, 19(3): 379-394 [DOI: 10.1007/s11119-017-9524-7]
- Luo X, Hong T S, Luo K, Dai F, Wu W B, Mei H X and Lin L. 2016. Application of wavelet transform and successive projections algorithm in the non-destructive measurement of total acid content of pitaya. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 36(5): 1345-1351 (罗霞, 洪添胜, 罗阔, 代芬, 吴伟斌, 梅慧兰, 林凛. 2016. 小波变换和连续投影算法在火龙果总酸无损检测中的应用. *光谱学与光谱分析*, 36(5): 1345-1351) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2016)05-1345-07]
- Ma H Q, Jing Y S, Huang W J, Shi Y, Dong Y Y, Zhang J C and Liu L Y. 2018. Integrating early growth information to monitor winter wheat powdery mildew using multi-temporal landsat-8 imagery. *Sensors*, 18(10): 3290 [DOI: 10.3390/s18103290]
- Mahlein A K, Alisaac E, Al Masri A, Behmann J, Dehne H W and Oerke E C. 2019. Comparison and combination of thermal, fluorescence, and hyperspectral imaging for monitoring *Fusarium* head blight of wheat on spikelet scale. *Sensors*, 19(10): 2281 [DOI: 10.3390/s19102281]
- Mahlein A K, Kuska M T, Behmann J, Polder G and Walter A. 2018. Hyperspectral sensors and imaging technologies in phytopathology: state of the art. *Annual Review of Phytopathology*, 56(1): 535-558 [DOI: 10.1146/annurev-phyto-080417-050100]
- Mahlein A K, Rumpf T, Welke P, Oerke E C, Plümer L, Steiner U and Oerke E C. 2013. Development of spectral indices for detecting and identifying plant diseases. *Remote Sensing of Environment*, 128: 21-30 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.09.019]
- Mahlein A K, Steiner U, Hillnhütter C, Dehne H W and Oerke E C. 2012. Hyperspectral imaging for small-scale analysis of symptoms caused by different sugar beet diseases. *Plant Methods*, 8: 3 [DOI: 10.1186/1746-4811-8-3]
- Martinelli F, Scalenghe R, Davino S, Panno S, Scuderi G, Ruisi P, Villa P, Stroppiana D, Boschetti M, Goulart L R, Davis C E and Dankar A M. 2015. Advanced methods of plant disease detection. A review. *Agronomy for Sustainable Development*, 35(1): 1-25 [DOI: 10.1007/s13593-014-0246-1]
- Mirik M, Jones D C, Price J A, Workneh F, Ansley R J and Rush C M. 2011. Satellite remote sensing of wheat infected by *Wheat streak mosaic virus*. *Plant Disease*, 95(1): 4-12 [DOI: 10.1094/PDIS-04-10-0256]
- Mirik M, Michels G J, Kassymzhanova-Mirik S, Elliott N C, Catana V, Jones D B and Bowling R. 2006. Using digital image analysis and spectral reflectance data to quantify damage by greenbug (Hemiptera: Aphididae) in winter wheat. *Computers and Electronics in Agriculture*, 51(1/2): 86-98 [DOI: 10.1016/j.compag.2005.11.004]
- 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]
- Moshou D, Bravo C, Oberti R, West J S, Ramon H, Vougioukas S and Bochtis D. 2011. Intelligent multi-sensor system for the detection and treatment of fungal diseases in arable crops. *Biosystems Engineering*, 108(4): 311-321 [DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2011.01.003]
- Moshou D, Bravo C, West J, Wahlen S, McCartney A and Ramon H. 2004. Automatic detection of 'yellow rust' in wheat using reflectance measurements and neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(3): 173-188 [DOI: 10.1016/j.compag.2004.04.003]
- Nagasubramanian K, Jones S, Sarkar S, Singh A K, Singh A and Ganapathysubramanian B. 2018. Hyperspectral band selection using genetic algorithm and support vector machines for early identification of charcoal rot disease in soybean stems. *Plant Methods*, 14: 86 [DOI: 10.1186/s13007-018-0349-9]
- Nie C W, Yuan L, Wang B T, Jin X L, Huang W J, Zhang J C and Yang G J. 2016. Monitoring wheat powdery mildew based on integrated remote sensing and meteorological information. *Acta Phytopathologica Sinica*, 46(2): 285-288 (聂臣巍, 袁琳, 王保通, 金秀良, 黄文江, 张竞成, 杨贵军. 2016. 综合遥感与气象信息的小麦白粉病监测方法. *植物病理学报*, 46(2): 285-288) [DOI: 10.13926/j.cnki.apps.2016.02.018]
- Oerke E C, Herzog K and Toepfer R. 2016. Hyperspectral phenotyping of the reaction of grapevine genotypes to *Plasmopara viticola*. *Journal of Experimental Botany*, 67(18): 5529-5543 [DOI: 10.1093/jxb/erw318]
- Pei P C. 2019. Study on Monitoring of Cotton Aphid Damage Level Based on UAV Hyperspectral Images. Zhengzhou: Henan Agricultural University (裴鹏程. 2019. 利用无人机成像高光谱监测棉蚜为害等级研究. 郑州: 河南农业大学)
- Peñuelas J, Baret F and Filella I. 1995. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll *a* ratio from leaf spectral reflectance. *Photosynthetica*, 31(2): 221-230
- Perez-Sanz F, Navarro P J and Egea-Cortines M. 2017. Plant phenomics: an overview of image acquisition technologies and image data analysis algorithms. *GigaScience*, 6(11): gix092 [DOI: 10.1093/gigascience/gix092]
- Polder G, Blok P M, de Villiers H A C, van der Wolf J M and Kamp J. 2019. Potato virus Y detection in seed potatoes using deep learning on hyperspectral images. *Frontiers in Plant Science*, 10: 209 [DOI: 10.3389/fpls.2019.00209]
- Prabhakar M, Prasad Y G, Thirupathi M, Sreedevi G, Dharajothi B and Venkateswarlu B. 2011. Use of ground based hyperspectral remote sensing for detection of stress in cotton caused by leafhopper (Hemiptera: Cicadellidae). *Computers and Electronics in Agri-*

- culture, 79(2): 189-198 [DOI: 10.1016/j.compag.2011.09.012]
- Qiao H B, Zhou Y L, Bai Y L, Cheng D F and Duan X Y. 2006. The primary research of detecting wheat powdery mildew using in-field and low altitude remote sensing. *Acta Phytophylacica Sinica*, 33(4): 341-344 (乔红波, 周益林, 白由路, 程登发, 段霞瑜. 2006. 地面高光谱和低空遥感监测小麦白粉病初探. *植物保护学报*, 33(4): 341-344) [DOI: 10.3321/j.issn:0577-7518.2006.04.002]
- Qin J W, Burks T F, Ritenour M A and Bonn W G. 2009. Detection of citrus canker using hyperspectral reflectance imaging with spectral information divergence. *Journal of Food Engineering*, 93(2): 183-191 [DOI: 10.1016/j.jfoodeng.2009.01.014]
- Rouse J W, Haas R H, Schell J A and Deering D W. 1973. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS//Proceedings of the Third ERTS Symposium. Washington DC: Nasa Special Publication, 351: 309-317
- Rumpf T, Mahlein A K, Steiner U, Oerke E C, Dehne H W and Plümer L. 2010. Early detection and classification of plant diseases with Support Vector Machines based on hyperspectral reflectance. *Computers and Electronics in Agriculture*, 74(1): 91-99 [DOI: 10.1016/j.compag.2010.06.009]
- Sankaran S, Ehsani R, Inch S A and Ploetz R C. 2012. Evaluation of visible-near infrared reflectance spectra of avocado leaves as a non-destructive sensing tool for detection of laurel wilt. *Plant Disease*, 96(11): 1683-1689 [DOI: 10.1094/Pdis-01-12-0030-Re]
- Schaepman M E, Ustin S L, Plaza A J, Painter T H, Verrelst J and Liang S L. 2009. Earth system science related imaging spectroscopy-An assessment. *Remote Sensing of Environment*, 113(S1): S123-S137 [DOI: 10.1016/J.RSE.2009.03.001]
- Serrano L, Penuelas J and Ustin S L. 2002. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data: decomposing biochemical from structural signals. *Remote Sensing of Environment*, 81(2/3): 355-364 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00011-1]
- Shahin M A and Symons S J. 2011. Detection of *Fusarium* damaged kernels in Canada Western Red Spring wheat using visible/near-infrared hyperspectral imaging and principal component analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1): 107-112 [DOI: 10.1016/j.compag.2010.10.004]
- Shi Y, Huang W J, Luo J H, Huang L S and Zhou X F. 2017. Detection and discrimination of pests and diseases in winter wheat based on spectral indices and kernel discriminant analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141: 171-180 [DOI: 10.1016/j.compag.2017.07.019]
- Shi Y, Huang W J, González-Moreno P, Luke B, Dong Y Y, Zheng Q, Ma H Q and Liu L Y. 2018. Wavelet-based rust spectral feature set (WRSFs): a novel spectral feature set based on continuous wavelet transformation for tracking progressive host-pathogen interaction of yellow rust on wheat. *Remote Sensing*, 10(4): 525 [DOI: 10.3390/rs10040525]
- Singh C B, Jayas D S, Paliwal J, White N D G. 2010. Detection of midge-damaged wheat kernels using short-wave near-infrared hyperspectral and digital colour imaging. *Biosystems Engineering*, 105, 380-387 [DOI:10.1016/j.biosystemseng.2009.12.009]
- Sun J, Tan W J, Mao H P, Wu X H, Chen Y and Wang L. 2017. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33(19): 209-215 (孙俊, 谭文军, 毛罕平, 武小红, 陈勇, 汪龙. 2017. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别. *农业工程学报*, 33(19): 209-215) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.19.027]
- Susič N, Žibrat U, Širca S, Strajnar P, Razinger J, Knapič M, Vončina A, Urek G and Gerič Stare B. 2018. Discrimination between abiotic and biotic drought stress in tomatoes using hyperspectral imaging. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 273: 842-852 [DOI: 10.1016/j.snb.2018.06.121]
- Tang X L, Du Y M, Liu Y W, Li J X and Ma Y W. 2018. Image recognition with conditional deep convolutional generative adversarial networks. *Acta Automatica Sinica*, 44(5): 855-864 (唐贤伦, 杜一铭, 刘雨微, 李佳歆, 马艺玮. 2018. 基于条件深度卷积生成对抗网络的图像识别方法. *自动化学报*, 44(5): 855-864) [DOI: 10.16383/j.aas.2018.c170470]
- Tekle S, Måge I, Segtnan V H and Bjørnstad Å. 2015. Near-infrared hyperspectral imaging of *Fusarium*-damaged oats (*Avena sativa* L.). *Cereal Chemistry*, 92(1): 73-80 [DOI: 10.1094/CCHEM-04-14-0074-R]
- Thomas S, Kuska M T, Bohnenkamp D, Brugger A, Alisaac E, Wahabzada M, Behmann J and Mahlein A K. 2018. Benefits of hyperspectral imaging for plant disease detection and plant protection: a technical perspective. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 125(1): 5-20 [DOI: 10.1007/s41348-017-0124-6]
- Tong Q X, Zhang B and Zhang L F. 2016. Current progress of hyperspectral remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 689-707 (童庆禧, 张兵, 张立福. 2016. 中国高光谱遥感的前沿进展. *遥感学报*, 20(5): 689-707) [DOI: 10.11834/jrs.2016.6264]
- Vanegas F, Bratanov D, Powell K, Weiss J and Gonzalez F. 2018. A novel methodology for improving plant pest surveillance in vineyards and crops using UAV-based hyperspectral and spatial data. *Sensors*, 18(1): 260 [DOI: 10.3390/s18010260]
- Wahabzada M, Mahlein A K, Bauckhage C, Steiner U, Oerke E C and Kersting K. 2016. Plant phenotyping using probabilistic topic models: uncovering the hyperspectral language of plants. *Scientific Reports*, 6: 22482 [DOI: 10.1038/srep22482]
- Wang D and Chai X J. 2019. Application of machine learning in plant diseases recognition. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 40(9): 171-180 (王聃, 柴秀娟. 2019. 机器学习在植物病害识别研究中的应用. *中国农机化学报*, 40(9): 171-180) [DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2019.09.30]

- Wang F, Li Y Y, Peng Y K, Yang B N, Li L and Liu Y C. 2018. Multi-parameter potato quality non-destructive rapid detection by visible/near-infrared spectra. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 38(12): 3736-3742 (王凡, 李永玉, 彭彦昆, 杨炳南, 李龙, 刘亚超. 2018. 马铃薯多品质参数可见/近红外光谱无损快速检测. *光谱学与光谱分析*, 38(12): 3736-3742) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2018)12-3736-07]
- Wang J T, Wu Y L, Liao Y and Chen Y Y. 2020. Hyperspectral classification of Citrus Leaves Based on convolution neural network. *Information Technology and Informatization*, (3): 84-87 (王建涛, 吴叶兰, 廖禺, 陈怡宇. 2020. 基于卷积神经网络的柑橘病叶高光谱分类. *信息技术与信息化*, (3): 84-87) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-9528.2020.03.030]
- Wang X F, Zhang C L, Zhang S W and Zhu Y H. 2018. Forecasting of cotton diseases and pests based on adaptive discriminant deep belief network. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(14): 157-164 (王献锋, 张传雷, 张善文, 朱义海. 2018. 基于自适应判别深度置信网络的棉花病虫害预测. *农业工程学报*, 34(14): 157-164) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.14.020]
- Wang Y D. 2016. Research on hyperspectral characteristics of tobacco mosaic virus disease and discriminant analysis model of disease degree. Henan Agricultural University (王一丁. 2016. 烟草花叶病害高光谱特征及其病害程度判别分析模型的研究. 河南农业大学)
- Xie C Q, Yang C and He Y. 2017. Hyperspectral imaging for classification of healthy and gray mold diseased tomato leaves with different infection severities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 135: 154-162 [DOI: 10.1016/j.compag.2016.12.015]
- Xing X Q. 2016. Research on corn borer detection method based on hyperspectral imaging technology. *Agricultural Electrification And Automation* (邢晓祺. 2016. 基于高光谱成像技术的玉米螟检测方法研究. 沈阳农业大学)
- Yang S L, Yang X B and Mo J Y. 2018. The application of unmanned aircraft systems to plant protection in China. *Precision Agriculture*, 19(2): 278-292 [DOI: 10.1007/s11119-017-9516-7]
- Yao Y J, Qin Q M, Zhang Z L and Li B S. 2008. Research progress of hyperspectral technology applied in agricultural remote sensing. *Transactions of the CSAE*, 24(7): 301-306 (姚云军, 秦其明, 张自力, 李百寿. 2008. 高光谱技术在农业遥感中的应用研究进展. *农业工程学报*, 24(7): 301-306) [DOI: 10.3321/j.issn:1002-6819.2008.07.063]
- Yao Z F, Lei Y and He D J. 2019. Identification of powdery mildew and stripe rust in wheat using hyperspectral imaging. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39(3): 969-976 (姚志凤, 雷雨, 何东健. 2019. 基于高光谱成像的小麦白粉病与条锈病识别. *光谱学与光谱分析*, 39(3): 969-976) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)03-0969-08]
- Yeh Y H F, Chung W C, Liao J Y, Chung C L, Kuo Y F and Lin T T. 2013. A comparison of machine learning methods on hyperspectral plant disease assessments. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(4): 361-365 [DOI: 10.3182/20130327-3-jp-3017.00081]
- Yuan L. 2015. Identification and Differentiation of Wheat Diseases and Insects with Multi-source and Multi-scale Remote Sensing Data. Hangzhou: Zhejiang University (袁琳. 2015. 小麦病虫害多尺度遥感识别和区分方法研究. 杭州: 浙江大学)
- Yuan L, Huang Y B, Loraamm R W, Nie C W, Wang J H and Zhang J C. 2014. Spectral analysis of winter wheat leaves for detection and differentiation of diseases and insects. *Field Crops Research*, 156: 199-207 [DOI: 10.1016/j.fcr.2013.11.012]
- Zhang C Y, Chen W D and Sankaran S. 2019b. High-throughput field phenotyping of Ascochyta blight disease severity in chickpea. *Crop Protection*, 125: 104885 [DOI: 10.1016/j.cropro.2019.104885]
- 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, Yuan L, Wang J H, Luo J H, Du S Z and Huang W J. 2012. Research progress of crop diseases and pests monitoring based on remote sensing. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 28(20): 1-11 (张竞成, 袁琳, 王纪华, 罗菊花, 杜世州, 黄文江. 2012. 作物病虫害遥感监测研究进展. *农业工程学报*, 28(20): 1-11) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.20.001]
- Zhang J K, Rivard B and Rogge D M. 2008. The successive projection algorithm (SPA), an algorithm with a spatial constraint for the automatic search of endmembers in hyperspectral data. *Sensors*, 8(2): 1321-1342 [DOI: 10.3390/s8021321]
- Zhang M H, Qin Z H, Liu X and Ustin S L. 2003. Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 4(4): 295-310 [DOI: 10.1016/s0303-2434(03)00008-4]
- Zhang N, Pan Y C, Feng H K, Zhao X Q, Yang X D, Ding C L and Yang G J. 2019c. Development of *Fusarium* head blight classification index using hyperspectral microscopy images of winter wheat spikelets. *Biosystems Engineering*, 186: 83-99 [DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2019.06.008]
- Zhou X, Bao Y X, Wang L, Du Z Z, Tang Q and Chen C. 2020. Hyperspectral features of rice canopy and SPAD values estimation under the stress of rice leaf folder. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 41(3): 173-186 (周晓, 包云轩, 王琳, 杜正朕, 唐倩, 陈粲. 2020. 稻纵卷叶螟为害水稻的冠层光谱特征及叶绿素含量估算. *中国农业气象*, 41(3): 173-186) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-6362.2020.03.006]

## Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests

ZHANG Ning<sup>1,2,3</sup>, YANG Guijun<sup>1,2,3</sup>, ZHAO Chunjiang<sup>1,2,3</sup>, ZHANG Jincheng<sup>4</sup>, YANG Xiaodong<sup>1,2,3</sup>, PAN Yuchun<sup>2,3,5</sup>, HUANG Wenjiang<sup>6</sup>, XU Bo<sup>1,2,3</sup>, LI Ming<sup>2,3</sup>, ZHU Xicun<sup>7</sup>, LI Zhenhai<sup>1,2,3</sup>

1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture of Ministry of Agriculture, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;
3. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China;
4. College of Life Information Science & Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;
5. Key Laboratory of Agri-informatics, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100097, China;
6. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
7. College of Resources and the Environment, Shandong Agriculture University, Tai'an 271018, China

**Abstract:** The changes in global climate and the accelerated development of trade have continuously expanded the distributions, host ranges, and impacts of crop diseases and pests. They have become one of the most important threatening factors of crop quality, yield, and food safety in the whole process of agricultural production. The monitoring and identification of crop diseases and pests are always based on visual inspection. However, the artificial-based method is time and labor consuming, and the survey results cannot satisfy the requirements of large area and exact analysis. Biological and chemical-related professional bacteria detection method is also costly and unsuitable for promotion in farmers. Remote sensing, which is a typical non-invasive method, provides reliable and precise technical support for real-time and large-scale monitoring of crop diseases and pests in recent decades. Each remote sensing system, such as visible and near-infrared spectral sensors, fluorescence and thermal sensors, and synthetic aperture radar and light detection and ranging system, has its own characteristics and maturity in detecting and monitoring plant diseases and pests. Hyperspectral remote sensing technology can easily, quickly, non-destructively, and accurately assess information of diseases and pests, including type identification, detection, mapping, and severity and loss assessment, because of its continuous narrow waveband characteristics.

The occurrence of crop diseases and pests is a dynamic and complex process. On the one hand, crop diseases and pests are often caused by more than one causal agent, and each has different symptoms. On the other hand, host plant pathogen and pest interaction is a complex dynamic process with changes in various physiological and biochemical parameters. The two main aspects make the application of hyperspectral technology in the monitoring of diseases and pests particularly prominent because it can cover a spectral range of up to 350—2500 nm and can yield a narrow spectral resolution of less than 10 nm. These characteristics are suitable not only for disease differentiation based on slight differences but also for monitoring and analysis of dynamic disease processes. This extra information will provide additional benefits for plant disease detection, especially for detection during the latency period when symptoms are invisible to the human eye.

This review first describes the basic principles of hyperspectral remote sensing and introduces the investigating mechanism of crop diseases and pests. On the basis of bibliometric analysis on the hyperspectral remote sensing-based monitoring of crop diseases and pests and detection literature from WOS and CNKI, four main research directions are summarized: identification of diseases and pest and healthy crops, classification of different diseases and pests, quantitative analysis of severity, and early asymptomatic detection. Then, we review the main development of related technologies and research status in detail. Finally, three major challenges are put forward on the basis of the abovementioned summary on technologies, developments, advantages, and disadvantages of monitoring of crop diseases and pests. This review proves that the establishment of standard spectral library of crop diseases and pests on different scales, the improvement of satellite hyperspectral sensors, and the construction of the integrated monitoring platform will be the key points to applying hyperspectral remote sensing technology.

**Key words:** remote sensing, crop diseases and pests, hyperspectral remote sensing, monitoring and identification, future prospects

**Supported by** National Key Research and Development of China (No. 2017YFE0122500); National Natural Science Foundation of China (No. 31901240)