

中国林草遥感技术研究与应用： 最新进展、挑战与对策

李增元^{1,2}, 陈尔学^{1,2,3}, 覃先林^{1,2}, 郭颖^{1,2}, 田昕^{1,2}, 刘清旺^{1,2,3},
孙斌^{1,2}, 赵磊^{1,2,3}, 蔡尚书^{1,2}, 杜黎明^{1,2}, 俞琳锋^{1,2}, 王藏姣^{1,2}

1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091;

2. 国家林业和草原局林业遥感与信息技术重点实验室, 北京 100091;

3. 林木资源高效生产全国重点实验室, 北京 100091

摘要: 过去的5年是人工智能(AI)大模型、通用模型逐渐融入人们日常工作、生活的5年,是遥感+AI技术在地类识别、变化检测等领域迅速发展的5年,也是国家“生态文明”“美丽中国”相关国家战略调整后的具体落实实施的5年,对这5年来林草遥感技术研发和应用取得的进展进行总结,对国家制定未来林草遥感发展规划具有重要指导意义。本文将林草遥感研究归纳为林草地表覆盖类型变化检测与分类、森林参数遥感定量反演/估测、草地等植被参数定量反演/估测、林草灾害预警监测等4个方向,分别总结了近5年内的国内主要技术研发进展。总体来看林草遥感技术研究呈现出从传统的浅层机器学习向深度学习、从“数据”驱动向“数据+机理”双驱动方向快速发展趋势,深度学习方法在变化检测与分类识别上发展快而深入,但在定量参数反演/估测上则相对较慢;全球、全国等大尺度林草专题产品的生产技术也得到了快速发展。对遥感技术纳入林草资源与生态监测、灾害预警监测与自然保护地监测等业务现行技术标准、技术方案的情况进行了分析,结果表明林草地表覆盖类型变化检测/监测与分类识别技术,已广泛、深入应用到林草行业各类资源监管、灾害预警监测业务中,但林草质量参数定量反演/估测技术业务化应用程度还很低。针对目前推动林草遥感技术全面、深入业务化应用存在的挑战,建议林草行业大力整合“天空地”多源对地观测资源,综合应用遥感、AI、统计推断等前沿技术,构建天空地一体化监测技术体系,并大力加强科研投入、技术交流与人才培养。

关键词: 林草, 遥感技术, 业务化应用, 进展, 对策

中图分类号: P2

引用格式: 李增元,陈尔学,覃先林,郭颖,田昕,刘清旺,孙斌,赵磊,蔡尚书,杜黎明,俞琳锋,王藏姣.2025.中国林草遥感技术研究与应用:最新进展、挑战与对策.遥感学报,29(6):1804-1830

Li Z Y, Chen E X, Qin X L, Guo Y, Tian X, Liu Q W, Sun B, Zhao L, Cai S S, Du L M, Yu L F and Wang C J. 2025. Research and application of forestry and grassland remote sensing technology in China: Recent progress, challenges and countermeasures. National Remote Sensing Bulletin, 29(6):1804-1830[DOI:10.11834/jrs.20255044]

1 引言

2017年10月,中国共产党第十九次全国代表大会首次提出了“高质量发展”概念。2018年国家林业和草原局三定方案出台,标志着中国林业和草原资源管理迈入了林草行业高质量发展新阶段。2020年,国家还确定了“双碳”目标,发布了《全国重要生态系统保护和修复重大工程总体规划(2021—2035年)》。因此,过去的5年是国

家林业和草原局职能转变后,“双碳”目标、“双重”工程等实施的第一个“五年”规划。这些国家和行业重大战略、重大工程的实施离不开高效高精度林草资源与生态监测管理技术的支撑,这也促使林草行业在近几年组织实施的全国林草生态综合监测、全国林草湿荒普查、国家公园监测、林草火灾与有害生物灾害预警监测等业务中越来越多地使用“天空地”多源遥感监测技术。对这5年来林草遥感技术研发和应用取得的进展进行总

收稿日期: 2025-01-25; 预印本: 2025-04-24

第一作者简介: 李增元,研究方向为林草遥感技术与应用。E-mail:lizy@ifrit.ac.cn

结，对国家制定未来林草遥感发展规划具有重要指导意义。

在2021年《遥感学报》刊名更改25周年之际，我们以《中国林业遥感发展历程》为题对林业遥感近70年（1951年—2020年）的发展历程进行了总结与回顾（李增元和陈尔学，2021a）。时隔5年，我们迎来了“十四五”规划收官之年、“十五五”规划编制关键之年，也是《遥感学报》建刊40周年。在此重要时间节点，我们总结近5年（2020年至今）林草遥感技术和应用最新进展，归纳存在的挑战与机遇，并结合国家和行业重大需求，给出林草遥感创新发展的对策建议，希望能够对促进中国林草遥感技术的业务化应用起到一定的推动作用。

Li等（2013），Li和Chen（2021a）曾对2020年以前中国林业遥感的发展进行过阶段性总结，Huang（2019a）对林业定量遥感进展进行了综述；2020年以来也有论文从应用实践者的视角对林业遥感、森林遥感或其中的一个方向，如树种识别，进行了技术进展总结和展望（Tang等，2022；Wu，2020），但都没有包括草原遥感内容。本文将只对2020年至今的林草遥感主要研究和应用进展进行综述，并且将林业和草原遥感同时纳入综述范围。

当前，林草部门主责监管的资源和生态对象很多，比如森林、草原、湿地、荒漠/沙化/石漠化土地、陆地野生动植物、自然保护区（含国家公园）等；从灾害防治角度，林草部门还负责林草火灾、有害生物灾害等的预警监测和评估。为了论述方便与突出重点，本文将林草遥感技术概括为4大类：林草地表覆盖类型变化检测与分类、森林参数定量估测、草地植被参数定量反演/估测与林草灾害预警监测；将遥感相关的行业监管业务概括为3大类：林草资源与生态监测、灾害预警监测，以及自然保护区等监测。

本文试图通过调研和文献分析回答如下问题：林草科研在关键技术研发方面取得了哪些突破性进展？林草遥感新技术新方法的业务化应用现状如何？存在哪些新的挑战？我们有什么对策？论文后续部分包括3大内容：其一为关键技术研究进展（第2—5章），其中第2章聚焦于林草地类变化检测与分类识别技术，第3、第4章分别针对森林、草地/灌木/稀疏植被这两大类植被参数的定量

遥感技术，第5章将针对林草灾害遥感监测技术发展进行综述；其二为对林草遥感技术业务应用现状的总结与展望（第6章）；最后为全文总结。

2 林草地表覆盖类型变化检测与分类技术

2.1 林草地表覆盖变化遥感检测/监测

基于高空间分辨率星载多光谱遥感影像的变化检测/监测技术，已成为国家林草生态综合监测业务的图斑地类年度变化信息更新、林草扰动监测等实施的重要手段。该方向的技术研发进展将按双/多时相遥感变化检测与时间序列遥感变化监测两大方向进行总结。

2.1.1 双/多时相遥感影像变化检测

近年来，基于深度学习的变化检测方法已成为主流，显著提升了变化检测的精度与效率。例如，Xu等（2021b）提出的集成学习方法，通过融合Yolov5和EfficientDet模型，有效提升了森林火灾检测的准确性，显著降低了误报率。向俊等（2024）基于全卷积神经网络（FCN）和U-Net++模型优化了变化检测方法并提出了分类后比较法，取得了显著的精度提升，得到了广泛应用。艾道一等（2024）采用孪生残差神经网络进行林地变化检测，显著提高了变化检测精度。

2.1.2 时间序列遥感变化监测

该类方法基于地类遥感特征的时序变化规律进行变化监测，主要包括基于观测频次的及基于光谱响应特征的两类。

基于观测频次的算法通过时间序列的时域信息进行变化趋势建模，已广泛应用于大规模森林变化监测。Ye等（2021）提出的随机连续变化检测（S-CCD）方法，基于Landsat时间序列数据，将变化趋势与季节性变化视作随机过程，并通过递归建模捕捉时间动态，在大规模森林变化监测中表现出较好的性能。Chen等（2021）结合时间序列分析与光谱混合分析（SMA）方法，监测温带地区森林变化，取得了较高的精度。

基于光谱响应特征的方法，侧重于分析遥感影像中不同波段的光谱信息，利用频域分析技术捕捉和提取森林变化的特征。通过对不同时间点的光谱数据进行比对，能够有效识别森林覆盖类

型的变化、物候期差异及其他森林扰动因素,从而精准检测森林变化。Wu等(2020)结合BFAST与随机森林算法,利用Landsat NDVI时间序列监测西洞庭湖湿地森林的变化,取得了87.8%的总体精度,验证了该方法在低数据可用性的亚热带湿地生态系统中的适用性。De Jong等(2021)通过分析NDVI变化与LandTrendr算法,揭示了红树林的侵蚀、面积变化及聚集位置。为了进一步提高变化检测精度,集成多种光谱特征和变化检测算法的方法逐渐成为研究的主流。Cohen等(2020)通过集成多个光谱特征和算法(如LandTrendr与COLD),结合二次分类策略,显著提高了变化检测精度。尽管该方法计算量较大,但能够克服单一方法的局限,提供更加准确的变化监测结果。

值得注意的是,时间序列遥感变化监测技术方法并没有向深度学习方向发展,这与双/多时相遥感影像变化检测技术的发展趋势具有明显不同。

2.2 林草地表覆盖类型遥感分类

2.2.1 树种分类

(1) 浅层机器学习树种分类。近年来,结合无人机影像、LiDAR、高光谱数据和多源遥感数据,树种分类精度得到了显著提升。Chen等(2023b)通过结合无人机多光谱影像与SuperView-1多光谱影像,显著提高了亚热带森林的树种分类精度。Liu等(2023b)结合Sentinel-1/2影像与地形数据,有效监测了温带山区森林树种多样性。Zheng等(2021)利用Landsat 8多时相数据进行森林树种精细分类,显著提升了分类精度。

(2) 深度学习树种分类。深度学习与多种遥感数据的结合在树种分类中取得了显著进展,特别是在高分辨率影像、高光谱数据、点云数据以及多源数据融合应用等方向,显著提高了分类精度。如,深度学习与光学影像的结合,特别是在多光谱高分辨率遥感影像的应用下,显著提高了分类准确性(Guo等, 2022, 2021; Cao和Zhang, 2020)。在高光谱/超光谱影像应用中,深度学习通过挖掘丰富的光谱信息,可有效区分不同树种类型。Zhang等(2020)基于机载高光谱影像,提出三维卷积神经网络模型,有效提升了树种分类的精度。在时序遥感数据方面,Liu等(2023a)基于GEE(Google Earth Engine)平台和深度学习方

法,成功对大范围区域内的油松分布与动态变化进行了制图。在结合LiDAR点云数据方面,深度学习在三维空间分析和树种识别方面也取得了显著进展(Xi等, 2020)。此外,深度学习与多源数据的融合进一步提升了树种分类的精度,发挥了不同数据源间的互补优势。如,Chen等(2023a)结合深度学习与传统特征,提出的多源数据融合方法,成功实现了亚热带森林树种的精确分类。

2.2.2 森林类型分类

(1) 浅层机器学习森林类型分类。多源数据融合技术通过整合不同类型遥感数据,可有效提高森林类型分类的精度。Xu等(2021a)提出了基于GF-1/WFV时间序列与物候参数的森林分类方法,显著提升了对复杂森林区域森林类型分类的精度。在时空特征提取方面,通过挖掘时空光谱特征,显著提升了森林分类的精度,尤其在树种分类与森林动态监测中展现出重要应用价值。Zhang等(2024a)研究了南北方典型森林地区树种分类的差异,强调时空特征在跨区域森林分类中的重要作用。

也有不少学者坚持对传统机器学习分类方法进行不断的改进。Liu等(2024a)提出了基于Sentinel-2时间序列影像与机器学习的森林树种分类模型,有效提升了山区森林分类精度,尤其在复杂地形中表现出较强的适应性。赵桂玲等(2022)基于改进的蚁群算法,提出一种新的无人机遥感影像森林类型分类方法,通过优化路径搜索机制提高了分类精度。

(2) 深度学习森林类型分类。深度学习在森林类型遥感分类中展现了强大的能力,显著提升了分类精度。Peng等(2024)提出了一个弱监督语义分割框架,针对中空间分辨率影像分类,有效应对噪声标签问题。Zhao等(2024)结合多源数据与卷积神经网络,显著提升森林类型分类精度。Bai等(2023)提出基于一维卷积神经网络(1D-CNN)的方法,专注于山地森林类型,并展示该方法在复杂地形中的优势。同时,郭颖等(2020)和王雅慧等(2020)利用高分辨率遥感影像,分别通过双支FCN-8s网络和深度U-Net优化方法,进一步增强了分类的细粒度和鲁棒性。这些研究表明,深度学习模型不仅在单一影像分析中表现优异,而且在多时相、多源数据协同分析

中具有很高应用潜力。

2.2.3 草地类型分类

在草地遥感分类方面，主要研究进展包括基于深度学习、多源数据融合的分类方法。郭争强(2020)提出了一种基于深度学习的草地变化检测方法。李晓健(2023)提出基于多源时序数据融合的内蒙古草原草地分类算法，提高了分类精度。徐祖平等(2024)基于GEE平台，实现了香格里拉草地分类制图。

2.2.4 大区域分类制图

近年来，基于多源遥感数据的全球、全国等大区域林草地表覆盖类型分类与制图技术取得了显著进展。Cheng等(2023)通过融合高分辨率影像和海量众包样本，成功地绘制了中国人工林的分布图，突破了传统遥感数据的局限性，展示了众包数据在遥感制图中的潜力。Yuan等(2023)结合GEE平台的高分辨率影像与本地样本，开展了中国地区针叶林与阔叶林的分类研究。Xiao等(2024)提出了全球天然与人工森林的精细制图方法，采用30 m空间分辨率的影像，通过多源遥感数据有效提升了全球森林分布的监测精度。Zhang等(2023c)则利用多源和时间序列遥感影像，构建了全球30 m分辨率的湿地细分类图。

3 森林参数遥感定量反演/估测技术

3.1 激光雷达

3.1.1 星载大光斑激光雷达

近5年星载激光雷达技术正处于高速发展阶段，研究者在传感器技术发展和森林参数提取的方法优化方面的研究取得了突出进展。

传感器技术方面，中国星载激光雷达卫星技术处于由测试到应用的过渡时期。中国2019年发射的高分七号(GF-7)，其搭载的激光测高仪用于立体测绘数据的校准(Du等, 2023)。2022年8月4日发射的陆地生态系统碳监测卫星——“句芒号”TECIS(The Terrestrial Ecosystem Carbon Inventory Satellite)(Pang等, 2023)，其为中国首个面向陆地生态系统碳监测的实验星，具备多角度成像和激光雷达同步遥感监测能力。该卫星具备的高发射脉冲能量、高分辨率同步立体观测以及近全球

(80°S—80°N)采样的特点，与国外已有的面向冰川消融监测的冰、云和陆地高程卫星ICESat-2(Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2)(Neuenschwander等, 2019)和面向森林参数监测的全球生态系统动态调查GEDI(Global Ecosystem Dynamics Investigation)(Dubayah等, 2020)等卫星数据形成优势互补。协同多源星载激光雷达卫星数据进行数据质量控制与森林参数提取方法优化有望突破激光雷达数据空间位置误差、地面位置探测不准、空间采样稀疏等固有难题。

森林参数提取方法优化方面，中国研究者一方面通过发展星载大光斑全波形激光雷达与光子计数的三维辐射传输模拟模型，为森林冠层与激光脉冲的作用机制研究提供方法借鉴与数据支撑，进而推动星载激光雷达森林参数提取技术发展。已有经典模型包括LandRS(Ni等, 2019)，LESS(Qi等, 2019)和DART-Lux(Yang等, 2022)，其运行效率与模拟精度处于国际领先水平。另一方面，聚焦森林参数估测方法的技术瓶颈，中国研究者针对性地提出了基于坡度自适应(Wang等, 2019)、模拟波形地面位置优化(Tang等, 2023)和立体观测与激光雷达联合(Ni等, 2024)的植被高度估测方法，以及基于地面位置优化(Liang等, 2025a)和基于路径长度分布的聚集效应修正(Jiang等, 2021b)的叶面积指数估测方法。以上技术直接推动了国内外星载激光雷达技术估测森林参数的应用水平。在森林生物量估测方面，已有模型包括统计模型和物理模型。基于统计模型的方法可操作性强且易于实现，但缺乏物理依据导致模型可推广力受限(Duncanson等, 2022)的同时，缺乏全球可获取的训练数据集成为统计模型大范围应用的瓶颈。基于物理模型的方法以全波形激光雷达生物量指数为代表(NI-Meister等, 2022)，其对复杂物理机制的经验性约简阻碍了其实际应用，尤其是关于光斑内单一树种的假设，使其在复杂林分组成的森林冠层生物量估测精度受限。因此当前仍缺乏大范围适用的星载激光雷达森林生物量估测方法。

3.1.2 机载小光斑激光雷达

机载激光雷达技术凭借其穿透森林冠层的能力，能够精准获取森林顶部至地表的三维结构信息，广泛应用于森林的精细化刻画。利用机载激

光雷达点云分类技术,可实现树冠、树干、地面等不同地物的精准分离,助力森林资源管理、生态监测与灾害评估。现有分类方法经历了从基于规则的方法(Weinmann等, 2015; Huang等, 2019b),到机器学习(Niemeyer等, 2016; Anandakumar等, 2017),再到深度学习(Jiang等, 2023; Krisanski等, 2021)的演变,每一阶段均显著提高了分类精度与适应性。虽然传统方法需较少标注数据,深度学习依赖大量标注样本,面临数据标注和计算复杂度等问题。未来研究应聚焦于高效、鲁棒的多场景适应性分类方法,特别是在多源数据融合与动态点云分析领域。

此外,通过将机载激光雷达与地面平台采集点云数据进行配准,可有效弥补机载激光雷达点云数据中的视角和尺度差异,提升森林参数估算的精度。然而,由于空中平台多以俯视视角获取数据,导致树干与地表细节捕捉不足,配准精度常面临挑战。现有配准方法正从单一特征匹配向多特征、多阶段(粗配准与精配准)策略发展(Zhao等, 2023)。尽管引入树高、胸径等多元特征,配准精度和鲁棒性有所提高(Dai等, 2019; Giannetti等, 2018),但天然林复杂环境下的点云不规则分布仍是挑战。未来的研究应关注提升自动化、精度与对多样化林分条件的适应性,提供更通用的配准方案。

在碳储量监测方面,机载激光雷达技术通过准确捕捉冠层高度与密度,广泛应用于单木、区域及国家尺度的碳储量监测。自2002年以来,基于机载激光雷达的单木分割建模法和面积法已成为常规技术手段(Persson等, 2002; Popescu和Zhao, 2008)。然而,基于面积的方法适用于点云密度较低的场景,且现有回归模型的普适性较差(李春干等, 2023)。单木法通过精确分割每株树木,获取树高、冠幅等参数,具有较好的普适性(Pang等, 2021)。该方法从对样地级别实测样本的需求转换到单木尺度,且基于单木结构构建的模型更具有普适性(Du等, 2023)。但其对点云密度要求较高,增加了数据获取成本(Maltamo等, 2014),并且在复层林中易出现过分割与欠分割问题(Falkowski等, 2006)。

机载激光雷达在林下植被提取方面也显示出显著优势,特别是通过全波形激光雷达提取水平与垂直结构特征进行分类(Martinuzzi等, 2009;

Morsdorf等, 2010)。多航带高密度激光雷达为林下幼树提取提供了契机(Du和Pang, 2024)。然而,遮挡问题、算法复杂性和成本仍是主要挑战。未来研究应聚焦多传感器融合、智能化算法与低成本技术的开发,以提升林下植被提取的精度与效率。

3.1.3 无人机激光雷达

随着无人机平台和传感器的小型化,无人机激光雷达技术在过去5年迅速从实验阶段转向商业化应用,尤其在无人驾驶技术的推动下,激光雷达得到飞速发展。在导航激光雷达领域,中国从跟跑阶段逐步赶超,禾赛、北科天绘、大疆等企业已成为市场主力,激光雷达价格从数十万元降至数千元,极大促进了技术普及。测绘型激光雷达领域,中国品牌如珞珈伊云逐渐与国际品牌并驾齐驱,部分领域已实现技术领先,价格下降幅度高达70%。激光雷达技术的快速进步,不仅提升了中国在无人驾驶和无人机领域的竞争力,也加速了激光雷达产业的自主创新和市场成熟(Hu等, 2020)。

在林业应用领域,中国在无人机激光雷达技术应用上取得了显著进展,推动了森林资源监测和生态保护的创新。南京林业大学曹林教授团队率先利用无人机激光雷达估算银杏人工林的结构属性,为精细化林业管理和资源监测提供了技术支持(Liu等, 2018)。北京大学郭庆华教授团队基于无人机机载激光雷达,开展了中国3大森林生态系统三维栖息地测绘,为森林生态空间结构分析和生物多样性保护提供了新方法(Guo等, 2017)。中山大学张吴明教授团队在无人机激光雷达技术的应用上,率先实现了森林大样地林木枝干结构参数的提取,推动了“即见树木又见森林”的目标,助力林木表型组研究和森林资源精细化管理(Cai等, 2024)。武汉大学梁欣廉教授团队开发了林下无人机激光雷达系统,为林业监测提供了新的技术路径(Liang等, 2024)。

3.1.4 地基激光雷达

地基激光雷达以三脚架为平台,能够精确测量毫米级的森林三维空间。自1998年首款地基激光雷达问世以来,其重量、价格不断下降,速度、可操作性和精度逐步提升(Liang等, 2022)。设备

重量已从数 10 kg 降至 1 kg (Tao 等, 2021)。近年来, 随着国产化进程加速, 地基激光雷达价格大幅下降, 国内企业如北科天绘 UT-5000 的产品在性能和性价比上实现了显著突破, 推动了其在森林资源监测中的广泛应用。

地基激光雷达以其高精度优势, 特别适用于森林精细化结构参数的测量, 如胸径、蓄积量、叶面积指数等, 为森林资源的精确评估和动态监测提供了技术支持。中国学者利用多时相地基激光雷达落叶松枝干数据, 重建树木结构模型, 监测树干、树枝和树冠变化, 发现相比常规树高、胸径和冠幅参数, 树冠、树干及一级枝更能精确刻画树木生长状况 (Jin 等, 2022)。此外, 基于地基激光雷达记录的叶片数据, 估计叶倾角和叶面积指数, 发现点云密度和遮挡效应是影响叶片参数估计精度的关键因素, 合理选择地基激光雷达设站位置对提高估计精度至关重要 (Jiang 等, 2021a)。

数据共享是推动科研和技术发展的关键。中国学者已发布亚热带林区多平台激光雷达数据 (蔡尚书等, 2024)、激光雷达联合观测网络 (<https://lidar.pku.edu.cn> [2025-01-25]) 和地基激光雷达森林语义标注数据 (Liang 等, 2025b), 这些举措有助于提高研究的科学性、可重复性和可信度, 并为推动科研机构之间的交流与合作提供重要支持。

3.2 被动光学

近 5 年被动光学遥感数据仍然是林草参数定量反演/估测的主要数据源, 学者们围绕如何使用高空间分辨率、多光谱/高光谱数据提高森林参数反演/估算精度开展研究, 取得的进展和突破主要体现在物理模型优化 (模型驱动)、机器学习/深度学习参数反演 (数据驱动) 及物理模型结合机器学习双驱动参数提取以及大尺度森林产品制图等方面。

3.2.1 物理模型反演

植被遥感机理模型可分为辐射传输模型、几何光学模型、辐射传输与几何光学耦合模型以及精细刻画的计算机模拟模型, 国内学者已将仅适用场景简单、单一的一维辐射传输模型改进到三维计算机模拟模型, 提高了森林场景的刻画能力

和准确性, 如基于辐射度的模型 RAPID 模型 (Huang 等, 2018), 基于光线追踪的 LESS (Qi 等, 2019), 但精细特征模拟通常会以大量的运行时间为代价, 难以进行大尺度模拟。为此, 近 5 年国内学者的研究重点主要体现在模型参数简化及精度稳定上。例如 Qi 等 (2022) 在 LESS 模型基础提出了轻量级的叶簇边界描述方法, 将表面散射和体积散射协同考虑, 使用更低的计算资源实现更高的精度。Li 等 (2022b) 在随机辐射传输的基础上, 考虑不同树冠内部、树冠之间异质性结构的森林场景, 提出了平衡三维森林冠层模型的精度和一维解析模型的运算效率的 ESRT 模型, 实现森林场景的快速模拟。然后利用查找表法和代价函数方法实现林分郁闭度、生物量、叶面积指数等参数反演。

3.2.2 机器学习/深度学习反演

机器学习是人工智能的核心, 随机森林、支持向量机、贝叶斯和人工神经网络等均在森林参数反演中得到广泛应用。近 5 年的研究主要进展体现在对已有算法的优化改进。例如 Zhang 等 (2024d) 提出了 2 个改进的正则化随机森林和分位数随机森林模型提升了利用 Sentinel-2 影像估测森林地上生物量 (AGB) 的精度。

深度学习作为机器学习中新发展的先进技术, 近几年成为森林参数反演中的研究热点。国内学者的研究重点主要体现在遥感影像空谱特征挖掘利用上。例如, Wang 等 (2023b) 基于卷积神经网络 (CNN) 提取 Sentinel-2 影像中的深层特征, 结合光谱、纹理特征, 有效缓解了光谱信号饱和问题, 提升了区域森林生物量估测精度。此外, 随着卫星和无人机影像分辨率的提高, 单木尺度精细冠层参数提取方面取得了重要进展 (Yun 等, 2024; 谢运鸿等, 2024), 构建了系列改进树冠分割深度学习模型直接测量单木冠幅及衍生的森林参数, 如郁闭度, 提升了参数提取精度, 为基于高空间分辨率卫星影像大范围森林参数反演/估测提供了技术支撑。

3.2.3 物理模型结合机器学习/深度学习反演

机理模型模型驱动和机器学习/深度学习数据驱动方法均存在优点和弊端, 如何将机理模型和深度学习方法有机融合, 即模型和数据联合驱动

反演森林参数是研究需要重点突破的方向,例如PARAS模型结合贝叶斯网络从Sentinel-2数据中反演叶面积指数消减了光信号的饱和效应(Schraik等, 2019)。近5年国内学者开展的模型和数据联合驱动的研究主要集中在植被LAI的反演,利用物理模型生成不同的特征库,在此基础上训练深度学习模型,进而实现LAI参数的反演(刘照, 2024)。然而由于森林参数的垂直分层等复杂的特性,光谱穿透性弱、光谱信号易饱和的特点,仅仅通过光学影像实现森林参数提取仍较难突破数据本身的问题。联合穿透性强的SAR和LiDAR技术,构建具有刻画森林三维特性的机理模型并结合深度学习强大的特征数据分析与挖掘能力,充分理解数据特征变化的机制规律,在森林参数高精度提取方面应用前景广阔。

3.2.4 大区域森林参数制图

被动光学影像凭借其长时间连续、空间连续的优势在大尺度森林参数产品生产方面潜力巨大。近5年国内学者围绕全国林龄、生物量制图方面均有所突破。例如北京大学Yang等(2023)将森林冠层高度产品、光谱指数、地形数据、气候数据和土壤特性等多源遥感数据结合起来,训练了中国森林AGB估计的随机森林回归模型,制作了精细分辨率和空间连续的中国森林AGB地图。同济大学Xiao等(2023)使用连续变化检测与分类(CCDC)算法,分析1990年—2020年的Landsat数据并识别森林替代性干扰事件确定了森林年龄,制作了2020年中国幼龄林林龄空间分布数据集。

3.3 立体成像

立体摄影测量通过三维重建实现对地表物体的立体观测,结合高精度地形可以用于提取森林冠层顶部的高度和郁闭度等森林结构参数,进而估测森林蓄积量、AGB和碳储量等相关定量参数。按照立体相机的观测模式,立体摄影测量可以分为线阵立体成像和面阵立体成像。

3.3.1 线阵立体成像

线阵立体成像采用线阵扫描方式对地物进行观测,通过单线阵相机的重叠成像、双线阵或更多线阵相机的同步成像等方式可以得到不同的立体影像。例如中国高分七号卫星搭载了两线阵立体相机,后视和前视影像的空间分辨率分别为

0.65 m和0.8 m,后视和前视影像的资源三号卫星搭载了两线阵立体相机,正视、后视分辨率分别为2.1 m、3.5 m/2.5 m,通过卫星立体像对提取的DSM结合卫星多光谱影像、机载激光雷达DEM和实测样地数据等,可以协同估测区域森林高度、蓄积量等参数(赵俊鹏等, 2021; 林文科等, 2022; 张方圆等, 2024)。单线阵相机对目标区域进行重复观测同样可以实现立体观测,例如中国高分二号卫星搭载的全色相机获取影像的空间分辨率达到0.8 m,通过侧摆可以得到较短时间间隔的立体影像,结合机载激光雷达提取的高精度地形,可以用于估测森林高度等参数(Ni等, 2018)。在航空立体成像方面,中国成功研制了大视场三线阵立体航测相机(AMS-3000),可以搭载在通用航空平台上,获取优于0.1 m空间分辨率的立体影像,可以用于提取DSM和DEM并估测森林参数等。

3.3.2 面阵立体成像

面阵相机可以采用正视或倾斜摄影的方式获取高重叠率图像,通过密集匹配算法生成密集点云,密集匹配算法包括局部密集匹配算法、全局密集匹配算法、半全局密集匹配算法、基于深度学习的密集匹配算法等(Sha等, 2023)。局部密集匹配算法通过局部窗口内的相似性测度来确定同名点,匹配准确率较低;全局密集匹配算法在整个区域内求解同名点,运算量大;半全局密集匹配SGM(Semi-Global Matching)算法采用多路径代价聚合的方式优化匹配算法,提高了匹配精度和效率(Hirschmuller, 2005, 2008; Wang等, 2022);基于深度学习的密集匹配算法依赖于训练标签,泛化能力弱(季顺平等, 2021; 康俊华, 2022; 张晓艺等, 2023)。半全局密集匹配算法相对于其他密集匹配算法具有显著优势,后续衍生了一系列优化改进算法,例如半全局块匹配算法SGBM(Semi-Global Block Matching)采用了块匹配和像素代价聚合技术来提高算法的效率和精度>Lastilla等, 2019),iSGM动态限制每个像素的视差搜索范围,采用了Census匹配测度特征,后续优化采用了AD-Census组合测度(Rothermel等, 2012; 巩丹超等, 2023),边缘约束的半全局密集匹配方法考虑了像素的边缘概率来提高房屋边界特征检测率(纪艳华等, 2022)。密集匹配过程包

括图像特征识别、图像特征匹配等，通过图像匹配效果来评价各算法的优缺点。多视图图像密集匹配采用多个视角的多张图像进行匹配，常用算法包括运动恢复结构SFM (Structure From Motion)、多视图聚簇算法CMVS (Cluster Multi-view Stereo)、基于面元的密集匹配算法 (Patch-based Multi-view Stereo) 等 (Furukawa 和 Ponce, 2010; Chum 等, 2010; 王阳萍 等, 2021)。图像特征匹配算法包括基于滤波引导滤波的快速密集匹配、基于深度图改进的分块密集匹配等 (许殊 等, 2022; 王岩 等, 2023; 杨佳琪 等, 2023)。

对于稀疏森林覆盖区，可以获取部分林下地形信息，对于密林覆盖区域，由于树冠之间的相关遮挡，通过航空立体摄影密集点云很难获取林下地形信息 (Persson 和 Perko, 2016)，通常结合激光雷达测量的高精度林下地形，提取森林结构定量参数 (倪文俭 等, 2018; 杜意鸿 等, 2021; 蔡翔远 等, 2024)。无人机立体摄影测量可以在很低的高度获取非常高空间分辨率的图像，可以精细地重建森林三维空间结构，提取高精度的DSM和DEM信息，估测单木树高和冠幅等参数 (何诚 等, 2020; 刘见礼 等, 2021; Yin 等, 2021; Lei 等, 2022)。地面立体摄影测量可以重建样地尺度的林木空间结构，用于提取单木的位置和胸径等参数 (Chai 等, 2023; Zhu 等, 2023; Yan 等, 2024)。

3.4 微波遥感

微波遥感包括被动、主动两类。鉴于被动微波用于林草植被参数反演/估测的研究很少，本文只总结极化SAR、干涉/极化干涉SAR和层析SAR等主动遥感技术。在森林资源监测上，近5年SAR遥感技术研究呈现出快速发展趋势，这与中国重大科技基础设施“航空遥感系统” (含多维度SAR系统) 于2021年建成并开始行业应用测试 (Fan 等, 2024)，3颗C波段高分SAR卫星分别于2016年、2021年、2022年成功发射 (Zhang, 2017; Zhang 等, 2024b)，2023年成功发射L波段差分干涉SAR并投入业务化运行 (Tang 等, 2024) 等SAR数据“天空”获取手段取得突破进展密不可分。

3.4.1 极化SAR

在极化SAR森林参数估测方面，近5年来研究

的主要进展体现在对现有估测技术流程的改进，包括提出了新的特征筛选方法 (Zhang 等, 2024c)、地形辐射畸变归一化校正方法 (Nie 等, 2024)，以及对半经验估测模型的改进 (Zhang 等, 2023a; 姬永杰 等, 2023)。

3.4.2 干涉/极化干涉SAR

在干涉/极化干涉SAR森林定量参数估测方面，得益于德国TanDEM-X卫星提供的高质量X波段双天线干涉SAR数据，国内学者在短波长干涉SAR森林散射机理模型和参数反演方法方面均有所突破。例如，Zhao等 (2022) 提出了顾及森林空隙穿透散射机制的多层模型；Zhang等 (2024b) 则在经典SINC模型的基础上提出了Multi-SINC模型；Lei等 (2021) 同样基于空隙穿透机制提出了可同时反演森林高度和林下地形的小视数干涉法。2024年11月9日成功发射的商业卫星“女娲星座”与TanDEM-X一样具有X波段、一发多收、“无”时间去相干的干涉成像特点，预期未来5年在短波长干涉SAR森林参数估测技术研究与应用上会出现快速发展。

随着欧空局BIOMASS卫星计划的推进与国内外P波段机载校飞试验的开展，国内P-波段干涉/极化干涉SAR森林垂直结构参数估测技术发展迅速。例如，Liao等 (2019, 2022) 探索了P波段SAR强度、相干幅度和相干相位用于热带森林AGB估测的能力，结果表明P波段极化干涉SAR反演的森林高度和P波段SAR纯体后向散射能力可以相互补充，两者相结合可提高AGB估测精度；Xu等 (2022) 则提出了P波段干涉SAR和X波段干涉SAR协同的森林高度提取方法，解决了传统方法的低估问题。另外，随着干涉/极化干涉SAR和激光雷达等辅助数据的逐渐丰富，国内也有学者将机器学习方法引入这一领域，通过支持向量机和卷积神经网络等工具实现森林参数反演 (Zhang, 2022)。

3.4.3 层析SAR

近些年来，重大科技基础设施“航空遥感系统”中的多维度SAR载荷，已在国内多个试验区成功获取高质量的层析SAR数据，促进了国内层析SAR森林参数提取研究的发展，主要体现在机载层析SAR高分辨率成像算法和层析剖面的特征

挖掘利用上。例如,在层析成像算法方面,Wan等(2021a)提出的不依赖于稀疏表征的超分辨率极化层析成像方法;Peng等(2021)将非局部滤波方法引入谱估计层析成像方法中,有效提升了传统成像方法对于冠层与植被相位中心的分辨能力。在层析剖面特征的挖掘利用上,Liao等(2020)将遥感应用中被广泛运用的纹理特征扩展到了层析SAR剖面特征的提取中,有效提高了森林AGB的估测精度;Wan等(2021b)和Li等(2023)均考虑到森林AGB受到多种林分因素的综合作用,构建出层析剖面高度、层析功率曲线长度等多个对森林AGB敏感的层析剖面几何结构特征,探索了层析SAR多特征联合对森林AGB估测精度的提升潜力。

4 草地植被参数遥感定量反演/估测技术

近年来针对草地、灌木及其他稀疏植被的遥感参数定量反演或估测技术的研究,主要集中在多源数据融合、机器学习算法应用以及时间序列监测等方面。

4.1 多源数据融合植被参数反演/估测

在草地、灌木等稀疏植被的遥感监测中,星—机—地多平台、光学—LiDAR—SAR多遥感器等多种遥感手段各有优劣。因此,如何充分发挥各种遥感手段的优势,提高林草遥感参数反演或估测的准确性就成为了一大研究热点(鲍莉莉等,2024;石永磊等,2022;叶静芸,2021)。吕丹红(2019)采用Sentinel-1和Sentinel-2卫星数据,结合SAR的散射特征和来自多光谱数据的丰富光谱信息,构建草本植被散射模型,实现大安市草地上生物量的精确估算。Sun等(2024a)分别采用地面实测的灌丛AGB数据、无人机影像和LiDAR点云数据、高分六号卫星多光谱数据、采用“天—空—地—一体化”的思路,挖掘不同层次遥感数据的优势并融合起来,实现了自下而上的灌丛化草原灌丛AGB精确估测。Chen等(2024a)同样基于来自卫星、无人机和地面调查的数据,综合多光谱、高光谱、激光雷达、SAR等数据实现草地AGB制图,充分发挥了多源遥感数据的优势。尽管大量的研究融合了多源数据,但也仅是在一个较小的研究区域开展实验,如何提高模型

或算法的普适性推而广之,是值得更深入研究的。

4.2 植被参数机器学习估测

随机森林、支持向量机以及人工神经网络等算法都在植被遥感参数定量反演中得到了广泛的应用(Hemati等,2024;Wang等,2023a;高宏元等,2021)。Xu等(2023)构建了基于随机森林算法的灌丛覆盖度估测模型,并用于灌草连续生长区域不同组分覆盖度估计。李霞等(2024)对比了不同机器学习算法,结合大量地面样本数据实现了整个甘肃省的草原地上生物量估测。

4.3 基于时间序列数据的植被生长动态监测

时序遥感数据,可以跟踪植被生长的动态变化,也能揭示植被生长与环境因素之间的关系(Ali等,2016;Liu等,2019;赵翊含,2023)。基于长时间序列遥感数据的植被生长监测能够一定程度上反映生态系统的动态变化趋势(Chang等,2022),如葛静(2022)利用20年(2000年—2019年)的MODIS数据,采用机器学习算法对进行中国北方地区草地AGB进行遥感估测,并分析了北方草地动态变化的主要驱动因素和未来变化趋势。也有研究针对一个典型区域开展时间序列遥感监测的研究,如Sun等(2024b)采用高分六号和MODIS的NDVI产品,重构了高时空分辨率的NDVI时间序列,用于典型草原地区的产草量的估测,估测精度有明显提高,同时月度的估测结果也精细刻画了牧区的年际草—畜动态变化。

5 林草灾害预警监测

利用遥感技术具有的高时间、高空间或高光谱分辨率等优势开展森林灾害的监测预警,可准实时获得林草灾害发生的范围和受害程度,从而为林草灾害的精准预防、科学决策提供技术支撑。以下分别总结林草火灾、森林病虫害的遥感监测预警近5年研究进展。

5.1 林草火灾遥感监测预警

中国学者基于先前积累的林草火灾卫星遥感监测预警技术研究基础(覃先林等,2020),针对实践中发现的技术问题开展了大量且广泛的探索,促进了卫星遥感技术深度赋能林草防火工作。以下按林草火灾灾前林草可燃物类型识别及含水率估测、灾中林草烟火点识别及火场态势监测、

以及灾后灾情评估等3个方面应用卫星遥感技术的相关研究进行归纳总结。

5.1.1 灾前林草可燃物类型识别及含水率估测

国内学者利用多源卫星遥感数据，研究形成了中国的可燃物类型和湿度等参数监测方法，并应用于森林火险预测预报中。如Li等（2020，2021c，2022）为满足中国可燃物类型制图的需要，基于卫星遥感数据产品、全国植被区划、地面调查和森林资源调查等数据，建立了全国尺度的可燃物分类体系，并结合地理信息空间分析技术，对全国的森林、灌木和草本等3类可燃物进行了划分和成图，并将其应用于林草火行为参数估测中；Li等（2022a）利用Aqua卫星上的中分辨率成像光谱仪和先进微波扫描辐射计反演的植被微波发射率差值指数EDVI与植被含水量的关系，提出一种基于卫星微波的植被指数在监测东北亚和中国南方森林火灾发生和火灾强度的方法；Fu等（2024）探究了微波VWC指数EDVI对不同生物群落类型的火灾辐射能FRE的影响差异，以及对东南亚高严重性火灾（基于FRE定义）的显著预测能力，研究表明了微波VWC指数在火灾研究中的实用性，可作为天气因素的补充。

5.1.2 灾中林草烟火点识别及火场态势监测

针对灾中防灭火的技术需求，近5年中国学者基于国内外卫星遥感数据，研究形成了烟火点识别、火场态势监测等技术方法及应用系统，并应用于火情监测中。在烟火点识别方面，主要发展了自适应阈值方法和深度学习方法，前者如郑伟等（2020）构建了FY-3D/MERSI-II全球火点自适应阈值监测方法，并用于监测全球的森林草原火灾、秸秆焚烧等生物质燃烧状况；刘树超等（2020）基于GF-4 PMI数据具有单中波红外通道的特点，采用“劈窗法”构建了一种着火点自适应阈值检测算法，并用于中国及周边火点监测中；刘慧等（2024）基于美国国家极地轨道运行环境卫星系统预备工程卫星可见光红外成像辐射仪（VIIRS）数据，提出了一种联合微光辅助红外遥感数据的夜间微小火点识别（FRJLI）算法，提高了微小火点的识别率。后者如Zheng等（2023）结合CNN和ViT模型的优点，提出了一种轻型森林火灾烟雾探测模型SR-Net，并构建了Himawari-8

卫星云和森林火灾烟雾的小规模遥感数据集，有效区分了云和烟雾场景；Hu等（2024）在UNet框架下优化引入残差结构、注意力机制和多尺度分割模块，用高分六号卫星宽幅（GF-6 WFV）影像构建了烟雾区域分割数据集CAFSmokeSEG，提出了用于像素级林草火烟雾分割的GFUNet，并在GF-1 WFV和HJ-2A/B CCD影像上进行了迁移验证，促进了多源遥感数据在林草火烟雾检测上的应用。

在火场态势监测方面，徐奔奔等（2022）通过引入本地化可燃物模型和利用VIIRS火点监测数据重初始化火灾蔓延模型，实现了卫星观测的火点位置信息对预估火情蔓延位置的实时迭代修正；Liu等（2023c）提出了一种改进的适用于大尺度草原的火灾蔓延模型，为草原消防管理部门提供了决策支持；Chen等（2024b）针对森林火灾蔓延的时空特征复杂性，提出的结合3DCNN、Transformer和注意力机制的AutoST-Net模型，可准确地捕捉森林火灾蔓延的局部和全局时空动态特征，有效指导中国西南林区的消防工作。

5.1.3 灾后林草灾情评估

中国学者基于国内外的卫星遥感数据特点，研究形成了火烧迹地提取、火烧烈度估测和植被恢复评价等技术方法，并应用于国内外林草火灾灾情评估工作中。如刘倩（2021）探究了利用GF-6 WFV数据识别火烧迹地的适宜光谱波段和指数，用于2019年中国内蒙古大兴安岭林区的3处雷击火的火烧迹地提取；并采用地理探测器模型分析了东北地区林火烈度分布驱动力，对火后植被恢复规划提供技术参考；贺忠华等（2023）构建增强型归一化燃烧指数（ENBR），并结合高斯滤波和OSTU完成中小型火烧迹地的自动提取；Zhang等（2023c）提出了一种全变分（Total-variation）正则化UNet模型，有效提高了Sentinel-1 C数据火烧迹地制图精度；郑忠等（2022）构建了基于迁移学习的林火烈度评估模型，为林火灾后管理措施的快速响应提供了一种新的思路；Qiu等（2023）量化了2001年—2019年期间加州主要植被类型的烧伤严重程度对植被损失、野火碳排放、灾后植被和碳恢复的影响，为区域碳和气候减缓政策制定以及野火管理提供了理论支撑。

5.2 森林病虫害遥感预警监测

中国森林遭受了严重的病虫害威胁, 2023 年共计 1.64 亿亩受到病虫害影响。得益于国家重点研发计划、高分辨率对地观测系统重大专项等多项科技项目的支持, 森林病虫害遥感监测预警技术研究得到了全面开展 (Fang 等, 2022)。

5.2.1 卫星遥感监测

利用多时相的卫星遥感图像, 可以对森林病虫害灾害的时空动态变化进行监测, 并结合病虫害的生物生态学特性, 有助于揭示其成灾机制 (Zhang 等, 2021; Kuang 等, 2024); Wu 等 (2019, 2021) 还利用高分遥感数据开展了变色立木、区域灾害及森林亚健康等监测技术方法研究, 并集成到高分林业遥感应用示范系统中, 已在中国多地开展了应用示范。随着国内航天遥感技术的不断发展, 高分系列、高景一号、北京二号等高分分辨率卫星实现了光学遥感的高空间、高时间、多光谱分辨率的结合, 为森林病虫害单木尺度的监测提供了有力支持 (Zhan 等, 2020), 具备广阔的应用前景和潜力。

5.2.2 无人机遥感与 AI 识别

近年来, 借助搭载多种传感器 (如可见光、多光谱、高光谱、激光雷达、热红外相机等) 的无人机, 相关研究提出了针对松材线虫病变色立木普查的低空遥感监测技术要求和主要工作流程, 实现对森林病虫害单木尺度的精准监测, 成为该领域的重要发展方向。除传统机器学习算法, 如支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF)、偏最小二乘回归 (PLSR) 等在森林病虫害监测中广泛应用外, 深度学习目标检测算法 (Faster R-CNN、YOLO 系列等) 在图像分割和目标检测方面展现出了较高的性能, 结合无人机可见光和多光谱图像可以实现对森林病虫害枯死木的自动识别, 如松材线虫病变色立木的判别精度可达 75%—90% (Xu 等, 2020; Deng 等, 2020; Wu 等, 2021; 李凤迪等, 2021; 李浩等, 2021b)。

5.2.3 机载遥感灾害早期预警

近 5 年来, 国内森林病虫害灾害的早期监测预警、风险评估与预测等技术成为研究热点 (Luo 等, 2023; 李明洁, 2023; Yang 等, 2024)。许多

学者运用机载高光谱图像来识别受害寄主生理指标的变化, 主要关注于松材线虫病 (Yu 等, 2021a, 2021b; Li 等, 2022c; Zhang 等, 2023b)、红脂大小蠹 (Gao 等, 2022, 2023)、切梢小蠹 (Lin 等, 2022)、以及白蜡窄吉丁 (Zhou 等, 2022) 等病虫害。此外, 还探索了激光 LiDAR 的点云数据以量化受害树木的冠层结构变化 (Lin 等, 2023), 利用机载热红外传感器来揭示林木受害后冠层蒸腾作用的变化情况 (Wang 等, 2022b) 等。多种传感器的结合, 旨在阐明冠层结构和生理参数对病虫害胁迫的响应机制。

6 林草遥感技术业务化应用现状、挑战与对策

6.1 林草遥感技术业务化应用现状

新时期林草管理对监测的应用需求主要涵盖资源保护、行政执法、灾害预警、生态修复等方面。林草行业与遥感相关的业务可概括为 3 大类: 林草资源与生态调查监测、林草灾害预警监测、自然保护区 (含国家公园) 等监测。下面将分别这 3 类业务, 通过对相关业务实施方案或技术标准中对遥感技术的纳入情况, 总结林草遥感技术的业务化应用现状。

6.1.1 林草资源与生态调查监测

国家林业和草原局于 2020 年组织开展了该年度森林督查暨森林资源管理“一张图”年度更新工作; 2021 年发布了“林草湿数据与第三次全国国土调查数据对接融合技术指南”; 2022 年组织制定了《2022 年全国森林、草原、湿地调查监测技术规程》; 2023 年发布了《全国林草生态综合监测技术规程》(试行), 并在 2024 年组织开展了“全国森林草原湿地荒漠化普查”工作。从这一系列的年度调监测工作部署及发布的相关技术规程/指南可以看出, 全国林草生态综合监测已演变为林草行业规模最大的全国性、基础性的综合监测业务。

从全国林草生态综合监测技术规程、实施方案等可以看出, 遥感技术在该业务中的应用主要包括如下几个方面: (1) 图斑监测, 全面采用卫星遥感影像, 通过遥感 AI 技术识别变化图斑, 进一步地面核实的方法, 核实工作可采用无人机遥感技术; (2) 森林三储量 (蓄积量、AGB、碳储

量)及其变化,采用样地抽样调查方法进行调查;(3)草地植被定量因子的监测采用卫星遥感和地面调查相结合的方法;(4)荒漠化/沙化/石漠化土地的调查可采用无人机样地调查方法。

森林资源规划设计调查是全国林草生态综合监测技术体系的一部分,属于定期调查任务,具体实施仍需遵循国家标准《森林资源规划设计调查技术规程》(GB/T 26424-2010)。虽然在森林蓄积量等定量参数估测方法,该规程尚没有将机载LiDAR遥感技术纳入,但近5年有些省/自治区已将机载LiDAR数据成功应用于大区域森林资源规划设计业务(Li等,2023)。

在林草碳汇计量与监测方面,根据《中华人民共和国气候变化第四次国家信息通报》(2023-12),土地利用、土地利用变化和林业温室气体清单的编制由林草行业科研单位牵头完成,所采用的方法属于储量变化法,完全基于国家森林资源清查固定样地数据,未采用遥感技术;2023年发布的《温室气体自愿减排项目方法学造林碳汇》(CCER-14-001-V01),在森林生物量估算上,虽然规定系统抽样样地估算法为主要方法,但已将机载LiDAR监测方法作为可采用的方法。

6.1.2 林草灾害预警监测

中国已建立了比较完善的林草火灾预警监测技术体系,由预警、监测两大体系组成。火灾预警体系主要采用火险感知网络实现;在2023年初国家林业和草原局组织完成的全国森林和草原火灾风险普查工作中,在全国建立了15万个可燃物遥感解译标志,通过全面统计分析,形成以小班、公路格网为单元的分类型可燃物及载量成果。火灾监测体系已应用了多种遥感手段,包括卫星遥感监测、航空(有人机、无人机)遥感监测、视频监控、瞭望塔监测等,特别是基于气象卫星数据的林草火点识别和火情监测,已实现了国家—省(市)—县等多级业务化运行,形成了卫星监测热点发布和2h核查反馈制度;基于中高分辨率卫星遥感影像的灾情监测和灾后损失评估也已实现常态化应用。

2018年,国家林业和草原局发布《国家级林业有害生物中心测报点管理规定》,指导在全国设立了以县级行政区(国有林业局)为单位的测报点网络,要求采取人工地面踏查、航空航天遥感调查等方法,及时调查发现辖区内林业资源受危

害的异常情况,详细掌握导致异常情况的林业有害生物种类、发生时间、发生地点、发生面积、危害程度、成灾情况、发生原因等情况,并及时按规定报送相关信息。重点做好外来林业有害生物、重大危险性林业有害生物、突发林业有害生物灾害的监测调查和信息上报工作。近5年,卫星遥感监测技术和精细化监管平台已在林业行业中得到应用,为“十四五”松材线虫病防控5年攻坚行动提供了重要技术支持。

6.1.3 自然保护地等监测

自然保护地,如国家公园,是具有一定空间分布的特定区域,林草监管的对象包括了各类林草资源及其生态状况,以及对各类人为扰动(采伐、盗伐等)、自然扰动(盗伐、火灾、有害生物灾害、风灾、雪灾等)的预警、监测和损失评估。因此,林草资源与生态调查监测评价、林草灾害预警监测评估也是自然保护地等监测评价业务开展的基础及其评价技术体系的重要组成部分。

2020年发布的国家标准《国家公园监测规范》(GB/T 39738-2020),只是对国家公园资源与生态等的监测进行规范,不涉及灾害监测内容。根据该规范,国家公园应监测的自然资源包括土地资源、水资源、矿产资源、森林资源、草原资源、湿地资源、海洋资源等,除了水资源中的进出界径流量、地下水位外,其他20多项监测指标,不仅是土地覆盖类型、面积等定性指标,森林蓄积量、湿地植被碳储量、草地产草量等定量指标也都采用卫星遥感监测与地面调查相结合的方法。应监测的生态状况包括生态系统、物种多样性、生态服务功能、气候与物候4类,其中生态系统4项监测指标(综合植被盖度、植被型面积变化率、群系组面积变化率、叶面积指数),以及旗舰种数量与栖息地面积、国家重点保护物种数量及栖息地面积等2项物种多样性指标都规定采用卫星遥感监测与地面调查相结合的方法。

6.2 林草遥感技术业务化应用存在的挑战

6.2.1 林草行业对高分辨率“天空”数据需求巨大与实际供给能力不足

林草行业与其他行业一样,基于高空间分辨率卫星影像的图斑地类解译和动态变化监测已成为当前最大的遥感应用业务。在高分专项支持下,

目前林草图斑判读业务可以做到基于米级全国覆盖多光谱影像的按季度变化图斑监测,未来对亚米级高频次全覆盖多光谱影像的需求巨大。但国家不太可能通过发射足够的公益性亚米级卫星解决该供需矛盾问题,若通过商业卫星来解决,则存在国家层面如何通过市场机制保持供应商与公益性用户之间的供需平衡问题。

在林草地类动态变化的检测/监测方面,国外最成功的案例并非依赖米级、亚米级的多时相星载多光谱数据,而是利用中等空间分辨率的时间序列多光谱数据,如 Landsat 数据、Landsat-哨兵分析就绪数据(ARD)等。中国自主中等空间分辨率多光谱卫星尚未形成持续、稳定的发射模式,数据质量也有待进一步提高,这方面的技术进步可能是减轻国内过分依赖高空间分辨率卫星的一种有效技术途径。

在森林平均高、郁闭度与三储量等森林质量参数调查监测方面,特别是要求对每个图斑/小班出数的森林资源规划设计调查业务,航空 LiDAR 遥感技术已很成熟,完全可以满足业务化应用需求,只是目前数据获取与处理成本较高,全国范围业务化应用的障碍仍然是供需矛盾难于解决问题。

6.2.2 遥感+AI 林草业务化应用必需的大数据和大数据力的供给机制不完善

卫星遥感数据的持续、稳定、免费供给,且数据质量高,是促进遥感技术业务化应用的基础,这不仅需要整合公益、商业卫星数据资源,对卫星数据进行集中、统一生产以形成高质量的 ARD 遥感数据产品并免费分发更为重要。遥感 AI 模型的训练离不开高质量的地面实况大数据的支持,林草业务数据是很好的地面实况数据来源,但保密级别较高,这就带来了掌握前沿 AI 技术的科研机构和企业如何与行业业务部门合作训练遥感 AI 模型问题。遥感 AI 大模型的训练需要大算力的支持,林草行业一般科研院所与业务运行部门都不具备足够的算力。因此不解决算力供给问题,很难推进林草遥感 AI 技术的研发和业务化应用。

6.2.3 林草遥感专题产品生产、检验等很少考虑业务应用需求

随着以 GEE 为代表的“遥感大数据+超级计算机+AI”一体化平台的快速发展,以及遥感+AI 林

草应用技术的普及,生产全球、国家、省(市)等大尺度林草专题产品的门槛越来越低。这使得产品生产模型的合理性、产品质量的检验方法、用户基于遥感专题产品进一步统计推断得到业务所需统计数据的方法等的科学化、标准化显得尤为重要。GEO CEOS 已经针对森林 AGB、土地覆盖变化等遥感专题图,发布了产品生产、真实性检验与应用方法的优良/最佳做法指南(Duncanson 等, 2021; Olofsson 等, 2014),但国内遥感科研团体在生产专题图时还很少考虑业务应用的需求,这导致出现了两大主要问题:其一,当用户面对覆盖同一个监测区的某林草参数的多个专题分布图时,这些产品之间的不一致性可能会很大,不知道应选择哪一个专题产品。即便确定应采用的专题产品后,也还存在如何将其与业务数据结合,统计推断出一定统计单元的参数值及其不确定性的问题。其二,林草业务需要的是按一定管理单元如小班、林场、省(市)等对森林参数(如蓄积量、碳储量)的估测值及其不确定性,但产品生产者提供的却是像元尺度的专题图(如森林蓄积量分布图)与平均 RMSE 或估测精度等产品质量指标。用户拿到这种产品后,可以按业务需要的管理单元统计出森林参数的平均值,但却无法推断出其不确定性。

6.2.4 林草遥感技术创新科研活动与行业实际调查监测业务需求结合不紧密

林草遥感基础理论方法、关键技术研究类项目多以追求理论、方法、技术创新为研发目标,成果的试验验证局限于很小的试验区,很难满足实际业务需求。关键技术与示范混合型的科研项目也普遍存在示范区偏小、地表覆盖简单等问题。目前单纯开展应用示范类的项目偏少,即便有业务执行单位(用户)参与,也通常会因为业务数据保密而出现科研人员不容易使用业务数据问题,使得科研项目较难在实际业务情景下开展技术研发和示范应用。这可能也是导致林草遥感科研成果与业务需求结合不紧密,遥感新技术大规模、业务化应用难的重要原因之一。

6.3 对策建议

6.3.1 整合“天空地”多源对地观测资源

(1) 整合遥感卫星资源。卫星规划方面,建

议今后国家层面统筹规划发射亚米级、米级与中等分辨率（10米级）多光谱遥感卫星，米级实现季度全国覆盖、亚米级实现年度全国或特定区域覆盖，而中等分辨率卫星应长期持续稳定地发射，形成卫星星座，达到至少每月1次全国覆盖。发射对森林质量参数（如平均高、三储量等）敏感的SAR卫星，如P/L波段重复轨干涉SAR、短波长一发多收干涉SAR，以及高光斑密度激光雷达卫星。发射具有分钟级重复观测能力的静止轨道火灾监测卫星。卫星数据接收/采购、处理与分发方面，建议国家层面组建独立于各行业的卫星数据处理、分发中心，负责生产ARD遥感数据产品与不需要行业业务数据就可自动化生产的遥感共性产品，免费向各行业推送，最大限度保障数据处理质量与避免重复投入。

（2）整合航空遥感资源。通过多行业用户需求统筹，定期（5—10年）开展全域覆盖LiDAR、立体摄影等航空遥感（不含无人机）数据获取，解决林草行业定期开展森林资源规划设计调查对适用于森林质量监测的航空遥感数据迫切需求问题。

（3）整合无人机遥感资源。无人机遥感观测具有灵活机动、性价比越来越高的优势，但目前还存在大区域全覆盖观测能力有限的缺点，特别适用于可采用巡护式、抽样式观测实现的资源与灾害监测业务。建议统筹构建林草行业无人机遥感观测网络，在灾害应急监测、年度图斑地类核查与三储量调查、生态保护修复工程成效监管等方面弥补卫星与有人机航空观测手段在精细观察、精准测量、准实时观测方面的不足。

（4）整合业务数据资源。国家林草生态综合监测业务，通过对图斑的地面核实、样地调查等工作，积累了大量的与卫星遥感观测数据配套的地表覆盖类型、地类变化、固定样地连续调查等地面实况观测数据。这些业务数据是构建林草地表覆盖变化遥感AI监测模型、林草三储量遥感统计推断模型的基础。建议进一步创新数据管理与共享服务机制、模式，在不违背业务数据保密政策前提下，使林草遥感科研团体能够更加方便地使用到业务数据，这是避免林草遥感创新活动脱离业务场景、业务需求的有效途径。

（5）整合计算资源。在国家林业和草原局现有林草生态网络感知系统基础上，通过整合林草

行业已有的高性能计算资源并进行升级改造、统一采购商业计算资源、与国内具有遥感大模型、大算力优势的单位合作等方式，为林草行业研发、运行遥感+AI模型提供足够的算力资源。

6.3.2 综合应用遥感、AI、统计推断等前沿技术，构建天空地一体化监测技术体系

（1）林草遥感专题产品生产、检验应满足业务应用统计推断需求。国内外遥感科研团体发表了很多地类变化检测/监测、分类识别、植被质量参数估测产品，基本上都通过构建统计/机器学习模型生产，采用的方法属于典型的“模型法”，但模型法对总体参数的估计理论上是有偏的，因此建议生产者应遵循、参考国内发布的相关遥感产品真实性检验国家标准/技术体系（柳钦火等，2023）、国际上倡导的一些陆地遥感产品生产检验优良/最佳实践指南（Duncanson等，2021；Espejo等，2020；Olofsson等，2014，2020；White等，2013，2017），对模型构建、检验等环节严格把控。产品生产者不应仅提供像元尺度的林草参数分布图，还应随产品提供可支撑业务用户将专题产品应用于特定统计单元（如小班、县/林场、市、省，优势树种类型等）林草质量参数及其不确定性统计推断所必需的其他过程数据，比如模型参数、协方差矩阵等等。

（2）加强以遥感数据或专题产品为辅助的业务化应用统计推断技术研究。国外已在如何利用多源遥感数据及专题产品增强现有森林资源调查监测业务方面，开展了大量、系统、深入的研究，形成了由设计/概率抽样统计法、模型辅助法、模型法和混合法等组成的理论方法体系（Fassnacht等，2024；丁相元等，2023），但国内相关研究和应用还极少。这一套理论方法，特别注重将遥感纳入传统的抽样调查技术框架，在遥感特征辅助下，实现总体参数估计的同时给出其不确定性的度量，是解决遥感业务化应用难问题的重要理论方法基础，亟需加强引进、消化吸收与创新发展。

（3）加强天空地一体化监测技术体系与标准体系建设。“天地”结合、“空地”结合已分别在林草图斑变化检测与地类解译、森林资源规划设计调查等业务上得到应用。这里“地”主要指地面实况数据的人工调查，但也包括利用地基、无人机LiDAR、数码相机等近距离遥感手段采集地

面实况数据。采用近距离影像数据获取地类实况信息已在林草生态综合监测地面核实工作中得到应用,但在样地定量参数的调查方面仍处于试验研究阶段。总体来看,将“天空地”多源数据综合用于林草图斑地类及其变化已实现了业务化,但在林草质量参数定量估测方面仍处于科研阶段。

建立“天空地”一体化的监测技术体系,需要先具备可预期的稳定的“天空地”数据资源,在此基础上研发将这3类数据协同应用于林草业务的关键技术。但仅仅是在监测业务中同时用到了这3类数据还不能称为“一体化”监测,还必需解决从“地”面抽样样地观测,到抽样式航“空”观测,再到全覆盖式“天”基观测等多步建模估测中误差的传播与参数估测的不确定性度量问题。当然这种“一体化”监测技术体系是否能真正投入业务化运行,还取决于它与已有体系相比是否具有更高的性价比。Coops等(2023)提出了基于多源遥感数据的近实时森林调查技术框架,值得我们借鉴。

目前国内已发布的针对林草、灾害等调查监测业务的国家、行业技术标准大都只是简单地提到可以用遥感技术,真正能起到指导林草遥感技术如何用于业务的技术标准极少。因此,建议加强林草遥感技术标准体系建设,将其作为林草行业“天空地”一体化监测技术体系、标准体系建设的核心内容。

6.3.3 加强科研投入、技术交流与人才培养

科研方面,应以业务需求为导向,组织“产学研用”单位协同开展林草遥感科技创新活动。基础理论方法、关键技术、应用示范等各类科研项目,都应林草业务需求为导向,特别加大应用示范类林草遥感项目支撑力度,为应用示范提供真实的业务场景,开展“业务实战式”应用示范。

在林草遥感技术交流方面,除了通过林草遥感相关学会、技术创新联盟等社会团体组织技术交流、培训活动,制定鼓励科研人员参与国内外技术交流的政策之外,建议构建林草行业“产学研用”单位之间技术人员的短期互访交流机制,通过互帮、互带、互学,促进知识转移、技术推广。

在人才培养和学科建设方面,建议森林经理

学、遥感科学与技术、地图学与地理信息系统等学科方向加强空间抽样、统计推断理论方法等内容的教学,翻译出版国外有关经典教材,引进相关专业技术人才,鼓励科研人员在中文期刊上发表针对林草业务需求的遥感科研论文。

7 结 语

将林草遥感研究归纳为林草地表覆盖类型变化检测与分类、森林参数遥感定量反演/估测、草地植被参数定量反演/估测、林草灾害预警监测等4个方向,分别总结了近5年内的国内主要技术研发进展;进而分析总结了遥感技术在林草行业资源调查监测、灾害监测与管理等业务中的应用现状、存在的挑战,并给出了对策建议。

在林草遥感技术研究进展方面,各个研究方向都呈现出从传统的浅层机器学习信息提取技术向基于深度学习的智能化信息提取技术快速发展的趋势,但不同方向在发展速度、深度上也表现出一些差异:基于数据驱动的深度学习方法在变化检测与分类识别上发展快而深入,相比之下在定量参数反演/估测上则较相对较慢;一个基本规律是那些比较容易获取高质量、大量深度学习模型训练/检验样本数据的方向深度学习方法发展也较快,而那些对模型可解释性要求高、样本获取难度大、对浅层模型来讲输入数据量已很大的方向,比如基于稠密时间序列数据的变化监测技术、森林三储量的定量估测技术,都更倾向于对渐层机器学习模型、线性—非线性回归统计模型的发展改进。随着这些遥感信息提取技术的发展,相应的开源软件工具、高性能计算平台等得到了快速发展,这促进了全球、全国等大尺度林草专题产品的生产和发布。这些林草遥感技术发展趋势也与当前遥感+AI技术向“数据+机理”双驱动方向发展的大趋势一致。

在林草遥感技术业务化应用现状方面,林草地表覆盖类型变化检测/监测与分类技术,已广泛、深入应用到林草行业各类资源监管、灾害预警监测业务中;但林草质量参数定量反演/估测技术总体上业务化应用程度还很低,其中航空LiDAR等遥感技术在森林资源规划设计调查中业务化程度较高;而卫星遥感只是在草地资源监测、林草灾害预警监测中业务化程度较高,在森林三储量调查监测业务中几乎没有业务化应用。

我们指出目前推动林草遥感技术全面、深入业务化应用，还存在林草行业对高分辨率“天空”数据需求巨大与实际供给能力不足、遥感+AI林草业务化应用必需的大数据和大算力的供给机制不完善、林草遥感专题产品生产与检验等很少考虑业务应用需求，以及林草遥感技术创新科研活动脱离行业实际调查监测业务需求等4方面的挑战。针对这些挑战与问题，我们建议林草行业应大力整合“天空地”多源对地观测资源，综合应用遥感、AI、统计推断等前沿技术，构建天空地一体化监测技术体系，并大力加强科研投入、技术交流与人才培养。

参考文献(References)

- Ai Q Y, Huang H G, Guo Y, Liu B J, Chen S X and Tian X. 2024. Forest change detection based on Siamese Neural Network with GF-2 Image: a case of Jiande Forest Farm, Zhejiang. *Remote Sensing Technology and Application*, 39(1): 24-33 (艾迺一, 黄华国, 郭颖, 刘炳杰, 陈树新, 田昕. 2024. 基于孪生残差神经网络的GF-2影像林地变化检测——以浙江省建德林场为例. *遥感技术与应用*, 39(1): 24-33) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2024.1.0024]
- Ali I, Cawkwell F, Dwyer E, Barrett B and Green S. 2016. Satellite remote sensing of grasslands: from observation to management. *Journal of Plant Ecology*, 9(6): 649-671 [DOI: 10.1093/jpe/rtw005]
- Anandakumar H, Umamaheswari K. 2017. Supervised machine learning techniques in cognitive radio networks during cooperative spectrum handovers. *Cluster Computing*, 20(2): 1505-1515. [doi.org/10.1007/s10586-017-0798-3]
- Bai M Y, Peng P H, Zhang S Q, Wang X M, Wang X, Wang J and Pellikka P. 2023. Mountain forest type classification based on one-dimensional convolutional neural network. *Forests*, 14(9): 1823 [DOI: 10.3390/f14091823]
- Bao L L, Li J R, Han Z E, Liu Y and Shan H D. 2024. Estimation of aboveground biomass of *Haloxylon ammodendron* based on UAV multi-source data. *Journal of Desert Research*, 44(5): 50-59 (鲍莉莉, 李锦荣, 韩兆恩, 刘悦, 单浩东. 2024. 基于无人机多源数据的梭梭(*Haloxylon ammodendron*)地上生物量估算. *中国沙漠*, 44(5): 50-59) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2024.00032]
- Cai S S, Kong D, Si L, Zhang K S, Liu Q W, Zhang Q J, Li Z, Qi Z Y, Sun H and Pang Y. 2024. Multi-platform LiDAR point clouds of subtropical forests: a case study of major tree species in Gaofeng Forest Farm, Guangxi. *National Remote Sensing Bulletin* (蔡尚书, 孔丹, 斯林, 张珂殊, 刘清旺, 张庆军, 李振, 齐志勇, 孙华, 庞勇. 2024. 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. *遥感学报*) [DOI: 10.11834/jrs.20244172]
- Cai S S, Zhang W M, Zhang S H, Yu S S and Liang X L. 2024. Branch architecture quantification of large-scale coniferous forest plots using UAV-LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 306: 114121 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114121]
- Cai X Y, Chen X T, Li R H, Wei J N, Li S and Zhao H Y. 2024. Improved algorithm for tree height extraction based on sparse and dense image matching with epipolar constraints. *GNSS World of China*, 49(3): 87-93 (蔡翔远, 陈晓桐, 李荣昊, 魏江南, 李帅, 赵红颖. 2024. 基于稀疏和稠密图像匹配与对极约束的树高提取改进算法. *全球定位系统*, 49(3): 87-93) [DOI: 10.12265/j.gnss.2023221]
- Cao K L and Zhang X L. 2020. An improved res-UNet model for tree species classification using airborne high-resolution images. *Remote Sensing*, 12(7): 1128 [DOI: 10.3390/rs12071128]
- Chai G Q, Zheng Y F, Lei L T, Yao Z Q, Chen M Y and Zhang X L. 2023. A novel solution for extracting individual tree crown parameters in high-density plantation considering inter-tree growth competition using terrestrial close-range scanning and photogrammetry technology. *Computers and Electronics in Agriculture*, 209: 107849 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107849]
- Chang J H, Liu Q H, Wang S M and Huang C. 2022. Vegetation dynamics and their influencing factors in China from 1998 to 2019. *Remote Sensing*, 14(14): 3390 [DOI: 10.3390/rs14143390]
- Chen A, Xu C, Zhang M, Guo J, Xing X Y, Yang D, Xu B and Yang X C. 2024a. Cross-scale mapping of above-ground biomass and shrub dominance by integrating UAV and satellite data in temperate grassland. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114024 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114024]
- Chen C Y, Jing L H, Li H, Tang Y W and Chen F L. 2023a. Individual tree species identification based on a combination of deep learning and traditional features. *Remote Sensing*, 15(9): 2301 [DOI: 10.3390/rs15092301]
- Chen S J, Woodcock C E, Bullock E L, Arévalo P, Torchinava P, Peng S Q and Olofsson P. 2021. Monitoring temperate forest degradation on Google Earth Engine using Landsat time series analysis. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112648 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112648]
- Chen X G, Shen X and Cao L. 2023b. Tree species classification in subtropical natural forests using high-resolution UAV RGB and SuperView-1 multispectral imageries based on deep learning network approaches: a case study within the Baima snow mountain national nature reserve, China. *Remote Sensing*, 15(10): 2697 [DOI: 10.3390/rs15102697]
- Chen X X, Tian Y, Zheng C G and Liu X D. 2024b. AutoST-Net: a spatiotemporal feature-driven approach for accurate forest fire spread prediction from remote sensing data. *Forests*, 15(4): 705 [DOI: 10.3390/f15040705]
- Cheng K, Su Y J, Guan H C, Tao S L, Ren Y, Hu T Y, Ma K P, Tang Y H and Guo Q H. 2023. Mapping China's planted forests using high resolution imagery and massive amounts of crowdsourced samples. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 196: 356-371 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.01.005]

- Chum O, Philbin J, Zisserman A. 2008. Near duplicate image detection: min-Hash and TF-IDF weighting. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2008*, Leeds, UK, September 2008, 1-10, 65-70
- Cohen W B, Healey S P, Yang Z Q, Zhu Z and Gorelick N. 2020. Diversity of algorithm and spectral band inputs improves Landsat monitoring of forest disturbance. *Remote Sensing*, 12(10): 1673 [DOI: 10.3390/rs12101673]
- Coops N C, Tompalski P, Goodbody T R H, Achim A and Mulverhill C. 2023. Framework for near real-time forest inventory using multi source remote sensing data. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 96(1): 1-19 [DOI: 10.1093/forestry/cpac015]
- Dai W X, Yang B S, Liang X L, Dong Z, Huang R G, Wang Y S and Li W Y. 2019. Automated fusion of forest airborne and terrestrial point clouds through canopy density analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 156: 94-107 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.08.008]
- De Jong S M, Shen Y C, De Vries J, Bijnaar G, van Maanen B, Augustinus P and Verweij P. 2021. Mapping mangrove dynamics and colonization patterns at the Suriname coast using historic satellite data and the LandTrendr algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 97: 102293 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102293]
- Deng X L, Tong Z J, Lan Y B, Huang Z X. 2020. Detection and location of dead trees with pine wilt disease based on deep learning and UAV remote sensing. *AgriEngineering*, 2(2): 294-307. [DOI: 10.3390/agriengineering2020019]
- Ding X Y, Chen E X, Li Z Y, Zhao L, Liu Q W and Xu K P. 2023. A review of remote sensing application in national forest inventory. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 47(1): 1-12 (丁相元, 陈尔学, 李增元, 赵磊, 刘清旺, 徐昆鹏. 2023. 国家森林资源清查遥感应用主要技术进展. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 47(1): 1-12) [DOI: 10.12302/j.issn.1000-2006.202209009]
- Du L M, Pang Y, Wang Q, Huang C Q, Bai Y, Chen D S, Lu W and Kong D. 2023. A LiDAR biomass index-based approach for tree- and plot-level biomass mapping over forest farms using 3D point clouds. *Remote Sensing of Environment*, 290: 113543 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113543]
- Du L M, Pang Y. 2024. Identifying regenerated saplings by stratifying forest overstory using airborne LiDAR data. *Plant Phenomics*, 6: 0145. [10.34133/plantphenomics.0145]
- Du Y H, Yin T, Zhou X M and Zhang X L. 2021. Extraction of individual tree parameters of Chinese pine by oblique photogrammetry. *Journal of Beijing Forestry University*, 43(4): 77-86 (杜意鸿, 尹田, 周雪梅, 张晓丽. 2021. 倾斜摄影测量技术提取油松单木信息. *北京林业大学学报*, 43(4): 77-86) [DOI: 10.12171/j.1000-1522.20200198]
- Dubayah R, Blair J B, Goetz S, Fatoyinbo L, Hansen M, Healey S, Hofton M, Hurtt G, Kellner J, Luthcke S, Armston J, Tang H, Duncanson L, Hancock S, Jantz P, Marselis S, Patterson P L, Qi W and Silva C. 2020. The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of remote*, 100002
- Duncanson L, Armston J, Disney M, Avitabile V, Barbier N, Calders K, Carter S, Chave J, Herold M, MacBean N, McRoberts R, Minor D, Paul K, Réjou-Méchain M, Roxburgh S, Williams M, Albinet C, Baker T, Bartholomeus H, Bastin J F, Coomes D, Crowther T, Davies S, de Bruin S, De Kauwe M, Domke G, Dubayah R, Falkowski M, Fatoyinbo L, Goetz S, Jantz P, Jonckheere I, Jucker T, Kay H, Kellner J, Labriere N, Lucas R, Mitchard E, Morsdorf F, Næsset E, Park T, Phillips O L, Ploton P, Puliti S, Quegan S, Saatchi S, Schaaf C, Schepaschenko D, Scipal K, Stovall A, Thiel C, Wulder M A, Camacho F, Nickeson J, Román M and Margolis H. 2021. Aboveground woody biomass product validation good practices protocol. Version 1.0. Land Product Validation Subgroup (WGCV/CEOS). [DOI: 10.5067/doc/ceoswgcv/lpv/agb.001]
- Duncanson L, Kellner J R, Armston J, Dubayah R, Minor D M, Hancock S, Healey S P, Patterson P L, Saarela S, Marselis S, Silva C E, Bruening J, Goetz S J, Tang H, Hofton M, Blair B, Luthcke S, Fatoyinbo L, Abernethy K, Alonso A, Andersen H, Aplin P, Baker T R, Barbier N, Bastin J F, Biber P, Boeckx P, Bogaert J, Boschetti L, Boucher P B, Boyd D S, Burslem D F R P, Calvo-Rodriguez S, Chave J, Chazdon R L, Clark D B, Clark D A, Cohen W B, Coomes D A, Corona P, Cushman K C, Cutler M E J, Dalling J W, Dalponte M, Dash J, de-Miguel S, Deng S, Ellis P W, Erasmus B, Fekety P A, Fernandez-Landa A, Ferraz A, Fischer R, Fisher A G, García-Abri A, Gobakke T, Hacker J M, Heurich M, Hill R A, Hopkinson C, Huang H, Hubbell S P, Hudak A T, Huth A, Imbach B, Jeffery K J, Katoh M, Kearsley E, Kenfack D, Kljun N, Knap N, Král K, Krůčě M, Labrière N, Lewis S L, Longo M, Lucas R M, Main R, Manzanera J A, Martine R V, Mathieu R, Memiaghe H, Meyer V, Mendoza A M, Moneris A, Montesano P, Morsdorf F, Næsset E, Naidoo L, Nilus R, O'Brien M, Orwig D A, Papathanassiou K, Parker G, Philipson C, Phillips O L, Pisek J, Poulsen J R, Pretzsch H, Rüdiger C, Saatchi S, Sanchez-Azofeifa A, Sanchez-Lopez N, Scholes R, Silva C A, Simard M, Skidmore A, Stereńczak K, Tanase M, Torresan C, Valbuena R, Verbeeck H, Vrska T, Wessels K, White J C, White L J T, Zahabu E, & Zraggen C 2022. Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, 270, 112845. [DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112845]
- Espejo A, Federici S, Green C, Amuchastegui N, d'Annunzio R, Balzer H, Bholanath P, Brack C, Brewer C, Birigazzi L, Cabrera E, Carter S, Chand N, Donoghue D, Eggleston S, Fitzgerald N, Foody G, Galindo G, Goeking S, Grassi G, Held A, Herold M, Kleinn C, Kurz W, Lindquist E, McRoberts R, Mitchell A, Næsset E, Notman E, Quegan S, Rosenqvist A, Roxburgh S, Sannier C, Scott C, Stahl G, Stehman S, Tupua V, Watt P, Wilson S, Woodcock C and Wulder M. 2020. Integration of remote-sensing and ground-based observations for estimation of emissions and remov-

- als of greenhouse gases in forests: methods and guidance from the Global Forest Observations Initiative, Edition 3.0. Rome: U.N. Food and Agriculture Organization
- Falkowski M J, Smith A M S, Hudak A T, Gessler P E, Vierling L A and Crookston N L. 2006. Automated estimation of individual conifer tree height and crown diameter via two-dimensional spatial wavelet analysis of LiDAR data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 32(2): 153-161 [DOI: 10.5589/m06-005]
- Fan Y X, Zhao L, Chen E X, Xu K P, Zhang W F and Ma Y M. 2024. Evaluation of forest stock estimation ability of high resolution airborne multi-band PolSAR in cold temperate coniferous forests. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(10): 2525-2539 (范亚雄, 赵磊, 陈尔学, 徐昆鹏, 张王菲, 马云梅. 2024. 高分航空多波段极化 SAR 寒温带针叶林蓄积量估测能力评价. *遥感学报*, 28(10): 2525-2539) [DOI: 10.11834/jrs.20243200]
- Fang G F, Huang W J, Mu X W, Liu H A., Zhou H W, Zhang J Q, Zhang B Y, Li X D, Chen Y F. 2022. Practice and prospect of precise monitoring of pine wilt disease. *Forest Pest and Disease*, 41(04): 16-23 (方国飞, 黄文江, 牟晓伟, 刘洪安, 周宏威, 张军强, 张弼尧, 李晓冬, 陈怡帆. 2022. 松材线虫病疫情精准监测实践与展望. *中国森林病虫*, 41(04): 16-23) [DOI: 10.19688/j.cnki.issn1671-0886.20220028]
- Fassnacht F E, White J C, Wulder M A and Næsset E. 2024. Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 97(1): 11-37 [DOI: 10.1093/forestry/cpad024]
- Fu Y Y, Hu J H, Duan J W, Liu Q Y, Liu N A, Song W G and Li R. 2024. Satellite microwave measurements complementary to fire weather improve the assessment of fires among different biomes in Southeast Asia. *Environment International*, 184: 108439 [DOI: 10.1016/j.envint.2024.108439]
- Furukawa Y and Ponce J. 2010. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(8): 1362-1376 [DOI: 10.1109/TPAMI.2009.161]
- Gao B T, Yu L F, Ren L L, Zhan Z Y, Luo Y Q. 2022. Early detection of *Dendroctonus valens* infestation with machine learning algorithms based on hyperspectral reflectance. *Remote Sensing*, 14: 1373. [DOI: 10.3390/rs14061373]
- Gao B T, Yu L F, Ren L L, Zhan Z Y, Luo Y Q. 2023. Early detection of *Dendroctonus valens* infestation at tree level with a hyperspectral UAV image. *Remote Sensing*, 15: 407. [DOI: 10.3390/rs15020407]
- Gao H Y, Hou M J, Ge J, Bao X Y, Li Y C, Liu J, Feng Q S, Liang T G, He J S and Qian D W. 2021. Hyperspectral estimation of aboveground biomass of alpine grassland based on random forest algorithm. *Acta Agrestia Sinica*, 29(8): 1757-1768 (高宏元, 侯蒙京, 葛静, 包旭莹, 李元春, 刘洁, 冯琦胜, 梁天刚, 贺金生, 钱大文. 2021. 基于随机森林的高寒草地地上生物量高光谱估算. *草地学报*, 29(8): 1757-176) [DOI: 10.11733/j.issn.1007-0435.2021.08.019]
- Ge J. 2022. Remote Sensing Estimation and Change Analysis of Grassland Aboveground Biomass in Northern China. Lanzhou: Lanzhou University (葛静. 2022. 中国北方地区草地上生物量遥感估测及变化分析研究. 兰州: 兰州大学) [DOI: 10.27204/d.cnki.glzhu.2022.000068]
- Giannetti F, Puletti N, Quatrini V, Travaglini D, Bottalico F, Corona P and Chirici G. 2018. Integrating terrestrial and airborne laser scanning for the assessment of single-tree attributes in Mediterranean forest stands. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 795-807 [DOI: 10.1080/22797254.2018.1482733]
- Gong D C, Liu S L, Han Y L and Zhang W. 2023. Fine 3D reconstruction methods with Gaofen-7 satellite stereo images. *Optics and Precision Engineering*, 31(14): 2147-2159 (巩丹超, 刘松林, 韩铁龙, 张威. 2023. 高分七号卫星立体影像精细三维重建. *光学精密工程*, 31(14): 2147-2159) [DOI: 10.37188/OPE.20233114.2147]
- Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, Zhao X Q, Wu F F, Li Y M, Liu J, Chen L H, Xu G C, Lin G H, Zheng Y, Lin Y Q, Mi X C, Fei L and Wang X G. 2017. An integrated UAV-borne lidar system for 3D habitat mapping in three forest ecosystems across China. *International Journal of Remote Sensing*, 38(8/10): 2954-2972 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1285083]
- Guo X F, Li H, Jing L H and Wang P. 2022. Individual tree species classification based on convolutional neural networks and multi-temporal high-resolution remote sensing images. *Sensors*, 22(9): 3157 [DOI: 10.3390/s22093157]
- Guo Y, Li Z Y, Chen E X, Zhang X, Zhao L, Chen Y and Wang Y H. 2020. A Deep Learning method for forest fine classification based on high resolution remote sensing images: two-branch FCN-8s. *Scientia Silvae Sinicae*, 56(3): 48-60 (郭颖, 李增元, 陈尔学, 张旭, 赵磊, 陈艳, 王雅慧. 2020. 一种改进的高空间分辨率遥感影像森林类型深度学习精细分类方法: 双支 FCN-8s. *林业科学*, 56(3): 48-60) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20200306]
- Guo Y, Li Z Y, Chen E X, Zhang X, Zhao L, Xu E N, Hou Y N and Liu L Z. 2021. A deep fusion uNet for mapping forests at tree species levels with multi-temporal high spatial resolution satellite imagery. *Remote Sensing*, 13(18): 3613 [DOI: 10.3390/rs13183613]
- Guo Z Q. 2020. A Study of Grassland Change Monitoring Based on Deep Learning. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China (郭争强. 2020. 基于深度学习的草地变化监测研究. 成都: 电子科技大学) [DOI: 10.27005/d.cnki.gdzku.2020.001262]
- He C, Dong Z H, Wang Y, Li J, Li K P and Hou S L. 2020. Forest resource data obtained by UAV stereo photography. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (6): 28-31 (何诚, 董志海, 王越, 李瑾, 厉开平, 侯森林. 2020. 利用无人机立体摄影技术获取森林资源信息. *测绘通报*, (6): 28-31) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2020.0175]
- He Z H, Li S H, Mao Y J, Wang N H, Zhang Y H, He Y and Fang H. 2023. Automatic extraction of small and medium-sized burned area based on enhanced normalized burning ratio. *Journal of Natural Disasters*, 32(3): 192-204 (贺忠华, 李少虹, 毛燕军, 王宁杭, 张育慧, 何月, 方贺. 2023. 基于增强型燃烧指数的中小型火烧

- 迹地自动提取研究. 自然灾害学报, 32(3): 192-204 [DOI: 10.13577/j.jnd.2023.0318]
- Hemati M, Mahdianpari M, Shiri H and Mohammadimanesh F. 2024. Integrating SAR and optical data for aboveground biomass estimation of coastal wetlands using machine learning: multi-scale approach. *Remote Sensing*, 16(5): 831 [DOI: 10.3390/rs16050831]
- Hirschmuller H. 2005. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego: IEEE: 807-814 [DOI: 10.1109/CVPR.2005.56]
- Hirschmuller H. 2008. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(2): 328-341 [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.1166]
- Hu T Y, Sun X L, Su Y J, Guan H C, Sun Q H, Kelly M and Guo Q H. 2020. Development and performance evaluation of a very low-cost UAV-LiDAR system for forestry applications. *Remote Sensing*, 13(1): 77. [https://doi.org/10.3390/rs13010077]
- Hu X Y, Jiang F, Qin X L, Huang S S, Yang X Y and Meng F X. 2024. An optimized smoke segmentation method for forest and grassland fire based on the UNet framework. *Fire*, 7(3): 68 [DOI: 10.3390/fire7030068]
- Huang H G, Zhang Z Y, Ni W J, Chai L N, Qin W H, Liu G, Xie D H, Jiang L M and Liu Q H. 2018. Extending RAPID model to simulate forest microwave backscattering. *Remote Sensing of Environment*, 217: 272-291 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.011]
- Huang H G. 2019a. Progress and perspective of quantitative remote sensing of forestry. *Journal of Beijing Forestry University*, 41(12): 1-14 (黄华国. 2019a. 林业定量遥感研究进展和展望. 北京林业大学学报, 41(12): 1-14) [DOI: 10.12171/j.1000-1522.20190326]
- Huang K, Hussain A, Wang Q F, and Zhang R. (Eds.). 2019b. *Deep learning: fundamentals, theory and applications*. Switzerland: Springer International Publishing.
- Ji S P, Luo C and Liu J. 2021. A review of dense stereo image matching methods based on deep learning. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 46(2): 193-202 (季顺平, 罗冲, 刘瑾. 2021. 基于深度学习的立体影像密集匹配方法综述. 武汉大学学报(信息科学版), 46(2): 193-202) [DOI: 10.13203/j.whugis20200620]
- Ji Y H, Xu S and Chen B. 2022. Edge-constrained dense matching method for aerial stereo images. *Journal of Geomatics*, 47(2): 87-91 (纪艳华, 许殊, 陈勃. 2022. 边缘约束的航摄立体影像密集匹配方法. 测绘地理信息, 47(2): 87-91) [DOI: 10.14188/j.2095-6045.2019593]
- Ji Y J, Xu K P, Zhang W F, Shi J M and Zhang F X. 2023. Comparative analysis of forest biomass retrieval from water cloud model (WCM) of polarized SAR data with different wavelengths. *Journal of Beijing Forestry University*, 45(2): 24-33 (姬永杰, 徐昆鹏, 张王菲, 史建敏, 张甫香. 2023. 不同波长极化SAR数据水云模型森林生物量反演对比分析. 北京林业大学学报, 45(2): 24-33) [DOI: 10.12171/j.1000-1522.20220006]
- Jiang H L, Hu R H, Yan G J, Cheng S Y, Li F, Qi J B, Li L Y, Xie D H and Mu X H. 2021a. Influencing factors in estimation of leaf angle distribution of an individual tree from terrestrial laser scanning data. *Remote Sensing*, 13(6): 1159 [DOI: 10.3390/rs13061159]
- Jiang H L, Yan G J, Tong Y Y, Cheng S Y, Yang X B, Hu R H, Li L Y, Mu X H, Xie D H, Zhang W M, Zhou G Q and Morsdorf F. 2021b. Correcting crown-level clumping effect for improving leaf area index retrieval from large-footprint LiDAR: a study based on the simulated waveform and GLAS data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 12386-12402 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3130738]
- Jiang T P, Zhang Q Y, Liu S, Liang C, Dai L, Zhang Z Q, Sun J and Wang Y J. 2023. LWSNet: a point-based segmentation network for leaf-wood separation of individual trees. *Forests*, 14(7): 1303 [DOI: 10.3390/f14071303]
- Jin S N, Zhang W M, Shao J, Wan P, Cheng S, Cai S S, Yan G J and Li A G. 2022. Estimation of larch growth at the stem, crown, and branch levels using ground-based LiDAR point cloud. *Journal of Remote Sensing*, 2022: 9836979 [DOI: 10.34133/2022/9836979]
- Kang J H. 2022. End-to-end dense stereo matching based on full convolutional neural network. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(5): 785 (康俊华. 2022. 基于全卷积神经网络的端到端立体密集匹配研究. 测绘学报, 51(5): 785) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20200583]
- Krisanski S, Taskhiri M S, Aracil S G, Herries D and Turner P. 2021. Sensor agnostic semantic segmentation of structurally diverse and complex forest point clouds using deep learning. *Remote Sensing*, 13(8): 1413 [DOI: 10.3390/rs13081413]
- Kuang J J, Yu L F, Zhou Q, Wu D W, Ren L L, Luo Y Q. 2024. Identification of Pine Wilt Disease-Infested Stands Based on Single- and Multi-Temporal Medium-Resolution Satellite Data. *Forests*. 15: 596. [DOI: 10.3390/f15040596]
- Lastilla L, Ravanelli R, Fratarcangeli F, Di Rita M, Nascetti A and Crespi M. 2019. Foss4G date for DSM generation: sensitivity analysis of the semi-global block matching parameters. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-2/W13: 67-72 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-67-2019]
- Lei L T, Yin T, Chai G Q, Li Y B, Wang Y T, Jia X and Zhang X L. 2022. A novel algorithm of individual tree crowns segmentation considering three-dimensional canopy attributes using UAV oblique photos. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102893 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102893]
- Lei Y, Treuhaft R and Gonçalves F. 2021. Automated estimation of forest height and underlying topography over a Brazilian tropical forest with single-baseline single-polarization TanDEM-X SAR interferometry. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112132 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112132]
- Li C G, Li Z, Dai H B. 2023. Forest resources inventory and monitor-

- ing using airborne LiDAR. Science Press (李春干, 李振, 代华兵. 2023. 机载激光雷达森林资源调查与监测. 科学出版社)
- Li C G, Xia Y L, Dai H B. 2015. Temporal Analysis on Spatial Structure of Mangrove Distribution in Guangxi, China from 1960 to 2010, *Wetland Science*, 13(3): 265-275 (李春干, 夏阳丽, 代华兵. 2015. 1960—2010年广西红树林空间结构演变分析, *湿地科学*, 13(3): 265-275)
- Li F D, Shen W X, Wu J F, Sun F G, Xu L, Liu Z Y, and L P. 2021. Study on the detection method for pinewood wilt disease tree based on YOLOv3-CIoU. *Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition)*, 52(02): 224-233 (李凤迪, 申卫星, 吴杰芳, 孙丰刚, 徐力, 刘振宇, 兰鹏. 2021. 基于YOLOv3-CIoU的松材线虫病树检测方法研究. *山东农业大学学报(自然科学版)*, 52(02): 224-233) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-2324.2021.02.012]
- Li H, Fang W Q, Li L L, and Chen X Y. 2021b. Recognition of pine wood infected with pine nematode disease based on deep learning. *Journal of Forestry Engineering*, 6(06): 142-147. (李浩, 方伟泉, 李浪浪, 陈学永. 2021. 基于深度学习的松材线虫病害松木识别. *林业工程学报*, 6(06): 142-147) [DOI: 10.13360/j.issn.2096-1359.202012041]
- Li M J. 2023. Risk assessment and prediction of *Dendrolimus* spp. damage in Northeast China based on Maxent model. *Jilin University (李明洁. 2023. 基于MaxEnt模型的东北地区松毛虫害风险评估与预测. 长春: 吉林大学)* [DOI:10.27162/d.cnki.gjlin.2023.003246]
- Li N W, Huo L N, Zhang X L. 2022c. Classification of pine wilt disease at different infection stages by diagnostic hyperspectral bands. *Ecological Indicators*, 142: 109198. [DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.109198]
- Li R, Fu Y Y, Bergeron Y, Valeria O, Chavardès R D, Hu J H, Wang Y P, Duan J W, Li D and Cheng Y X. 2022a. Assessing forest fire properties in Northeastern Asia and Southern China with satellite microwave Emissivity Difference Vegetation Index (EDVI). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 183: 54-65 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.10.019]
- Li W M, Zhang Y, Zhang J D, Chen H H, Chen E X, Zhao L and Zhao D. 2023. Tropical Forest AGB estimation based on structure parameters extracted by TomoSAR. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 121: 103369 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103369]
- Li X J. 2023. Research and Application of Grassland Classification Algorithm for Inner Mongolia Grassland Based on Multi-Source Time-Series Data Fusion. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University (李晓健. 2023. 基于多源时序数据融合的内蒙古草原草地分类算法的研究与应用. 呼和浩特: 内蒙古农业大学) [DOI: 10.27229/d.cnki.gnmnu.2023.001265]
- Li X T, Liu Q, Qin X L, Liu S C and Wang C Y. 2022. Method for national fuel types classification based on multi-source data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(3): 480-492 (李晓彤, 刘倩, 覃先林, 刘树超, 王崇阳. 2022. 基于多源数据的全国可燃物类型划分方法. *遥感学报*, 26(3): 480-492) [DOI: 10.11834/jrs.20219208]
- Li X T, Qin X L, Liu Q, Zhao J P and Wang C Y. 2021c. An identification method on forest fuel types based on AISA Eagle II hyperspectral data. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(3): 544-551, 570 (李晓彤, 覃先林, 刘倩, 赵俊鹏, 王崇阳. 2021. 基于AISA Eagle II机载高光谱数据的森林可燃物类型识别方法. *遥感技术与应用*, 36(3): 544-551, 570) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0544]
- Li X T. 2020. Method for Forest Fuel Types Mapping Using Remote Sensing and Fire Risk Estimation. Beijing: Chinese Academy of Forestry (李晓彤. 2020. 森林可燃物类型遥感制图及火险估测方法. 北京: 中国林业科学研究院) [DOI: 10.27625/d.cnki.gzlk.2020.000221]
- Li X Y, Shabanov N V, Chen L, Zhang Y G and Huang H G. 2022b. Modeling solar-induced fluorescence of forest with heterogeneous distribution of damaged foliage by extending the stochastic radiative transfer theory. *Remote Sensing of Environment*, 271: 112892 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112892]
- Li X, Liu X M, Sun B, Jiang J C, Yu H Y, Wu D D, Du X C, Wang H X, Jia J J and Yang H M. 2024. Machine learning - based assessment of grassland aboveground biomass in Gansu Province. *Pratacultural Science*, 41(2): 297-307 (李霞, 刘兴明, 孙斌, 姜佳昌, 俞慧云, 吴丹丹, 杜笑村, 王红霞, 贾晶晶, 杨红梅. 2024. 基于机器学习算法的甘肃省草原地上生物量. *草业科学*, 41(2): 297-307) [DOI: 10.11829/j.issn.1001-0629.2022-0214]
- Li Z Y and Chen E X. 2021. Development course of forestry remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 292-301 (李增元, 陈尔学. 2021. 中国林业遥感发展历程. *遥感学报*, 25(1): 292-301) [DOI: 10.11834/jrs.20211016]
- Li Z Y, Chen E X, Gao Z H, Qin X L, Wu H G and Xia C Z. 2013. Current development status and proposals for national forest remote sensing techniques and applications. *Bull Chin Acad Sci*, 28(Supplement): 132-144 (李增元, 陈尔学, 高志海, 覃先林, 武红敢, 夏朝宗. 2013. 中国林业遥感技术与应用发展现状及建议. *中国科学院院刊*, 28(增刊): 132-144)
- Liang L J, Shang R, Chen J M, Xu M Z and Zeng H D. 2025a. Improved estimation of the underestimated GEDI footprint LAI in dense forests. *Geo-Spatial Information Science*, 28(1): 49-64 [DOI: 10.1080/10095020.2023.2286377]
- Liang X L, Kukko A, Balenović I, Saarinen N, Junttila S, Kankare V, Holopainen M, Mokroš M, Surový P, Kaartinen H, Jurjević L, Honkavaara E, Nasi R, Liu J B, Hollaus M, Tian J J, Yu X W, Pan J, Cai S S, Virtanen J P, Wang Y S and Hyypä J. 2022. Close-range remote sensing of forests: the state of the art, challenges, and opportunities for systems and data acquisitions. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 10(3): 32-71 [DOI: 10.1109/MGRS.2022.3168135]
- Liang X L, Qi H W, Deng X J, Chen J C, Cai S S, Zhang Q J, Wang Y S, Kukko A and Hyypä J. 2025b. ForestSemantic: a dataset for semantic learning of forest from close-range sensing. *Geo-spatial Information Science*, 28(1): 185-211 [DOI: 10.1080/10095020.

- 2024.2313325]
- Liang X L, Yao H Y, Qi H W and Wang X C. 2024. Forest in situ observations through a fully automated under-canopy unmanned aerial vehicle. *Geo-Spatial Information Science*, 27(4): 983-999 [DOI: 10.1080/10095020.2024.2322765]
- Liao Z M, He B B and Quan X W. 2020. Potential of texture from SAR tomographic images for forest aboveground biomass estimation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 88: 102049 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102049]
- Liao Z M, He B B and Shi Y. 2022. Improved forest biomass estimation based on P-band repeat-pass PolInSAR data across different forest sites. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 115: 103088 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103088]
- Liao Z M, He B B, Quan X W, Van Dijk A I J M, Qiu S and Yin C M. 2019. Biomass estimation in dense tropical forest using multiple information from single-baseline P-band PolInSAR data. *Remote Sensing of Environment*, 221: 489-507 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.027]
- Liu Q N, Huang H G, Wang J X, Chen L, Du H Q, Zhou G M. 2023. Early Detection of Pine Shoot Beetle attack using vertical profile of plant traits through UAV-Based hyperspectral, thermal, and Li-dar data fusion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 125: 103549. [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103549]
- Lin W K, Lu Y G, Jiang X D, Li G Y, Li D Q and Lu D S. 2022. Modeling forest growing stock volume in a north subtropical region using the hierarchical Bayesian approach based on multi-source data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(3): 468-479 (林文科, 陆亚刚, 蒋先蝶, 李桂英, 李登秋, 陆灯盛. 2022. 协同多源遥感数据的北亚热带森林蓄积量贝叶斯分层估测. *遥感学报*, 26(3): 468-479) [DOI: 10.11834/jrs.20221545]
- Liu C X, Melack J, Tian Y, Huang H B, Jiang J X, Fu X and Zhang Z A. 2019. Detecting land degradation in Eastern China grasslands with time series segmentation and residual trend analysis (TSS-RESTREND) and GIMMS NDVI_{3g} data. *Remote Sensing*, 11(9): 1014 [DOI: 10.3390/rs11091014]
- Liu H, He Y Q, Hu X Q and Sun C L. 2024. Nighttime tiny fire recognition algorithm by joint low-light-assisted infrared remote sensing data. *Acta Optica Sinica*, 44(8): 0828001 (刘慧, 何玉青, 胡秀清, 孙春丽. 2024. 联合微光辅助红外遥感数据的夜间微小火点识别算法. *光学学报*, 44(8): 0828001) [DOI: 10.3788/AOS231939]
- Liu J L, Liao X H, Ni W J, Wang Y, Ye H P and Yue H Y. 2021. Individual tree recognition algorithm of UAV stereo imagery considering three-dimensional morphology of tree. *Journal of Geo-Information Science*, 23(10): 1861-1872 (刘见礼, 廖小罕, 倪文俭, 王勇, 叶虎平, 岳焕印. 2021. 顾及单木三维形态的无人机立体影像单木识别算法. *地球信息科学学报*, 23(10): 1861-1872) [DOI: 10.12082/dqxkx.2021.210117]
- Liu K, Shen X, Cao L, Wang G B and Cao F L. 2018. Estimating forest structural attributes using UAV-LiDAR data in Ginkgo plantations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 465-482 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.11.001]
- Liu L Z, Zhang Q L, Guo Y, Chen E X, Li Z Y, Li Y, Wang B and Ri A. 2023a. Mapping the distribution and dynamics of coniferous forests in large areas from 1985 to 2020 combining deep learning and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 15(5): 1235 [DOI: 10.3390/rs15051235]
- Liu P, Ren C Y, Wang Z M, Jia M M, Yu W S, Ren H X and Xia C Z. 2024. Evaluating the potential of Sentinel-2 time series imagery and machine learning for tree species classification in a mountainous forest. *Remote Sensing*, 16(2): 293 [DOI: 10.3390/rs16020293]
- Liu Q H, Wen J G, Zhou X, Zhao J, Li Z Y, Li X, Ma M G, Wang W Z, Liao X H, Liu S M, Fan W J, Xiao Q, Zhong B, Li J, Xin X Z, Li L, Jia L, Gao Z H, Jin J D, Liang S, Xin J, Liao C J and Wu Y R. 2023. Technique system of remote sensing product generation and validation of GF common products. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3): 544-562 (柳钦火, 闻建光, 周翔, 赵坚, 李增元, 李新, 马明国, 王维真, 廖小罕, 刘绍民, 范闻捷, 肖青, 仲波, 李静, 辛晓洲, 李丽, 贾立, 高志海, 金家栋, 梁师, 邢进, 廖楚江, 吴一戎. 2023. 高分遥感共性产品生成和真实性检验技术体系. *遥感学报*, 27(3): 544-562) [DOI: 10.11834/jrs.20232531]
- Liu Q. 2021. Study on Typical Forest Disturbance Identification Using Satellite Remote Sensing and Fire Severity Driving Force. Beijing: Chinese Academy of Forestry (刘倩. 2021. 典型森林扰动卫星遥感识别及林火烈度驱动力研究. 北京: 中国林业科学研究院) [DOI: 10.27625/d.cnki.gzlk.2021.000192]
- Liu S C, Li X T, Qin X L, Sun G F and Liu Q. 2020. Adaptive threshold method for active fire identification based on GF-4 PMI data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(3): 215-225 (刘树超, 李晓彤, 覃先林, 孙桂芬, 刘倩. 2020. GF-4 PMI影像着火点自适应阈值分割. *遥感学报*, 24(3): 215-225) [DOI: 10.11834/jrs.20208297]
- Liu X, Frey J, Munteanu C, Still N and Koch B. 2023b. Mapping tree species diversity in temperate montane forests using Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery and topography data. *Remote Sensing of Environment*, 292: 113576 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113576]
- Liu X. P., Tong Z. J., Zhang J. Q., & Song C. T. 2023c. Uncertainty simulation of large-scale discrete grassland fire spread based on Monte Carlo. *Fire safety journal*, 135, 103713. [DOI: 10.1016/j.firesaf.2022.103713]
- Liu Z. 2024. Research on Crop Growth Parameters and Yield Retrieval Based on Mechanism Models and Deep Learning Methods. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences) (刘照. 2024. 基于机理模型与深度学习方法的农作物长势参数与产量反演研究. 长春: 中国科学院大学(中国科学院东北地理与农业生态研究所) [DOI: 10.27536/d.cnki.gccdy.2024.000025]
- Lü D H. 2019. Estimation of Above-Ground Biomass of Grassland in Da'an based on Multi-Source Remote Sensing Data. Changchun: Jilin University (吕丹红. 2019. 基于多源遥感数据的大安市草

- 地地上生物量估算研究. 长春: 吉林大学)
- Luo Y Q, Huang H G, Roques A. 2023. Early Monitoring of Forest Wood-Boring Pests with Remote Sensing. *Annual Review of Entomology*, 68: 277-298. [DOI: 10.1146/annurev-ento-120220-125410]
- Maltamo M, Næsset E and Vauhkonen J. 2014. *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies*. Dordrecht: Springer [DOI: 10.1007/978-94-017-8663-8]
- Martinuzzi S, Vierling L A, Gould W A, Falkowski M J, Evans J S, Hudak A T and Vierling K T. 2009. Mapping snags and understory shrubs for a LiDAR-based assessment of wildlife habitat suitability. *Remote Sensing of Environment*, 113(12): 2533-2546 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.07.002]
- Morsdorf F, Mårell A, Koetz B, Cassagne N, Pimont F, Rigolot E and Allgöwer B. 2010. Discrimination of vegetation strata in a multi-layered Mediterranean forest ecosystem using height and intensity information derived from airborne laser scanning. *Remote Sensing of Environment*, 114(7): 1403-1415 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.01.023]
- Neuenschwander A L, & Magruder L A. 2019. Canopy and terrain height retrievals with ICESat-2: a first look. *Remote Sens* 11: 1721. [DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11141721>]
- Ni-Meister W, Rojas A, Lee S. 2022. Direct use of large-footprint lidar waveforms to estimate aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 280, 113147. [DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113147>]
- Ni W J, Li Z J, Wang Q, Zhang Z Y, Liu Q W, Pang Y, He Y T, Li Z Y and Sun G Q. 2024. Forest height extraction using GF-7 very high-resolution stereoscopic imagery and Google Earth multi-temporal historical imagery. *Journal of Remote Sensing*, 4: 0158 [DOI: 10.34133/remotesensing.0158]
- Ni W J, Sun G Q, Ranson K J, Montesano P, Liu Q H, Li Z Y, Kharuk V I and Zhang Z Y. 2019. LandRS: a virtual constellation simulator for InSAR, LiDAR waveform and stereo imagery over mountainous forest landscapes//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 4892-4895 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898106]
- Ni W J, Zhang D F, Wang Y, Pang Y, Zhang Z Y, Liu J L, He Y T and Guo W. 2018. Extraction of forest height by using GF-2 cross-track stereo images. *Journal of Remote Sensing(in Chinese)*, 22(3): 392-399 (倪文俭, 张大凤, 汪珪, 庞勇, 张志玉, 刘见礼, 何亚婷, 郭伟. 2018. 高分二号异轨立体数据的森林高度提取. *遥感学报*, 22(3): 392-399) [DOI: 10.11834/jrs.20187088]
- Nie Y H, Hu Y F, Sa R and Fan W Y. 2024. Inversion of forest above ground biomass in mountainous region based on PolSAR data after terrain correction: a case study from Saihanba, China. *Remote Sensing*, 16(5): 846 [DOI: 10.3390/rs16050846]
- Niemeyer J, Rottensteiner F, Sörgel U, and Heipke C. 2016. Hierarchical higher order crf for the classification of airborne lidar point clouds in urban areas. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41: 655-662.
- Olofsson P, Arévalo P, Espejo A B, Green C, Lindquist E, McRoberts R E and Sanz M J. 2020. Mitigating the effects of omission errors on area and area change estimates. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111492 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111492]
- Olofsson P, Foody G M, Herold M, Stehman S V, Woodcock C E and Wulder M A. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148: 42-57 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.015]
- Pang Y, Wang W W, Du L M, Zhang Z J, Liang X J, Li Y N and Wang Z Y. 2021. Nyström-based spectral clustering using airborne LiDAR point cloud data for individual tree segmentation. *International Journal of Digital Earth*, 14(10): 1452-1476 [DOI: 10.1080/17538947.2021.1943018]
- Pang Y, Yu T, Jia W, Liang X J, Li Z Y, Fu A M, Wu F Y, Liu X T, Zhang X W, Huang J and He T. 2023. TECIS: the first mission towards forest carbon mapping by combination of lidar and multi-angle optical observations//IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Pasadena: IEEE: 1890-1893 [DOI: 10.1109/IGARSS52108.2023.10282849]
- Peng X L, He G J, Wang G Z, Yin R Y and Wang J P. 2024. A weakly supervised semantic segmentation framework for medium-resolution forest classification with noisy labels and GF-1 WFV images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 4412419 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3404953]
- Peng X, Wang Y J, Long S L, Pan X, Xie Q H, Du Y N, Fu H Q, Zhu J J and Li X W. 2021. Underlying topography inversion using TomoSAR based on non-local means for an L-band airborne dataset. *Remote Sensing*, 13(15): 2926 [DOI: 10.3390/rs13152926]
- Persson Å, Holmgren J and Söderman U. 2002. Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(9): 925-932
- Persson H J and Perko R. 2016. Assessment of boreal forest height from WorldView-2 satellite stereo images. *Remote Sensing Letters*, 7(12): 1150-1159 [DOI: 10.1080/2150704X.2016.1219424]
- Popescu S C and Zhao K G. 2008. A voxel-based lidar method for estimating crown base height for deciduous and pine trees. *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 767-781 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.06.011]
- Qi J B, Xie D H, Jiang J Y and Huang H G. 2022. 3D radiative transfer modeling of structurally complex forest canopies through a lightweight boundary-based description of leaf clusters. *Remote Sensing of Environment*, 283: 113301 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113301]
- Qi J B, Xie D H, Yin T G, Yan G J, Gastellu-Etcheberry J P, Li L Y, Zhang W M, Mu X H and Norford L K. 2019. LESS: large-scale remote sensing data and image simulation framework over heterogeneous 3D scenes. *Remote Sensing of Environment*, 221: 695-706 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.036]
- Qin X L, Li X T, Liu S C, Liu Q and Li Z Y. 2020. Forest fire early warning and monitoring techniques using satellite remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 511-520

- (覃先林, 李晓彤, 刘树超, 刘倩, 李增元. 2020. 中国林火卫星遥感预警监测技术研究进展. 遥感学报, 24(5): 511-520) [DOI: 10.11834/jrs.20209135]
- Qiu L H, Fan L F, Sun L Q, Zeng Z Z, Feng L, Yue C and Zheng C M. 2023. Higher burn severity stimulates postfire vegetation and carbon recovery in California. *Agricultural and Forest Meteorology*, 342: 109750 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2023.109750]
- Rothermel M, Wenzel K, Fritsch D and Haala N. 2012. SURE: photogrammetric surface reconstruction from imagery. *Proceedings LC3D Workshop*. Berlin, Germany
- Schraik D, Varvia P, Korhonen L and Rautiainen M. 2019. Bayesian inversion of a forest reflectance model using Sentinel-2 and Landsat 8 satellite images. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 233: 1-12 [DOI: 10.1016/j.jqsrt.2019.05.013]
- Sha H J, Yuan X X. State-of-the-Art Binocular Image Dense Matching Method. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(11): 1813-1833 (沙洪俊, 袁修孝. 双目影像密集匹配方法的回顾与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(11): 1813-1833) [DOI: 10.13203/j.whugis.20230037shu]
- Shi Y L, Wang Z H, Li S M, Li C Y, Xiao P Q, Zhang P and Chang X G. 2022. A method of estimation aboveground biomass of sparse tree-shrub using optical remote sensing. *Scientia Silvae Sinicae*, 58(2): 13-22 (石永磊, 王志慧, 李志明, 李春意, 肖培青, 张攀, 常晓格. 2022. 基于光学遥感的稀疏乔灌木地上部分生物量反演方法. 林业科学, 58(2): 13-22) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20220202]
- Sun B, Qin P Y, Yue W, Guo Y, Gao Z H, Wang Y, Li Y F and Yan Z Y. 2024a. High temporal and spatial estimation of grass yield by applying an improved Carnegie-Ames-Stanford approach (CASA)-NPP transformation method: a case study of Zhenglan Banner, Inner Mongolia, China. *Computers and Electronics in Agriculture*, 224: 109134 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.109134]
- Sun B, Rong R, Cui H W, Guo Y, Yue W, Yan Z Y, Wang H, Gao Z H and Wu Z T. 2024b. How can integrated Space - Air - Ground observation contribute in aboveground biomass of shrub plants estimation in shrub-encroached Grasslands?. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130: 103856 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103856]
- Tang H L, Huang H B, Zheng Y, Qin P, Xu Y F and Ding S. 2023. Improved GEDI canopy height extraction based on a simulated ground echo in topographically undulating areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 1-15. [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3335364]
- Tang S Z, Pan H Y, Liao X W, Yang K H and Wu S J. 2022. Development and application of remote sensing technology in China's forestry. *Agricultural Research and Application*, 35(1): 49-54 (唐盛哲, 潘海云, 廖兴文, 杨开鸿, 吴少晶. 2022. 我国林业遥感技术的发展及应用. 农业研究与应用, 35(1): 49-54) [DOI: 10.3969/j.issn.2095-0764.2022.01.009]
- Tang X M, Li T, Zhang X, Zhou X Q, Lu J and Zhang X F. 2024. In-orbit application parameters test and analysis of L-band differential interferometric SAR satellite constellation. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 53(10): 1863-1872 (唐新明, 李涛, 张祥, 周晓青, 禄兢, 张雪飞. 2024. L波段差分干涉SAR卫星在轨应用关键参数测试分析. 测绘学报, 53(10): 1863-1872) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2024.20230240]
- Tao S L, Labrière N, Calders K, Fischer F J, Rau E P, Plaisance L and Chave J. 2021. Mapping tropical forest trees across large areas with lightweight cost-effective terrestrial laser scanning. *Annals of Forest Science*, 78(4): 103 [DOI: 10.1007/s13595-021-01113-9]
- Wan J, Wang C C, Shen P, Hu J, Fu H Q and Zhu J J. 2021a. Forest height and underlying topography inversion using polarimetric SAR tomography based on SKP decomposition and maximum likelihood estimation. *Forests*, 12(4): 444 [DOI: 10.3390/f12040444]
- Wan X X, Li Z Y, Chen E X, Zhao L, Zhang W F and Xu K P. 2021b. Forest aboveground biomass estimation using multi-features extracted by fitting vertical backscattered power profile of tomographic SAR. *Remote Sensing*, 13(2): 186 [DOI: 10.3390/rs13020186]
- Wang J H, Gong K, Balz T, Haala N, Soergel U, Zhang L and Liao M S. 2022a. Radargrammetric DSM generation by semi-global matching and evaluation of penalty functions. *Remote Sensing*, 14(8): 1778 [DOI: 10.3390/rs14081778]
- Wang J X, Meng S W, Lin Q N, Liu Y Y, Huang H G. 2022b. Detection of Yunnan pine shoot beetle stress using UAV-Based thermal imagery and LiDAR. *Applied Sciences*. 12: 4732. [DOI: 10.3390/app12094372]
- Wang S, Tuya H, Zhang S W, Zhao X Y, Liu Z Q, Li R S and Lin X. 2023a. Random forest method for analysis of remote sensing inversion of aboveground biomass and grazing intensity of grasslands in Inner Mongolia, China. *International Journal of Remote Sensing*, 44(9): 2867-2884 [DOI: 10.1080/01431161.2023.2210724]
- Wang Y, Ni W, Sun G, Chi H, Zhang Z and Guo Z. 2019. Slope-adaptive waveform metrics of large footprint lidar for estimation of forest aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 224, 386-400
- Wang Y H, Chen E X, Guo Y, Li Z Y, Jin Y D, Zhao J P and Zhou Y. 2020. Deep U-net optimization method for forest type classification with high resolution multispectral remote sensing images. *Forest Research*, 33(1): 11-18 (王雅慧, 陈尔学, 郭颖, 李增元, 金玉栋, 赵俊鹏, 周瑶. 2020. 高分辨率多光谱遥感影像森林类型分类深度U-net优化方法. 林业科学研究, 33(1): 11-18) [DOI: 10.13275/j.cnki.lykxyj.2020.01.002]
- Wang Y P, Liu X B, Yang J Y and Dang J W. 2021. Dense matching of multi-view remote sensing terrain image based on improved PM-VS algorithm. *Laser and Optoelectronics Progress*, 58(22): 2228009 (王阳萍, 刘喜兵, 杨景玉, 党建武. 2021. 基于改进PM-VS算法的多视遥感地形影像密集匹配. 激光与光电子学进展, 58(22): 2228009) [DOI: 10.3788/LOP202158.2228009]
- Wang Y T, Jia X, Chai G Q, Lei L T and Zhang X L. 2023b. Improved estimation of aboveground biomass of regional coniferous forests integrating UAV-LiDAR strip data, Sentinel-1 and Sentinel-2 imageries. *Plant Methods*, 19(1): 65 [DOI: 10.1186/s13007-023-

- 01043-9]
- Wang Y, Zhang T T, Wang F and Liu Z D. 2023. An improved block dense matching method based on depth map. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (2): 78-83 (王岩, 张婷婷, 王飞, 刘振东. 2023. 一种基于深度图改进的分块密集匹配方法. *测绘通报*, (2): 78-83) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2023.0044]
- Weinmann M, Jutzi B, Hinz S and Mallet C. 2015. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105: 286-304 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.01.016]
- White J C, Tompalski P, Vastaranta M, Wulder M A, Saarinen N, Stepper C and Coops N C. 2017. A model development and application guide for generating an enhanced forest inventory using airborne laser scanning data and an area-based approach. Victoria: Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre
- White J C, Wulder M A, Varhola A, Vastaranta M, Coops N C, Cook B D, Pitt D and Woods M. 2013. A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an area-based approach. *The Forestry Chronicle*, 89(6): 722-723 [DOI: 10.5558/tfc2013-132]
- Wu B Z, Liang A J, Zhang H F, Zhu T F, Sun J. 2021. Application of conventional UAV-based high-throughput object detection to the early diagnosis of pine wilt disease by deep learning. *Forest Ecology and Management*, 486(2): 118986. [DOI: 10.1016/j.foreco.2021.118986]
- Wu H G, Wang C B, Chang Y F. 2019. Unmanned aerial survey of discolored trees. *Forest Pest and Disease*, 38(04): 29-32+37 (武红敢, 王成波, 常原飞. 2019. 变色立木的无人机遥感监测技术. *中国森林病虫*, 38(04): 29-32+37) [DOI: 10.19688/j.cnki.issn1671-0886.20190007]
- Wu H G, Wang C B, Miao Z W, Wang W Q, Wang X L, Mi G B. 2021. Study on early warning technology of sub health state of forest resources with spaceborne remote sensing. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(5): 1121-1130. (武红敢, 王成波, 苗振旺, 王文泉, 王晓丽, 米国兵. 2021. 森林资源亚健康状态的卫星遥感预警技术研究. *遥感技术与应用*, 36(05): 1121-1130) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.5.1121]
- Wu J. 2020. Literature analysis and research progress of forest remote sensing research. *Modern Agricultural Science and Technology*, 17: 109-110, 113 (吴佳. 2020. 森林遥感研究文献学分析与研究进展. *现代农业科技*, (17): 109-110, 113) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5739.2020.17.069]
- Wu L, Li Z L, Liu X N, Zhu L H, Tang Y B, Zhang B Y, Xu B L, Liu M L, Meng Y Y and Liu B Y. 2020. Multi-type forest change detection using BFAST and monthly Landsat time series for monitoring spatiotemporal dynamics of forests in subtropical wetland. *Remote Sensing*, 12(2): 341 [DOI: 10.3390/rs12020341]
- Xi Z X, Hopkinson C, Rood S B and Peddle D R. 2020. See the forest and the trees: effective machine and deep learning algorithms for wood filtering and tree species classification from terrestrial laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 168: 1-16 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.08.001]
- Xiang J, Yan E P, Jiang J W, Song Y B, Wei W and Mo D K. 2024. Research on forest change detection based on fully convolutional network and low resolution label. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 48(1): 187-195 (向俊, 严恩萍, 姜稼伟, 宋亚斌, 韦维, 莫登奎. 2024. 基于全卷积神经网络和低分辨率标签的森林变化检测研究. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 48(1): 187-195) [DOI: 10.12302/j.issn.1000-2006.202204069]
- Xiao Y L, Wang Q M and Zhang H K. 2024. Global natural and planted forests mapping at fine spatial resolution of 30 m. *Journal of Remote Sensing*, 4: 0204 [DOI: 10.34133/remotesensing.0204]
- Xiao Y L, Wang Q M, Tong X H and Atkinson P M. 2023. Thirty-meter map of young forest age in China. *Earth System Science Data*, 15(8): 3365-3386 [DOI: 10.5194/essd-15-3365-2023]
- Xie Y H, Sun Z, Ding Z D, Luo M, Li Y and Sun Y J. 2024. UAV remote sensing image extraction of single tree crown of Chinese fir based on Mask R-CNN and transfer learning. *Journal of Beijing Forestry University*, 46(3): 153-166 (谢运鸿, 孙钊, 丁志丹, 罗蜜, 李芸, 孙玉军. 2024. 基于Mask R-CNN和迁移学习的无人机遥感影像杉木单木树冠提取. *北京林业大学学报*, 46(3): 153-166) [DOI: 10.12171/j.1000-1522.20210343]
- Xu B B, Wang W Y, Chen L F, Tao J H, Ji X Y, Zhang C J and Fan M. 2022. Forest fire spread simulation based on VIIRS active fire data and FARSITE model. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1575-1588 (徐奔奔, 王炜烨, 陈良富, 陶金花, 纪轩禹, 张成杰, 范萌. 2022. 基于VIIRS火点数据和FARSITE系统的森林火灾蔓延模拟. *遥感学报*, 26(8): 1575-1588) [DOI: 10.11834/jrs.20219427]
- Xu K P, Zhao L, Chen E X, Li K, Liu D C, Li T, Li Z Y and Fan Y X. 2022. Forest height estimation approach combining P-Band and X-Band interferometric SAR data. *Remote Sensing*, 14(13): 3070 [DOI: 10.3390/rs14133070]
- Xu L, Wu Z C, Zhang Z and Wang X. 2021a. Forest classification using synthetic GF-1/WFV time series and phenological parameters. *Journal of Applied Remote Sensing*, 15(4): 042413 [DOI: 10.1117/1.JRS.15.042413]
- Xu R J, Lin H F, Lu K J, Cao L and Liu Y F. 2021b. A forest fire detection system based on ensemble learning. *Forests*, 12(2): 217 [DOI: 10.3390/f12020217]
- Xu S, Tan A H and Qin Z J. 2022. A fast dense matching method based on guided filter. *Journal of Geomatics*, 47(3): 123-127 (许殊, 谭爱红, 秦梓杰. 2022. 一种基于引导滤波的快速密集匹配方法. *测绘地理信息*, 47(3): 123-127) [DOI: 10.14188/j.2095-6045.2019163]
- Xu X L, Tao H, Li C J, Chen C, Guo H, Zhou J P. 2020. Detection and location of pine wilt disease induced dead pine trees based on Faster R-CNN. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 51(7): 9 (徐信罗, 陶欢, 李存军, 程成, 郭杭, 周静平. 2020. 基于Faster R-CNN的松材线虫病受害木识别与定

- 位. 农业机械学报, 51(7): 9 [DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.026]
- Xu Z P, Shu L L, Wu W G, Wang Z Z, Cheng X M and Liao S X. 2024. Classification of Shangri-La grasslands based on Google Earth Engine and remote sensing estimation of their biomass. *Pratacultural Science*, 41(10): 2250-2262 (徐祖平, 舒朗朗, 吴文桂, 王子芝, 程鑫萌, 廖声熙. 2024. 基于GEE的香格里拉草地分类及其生物量遥感估算. 草业科学, 41(10): 2250-2262) [DOI: 10.11829/j.issn.1001-0629.2024-0069]
- Xu Z Y, Sun B, Zhang W F, Gao Z H, Yue W, Wang H, Wu Z T and Teng S H. 2023. Is spectral unmixing model or nonlinear statistical model more suitable for shrub coverage estimation in shrub-encroached grasslands based on earth observation data? A case study in Xilingol Grassland, China. *Remote Sensing*, 15(23): 5488 [DOI: 10.3390/rs15235488]
- Yan X H, Chai G Q, Han X Y, Lei L T, Wang G, Jia X and Zhang X L. 2024. SA-Pmnet: utilizing close-range photogrammetry combined with image enhancement and self-attention mechanisms for 3D reconstruction of forests. *Remote Sensing*, 16(2): 416 [DOI: 10.3390/rs16020416]
- Yang J Q, Fan D Z, Yang J B, Yang X B and Ji S. 2023. A large scale online UAV mapping algorithm for the dense point cloud and digital surface model generation. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (10): 47-53 (杨佳琪, 范大昭, 杨佳宾, 杨幸彬, 纪松. 2023. 无人机大场景在线密集点云和DSM生成算法. 测绘通报, (10): 47-53) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2023.0294]
- Yang Q L, Niu C Y, Liu X Q, Feng Y H, Ma Q, Wang X J, Tang H and Guo Q H. 2023. Mapping high-resolution forest aboveground biomass of China using multisource remote sensing data. *GIScience and Remote Sensing*, 60(1): 2203303 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2203303]
- Yang X B, Wang Y J, Yin T G, Wang C, Lauret N, Regaieg O, Xi X H and Gastellu-Etchegorry J P. 2022. Comprehensive LiDAR simulation with efficient physically-based DART-Lux model (I): theory, novelty, and consistency validation. *Remote Sensing of Environment*, 272: 112952 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112952]
- Yang X Y, Huang S S, Hu X Y, Jiang F, Meng F X, Yu L F, Qin X L. 2024. Estimation of spatial distribution of *Dendrolimus punctatus* disaster risk in Shizhu county based on MaxEnt model. *Terrestrial Ecosystem and Conservation*, 4(01):48-58 (杨馨媛, 黄水生, 胡心雨, 蒋凤, 蒙方鑫, 俞琳锋, 覃先林. 2024. 基于MaxEnt模型的石柱县马尾松毛虫害风险空间分布估测. 陆地生态系统与保护学报, 4(01):48-58) [DOI: 10.12356/j.2096-8884.2024-0001]
- Ye J Y. 2021. Estimation of Aboveground Biomass of Vegetation in Dryland Areas based on Ground and Multi-Source Remote Sensing Data. Beijing: Chinese Academy of Forestry (叶静芸. 2021. 基于地面和多源遥感数据的旱区植被地上生物量估算. 北京: 中国林业科学研究院) [DOI: 10.27625/d.cnki.gzlky.2021.000112]
- Ye S, Rogan J, Zhu Z and Eastman J R. 2021. A near-real-time approach for monitoring forest disturbance using Landsat time series: stochastic continuous change detection. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112167 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112167]
- Yin T, Zeng J, Zhang X L and Zhou X M. 2021. Individual tree parameters estimation for Chinese Fir (*Cunninghamia lanceolata* (Lamb.) Hook) plantations of South China using UAV oblique photography: possibilities and challenges. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 827-842 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3038819]
- Yu R, Luo Y Q, Zhou Q, Zhang X D, Wu D W, Ren L L. 2021b. A machine learning algorithm to detect pine wilt disease using UAV-based hyperspectral imagery and LiDAR data at the tree level. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 101(1): 102363. [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102363]
- Yu R, Ren L L, Luo Y Q. 2021a. Early detection of pine wilt disease in *Pinus tabulaeformis* in North China using a field portable spectrometer and UAV-based hyperspectral imagery. *Forest Ecosystems*, 8(1): 1-19. [DOI: 10.1186/s40663-021-00328-6]
- Yuan X G, Liang Y D, Feng W, Li J H, Ren H T, Han S and Liu M Q. 2023. Classification of coniferous and broad-leaf forests in China based on high-resolution imagery and local samples in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 15(20): 5026 [DOI: 10.3390/rs15205026]
- Yun T, Li J, Ma L F, Zhou J, Wang R S, Eichhorn M P and Zhang H Q. 2024. Status, advancements and prospects of deep learning methods applied in forest studies. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 131: 103938 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103938]
- Zhan Z Y, Yu L F, Li Z, Ren L L, Gao B T, Wang L X, Luo Y Q. 2020. Combining GF-2 and Sentinel-2 images to detect tree mortality caused by Red Turpentine Beetle during the early outbreak stage in North China. *Forests*, 11: 172. [DOI: 10.3390/f11020172]
- Zhang B Y, Ye H C, Lu W, Huang W J, Wu B, Hao, Z Q, Sun H. 2021. A spatiotemporal change detection method for monitoring pine wilt disease in a complex landscape using high-resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing*, 13: 2083. [DOI: 10.3390/rs13112083]
- Zhang B, Zhao L and Zhang X L. 2020. Three-dimensional convolutional neural network model for tree species classification using airborne hyperspectral images. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111938 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111938]
- Zhang F Y, Wu S Y, Qiao H L and Xu Z. 2024. Eucalyptus forest stock estimation study based on Landsat 8 OLI and Resource 3 stereo image. *Journal of Central South University of Forestry and Technology*, 44(5): 93-101 (张方圆, 吴胜义, 乔海亮, 许舟. 2024. 基于Landsat 8 OLI和资源3号立体像对数据的桉树森林蓄积量估测. 中南林业科技大学学报, 44(5): 93-101) [DOI: 10.14067/j.cnki.1673-923x.2024.05.010]
- Zhang H B, Wang C C, Zhu J J, Fu H Q, Han W T and Xie H Q. 2023a. Forest aboveground biomass estimation in subtropical mountain areas based on improved water cloud model and PolSAR decomposition using L-Band PolSAR Data. *Forests*, 14(12): 2303 [DOI: 10.3390/f14122303]

- Zhang J, Li H, Wang J, Liang Y Y, Li R and Sun X T. 2024a. Exploring the differences in tree species classification between typical forest regions in Northern and Southern China. *Forests*, 15(6): 929 [DOI: 10.3390/f15060929]
- Zhang N, Chai X J, Li N W, Zhang J H, Sun T. 2023b. Applicability of UAV-based optical imagery and classification algorithms for detecting pine wilt disease at different infection stages, *GIScience & Remote Sensing*, 60: 1, 2170479. [DOI: 10.1080/15481603.2023.2170479]
- Zhang P Z, Ban Y F and Nascetti A. 2023c. Total-variation regularized U-Net for wildfire burned area mapping based on Sentinel-1 C-Band SAR backscattering data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 203: 301-313 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.07.024]
- Zhang Q J, Zhang T Y and Liu Y D. 2024. Potential applications of Gaofen-3 satellite network. *Satellite Application*, (8): 6-11 (张庆君, 张天耀, 刘亚东. 2024. 高分三号卫星组网下的潜在应用. *卫星应用*, (8): 6-11) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2024.08.003]
- Zhang Q J. 2017. System design and key technologies of the GF-3 satellite. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(3): 269-277 (张庆君. 2017. 高分三号卫星总体设计与关键技术. *测绘学报*, 46(3): 269-277)
- Zhang Q, Ge L L, Hensley S, Isabel Metternicht G, Liu C and Zhang R H. 2022. PolGAN: a deep-learning-based unsupervised forest height estimation based on the synergy of PolInSAR and LiDAR data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 186: 123-139 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.02.008]
- Zhang T, Fu H Q, Zhu J J, Lopez-Sanchez J M, Gómez C, Wang C C, He W J and Liu Z W. 2024b. Estimation of canopy height from a multi-SINC model in mediterranean forest with single-baseline TanDEM-X InSAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 5484-5499 [DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3363051]
- Zhang T C, Long J P, Lin H, Liu Z H, Ye Z L and Zheng H N. 2024c. A novel feature evaluation method in mapping forest AGB by fusing multiple evaluation metrics using PolSAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21: 4006605 [DOI: 10.1109/LGRS.2024.3378425]
- Zhang X L, Shen H W, Huang T B, Wu Y, Guo B B, Liu Z, Luo H B, Tang J, Zhou H, Wang L G, Xu W H and Ou G L. 2024d. Improved random forest algorithms for increasing the accuracy of forest aboveground biomass estimation using Sentinel-2 imagery. *Ecological Indicators*, 159: 111752 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2024.111752]
- Zhang X Y, Yu A Z, Cao X F, Li Z Q and Quan Y J. 2023. Analysis of transfer ability of stereo matching networks of remote sensing images. *Remote Sensing Information*, 38(5): 130-139 (张晓艺, 余岸竹, 曹雪峰, 李振琦, 权雨君. 2023. 遥感影像立体匹配网络跨域迁移能力分析. *遥感信息*, 38(5): 130-139) [DOI: 10.20091/j.cnki.1000-3177.2023.05.017]
- Zhang X, Liu L Y, Zhao T T, Chen X D, Lin S R, Wang J Q, Mi J and Liu W D. 2023d. GWL_FCS30: a global 30 m wetland map with a fine classification system using multi-sourced and time-series remote sensing imagery in 2020. *Earth System Science Data*, 15(1): 265-293 [DOI: 10.5194/essd-15-265-2023]
- Zhao G L, Li P N, Guo Q R and Tan M L. 2022. Classification of forest types using UAV remote sensing images based on improved ant colony algorithm. *Laser and Optoelectronics Progress*, 59(16): 1628002 (赵桂玲, 李鹏年, 郭泉荣, 谭茂林. 2022. 基于改进蚁群算法的无人机遥感影像森林类型分类. *激光与光电子学进展*, 59(16): 1628002) [DOI: 10.3788/LOP202259.1628002]
- Zhao J P, Zhao L, Chen E X, Wan X X and Xu K P. 2021. Synergy application of ZY3 stereo imaging pairs and airborne LiDAR sampling data for estimating mean height of forest. *Scientia Silvae Sinicae*, 57(9): 66-75 (赵俊鹏, 赵磊, 陈尔学, 万祥星, 徐昆鹏. 2021. ZY3 立体像对和机载 LiDAR 抽样数据协同估测森林平均高. *林业科学*, 57(9): 66-75) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20210907]
- Zhao L, Chen E X, Li Z Y, Zhang W F and Fan Y X. 2022. A new approach for forest height inversion using X-band single-pass InSAR coherence data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5206018 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3072125]
- Zhao X Q, Jing L H, Zhang G Q, Zhu Z Z, Liu H D and Ren S Y. 2024. Object-oriented convolutional neural network for forest stand classification based on multi-source data collaboration. *Forests*, 15(3): 529 [DOI: 10.3390/f15030529]
- Zhao Y H. 2023. Remote Sensing Estimation of Natural Grassland Grazing Intensity in Menyuan County, Qinghai Province. Lanzhou: Lanzhou University (赵翊含. 2023. 青海省门源县天然草地放牧强度遥感估测研究. 兰州: 兰州大学) [DOI: 10.27204/d.cnki.glzhu.2023.000866]
- Zhao Y T, Im J, Zhen Z and Zhao Y H. 2023. Towards accurate individual tree parameters estimation in dense forest: optimized coarse-to-fine algorithms for registering UAV and terrestrial LiDAR data. *GIScience and Remote Sensing*, 60(1): 2197281 [DOI: 10.1080/15481603.2023.2197281]
- Zheng W, Chen J, Yan H, Liu C and Tang S H. 2020. Global fire monitoring products of FY-3D/MERSI-II and their applications. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(5): 521-530 (郑伟, 陈洁, 闫华, 刘诚, 唐世浩. 2020. FY-3D/MERSI-II 全球火点监测产品及其应用. *遥感学报*, 24(5): 521-530) [DOI: 10.11834/jrs.20209177]
- Zheng Y Q, Yang Z H, Gao K X and Liu W C. 2021. Sophisticated classification of tree species in forest ecosystem based on multi-temporal Landsat-8. *Geomatics and Spatial Information Technology*, 44(6): 158-161 (郑亚卿, 杨张海, 高凯旋, 刘望城. 2021. 基于多时相 Landsat-8 的森林生态系统树种精细分类. *测绘与空间地理信息*, 44(6): 158-161) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2021.06.044]
- Zheng Y, Zhang G, Tan S Q, Yang Z G, Wen D X and Xiao H S. 2023. A forest fire smoke detection model combining convolutional neural network and vision transformer. *Frontiers in Forests and Global Change*, 6: 1136969 [DOI: 10.3389/ffgc.2023.1136969]

Zheng Z, Wang J F, Zou B, Gao Y H, Yang S Q and Wang Y Q. 2022. Initial assessment of burn severity using the transfer learning model. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(10): 2001-2013 (郑忠, Wang J F, 邹滨, 高阳华, 杨世琦, 王永前. 2022. 应用迁移学习的林火烈度初始评估研究. *遥感学报*, 26(10): 2001-2013) [DOI: 10.11834/jrs.20210156]

Zhou Q, Yu L F, Zhang X D, Liu Y J, Zhan Z Y, Ren L L, Luo Y Q. 2022. Fusion of UAV Hyperspectral imaging and LiDAR for the

early detection of EAB stress in Ash and a new EAB detection index-NDVI(776,678). *Remote Sensing*, 14: 2428. [DOI: 10.3390/rs14102428]

Zhu R N, Chen L, Chai G Q, Chen M Y and Zhang X L. 2023. Integrating extraction framework and methods of individual tree parameters based on close-range photogrammetry. *Computers and Electronics in Agriculture*, 215: 108411 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108411]

Research and application of forestry and grassland remote sensing technology in China: Recent progress, challenges and countermeasures

LI Zengyuan^{1,2}, CHEN Erxue^{1,2,3}, QIN Xianlin^{1,2}, GUO Ying^{1,2}, TIAN Xin^{1,2}, LIU Qingwang^{1,2,3}, SUN Bin^{1,2}, ZHAO Lei^{1,2,3}, CAI Shangshu^{1,2}, DU Liming^{1,2}, YU Linfeng^{1,2}, WANG Cangjiao^{1,2}

1. *Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;*

2. *Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China;*

3. *National Key Laboratory of Efficient Production of forest resources, Beijing 100091, China*

Abstract: The past five years are the five years when big model and general model of Artificial Intelligence (AI) are gradually integrated into people's daily work and life, and the five years when remote sensing + AI technology develops rapidly in the fields of land cover type identification, change detection, etc. It is also the first five-year for the implementation of the national strategy of "ecological civilization" and "beautiful China". Summarizing the progress made in the research, development and application of forestry and grassland remote sensing technology in these five years is of great significance for the country to formulate the development plan of forestry and grassland remote sensing in the future.

The paper summarizes the main progress of the forestry and grassland remote sensing research and development in China in the past five years into four research directions, namely, change detection and classification of forest and grassland cover types, quantitative inversion/estimation of forest parameters by remote sensing, and that of grassland vegetation and early warning and monitoring of forest and grassland disasters. From a general point of view, the research on forestry and grassland remote sensing technology shows a rapid development trend from traditional shallow machine learning to deep learning, and from "data"-driven to "data + mechanism"-double-driven direction, and the deep learning method develops quickly and deeply in change detection and classification, but not in quantitative parameter inversion/estimation. The production technology of large-scale forest and grassland thematic products, such as global and national products, has also been developed rapidly.

An analysis of the integration of remote sensing technology into existing technical standards and technical programs for forestry and grassland resources and ecological monitoring, disaster early warning monitoring and monitoring of nature reserves shows that forest and grassland cover type change detection/monitoring and classification technologies have been widely and deeply applied to various resource supervision and disaster early warning and monitoring operations in the forestry and grassland industry, but the degree of operational application of quantitative inversion/estimation technologies of forest and grassland quality parameter is still very low.

In view of the challenges in promoting the comprehensive and in-depth application of forestry and grassland remote sensing technology, it is suggested that the forestry and grassland industry should vigorously integrate the "space-air-ground" multi-source earth observation resources, comprehensively apply remote sensing, artificial intelligence (AI), statistical inference and other cutting-edge technologies to build a "space-air-ground" integrated monitoring technology system, and greatly strengthen the investment in scientific research, technology exchange and talent exchange and cultivation.

Key words: forestry and grassland, remote sensing technology, operational application, progress, countermeasures