

森林自然灾害监测研究进展*

廖丽润¹ 官凤英^{1*} 冯鹏飞¹ 乔若雨¹ 黄伟¹

(1. 国际竹藤中心 北京 100102)

摘要: 森林是重要的自然资源, 监测森林自然灾害, 维持森林生态系统的稳定具有重要意义。本文综述了我国主要森林自然灾害监测研究进展, 讨论了森林火灾和病虫害对森林的影响。我们分析了人工调查与非人工调查(包括卫星遥感和无人机遥感)在灾害监测中的应用, 并详细讨论了各种监测方法的数据来源及其优缺点。本文还介绍了数据分析的方法, 如时间序列分析、空间分析及机器学习技术在灾害监测中的应用。通过系统总结现有研究, 本研究旨在为提高森林灾害预警和管理水平、减少灾害损失以及促进森林可持续发展提供科学依据和技术支持。

关键词: 森林火灾; 森林病虫害; 监测; 数据分析

Research Progress on Forest Natural Disaster Monitoring

LIAO lirun¹ GUAN fengying^{1*} FENG pengfei¹ QIAO ruoyu¹ HUANG wei¹

(1. International Center for Bamboo and Rattan Beijing 100020, China)

Abstract: Forests are vital natural resources, and monitoring forest natural disasters is crucial for maintaining the stability of forest ecosystems. This paper reviews the research progress on monitoring major forest natural disasters in China, discussing the impacts of forest fires and pest infestations on forests. We analyze the application of both manual and non-manual monitoring methods (including satellite remote sensing and drone remote sensing) in disaster monitoring, and discuss in detail the data sources and advantages and disadvantages of various monitoring methods. This paper also introduces data analysis methods, such as time series analysis, spatial analysis, and the application of machine learning techniques in disaster monitoring. By systematically summarizing existing research, this study aims to provide scientific basis and technical support for improving forest disaster warning and management levels, reducing disaster losses, and promoting sustainable forest development.

Keywords: Forest fires; Forest pests; Monitoring; Data analysis

1 引言

我国是森林资源丰富的国家, 根据第九次全国森林资源清查结果显示我国森林面积约 2.20 亿 hm², 占我国土地面积的 22.96%(刘琛等; 董玮等)。森林自然灾害是影响森林的重要因子, 影响着森林生态系统的稳定和平衡(张颖等, 2019), 森林自然灾害种类繁多, 主要包括森林火灾和森林病虫害。森林火灾作为最常见的自然灾害之一, 每年对大面积的森林资源造成毁灭性打击, 不仅减少了生物多样性, 还增加了大气中的温室气体含量。森林病虫害是指对林木造成损害的各种病害和虫害, 这些灾害不仅影响植物的生长和产量, 还可能引发更大范围的生态问题 and 经济损失。因此研究森林自然灾害对森林产生的影响, 对维持森林生态系统的稳定具有重要的意义。

灾害监测是减少森林自然灾害损失、提高灾害应对能力的重要手段。准确及时的灾害监测数据对于灾害预警、风险评估、应急响应和灾后恢复具有重要意义。随着科学技术的进步, 灾害监测方法不断更新和发展, 目前主要采用人工调查和非人工调查相结合的方式。人工调查方法获取的数据具有可靠性高、精确度强的特点, 但在覆盖范围和时效性方面存在一定局限性。非人工调查方法如卫星遥感和无人机遥感技术, 具有监测范围广、时效性强和成本低等优势, 已经广泛应用于灾害监测领域。

在数据获取的基础上, 科学合理的数据分析方法是灾害监测的核心内容。时间序列分析通过对灾害发生前后多时序数据的对比分析, 能够有效识别灾害发生的时间和变化趋势。空间分析利用地理信息系统

(GIS) 技术, 可以直观展示灾害的空间分布特征, 评估灾害对特定区域的影响。随着人工智能技术的发展, 机器学习和深度学习方法在灾害监测中也得到了广泛应用, 通过自动学习和改进算法性能, 实现复杂数据的高效处理和分析。

本文旨在综述森林自然灾害的主要类型、灾害监测的数据来源以及数据分析方法, 探讨不同监测方法的优缺点及其应用场景, 为森林自然灾害监测研究提供科学依据和技术支持。通过系统总结和分析, 期望为提高灾害预警和管理水平, 减灾害带来的损失, 促进森林的可持续发展贡献力量。

2 灾害类型

森林正在面临一系列非生物(极端温度、干旱、火灾、风暴、雪和冰)和生物(如害虫和疾病)压力。Seidl 等人(SEIDL 等, 2017)得出结论认为, 较暖和干燥的气候为火灾、干旱和昆虫提供了有利环境, 而较暖和湿润的条件则促进了病原体的发生。每个国家对森林灾害的定义不尽相同, 但主要包括森林火灾和森林病虫害(张颖 等, 2019)。

森林火灾: 火灾是自然界中最常见的一种干扰类型, 森林火灾是指林火在林地内以人为不可控生物蔓延扩展造成的, 对森林生态系统和人类造成一定程度的危害和损失(陶玉柱 等, 2013)。火灾不仅直接将森林有机物质分解成无机物质、水蒸气和 CO₂, 导致温室气体排放, 还间接改变森林生产力, 影响植被结构和组成、土壤性质以及养分循环过程, 从而影响森林生态系统的碳循环。

病虫害: 森林病虫害指的是森林病害和虫害, 这些病虫害不仅影响植物的生长和产量, 还可能引发更大范围的生态问题和经济损失。病害由各种病原体(如真菌、细菌、病毒、线虫等)引起, 这些病原体侵染林木, 造成其生理机能、细胞核组织的结构以及外部形态上发生局部或整体变化, 导致植物组织发生病变, 影响其正常生长和发育。虫害是由各种有害昆虫对植物的危害, 害虫取食林木单一或多个部位, 导致植物生长受阻, 甚至死亡。

冰雪灾害: 冰雪灾害容易造成林木被压弯、断梢、断干、倒伏和翻斃等现象(孙晓瑞 等, 2017; 赵霞 等, 2008), 严重影响林木的正常生长, 并对林下的光照、土壤、凋落物、真菌和森林动物等生物和非生物因素产生一定影响, 进而影响森林生态系统的正常运行, 不利于林业生产的发展。雨雪冰冻灾害是森林中循环发生的自然干扰(LEMON, 1961), 其发生频率比大型风暴和火灾等自然干扰更高(MELANCON 等, 2011)。根据灾害产生的具体原因, 雨雪冰冻灾害又可以进一步分为两类: 一类是由大雪引起的雪灾, 另一类是由冻雨引起的冰冻灾害(吴可可 等, 2011)。2008 年, 我国南方大部分地区出现了大范围、长时间的持续强降雪冰冻天气, 导致林区大片树木倒伏或拦腰折断, 各省森林资源损失严重(苏志尧 等, 2010)。

3 灾害监测数据来源

3.1 人工调查获取

传统方法主要依赖现场测量, 在作物发生倒伏灾害后, 测量人员使用手持 GPS 和卷尺等工具测量倒伏的面积和位置信息(赵静 等, 2021)。王猛(王猛 等, 2017) 通过模拟风雨条件, 使玉米发生不同程度的倒伏, 使用手持地物光谱仪(ASD 光谱仪)获取未倒伏和倒伏玉米的光谱反射率。传统灾害监测主要依赖样点田间调查, 调查点数量有限造成的局限性, 导致难以精准掌握大范围的灾害情况, 同时进行大范围田间灾情调查需要耗费大量人力物力(齐文栋 等, 2023)。人工调查方式的实施限于地块级别, 为了获取区域规模的信息, 必须将各个地块的数据进行汇总。人工调查获取的数据具有可靠性强、精确度高的特点, 但该方法存在主观影响大、耗时耗力的问题, 在条件较差的区域难以实施。在 Ecke Simon(ECKE 等, 2022)的收集了 99 篇关于森林健康的论文, 作者统计发现在超过 75%的被审查论文中, 地面实地数据采集通常是为了地面真值目的而记录的。

3.2 非人工调查获取

在人工调查中, 如果遇到崎岖地形、危险天气或人难以到达的地区, 开展人工调查会非常艰难, 此时

需要采用非人工调查的方式来获取数据。遥感通过基于传感器数据的光谱或结构特征,以定量、客观和重复的方式在多个空间尺度上获取森林信息(LAUSCH 等, 2017)。

3.2.1 卫星数据 卫星遥感技术具有监测范围广、时效性强、监测结果客观等特点,可以快速对大范围受灾区域进行科学监测评估(陈仲新 等, 2016; 闫峰 等, 2006)。遥感技术凭借其大面积同步观测、获取信息速度快、周期短等优势,已成为雪灾破坏监测的重要手段之一(王明玉 等; 吴炳方 等; 徐新良 等, 2009; 梁益同 等, 2009; 沈斌 等, 2011; CHEN 等, 2010)。赵文哲(赵哲文, 2019)利用陕甘宁三省(区)的MODIS 分类产品,选用不同时相的NDVI 遥感影像数据,结合陕甘宁主要作物样点的发育期,对栅格影像像元进行综合判断,获取了陕甘宁三省(区)春夏玉米的可能种植像元,为后续的玉米冷害风险评估、冷害监测和损失评估确定范围。

3.2.2 无人机数据 无人机(UAV),也称为无人驾驶飞行器系统(UAS),是一种在没有载人驾驶员的情况下运行的飞行器,可以通过地面站远程控制(TRENESKA 等, 2021; CAZZATO 等, 2020),被越来越多地用作各种林业应用遥感(RS)工具(DAINELLI 等, 2021; SEIFERT 等, 2019)。传统的灾害监测方法主要依赖于地面人员巡逻和卫星遥感,但这些方法存在响应时间长、覆盖范围有限和成本高等问题,无人机(UAV)技术的快速发展为灾害监测提供了一种新颖而高效的手段(SALEH 等, 2024)。利用无人机获取的数据具有较高的空间分辨率和实时性。

赵静(赵静 等, 2021)赵静利用无人机获取的多光谱影像,提取影像的多光谱植被指数、反射率和纹理等62个特征,通过ReliefF、SVM-RFE及Lasso特征筛选方法,对特征进行筛选建立特征子集,并通过NB、KNN、DT、SVM和ANN监督分类模型对不同特征组成的子集进行分类及验证,通过对比分类精度选出最优特征与监督分类模型组合,将最优模型用于验证区域玉米倒伏信息提取,结果表明,K最近邻模型结合SVM-RFE特征筛选方法的分类精度最高,达到93.49%,Kappa系数为0.90,说明分类模型普适性较强。无人机已成为减轻和管理自然灾害的高效工具,包括森林火灾。无人机高空间分辨率影像是监测森林火灾的重要工具,研究表明,其对森林火灾的检测率可达到87.7%,识别率达到89.2%(张增 等, 2015)。无人机已成功作为关键工具应用于Maryam等人的火灾检测工作中(MOMENI 等, 2022)。Tahir等人(UL AIN TAHIR 等, 2022)设计的基于无人机成像的火灾区域映射物体检测工作提出了一种基于YOLOv5的物体检测系统,用于检测基于FireNet和FIAME航空图像数据集的火灾。

无人机能够到达偏远和危险地区,通过捕捉高分辨率图像实现有效的环境监视(DRONOVA 等, 2021)。因此,无人机是森林火灾减灾和管理的理想传感器模态,特别适用于道路有限、安全预防至关重要的地区。然而,为了有效部署,还需解决若干关键约束,特别是在无人机的性能、部署和设计方面,包括自主性、电池续航能力、机动性和有限飞行时间(MOHSAN 等, 2023)。此外,恶劣的天气条件和环境可能进一步影响无人机的性能。

3.2.3 无人机卫星结合数据 大面积覆盖使得卫星在多个尺度上成为有价值的工具,然而,卫星遥感在监测森林生态系统方面的时间和空间分辨率有时不足,尽管在覆盖面积方面逊色于卫星和载人遥感平台,但无人机在空间分辨率、成本效益、灵活性和频繁重访时间方面都较为优秀,前提是感兴趣的区域相对较小,两者之间相互取长补短,可达到效果最大化。Cohen(COHEN 等, 2021)结合了卫星和无人机影像以加密时间序列,监测在冬季冻结事件中受损的红树林。Lin等人(LIN 等, 2021)提出了一种三维辐射传输模型来评估松梢象甲引起的损害水平,由于森林树木的垂直异质性,一维辐射传输模型不足以胜任。为此,他们获取了基于无人机的LiDAR数据和现场测量数据,以重建三维受损森林场景,然后,通过辐射传输模型模拟森林场景的反射率,并使用Sentinel-2和基于无人机的高光谱影像验证,整体表现良好,他们得出结论,三维模型具有准确估算森林松梢象甲损害的巨大潜力。

4 数据分析方法

获取的灾害监测数据在进行下一步分析前都需要进行预处理,根据数据类型及研究目的进行相应的处理。刘丹(刘丹 等, 2019)利用Terra/MODIS数据、FY-3A/MERSI数据以及春玉米发育期和土壤相对湿度观测数据,对大范围内的春玉米干旱进行准确监测。在此过程中,对数据进行了投影和大气校正,并以该

省海岸线为地标进行几何校正,提取了遥感指数,包括 NDVI、EVI 和棕色植被指数。相对于激光雷达、合成孔径雷达等主动遥感技术,被动光学遥感技术(如光学相机、多光谱、高光谱)在实际作业过程中更容易受到外界环境的干扰,从而增加数据处理和信息提取的难度(郭庆华等, 2021)。无人机光学遥感数据的预处理主要包括辐射校正、几何校正和图像拼接。目前,国内外已有众多无人机预处理软件,如中国测绘科学研究院的 Pixelgrid、俄罗斯 AGISOFT 公司的 PhotoScan 和美国 Trimble 公司的 UASMaster,这些软件的兴起大大降低了行业应用人员的准入门槛。

4.1 时间序列分析

单次获取的数据只能得到森林的瞬时状态,获取不同时间的数据可以进行对比分析,只有基于重复获取的时间序列数据才能可靠地分析森林的健康进展、恶化和恢复。利用卫星遥感和无人机遥感的多时序、高频空间数据,可以对灾害进行大范围的跟踪监测和分析。苏丽娟(苏立娟等, 2015)利用年鉴数据,借助主成分分析、聚类分析和信息扩散理论,对我国 1950—2010 年的森林火灾时空分布特征和风险状况进行了研究,她全面分析了森林火灾发生的时空特征,结合灾情指标对全国各省进行了评价和分类,并定量分析了风险水平。学者王学成等人(王学成等, 2018)根据 2001—2007 年的归一化植被指数(NDVI)数据提取了灾前植被 NDVI 参考值和植被正常生长变化范围,利用灾后同时段 NDVI 数据提取湖南省 2008 年森林冰雪受灾范围,并在图像阈值法的基础上提出了阈值比值法,以评估森林冰雪受灾区域的森林资源受损程度。倒春寒作为一种典型的气候灾害现象,在气候变化背景下严重影响农林业的发展,赵刚(赵刚, 2019)基于 1960-2014 年江苏省 60 个气象站点的数据,计算出倒春寒强度指数,并利用 EOF 分析、低通滤波、M-K 检验和小波分析等多种统计分析方法,研究了江苏省近 55 年的倒春寒发生规律及其时空演变特征。

4.2 空间分析

HOQUE 等人(HOQUE 等, 2018)通过地理空间技术评估了热带气旋对农业和林业的风险。他们从孟加拉国气象局(BMD)收集了 1960-2015 年的降雨强度数据,利用 ArcGIS 中的克里金插值技术制备了平均年降雨量图,使用 IKONOS-2 卫星影像,并采用基于对象的图像分析方法对沿海植被进行了分类,将植被覆盖根据密度分为高、中、低三类。本研究有效评估了热带气旋对农业和林业的风险,并提出了一系列缓解措施。张颖(张颖等, 2019)收集了我国 2003 年至 2016 年主要森林灾害的相关数据,利用主成分聚类分析法,对森林灾害的空间分布进行了分析,研究发现我国森林火灾次数、受害面积等呈总体下降趋势,但近年来全国森林病虫害鼠害的发生面积总体呈现上升趋势,火灾高频发生的地区由西南地区向北扩散,森林病虫害鼠害主要分布于西北地区。

4.3 机器学习和深度学习

机器学习(Machine Learning)是一种人工智能技术,旨在通过从数据中自动学习并改进算法性能,而不依赖于明确的编程指令。深度学习(Deep Learning)是机器学习的一个子领域,主要基于多层神经网络(即深度神经网络)来模拟人脑的结构和功能。深度学习擅长处理复杂和大规模的数据,尤其在图像处理、语音识别和自然语言处理等领域取得了显著的成果。齐文栋等(齐文栋等, 2023)采用逻辑回归、决策树、梯度提升决策树和随机森林四种传统机器学习算法,自动提取棉花雹灾的受灾范围与灾情等级。结果表明,采用随机森林算法结合灾前灾后多种植被指数差值组合的监测效果最佳,总体精度达到了 89.51%,Kappa 系数为 0.83。

机器学习领域的最新进展使深度学习(DL)成为主导方法,超越了传统技术在计算机视觉任务中的表现,如物体识别、分类和自然语言处理。深度学习技术已经广泛应用于各种计算机视觉任务,包括图像分类、检测和分割。深度学习的优势在于其强大的特征提取和表示能力,能够从原始数据中自动提取高级特征,减少了人工特征工程的需求。

森林火灾是世界各地森林生态系统面临的重大威胁。有效的火灾监测和早期预警系统对于减轻火灾的破坏性影响至关重要。近年来,深度学习技术在图像识别和分类领域取得了显著进展,并显示出在火灾监测中的巨大潜力。Mohnish 等人(S 等, 2022) 结合了卫星图像、地面传感器数据集和无人机的直接视觉反馈作为深度学习模型的输入,以识别森林火灾的发生。Tahir 等人(UL AIN TAHIR 等, 2022)设计了一种基于无人机成像的火灾区域映射物体检测系统,采用了基于 YOLOv5 的物体检测方法,用于检测 FireNet 和 FIAME 航空图像数据集中的火灾。这些数据集通过图像处理操作进行了增强,如亮度、曝光、噪声、裁剪、饱和度、色调、模糊、拼接等,为训练数据集生成了额外的三个输出。学习率和批处理大小分别固定在 0.00001 和 16,并进行了最长 350 个周期的训练。结果显示,该模型的平均准确率为 97.14%,召回率为 91.89%,F1 分数为 94.44%。训练框的损失率为 0.0168,而训练对象的损失为 0.00738。这表明该模型在实时火灾检测中具有良好的准确性和效率。然而,作者还结合了其他类型的野火图像,不仅限于无人机,这使得系统需要大量的输入数据。这一组合提高了火灾检测的整体效果,但也增加了数据处理的复杂性和资源需求。

学者 Reder (REDER 等, 2022) 使用了深度学习 U-Net 卷积网络,并结合改进的数据增强和训练策略,来检测和定位风暴损坏森林区域中的风倒或折断树木。他们在无人机正射影像上进行实验,并使用了包含每个标注风倒木 10 次、50 次和 100 次增强的通用数据集预训练的模型,分别达到了 73.9% (S1Mod10)、74.3% (S1Mod50) 和 75.6% (S1Mod100) 的 F1 分数。这些结果均超过了未预训练的基线模型(F1 分数为 72.6%)。这些结果表明,该方法在正确识别风倒树木方面具有良好的适用性,并建议从其他树种和风倒区域收集更多训练样本,以进一步提高模型的泛化能力。

Dash 等人(DASH 等, 2017)通过对松树林中选择的树木施用除草剂模拟疾病爆发。使用安装在无人机上的多光谱摄像机在处理前后几周监测了该区域。同时进行了地面调查。基于变色的针叶检测到的松树首次应激反应的时间与现场评估相关。归一化差异植被指数 (NDVI) 被证明是对叶片色素生理变化最敏感的植被指数。然而,最佳结果($k = 0.694$)是使用包括 NDVI 在内的三变量模型在 RF 分类器中实现的组合。在第一项研究的基础上,作者将同一无人机数据与 RapidEye 卫星影像进行了比较(DASH 等, 2018)。他们发现,在他们的无人机数据中,NDVI 对变色最为敏感。相反,在 RapidEye 影像中,归一化差异红缘指数 (NDRE) 更适合同样的目的。该研究突显了利用 NDVI 等植被指数结合 RF 分类器在无人机和 RapidEye 卫星数据中检测树木应激的效用。总体而言,与卫星数据($R^2 = 0.73$)相比,无人机数据对生理应激的精细尺度实例更为敏感($R^2 = 0.84$)

5 讨论

在本文中,我们综述了中国森林自然灾害的主要类型、灾害监测的数据来源以及数据分析方法。通过对森林火灾、森林病虫害自然灾害的探讨,进一步理解了这些灾害对森林生产的影响。尽管我国在灾害监测领域取得了显著进展,但在实际应用中仍然面临许多挑战和问题,需要进一步深入研究和探索。

首先,虽然人工调查方法在灾害监测中具有高度的准确性和可靠性,但其耗时耗力且覆盖范围有限,难以满足大范围、实时监测的需求。非人工调查方法如卫星遥感和无人机遥感技术虽在空间覆盖和时效性方面具有明显优势,但在数据处理和分析的准确性和细致度上仍有待提高。卫星遥感数据可获取的地面范围大,但时间和空间分辨率有待提高,无人机数据时间和空间分辨率较高,但获取地面范围有限,二者相互结合,可取长补短,达到更好效果。

其次,在数据分析方法方面,时间序列分析和空间分析虽然能够对灾害发生的时空进行分析,但其对于灾害发生的因果关系和机制的理解仍然不足。机器学习和深度学习方法虽然在处理大数据和复杂数据方面显示出了强大的能力,但这些方法高度依赖于大规模标注数据的支持,且模型的黑箱性问题也限制了其在灾害监测中的广泛应用。未来的研究应致力于提高数据分析方法的解释性和可用性,通过结合传统的统计分析方法和先进的机器学习技术,构建更加全面和可靠的灾害监测模型。

在未来的灾害监测研究中,应注重多源数据的融合与综合应用。将卫星遥感、无人机遥感、地面观测以及社交媒体等多种数据源结合起来,可以提高灾害监测的精度和时效性。例如,利用多光谱遥感数据与

地面气象数据结合,可以更准确地预测旱灾发生的可能性和影响范围;利用社交媒体实时发布的信息,可以迅速掌握灾害发生后的社会反应和需求,为应急管理提供支持。

最后,随着物联网和大数据技术的发展,实时监测和预测灾害成为可能。通过在森林中部署传感器网络,可以实时监测土壤湿度、温度、降水量等环境参数,结合历史数据和气象预测模型,可以提前预警可能发生的灾害。这不仅可以提高灾害应急响应的速度和效率,还可以为林业生产提供科学决策支持,减少灾害带来的经济损失。

综上所述,本文通过总结和分析中国森林自然灾害的监测方法和数据分析技术,提出了未来研究的方向和重点。通过多源数据的综合应用和先进数据分析方法的创新,我们有望进一步提高森林灾害监测的准确性和时效性,为减灾防灾提供坚实的科学依据和技术支持,从而促进森林的可持续发展。

参 考 文 献

- 沈斌, 房世波, 高西宁, 等, 2011. 基于 MODIS 的雪情监测及其对农业的影响评估[J]. 中国农业气象, 32(1): 129-133.
- 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等, 2016. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 20(5): 748-767.
- 董玮, 田淑英, 刘浩. 林业生态经济发展多维度公共政策选择与测度[J]. 中国人口·资源与环境(11): 149-158.
- 郭庆华, 胡天宇, 刘瑾, 等, 2021. 轻小型无人机遥感及其行业应用进展[J]. 地理科学进展, 40(9): 1550-1569.
- 梁小娟, 张晓煜, 杨永娥, 等, 2023. 宁夏 2 个桃品种开花坐果期霜冻指标试验研究[J]. 干旱地区农业研究(5): 227-235.
- 梁益同, 夏智宏, 柳晶辉, 等, 2009. 基于 RS 和 GIS 的 2008 年长江中下游雪灾监测——以湖北省为例[J]. 长江流域资源与环境, 18(9): 881-884.
- 刘璨, 帅忠义, 李琪, 等. 江西省铜鼓县全面禁止天然林商业性采伐经验问题及对策[J/OL]. 林业经济(5): 55-59. DOI:10.13843/j.cnki.lyjj.2019.05.011.
- 刘丹, 冯锐, 于成龙, 等, 2019. 基于植被指数的春玉米干旱响应遥感监测[J]. 农业工程学报, 35(20): 152-161.
- 齐文栋, 郑学昌, 何黎明, 等, 2023. 基于多时相 Sentinel-2 影像的棉花雹灾时序变化遥感监测[J]. 遥感技术与应用, 38(3): 566-577.
- 苏立娟, 何友均, 陈绍志, 2015. 1950—2010 年中国森林火灾时空特征及风险分析[J]. 林业科学(1): 88-96.
- 苏志尧, 刘刚, 区余端, 等, 2010. 车八岭山地常绿阔叶林冰灾后林木受损的生态学评估[J]. 植物生态学报(2): 213-222.
- 孙晓瑞, 高永, 杨光, 等, 2017. 森林冰雪灾害致损因子研究综述[J]. 浙江林业科技(3): 79-84.
- 陶玉柱, 邸雪颖, 金森, 2013. 我国森林火灾发生的时空规律研究[J/OL]. 世界林业研究(5): 75-80. DOI:10.13348/j.cnki.sjlyyj.2013.05.011.
- 王猛, 隋学艳, 梁守真, 等, 2017. 夏玉米倒伏模拟试验及遥感监测[J/OL]. 测绘科学, 42(8): 137-141. DOI:10.16251/j.cnki.1009-2307.2017.08.025.
- 王明玉, 舒立福, 赵凤君, 等. 中国南方冰雪灾害对森林可燃物影响的数量化分析——以湖南为例[J]. 林业科学, 44(11): 69-74.
- 王学成, 杨飞, 高星, 等, 2018. 基于阈值比值法的森林冰雪冻害遥感评估——以湖南省为例[J]. 国土资源遥感, 30(3): 196-203.
- 吴炳方, 李强子, 迟耀斌, 等. 2008 年 1-2 月雪灾作物灾情遥感监测方法[J]. 中国工程科学(6): 63-69.
- 吴可可, 彭少麟, 陈蕾伊, 等, 2011. 南方森林雨雪冰冻灾害的特征[J/OL]. 生态学杂志(3): 611-620. DOI:10.13292/j.1000-4890.2011.0092.
- 徐新良, 苏富岩, 庄大方, 等, 2009. 2008 年南方冰雪过程对生态环境影响的遥感监测——以湖南省资兴市为例[J]. 地球信息

- 科学学报, 11(2): 237-243.
- 闫峰, 李茂松, 王艳姣, 等, 2006. 遥感技术在农业灾害监测中的应用[J]. 自然灾害学报(6): 131-136.
- 张颖, 丁昱菲, 2019. 我国森林灾害的空间分布分析[J/OL]. 北京林业大学学报(3): 68-79. DOI:10.13332/j.1000-1522.20180254.
- 张增, 王兵, 伍小洁, 等, 2015. 无人机森林火灾监测中火情检测方法研究[J]. 遥感信息, 30(1): 107-110, 124.
- 赵刚, 2019. 江苏省倒春寒灾害时空演变特征及其对农林业的影响[D/OL]. 南京信息工程大学[2024-07-09]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?dbcode=CMFD&dbname=CMFD201901&filename=1018140223.nh>.
- 赵静, 闫春雨, 杨东建, 等, 2021. 基于无人机多光谱遥感的台风灾后玉米倒伏信息提取[J]. 农业工程学报, 37(24): 56-64.
- 赵霞, 沈孝清, 黄世能, 等, 2008. 冰雪灾害对杨东山十二度水自然保护区木本植物机械损伤的初步调查[J]. 林业科学(11): 164-167.
- 赵哲文, 2019. 陕甘宁三省(区)玉米低温冷害风险评估、遥感监测与损失评估研究[D/OL]. 浙江大学[2024-07-01]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?dbcode=CDFD&dbname=CDFDLAST2019&filename=1019033778.nh>.
- CAZZATO D, CIMARELLI C, SANCHEZ-LOPEZ J L, 等, 2020. A Survey of Computer Vision Methods for 2D Object Detection from Unmanned Aerial Vehicles[J/OL]. Journal of Imaging, 6(8): 78. DOI:10.3390/jimaging6080078.
- CHEN J, SUN L, 2010. Using MODIS EVI to detect vegetation damage caused by the 2008 ice and snow storms in south China[J/OL]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 115(G3): 2009JG001246. DOI:10.1029/2009JG001246.
- COHEN M C L, DE SOUZA A V, LIU K biu, 等, 2021. Effects of the 2017–2018 winter freeze on the northern limit of the American mangroves, Mississippi River delta plain[J/OL]. Geomorphology, 394: 107968. DOI:10.1016/j.geomorph.2021.107968.
- DAINELLI R, TOSCANO P, DI GENNARO S F, 等, 2021. Recent Advances in Unmanned Aerial Vehicles Forest Remote Sensing—A Systematic Review. Part II: Research Applications[J/OL]. Forests, 12(4): 397. DOI:10.3390/f12040397.
- DASH J P, PEARSE G D, WATT M S, 2018. UAV Multispectral Imagery Can Complement Satellite Data for Monitoring Forest Health[J/OL]. Remote Sensing, 10(8): 1216. DOI:10.3390/rs10081216.
- DASH J P, WATT M S, PEARSE G D, 等, 2017. Assessing very high resolution UAV imagery for monitoring forest health during a simulated disease outbreak[J/OL]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 131: 1-14. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2017.07.007.
- DRONOVA I, KISLIK C, DINH Z, 等, 2021. A Review of Unoccupied Aerial Vehicle Use in Wetland Applications: Emerging Opportunities in Approach, Technology, and Data[J/OL]. Drones, 5(2): 45. DOI:10.3390/drones5020045.
- ECKE S, DEMPEWOLF J, FREY J, 等, 2022. UAV-Based Forest Health Monitoring: A Systematic Review[J/OL]. Remote Sensing, 14(13): 3205. DOI:10.3390/rs14133205.
- HOQUE M A A, PHINN S, ROELFSEMA C, 等, 2018. Assessing tropical cyclone risks using geospatial techniques[J/OL]. Applied Geography, 98: 22-33. DOI:10.1016/j.apgeog.2018.07.004.
- LAUSCH A, ERASMI S, KING D J, 等, 2017. Understanding Forest Health with Remote Sensing-Part II—A Review of Approaches and Data Models[J/OL]. Remote Sensing, 9(2): 129. DOI:10.3390/rs9020129.
- LEMON P C, 1961. Forest Ecology of Ice Storms[J/OL]. Bulletin of the Torrey Botanical Club, 88(1): 21-29. DOI:10.2307/2482410.
- LIN Q, HUANG H, CHEN L, 等, 2021. Using the 3D model RAPID to invert the shoot dieback ratio of vertically heterogeneous Yunnan pine forests to detect beetle damage[J/OL]. Remote Sensing of Environment, 260: 112475. DOI:10.1016/j.rse.2021.112475.
- MELANCON S, LECHOWICZ M J, 2011. Differences in the damage caused by glaze ice on codominant Acer saccharum and Fagus grandifolia[J/OL]. Canadian Journal of Botany[2024-07-14]. <https://cdnsiencepub.com/doi/10.1139/b87-161>. DOI:10.1139/b87-161.
- MOHSAN S A H, OTHMAN N Q H, LI Y, 等, 2023. Unmanned aerial vehicles (UAVs): practical aspects, applications, open

- challenges, security issues, and future trends[J/OL]. *Intelligent Service Robotics*, 16(1): 109-137. DOI:10.1007/s11370-022-00452-4.
- MOMENI M, SOLEIMANI H, SHAHPARVARI S, 等, 2022. Coordinated routing system for fire detection by patrolling trucks with drones[J/OL]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 73: 102859. DOI:10.1016/j.ijdr.2022.102859.
- REDER S, MUND J P, ALBERT N, 等, 2022. Detection of Windthrown Tree Stems on UAV-Orthomosaics Using U-Net Convolutional Networks[J/OL]. *Remote Sensing*, 14(1): 75. DOI:10.3390/rs14010075.
- S M, P A K, S G R, 等, 2022. Deep Learning based Forest Fire Detection and Alert System[C/OL]//2022 International Conference on Communication, Computing and Internet of Things (IC3IoT). 1-5[2024-07-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9767911>. DOI:10.1109/IC3IoT53935.2022.9767911.
- SALEH A, ZULKIFLEY M A, HARUN H H, 等, 2024. Forest fire surveillance systems: A review of deep learning methods[J/OL]. *Heliyon*, 10(1)[2024-07-07]. [https://www.cell.com/heliyon/abstract/S2405-8440\(23\)10335-5](https://www.cell.com/heliyon/abstract/S2405-8440(23)10335-5). DOI:10.1016/j.heliyon.2023.e23127.
- SEIDL R, THOM D, KAUTZ M, 等, 2017. Forest disturbances under climate change[J/OL]. *Nature Climate Change*, 7(6): 395-402. DOI:10.1038/nclimate3303.
- SEIFERT E, SEIFERT S, VOGT H, 等, 2019. Influence of Drone Altitude, Image Overlap, and Optical Sensor Resolution on Multi-View Reconstruction of Forest Images[J/OL]. *Remote Sensing*, 11(10): 1252. DOI:10.3390/rs11101252.
- TRENESKA S, STOJKOSKA B R, 2021. Wildfire detection from UAV collected images using transfer learning[C/OL]//Proceedings of the 18th International Conference on Informatics and Information Technologies, Skopje, North Macedonia. 6-7[2024-07-10]. https://www.researchgate.net/profile/Sandra-Treneska/publication/353732371_Wildfire_detection_from_UAV_collected_images_using_transfer_learning/links/610d0f100c2bfa282a27f02d/Wildfire-detection-from-UAV-collected-images-using-transfer-learning.pdf.
- UL AIN TAHIR H, WAQAR A, KHALID S, 等, 2022. Wildfire detection in aerial images using deep learning[C/OL]//2022 2nd International Conference on Digital Futures and Transformative Technologies (ICoDT2). 1-7[2024-07-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9787417>. DOI:10.1109/ICoDT255437.2022.9787417.