

基于遥感技术的林业有害生物检测研究进展

颜荣恩¹、武昕宛²、许福^{1*}

(¹ 北京林业大学信息学院 北京 100083; ² 北京林业大学林学院 北京 100083)

摘要: 林业作为我国国民经济的重要支柱, 面临着环境变化和全球贸易带来的挑战, 这些因素加剧了森林对疾病和昆虫等自然干扰的脆弱性。鉴于当前林业有害生物检测研究内容的分散性, 本文在概述林业病虫害的基础上, 系统回顾了2015年至2024年间遥感技术在林业有害生物检测领域的研究进展。传统林业病虫害监测主要依赖于人工实地巡查, 这种方法在时间和人力上的投入巨大, 且在大规模森林区域中易出现监测遗漏和误差。然而, 随着遥感技术的进步和普及, 尤其是无人机和卫星遥感技术的广泛应用, 林业监测与管理正经历一场革命性的变革。遥感技术的应用, 使得林业管理者和研究人员能够利用多光谱、高光谱和热红外数据等多种手段, 全面且及时地掌握森林健康状态。无人机和卫星遥感技术的结合, 不仅显著提升了林业病虫害监测的精确度和效率, 还极大地扩展了监测的空间范围和时间尺度。这些技术的综合运用为决策者和管理者提供了更为全面和科学的数据支持, 有助于制定更加有效的森林健康管理策略, 从而实现宝贵森林资源的保护和可持续利用。本文详细梳理了现有的遥感技术及其在林业有害生物检测中的应用, 包括传统的机器学习方法如支持向量机、随机森林、聚类算法等。同时, 随着人工智能技术的飞速发展, 深度学习模型如卷积神经网络(CNN)、YOLO等算法的引入, 为有害生物检测带来了突破性的进展。展望未来, 本文提出以下建议: 1) 研究应着重于多技术的融合与创新, 推动高分辨率遥感技术与大数据分析相结合, 构建智能化的监测系统, 以提升林业有害生物检测的精确度和实时性。这一方向将有助于实现病虫害的早期发现和快速响应。2) 持续优化深度学习模型, 提高其泛化能力和抗干扰性, 同时开发针对特定病虫害的识别模型, 增强遥感技术在病虫害预警中的作用, 为林业病虫害的精准防治提供技术支撑。3) 推动遥感检测系统的集成化与产业化进程, 实现数据采集、处理、分析、预警和决策支持的一体化, 为林业有害生物管理提供高效、便捷的技术解决方案, 助力我国林业的可持续发展。

关键词: 遥感技术; 林业有害生物; 虫害; 生物检测; 病虫害

Research Progress on Detection of Forest Pests

Based on Remote Sensing Technology

Rongen Yan¹ (reyan2023@bjfu.edu.cn), Xinwan Wu² (wswxw2004@bjfu.edu.cn),

Fu Xu^{1*} (xufu@bjfu.edu.cn)

(¹School of Information Science and Technology, Beijing Forest University;

²College of Forestry, Beijing Forest University)

Abstract: As a crucial pillar of China's national economy, forestry faces challenges from environmental changes and global trade, exacerbating vulnerabilities to natural disturbances like diseases and insects. Given the current scattered nature of research on forestry pest detection, this article, after outlining forestry pests, systematically reviews advancements in remote sensing technology in pest detection from 2015 to 2024. Traditional monitoring heavily relies on labor-intensive field inspections, prone to gaps and errors in large forest areas. However, with advances and widespread adoption of remote sensing, especially through drones and satellite technologies, forestry management is undergoing revolutionary change. Remote sensing enables managers and researchers to comprehensively and timely assess forest health using multispectral, hyperspectral, and thermal infrared data. Integrating drones and satellite remote sensing not only enhances accuracy and efficiency in pest monitoring but

also expands spatial and temporal monitoring scopes significantly. These technologies provide decision-makers with comprehensive and scientific data support, aiding in effective forest health management strategies for sustainable utilization and protection of valuable forest resources. The article details existing remote sensing technologies and their applications in forestry pest detection, including traditional machine learning methods like Support Vector Machines, Random Forests, and clustering algorithms. Additionally, with the rapid advancement of artificial intelligence, deep learning models such as Convolutional Neural Networks (CNNs) and YOLO algorithms have brought breakthrough progress in pest detection. Looking ahead, the article proposes research directions: 1) emphasizing integration and innovation of multiple technologies, combining high-resolution remote sensing with big data analytics to build intelligent monitoring systems for enhanced accuracy and real-time capability in pest detection; 2) continuing to optimize deep learning models to improve generalization and resistance to interference, developing specific models for pest identification to strengthen remote sensing's role in early warning and precise control of pests; 3) promoting the integration and industrialization of remote sensing detection systems to achieve integrated data collection, processing, analysis, early warning, and decision support, providing efficient and convenient technical solutions for forestry pest management and supporting China's sustainable forestry development.

Keywords: remote sensing technology; forestry pests; insects; bio-detection; diseases and insect pests

森林, 被誉为地球的“绿色之肺”, 对于保障人类福祉发挥着至关重要的作用 (De Frenne et al., 2024)。根据联合国粮农组织的数据, 森林覆盖了地球大约 30% 的陆地表面, 承担着关键的碳汇功能, 储存了大约 2500 亿吨的碳, 这对于缓解全球气候变化具有极其重要的意

(Ellison et al., 2024)。在经济方面, 森林每年为全球经济贡献约 1.3 万亿美元的收入, 确保了经济和社会利益的多样化 (Wiegandt et al., 2024)。此外, 森林在保护珍贵土壤方面提供了强有力的支持, 减少了土壤侵蚀, 并在水资源管理中担任着核心角色, 维持着全球淡水供应 (Liu et al., 2021)。森林生态系统还扮演着为野生动植物提供庇护所和调节气候的关键角色, 这些不可或缺的服务共同构筑了生态系统健康与人类持续发展稳固的基石 (姜兴伟, 2024)。

随着时间的推进, 气候变化对森林生态系统的冲击愈发显著 (周明慧等, 2024)。极端气候事件的频发加剧了森林生物多样性的减少, 并与新型病虫害的流行紧密相关 (Sturrock et al., 2011)。这些环境变化不仅改写了森林害虫的生态位, 而且对树木的生长周期、存活率及繁殖能力产生了深远的影响。昆虫, 作为自然界的敏感生物指示器, 其种群动态和行为模式为我们揭示了环境变化的微妙信号 (Chowdhury et al., 2023)。因此, 昆虫的生态指示作用在解析气候变化对森林生态系统影响方面具有极其重要的意义。为了有效应对这些挑战, 保护和恢复森林生态系统的完整性变得尤为紧迫。必须采纳积极措施, 如加强森林健康监测和病虫害管理, 以减缓森林退化的速率并增强其自然恢复能力。通过这些措施的实施, 可以有效地缓解气候变化的负面影响, 并为实现可持续森林管理提供科学依据。

在野外进行样本采集以及对叶片和树干症状的细致观察, 是识别和记录森林害虫及疾病的关键步骤 (关强, 2023)。尽管传统的现场调查仍是量化感染程度的最精确方法, 但当病原体数量增长至流行水平时, 这种方法的执行可能会遭遇后勤保障的难题, 变得既耗时又成本高昂, 尤其是在病害广泛传播的情境下。伴随着人工智能技术的进步, 遥感技术作为一种尖端的科学工具, 为评估生态系统的功能和状态提供了一种迅速且精确的途径 (胡显勇等, 2024)。该技术通过卫星或航空器搭载的传感器, 收集地表反射或辐射的电磁波信息, 实现对生态系统的非侵入式监测。这种手段不仅确保了广泛的覆盖范围, 还能在多个时间尺度上

持续监测，为生态学家和环境管理者提供了前所未有的数据支持。无人机系统以其高空间分辨率的成像能力，配合多种传感器，为我们提供了实时更新的数据（Messaoudi et al., 2023）。此外，无人机系统与广泛应用的卫星遥感技术相辅相成，共同增强了空间监测的效率和效果（Wasehun et al., 2024）。

随着遥感技术和相关计算领域的快速进展，对文献的持续更新需求日益增加。然而，在林业应用中，林业有害生物检测相关知识零散，这促使我们有必要整合现有研究成果。鉴于此，本综述文章旨在填补这一研究空白，综合分析了 2015 至 2024 年间国内外关于林业有害生物检测的研究文献，全面深入地探讨了该领域的最新进展和知识框架。本文起始部分详细阐述了遥感技术的基本原理及其在有害生物检测中的应用，为读者提供了必要的技术背景知识。接着，文章聚焦于林业领域，系统回顾了近年来关于病虫害的学术研究，本文不仅汇总了无人机在林业病虫害监测中的应用情况，还深入探讨了多光谱、高光谱成像以及热红外遥感等遥感技术方法。此外，本文还关注了数据分析和处理技术在有害生物检测中的应用，如机器学习算法和图像识别技术，这些先进技术的应用为林业有害生物的早期发现和精准管理开辟了新的途径。最终，本文提出了多个创新的研究视角，包括多技术融合与智能化监测系统构建、深度学习模型的持续优化与病虫害识别模型的开发以及遥感检测系统的集成化与产业化。通过这些创新视角，本文旨在为未来的研究方向提供指导和启示，推动林业有害生物检测技术的进一步发展。

1 基本概念

1.1 有害生物检测的基本概念

林业有害生物检测的基本概念涵盖了对森林生态系统中有害生物的监测、识别、评估和治理，以保护森林资源和生态平衡。这些有害生物包括昆虫、真菌、细菌、病毒、线虫、植原体以及鼠（兔）类等，它们可能对林木、种苗等林业植物及其产品造成危害（Kautz et al., 2024）。

有害生物检测涉及识别和监测那些可能对生态系统、农业生产或人类健康构成潜在威胁的生物种群。在林业领域，有害生物的检测是保障森林生态安全的关键环节，它能够实现森林病虫害的实时监测、早期预警和有效控制，为制定防治策略提供科学依据（Ye et al., 2022）。目前，针对森林有害生物的检测，既包括传统的基于实地调查的方法，也涵盖了数字化技术的广泛应用。传统上，森林有害生物的检测主要依赖于林间调查，这种方法虽然直接，但成本高昂，且存在时间滞后和主观性较强的问题。

1.2 遥感技术的基本概念

遥感技术是一种通过传感器从远处获取地球表面信息的方法，无需直接接触。它利用不同波段的电磁波，通过卫星或航空器搭载的传感器，对地表进行扫描和监测，以获取关于地球表面的各种物理和生物特征的数据。遥感技术在林业有害生物检测中的应用，为实时、高效、大范围的生态监测提供了可能，是现代林业管理的重要组成部分。

遥感技术在林业有害生物检测中具有显著优势,它能够覆盖广阔的地理区域,实现对大规模森林资源的快速监测,同时提供高时间分辨率的动态数据,有效追踪病虫害的发展趋势(Fassnacht et al., 2024)。此外,与传统的地面调查相比,遥感技术大幅降低了监测成本,提高了信息获取的效率,且作为一种非侵入性方法,其对生态环境的影响极小,确保了监测活动的可持续性。这些优势使得遥感技术成为现代林业管理中不可或缺的工具,为森林健康评估和病虫害防控提供了强有力的技术支撑。

2 国内外学术论文统计

近年来,基于遥感技术的林业有害生物检测取得了显著进展。遥感技术在林业有害生物检测方面的研究重点逐渐转向多种遥感数据的综合应用。本研究综述了2015年至2024年间在期刊和会议上发表的相关文章,探讨了高光谱、无人机、LiDAR等技术在林业有害生物检测中的应用。研究重点集中在多种遥感数据的综合利用上,包括高光谱、无人机、LiDAR等技术的应用。

高光谱技术利用广泛的光谱波段捕捉物体的光谱特征,能够精确识别植被类型、监测植物健康状况以及检测早期的植物疾病和害虫。它的高分辨率和丰富的光谱信息使其在区分细微差别上表现突出。

雷达技术则利用发射的微波信号和接收的反射或回波信号来探测林区内的物体。与天气和光照条件无关,雷达技术在复杂环境下的生物监测中具有独特的优势,尤其适用于密林覆盖较高的地区或夜间监测。

LiDAR技术通过发射激光脉冲并测量其反射时间来精确测量树木的结构参数和地形高度。这使得LiDAR成为分析森林结构、评估森林健康状况以及研究生物多样性的重要工具。其高精度的空间分辨率和三维信息提供了深入理解林地生态系统的能力。

总体来看,这些先进的遥感技术在林业有害生物的早期检测和监测中起到了关键作用,并为精准决策和有效的森林资源管理提供了强大的技术支撑。展望未来,随着技术的持续进步和数据处理方法的优化,这些技术将进一步推动林业保护和可持续发展。在数据处理和分析方面,智能算法如机器学习和深度学习发挥了至关重要的作用。它们能够从大规模遥感数据中提取复杂的空间和光谱特征,实现有害生物的自动识别和分类。这些技术的结合,不仅提升了检测的精度和准确性,还为早期预警和快速响应提供了可能,有助于保护森林生态系统和优化森林资源管理策略。未来,随着数据处理技术的进一步发展和多源数据融合的优化,这些方法将在环境监测和生物多样性保护中发挥更大的作用。

3 有害生物检测的遥感技术

遥感技术作为一种高效、远程的监测手段,已经被广泛应用于森林生态系统的健康管理和有害生物检测中。遥感技术利用卫星、无人机等平台获取的多种影像数据,包括多光谱、高光谱和红外波段,能够捕捉和分析森林覆盖的动态变化及植被的生理状态。通过数据处理和空间分析,遥感技术不仅能实现对森林覆盖变化的实时监测,还能识别和预测森林中可能存在的病害、虫害等有害生物的活动情况。

下表概述了2018年至2022年间多位研究者在遥感技术领域的成果,涵盖了使用无人机、卫星和地面设备配备多光谱、红外、雷达和激光雷达等传感器,探索空间分辨率从高达 ≤ 0.2 米到低至 ≥ 10 米的广泛范围,展示了各种平台和技术在地表监测和资源管理中的应用潜力。

通过阅读大量文献,以下将总结几种主要的遥感技术在林业有害生物检测中的应用及其优势。

表 1 2018 年至 2022 年间多位研究者在遥感技术领域的成果概述
(Kautz et al, 2024)

研究者及年份	平台	传感器类型	空间分辨率
Ackermann 等人 (2018)	无人机	多 (未指定传感器)	≤0.2 米
Latifi 等人 (2018)	卫星	多 (RapidEye)	>1–5 米
Tanase 等人 (2018)	卫星	雷达 (ALOS PALSAR)	≥10 米
Abdullah 等人 (2019a)	卫星	多路、TIR (LandSat 8)	≥10 米
Abdullah 等人 (2019b)	卫星	多色 (RapidEye, Spot 5)	>1–5 米, ≥10 米
Abdullah 等人 (2019c)	卫星	多 (Sentinel 2)	≥10 米
Junttila 等人 (2019)	地球的	激光雷达 (FARO X330、Trimble TX5)	≤0.2 米
Klouček 等人 (2019)	无人机	多 (索尼 Alpha A7、Lumix TZ7)	≤0.2 米
杨 (2019)	卫星	多 (Sentinel 2)	≥10 米
Götz 等人 (2020)	空中	超 (APEX)	>1–5 米
Honkavaara 等人 (2020)	无人机	多、超、RGB (MicaSense Altum、FPI、索尼 A7R)	≤0.2 米
Bárta 等人 (2021)	卫星	多 (Sentinel 2)	≥10 米
Hellwig 等人 (2021)	空中	超级 (HySpex VNIR 1600)	>0.2–1 米
Huo 等人 (2021)	卫星	多路、雷达 (Sentinel 1、2)	≥10 米
Minařík 等人 (2021)	无人机	多 (MicaSense RedEdge-M)	≤0.2 米
Bárta 等人 (2022)	空中	超级 (CASI 1500)	>0.2–1 米
Dalponte 等人 (2022)	卫星	多 (Sentinel 2)	≥10 米
Huo 等人 (2022)	卫星	多 (Sentinel 2、WorldView 3)	>1–5 米, ≥10 米
曼德尔和朗 (2022)	卫星	多 (Sentinel 2)	≥10 米
Safonova 等人 (2022)	无人机	RGB (未指定传感器)	≤0.2 米
扎克热夫斯卡和科佩奇 (2022)	空中	TIR (ImageR 9400)	>0.2–1 米

3.1 无人机系统彩色红外成像技术

彩色红外（CIR）成像技术，作为一种结合可见光和近红外波段的高级成像手段，已在植被监测和环境评估等多个领域得到广泛应用。该技术通过分析近红外（NIR）波段的反射率变化，对监测植被的生长状况和健康水平至关重要。植物叶片在 NIR 波段的反射特性会随其健康状态的改变而变化，尤其在生长季节期间，这种变化尤为明显（Hatfield et al., 2008 年）。基于这些特性，许多植被指数，如归一化差异植被指数（NDVI），就是通过比较 NIR

波段与可见光波段之间的反射率差异来评估植被覆盖度和健康状况的。

为了降低彩色近红外（CIR）图像的获取成本，研究人员通常会对常规的 RGB 相机进行改造，用 NIR 滤光片替换其一种或多种可见光滤光片（Zheng et al., 2018 年）。这种改造不仅大幅降低了成本，还保留了图像的高空间分辨率，使其适用于不同尺度下的植被监测和分析。

在农业和生态学研究，CIR 技术的应用范围更为广泛。例如，在遭受害虫侵害时，植物可能会出现大量落叶和树冠反射特征的变化。利用无人机系统（UAS）捕获的高分辨率 CIR 图像能够精确记录并分析这些变化（Lehmann et al., 2015 年）。研究人员通过识别和量化这些关键特征，可以及时评估植物的健康状况和害虫的影响程度，进而采取有效的管理措施，提升农业生产效率并增强生态系统的稳定性。

综上所述，彩色红外（CIR）技术在高效获取和综合应用方面展现出巨大潜力，不仅在学术研究中有其重要性，而且在农业管理、林业保护和环境监测等实际应用领域中也发挥着越来越关键的作用。随着技术的持续进步和应用领域的扩展，预计 CIR 技术将在未来继续推动环境科学和农业技术的创新发展。

3.2 高光谱遥感成像

高光谱成像技术利用其数百个波段和精细的波长分辨率，覆盖从可见光到近红外（400–1,000 nm）以及短波红外（1,000–2,500 nm）的广泛波长范围，为目标对象提供详细的光谱信息。这种技术对于检测森林中不同阶段的害虫感染具有显著意义。通过捕捉每个像素点的光谱特征，高光谱遥感不仅能够准确地识别受影响的树木，还能在症状显现之前探测到微小的生理变化。

高光谱成像技术能够捕获到受感染植被的生理响应，这些响应可以包括叶片色素含量、叶绿素荧光特性以及植物细胞壁的化学组成等微妙变化（Aburaed et al., 2023）。这些细微的变化往往在肉眼或传统遥感技术无法察觉的情况下就已经发生，因此高光谱遥感成像被认为是森林病虫害早期监测的有力工具（Luo et al., 2023）。

通过深入分析这些高光谱数据，研究人员能够构建出不同疾病或害虫感染状态下的光谱特征库，进而开发出精确的监测和预测模型。这些模型不仅有助于及时实施针对性的管理和控制措施，还能提升森林生态系统的健康管理效率。随着技术的不断进步和应用领域的扩展，高光谱遥感成像在农业、森林学和环境科学等多个领域的应用前景将更加广阔，其影响力也将进一步深化。

3.3 荧光和热红外遥感

荧光 RS 系统主要利用激光诱导荧光（LIF）技术和饱和脉冲荧光计（如 PAM 系列）来测量植物叶片的荧光响应，从而获得关键的荧光指标如 F_v/F_m 、NPQ、 Φ_{PSII} 等，用于病虫害的症状前监测。这些指标能够反映叶绿体光合效率和植物生理状态的变化，有助于早期发现疾病或生物胁迫的迹象。另一方面，热 RS 系统则通过热成像技术检测植物的热发射变化，例如在真菌攻击或生物胁迫时的温度异常，这种方法能够识别出植物组织在不同应激条件下的热敏感性变化。

然而，这些方法也存在一些局限性。例如，荧光 RS 系统对植物的暗适应能力有一定要求，而且荧光信号较弱，容易受自然光干扰影响。热 RS 系统则可能受到环境温度变化和其他外部因素的影响，需要在实际应用中进行准确的校正和控制。

为了提高监测的精度和效率，未来的研究趋势将更多地采用多传感器融合的方法。例如，结合高光谱系统，可以在荧光和热成像技术的基础上，获取更全面和详细的植物反应数据。这种多传感器融合方法有助于绘制出更准确、更全面的植物病虫害地图，为农业生产和生态

系统管理提供重要的决策支持 (Zhang et al., 2019)。

3.4 主动遥感: LiDAR 传感器

LiDAR 技术利用 905 nm 和 1,550 nm 波长系统, 能够提供森林结构的高精度三维信息, 对于早期病虫害如挑战性的木虱监测具有一定的准确率 (62-67%)。然而, 单独使用 LiDAR 数据可能存在监测准确性不高的问题, 特别是对于某些具体病虫害如挑战性的木虱, 其监测准确率仅为 23%。为了提高监测的精确度, 研究表明结合无人机的 LiDAR 和高光谱数据能显著改善结果。

此外, 微波雷达由于其高穿透能力, 在阴雨天气条件下仍可获取有效数据, 因此也适用于森林病虫害的监测。研究强调了数据融合的重要性, 建议将不同源的数据如 LiDAR 或雷达与光学遥感 (如高光谱或热红外数据) 结合使用, 以提高监测精度和可靠性。

未来的研究方向包括升级 LiDAR 系统以获得更精细的森林结构信息, 并探索多波长 LiDAR 系统的应用潜力 (Luo et al., 2023)。这些技术进步有助于更好地应对森林健康监测中的挑战, 为决策者提供更准确的数据支持。

3.5 VIS-SWIR 系统

VIS-NIR 传感器在监测植物病虫害中关键的技术优势包括其能够准确捕捉植物表面的反射率。这些传感器在 400 到 1000 纳米波长范围内工作, 这正好覆盖了植物叶片吸收光能的主要波长区域。通过分析植物在这些波段的光谱反射率, 可以检测到由于病虫害引起的叶片色素变化、细胞结构损伤以及植物叶片整体健康状态的变化。此外, 短波红外 (SWIR) 波段对水分含量的敏感性使得它在植物健康监测中具有独特的优势。植物叶片中水分的变化往往与其健康状态密切相关, 因此 SWIR 波段的使用可以提供对植物水分状态的详细信息, 帮助识别可能的病害迹象。在现代遥感卫星上, 如 Landsat 和 Sentinel 系列, 这些传感器已经得到广泛应用。它们的高空间分辨率和频繁的重复观测周期, 使得可以及时捕捉到植被覆盖下的细微变化, 为农业生产者和生态学家提供了宝贵的信息, 支持决策和管理实践。

因此, VIS-NIR 和 SWIR 传感器的结合应用 (Zhang et al., 2019), 不仅扩展了我们对植物健康的监测能力, 而且在预防和控制病虫害、优化农业管理和环境保护方面具有重要的应用前景。

4 有害生物检测的方法

遥感技术以其独特的优势在获取生态系统数据方面发挥着重要作用, 为病虫害的监测提供了丰富的原始数据。在数据分析阶段, 传统方法往往涉及特征工程, 这要求研究者在建模前凭借经验挑选适宜的转换手段, 并手工提取输入数据的潜在特征 (Kattenborn et al., 2021)。传统的机器学习方法提供了模型的可解释性, 使得研究人员能够理解模型的决策过程。但对于复杂的非线性关系, 传统机器学习模型可能无法有效捕捉, 限制了其在某些场景下的应用。相比之下, 深度学习技术的引入为数据分析处理带来了革新, 极大地提高了病虫害识别与分类的准确度。

4.1 传统机器学习方法监测有害生物

传统的机器学习技术在森林有害生物监测领域得到了广泛应用, 特别是支持向量机 (SVM) 和随机森林等算法。SVM 作为一种监督学习模型, 擅长于分类和回归分析, 其核心在于寻找数据点间的最佳边界, 以实现不同类别的精准区分。而随机森林, 作为一种集成学习方法, 通过构建多个决策树来处理分类或回归问题, 从而提升模型的精确度和鲁棒性。

在 Masazhar 等人 (Masazhar et al., 2017) 的研究中, 为了检测棕榈油的两种疾病, 他们采用了 k-means 聚类与多类 SVM 分类器相结合的方法。研究通过分析叶片的症状来进行疾

病诊断。利用 k-means 聚类技术,从叶片图像中提取了十三种关键特征,进而通过多类 SVM 分类器对这些疾病进行了准确分类。

Kaleem 等人 (Kaleem et al., 2021) 的研究则提出了一种基于图像处理和机器学习 (ML) 的现代化叶片疾病检测方法,该方法采用了 SVM 分类器。他们使用数字相机收集农田中的叶片图像,并对这些图像进行了背景移除、过滤和增强等一系列预处理。接着,通过基于颜色的 k-means 聚类过程对图像进行分割,从而识别出受疾病影响的叶片。在图像分割的基础上,研究人员利用统计灰度共生矩阵 (GLCM) 特征进行特征提取,最终使用 SVM 分类器对图像的纹理和颜色等特征进行分类。

这些研究表明,传统的机器学习技术,如 SVM 和随机森林,在森林有害生物监测领域不仅具有显著的应用价值,而且在实际操作中展现出了高效和准确的特点。通过结合图像处理和机器学习技术,研究人员能够更有效地识别和分类森林中的病虫害,为森林健康管理和保护提供了有力的技术支持。

4.2 卷积神经网络检测有害生物

在空间模式分析领域,卷积神经网络 (CNN) 是一种极为常用的深度学习算法。CNN 的设计宗旨是学习能够表征目标类别或特征的空间特征,例如边缘、角落、纹理以及更抽象的形状 (Kattenborn et al. 2021)。其工作原理涉及对输入数据进行多次和多尺度的空间变换,如通过卷积和池化操作,这有助于识别并融合低层次特征与高层次概念。

Brahimi 等人 (Brahimi et al., 2018) 的研究评估了基于 RGB 图像和多种 CNN 架构的植物病害识别中预训练模型的价值。他们发现,采用深度预训练策略,即对预训练模型的所有层进行反向传播,能够实现最高的准确性。尽管 CNN 在处理遥感数据时能够有效提取图像特征,但它往往未能同时充分利用空间和光谱信息。在这方面,三维卷积神经网络 (3D-CNN) 显示出其独特优势,它能够从原始高光谱数据中全面捕获并利用空间和光谱维度的信息,从而提升病虫害检测的准确性和效率 (Yu et al., 2021)。

Tao 等人 (Tao et al., 2020) 的研究中,应用了两个 CNN 模型——AlexNet 和 GoogLeNet,以及传统的模板匹配方法来预测死亡松树的分布。而 Nesarajan 等人 (Nesarajan et al., 2020) 的研究则表明,SVM 和 CNN 分别以 93.54% 和 93.72% 的准确率被选为最佳和适当的分类器。Singh 等人 (Singh et al., 2021) 专注于开发一个端到端的框架,结合图像处理和深度学习技术,用于检测椰子树的茎流胶病、叶枯病和红棕象甲的害虫感染。他们通过流行的分割算法对手工收集的健康和不健康椰子树图像进行处理,以便轻松定位异常边界。随后,他们设计了一个定制的 CNN 模型,用于训练并预测疾病和害虫感染。

综上所述,深度学习算法,尤其是 CNN 及其变体,在空间模式分析和病虫害检测领域展现出了显著的优势和潜力。通过不断优化和结合不同的技术,研究人员能够更有效地识别和分类森林中的病虫害,为森林健康管理和保护提供强有力的技术支持。

4.3 YOLO 检测有害生物

除了广泛应用的 CNN, YOLO (You Only Look Once) 也是一种在有害生物监测中常见的有效方法。YOLO 能够以每秒 45 帧的速度实时处理叶片图像,其处理速度远超其他对象检测技术。YOLO 的工作原理是在处理图像前将其划分为若干网格单元,然后通过单一神经网络的一次评估,直接预测出边界框和类别概率。

YOLO 由 Joseph Redmon 等人在 2016 年首次提出,其核心创新在于将对象检测任务简化为一个单一的回归问题,从而实现了从图像像素直接映射到边界框坐标和类别概率的过程,省去了传统方法中的多个复杂步骤。YOLO 系列经过多个版本的迭代,包括 YOLOv1、YOLOv2、YOLOv3、YOLOv4 以及 YOLOv5 等,每个版本都在速度、准确性和易用性上进

行了显著提升。

YOLOv1 因其快速的检测速度和相对较高的准确性而受欢迎。YOLOv2 在此基础上引入了锚框和更复杂的网络结构,以提升检测性能。YOLOv3 进一步优化了模型结构,实现了更快的检测速度和更高的准确性。YOLOv4 和 YOLOv5 则在这些基础上继续创新,提供了更快的检测速度和更高的准确性,同时保持了模型的简洁性和易于部署的特点。

在有害生物监测的应用上, Morbekar 等人 (Morbekar et al., 2020) 提出了使用 YOLO 方法来检测植物疾病的方案。王畅等人 (王畅等, 2023) 提出了一种基于深度学习的半监督目标检测方法, 结合标记数据和非标记数据训练 YOLOv5 模型, 以快速自动地识别和定位感染松材线虫病的变色木。Zhang 等人 (Zhang et al., 2024) 为了在广阔视野中快速检测松材线虫病, 利用无人机在不同时间收集的多组病树样本, 通过深度学习训练模型, 增强了模型的泛化能力。他们改进了用于检测松材线虫病的 YOLO v4 网络, 并引入了注意力机制模块来提升神经网络的学习能力。此外, YOLOv5 也被用于监测松材线虫病 (杨蒙达, 2024)。

综上所述, YOLO 系列算法在有害生物监测领域展现了其高效性和实用性, 为森林健康管理和保护提供了强有力的技术支持。

4.4 ShuffleNet 检测有害生物

ShuffleNet 是一种专为移动和边缘设备设计的轻量级卷积神经网络架构, 旨在实现有效的深度学习。该架构由梅赛德斯·奔驰中国研究院和旷视科技的研究团队于 2018 年共同提出。ShuffleNet 的核心设计理念是在保持高性能的同时, 提供参数和计算效率的均衡模型, 尤其适用于计算资源有限的场景。

ShuffleNet 的一个显著特点是它的通道重组策略, 即“shuffle”操作。这一策略在卷积层之后对通道进行重组, 旨在提高网络的效率和表现力。通过深度可分离卷积 (depthwise separable convolutions) 的应用, ShuffleNet 减少了模型的计算复杂度, 同时保留了强大的特征学习能力。

ShuffleNet V2 作为 ShuffleNet 的升级版, 进一步优化了网络结构, 通过引入更有效的通道划分和分组卷积技术, 提升了模型的速度和准确性。ShuffleNet V2 在保持轻量化的同时, 提供了更优的精度和效率平衡, 使其非常适合在资源受限的设备上部署。ShuffleNet 系列模型因其轻量化和高效性, 在图像分类、目标检测等视觉任务中得到了广泛应用, 尤其在需要快速推理的应用场景中表现卓越。

Yang 等人 (Yang et al., 2021) 的研究中, 他们在田间收集了六种常见类别 (炭疽病、霜霉病、叶蝉、螨类、病毒病和健康) 的三种类型的葡萄叶片图像。利用 ShuffleNet V2 构建了检测模型, 并基于 RGBI、MSI、TIRI 和多源数据连接 (MDC) 模型的准确性, 提出了一种多源数据融合 (MDF) 决策方法, 以提高葡萄叶片的检测性能。该方法旨在通过融合 MSI 和 TIRI 数据, 增强葡萄叶片 RGBI 的决策能力。Baguisi 等人 (Baguisi et al., 2024) 研究测试了使用不同训练数据集的 Shufflenet V2 算法来检测黑斑病。

4.5 针对有害生物检测所提的新模型

Yu 等人 (Yu et al., 2024) 提出了一种轻量级的害虫识别模型, 该模型采用了多项创新技术以提升其性能和效率。首先, 他们引入了一个参数化的线性整流函数 (ReLU6), 这一改变有助于避免神经元死亡, 从而提高模型的稳定性。其次, 通过集成改进的混合注意力机制, 模型能够更有效地关注害虫的关键特征。随后, 他们优化了原始模型的网络结构, 以简化架构, 减少计算复杂性。最后, 通过迁移学习技术, 开发了一个名为 SCHNet 的模型, 这进一步提高了模型的识别能力。

Lu 等人 (Liu et al., 2023) 提出了一种改进版的 ShuffleNetV2 模型, 专用于植物疾病识

别。在该模型中, ShuffleNetV2 的基本模块中的深度卷积被混合深度卷积所取代, 以适应不同分辨率的农作物害虫图像。此外, 他们还添加了高效的通道注意力模块, 以增强通道特征的表示能力, 并使用 ReLU6 激活函数替代 ReLU, 以防止梯度过大。

Liu 等人 (Liu et al., 2022) 提出了一种新型深度学习网络 YOLOX-ASSANano, 这是一种基于 YOLOX-Nano 改进的轻量级实时苹果叶片病害检测模型。他们通过设计非对称 ShuffleBlock、CSP-SA 模块和蓝图可分离卷积 (BSConv) 来改进 YOLOX-Nano 的主干, 显著增强了特征提取能力并提高了检测性能。

Jiang 等人 (Jiang et al., 2024) 提出了一种基于改进 YOLOv8 架构的轻量级林业害虫图像识别模型。考虑到野外真实林业害虫图像数据的可获得性有限, 他们采用随机旋转、平移、Mosaic 等数据增强技术对数据集进行扩充和增强。随后, 他们将 YOLOv8 的 neck 模块中的传统 Conv 层替换为轻量级的 GSConv, 并利用 Slim Neck 设计范式进行重构, 在保持模型精度的同时降低了计算成本。此外, 在 YOLOv8 的主干网络中引入 CBAM 注意力机制, 以增强关键信息的特征提取, 从而提高检测精度。

5 研究展望

基于遥感技术的林业有害生物检测有助于实现对森林生态系统健康状况的实时监测和评估。通过利用卫星、无人机等遥感平台收集的高分辨率图像和数据, 研究人员能够从宏观角度监测森林中的病虫害情况, 并及时采取相应的防治措施。目前, 人们对遥感技术的认知主要集中在如何获取和分析遥感数据, 以及如何将这些数据应用于林业有害生物的检测。今后林业有害生物检测应在以下几方面加强。

5.1 多技术融合与智能化监测系统构建

随着科技的不断进步, 林业有害生物的检测与管理正逐渐从传统方法转向更为先进的技术应用。未来的研究应当着重于多技术的融合与创新, 尤其是在高分辨率遥感技术与大数据分析的结合上。通过这种结合, 可以构建出更为智能化的监测系统, 这不仅能够提升检测的精确度, 还能够实现对林业有害生物的实时监控。智能化监测系统的核心在于其能够自动处理和分析大量遥感数据, 通过深度学习算法识别病虫害的特征, 实现早期预警。此外, 系统还应具备自我学习和适应的能力, 随着时间的推移, 通过不断学习新的数据和模式, 提高其检测的准确性和效率。这种系统的应用将极大地提高林业管理者对病虫害的响应速度, 减少因病虫害造成的损失, 同时也为林业的可持续发展提供强有力的技术支撑。

5.2 深度学习模型的持续优化与病虫害识别模型的开发

深度学习作为人工智能领域的一个重要分支, 在林业有害生物检测方面展现出巨大的应用潜力。然而, 现有的深度学习模型仍需进一步优化, 以提高其在复杂环境条件下的泛化能力和抗干扰性。未来的研究应持续优化深度学习模型, 特别是在特征提取和模式识别方面。研究者应开发出针对特定病虫害的识别模型, 这些模型能够适应不同树种和环境条件, 提高遥感技术在病虫害预警中的准确性和可靠性。此外, 研究还应关注模型的计算效率, 确保模型能够在资源受限的条件下高效运行。通过开发专门的识别模型, 可以为林业病虫害的精准防治提供更为精确的技术支撑, 帮助林业管理者做出更为科学的决策。

5.3 遥感检测系统的集成化与产业化

遥感检测技术在林业有害生物管理中的应用前景广阔, 但要实现其广泛应用, 还需推动技术的集成化与产业化进程。未来的研究应聚焦于开发一体化的遥感检测系统, 这个系统应能够集成数据采集、处理、分析、预警和决策支持等多个环节, 形成一个完整的闭环管理流程。集成化系统将简化林业有害生物的管理过程, 通过自动化和智能化技术提高管理效率。

同时，产业化进程将促进技术的标准化和规模化生产，降低成本，使更多的林业管理者和研究者能够负担得起这些先进技术。通过集成化和产业化，遥感检测技术将更加易于获取和使用，为林业有害生物管理提供高效、便捷的技术解决方案。这不仅能够提升林业有害生物管理的整体效率和效果，还能够为我国林业的可持续发展做出重要贡献。

参考文献

- De Frenne P. 2024. Novel light regimes in European forests. *Nature Ecology & Evolution*, 8(2): 196-202.
- Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F. and Hinz, S., 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 173: 24-49.
- Yu, R., Luo, Y., Li, H., Yang, L., Huang, H., Yu, L. and Ren, L., 2021. Three-dimensional convolutional neural network model for early detection of pine wilt disease using UAV-based hyperspectral images. *Remote Sensing*, 13(20): 4065.
- Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F. and Hinz, S., 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 173: 24-49.
- Brahimi M, Arsenovic M, Laraba S, Sladojevic S, Boukhalfa K, Moussaoui A. 2018. Deep learning for plant diseases: detection and saliency map visualisation. *Human and machine learning: Visible, explainable, trustworthy and transparent*. 93-117.
- Tao H.; Li, C.; Zhao, D.; Deng, S.; Jing, W. 2020. Deep learning-based dead pine trees detection from unmanned aerial vehicle images. *Int. J. Remote Sens.* 41, 8238–8255.
- 王瑛.2020.探讨林业有害生物预防和治理.农家参谋,(01):101.
- Ye W, Lao J, Liu Y, Chang CC, Zhang Z, Li H, Zhou H.2022. Pine pest detection using remote sensing satellite images combined with a multi-scale attention-UNet model. *Ecological Informatics*, 72, p.101906.
- Mittal, Mamta, Vedika Gupta, Mohammad Aamash, and Tejas Upadhyay. 2024 .Machine learning for pest detection and infestation prediction: A comprehensive review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, p.e1551.
- Liang D, Liu W, Zhao Y. 2022. Optimal Models for Plant Disease and Pest Detection Using UAV Image. *Nature Environment & Pollution Technology*, 21(4).
- Luo Y, Huang H, Roques A. 2023. Early monitoring of forest wood-boring pests with remote sensing. *Annual Review of Entomology*, 68(1), pp.277-298.
- Aburaed N, Alkhatib MQ, Marshall S, Zabalza J, Al Ahmad H. 2023. A review of spatial enhancement of hyperspectral remote sensing imaging techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, pp.2275-2300.
- Lehmann, Jan Rudolf Karl, Felix Nieberding, Torsten Prinz, and Christian Knoth. 2015. Analysis of Unmanned Aerial System-Based CIR Images in Forestry—A New Perspective to Monitor Pest Infestation Levels. *Forests* 6, no. 3: 594-612.
- Hatfield JL, Gitelson AA, Schepers JS, Walthall CL. 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal*, 100, pp.S-117.
- Zheng H, Cheng T, Li D, Zhou X, Yao X, Tian Y, Cao W, Zhu Y. 2018. Evaluation of RGB, color-infrared and multispectral images acquired from unmanned aerial systems for the estimation of nitrogen accumulation in rice. *Remote Sensing*, 10(6), p.824.
- Zhang J, Huang Y, Pu R, Gonzalez-Moreno P, Yuan L, Wu K, Huang W. 2019. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: A review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 165, p.104943.
- 王畅, 熊汉江, 涂建光, 郑先伟. 2023. 无人机影像的松材线虫病半监督学**检测方法. *武汉大学学报 (信息科学版)*.
- Luo Y, Huang H, Roques A. 2023 .Early monitoring of forest wood-boring pests with remote sensing. *Annual Review of Entomology*, 68(1), pp.277-298.
- Morbekar A, Parihar A, Jadhav R. 2020. Crop disease detection using YOLO. In 2020 international conference for emerging technology (INCET) (pp. 1-5). IEEE.
- **nming W, Hong TS. 2023. Comparative study on Leaf disease identification using Yolo v4 and Yolo v7 algorithm. *AgBioForum*.

- Zhang Z, Han C, Wang X, Li H, Li J, Zeng J, Sun S, Wu W. 2024 Large field-of-view pine wilt disease tree detection based on improved YOLO v4 model with UAV images. *Frontiers in Plant Science*, 15:1381367.
- 杨蒙达. 基于无人机航拍图像的 YOLOv5 松材线虫病监测研究. *Artificial Intelligence and Robotics Research*. 2024 Feb 5;13:1.
- Masazhar AN, Kamal MM. Digital image processing technique for palm oil leaf disease detection using multiclass SVM classifier. In 2017 IEEE 4th International conference on smart instrumentation, measurement and application (ICSIMA) 2017 Nov 28 (pp. 1-6). IEEE.
- Nesarajan D, Kunalan L, Logeswaran M, Kasthuriarachchi S, Lungalage D. 2020. Coconut disease prediction system using image processing and deep learning techniques. In 2020 IEEE 4th International Conference on Image Processing, Applications and Systems (IPAS) (pp. 212-217). IEEE.
- Singh P, Verma A, Alex JS. 2021. Disease and pest infection detection in coconut tree through deep learning techniques. *Computers and electronics in agriculture*. 1;182:105986.
- Kaleem MK. 2021 .A modern approach for detection of leaf diseases using image processing and ML based SVM classifier. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education (TURCOMAT)*. 12(13):3340-7.
- Yang R, Lu X, Huang J, Zhou J, Jiao J, Liu Y, Liu F, Su B, Gu P. 2021.A multi-source data fusion decision-making method for disease and pest detection of grape foliage based on ShuffleNet V2. *Remote Sensing*. 13(24):5102.
- Hao LI, Weigen QI, Lichen ZH. 2022 .Improved ShuffleNet V2 for Lightweight Crop Disease Identification. *Journal of Computer Engineering & Applications*.58(12).
- Yu YN, Xiong CL, Yan JC, Mo YB, Dou SQ, Wu ZH, Yang RF. 2024 .Citrus Pest Identification Model Based on Improved ShuffleNet. *Applied Sciences*.14(11):4437.
- Lu J, Shi R, Tong J, Cheng W, Ma X, Liu X. 2023. Lightweight Method for Plant Disease Identification Using Deep Learning. *Intelligent Automation & Soft Computing*. 37(1).
- Jiang T, Chen S. 2024. A Lightweight Forest Pest Image Recognition Model Based on Improved YOLOv8. *Applied Sciences*. 14(5):1941.
- Liu S, Qiao Y, Li J, Zhang H, Zhang M, Wang M. 2022 .An improved lightweight network for real-time detection of apple leaf diseases in natural scenes. *Agronomy*. 12(10):2363.
- Ellison D, Pokorný J, Wild M. 2024. Even cooler insights: On the power of forests to (water the Earth and) cool the planet. *Global change biology*. Feb;30(2):e17195.
- Wiegandt K. 2024. People Must Know What They Are in For! Solutions, Financing, and the Power of Civil Society. In 3 Degrees More: The Impending Hot Season and How Nature Can Help Us Prevent It Jun 7 (pp. 257-273). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Liu N, Caldwell PV, Dobbs GR, Miniati CF, Bolstad PV, Nelson SA, Sun G. 2021. Forested lands dominate drinking water supply in the conterminous United States. *Environmental Research Letters*. Jul 22;16(8):084008.
- 姜兴伟.2024.林业野生动植物保护与自然保护区管理策略[J].中国林业产业,(05):64-66.
- 周明慧,张婷,李荣平,等.2024.光温水对树木初生生长和次生生长影响的研究进展[J/OL].应用生态学报,1-8.<https://doi.org/10.13287/j.1001-9332.202409.008>.
- Sturrock RN, Frankel SJ, Brown AV, Hennon PE, Kliejunas JT, Lewis KJ, Worrall JJ, Woods AJ. 2011. Climate change and forest diseases. *Plant pathology*. Feb;60(1):133-49.
- 关强.2023. 基于多尺度高光谱的花生叶斑病病害分级检测方法研究[D].沈阳农业大学. DOI:10.27327/d.cnki.gshnu.2023.000028.
- Fassnacht FE, White JC, Wulder MA, Næsset E. 2024. Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions. *Forestry: An International Journal of Forest Research*. Jan;97(1):11-37.
- Baguisi JM, Buenaventura BR, Yumang AN. 2024. The Effect of Data Augmentation and Padding of the Image Dataset on Detection of Black Sigatoka Disease on Banana Leaves Using ShuffleNet V2 CNN Architecture. In 2024 7th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT) Mar 15 (pp. 277-282). IEEE.
- Zhang T, Pan L, Yang Q, Yang G, Han N, Qiao S. 2024. TumorDet: A Breast Tumor Detection Model Based on Transfer Learning and ShuffleNet. *Current Bioinformatics*. Feb 1;19(2):119-28.
- Chowdhury S, Dubey VK, Choudhury S, Das A, Jeengar D, Sujatha B, Kumar A, Kumar N, Semwal A, Kumar V. 2023. Insects as bioindicator: A hidden gem for environmental monitoring. *Frontiers in Environmental Science*. Mar 2;11:1146052.
- 胡显勇.(2024).3S 技术在森林资源规划设计调查中的应用.安徽农学通报(14),53-57.doi:10.16377/j.cnki.issn1007-7731.2024.14.012.
- Messaoudi K, Oubbati OS, Rachedi A, Lakas A, Bendouma T, Chaib N. 2023. A survey of UAV-based data collection: Challenges, solutions and future perspectives. *Journal of network and computer applications*. 216:103670.
- Wasehun ET, Hashemi Beni L, Di Vittorio CA. 2024. UAV and satellite remote sensing for inland water quality assessments: a literature

- review. *Environmental Monitoring and Assessment*. 196(3):277.
- Kautz M, Feurer J, Adler P. 2024. Early detection of bark beetle (*Ips typographus*) infestations by remote sensing—A critical review of recent research. *Forest Ecology and Management*. 556:121595.
- Ackermann J, Adler P, Hoffmann K, Hurling R, John R, Otto L F, Sagischewski H, Seitz R, Straub C, Stürtz M, 2018. Früherkennung von Buchdruckerbefall durch Drohnen. *AFZ Der Wald* 19: 50–53.
- Latifi H, Dahms T, Beudert B, Heurich M, Kübert C, Dech S, 2018. Synthetic RapidEye data used for the detection of area-based spruce tree mortality induced by bark beetles. *ISPRS Remote Sens.* 55 (6): 839–859.
- Tanase M A, Aponte C, Mermoz S, Bouvet A, Le Toan T, Heurich M, 2018. Detection of windthrows and insect outbreaks by L-band SAR: A case study in the Bavarian Forest National Park. *Remote Sens. Environ.* 209: 700–711.
- Abdullah H, Darvishzadeh R, Skidmore A K, Heurich M, 2019a. Sensitivity of Landsat-8 OLI and TIRS data to foliar properties of early stage bark beetle (*Ips typographus*, L.) infestation. *Remote Sens.* 11 (4):398.
- Abdullah H, Skidmore, A K, Darvishzadeh R, Heurich M, 2019b. Timing of red-edge and shortwave infrared reflectance critical for early stress detection induced by bark beetle (*Ips typographus*, L.) attack. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 82:101900.
- Abdullah H, Skidmore A K, Darvishzadeh R, Heurich M, 2019c. Sentinel-2 accurately maps green-attack stage of European spruce bark beetle (*Ips typographus*, L.) compared with Landsat-8. *Remote Sens. Ecol. Conserv.* 5: 87–106.
- Junttila S, Holopainen M, Vastaranta M, Lyytikäinen-Saarenmaa P, Kaartinen H, Hyypä J, Hyypä A, 2019. The potential of dual-wavelength terrestrial lidar in early detection of *Ips typographus* (L.) infestation – leaf water content as a proxy. *Remote Sens. Environ.* 231:111264.
- Klouček T, Komárek J, Surový P, Hrach K, Janata P, Vašíček B, 2019. The use of UAV mounted sensors for precise detection of bark beetle infestation. *Remote Sens.* 11 (13): 1561.
- Yang S, 2019. Detecting bark beetle damage with Sentinel-2 multi-temporal data in Sweden (Master thesis). Lund University, Sweden. 62 (Master thesis).
- Götz L, Psomas A, Bugmann H, 2020. Früherkennung von Buchdruckerbefall dank Fernerkundung: Was ist schon möglich? *Schweiz. Z. Forst.* 171 (1): 36–43.
- Honkavaara E, Näsä R, Oliveira R, Viljanen N, Suomalainen J, Khoramshahi E, Hakala T, Nevalainen O, Markelin L, Vuorinen M, Kankaanhuhta V, Lyytikäinen-Saarenmaa P, Haataja L, 2020. Using multitemporal hyper- and multispectral UAV imaging for detecting bark beetle infestation on Norway spruce. *XLIII-B3-2020 Int. Arch. Photo. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 429–434.
- Bárta V, Lukeš P, Homolová L, 2021. Early detection of bark beetle infestation in Norway spruce forests of Central Europe using Sentinel-2. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 100: 102335.
- Bárta V, Hanuš J, Dobrovolný L, Homolová L, 2022. Comparison of field survey and remote sensing techniques for detection of bark beetle-infested trees. *For. Ecol. Manag.* 506: 119984.
- Hellwig F M, Stelmaszczyk-Górska M A, Dubois C, Wolsza M, Trukenbrodt S C, Sagichewski H, Chmara S, Bannehr L, Lausch A, Schmullius C. 2021. Mapping European spruce bark beetle infestation at its early phase using Gyrocopter-mounted hyperspectral data and field measurements. *Remote Sens.* 13 (22): 4659.
- Huo L, Lindberg E, Fransson J E S, Persson H J, 2022. Comparing spectral differences between healthy and early infested spruce forests caused by bark beetle attacks using satellite images. *IGARSS 2022: 7709–7712.*
- Huo L, Persson H J, Lindberg E, 2021. Early detection of forest stress from European spruce bark beetle attack, and a new vegetation index: normalized difference red & SWIR (NDRS). *Remote Sens. Environ.* 255:112240.
- Minařík R, Langhammer J, Lendzioch T, 2021. Detection of bark beetle disturbance at tree level using UAS multispectral imagery and deep learning. *Remote Sens.* 13 (23): 4768.
- Dalponte M, Solano-Correa Y T, Frizzera L, Gianelle D, 2022. Mapping a European spruce bark beetle outbreak using Sentinel-2 remote sensing data. *Remote Sens.* 14 (13):3135.
- Mandl L, Lang S, 2022. Early detection of bark beetle induced forest stress using Sentinel-2 data. *Proc. Ger. Soc. Photo. Remote Sens. Geoinf.* 303:42–354.
- Safonova A, Hamad Y, Alekhina A, Kaplun D, 2022. Detection of norway spruce trees (*Picea abies*) infested by bark beetle in UAV images using YOLO architectures. *IEEE Access* 10: 10384–10392.
- Zakrzewska A, Kopeć D, 2022. Remote sensing of bark beetle damage in Norway spruce individual tree canopies using thermal infrared and airborne laser scanning data fusion. *Ecosyst.* 9:100068.