引文格式:梁欣廉,陈健昌,庞勇,等.近景森林感知:现状、挑战与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(11):2395-2423.DOI:10.13203/j.whugis20260399

Citation:LIANG Xinlian,CHEN Jianchang,PANG Yong,et al.Close-Range Sensing of Forest: Status, Challenges, and Prospects[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(11):2395-2423.DOI:10.13203/j.whugis20260399

近景森林感知:现状、挑战与展望

梁欣廉[1] 陈健昌[1] 庞 勇[2] 丁 易[3] 陈 磊[4] 郑 光[5]
陈佳乐[1] 王晓晨[1,6] 米湘成[4] 付安民[7] 吴发云[7] 张怀清[2]
雷相东[2] 臧润国[3] 陈尔学[2] 郭庆华[8] 李增元[2] 龚健雅[1,9]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079
2 中国林业科学研究院资源信息研究所,北京,100091
3 中国林业科学研究院森林生态环境与自然保护研究所,北京,100091
4 中国科学院植物研究所,北京,100093
5 南京大学国际地球系统科学研究所,江苏 南京,210023
6 空天信息大学遥感科学与技术学院,山东 济南,250200
7 国家林业和草原局林草调查规划院,北京,100714
8 北京大学地球与空间科学学院遥感与地理信息系统研究所,北京,100871
9 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘 要:近景感知以接触、非接触方式从近距离观测目标,具有分辨率高、信息维度广、平台灵活多样、场景适应性强等特点,是获取对象真实特征的重要途径,也是连接地面真实场景与航空、卫星遥感观测的关键桥梁。随着观测平台、传感器和信息解译技术的快速发展,加之行业应用场景持续拓展,近景感知取得跨越式发展,正由静态、单源、单次、人工观测向移动、多源、连续和自主方式演进,已形成较完备的软硬件与应用体系,涵盖平台、传感器、数据融合、识别解译、定量反演、变化检测及行业应用等关键环节。在森林环境中,近景感知通过获取样地、单木乃至枝干、叶片等多尺度结构、光谱及动态信息,实现从宏观林分到微观特征的多级定量表达,支撑森林参数精准反演、生长动态监测及生态过程机理研究,并广泛应用于森林资源监测、碳汇计量、健康评估、生物多样性评价和智慧经营等领域。当前,近景森林感知正处于快速发展阶段,面临观测信息时空完整度不足、多源数据协同能力有限、数据与评价标准不统一、跨区域泛化能力不足及多尺度误差传播等问题。围绕平台与传感器、数据处理、应用场景3个层面,梳理近景森林感知发展脉络,总结研究进展与现状,分析面临的关键挑战。进一步,近景森林感知研究应加强对观测完整性、实施方案标准化、跨平台跨区域迁移能力的关注,推动开发物理生态约束融合解决方案,并结合自主感知、边缘计算和数字孪生,推动观测体系向全面、规范、可信和机理驱动方向发展,构建一体化协同观测与人工智能深度融合的新型森林监测体系。

关键词:近景感知;林业遥感;多源观测;数据融合;参数反演;信息提取

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-09-28

DOI:10.13203/j.whugis20260399 **文章编号**:1671-8860(2026)11-2395-29

Close-Range Sensing of Forest: Status, Challenges, and Prospects

LIANG Xinlian[1] *CHEN Jianchang*[1] *PANG Yong*[2] *DING Yi*[3] *CHEN Lei*[4] *ZHENG Guang*[5]
CHEN Jiale[1] *WANG Xiaochen*[1,6] *MI Xiangcheng*[4] *FU Anmin*[7] *WU Fayun*[7] *ZHANG Huaiqing*[2]
LEI Xiangdong[2] *ZANG Runguo*[3] *CHEN Erxue*[2] *GUO Qinghua*[8] *LI Zengyuan*[2] *GONG Jianya*[1,9]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2 Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China
3 Ecology and Nature Conservation Institute, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China
4 Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China
5 International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China
6 School of Remote Sensing Science and Technology, Aerospace Information Technology University, Jinan 250200, China
7 Academy of Inventory and Planning, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100714, China
8 Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University,

基金项目:国家重点研发计划(2023YFF1303901,2023YFE0112801)。

第一作者:梁欣廉,博士,教授,研究方向为多源支持感知与认知。xinlian.liang@whu.edu.cn

Beijing 100871, China
9 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Close-range sensing observes objects at target-to-sensor distances ranging from contact or non-contact short range up to several hundred meters or more. It delivers high-resolution, multi-dimensional sensing capabilities through flexible and deployable platforms, enabling robust adaptation to diverse environmental conditions. In addition to enabling detailed characterization of the observed targets, close-range sensing provides a critical bridge between ground-based measurements of real-world conditions and observations from airborne and satellite remote sensing platforms. Over the past three decades, rapid advances in terrestrial, mobile, and unmanned aerial vehicle platforms, coupled with innovations in light detection and ranging, multispectral, hyperspectral, and thermal infrared sensors, together with the development of artificial intelligence-based information interpretation methods and the expanding application scenarios, have propelled the rapid development of close-range sensing. The observation approaches are transitioning from static, single-source, single-temporal, and manually operated observations toward mobile, multi-source, continuous, and autonomous sensing paradigms. In parallel, an integrated ecosystem of hardware, software, and applications has been established, spanning sensing platforms, advanced sensors, multi-source data fusion, information extraction and interpretation, quantitative retrieval, change detection, and domain-specific applications. In forest environments, close-range sensing acquires structural, spectral, and temporal information at the plot, tree, branch, and leaf levels, enabling quantitative characterization. It supports accurate retrieval of forest parameters, monitoring of growth dynamics, and mechanistic investigations of ecological processes. And it has been widely applied to forest resource monitoring, carbon sink quantification, forest health assessment, biodiversity assessment, and intelligent forest management. Currently, close-range sensing of forest environments is still facing several challenges, including incomplete observations, limited interoperability among multi-source data, the lack of unified data and evaluation standards, weak cross-regional generalization capability, and error propagation across scales. This paper overviews the development of close-range sensing of forest environments, summarizes current research progress and the state-of-the-art, and analyzes key challenges from hardware, processing, and application. Future research should place greater emphasis on observation completeness, standardization of implementation procedures, and cross-platform and cross-regional transferability. Autonomous sensing and artificial intelligence should be further integrated to develop a new forest monitoring framework characterized by comprehensive observations, reliable information extraction, and mechanism-informed understanding.

Key words: close-range sensing; forest remote sensing; multi-source observation; data fusion; parameter inversion; information extraction

近景感知以接触、非接触方式观测、识别和理解,并进一步从中发现知识、形成认知,最终将其应用于实际任务。近景感知对目标进行精细化观测并获取信息,具有分辨率高、信息维度广、平台灵活多样、场景适应性强等特点。其核心属性在于高度的细节刻画能力、灵活可控的实地观测能力以及深层次属性解析能力[1-5]。近景感知既是获取对象真实特征及揭示对象动态、机理的主要途径,也是连接地面真实场景与航空、卫星遥感观测的关键桥梁。近30年来,随着固定、移动、无人机、飞艇等平台的发展、可见光、多/高光谱、热红外、微波和激光等传感器和人工智能等信息解译技术快速发展,加之行业应用场景持续拓展,近景感知取得跨越式发展,正由静态、单源、单次、人工观测向移动、多源、连续和自主方式演进,已形成较完备的软硬件与应用体系,涵盖平台、传感器、多源融合、定量反演、变化检测及行业应用等关键环节。

森林是陆地生态系统的重要组成部分,在全球碳循环、生物多样性维持、水源涵养、水土保持和气候调节等方面发挥重要作用。厘清森林资源现状、作用机理与演变趋势,是实现森林科学经营、应对气候变化、保护生物多样性和促进可持续发展的前提,也是林学、生态学、气象学、环境科学等学科开展理论研究的共同基础。其中,地面样地调查依托标准化空间单元和观测体系,

对森林复杂对象进行长期、连续、多要素同步观测与量化,为大区域森林资源估测提供建模与验证基准,为科学研究提供过程观测及理论验证,为多学科数据、知识融合提供纽带,在资源监测及科学研究中扮演不可替代的基准与桥梁角色[6]。

传统森林调查主要依赖样地布设和人工每木检尺,可获取单木胸径、树高、树种和株数等指标,具有简便、易操作、可靠等优势,但难以描述单木、枝干详细信息及冠层组成等连续空间分布,存在响应滞后、成本高昂等不足[1,7]。近年来,气候变化、极端天气与病虫灾害等扰动日益加剧,森林结构、组成及功能的空间异质性与时间动态性显著增强[2],对高频、精细、针对性观测的需求不断增长。与此同时,森林碳汇监测、病虫害早期识别、生物多样性保护和生态过程研究均要求观测尺度由林分平均向单木甚至器官尺度延伸,且要求观测结果须具备明确空间、时间和精度属性[5,8-10]。但是,传统地面调查在观测效率、时空连续性和属性精细获取等方面存在明显局限,难以满足新形势对观测时空分辨率、要素完整性和属性解析能力的更高要求,亟需发展新型调查方法与技术体系。近景感知技术的发展,为突破传统森林调查在观测尺度、获取效率和属性解析能力等方面的瓶颈提供了新方案。

在森林场景中,近景感知通过获取样地、单木乃至枝干和叶片等多尺度结构、光谱及动态信息,实现从宏观林分到微观特征的多层级定量描述,支撑森林参数精准反演、生长动态监测及生态过程机理研究,并广泛应用于森林资源监测、碳汇计量、健康评估、生物多样性评价和智慧经营等领域。当前,近景森林感知仍处于快速发展阶段。与人工调查相比,近景感知具有信息丰富、自动化程度高、便于复测等特点;同时,也面临观测信息时空完整度不足、多源数据协同能力有限、数据与评价标准不统一、跨区域泛化能力不足及多尺度误差传播路径不明确等问题,需要更加重视观测完整性、标准化、不确定性量化和物理生态约束,并结合自主感知、边缘计算和数字孪生,推动观测体系向全面、规范和机理驱动方向发展,构建一体化协同观测与人工智能深度融合的新型森林监测体系[5,7]。

1　平台、传感器与作业方式

近景感知观测能力由平台、传感器和作业方式共同决定。平台制约观测效率、可达性、载荷能力;传感器决定观测精度、可用性、时空谱属性;作业方式影响观测效能、可靠性、时空一致性。传感器、平台、作业方式之间的不同组合产生具有不同属性的观测数据,进而决定观测精度、效率、可靠性及可用性。实际中,需要根据目标、手段、预算进行针对性评估、设计和选择[5]。

1.1　地面平台

地面平台以侧视或环绕视角观测对象。随着影像、激光、惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)等设备以及多源融合、同步定位与制图(simultaneous localization and mapping,SLAM)等处理手段的发展,地面观测已由静态、单点、局部逐步扩展到移动、连续和区域观测,是精细化自动观测的重要手段[5,11]。

地基激光扫描(terrestrial laser scanning,TLS),又称地基激光雷达(light detection and ranging,LiDAR),是目前较为成熟的技术手段之一。TLS通常将激光扫描仪架设于三脚架或固定基座,通过激光脉冲或相位测距获得三维点云。其数据一般具有高密度、高精度特征,可较为完整地刻画可视范围内对象结构信息[12-13],可为单木分割、树种识别、生物量估算和三维结构建模等应用提供数据基础。应用中常涉及的结构参数包括胸径、树高、冠幅、干形、树干弯曲度、枝条长度与分叉结构、冠层空隙以及垂直分布等。与人工测量相比,TLS能够显著增加可获取信息的维度,减少对研究对象及其所在环境的直接接触和破坏,特别适合森林样地尺度结构调查和长期重复测量[7,14-16]。

TLS观测完整度依赖扫描位置与目标间几何关系。单一观测视角只能获取对象面向扫描仪一侧信息。此外,森林内部树木密集,对象间存在严重遮挡,冠层内部及相邻树木之间重叠区域容易形成明显数据缺失。增加观测站点数量能够通过多视角观测缓解遮挡问题、提高观测完整性。多站扫描通常需要通过布设人工靶标作为控制点用于数据拼接,但会显著增加野外及后处理工作量。因此,多站观测需要权衡数据完整性与采集和处理成本。为降低对人工布设标志的依赖并提升多站点云自动拼接的效率和鲁棒性,近年来,基于自然场景特征或学习型描述子的自动配准方法不断发展[17-20]。实际中,坡度起伏、林冠下遮挡可能降低站间公共特征提取的稳定性,进而影响站间匹配的可靠性。

除激光扫描外,摄影方式也是获取森林三维信息的重要技术路线。摄影方式可使用单反相机、全景相机、鱼眼相机、运动相机或智能手机等设备获取多视角影像,并结合运动恢复结构(structure from motion,SfM)和多视图立体重建恢复相机位姿和场景三维结构,最终生成具有真实颜色和纹理信息的三维点云[21-22]。相较于LiDAR,摄影设备成本低、携带方便、部署灵活,并能够同时记录丰富的颜色、纹理和表面特征,因此在树皮纹理、叶片颜色、物候变化、环境记录以及视觉辅助识别等方面具有独特优势。

基于影像的三维重建依赖影像间稳定且可重复识别的视觉特征实现。森林环境中,树干和枝叶往往具有重复纹理,容易产生错误特征匹配;风力作用导致枝叶摆动,可能破坏多视图间的几何一致性;冠层遮挡、林下弱光、局部过曝及强明暗反差可能进一步降低影像质量和特征提取稳定性。此外,被动光学影像记录可见的物体表面,无法像激光一样通过冠层孔隙获得部分内部或下层结构信息。因此,光学影像的冠层穿透能力和内部结构恢复能力弱于LiDAR。光学影像适合描述纹理和表观特征,LiDAR擅长获取三维结构信息。两者在近景森林观测中互补,光学影像可为仅依赖点云几何特征难以区分的对象提供额外判别信息[8]。两者融合可为单木识别、树种分类和森林结构参数反演提供更加丰富的数据基础[23]。

移动测量系统(mobile mapping system,MMS)较静态系统进一步提高了数据获取效率和空间覆盖能力。移动测量系统将激光、相机、惯导及全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)等传感器集成于人员、载具或机器人平台,通过操作员或平台移动连续获取环境信息,并利用SLAM技术实时或离线估计传感器运动轨迹、构建三维地图。相较于TLS固定式采集模式,MMS能够沿路径连续观测,能够从大量不同角度获取同一对象信息,并在相同时间内覆盖更大区域,在调查中具有显著效率优势[24-26]。

MMS同时也改变了三维测量中的主要误差来源。TLS的主要误差源通常是不同静态扫描站之间的配准误差,MMS的误差更多表现为传感器时间同步误差以及随运动过程逐渐累积的轨迹漂移、惯性测量偏差和局部地图拼接误差。移动路径较长、场景结构相似或缺乏稳定几何特征条件下,位姿估计误差易显著累积,造成重影、变形或整体漂移等问题。回环闭合利用设备重新经过已观测区域形成的空间约束修正累积误差,合理设计闭环采集路线对于提高SLAM稳定性尤为重要。同时,通过激光-惯性、视觉-惯性、激光-视觉-惯性等多源融合,利用传感器间互补信息,可提高弱纹理、强遮挡和复杂运动条件下的定位可靠性。林冠遮挡会造成GNSS信号衰减和多路径效应,高郁闭度森林中通常需要结合IMU、SLAM、控制点或已有地图维持连续定位[11,27-29]。GNSS信号衰减本身也可用于探索冠层水分或生物量信息,但其定量应用需充分校正卫星几何和环境效应[30]。

智能手机、消费级相机等低成本设备降低了森林三维数据采集门槛,适合快速调查、教学和众源观测,但受测距、精度和稳定性限制,更适合作为专业设备的补充数据源[25]。机器人平台进一步将观测与主动感知结合,可依据已有地图、遮挡和数据完整性规划补扫位置,提高有效覆盖,其实际应用需要权衡可通行性、定位退化、碰撞安全、植被扰动和能源消耗等约束因素[31]。

接触式观测也是近景感知的重要组成部分。相比非接触式方法,接触式观测能够直接获取难以由外部观测推断的内部过程信息。接触式方法通过直接测量对象表面或内部物理、生理信号,实现过程监测。例如,树液流传感器利用热扩散、热脉冲或热平衡等方法测量木质部水分运输过程,可估算单木蒸腾和水分利用特征,是研究森林水分循环、干旱响应和碳水耦合关系的重要技术手段[32-33]。树干径向变化传感器则能够记录小时至日尺度的树干膨胀、收缩和长期生长过程,为分析树木生长动态和环境胁迫响应提供直接观测数据[34]。

地面平台的另一重要发展方向是由单次测量向长期固定连续观测转变。传统地基和移动测量通常在有限时间窗口内获取对象瞬时状态,难以直接揭示树木生长、叶片萌发与脱落、冠层运动、水分变化及极端天气扰动等动态过程。为此,可将TLS、可见光相机、热红外传感器及微气象传感器安装于塔架或长期固定基座,通过重复观测构建长期时间序列数据。这类系统能够在小时、日、季节乃至年际尺度上记录森林结构与生理状态变化,推动近景感知由静态结构测量逐步拓展到动态过程监测[35]。例如,通过长期重复三维扫描可分析树干径向生长、枝叶运动和冠层结构变化,而连续可见光或热红外观测则可记录

展叶、变色、落叶、冠层温度和植被水分胁迫等信息。若进一步与温度、湿度、辐射和降水等微气象数据结合,可为研究森林结构、物候和环境因子之间的耦合关系提供高时间分辨率观测数据[35-37]。长期观测系统的关注重点由单次几何精度转向坐标稳定性、传感器漂移诊断、自动质量控制和数据管理。边缘计算可在现场完成数据压缩、特征提取和质量评估,并在检测到异常事件时采用适当采样或上传频率。

1.2　无人机平台

无人机飞行高度和视角覆盖范围广、部署灵活、兼具广域和精细尺度覆盖能力,适合森林监测、单木提取、树种识别、生物量估算和动态监测等应用[5,38]。

无人机平台主要包括固定翼、多旋翼及兼具垂直起降和固定翼巡航能力的复合翼平台。固定翼平台通常具有较长续航时间和较高巡航速度,能够在较短时间内完成大范围、规则区域数据采集,适合林场、森林经营区或区域尺度的连续观测。但固定翼平台通常需要一定的起降空间,低速飞行和悬停能力有限,对狭窄空间以及复杂地形条件下的精细观测适应性相对不足。多旋翼无人机能够垂直起降和定点悬停,并可灵活改变飞行高度、速度和观测角度,更适用于山地、复杂地形、小尺度样地以及需要多角度环绕观测的任务,但其续航时间、有效载荷和抗风能力通常弱于固定翼平台。复合翼无人机兼顾垂直起降和长航时巡航的优势,在较大范围调查中具有一定潜力,但系统复杂度、成本和飞行控制要求也相应增加。因此,难以采用单一最优无人机平台满足所有观测任务。无人机配置应依据研究尺度、地形条件、载荷重量、目标分辨率及作业效率等因素综合确定[4-5,39],最终数据质量受飞行高度、速度、重叠度、视场角、传感器参数等因素共同影响[40-41]。

无人机影像是目前应用最为广泛且成本相对较低的数据源。无人机搭载可见光相机获取高重叠度、多视角影像,利用SfM等处理,可生成正射影像、数字表面模型、冠层高度模型、彩色三维点云及具有纹理信息的三维模型等数据产品。在纹理丰富、平台平稳且影像重叠度充分的情况下,无人机影像能够较好地恢复冠层顶部形态、树冠边界及林冠空间异质性,适用于单木检测、冠幅提取、冠层覆盖度估计和林分结构制图。无人机高分辨率可见光影像还包含丰富的颜色、纹理和形态信息,也是树种识别、物候分析和健康监测的重要数据来源。但无人机影像易受冠层遮挡、枝叶摆动、重复纹理和光照变化影响,造成匹配失败、点云空洞及重建精度下降等问题。实时动态定位(real-time kinematic,RTK)及事后动态定位(post-processed kinematic,PPK)能够提高平台定位精度,进而改善匹配、建模等处理精度,但仍需标定和独立检查点验证等环节支持[42-45]。在高郁闭度森林中,无人机影像往往难以恢复地面与冠层内部信息。

无人机搭载多光谱、高光谱和热红外传感器进一步扩展了观测的光谱维度。多光谱传感器通常在可见光、红边和近红外等有限波段范围内获取影像,可用于植被指数计算以及叶绿素、冠层水分、营养状态和植被胁迫等参数估计。高光谱传感器则通过连续、窄波段采样获得精细光谱信息,能够捕获不同树种叶片化学成分、叶绿素和含水量等差异所形成的细微光谱响应[46],在树种精细识别、病虫害早期检测、生理状态监测和森林生物化学参数反演方面具有较大潜力。尤其对于冠形和纹理相近、仅依靠多光谱影像难以区分的树种,高光谱数据能够提供重要的补充判别信息[47-48]。热红外可表征冠层温度及其与蒸腾、水分胁迫相关的变化,但受传感器温漂、目标发射率和气象条件影响较大,跨时相比较需结合环境温度、湿度、辐射和风速开展数据解译[49-50]。无人机光谱数据定量应用需处理成像畸变、暗电流、镜头渐晕、探测器响应不一致和辐照变化等问题,并通过辐射定标、反射率转换和同步辐照记录提高跨航带、跨时相可比性[51-52]。多时相任务还应尽量保持观测时间、航线、飞行高度和传感器设置一致[40]。

主动传感器通过主动发射信号并接收回波观测对象。主动传感器受光照、阴影和天气影响小,数据稳定,适用于夜间、低能见度及复杂环境下的探测与成像,具有全天时、全天候工作特点。微波雷达可提供与森林枝干结构、冠层含水状态等相关的散射信息[53],但其在无人机平台上的应用仍受到传感器载荷、天线尺寸、平台运动、定位精度及成像几何等因素制约,目前总体仍以试验研究为主[54-55]。

无人机LiDAR通过主动发射激光脉冲并记录返回信号,可直接获取植被和地表的三维空间坐标。与基于影像方式不同,激光脉冲能够通过树冠空隙到达冠层下部甚至地面,具有冠层穿透能力,可同

时获取冠顶、枝叶层、树干、林下植被及地形信息。这一特点使其在森林数字地形模型构建、树高和冠幅提取、单木分割、垂直结构分析、林分蓄积量和生物量估算等任务中具有明显优势。当前,无人机LiDAR点密度不断提高,观测尺度也逐渐由林分向单木甚至枝干尺度扩展。值得注意的是,无人机LiDAR数据质量不能简单以平均点密度衡量,飞行高度、速度、扫描模式、扫描角度、航带重叠、脉冲参数、叶态和林分密度共同决定激光点在冠顶、树干和地面的空间分布,进而决定林分垂直结构刻画能力及森林参数反演效果。

可见光、高光谱、热红外、微波和激光分别提供纹理、精细光谱、温度与热辐射、散射与极化干涉和三维结构信息,多传感器协同有助于提高结构、树种和生理状态表征能力,其前提是保证不同数据在空间、时间和特征上具有可比性[47,56-57]。

林冠上无人机主要描述冠顶、优势木和地形,受视角、遮挡等因素限制,对树干中下部及冠层内部探测能力有限。林冠下无人机飞行可补充树干、枝条和林下植被信息,但GNSS信号衰减、重复结构、复杂冠层等因素会显著增加定位与飞行风险。林冠下无人机通常依赖激光-惯性、视觉-惯性或多传感器融合等方法实现实时定位、避障和路径规划。在完全失去GNSS信号条件下,如何稳定连接局部观测坐标系与外部绝对坐标系,是实现冠上、冠下观测协同的关键。冠上、冠下点云具有明显互补性,可通过公共地面、树干特征或轨迹联合优化建立统一坐标框架。融合过程中应充分考虑不同平台的定位精度与观测误差,避免局部配准偏差在统一坐标框架中传播累积[58-62]。

无人机作业应同时满足观测质量和飞行安全要求。对偏重几何特征的任务,需布设控制点和检查点,并着重检查仪器标定、时间同步和航带系统差;对偏重光谱和热红外特征的任务,应记录辐照条件、太阳角度、云况和气象条件;对多时相观测任务,则应尽量保持传感器设置、航线和物候阶段一致[44]。无人机作业还受到空域管理、自然保护地规定以及隐私和生态保护等约束[63]。对生态敏感区,应在任务设计阶段评估低空飞行、噪声和下行气流可能造成的扰动[64]。

综上所述,近景森林感知的观测能力由平台、传感器及观测方式共同决定,不同技术在观测视角、空间覆盖范围、数据完整性、作业效率和测量精度等方面各具优势与局限。地面平台能够获取树干、枝条及林下结构的精细信息,移动测量和自主观测平台进一步提高了数据采集灵活性与效率,而无人机平台则在冠层观测和较大范围森林信息获取方面具有优势。同时,不同平台均受到遮挡、可达性、定位精度及作业条件等因素制约(表1)。在传感器层面,可见光、多/高光谱、热红外、微波和激光分别侧重获取森林对象的颜色纹理、光谱响应、温度、微波散射和三维结构等信息,具有不同的观测能力(表2)。因此,在实际应用中,应根据观测目标、研究尺度、林分结构及环境条件合理选择平台与传感器组合,充分发挥不同观测信息的优势。

2 数据处理

数据处理中涉及信号获取、传感器标定、定位定姿、几何与辐射校正、目标提取、参数反演和尺度扩展等内容,涵盖从原始信号到定量产品的完整过程[65]。任一环节的系统偏差或随机误差都可能向后传递,因此处理方法不仅要提高局部算法精度,还应关注观测推断链条的整体一致性。按照信息类型,近景感知数据处理可概括为空间结构、光谱辐射和时间变化3个维度,并通过多源融合、精度验证、统计推断和不确定性分析相互衔接[5]。

2.1 数据预处理与质量控制

数据预处理的目标是减少传感器、平台运动、观测几何和环境条件造成的非目标差异,使不同位置、时间和设备的数据能够在统一参考框架下比较。

2.1.1 几何校正与空间配准

几何处理首先需要恢复数据获取(如影像曝光时刻或激光脉冲发射)时刻传感器在空间中的准确位置和姿态,并将不同站点、不同航带或不同平台获取的数据统一到同一坐标参考系统中。对于静态TLS,多站数据通常需要经过粗配准和精配准两个阶段。球形标志物或具有稳定几何形态的自然特征均可用于建立站间对应关系,在获得较可靠的初始位姿后,可进一步利用迭代最近点等方法对点云进行精细配准。然而,森林中大量树干对象具有近似圆柱形态,不同树木之间局部几何结构高度相似,容易形成错误匹配。特别是在林分密集、可视范围受限或站间重叠区域较小时,仅依赖局部几何特征的配准方法可能产生较大的局部甚至整体偏差[18,62,66]。近年来,基于地面而非树木特征的数据配准方法以提取较

表 1　近景森林感知主要观测平台及其特点

Table 1　Platforms for Close-Range Sensing of Forest Environments and Their Characteristics

观测平台	优势	局限
地面	精度和细节刻画能力较高,可精细刻画树干、枝条及局部结构,适用于固定样地复测和高精度参数获取。	受树木及林下植被遮挡影响明显,多站布设耗时费力,大范围观测效率相对较低。
个人(背包/手持)	可沿林下路径连续获取多视角三维信息,采集灵活、效率较高,适合样地和林分尺度快速调查。	数据质量高度依赖定位效果,长距离移动和重复场景易引起轨迹漂移,精度与完整性受路线规划影响。
车载	移动速度快,可集成多种传感器并连续采集道路沿线信息,适合较长距离的快速观测。	受林道及地形通行条件限制,难以覆盖远离道路的区域,侧向遮挡与车辆振动影响数据质量。
固定连续	可保持稳定视角并开展高频、长期、自动化观测,便于同步记录森林物候、生理状态与环境变化。	空间覆盖范围有限,存在固定视角遮挡,长期运行对供电、设备维护及数据管理要求较高。
地面机器人	可在林下开展自主移动和多视角近景观测,并结合环境地图实施路径规划与目标补扫。	受坡度、倒木、灌丛和地表障碍物限制,面临定位、避障、通行与续航等因素挑战。
林冠下无人机	可开展林冠下自主观测,获取林冠下植被细节信息,部分弥补冠上和地面观测的遮挡问题。	GNSS信号易受遮挡,碰撞风险和飞行控制难度高,对实时定位、避障及续航能力要求高。
林冠上无人机(多旋翼)	能够垂直起降、悬停和多角度观测,部署灵活,适合复杂地形和单木尺度的精细数据采集。	续航时间和有效载荷受限,大面积连续覆盖效率相对较低,易受风、天气及飞行管理条件影响。
林冠上无人机(固定翼)	航时和巡航效率通常较高,适合大范围、规则区域的连续航带观测和森林监测。	通常需要较合适的起降条件,无法悬停,局部精细观测能力有限。

表 2　近景森林感知主要传感器及其特征

Table 2　Sensors for Close-Range Sensing of Forest Environments and Their Characteristics

传感器类型	观测信息	优势	局限
可见光	颜色、纹理、形态,多视角数据可重建表面三维信息	成本低、分辨率高,视觉解释直观	易受光照、阴影、遮挡影响
多光谱	若干离散波段(常含红边、近红外)的反射率	易获取植被指数与光谱指标,设备成本相对较低	波段数量、光谱分辨率有限,阴影与光照条件影响显著,跨时相与跨平台定标差异
高光谱	连续窄波段反射率及精细光谱特征	能够区分细微光谱差异,适于多组分表征与分类	成本、数据维度高,定标/几何校正复杂,处理难度大
LiDAR	三维坐标、回波/强度、波形	主动获取几何结构,可通过冠层空隙获取被遮挡对象信息	成本较高,仍存在遮挡问题,数据量大
热红外	目标热辐射与温度	不依赖太阳可见光照,可表征温度变化	受发射率、气象及混合像元影响
微波雷达	微波后向散射	主动成像,部分频段具有一定穿透性,覆盖范围广	后向散射受结构、水分及地表条件等多重因素共同影响,反演精度受限
消费级深度/LiDAR	近距离深度及简化三维点云	轻便,低成本,易于快速记录对象信息	有效测程、精度及场景稳定性受限
GNSS/IMU	绝对位置、高频姿态与运动信息	绝对基准与长期稳定,自主与高频连续输出	存在数据退化问题且遮挡条件下会显著加剧,存在漂移问题
环境传感器	温湿度与微气象等	轻量、低功耗、易集成	存在同步与长期定标问题

稳健的地面单元作为配准对象,破解单木特征提取中不确定性高、计算量大的瓶颈问题,为多源多平台数据配准提供新方案[5,19]。

移动和无人机平台则需要连续估计平台运动轨迹。通常综合使用GNSS、IMU、影像、激光及里程计等多源信息,通过组合导航或SLAM方法恢复平台位置与姿态。在森林环境中,冠层遮挡会削弱GNSS信号,重复的树干结构又容易造成视觉或激光匹配退化,使轨迹误差随时间逐步累积。回环检测可以利用设备再次经过已观测区域时产生的空间约束修正累积漂移,但错误的回环约束也可能导致整个点云发生非真实形变。仅关注最终点云视觉对齐效果尚不足以评价数据校正效果,还应检查轨迹残差、姿态不确定性、控制点误差及重复路线之间的一致性。几何质量评价仅依据全局平均误差容易掩盖局部误差与系统性偏差,需结合独立检查点、重叠区域及稳定地物开展精度验证才能全面反映成果几何质量[11,28,67]。

2.1.2 点云去噪与地面分类

点云中常包含孤立点、重复点、多路径回波、混合回波、飞行或移动过程中产生的条带差,以及枝叶运动产生的非稳定点[7,14,68]。点云去噪需要在保留真实细枝和稀疏结构的前提下去除异常观测。统计离群点滤波、半径滤波及基于局部邻域几何特征的滤波方法易于实现,在大多数场景中具有较好效果,但过于严格的参数设置也可能误删细枝、叶片边缘等真实目标。相较而言,结合扫描线、回波顺序、波形信息或连续时刻一致性的滤波方法能够更多地利用传感器成像机理,对复杂森林点云具有更好的针对性[69]。

地面点分类是后续树高、冠基高和数字地形模型构建的关键步骤[1,70]。在平缓林地中,基于渐进加密、不规则三角网或形态学滤波的方法通常可以获得较稳定的地面点[71-72],但在陡坡、倒木、裸露根系和灌木密集区域,真实地面与低矮植被之间的几何差异可能十分有限,容易出现误分类。如果数字地形模型存在系统性高程偏差,该误差会直接传递到归一化树高、冠基高甚至单木生物量估算结果中。因此,在复杂地形森林中,应将地面分类误差视为整个三维结构参数反演中的重要误差来源[5]。

2.1.3 影像几何质量控制

对于光学数据,镜头畸变、焦距变化、曝光差异、运动模糊及弱纹理区域均可能影响影像匹配和三维重建[73-74]。森林冠层中的枝叶容易在风作用下发生运动,同一树冠在相邻影像中的几何形态并非完全一致,这与城市建筑等近似刚体场景存在明显区别[75]。

高质量摄影测量通常需要结合合理的相机标定、足够的航向与旁向重叠、交叉航线及具有一定倾斜角度的影像,以提高观测网络的几何稳定性[76]。在采用RTK或PPK时,高精度相机位置可以降低对大量地面控制点的依赖,但不能完全取代相机内参数标定和独立精度检查[77]。控制点主要用于模型约束,而检查点需要独立于平差过程,用于评价最终成果精度。检查点还应尽可能覆盖不同坡度、不同高程及测区边缘位置,避免控制点和检查点空间分布过于相似而导致精度评价过于乐观[44,78]。

2.1.4 辐射校正与观测条件一致化

多/高光谱、热红外和LiDAR数据需要转换为具有可比性的反射率、温度或校正强度,其中多/高光谱常受暗电流、响应不一致和太阳辐照变化影响,激光强度则与距离、入射角和系统增益有关,跨时相分析还应记录太阳角度、辐照、风速、湿度和叶面状态等环境信息[40,51,79]。

2.2 空间信息提取

森林三维结构分析可分为基于区域和基于单木方法[80]。基于区域方法通常以样地、网格或固定空间单元为基本分析对象,计算点云高度分位数、垂直密度分布、冠层覆盖度、体素占用率、纹理以及其他统计特征,并进一步建立林分蓄积量、生物量、平均树高或冠层结构参数模型[81]。该方法对对象识别误差相对不敏感,稳定性较高,也便于与航空或卫星遥感像元建立尺度联系。基于单木方法则首先检测并分割独立树木,然后估计其空间位置、树高、胸径、冠幅、树冠形态以及枝干结构等属性[9,82]。其结果可以直接对应森林清查中的单木记录,因此在精准森林经营、生长监测和生态过程研究中具有较高应用价值。但基于单木方法对树冠交叠、遮挡和林层结构更加敏感,在复层混交林中容易出现漏检、过分割和欠分割[83-85]。基于区域和基于单木方法并非相互替代。在复层林中,可利用前者保证样地尺度总量估计的稳定性,并由后者解析不同径级、树种和林层的结构组成[80,86]。

2.2.1 影像三维重建

基于影像的森林三维重建通常包括特征提取与匹配、相机位姿估计、稀疏点云生成、多视图稠密匹配及数字表面模型、正射影像或三维网格模型生成等步骤。

林冠上观测中,高重叠航线、交叉航线及适量倾斜影像有利于增加树冠侧面的可见性,提高树冠边缘和冠形重建效果。林冠下环境中,树干纹理重复、光照不足、视野遮挡严重及枝叶持续运动,会明显增加影像匹配难度,甚至造成局部尺度漂移或重建失败[23]。

影像另一个固有限制是难以获取被冠层完全遮挡的结构。因此,在高郁闭度森林中,地表和树冠内部重建能力通常弱于LiDAR。实际应用中可将影像获得的高分辨率纹理和冠层表面结构与激光获取的垂直结构和地面信息联合使用,以提高森林三维表达的完整性[57]。

2.2.2 单木检测与分割

单木检测和分割是森林三维信息处理的核心环节之一。传统方法通常从数字冠层高度模型或归一化点云中识别树冠顶部,再利用局部极值、分水岭、区域生长、图模型、聚类或体素连通

性等方法确定单木边界[17,87-88]。

二维冠层高度模型方法计算效率高、流程成熟,适合优势层较明显且树冠边界相对清晰的林分,但容易将相互重叠的树冠合并,并漏检处于上层树冠覆盖下的被压木和中层木[83,89]。直接利用三维点云的方法能够充分利用垂直结构和空间连通关系,对复层林具有更大潜力,但计算量更大,对点云密度和人工标注的要求也更高。二维与三维相结合的方法通常先在冠层高度模型中检测冠顶位置,再利用三维点云确定个体边界,在计算效率和结构表达能力之间取得折中[84]。

近年来,基于深度学习的语义分割和实例分割为提升复杂场景下对象识别能力提供了新方案,但模型对训练样本数量和分布仍较敏感。对其泛化能力的系统评价将在§4进一步讨论[90-92]。

评价指标除总体准确率外,还应包括精确率、召回率、$F1$值、过分割率、欠分割率及不同林相、林层的表现,并关注分割误差对树高、胸径和生物量等下游参数的影响[91]。

2.2.3　树干提取与树木结构参数估算

树干通常具有较明显的垂直连续性和近似圆柱形态,可利用点云法向量、线性度、垂直度、曲率及圆或圆柱拟合等方法进行识别。在胸径提取过程中,除算法本身外,还必须明确胸高位置的定义,特别是在坡地、倾斜树干、板根发育和树干截面非圆形等情况下,应采用与森林调查规范相一致的处理规则[93]。

树高通常由归一化点云中树冠最高点与地面高程之差计算,但其精度不仅受点云质量影响,也与真实树顶是否被传感器观测到有关。同时,传统实测树高本身存在测角误差、距离误差和树顶不可见等问题。因此,在树高精度验证中,不宜将所有地面测量值视为完全无误差的绝对真值,而应综合考虑参考数据本身的不确定性[94-95]。

2.2.4　枝干结构与定量结构模型重建

随着近距离激光点云密度不断提高,森林结构分析已由传统树高、胸径和冠幅逐渐拓展到枝干尺度。树木结构模型通过骨架提取、圆柱拟合及拓扑连接等方法,将离散点云转换为明确枝干层级关系,可进一步获得枝序、枝长、枝径、分叉角度、木质体积以及不同层级枝条的空间分布。结构模型在单木木质体积和地上生物量估算中具有重要价值,尤其能够减少传统异速生长模型对有限胸径和树高变量的依赖,但其结果高度依赖点云完整性。细枝漏测、叶片误识别为枝条、局部遮挡和圆柱过拟合等问题会逐级传递,并在高阶枝条中形成较大误差。因此,应通过不同参数组合或多次随机建模分析结果稳定性,并结合树木体积守恒、枝径递减关系和异速生长规律对模型进行合理约束。在条件允许时,生物量研究还应利用破坏性采样或其他独立体积测量方法对结果进行验证[12,15,96-99]。

2.2.5　叶片与木质部分离

叶片与木质部分离通常简称为叶木分离,是连接冠层叶面积估算、枝干结构重建及生态参数反演的重要步骤。几何方法主要利用叶片与枝干在局部平面度、线性度、曲率、法向量及空间连通性方面的差异;辐射方法则利用激光回波强度、多光谱或高光谱信息进行区分;机器学习和深度学习方法可以进一步融合多尺度几何与辐射特征[100-102]。

单一几何阈值在嫩枝、成束叶片和稀疏点云中容易失效,而单纯依赖回波强度的方法又容易受到距离、入射角和设备差异影响。因此,稳健的叶木分离通常需要综合几何形态、反射强度、颜色、回波特征和局部拓扑进行分类。评价叶木分离结果时,不应仅报告总体分类精度,还应分别评价叶片和木质部分的精确率、召回率和$F1$值,并进一步分析分类误差对叶面积指数、枝条体积和生物量等下游参数估计的影响[101]。

2.3　光谱与热红外信息处理

近景高分辨率观测减少了传统像元中的多目标混合效应,却放大了树冠内部阳叶、阴叶、枝条和背景之间的差异。因此,单木光谱分析不宜仅依赖平均反射率,而应结合冠形、纹理、树皮和三维结构。高光谱维度高而样本往往有限,常需通过波段选择、特征降维、光谱空间联合建模或层次分类降低冗余和过拟合风险[8]。

2.3.1　树种识别

树种识别不仅取决于叶片光谱,还受到树冠形态、叶片排列、纹理、物候阶段和环境背景共同影响[8,103-104]。在叶片充分展开且生长状态相近时,不同树种可能表现出相似的可见光反射特征。反之,在萌芽、变色或落叶等特定物候时期,树种间差异反而可能更加明显。因此,多时相树种识别除了通过多时相影像叠加增加信息维度外,还应探索不同树种物候差异选择具有判别力的观测时期。对于多源数据,三维树冠结构、光

谱、纹理和物候可以形成互补,有助于提高复杂林分中的树种区分能力[105-109]。

2.3.2 健康状态与胁迫识别

森林健康和胁迫监测主要关注色素、水分、叶片温度和冠层结构变化。病虫害、干旱或营养胁迫通常会影响叶绿素含量、细胞结构、叶片含水量以及气孔活动,并进一步改变可见光、红边、近红外、短波红外或热红外信号[110-113]。

病虫害早期监测尤其具有挑战性。多/高光谱和热红外可追踪色素、含水量或冠温变化,但这些信号容易与物候、干旱和阴影混杂。要证明模型具有早期预警能力,需要健康对照、现场病原或虫情证据以及明确的时间序列验证。若标签仅来自后期明显受害个体,则模型只能识别受害表型[111,114-115]。

热红外数据可利用冠层温度间接反映蒸腾和气孔调节过程,在水分胁迫、干旱监测和部分病害诊断中具有重要价值。但冠层温度同时受到太阳辐射、风速、空气温度、叶片角度和背景混合等因素影响,因此需结合气象数据进行解释,避免将温度异常简单归因于单一生理过程[49-50,116]。

2.4 多时相数据处理

近景感知具有高重复观测能力,可覆盖短周期枝叶运动、季节物候、年际生长以及火灾、风倒和采伐等多种时间尺度[35,37]。

多时相分析的关键在于区分对象真实改变与观测条件变化。两个时期观测之间出现的差异,既可能来自树木生长或枝叶变化,也可能来自坐标配准误差、传感器观测角度差异、叶态变化以及风引起的瞬时运动。因此,时间序列处理不能简单地对两个时相的数据直接作差,而需要建立稳定的跨期空间参考框架[38,117]。

对于长期固定样地,可采用永久控制点、稳定地物或固定设备基座实现跨期配准。对于移动和无人机数据,可以结合稳定地面、树干下部或人工控制标志建立共同约束。值得注意的是,树木并非完全刚体。树冠和细枝会随风摆动,如果利用这些动态结构主导多时相配准,算法可能将真实枝叶变化错误地吸收到配准变换参数中。因此,跨期配准应优先使用地面、粗大树干和其他稳定结构[37]。

变化量估计方面,简单点到点距离容易受到点云采样密度和观测条件引起的点位分布差异影响。相比之下,体素占用变化、局部表面距离、单木参数变化及结构拓扑变化通常具有更好的稳定性。对于树干径向生长等毫米至厘米级变化,还必须将待检测变化量与仪器重复测量精度和配准误差进行比较[117-118]。当年度径向生长量与点云表面噪声或配准误差处于同一数量级时,单次差分不足以证明真实生长,可通过固定站位、同季复测和重复扫描分离观测误差与生物过程[118]。多源方法应与最佳单源基线比较,并综合考虑新增设备、采集时间、配准误差和缺测风险[5,57]。

对于火灾、风倒、采伐等突发事件,理想情况是具有事件发生前的高质量基准数据。如果缺少直接基准,可以结合邻近未受扰动样地、历史无人机数据或卫星时间序列建立参考状态[119-121]。

物候一方面是森林动态监测的重要研究对象,另一方面也是树种分类、多时相变化检测和模型迁移中的重要影响因素[103,122]。因此,多时相数据记录不应仅保留日期和时间,还应尽可能记录积温、展叶程度、叶面积状态、太阳辐照和气象条件,从而建立更具生态意义的时间描述[123-124]。

2.5 多源数据融合

森林结构和生理状态具有明显的多维特征,单一观测、单一传感器往往存在难以克服的固有局限。例如,光学影像光谱信息丰富,但受天气、冠层遮挡影响显著,且难以反映垂直结构;激光数据获取结构参数能力强,但缺乏光谱与生化信息;微波穿透能力和全天候观测能力强,但对植被生理生化状态响应欠敏感。这些局限集中体现为信息缺失、多种分辨率难以兼顾、动态监测能力不足等问题,严重制约调查与生态参数反演的精度和时效性。多源数据融合针对单一数据源固有局限,整合不同观测互补信息,已成为重要发展方向[47]。

多源融合可在数据、特征和决策级分别或联合开展。数据级融合保留原始空间信息,但对时空配准精度要求高;特征级融合联合多观测提取特征形成对象特征结合,并进一步在特征空间中对多源特征进行关联、匹配与优化,协同表达来自不同观测的互补信息;决策级融合基于各数据源独立解译结果,在决策层对各解译结果进行融合得到最终结果,对传感器类型、数据配准和时空同步要求较低,具有较高灵活性和可扩展性,部署灵活,但可能在各数据源独立处理中压缩或丢弃细粒度互补信息,进而限制解译精度。

传统研究对数据级融合已有较多探讨并取

得显著进展。在不同数据形式间因数据质量差异大而导致数据级融合失效的场景中,特征与决策级融合因对数据配准和同步要求较低、对各源数据质量差异更具容忍度,往往成为唯一可行的解决方案[125]。

2.6 智能解译

森林对象覆盖广袤、结构复杂且动态变化多样,人工判读效率低、难以应对海量多源数据,智能解译依靠强大的特征提取与模式识别能力,捕捉到人眼和常规算法可能忽略的微弱信号与关联,将海量、复杂观测数据转化为可理解、可决策信息,突破传统方式在效率与规模上面临的瓶颈问题。

2.6.1 人工智能与表征学习

近年来,智能解译正由传统监督学习逐步向自监督学习、弱监督学习、跨域迁移和基础模型方向发展。森林点云和高分辨率影像数量迅速增加,但高质量逐点、逐像素或逐木标注成本仍然较高,因此充分利用无标签数据成为重要研究方向[126-128]。

自监督学习可以通过掩码重建、对比学习、跨模态一致性或时间一致性等任务,从大量无标签点云和影像中学习通用表征,再使用少量标注数据完成检测、分割或属性估计。仿真数据也可用于补充现实场景中难以获得的完整三维真值,但需要关注真实与模拟数据之间的分布差异[126]。

大规模预训练基础模型为统一处理影像、点云和多模态数据提供了新可能,但预训练数据中的区域、季节和尺度偏差可能被继承。因此,模型应用需要明确训练分布、输入条件和可能失效的场景[129-131]。

2.6.2 模型泛化与跨场景迁移

算法最终需要面向更大范围应用,因此泛化能力应与单一数据集精度并重。由于遥感样本通常具有较强的空间相关性,同一区域随机划分训练集和测试集主要反映相似分布条件下的拟合能力,可能对模型的真实泛化性能产生过于乐观的估计[132]。相比之下,跨样地、跨年份和跨传感器测试能够分别从空间、时间和数据源变化等方面检验模型迁移能力[133-134]。跨平台和跨区域问题将在§4进一步讨论。

2.7 尺度拓展、统计推断与不确定性分析

近景感知通常覆盖单木或样地尺度,而森林管理等领域应用面向林场、区域乃至洲际尺度。常见尺度链条涵盖样木、样地、区域等级别,各级结果既可能作为上一层的观测结果,也可能成为下一层模型的训练或校准数据,因此尺度扩展中的中间预测量并非无误差真值[86,135]。

2.7.1 抽样设计与总体推断

对于基于概率抽样建立的森林样地,可依据样本纳入概率进行总体参数估计,这类基于抽样设计的统计推断具有明确的概率基础。观测数据可以作为辅助变量,在保持抽样设计框架的同时提高总体估计效率。此外,还可以采用基于统计模型或分层模型的方法,将地面、无人机、航空和卫星不同尺度的数据统一纳入分析框架。这类方法能够更灵活地利用多源信息,但其统计结论更加依赖模型结构、变量关系和分布假设的合理性。无论采用哪种方式,样本代表性都十分重要。若采样主要集中在交通便利、坡度较小或林分结构较简单的区域,即使样地内部测量精度很高,其模型也可能无法代表整个区域。因此,高精度观测并不能弥补不合理抽样带来的总体推断偏差[136]。

2.7.2 误差传播与综合不确定性

近景森林感知结果的不确定性来源十分复杂,大致可概括为传感器标定误差、定位与配准误差、遮挡影响、分类分割误差、模型误差、时序误差、抽样误差以及尺度扩展误差等[137-139]。

这些误差并不一定相互独立。例如,遮挡会同时影响分割和参数估计,轨迹误差又可能同时改变数据定位和对象几何形态。因此,只有在各误差项近似独立时,才可以通过简单的方差加和方式估计总体误差。在复杂情况下,应采用能够显式考虑误差相关性的统计方法[136]。重复观测可以用于量化仪器和处理流程的重复性,蒙特卡洛方法能够模拟输入参数不确定性向最终结果的传播,自助法可以评估样本变化对模型的影响,而贝叶斯层次模型则能够在统一框架中描述不同尺度和不同来源的不确定性[140-141]。

均方根误差或决定系数通常不足以全面描述模型可靠性。对于需要应用于森林经营、碳核算或长期监测的模型,还应报告置信区间、预测区间、误差分布以及不同林型和参数范围内的模型稳定性[142]。对于概率型模型,还可以进一步评价置信度与实际正确率之间的一致性,以判断模型是否存在过度自信或置信度不足[143]。

3 应用场景

近景森林感知的应用已由传统森林结构测

量扩展到组成、功能、动态过程和经营决策。围绕森林资源监测、生态评估和经营决策等需求,讨论近景感知的主要应用。森林资源监测侧重森林结构、组成及动态参数提取,生物量估算关注结构信息向生物量转换,树种、生物多样性和栖息地研究关注组成及生态空间,健康和扰动监测强调异常状态及其响应,物候与生态生理监测侧重动态过程,而精准经营和数字孪生则进一步拓展了观测信息的决策支持能力[5,10]。

随着综合森林管理这种整合多重目标、适应全球变化的新型森林管理范式的出现和运用[144],如何通过主动适应性经营塑造森林的异质性与多功能性,实现环境、经济和社会效益的综合成效[145-146],已成为当前亟待解决的新议题。相应的,近景森林感知如何更加准确地监测自然和多样森林结构、组成和动态,从而在不同时空尺度上为平衡木材生产、碳汇服务、生物多样性保护及游憩文化等多元目标提供支撑,已成为当前面临的一项新挑战。

3.1 结构参数提取与资源调查

森林资源监测是近景感知发展较早的领域之一。传统森林调查主要依赖人工测量胸径、树高、冠幅,记录树种和株数等信息,该方法已较为成熟,但野外工作量大,且能够记录的树木几何信息相对有限。地面、移动及无人机LiDAR的发展,使大量森林结构指标能够以数字化和较高自动化程度获取,为传统样地调查提供了重要补充[10,147-148]。

胸径是森林资源调查中的核心参数之一。当胸高处树干表面得到较充分观测时,可利用圆拟合、圆柱拟合、截面分析或深度学习等方法自动估算胸径,其精度在部分结构简单的林分中已经能够接近常规人工测径结果。但是,天然林中存在的树干遮挡、倾斜、多干以及藤本植物附着等情况会显著增加自动提取难度。尤其对于那些位于样地边缘、被其他树木遮挡的个体以及胸高位置存在异常形态的树木,通常仍需要结合人工检查或专门规则进行处理。因此,自动化并不意味着完全取消人工干预,而是将人工工作由逐木测量逐渐转变为异常样本检查和质量控制[29,93]。

树高估计受到树顶和树基局部地面是否得到完整观测的共同影响。地面观测可能由于遮挡问题无法观测到真实树顶,无人机和航空LiDAR观测虽能够较好地描述冠层顶部,但在地面回波稀疏时,可能难以准确估计树基处的地面高程。同时,传统人工测高本身也会受到树顶识别、观测距离、地形坡度以及观测者经验的影响。因此,在比较遥感树高与地面实测树高时,不宜默认人工测量结果完全无误差,而应将参考数据本身的不确定性纳入分析[94-95]。

对于单木尺度产品,仅在成功检测并成功匹配的树木上计算胸径或树高误差,容易产生精度高估。例如,大径级优势木通常更容易被点云检测和准确分割,而小径级、被压木和严重遮挡木则更容易漏检[84,149]。如果仅评价成功检测且匹配的树木,所得到的参数精度可能低估整个样地的真实不确定性。因此,森林结构产品除了应报告胸径、树高等参数的误差外,还应同时报告树木检测率、漏检率及不同径级和不同林层个体的识别情况[17]。

带有空间定位信息的单木成果还可为后续精准经营提供基础数据。例如,单木位置、干形和树木属性能够支持竞争关系分析、间伐目标选择及采伐结果核验[150]。将林下高精度地图[27]与林班、小班边界、林道进行结合,有助于将调查成果转化为可定位、可执行的经营任务[151]。

现阶段,地面和移动激光扫描更适合作为森林清查中人工样地的增强与质量控制手段,通过减少部分重复性测量和增加三维结构信息逐步融入现有调查体系[7,10,14]。

3.2 蓄积量、地上生物量与碳库动态变化估算

森林蓄积量、地上生物量和碳库动态变化是描述森林结构特征和生态功能的重要指标,三者在森林结构量化与碳循环研究中具有密切联系。森林蓄积量主要反映林分木材体积,是森林资源调查和经营管理中的核心指标;地上生物量和碳库动态变化则进一步表征碳存量、动态及其生态服务功能[152]。因此,从结构参数获取蓄积量、生物量和碳储量,是近景森林感知服务资源监测和全球变化研究的重要应用方向[139]。

传统森林蓄积量调查主要依赖胸径、树高、树种组成以及材积方程,通过样地尺度测量推算林分木材体积。近景感知的发展为蓄积量估算提供了新数据和新方法,例如,利用LiDAR获取的胸径和树高等信息可以辅助建立单木材积模型[153],并进一步实现样地和林分尺度蓄积量估算[139]。相比传统依赖少量测树因子的经验模型,三维点云能够直接描述树干形态和空间结构差异,尤其适用于复杂天然林和异形木较多的森

林。但是,蓄积量估算仍受到树干遮挡、单木识别误差、点云完整性以及模型尺度扩展等因素影响,需要结合独立样地调查和长期监测数据进行验证[139]。

地上生物量估算与蓄积量估算类似,也沿两类技术路线展开。第一种方法利用胸径、树高、树种等参数,结合异速生长方程计算单木生物量[154-155]。该方法与现有森林资源调查体系具有较好的兼容性与衔接性,处理流程成熟,但其结果可靠性依赖异速生长方程对研究区域的适用程度。如所采用方程的适用树种、径级范围或生境条件与目标森林存在较大差异,模型本身的偏差会传递到最终生物量估计结果[156]。

随着结构参数提取技术发展,生物量估算方法呈现出由依赖少量参数向融合全株树木三维测量信息拓展的趋势。第二种方法利用高密度三维点云重建的单木结构模型,直接估计树干和枝条体积,再结合不同树种或组织的木材密度计算木质生物量[99,157]。该方法直接利用树干和枝条的三维几何信息,在大径级、异形树等传统异速模型适用性有限情况下具有优势。但基于三维结构模型的生物量估算方法同样存在显著不确定性。例如,冠层遮挡容易造成枝条缺失,点云噪声和叶片残留可能导致枝条尺寸估计异常,而圆柱或其他几何基元拟合也可能产生局部估计误差[101]。尤其在结构复杂的阔叶树中,即使采用多站观测的高密度三维点云,也难以确保高阶枝条的完整观测与可靠重建[158]。因此,三维重建获得的木质体积不应视为无误差真值,而应理解为需要独立验证的估计值。

需要注意的是,三维重建主要描述树干和枝条等木质部分,叶片生物量通常还需要叶面积、叶片厚度或比叶重等额外参数进行估算,而地下根系及土壤碳更无法通过地上数据直接获得。因此,三维重建解决的主要是地上结构和地上生物量问题,其结果与整个森林生态系统碳储量之间仍需通过其他观测和模型建立联系[101]。

两种生物量估算路线具有较强的互补性。一方面,可利用高精度三维结构模型分析传统异速生长方程在不同径级和树形条件下是否存在系统性偏差。另一方面,也可以利用成熟的异速关系对明显不合理的三维重建体积进行约束。结合直接几何测量与经验异速生长关系,有望提高复杂天然林中单木生物量估计的稳定性[96,99,155]。

重复观测为森林碳库动态监测提供了新的技术手段。通过对同一树木进行连续重复扫描,可估计胸径、树高、枝条和冠层体积变化,并进一步分析单木和样地尺度的木质生物量累积及损失。由于树木年度径向生长通常只有毫米至厘米量级,只有当观测变化明显大于设备重复测量误差和多时相配准误差时,才能将其解释为真实生物生长。对于碳库动态监测应用,除了平均误差,还应关注系统性偏差、置信区间及尺度扩展产生的不确定性[136,139,141]。

3.3　生物多样性与栖息地表征

树种组成是描述森林群落结构和生物多样性的基础信息,也是森林经营、生物量估算、生态功能评价和长期动态监测的重要输入。传统树种调查主要依赖人工识别。近景感知通过综合获取树木光谱、纹理、形态、结构及物候信息,定量化表达人工识别所依据的信息源,有望突破主观经验限制,提升调查效率与一致性,为大范围森林资源监测提供可靠技术支撑。同时,自动识别还面临许多现实挑战。树龄、光照和生境差异可造成同一树种个体之间的特征变异,近缘树种又可能具有相似的光谱与形态特征,加之稀有树种往往样本不足、类别分布不均衡,复杂林分中的精细树种识别仍面临挑战。近年来,多时相物候信息以及光谱-结构-纹理多模态信息融合在提高混交林树种判别能力方面已表现出一定潜力[8]。

森林动物栖息地研究需要解释植被结构、组成及空间格局如何影响动物的生存、繁殖和迁移,以及食物、水源、隐蔽场所和巢址等资源的可获得性。同时,人类活动、气候变化和森林经营如何改变栖息地质量,进而影响动物种群的分布与长期存续也是相关研究重点。传统评价通常依赖样地植被组成、覆盖度及其他地面调查指标,难以有效表征连续三维生境结构。近景感知能够定量描述森林垂直分层、冠层空隙、树冠粗糙度、树洞及其他复杂结构。相比简单二维冠层覆盖率,高分辨率三维结构能够更直接地描述动物实际感知和使用的空间环境。这些结构指标可用于分析鸟类、蝙蝠、昆虫等动物的生境条件,也有助于研究附生植物与树木结构之间的关系[159-160]。例如,森林不同高度层的体素占用情况可以表征垂直结构复杂度和潜在活动空间,枝条密度、枝径和分叉位置可能影响鸟类停栖或筑巢条件,林隙大小和连通程度则与林下光照、植被

更新以及部分动物的活动路径相关。因此,刻画林冠下三维结构是解析动物栖息地适宜性及种群空间分布的重要基础。传统地面样地调查难以同时兼顾广域空间覆盖与精细三维生境描述。近景感知为揭示森林结构与不同动物类群的生境选择及空间分布之间的联系提供了新手段。

环境表征指标需要与具体生态过程或生态假设相联系[161]。仅从数据中计算指标并依靠统计模型自动筛选影响变量的方式容易得到缺乏稳定性和生态意义的结果。根据目标物种行为和生态需求提出明确假设,再选择与这些过程相对应的结构变量,并通过不同地点或不同年份数据验证其稳定性往往能够获得更加可靠的推断结论。同时,相关数据的公开和共享还应考虑敏感物种保护需求,避免高精度空间信息被不当使用[162]。

3.4 健康监测与扰动评估

森林健康状态受到病虫害、干旱、高温、营养限制及极端天气等多种因素共同影响。传统人工调查具有较高的诊断可靠性,但受调查范围和频率限制,难以及时发现大面积森林中的早期异常。近景感知能够在单木尺度获取冠层光谱、温度及三维结构变化,已成为森林健康监测和异常筛查的重要技术手段[113,115]。

不同类型传感器能够从光谱、温度和结构等不同维度表征森林健康情况。多/高光谱数据可反映与叶片色素、含水量及组织结构相关的光谱变化,可见光影像能够记录冠色、落叶及可见损伤,热红外可表征冠层温度并为推断蒸腾变化提供间接信息,而激光等三维观测则能够检测冠层稀疏、枝折和倒木等结构性变化。这些信息可以共同表征从早期生理异常到可见结构损伤的不同表现,但变化出现的先后顺序随胁迫类型、树种和环境条件而异[110,114]。

在部分病虫害或水分胁迫过程中,冠层温度升高、含水量变化或细微光谱响应可能早于明显的叶片变色,而枝条死亡和冠层结构损失通常出现在更晚阶段[116,163]。因此,多传感器、多时相联合观测有助于提高异常识别的稳定性,并为区分物候变化、环境胁迫与损伤过程提供更多依据。异常筛查、病因诊断和风险预测属于3个不同层次的任务。近景感知适于识别样地或林分尺度的颜色、温度及结构异常,并可为航空、卫星监测发现的重点区域提供精细核查,但通常不能仅凭遥感异常准确判定具体病原或致害原因。还需要结合病原检测、虫口调查、土壤和气象信息进行现场诊断[164]。进一步的风险预测则要求模型在病害或死亡事件发生之前使用已有信息预测未来结果,并通过独立时间序列进行前瞻性验证[165]。

火灾、冰雪灾害、台风以及采伐等扰动主要表现为森林结构在短时间内发生明显变化。无人机能够快速获取灾前灾后冠层变化,适用于受损面积、冠层损失程度和倒木分布制图[166]。地面观测能够进一步刻画树干损伤、焦痕高度、倒木形态以及林下可燃物结构等林下细节[167]。灾后地表及植被反射特性可能改变,部分稳定地物也可能受损。因此,跨时相分析需关注辐射一致化与基于稳定参照的空间配准,并利用未受扰动区域辅助区分真实变化和观测差异。

近景感知的优势不仅体现在灾害损失评估,还体现在恢复过程监测。通过连续观测冠层恢复、萌芽、生长、枯死木倒伏以及林下植被更新,可进一步评价不同扰动后森林恢复速度和恢复路径,从而为灾后经营和生态修复提供更加精细的数据支持[129,168]。

3.5 物候与生态生理监测

通过长期固定或高频重复观测,近景感知能够为物候和生态生理监测提供较高时间分辨率信息。固定相机、长期地面激光扫描站及重复无人机观测,可以连续记录萌芽、展叶、冠层闭合、叶片变色、衰老和落叶等季节性过程,也可用于分析枝叶摆动,以及温度和水分条件变化相关的短期冠层状态变化[35-37]。

传统物候遥感主要利用二维影像颜色或计算的植被指数变化判断物候阶段。高频三维观测则可进一步描述冠层体积、空隙率、叶面积相关结构指标以及枝叶空间分布的时间变化,使物候表征由光谱和颜色变化拓展到三维结构变化[169-170]。例如,展叶通常伴随冠层绿度增加、空隙率降低和叶面积垂直分布变化,落叶过程中则可能出现相反的结构与光谱响应。通过三维点云与光谱信息联合,可更加完整地描述森林物候发展过程[171]。

热红外、高光谱及其他生理相关传感器进一步拓展了近景感知对森林生态生理状态的观测能力。热红外主要表征冠层温度及其变化,可结合气象信息分析蒸腾和水分胁迫;高光谱则可提供与色素、含水量及部分生化组分相关的光谱指标。同步记录空气温湿度、太阳辐射和土壤水分

等变量,有助于分析森林结构、生理状态与环境条件之间的响应关系[50,116,172]。

3.6　精准经营

近景感知为森林经营由传统样地和林分尺度管理向单木尺度精细化管理提供了基础。通过构建包含单木位置、三维结构、树种组成及健康状态等多维信息的数据库,可分析树木竞争关系、识别潜在危险木和衰弱木、辅助选择间伐对象和规划机械通行线路,并利用复测数据核验采伐目标及作业结果[173-174]。相较于以林分平均属性为主要依据的传统经营方式,单木尺度信息能够更加直接地对应实际经营对象,有利于提高森林经营措施的有效性。

对于人工林和经营强度较高的森林,单木尺度的空间信息尤其具有价值。例如,可以根据树木大小、竞争状态、健康状况以及空间分布生成待间伐树木清单,并将目标位置发送至现场设备或作业人员。随着移动测量、自主导航和机器人技术的发展,林下移动机器人则可以利用三维点云地图进行定位、避障和路径规划,使调查结果逐步转化为现场导航与作业任务信息,进一步直接参与森林作业过程[175]。

森林可燃物的数量、结构及分布是决定森林火灾风险的重要因素,也是实施精准经营的重要依据。林下灌草、枯落物等可燃物分布具有显著的空间异质性,其高度、覆盖度、体积及垂直连续性直接影响燃料累积和火势蔓延。近景感知能够精细、定量描述林下可燃物空间连续分布和结构,为火灾风险识别与空间分区提供数据支撑,并可进一步服务于可燃物调控、防火隔离带优化和差异化森林经营[167,176]。

3.7　数字孪生

近景感知技术的发展提升了森林结构、组成和生态生理状态的精细观测能力,为单木尺度森林资源调查、动态监测及精准经营提供了丰富的数据基础。现有应用往往将采集、提取和反演作为相对独立的环节,点云、影像及单木属性数据库等成果未能充分形成可持续更新、支持情景预测与经营反馈的统一森林状态表征。森林数字孪生则旨在构建与真实森林保持数据关联、可依据新增观测更新状态,并支持情景模拟及决策反馈的动态数字表征[177-179]。

与静态三维可视化和传统仿真模型相比,森林数字孪生更强调真实森林与数字模型之间的数据关联、状态更新和反馈机制,通常包括多源观测、状态估计与模型更新、不同情景下的生长或扰动模拟,以及面向经营方案的分析与辅助决策等过程[177,180-181]。在这一过程中,近景感知是连接真实森林与数字孪生模型的重要观测基础。通过整合不同平台、传感器和时相的观测结果,并与航空、卫星遥感及森林清查数据协同,可逐步构建由单木、样地到区域的多尺度森林状态表征体系。

目前相关研究已开始探索森林数字孪生的具体实现。例如,相关研究通过虚实交互和虚拟间伐试验,展示了数字孪生在林分空间结构分析、单木生长模拟和森林经营优化中的应用潜力[177]。除状态更新和经营模拟外,动态物理过程及传感器观测响应模拟也是构建可信森林数字孪生的重要技术基础。例如,将森林三维辐射传输与动态力场模型耦合,可模拟冠层因风摆动及观测条件变化对森林反射信号的影响,为虚拟遥感观测和物理一致性检验提供方法[182]。上述研究表明,近景感知不仅能够为森林数字孪生提供高精度三维结构和多时相观测数据,还能够与物理过程模型相结合,开展森林状态更新、动态情景模拟及模型验证。

4　挑战与展望

近景森林感知已具备从单木结构测量到多源动态监测的技术基础,但由实验走向跨区域、长期和业务化应用仍受观测不完整、标准不统一、模型迁移能力不足和运行维护成本高等因素制约。未来研究需要加强对信息完整性、可复现性、泛化能力和结果可信度的关注[5,16]。

4.1　观测完整性

遮挡现象由森林自身的三维结构引起,是观测固有限制,而非可由算法完全消除的噪声。即使联合多平台、多角度观测,数据中仍可能缺失树干中上部、冠层内部及细枝等关键部位信息,导致进一步参数提取困难或精度下降[58,183]。

观测完整性评价应面向具体任务,如树干可见比例、冠层内部覆盖度和枝序完整度,并结合检测准确率、召回率等精度指标[184]。在采集环节,可基于信息增益开展主动视点规划,优先补充关键缺失区域,以较低的采集成本获取更多有效信息。在建模环节,随着点云补全等深度学习方法的发展,观测完整性评价还应明确区分直接观测、模型推断和无有效观测区域,避免将点云补全或生成结果误作实测结果[185]。

4.2 数据采集标准化、开放共享与可复现评测

当前,不同研究之间的数据采集方式和评价体系差异较大。即使研究任务和传感器类型相同,观测站点数量、观测几何、视场角、数据密度、叶态条件、坐标基准、林分复杂度、人工标注规则及精度指标也可能存在明显差异。因此,不同算法的精度往往难以直接比较。为提高不同研究结果之间的可比性,应逐步建立针对不同平台和任务的标准化采集与数据记录规范。除数据本身外,还应保存能够解释数据质量和支撑实验复现的关键元信息,包括传感器型号与主要参数、固件和软件版本、内外参数、轨迹及控制信息、飞行或扫描参数、天气和光照条件、物候及叶态、样地范围和边界规则、人工调查方法、标签定义以及具体的数据处理流程等[5,87,186]。

对于森林数据而言,叶态和环境条件尤其重要。同一林分在展叶期和落叶期获取的激光数据具有不同的冠层穿透特性[169],同一树种在不同物候阶段的光谱差异也可能十分明显[103,122]。如果公开数据集仅提供数据,而没有同步记录季节、天气和观测条件,则会显著限制其后续应用价值。开放数据集还应更加关注真实森林环境的复杂性。未来构建的数据集应适当包含陡坡、复层混交林、高郁闭度森林、林下灌木密集区域、异常树形、倒木和枯立木等复杂场景,并增加不同季节、不同地区和不同设备之间的重复观测数据[187]。在条件允许的情况下,还应尽可能同时公开原始观测数据和关键标定信息。这对于未来重新标定、测试新的轨迹解算方法及分析传感器系统误差具有重要意义[188]。数据共享还应兼顾隐私、安全和生态保护。例如对珍稀物种分布、私人林地以及部分敏感基础设施位置信息进行脱敏或必要处理[162]。

算法评价方式也需要进一步规范。目前许多深度学习研究采用从同一研究区随机划分训练、验证和测试样本的方法。由于同一研究区的环境和传感器特征相似,样本间存在空间自相关,随机划分会使训练样本与测试样本在空间上相互交错、彼此不独立,从而高估模型精度[132]。未来应根据研究目的建立分层评价体系,分别检验同一区域内的预测精度、跨样地迁移能力、跨林型和跨地区泛化能力、跨季节稳定性以及跨设备和跨采集协议的适应能力。训练集、验证集和测试集之间还应避免潜在的信息泄漏。例如,测试区域与训练区域空间高度相邻条件下,则测试结果可能并非真正独立,最终精度也不再代表独立泛化性能。

除平均准确率、$F1$值或均方根误差外,评价体系还应包括误差分布、不同林层或径级的性能差异、失败案例、模型置信度及计算资源消耗。对于由多个模块组成的复杂处理流程,可通过逐项消融实验、模拟不同条件下现场试验等,分析性能提升究竟来自数据质量改善、算法结构变化还是训练策略调整,从而避免将多因素引起效果简单解释为某一算法模块的独立作用[17]。

4.3 跨平台迁移、跨区域泛化与多尺度扩展

森林类型、树种组成、林龄、季节、地形和传感器条件都会改变近景感知数据的统计分布[8,189]。一个模型即使在单一研究地点获得很高精度,也并不意味着能够直接应用于其他地区。例如,同一直径的树干在不同点云密度下呈现的局部几何特征不同,同一树种在不同光照、季节和传感器条件下的光谱特征也可能明显不同[103]。因此,模型的跨场景泛化能力仍是制约近景森林感知大规模应用的重要因素。未来特征设计和模型训练应尽可能减少对特定设备和采集方式的依赖。例如,在点云分析中,可更多利用具有明确物理意义的空间距离、尺度关系、法向量、曲率及局部结构,减少对某一固定点密度、扫描线模式或设备特有回波分布的依赖;对于影像和光谱数据,也应通过辐射校正和反射率转换减少设备响应和光照条件带来的差异[40,51-52]。

自监督学习、少样本学习、领域自适应、仿真数据及数据增强等方法,为减少跨区域迁移所需的人工标注提供了新的技术路径[190]。由于森林点云和影像易于大量获取,而高质量逐木或逐点标签成本高昂,先以无标签数据预训练、再用少量新区域样本适配,有望降低模型跨地区推广成本。但是,泛化能力强不能仅通过同一数据集中的随机实验得出结论,而应使用完全未参与模型选择的外部研究区域进行验证[132]。真正具有推广价值的模型,需要在不同森林类型、不同设备甚至不同采集协议下保持相对稳定的性能,并明确其失效条件[105,126]。

对于区域尺度应用,还需要将模型能否迁移和样本是否具有统计代表性区分开来。即使一个模型能够适应不同林型,如果训练和验证数据主要分布在道路附近、缓坡地区或交通便利区域,而陡坡、偏远林地和高郁闭度森林样本不足,则最终区域估计仍然可能存在系统性偏差[191]。

因此,算法泛化能力并不能替代合理的抽样设计。由于迁移误差、抽样偏差和尺度扩展误差难以完全消除,从单木、样地向区域尺度扩展时,相关产品应从输出单一确定值转向给出带不确定性的表达。地面、无人机、航空和卫星数据可以通过相同样地建立多层次观测关系,并以潜在的真实森林状态作为不同尺度之间的联系纽带[192-194]。

4.4　自主化、实时化、低成本与长期稳定运行

在近景森林感知由科研试验走向常态化业务应用的过程中,除提高测量、反演精度外,还需要综合考虑采集效率、计算时效、设备能耗、运行稳定性和长期维护成本。一个在实验条件下能够获得高精度结果但需要大量人工操作、长时间后处理或频繁设备维护的系统,很难真正用于大范围森林调查[10]。为减少人工操作,林下机器人和无人机自主观测是未来的重要发展方向。通过融合激光、相机和惯导信息,移动平台能够在GNSS受限的森林环境中实现自主定位和环境建图,并进一步结合障碍物识别、可通行区域分析和任务规划完成自主采集[195]。相较于传统预先固定扫描站位或飞行航线,未来的自主平台可以根据实时观测结果动态调整路径,对遮挡严重或信息不足区域进行补充扫描[196]。这类系统的关键不仅在于能够自主移动,更在于具备实时判断数据质量的能力。例如,无人机在飞行过程中如果发现某一航带点云密度不足、轨迹解算异常或影像模糊,可以立即调整航线并重新采集,而不是等返回实验室后才发现整段数据无法使用。通过在设备端或现场计算平台中完成轨迹质量检查、覆盖度分析和异常数据识别,可显著降低野外重复作业成本。

低成本传感器和消费级设备则为扩大森林监测范围提供了另一条途径。智能手机、低成本深度相机、小型GNSS/IMU以及便携式扫描设备,可以使更多调查人员甚至公众参与森林数据获取[5,25,57]。但低成本设备之间往往存在明显的个体性能差异,因此需要建立分级标定和自动质量评价机制,并根据设备质量为数据赋予不同权重,而不能简单地将所有来源数据视为同等可靠[197]。

随着连续监测数据量增加,计算体系也需要从传统全部数据上传后统一处理逐渐发展为设备端、边缘端与云端协同处理[198]。设备端可完成基本传感器同步和数据筛选,边缘端负责质量评价和异常检测,云端则用于大规模数据管理、模型训练和长期分析。在通信带宽受限的偏远森林中,可以优先传输参数结果、低分辨率预览以及异常事件数据,同时保留完整原始数据供需要时调用。长期运行还带来了短期实验通常不会暴露的问题。传感器会随着时间发生漂移和老化,软件库和操作系统可能升级,数据格式和文件标准也可能发生变化,科研人员更替又可能造成处理流程难以延续。因此,长期观测系统既需定期标定、诊断传感器漂移,也需完整记录软件版本、数据格式和处理流程,保证数据与算法可追溯。同理,新技术进入业务化运行时,应设置新旧方法并行的过渡期,在同一批样地上同时测量,以识别方法更替造成的时间序列断点,并据此逐步调整调查规范。

4.5　物理机理约束、可解释智能与可信应用

人工智能特别是深度学习和基础模型的发展,正在显著提高森林点云分割、目标检测、树种识别和参数反演能力[199]。然而,森林测量与一般视觉识别存在明显区别,其最终目标通常是获得具有明确物理意义和生态意义的数量结果,而不仅是实现图像或点云上的高分类精度。

因此,未来人工智能方法需要更加重视物理规律和生物学知识约束[200]。例如,树干和枝条应满足基本拓扑连通关系,枝径通常沿分枝方向逐渐减小,树木体积和生物量估计应符合基本的质量守恒与异速生长规律;光谱分析应考虑辐射传输过程,热红外反演则应满足能量平衡关系;多时相生长模型还应具有合理的时间连续性。这些约束既可以通过网络结构直接引入,也可以作为损失函数中的软约束或结果后处理条件。与完全依赖训练数据拟合相比,具有物理和生态约束的模型有望减少明显违背森林结构规律的结果。同时,未来模型还需要更加重视不确定性表达。模型应能够区分由传感器噪声和遮挡造成的观测不确定性、由训练样本不足造成的模型不确定性,以及由于输入数据明显超出训练分布产生的风险。当模型面对从未见过的树种、异常树形或低质量数据时,允许给出“低可信”或拒绝预测,通常比强制输出一个高置信度结果更加可靠[143]。

模型解释也应尽量与可验证的森林属性相联系。例如,在树种识别中,可以分析哪些光谱波段、纹理特征、冠形或物候阶段真正推动模型作出判断;在生物量估算中,可以说明树干、枝条

和冠层变量对结果的贡献。相比单纯展示注意力热图,这种能够对应到具体森林结构或生理过程的解释方式更有助于判断模型是否学习到了合理规律。对于病虫害早期预警、森林碳核算等后果较为重要的任务,还应保留人工复核、过程审计和结果追溯机制。人工智能的作用应更多体现在扩大观测能力、提高处理效率和辅助判断,而不是将整个决策过程转变为不可检查的黑箱[201]。

森林数字孪生体现多源观测、人工智能和决策支持逐步融合的重要方向[177,179]。数字孪生能够在高度还原真实三维场景的基础上,持续反映真实状态的动态变化。森林数字孪生可作为多源观测、模型更新和决策支持的综合载体,同时记录状态、时间、来源和不确定性,并建立数据所有权、敏感位置保护和长期保存机制。

5 结 语

近景感知具有分辨率高、信息维度广、平台灵活多样、场景适应性强等特点。近30年来,近景感知取得跨越式发展,已初步形成软硬件与应用体系,正推动森林观测由传统依赖人工、以少数结构参数为主的调查向多维、多尺度、自动化监测拓展。

地面固定、地面移动与无人机平台在观测视角、空间尺度和覆盖能力上相互补充,可见光、多/高光谱、热红外、微波和激光等传感器则分别提供纹理、光谱、温度、散射和三维结构信息,使森林观测由单一结构测量逐步向结构、组成、生理状态和动态过程综合感知发展,支撑森林资源监测、蓄积量与生物量估算、生物多样性与栖息地表征、健康监测与扰动评估、物候与生态生理监测、精准经营以及数字孪生等应用。

当前,近景森林感知仍面临遮挡导致的观测不完整、数据与评价标准不统一、跨区域泛化能力不足与多尺度误差传播、业务化运行中的效率与长期稳定性问题等挑战。未来研究应着力提高观测完整性,推进数据与评价标准统一和方法可复现,增强跨平台、跨区域泛化能力,完善不确定性量化,并在模型中引入物理与生态机理约束。在技术路径上,可依托自主机器人和边缘计算,推动观测由单次、人工向连续、自主方向发展,并以森林数字孪生为载体整合多源观测、模型更新与决策支持。进一步研究需加强近景、航空和卫星遥感之间的尺度衔接,构建从单木、样地、林分到区域的多尺度协同观测体系,支撑森林资源监测、碳库动态变化估计和精准经营等应用场景。

参 考 文 献

[1] 李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1138-1150.
LI Zengyuan, LIU Qingwang, PANG Yong. Review on Forest Parameters Inversion Using LiDAR [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1138-1150.

[2] 郭庆华, 吴芳芳, 胡天宇, 等. 无人机在生物多样性遥感监测中的应用现状与展望[J]. 生物多样性, 2016, 24(11): 1267-1278.
GUO Qinghua, WU Fangfang, HU Tianyu, et al. Perspectives and Prospects of Unmanned Aerial Vehicle in Remote Sensing Monitoring of Biodiversity [J]. *Biodiversity Science*, 2016, 24(11): 1267-1278.

[3] 曹林, 周凯, 申鑫, 等. 智慧林业发展现状与展望[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2022, 46(6): 83-95.
CAO Lin, ZHOU Kai, SHEN Xin, et al. The Status and Prospects of Smart Forestry[J]. *Journal of Nanjing Forestry University* (*Natural Sciences Edition*), 2022, 46(6): 83-95.

[4] 李林源, 黄华国, 穆西晗, 等. 低空无人机植被定量遥感: 进展、挑战与展望[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 2083-2113.
LI Linyuan, HUANG Huaguo, MU Xihan, et al. Low-Altitude UAV-Based Quantitative Remote Sensing of Vegetation: Advances, Challenges, and Prospects [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(6): 2083-2113.

[5] LIANG X L, KUKKO A, BALENOVIĆ I, et al. Close-Range Remote Sensing of Forests: The State of the Art, Challenges, and Opportunities for Systems and Data Acquisitions [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2022, 10(3): 32-71.

[6] 李增元, 陈尔学, 覃先林, 等. 中国林草遥感技术研究与应用: 最新进展、挑战与对策[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 1804-1830.
LI Zengyuan, CHEN Erxue, QIN Xianlin, et al. Research and Application of Forestry and Grassland Remote Sensing Technology in China: Recent Progress, Challenges and Countermeasures[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(6): 1804-1830.

[7] LIANG X L, KANKARE V, HYYPPÄ J, et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Inventories[J].

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 115: 63-77.

[8] CHEN J C, LIANG X L, LIU Z J, et al. Tree Species Recognition from Close-Range Sensing: A Review[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 313: 114337.

[9] 谢东辉, 李益, 周坤, 等. 基于多源遥感数据的数字林场信息提取与系统构建[J]. 遥感学报, 2024, 28(5): 1281-1294.
XIE Donghui, LI Yi, ZHOU Kun, et al. Information Extraction and System Construction of Digital Forest System Based on Multisource Remote Sensing Data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(5): 1281-1294.

[10] HOLVOET J, EICHHORN M P, GIANNETTI F, et al. Terrestrial and Mobile Laser Scanning for National Forest Inventories: From Theory to Implementation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 329: 114947.

[11] WANG X C, LIANG X L, CAMPOS M, et al. Benchmarking of Laser-Based Simultaneous Localization and Mapping Methods in Forest Environments [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5706221.

[12] QI H W, LIANG X L. Automated First-Order Tree Branch Modeling at Plot- and Individual-Tree-Levels from Close-Range Sensing for Silviculture and Forest Ecology[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5705821.

[13] LIANG X L, QI H W, DENG X J, et al. ForestSemantic: A Dataset for Semantic Learning of Forest from Close-Range Sensing[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2025, 28(1): 185-211.

[14] CALDERS K, ADAMS J, ARMSTON J, et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Ecology: Expanding the Horizon[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 251: 112102.

[15] 曹伟, 陈动, 史玉峰, 等. 激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(2): 203-220.
CAO Wei, CHEN Dong, SHI Yufeng, et al. Progress and Prospect of LiDAR Point Clouds to 3D Tree Models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 203-220.

[16] MAEDA E E, BREDE B, CALDERS K, et al. Expanding Forest Research with Terrestrial LiDAR Technology [J]. *Nature Communications*, 2025, 16: 8853.

[17] LIANG X L, HYYPPÄ J, KAARTINEN H, et al. International Benchmarking of Terrestrial Laser Scanning Approaches for Forest Inventories[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 144: 137-179.

[18] POHJAVIRTA O, LIANG X L, WANG Y S, et al. Automated Registration of Wide-Baseline Point Clouds in Forests Using Discrete Overlap Search [J]. *Forest Ecosystems*, 2022, 9: 100080.

[19] DAI X S, LIANG X L, QI H W, et al. Automated Registration of Terrestrial Point Clouds Through Ground Overlapping Searching in Forests[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5707413.

[20] WANG X C, LIANG X L. Automated TLS Multi-scan Registration in Forest Environments: A Novel Solution Based on Hash Table[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2026, 232: 280-304.

[21] LU M K, LAM T Y, PERNG B H, et al. Close-Range Photogrammetry with Spherical Panoramas for Mapping Spatial Location and Measuring Diameters of Trees Under Forest Canopies[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2019, 49(8): 865-874.

[22] KUŽELKA K, SUROVÝ P. Mathematically Optimized Trajectory for Terrestrial Close-Range Photogrammetric 3D Reconstruction of Forest Stands[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 178: 259-281.

[23] PIERMATTEI L, KAREL W, WANG D, et al. Terrestrial Structure from Motion Photogrammetry for Deriving Forest Inventory Data[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(8): 950.

[24] JAAKKOLA A, HYYPPÄ J, KUKKO A, et al. A Low-Cost Multi-sensoral Mobile Mapping System and Its Feasibility for Tree Measurements[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65(6): 514-522.

[25] MOKROŠ M, MIKITA T, SINGH A, et al. Novel Low-Cost Mobile Mapping Systems for Forest Inventories as Terrestrial Laser Scanning Alternatives[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 104: 102512.

[26] SHAO J Y, LIN Y C, WINGREN C, et al. Large-Scale Inventory in Natural Forests with Mobile LiDAR Point Clouds[J]. *Science of Remote Sensing*, 2024, 10: 100168.

[27] MUHOJOKI J, HAKALA T, KUKKO A, et al. Comparing Positioning Accuracy of Mobile Laser Scanning Systems Under a Forest Canopy [J]. *Science of Remote Sensing*, 2024, 9: 100121.

[28] YAO H Y, LIANG X L, CHEN R Z, et al. A

Benchmark of Absolute and Relative Positioning Solutions in GNSS Denied Environments[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(3): 4243-4273.

[29] 关天蒴, 王春博, 王蔚, 等. 移动式激光雷达在人工林样地调查中的路径规划方法[J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(5): 154-162.
GUAN Tianshuo, WANG Chunbo, WANG Wei, et al. Path Planning Method of Mobile Lidar in Plantation Sample Plot Survey[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2024, 46(5): 154-162.

[30] LIU J B, HYYPPÄ J, YU X W, et al. A Novel GNSS Technique for Predicting Boreal Forest Attributes at Low Cost[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(9): 4855-4867.

[31] LIANG X L, YAO H Y, QI H W, et al. Forest in Situ Observations Through a Fully Automated Under-Canopy Unmanned Aerial Vehicle[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2024, 27(4): 983-999.

[32] GRANIER A. Evaluation of Transpiration in a Douglas-Fir Stand by Means of Sap Flow Measurements[J]. *Tree Physiology*, 1987, 3(4): 309-320.

[33] POYATOS R, GRANDA V, MOLOWNY-HORAS R, et al. SAPFLUXNET: Towards a Global Database of Sap Flow Measurements[J]. *Tree Physiology*, 2016, 36(12): 1449-1455.

[34] KAGAWA A, FUJIWARA T. Smart Increment Borer: A Portable Device for Automated Sampling of Tree-Ring Cores[J]. *Journal of Wood Science*, 2018, 64(1): 52-58.

[35] SHCHERBACHEVA A, CAMPOS M B, WANG Y S, et al. A Study of Annual Tree-Wise LiDAR Intensity Patterns of Boreal Species Observed Using a Hyper-Temporal Laser Scanning Time Series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 305: 114083.

[36] CAMPOS M B, NUNES M H, SHCHERBACHEVA A, et al. Factors and Effects of Inter-Individual Variability in Silver Birch Phenology Using Dense LiDAR Time-Series[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2024, 358: 110253.

[37] CAMPOS M B, LITKEY P, WANG Y S, et al. A Long-Term Terrestrial Laser Scanning Measurement Station to Continuously Monitor Structural and Phenological Dynamics of Boreal Forest Canopy[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2021, 11: 606752.

[38] 熊景峰, 曾宏达, 谢锦升, 等. 基于多时相无人机LiDAR的杉木林地上生物量季节变化初探[J]. 遥感学报, 2024, 28(12): 3094-3106.
XIONG Jingfeng, ZENG Hongda, XIE Jinsheng, et al. Preliminary Study on Dry and Wet Season Changes in Biomass on Chinese Fir Forest Land on the Basis of UAV LiDAR[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(12): 3094-3106.

[39] 李德仁, 李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(5): 505-513.
LI Deren, LI Ming. Research Advance and Application Prospect of Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(5): 505-513.

[40] ZHU H L, HUANG Y W, AN Z K, et al. Assessing Radiometric Calibration Methods for Multispectral UAV Imagery and the Influence of Illumination, Flight Altitude and Flight Time on Reflectance, Vegetation Index and Inversion of Winter Wheat AGB and LAI[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 219: 108821.

[41] 陈邦松, 司马劲松, 赵光祖, 等. 植被茂密山区机载激光雷达数据采集最优点密度试验研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(5): 1014-1024.
CHEN Bangsong, SIMA Jinsong, ZHAO Guangzu, et al. Optimal Point Density of Airborne LiDAR Data Collection for Hazards in Mountainous Areas[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(5): 1014-1024.

[42] LISEIN J, PIERROT-DESEILLIGNY M, BONNET S, et al. A Photogrammetric Workflow for the Creation of a Forest Canopy Height Model from Small Unmanned Aerial System Imagery[J]. *Forests*, 2013, 4(4): 922-944.

[43] WALLACE L, LUCIEER A, MALENOVSKÝ Z, et al. Assessment of Forest Structure Using Two UAV Techniques: A Comparison of Airborne Laser Scanning and Structure from Motion (SfM) Point Clouds[J]. *Forests*, 2016, 7(3): 62.

[44] JURJEVIĆ L, GAŠPAROVIĆ M, MILAS A S, et al. Impact of UAS Image Orientation on Accuracy of Forest Inventory Attributes[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(3): 404.

[45] 黄伟, 姜三, 刘先铮, 等. GNSS约束的长航带无人机影像自检校方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 197-207.
HUANG Wei, JIANG San, LIU Xianzheng, et al. GNSS Constrained Self-Calibration for Long Corridor UAV Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 197-207.

[46] 李明泽, 赵小红, 刘钺, 等. 基于机载高光谱影像的植被冠层叶绿素反演[J]. 应用生态学报, 2013,

24(1): 177-182.
LI Mingze, ZHAO Xiaohong, LIU Yue, et al. Inversion of Vegetation Canopy's Chlorophyll Content Based on Airborne Hyperspectral Image[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2013, 24(1): 177-182.

[47] SANKEY T, DONAGER J, MCVAY J, et al. UAV LiDAR and Hyperspectral Fusion for Forest Monitoring in the Southwestern USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 195: 30-43.

[48] QIN H M, ZHOU W Q, YAO Y, et al. Individual Tree Segmentation and Tree Species Classification in Subtropical Broadleaf Forests Using UAV-Based LiDAR, Hyperspectral, and Ultrahigh-Resolution RGB Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 280: 113143.

[49] LIU N, DENG Z J, WANG H L, et al. Thermal Remote Sensing of Plant Water Stress in Natural Ecosystems[J]. *Forest Ecology and Management*, 2020, 476: 118433.

[50] GERCHOW M, KÜHNHAMMER K, IRAHETA A, et al. Enhanced Flight Planning and Calibration for UAV Based Thermal Imaging: Implications for Canopy Temperature and Transpiration Analysis[J]. *Frontiers in Forests and Global Change*, 2025, 8: 1457762.

[51] BARRETO M A P, JOHANSEN K, ANGEL Y, et al. Radiometric Assessment of a UAV-Based Push-Broom Hyperspectral Camera[J]. *Sensors*, 2019, 19(21): 4699.

[52] AKHOUNDI KHEZRABAD M, VALADAN ZOEJ M J, SAFDARINEZHAD A. A New Approach for Geometric Correction of UAV-Based Pushbroom Images Through the Processing of Simultaneously Acquired Frame Images[J]. *Measurement*, 2022, 199: 111431.

[53] 赵磊, 陈尔学, 李增元, 等. 合成孔径雷达在森林资源监测中的应用:优势、难点和方法[J]. 卫星应用, 2024(6): 29-36.
ZHAO Lei, CHEN Erxue, LI Zengyuan, et al. Application of Synthetic Aperture Radar in Forest Resource Monitoring: Advantages, Challenges and Methods[J]. *Satellite Application*, 2024(6): 29-36.

[54] MICCINESI L, BENI A, PIERACCINI M. UAS-Borne Radar for Remote Sensing: A Review[J]. *Electronics*, 2022, 11(20): 3324.

[55] ZHANG Z Y, NI W J, SUN G Q, et al. Biomass Retrieval from L-Band Polarimetric UAVSAR Backscatter and PRISM Stereo Imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 194: 331-346.

[56] 庞勇, 梁晓军, 荚文, 等. 塞罕坝林场机载综合遥感试验[J]. 遥感学报, 2021, 25(4): 904-917.
PANG Yong, LIANG Xiaojun, JIA Wen, et al. The Comprehensive Airborne Remote Sensing Experiment in Saihanba Forest Farm[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2021, 25(4): 904-917.

[57] BALESTRA M, MARSELIS S, SANKEY T T, et al. LiDAR Data Fusion to Improve Forest Attribute Estimates: A Review[J]. *Current Forestry Reports*, 2024, 10(4): 281-297.

[58] HYYPPÄ E, HYYPPÄ J, HAKALA T, et al. Under-Canopy UAV Laser Scanning for Accurate Forest Field Measurements[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 164: 41-60.

[59] HYYPPÄ E, YU X W, KAARTINEN H, et al. Comparison of Backpack, Handheld, Under-Canopy UAV, and Above-Canopy UAV Laser Scanning for Field Reference Data Collection in Boreal Forests[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(20): 3327.

[60] WANG Y S, KUKKO A, HYYPPÄ E, et al. Seamless Integration of Above- and Under-Canopy Unmanned Aerial Vehicle Laser Scanning for Forest Investigation[J]. *Forest Ecosystems*, 2021, 8(1): 10.

[61] 张菁锐, 任广波, 吴培强, 等. 联合空地LiDAR的红树林单木生长参数提取方法[J]. 遥感学报, 2025, 29(3): 728-740.
ZHANG Jingrui, REN Guangbo, WU Peiqiang, et al. Method of Extracting Mangrove Single-Tree Growth Parameters Based on Combined Airborne-Ground LiDAR[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(3): 728-740.

[62] 陈茂霖, 王溪雨, 马威, 等. 基于智能手机辅助与极坐标高程特征图匹配的机载-地基点云配准[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(6): 1204-1215.
CHEN Maolin, WANG Xiyu, MA Wei, et al. Smartphone-Assisted and Polar Coordinate Elevation Feature Map Matching-Based Airborne-Ground Point Cloud Registration[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, 51(6): 1204-1215.

[63] SANDBROOK C. The Social Implications of Using Drones for Biodiversity Conservation[J]. *Ambio*, 2015, 44(4): 636-647.

[64] BRISSON-CURADEAU É, LACOMBE R, GOUSY-LEBLANC M, et al. A Meta-Analysis of the Impact of Drones on Birds[J]. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2025, 23(2): e2809.

[65] 柳钦火,闻建光,周翔,等. 高分遥感共性产品生成和真实性检验技术体系[J]. 遥感学报,2023,27(3):544-562.
LIU Qinhuo, WEN Jianguang, ZHOU Xiang, et al. Technique System of Remote Sensing Product Generation and Validation of GF Common Products[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, 27(3):544-562.

[66] ZHANG W M, CHEN Y M, WANG H T, et al. Efficient Registration of Terrestrial LiDAR Scans Using a Coarse-to-Fine Strategy for Forestry Applications[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 225:8-23.

[67] 张继贤,刘飞. 视觉SLAM环境感知技术现状与智能化测绘应用展望[J]. 测绘学报,2023,52(10):1617-1630.
ZHANG Jixian, LIU Fei. Review of Visual SLAM Environment Perception Technology and Intelligent Surveying and Mapping Application[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(10):1617-1630.

[68] WILKES P, LAU A, DISNEY M, et al. Data Acquisition Considerations for Terrestrial Laser Scanning of Forest Plots[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 196:140-153.

[69] MALLET C, BRETAR F. Full-Waveform Topographic Lidar: State-of-the-Art[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(1):1-16.

[70] ZHANG W M, QI J B, WAN P, et al. An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6):501.

[71] ZHANG K Q, CHEN S C, WHITMAN D, et al. A Progressive Morphological Filter for Removing Nonground Measurements from Airborne LiDAR Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4):872-882.

[72] SITHOLE G, VOSSELMAN G. Experimental Comparison of Filter Algorithms for Bare-Earth Extraction from Airborne Laser Scanning Point Clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2004, 59(1/2):85-101.

[73] IGLHAUT J, CABO C, PULITI S, et al. Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: A Review[J]. *Current Forestry Reports*, 2019, 5(3):155-168.

[74] ZHOU Y L, DAAKIR M, RUPNIK E, et al. A Two-Step Approach for the Correction of Rolling Shutter Distortion in UAV Photogrammetry[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 160:51-66.

[75] SLADE G, ANDERSON K, GRAHAM H A, et al. Repeated Drone Photogrammetry Surveys Demonstrate that Reconstructed Canopy Heights Are Sensitive to Wind Speed but Relatively Insensitive to Illumination Conditions[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2025, 46(1):24-41.

[76] PARMEHR E G, SAVADKOUHI M, NOPOUR M. The Impact of Oblique Images and Flight-Planning Scenarios on the Accuracy of UAV 3D Mapping[J]. *The Photogrammetric Record*, 2023, 38(184):563-580.

[77] LIU X Y, LIAN X G, YANG W F, et al. Accuracy Assessment of a UAV Direct Georeferencing Method and Impact of the Configuration of Ground Control Points[J]. *Drones*, 2022, 6(2):30.

[78] ZHONG H N, DUAN Y S, TAO P J, et al. Influence of Ground Control Point Reliability and Distribution on UAV Photogrammetric 3D Mapping Accuracy[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2025, 28(5):1998-2018.

[79] 卢昊,庞勇,李增元,等. 全波形机载激光雷达绝对辐射定标与不确定性分析[J]. 遥感学报,2020,24(11):1353-1362.
LU Hao, PANG Yong, LI Zengyuan, et al. Uncertainty Analysis of the Absolute Radiometric Calibration of Full Waveform Airborne LiDAR[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2020, 24(11):1353-1362.

[80] TOMPALSKI P, COOPS N C, WHITE J C, et al. Estimating Changes in Forest Attributes and Enhancing Growth Projections: A Review of Existing Approaches and Future Directions Using Airborne 3D Point Cloud Data[J]. *Current Forestry Reports*, 2021, 7(1):1-24.

[81] 孙浩,郭笑怡,张洪岩,等. 基于无人机数据的森林冠层体密度和冠层基高估算[J]. 遥感学报,2024,28(12):3107-3122.
SUN Hao, GUO Xiaoyi, ZHANG Hongyan, et al. Estimating Canopy Bulk Density and Canopy Base Height Using UAV LiDAR and Multispectral Images[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(12):3107-3122.

[82] KAARTINEN H, HYYPPÄ J, YU X W, et al. An International Comparison of Individual Tree Detection and Extraction Using Airborne Laser Scanning[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(4):950-974.

[83] VAUHKONEN J, ENE L, GUPTA S, et al. Comparative Testing of Single-Tree Detection Algo-

rithms Under Different Types of Forest[J]. *Forestry*, 2012, 85(1): 27-40.

[84] WANG Y S, HYYPPÄ J, LIANG X L, et al. International Benchmarking of the Individual Tree Detection Methods for Modeling 3-D Canopy Structure for Silviculture and Forest Ecology Using Airborne Laser Scanning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(9): 5011-5027.

[85] 孔丹, 庞勇, 梁晓军, 等. 基于分层叠加的机载LiDAR点云单木分割[J]. 林业科学, 2024, 60(3): 87-99.
KONG Dan, PANG Yong, LIANG Xiaojun, et al. Individual Tree Segmentation from ALS Point Clouds Based on Layers Stacking Algorithm [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2024, 60(3): 87-99.

[86] COOPS N C, TOMPALSKI P, GOODBODY T R H, et al. Modelling LiDAR-Derived Estimates of Forest Attributes over Space and Time: A Review of Approaches and Future Trends[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 260: 112477.

[87] DUBROVIN I, FORTIN C, KEDROV A. An Open Dataset for Individual Tree Detection in UAV LiDAR Point Clouds and RGB Orthophotos in Dense Mixed Forests[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 21938.

[88] 方浩, 李红军. 点云数据直线检测及其在人工林树木计数中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(2): 208-215.
FANG Hao, LI Hongjun. Counting of Plantation Trees Based on Line Detection of Point Cloud Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(2): 208-215.

[89] 胡中洋, 陕亮, 陈翔宇, 等. CHM与DSM相结合的无人机激光雷达单木分割[J]. 林业科学, 2024, 60(8): 14-24.
HU Zhongyang, SHAN Liang, CHEN Xiangyu, et al. Individual Tree Segmentation of UAV-LiDAR Based on the Combination of CHM and DSM [J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2024, 60(8): 14-24.

[90] HAO Z B, LIN L L, POST C J, et al. Automated Tree-Crown and Height Detection in a Young Forest Plantation Using Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN)[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 178: 112-123.

[91] XIE Y H, WANG Y F, SUN Z, et al. Instance Segmentation and Stand-Scale Forest Mapping Based on UAV Images Derived RGB and CHM[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 220: 108878.

[92] ZHANG J Y, LEI F, FAN X J. Parameter-Efficient Fine-Tuning for Individual Tree Crown Detection and Species Classification Using UAV-Acquired Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(7): 1272.

[93] PITKÄNEN T P, RAUMONEN P, KANGAS A. Measuring Stem Diameters with TLS in Boreal Forests by Complementary Fitting Procedure [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 147: 294-306.

[94] JURJEVIĆ L, LIANG X L, GAŠPAROVIĆ M, et al. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed—Part II, a Comparison Study of Tree Height Estimates from Conventional Field Measurement and Low-Cost Close-Range Remote Sensing in a Deciduous Forest[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 169: 227-241.

[95] WANG Y S, LEHTOMÄKI M, LIANG X L, et al. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed? A Comparison Study of Tree Height Estimates from Field Measurement, Airborne Laser Scanning and Terrestrial Laser Scanning in a Boreal Forest[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 147: 132-145.

[96] BREDE B, CALDERS K, LAU A, et al. Non-Destructive Tree Volume Estimation Through Quantitative Structure Modelling: Comparing UAV Laser Scanning with Terrestrial LIDAR[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111355.

[97] CAI S S, ZHANG W M, ZHANG S H, et al. Branch Architecture Quantification of Large-Scale Coniferous Forest Plots Using UAV-LiDAR Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 306: 114121.

[98] YANG J, ZHANG H Q, LI J Y, et al. Smart-QSM: A Novel Quantitative Structure Model Using Sparse-Convolution-Based Point Cloud Contraction for Reconstruction and Analysis of Individual Tree Architecture[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2026, 232: 712-739.

[99] 于磊, 徐佳佳, 倪辰, 等. 基于树木定量结构模型的单木参数提取及生物量估测[J]. 华南农业大学学报, 2025, 46(3): 379-389.
YU Lei, XU Jiajia, NI Chen, et al. Individual Tree Parameter Extraction and Biomass Estimation Based on the Quantitative Structure Model[J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2025, 46(3): 379-389.

[100] ARRIZZA S, MARRAS S, FERRARA R, et al.

Terrestrial Laser Scanning (TLS) for Tree Structure Studies: A Review of Methods for Wood-Leaf Classifications from 3D Point Clouds[J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2024, 36: 101364.

[101]CHEN S L, VERBEECK H, TERRYN L, et al. The Impact of Leaf-Wood Separation Algorithms on Aboveground Biomass Estimation from Terrestrial Laser Scanning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 318: 114581.

[102]VICARI M B, DISNEY M, WILKES P, et al. Leaf and Wood Classification Framework for Terrestrial LiDAR Point Clouds[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2019, 10(5): 680-694.

[103]LIANG X L, CHEN J C, GONG W S, et al. Influence of Data and Methods on High-Resolution Imagery-Based Tree Species Recognition Considering Phenology: The Case of Temperate Forests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 323: 114654.

[104]褚昱凯, 林文树. 联合无人机高光谱与激光雷达数据的森林树种识别[J]. 森林工程, 2026, 42(1): 11-22.
CHU Yukai, LIN Wenshu. Tree Species Identification by Combined of UAV Hyperspectral and LiDAR Data[J]. *Forest Engineering*, 2026, 42(1): 11-22.

[105]TAHER J, HYYPPÄ E, HYYPPÄ M, et al. Multispectral Airborne Laser Scanning for Tree Species Classification: A Benchmark of Machine Learning and Deep Learning Algorithms[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2026, 233: 278-309.

[106]UMAR M, BARTHOLOMEUS H, et al. UAV-LiDAR Based Tree Species Identification Under Leaf-on, Leaf-off, and Combined Canopy Conditions in a Mixed Temperate Forest[J]. *Forestry*, 2026, 99(4): cpag069.

[107]WANG A, SHI S, YANG J, et al. Integration of LiDAR and Hyperspectral Imagery for Tree Species Identification at the Individual Tree Level[J]. *The Photogrammetric Record*, 2025, 40(190): e70007.

[108]刘康康, 钟浩, 林文树. 基于不同机器学习算法的无人机高光谱影像树种分类研究[J]. 森林工程, 2024, 40(4): 98-108.
LIU Kangkang, ZHONG Hao, LIN Wenshu. Tree Species Classification in UAV Hyperspectral Images Based on Different Machine Learning Algorithms[J]. *Forest Engineering*, 2024, 40(4): 98-108.

[109]荚文, 庞勇, 李增元, 等. 机载高光谱与LiDAR单木树种分类精度的影响因素分析[J]. 遥感学报, 2025, 29(10): 2916-2932.
JIA Wen, PANG Yong, LI Zengyuan, et al. Analysis of Factors Influencing Tree Species Classification Accuracy Using Airborne Hyperspectral and LiDAR Data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(10): 2916-2932.

[110]YU R, LUO Y Q, ZHOU Q, et al. Early Detection of Pine Wilt Disease Using Deep Learning Algorithms and UAV-Based Multispectral Imagery[J]. *Forest Ecology and Management*, 2021, 497: 119493.

[111]HUO L N, LINDBERG E, BOHLIN J, et al. Assessing the Detectability of European Spruce Bark Beetle Green Attack in Multispectral Drone Images with High Spatial- and Temporal Resolutions[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 287: 113484.

[112]PAN J, YE X Q, SHAO F, et al. Impacts of Pine Species, Infection Response, and Data Type on the Detection of Bursaphelenchus Xylophilus Using Close-Range Hyperspectral Remote Sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 315: 114468.

[113]黄文江, 张竞成, 黄林生, 等. 植被病虫害遥感监测预警研究进展与展望[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 2065-2082.
HUANG Wenjiang, ZHANG Jingcheng, HUANG Linsheng, et al. Progress of Vegetation Pest and Disease Monitoring and Forecasting[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(6): 2065-2082.

[114]KANASKIE C R, ROUTHIER M R, FRASER B T, et al. Early Detection of Southern Pine Beetle Attack by UAV-Collected Multispectral Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(14): 2608.

[115]WANG G, CHAI G Q, AIERKEN N, et al. Monitoring Forest Damage Caused by Pine Wilt Disease with Remote Sensing Technologies: A Review[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2026, 14(1): 286-305.

[116]SMIGAJ M, AGARWAL A, BARTHOLOMEUS H, et al. Thermal Infrared Remote Sensing of Stress Responses in Forest Environments: A Review of Developments, Challenges, and Opportunities[J]. *Current Forestry Reports*, 2024, 10(1): 56-76.

[117]KAASALAINEN S, KROOKS A, LISKI J, et al. Change Detection of Tree Biomass with Terrestrial Laser Scanning and Quantitative Structure Modelling[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 3906-3922.

[118]LUOMA V, SAARINEN N, KANKARE V, et al. Examining Changes in Stem Taper and Volume Growth with Two-Date 3D Point Clouds[J]. *Forests*, 2019, 10(5): 382.

[119]KENNEDY R E, YANG Z Q, COHEN W B. Detecting Trends in Forest Disturbance and Recovery Using Yearly Landsat Time Series: 1. LandTrendr—Temporal Segmentation Algorithms[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2897-2910.

[120]RODRÍGUEZ PAULINO E, SCHLERF M, RÖDER A, et al. Forest Disturbance Characterization in the Era of Earth Observation Big Data: A Mapping Review[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 128: 103755.

[121]ZHU Z, WOODCOCK C E. Continuous Change Detection and Classification of Land Cover Using All Available Landsat Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 144: 152-171.

[122]CLOUTIER M, GERMAIN M, LALIBERTÉ E. Influence of Temperate Forest Autumn Leaf Phenology on Segmentation of Tree Species from UAV Imagery Using Deep Learning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 311: 114283.

[123]GONG Z, GE W Y, GUO J Q, et al. Satellite Remote Sensing of Vegetation Phenology: Progress, Challenges, and Opportunities[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 217: 149-164.

[124]XIAN Z Y, YU Z, AGATHOKLEOUS E, et al. Trends and Climate-Sensitivity of Phenology in China's Natural and Planted Forests[J]. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2024, 129(6): e2023JG007955.

[125]MULVERHILL C, COOPS N C, TOMPALSKI P, et al. Digital Terrestrial Photogrammetry to Enhance Field-Based Forest Inventory Across Stand Conditions[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2020, 46(5): 622-639.

[126]LU S Q, GUO J L, ZIMMER-DAUPHINEE J R, et al. Vision Foundation Models in Remote Sensing: A Survey[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2025, 13(3): 190-215.

[127]燕琴, 顾海燕, 杨懿, 等. 智能遥感大模型研究进展与发展方向[J]. 测绘学报, 2024, 53(10): 1967-1980.
YAN Qin, GU Haiyan, YANG Yi, et al. Research Progress and Trend of Intelligent Remote Sensing Large Model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2024, 53(10): 1967-1980.

[128]陶超, 阴紫薇, 朱庆, 等. 遥感影像智能解译: 从监督学习到自监督学习[J]. 测绘学报, 2021, 50(8): 1122-1134.
TAO Chao, YIN Ziwei, ZHU Qing, et al. Remote Sensing Image Intelligent Interpretation: From Supervised Learning to Self-Supervised Learning[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(8): 1122-1134.

[129]TIAN Y P, ZHAO F, MENG R, et al. A Vision Foundation Model-Based Method for Large-Scale Forest Disturbance Mapping Using Time Series Sentinel-1 SAR Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 325: 114775.

[130]杨必胜, 陈一平, 邹勤. 从大模型看测绘时空信息智能处理的机遇和挑战[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(11): 1756-1768.
YANG Bisheng, CHEN Yiping, ZOU Qin. Opportunities and Challenges of Spatiotemporal Information Intelligent Processing of Surveying and Mapping in the Era of Large Models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(11): 1756-1768.

[131]陈军, 艾廷华, 闫利, 等. 智能化测绘的混合计算范式与方法研究[J]. 测绘学报, 2024, 53(6): 985-998.
CHEN Jun, AI Tinghua, YAN Li, et al. Hybrid Computational Paradigm and Methods for Intelligentized Surveying and Mapping[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2024, 53(6): 985-998.

[132]KATTENBORN T, SCHIEFER F, FREY J, et al. Spatially Autocorrelated Training and Validation Samples Inflate Performance Assessment of Convolutional Neural Networks[J]. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 5: 100018.

[133]HAN Z, ZHANG C, GAO L R, et al. Multisource Collaborative Domain Generalization for Cross-Scene Remote Sensing Image Classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5535815.

[134]ZHANG B, WANG Z C, LIANG B Y, et al. A Lightweight Spatiotemporal Classification Framework for Tree Species with Entropy-Based Change Resistance Filter Using Satellite Imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 138: 104449.

[135]朱宁宁, 杨必胜, 董震. 森林植被碳储量的遥感估测流程与方法[J]. 遥感学报, 2025, 29(1): 134-146.

ZHU Ningning, YANG Bisheng, DONG Zhen. A Novel Framework for Forest Vegetation Carbon Stock Estimation Based on Remote Sensing[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(1): 134-146.

[136]MCROBERTS R E, NÆSSET E, HEIKKINEN J, et al. On the Model-Assisted Regression Estimators Using Remotely Sensed Auxiliary Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 281: 113168.

[137]ARAZA A, DE BRUIN S, HEROLD M, et al. A Comprehensive Framework for Assessing the Accuracy and Uncertainty of Global Above-Ground Biomass Maps[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 272: 112917.

[138]CHEN Q, VAGLIO LAURIN G, VALENTINI R. Uncertainty of Remotely Sensed Aboveground Biomass over an African Tropical Forest: Propagating Errors from Trees to Plots to Pixels[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 160: 134-143.

[139]陆灯盛, 蒋先蝶, 李云鹤, 等. 基于激光雷达数据的森林生物量估测研究[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 2035-2064.
LU Dengsheng, JIANG Xiandie, LI Yunhe, et al. Forest Biomass Estimation with LiDAR Data[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(6): 2035-2064.

[140]MCROBERTS R E, NÆSSET E, HOU Z Y, et al. How many Bootstrap Replications Are Necessary for Estimating Remote Sensing-Assisted, Model-Based Standard Errors[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 288: 113455.

[141]XU Q, MAN A, FREDRICKSON M, et al. Quantification of Uncertainty in Aboveground Biomass Estimates Derived from Small-Footprint Airborne LiDAR[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216: 514-528.

[142]EMICK E, BABCOCK C, WHITE G W, et al. An Approach to Estimating Forest Biomass While Quantifying Estimate Uncertainty and Correcting Bias in Machine Learning Maps[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 295: 113678.

[143]SILVA FILHO T, SONG H, PERELLO-NIETO M, et al. Classifier Calibration: A Survey on how to Assess and Improve Predicted Class Probabilities[J]. *Machine Learning*, 2023, 112(9): 3211-3260.

[144]BRUNIALTI G. Integrative Approaches as an Opportunity for the Conservation of Forest Biodiversity[J]. *International Journal of Environmental Studies*, 2014, 71(2): 226-227.

[145]SENF C, MÜLLER J, SEIDL R. Post-Disturbance Recovery of Forest Cover and Tree Height Differ with Management in Central Europe[J]. *Landscape Ecology*, 2019, 34(12): 2837-2850.

[146]VITALI V, KRUMM F, SPINU A P, et al. Perspective: Managing European Forests for Biodiversity Conservation and Global Change Adaptation: An Assessment of Current Management Concepts[J]. *Forest Ecology and Management*, 2026, 611: 123698.

[147]KÜKENBRINK D, MARTY M, REHUSH N, et al. Evaluating the Potential of Handheld Mobile Laser Scanning for an Operational Inclusion in a National Forest Inventory: A Swiss Case Study[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, 321: 114685.

[148]DE PAULA PIRES R, LINDBERG E, PERSSON H J, et al. Mobile Laser Scanning as Reference for Estimation of Stem Attributes from Airborne Laser Scanning[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 315: 114414.

[149]LIIKONEN L, YRTTIMAA T, ERKKILÄ A, et al. Measuring Forest Inventory Attributes Using Faro Orbis Mobile Laser Scanner in Managed Boreal Forests[J]. *Forestry*, 2026, 99(3): cpag028.

[150]PYÖRÄLÄ J, KANKARE V, LIANG X L, et al. Assessing Log Geometry and Wood Quality in Standing Timber Using Terrestrial Laser-Scanning Point Clouds[J]. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 2019, 92(2): 177-187.

[151]SAGAR A, POHJALA J, MUHOJOKI J, et al. Utilising Mobile Laser Scanning Point Clouds to Assess Harvesting Quality in Thinning Stands[J]. *Science of Remote Sensing*, 2026, 13: 100374.

[152]孙华, 龙依, 王储, 等. 森林储量遥感估测的不确定性研究进展[J]. 中南林业科技大学学报, 2026, 46(2): 1-12.
SUN Hua, LONG Yi, WANG Chu, et al. Research Progress on Uncertainty in Remote Sensing Estimation of Forest Growing Stock Volume[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2026, 46(2): 1-12.

[153]SUN Y, LIANG X L, LIANG Z Y, et al. Deriving Merchantable Volume in Poplar Through a Localized Tapering Function from Non-Destructive Terrestrial Laser Scanning[J]. *Forests*, 2016, 7(4): 87.

[154]JIA X Y, WANG C C, DA Y Z, et al. Tree-Level Biomass Estimation Using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery and Allometric Equation[J]. *Biomass and Bioenergy*, 2024, 190: 107420.

[155]张宇娇, 赵恒谦, 付含聪, 等. 基于无人机遥感多特征的单木地上生物量反演模型[J]. 林业科学, 2025, 61(8): 129-141.
ZHANG Yujiao, ZHAO Hengqian, FU Hancong, et al. Inversion Model of Aboveground Biomass at Individual Tree Scale Based on the Multiple Features of UAV Remote Sensing[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2025, 61(8): 129-141.

[156]SILLETT S C, GRAHAM M E, MONTAGUE J P, et al. Ground-Based Calibration for Remote Sensing of Biomass in the Tallest Forests[J]. *Forest Ecology and Management*, 2024, 561: 121879.

[157]CALDERS K, NEWNHAM G, BURT A, et al. Nondestructive Estimates of Above-Ground Biomass Using Terrestrial Laser Scanning[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2015, 6(2): 198-208.

[158]SOROKINA H E, CAMPOS M, RAUMONEN P, et al. Boundary Conditions for Studying Branch-Scale Tree Growth Strategies Using Tree Quantitative Structure Model Time Series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 333: 115105.

[159]BLAKEY R V, LAW B S, KINGSFORD R T, et al. Terrestrial Laser Scanning Reveals Below-Canopy Bat Trait Relationships with Forest Structure[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198: 40-51.

[160]SHOKIROV S, JUCKER T, LEVICK S R, et al. Habitat Highs and Lows: Using Terrestrial and UAV LiDAR for Modelling Avian Species Richness and Abundance in a Restored Woodland[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, 285: 113326.

[161]WOOD H, KIMBERLEY A, COUSINS S A O. Contrasting Responses of Bats and Macro-Moths to Structural Complexity in Forest Borders[J]. *Forest Ecology and Management*, 2025, 578: 122416.

[162]TULLOCH A I T, AUERBACH N, AVERY-GOMM S, et al. A Decision Tree for Assessing the Risks and Benefits of Publishing Biodiversity Data [J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2018, 2(8): 1209-1217.

[163]LI N W, HUO L N, ZHANG X L. Using Only the Red-Edge Bands Is Sufficient to Detect Tree Stress: A Case Study on the Early Detection of PWD Using Hyperspectral Drone Images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 217: 108665.

[164]ECKE S, STEHR F, FREY J, et al. Towards Operational UAV-Based Forest Health Monitoring: Species Identification and Crown Condition Assessment by Means of Deep Learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 219: 108785.

[165]KAUTZ M, FEURER J, ADLER P. Early Detection of Bark Beetle (Ips Typographus) Infestations by Remote Sensing—A Critical Review of Recent Research[J]. *Forest Ecology and Management*, 2024, 556: 121595.

[166]BATCHELOR J L, HUDAK A T, KATO A, et al. Drone-Based, Multispectral Photogrammetric Point Clouds to Classify Fire Severity at Differing Canopy Height Strata[J]. *Fire Ecology*, 2025, 21(1): 39.

[167]WILSON N, BRADSTOCK R, BEDWARD M. Influence of Fuel Structure Derived from Terrestrial Laser Scanning (TLS) on Wildfire Severity in Logged Forests[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 302: 114011.

[168]MANDL L, VIANA-SOTO A, SEIDL R, et al. Unmixing-Based Forest Recovery Indicators for Predicting Long-Term Recovery Success[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 308: 114194.

[169]LI Z, STRAHLER A, SCHAAF C, et al. Seasonal Change of Leaf and Woody Area Profiles in a Midlatitude Deciduous Forest Canopy from Classified Dual-Wavelength Terrestrial Lidar Point Clouds [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 262: 279-297.

[170]谢志英, 朱文泉, 付永硕. 植被物候遥感监测关键问题[J]. 遥感学报, 2024, 28(9): 2131-2143.
XIE Zhiying, ZHU Wenquan, FU Yongshuo. Key Issues of Remote Sensing-Based Vegetation Phenology Monitoring[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(9): 2131-2143.

[171]SUN H F, YAN L M, XIA X L, et al. Tracking Forest Overstory and Understory Phenology Using a Near-Surface Remote Sensing System[J]. *Journal of Plant Ecology*, 2025, 18(6): rtaf117.

[172]FAWCETT D, GESSLER A, MEUSBURGER K, et al. Hyperspectral Indicators of Vegetation Vitality Across Scales: From Trees to Forests[J]. *Science of Remote Sensing*, 2025, 12: 100336.

[173]LATTERINI F, CAMARRETTA N, WATT M S. Remote Sensing for Planning Harvesting Operations and Monitoring Their Effects on the Forest Ecosystem: State of the Art and Future Perspectives [J]. *Forest Ecology and Management*, 2025, 597: 123175.

[174]RONOUD G, POORAZIMY M, YRTTIMAA T, et al. Characterizing the Competitive Stress of Individual Trees Using Point Clouds[J]. *Forest Ecology and Management*, 2024, 572: 122305.

[175]YAO L W, WEN J H, BIAN C, et al. Localization

and Mapping Method for Forestry Mobile Platforms Based on Enhanced Hector SLAM[J]. *Journal of King Saud University Computer and Information Sciences*, 2025, 37(8): 229.

[176]李明泽, 康祥瑞, 范文义. 呼中林区火烧迹地遥感提取及林火烈度的空间分析[J]. 林业科学, 2017, 53(3): 163-174.
LI Mingze, KANG Xiangrui, FAN Wenyi. Burned Area Extraction in Huzhong Forests Based on Remote Sensing and the Spatial Analysis of the Burned Severity[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2017, 53(3): 163-174.

[177]QIU H Q, ZHANG H Q, LEI K X, et al. Forest Digital Twin: A New Tool for Forest Management Practices Based on Spatiotemporal Data, 3D Simulation Engine, and Intelligent Interactive Environment[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 215: 108416.

[178]张怀清, 邱汉清, 雷可欣, 等. 数字孪生驱动森林精准经营决策: 理论模型、关键技术与应用示范[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(11): 1-16.
ZHANG Huaiqing, QIU Hanqing, LEI Kexin, et al. Digital-Twin-Driven Precise Forest Management and Decision-Making: Theoretical Models, Key Technologies and Application Demonstrations[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2025, 47(11): 1-16.

[179]YANG J L, QIN C. Forest Digital Twin via Big Data Integration: Current Advances and Future Perspectives[J]. *Journal of Forest Science*, 2026, 72(8): 383-399.

[180]BOUNTOS N I, OUAKNINE A, PAPOUTSIS I, et al. FoMo: Multi-modal, Multi-scale and Multi-task Remote Sensing Foundation Models for Forest Monitoring[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2025, 39(27): 27858-27868.

[181]肖青, 黄华国, 卞尊健, 等. 关于遥感实验场数字孪生体构建的思考[J]. 遥感学报, 2023, 27(3): 584-598.
XIAO Qing, HUANG Huaguo, BIAN Zunjian, et al. Digital Twin of Remote Sensing Experiment Field: Theory and Key Technology[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2023, 27(3): 584-598.

[182]ZHANG Z Z, LI Y Y, LIU C, et al. RAPID-RTX: A Novel Real-Time Radiative Transfer and Force Field Modeling Framework for Forest BRF Simulations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 4423214.

[183]GASSILLOUD M, KOCH B, GÖRITZ A. Occlusion Mapping Reveals the Impact of Flight and Sensing Parameters on Vertical Forest Structure Exploration with Cost-Effective UAV Based Laser Scanning[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 139: 104493.

[184]WAN P, WANG T J, ZHANG W M, et al. Quantification of Occlusions Influencing the Tree Stem Curve Retrieving from Single-Scan Terrestrial Laser Scanning Data[J]. *Forest Ecosystems*, 2019, 6(1): 43.

[185]LUO B H, YANG J, SHI S, et al. InceptionFormer: A Deep Learning Framework for UAV LiDAR Point Cloud Completion to Improve Tree Parameters Estimation in Dense Forests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2026, 338: 115348.

[186]蔡尚书, 孔丹, 斯林, 等. 亚热带森林多平台激光雷达点云数据集: 以广西高峰林场主要树种为例[J]. 遥感学报, 2025, 29(10): 2905-2915.
CAI Shangshu, KONG Dan, SI Lin, et al. Multi-platform Laser Scanning Point Clouds of Subtropical Forests: A Case Study of Major Tree Species in Gaofeng Forest Farm, Guangxi[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2025, 29(10): 2905-2915.

[187]CHERLET W, DAYAL K, CHEN S L, et al. Benchmarking Tree Instance Segmentation of Terrestrial Laser Scanning Point Clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2026, 231: 230-247.

[188]MILZ S, WÄLDCHEN J, ABOUEE A, et al. The HAInich: A Multidisciplinary Vision Data-Set for a Better Understanding of the Forest Ecosystem[J]. *Scientific Data*, 2023, 10: 168.

[189]TUIA D, PERSELLO C, BRUZZONE L. Domain Adaptation for the Classification of Remote Sensing Data: An Overview of Recent Advances[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2016, 4(2): 41-57.

[190]CHEN L, WEI Y X, YAO Z Q, et al. Data Augmentation in Prototypical Networks for Forest Tree Species Classification Using Airborne Hyperspectral Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4410116.

[191]KANGAS A, ASTRUP R, BREIDENBACH J, et al. Remote Sensing and Forest Inventories in Nordic Countries—Roadmap for the Future[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2018, 33(4): 397-412.

[192]BABCOCK C, FINLEY A O, COOK B D, et al. Modeling Forest Biomass and Growth: Coupling Long-Term Inventory and LiDAR Data[J]. *Remote*

Sensing of Environment, 2016, 182: 1-12.

[193]FINLEY A O, BANERJEE S, COOK B D, et al. Hierarchical Bayesian Spatial Models for Predicting Multiple Forest Variables Using Waveform LiDAR, Hyperspectral Imagery, and Large Inventory Datasets[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 22: 147-160.

[194]李增元, 高志海, 张煜星, 等. 高分辨率遥感林业应用技术与服务平台设计与应用[J]. 卫星应用, 2023(11): 8-13.
LI Zengyuan, GAO Zhihai, ZHANG Yuxing, et al. Design and Application of a High-Resolution Remote Sensing Technology and Service Platform for Forestry [J]. *Satellite Application*, 2023 (11): 8-13.

[195]TIOZZO FASIOLO D, SCALERA L, MASET E, et al. Field Evaluation of an Autonomous Mobile Robot for Navigation and Mapping in Forest[J]. *Robotics*, 2025, 14(7): 89.

[196]PARK S, FEI S L, HABIB A. UAV-Assisted Scan Planning for Improved Forest Inventory Using a Mobile Backpack LiDAR System[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 239: 111147.

[197]FORKUO G O, BORZ S A. Accuracy and Inter-Cloud Precision of Low-Cost Mobile LiDAR Technology in Estimating Soil Disturbance in Forest Operations[J]. *Frontiers in Forests and Global Change*, 2023, 6: 1224575.

[198]MU L X, YANG Y C, WANG B, et al. Edge Computing-Based Real-Time Forest Fire Detection Using UAV Thermal and Color Images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 6760-6771.

[199]FORKUO G O, BORZ S A. Deep Learning-Based Computer Vision in Forest Monitoring and Management: A Systematic Review[J]. *Biodiversity and Conservation*, 2026, 35(8): 208.

[200]KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-Informed Machine Learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422-440.

[201]MAI G C, XIE Y Q, JIA X W, et al. Towards the Next Generation of Geospatial Artificial Intelligence [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2025, 136: 104368.