

激光雷达在生态与地学领域的发展回顾与展望

陶胜利¹, 王迪², 谢欢³, 张吴明⁴, 张志明⁵, 董秀军⁶, 陈一平⁴,
漆建波⁷, 程凯⁸, 杨泽坤⁸, 齐志勇^{8,9}, 李文楷¹⁰, 苏艳军¹¹,
胡天宇¹¹, 马勤¹², 李媛⁴, 蔡尚书⁹, 王彬⁵, 杨海涛⁸, 任涓⁸,
金时超¹³, 张欣彤¹³, 白皓¹, 杨子炎¹, 胡晓梅¹,
艾萨迪拉·玉苏甫¹, 黄华国¹⁴, 许强⁶, 郭庆华⁸

1. 北京大学 城市与环境学院 生态研究中心 植被结构功能与建造全国重点实验室, 北京 100871;
2. 西安交通大学 软件学院, 西安 710049;
3. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092;
4. 中山大学 测绘科学与技术学院, 珠海 519082;
5. 云南大学 生态与环境学院, 昆明 650500;
6. 成都理工大学 环境与土木工程学院, 成都 610059;
7. 北京师范大学 地理科学学部, 北京 100875;
8. 北京大学 地球与空间科学学院 遥感与地理信息研究所, 北京 100871;
9. 中国林业科学研究院 资源信息研究所, 北京 100091;
10. 中山大学 地理科学与规划学院, 广州 510006;
11. 中国科学院植物研究所 植被与环境变化重点实验室, 北京 100093;
12. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 210023;
13. 南京农业大学 作物遗传与种质创新利用全国重点实验室 前沿交叉研究院, 南京 211800;
14. 北京林业大学 林学院, 北京 100083

摘要: 激光雷达 LiDAR (Light Detection and Ranging) 能够精准地还原被测物体的 3D 结构, 是遥感领域最具革新性的技术之一。近几十年来, LiDAR 技术取得了快速的发展, 并极大地推动了生态与地学领域的相关研究。本文系统回顾并展望了 LiDAR 硬件和算法的最新发展及其在生态与地学领域的应用。首先, LiDAR 的硬件呈现出多样化、高精度的发展态势, 特别是近些年无人驾驶技术的成熟极大丰富了近地面 LiDAR 平台的类型; 其次, 深度学习、同步定位与地图构建 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)、大模型等人工智能技术的发展极大推动了 LiDAR 算法的进步, 使得点云配准、点云分割与分类、点云与多源数据融合等算法不断推陈出新; 最后, 本文详述了 LiDAR 在内陆地形测绘、海洋测绘、地质灾害监测、森林结构测量、树木枝干结构网络、3D 辐射传输及场景重建、森林微气候模拟、智慧农业、生物多样性、城市与建筑, 以及行星测量 11 个生态与地学分支领域的应用。未来, 随着硬件、算法、及 LiDAR 大数据的进一步发展, LiDAR 将继续推动生态与地学的研究, 并有望在更多领域发挥重要作用。

关键词: 激光雷达, 无人机, 同步定位与建图, 深度学习, 大模型, 森林, 海洋, 行星测量

中图分类号: P407.2/P2

引用格式: 陶胜利, 王迪, 谢欢, 张吴明, 张志明, 董秀军, 陈一平, 漆建波, 程凯, 杨泽坤, 齐志勇, 李文楷, 苏艳军, 胡天宇, 马勤, 李媛, 蔡尚书, 王彬, 杨海涛, 任涓, 金时超, 张欣彤, 白皓, 杨子炎, 胡晓梅, 艾萨迪拉·玉苏甫, 黄华国, 许强, 郭庆华. 2025. 激光雷达在生态与地学领域的发展回顾与展望. 遥感学报, 29(6): 1963–2004

Tao S L, Wang D, Xie H, Zhang W M, Zhang Z M, Dong X J, Chen Y P, Qi J B, Cheng K, Yang Z K, Qi Z Y, Li W K, Su Y J, Hu T Y, Ma Q, Li Y, Cai S S, Wang B, Yang H T, Ren Y, Jin S C, Zhang X T, Bai H, Yang Z Y, Hu X M, Asadilla Yusup, Huang H G, Xu Q and Guo Q H. 2025. Review and prospects of the development of LiDAR in ecology and geosciences. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 1963–2004 [DOI:10.11834/jrs.20254366]

收稿日期: 2024-08-24; 预印本: 2025-04-27

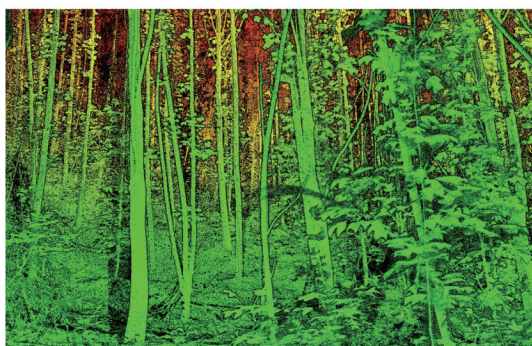
基金项目: 国家自然科学基金(编号:42371329;32471554);国家重点研发计划(2022YFF13002002)

第一作者简介: 陶胜利, 研究方向为生态遥感、植被与城市生态研究。E-mail: sltao@pku.edu.cn

1 引言

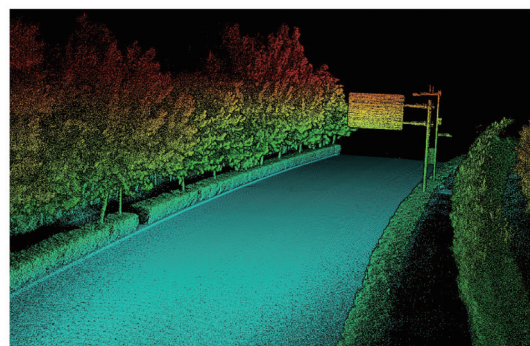
激光雷达是激光探测及测距系统 LiDAR (Light Detection and Ranging) 的简称, 它能够精准的还

原被测物体的 3D 结构信息, 区别于传统可见光、近红外等光学遥感的二维反射光谱信息, 是遥感领域近几十年来最为革新的技术之一 (庞勇等, 2005; Guo 等, 2018; 图 1)。



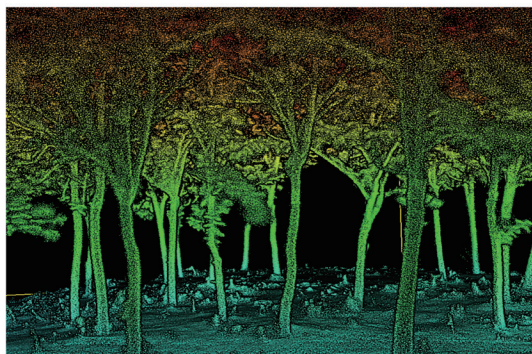
(a) 基于地基 LiDAR 的森林点云

(a) Forest point cloud acquired using a terrestrial LiDAR



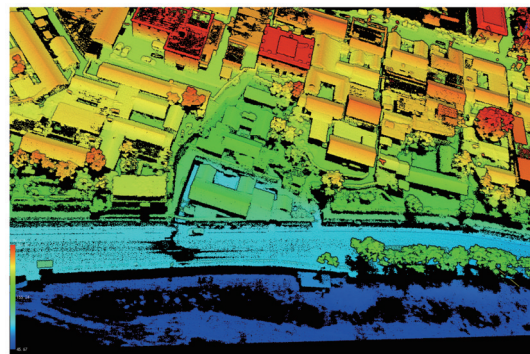
(b) 基于车载 LiDAR 的城市街道点云

(b) Urban street point cloud acquired using a mobile LiDAR



(c) 基于背包平台 LiDAR 的森林点云

(c) Forest point cloud acquired using a backpack LiDAR



(d) 基于无人机 LiDAR 的城市点云

(d) Urban point cloud acquired using a UAV LiDAR

图 1 激光雷达(LiDAR)数据展示

Fig. 1 Visualization of point cloud data acquired by different LiDAR platforms

就生态、地学领域而言, 早在 20 世纪 60 至 70 年代, 美国国家航空航天局 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 便成功开发了一种机载海洋 LiDAR 系统, 标志着激光雷达技术开始被用于海洋深度测量 (Hickman 和 Hogg, 1969; Nelson, 2013)。20 世纪 80 年代, 机载 LiDAR 进一步被用于陆地地形勘测, 但在当时, 植被因拦截激光而被视作地形测量的障碍 (Krabill 等, 1984)。紧接着, 以 Nelson 等 (1984) 为代表的研究发现激光脉冲的穿透能力与冠层郁闭度高度相关, 并指出 LiDAR 系统可以用于森林高度的估算。此后, 随着 20 世纪 90 年代电子、计算机和储存设备等的快速发展, LiDAR 开始走向商业化和产品化, 多种软硬件系统层出不穷, 带动甚至革新了生态与地学的多方面研究内容, 极大推动了科学的发展。

鉴于过去几十年间 LiDAR 技术在硬件、算法、软件等多个方面取得的巨大进步, 本文对 LiDAR 技术的发展及其生态、地学应用进行一次较为全面的回顾与总结。文章首先着眼于 LiDAR 硬件的发展, 紧接着从点云配准、点云分割与分类、LiDAR 与多元遥感融合、点云大模型 4 个方面进行算法的综述; 随后, 本文汇总了目前常用的 LiDAR 数据处理软件; 最后, 本文从 11 个方面详细论述了 LiDAR 在生态与地学领域的应用, 包括内陆地形测绘、海洋测绘、地质灾害、森林结构测量、树木枝干结构网络、3D 辐射传输及场景重建、森林微气候模拟、智慧农业、生物多样性、城市与建筑, 以及行星测量。每一章节中, 我们尽可能在综述之后进行简要的未来展望, 以期望更好的服务读者, 为读者提供研究方向上的启示。另外,

本文所提及的激光测距与测高技术, 包括常见的地基、机载、无人机、手持、背包、车载、星载等 LiDAR 平台, 以及地球与行星测量中使用的激光高度计 (Laser Altimeter) 等, 后者传感器多不进行转动扫描, 但其原理与 LiDAR 高度相似, 故一并进行论述。

2 LiDAR 硬件的发展及展望

2.1 硬件类型的多样化

LiDAR 硬件在过去几十年内得到了高度多样化的发展 (图 2)。按照搭载平台不同, LiDAR 常分为星载、机载、移动式 and 地基 LiDAR (Guo 等, 2021)。其中最早出现的是机载 LiDAR, 它通过搭载于有人机上进行数据采集 (Nelson 等, 1984; Patrick McCormick, 2005)。近年来, 伴随着无人驾驶技术, 特别是无人机的成熟与普及, 无人机平台 LiDAR 已成为众多行业不可或缺的数据获取手段, 展现出了巨大的应用前景。星载 LiDAR 技术于 20 世纪 90 年代发展成熟, 它以卫星或者国际空间站为依托, 适用于大尺度 3D 信息的获取。按照数据获取方式的不同, 星载 LiDAR 又可以分为全波形和光子计数两种类型。中国的句芒号、高分七号和美国的 GEDI、ICESat-1 都采用全波形激光测距技术, 它们通过记录激光和地物相互作用的完整波形来绘制地物表面 3D 信息 (Patterson 等, 2019), 而 ICESat-2 则采用光子探测技术, 利用微脉冲、多光束光子技术实现地球表面与浅水区域的探测 (Aiger 等, 2008)。移动式 LiDAR 可进一步细分为车载和便携式 LiDAR 两类。同样得益于无人驾驶技术的进步, 近年来车载 LiDAR 得到了广泛关注, 它通过集成激光扫描仪、惯性测量单元 IMU (Inertial Measurement Unit)、全球导航卫星系统 GNSS (Global Navigation Satellite System) 和相机来完成车辆运动过程中 LiDAR 点云和影像数据的采集 (Puente 等, 2011)。便携式 LiDAR 主要包括背包和手持 LiDAR 两种。得益于同步定位与地图构建 SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) 技术的发展 (具体介绍见章节 3.1), 便携式 LiDAR 可以高效地完成周边环境高精度点云的搜集, 并能在多种复杂环境, 如地下车库、林区等进行数据采集, 极大丰富了 LiDAR 的应用场景 (Su 等, 2021)。与其他移动平台相比, 地基

LiDAR 的精度最高, 在工业、测绘、林业等领域广泛应用, 但其林业应用依然面临数据拼接效率较低的困境 (Tao 等, 2021)。

纵观 LiDAR 硬件的发展, 近些年来最引人瞩目的应属近地面移动平台的迅猛发展, 如无人机、车载、背包、手持 LiDAR 等 (图 2 (c)(d))。如上文所述, 这主要得益于无人驾驶技术 (包括无人机) 的成熟。展望未来, LiDAR 硬件的发展方向之一是开发一体化多平台 LiDAR, 它能够有效解决不同平台点云数据的精度差异问题 (Wang 等, 2023)。其次, 多光谱与高光谱 LiDAR 具有同步获取 3D 几何和光谱信息的能力, 其未来研发与应用将极大丰富点云反射强度的多样性, 有望提高 LiDAR 在地物分类、植物物种识别等方面的精度 (Du 等, 2016)。对星载 LiDAR 而言, 现有传感器的光斑密度依然较为稀疏, 未来地球动力学测地线探测器 EDGE (Earth Dynamics Geodetic Explorer) 的发射将极大改善这一情况 (<https://edge.ucsd.edu/>[2025-04-14], 图 2 (e))。微型卫星星座 (Micro-satellite constellation) 是另一种有望实现更高时空分辨率激光采样的方法, 且成本更加低廉 (Lowe 等, 2024)。

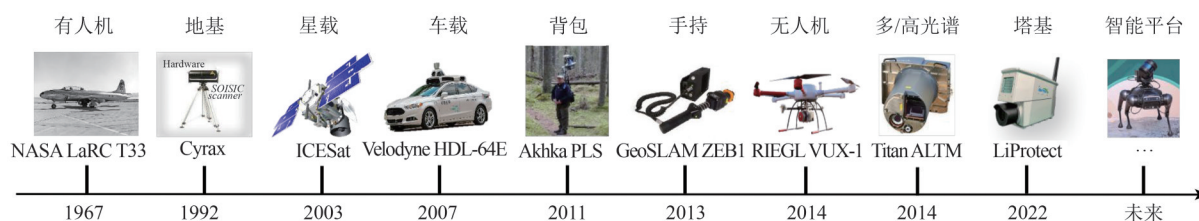
2.2 硬件测距性能的提升

随着 LiDAR 硬件的多样化发展, 其测距性能也在飞速提升, 所获取的数据精度越来越高 (Molebny 等, 2010)。最早的 Goddard 激光测距系统所获取的精度约为 50—70 cm (Vonbun, 1977), 而现今众多平台获得的 LiDAR 数据精度几乎都可达厘米级。这种精度的提升首先得益于 LiDAR 传感器的进步。早期的 LiDAR 多为机械式, 通过旋转镜将传感器发射的激光脉冲引导至不同方向, 从而创建出周边环境的 3D 点云。这种机械式 LiDAR 的数据采集速率相对较低, 所获取的点云误差也相对较大。与机械式 LiDAR 不同, 固态 LiDAR 利用固态激光器和光电探测器来测量距离, 并采用电子方式来控制和引导激光束, 极大减小了由于机械移动带来的扫描误差, 因而能够获取更高精度的点云数据 (Zhou 等, 2023a; 陈敬业和时尧成, 2019)。

LiDAR 精度提升的另一原因是测距方式的发展。早期 LiDAR 多为脉冲式测距, 通过测量脉冲到目标的往返时间达到测距的目的, 能够在较大范围内提供厘米到亚米级精度的点云数据 (Wehr

和 Lohr, 1999)。与脉冲式 LiDAR 不同, 调幅连续波 LiDAR 通过调制发射激光的幅度, 进一步测量发射与接收波形的相位差 (通常需要多次调制以达到更高的精度), 实现优于厘米级的测距精度 (Behroozpour 等, 2016)。除此之外, 值得一提的是调频连续波 LiDAR 正在快速发展中, 其原理类似于毫米波雷达, 在拥有较高测距性能的同时极

大提高了抗干扰能力 (Behroozpour 等, 2016; Xu 等, 2019)。事实上, 毫米波雷达技术的发展速度也尤为引人注目, 其产生的点云密度与精度不断提升 (Wang 和 Wang, 2023), 且具有全天候测量能力, 因此在移动平台的应用场景中与 LiDAR 各擅胜场。



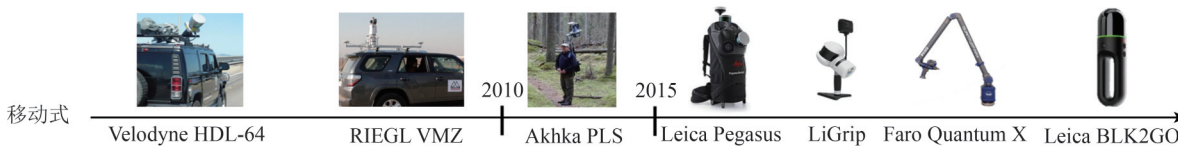
(a) 多平台 LiDAR 发展时间示意图

(a) Timeline of multi-platform LiDAR development



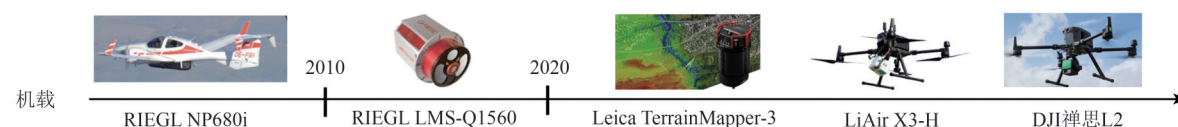
(b) 地基

(b) Terrestrial



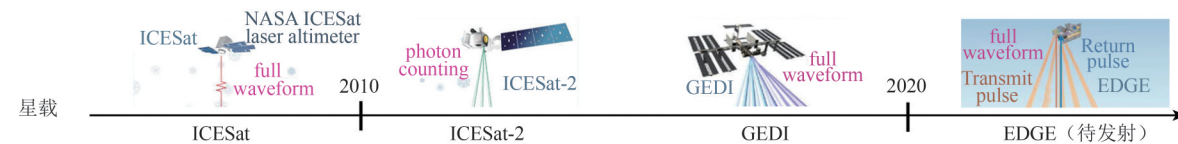
(c) 移动平台

(c) Mobile



(d) 机载

(d) Airborne



(e) 星载

(e) Spaceborne LiDAR

图2 LiDAR 硬件的发展简图(部分图片素材来自 <https://scantech-international.com/blog/timeline-of-3d-laser-scanners/> [2025-04-14])

Fig. 2 A simplified diagram illustrating the development of LiDAR hardware (Some images were obtained from <https://scantech-international.com/blog/timeline-of-3d-laser-scanners/> [2025-04-14])

近年来, LiDAR 测距精度最明显的提升出现在手持等移动 LiDAR 平台。部分移动平台的点云绝对精度已提升至 2 cm 以内 ([https://shop.leica-](https://shop.leica-geosystems.com/leica-blk/blk2go/technology/)

[geosystems.com/leica-blk/blk2go/technology/](https://shop.leica-geosystems.com/leica-blk/blk2go/technology/) [2025-04-14]; <http://oslamtec.com/R8plus.html/> [2025-04-14])。除了上述硬件与测距原理方面的原因, 这很大程

度上也得益于SLAM技术的发展(章节3.1)。未来,随着硬件和算法的进一步发展,更多高精度移动式LiDAR也必将出现。

3 LiDAR算法的发展及展望

3.1 点云配准

点云配准是LiDAR数据处理的最基本步骤,如多站点地基扫描数据的配准(图3(a)),地基与无人机数据的配准(图3(b)),以及移动式LiDAR扫描过程中不同帧的自动配准等(图3(c))。配准大致可分为手动与自动两类。手动配准需要借助标靶球、反射片等外部设备,这里我们重点探讨自动配准,该流程一般包括粗配准和精配准两部分(Li等,2021;Huang等,2021)。粗配准过程通过搜索两组点云中的相似特征,生成准确且稳健的坐标变换关系,所利用的特征包括基于点的特征直方图,基于直线和平面的线性特征等(Aiger等,2008)。基于这些特征,可以利用迭代方法或者基于概率的方法寻找两组点云内特征最

为匹配的部分,将原有的稀疏特征匹配转换为几何变换矩阵(Theiler等,2014)。精配准过程则在粗配准的基础上,通过构建两个点云之间的密集对应关系来迭代更新原有的矩阵参数。与粗配准不同的是,精配准在点的级别上进行计算,并考虑所有点在配准中的权重(Behroozpour等,2016)。现有的精配准方法可以分为迭代最近点ICP(Iterative Closest Point)衍生方法和基于概率的方法两大类(Xu等,2023)。ICP衍生方法通过计算粗配准后两点云中所有点和其最近点之间的距离,结合期望最大化算法来使所有点的距离和最小,当迭代得到的距离和小于一定阈值时,即完成精配准过程。而基于概率的方法可以看作粗配准中基于概率方法的延伸,和粗配准相比,该步骤构建了相对于稀疏特征更加密集的对点加权关系,而后采用如高斯混合模型GMM(Gaussian Mixture Model)树、深度GMM树、全面体滤波器等高效数据结构进行配准矩阵的优化(Hertz等,2020;Yuan等,2020)。

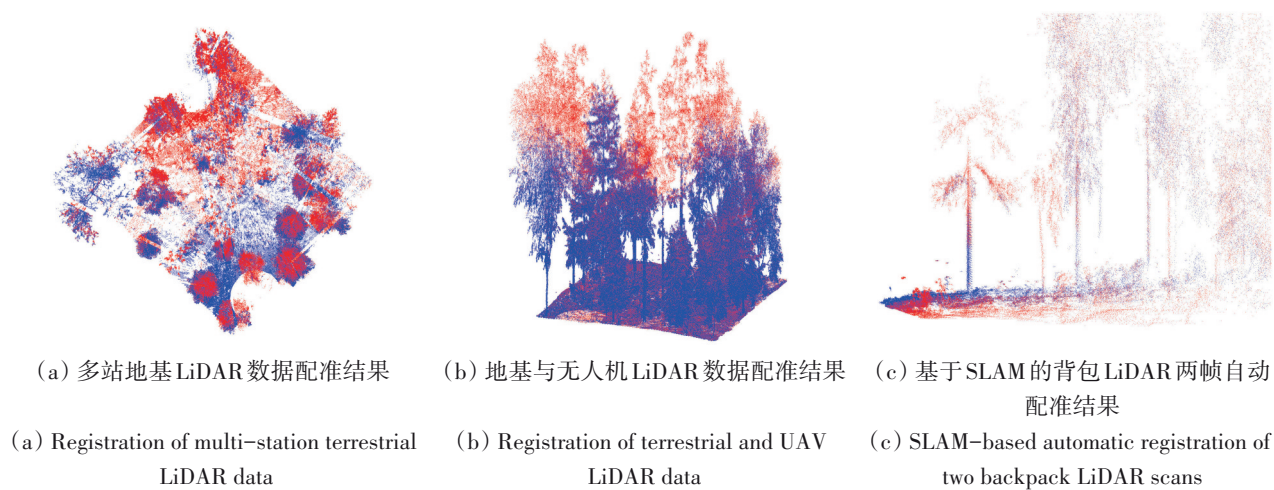


图3 不同平台LiDAR点云配准结果示意图

Fig. 3 Point cloud registration based on different LiDAR platforms

近年来,基于深度学习的点云配准技术展现出了其独特的优势,尤其是在应对低信噪比以及大规模数据集时,深度学习方法表现出了更高的鲁棒性。此外,此类方法支持端到端的学习机制,大幅减少了手动调参的需求。目前,基于深度学习的点云配准技术主要分为两大类,其区分标准在于是否明确提取点云之间的对应关系。第1类方法侧重于通过学习更为强大的特征描述符来建

立点云之间的对应关系(Ao等,2021)。从特征利用的角度,这些方法又可以分为关注关键点局部区域块(Patch)的稀疏描述符构建和直接处理整个点云数据以生成密集描述符的策略。通过专门设计的神经网络层,可以综合点特征和块特征的优势,实现内点对应关系的有效搜索(Ao等,2023)。第2类方法则采用端到端的策略直接估计变换矩阵(Aoki等,2019),使用可微分优化算法

替代了传统的随机样本一致性算法 RANSAC (RANdom Sample And Consensus), 并结合真实标签进行直接监督。例如, RegFormer引入了一种创新的点云投影技术, 将点云数据投影到二维平面上, 并利用Transformer网络捕捉全局信息, 实现了在没有RANSAC参与的情况下依然保持稳健的配准性能(Liu等, 2023a)。最新方法如Q-REG, 通过利用局部几何特征来估计单一对应关系下的刚性变换, 并通过详尽的搜索策略来寻找所有可能的对应关系, 从而避免了RANSAC算法对随机抽样的依赖, 实现了更为高效和精准的配准结果(Jin等, 2024)。

与点云配准相似, 由于移动式LiDAR在搜集数据的过程中传感器位姿不断发生变化, 每一帧获取点云的参照坐标系也在发生改变, 需要类似于点云配准的过程来完成连续帧之间的优化配准。该过程被囊括于SLAM技术中, 它是实现移动式LiDAR的关键技术(Zhou等, 2023a), 也是目前人工智能、自动驾驶等领域的研究热点。虽然相较于配准过程, SLAM更关注于连续帧之间的优化问题, 但是SLAM的发展也推动了点云配准相关算法的发展, 因此, 我们在这里也对SLAM的发展进行简要的综述。

SLAM既可基于相机, 也可基于LiDAR, 因此可大致分为视觉SLAM与激光SLAM两类。现有的SLAM大多基于多传感器数据进行, 包括激光点云、图像、IMU等多源数据(Zhang和Singh, 2014), 较具有代表性的是GrandSLAM技术([https://shop.leica-geosystems.com/leica-blk/blk2go/technology/\[2025-04-14\]](https://shop.leica-geosystems.com/leica-blk/blk2go/technology/[2025-04-14]))。SLAM包括两个关键过程: 前端估计和后端建图(Takleh等, 2018; Abaspor等, 2022)。前端估计部分主要将获得到的多源数据进行粗略匹配。和粗配准类似, 该步骤将移动坐标系下获取的多个点云和图像数据配准到统一坐标系下。而后端步骤则是对前端处理过的数据进行优化, 实现高效环境建图。

近年来, SLAM系统在环境建模领域取得显著进展, 从手工特征方法、深度学习到神经辐射场NeRF(Neural Radiance Fields)和三维高斯Splatting 3DGS(3D Gaussian Splatting)技术。NeRF实现高密度3D地图和连续场景捕捉, 3DGS则提供实时渲染和低计算需求。技术融合成为SLAM领域新趋势, 如GSSLAM(Matsuki等, 2023)利用3DGS和

高斯形状正则化实现大规模场景重建, PhotoSLAM(Huang等, 2023)结合显隐式特征提升映射性能, GS-SLAM(Yugay等, 2024)通过高斯点优化场景几何结构, CG-SLAM(Hu等, 2024)引入深度不确定性模型提升效率和准确性, MM3DGS SLAM则创新地结合视觉和惯性测量优化相机姿态(Sun等, 2024)。这些新技术的融合, 有效促进了SLAM技术的发展。

总体而言, 点云配准技术正朝着高效性与鲁棒性并重的方向迅猛发展。未来, 构建出更高效便捷的数据处理算法仍是点云配准和SLAM技术发展的关键。点云配准技术的发展方向将集中在克服同源和跨源挑战, 同时实现高精度与高效率的配准。这要求开发的算法能够自适应不同数据特性的算法, 在噪声环境下保持稳定, 并处理不同尺度、分辨率和密度的点云数据。创新深度学习模型、高效优化策略、多模态数据融合方法以及新的评价指标和方法论将是关键。此外, 一些直接通过硬件技术手段完成数据处理的优化也是未来LiDAR数据处理的重要发展方向。例如, 自动避障无人机的研发可以有效的解决多平台数据配准的问题, 仅使用单一平台的数据配准即可完成场景内完整数据的获取(Zhang等, 2022)。而就SLAM的发展而言, 创新环境建图表达, 高效帧优化策略, 构建多模态数据耦合效率将有效提高SLAM过程的效率和精度(Ebadi等, 2024); 采用精确高效的新型硬件设备将极大提高SLAM过程的定位精度, 进一步优化建图过程中位置精确估计问题。

3.2 点云分割与分类

LiDAR点云分割与分类是LiDAR数据处理的核心内容, 也是将点云数据进行生态、地学等应用(如单木分割、枝叶分离等林业处理内容)的常规操作之一。点云分割与分类在计算机视觉与遥感领域存在概念性差异。在计算机视觉领域, 点云分类通常指将整个点云归入单一语义类别, 而点云分割则涉及为每个点分配语义或实例标签。相比之下, 遥感领域更普遍采用点云分类这一术语, 其核心任务是为每个点赋予类别标签(如LAS标准文件中classification属性所示的地面、建筑物、水体、植被等地物类别)。近年来, 随着计算机视觉技术在遥感领域的深度应用, 点云分割的

概念也逐渐被引入，其研究重点在于从几何与空间维度实现对三维点云数据的结构化理解。本文采用遥感领域的术语定义。

根据目的和策略的不同，常用的点云分割方

法可分为（1）聚类、（2）生长、（3）形状检测、（4）体素化、以及（5）基于图论的分割方法（图4）。

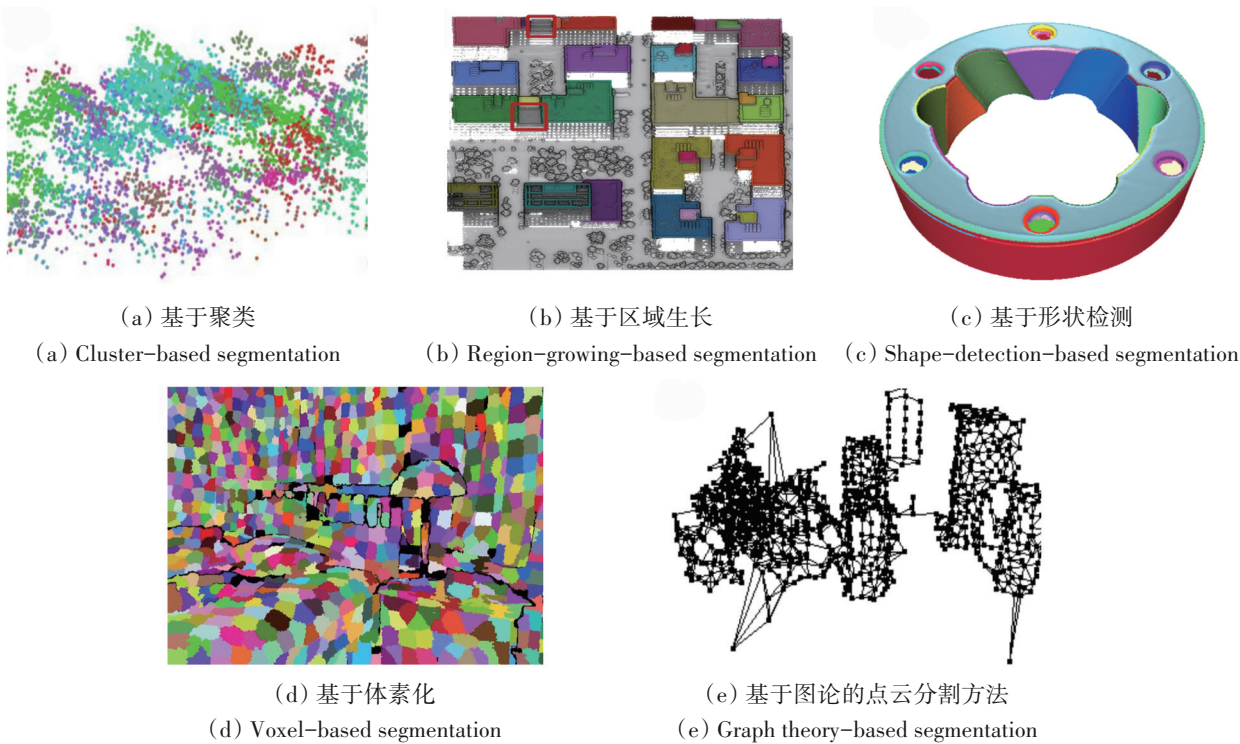


图4 点云分割的5类方法示意
Fig. 4 Five types of methods used for point cloud segmentation

聚类法将3D点云数据分割成具有相似特征的簇或组，不同的簇（组）代表了物体或场景中不同的部分，可分为基于分区的聚类（如K-Means）、基于多层次的聚类（如BIRCH、CURE）、基于概率的聚类（如GMM）、基于密度的聚类（如DBSCAN、OPTICS、Mean-shift）等。这些方法往往被用作点云分类、建筑物提取、树木枝叶分离等应用的前提步骤（Kong等，2013；Vicari等，2019）。在一些研究中，学者们对这些传统聚类算法进行了改进以适应LiDAR点云数据的特点。例如，Cai等（2024）提出了一种可用于无人机LiDAR数据的树枝重建算法，该算法以树枝生长方向为引导，并利用树枝局部和整体的几何特征以及上下文特征滤除错误的个体树枝。该方法全面考虑了树木的几何特征，对传统单一依赖数据驱动的点云聚类方法进行了优化与提升。

基于生长的LiDAR点云分割利用点与点之间的相似性，从种子点开始，逐步添加与种子点具

有相同或相似特征的邻近点来扩展分割区域，直达到一定的收敛条件。早期的工作，如Li等（2012）使用机载LiDAR数据，利用树木之间的空间间隔，从最高点开始逐步向下生长，并且通过设置适当的距离阈值从而实现了单木分割。除了自上而下的生长方法，近期研究致力于挖掘并利用点云的更多特性，如Lu等（2014a）提出了一种基于点云强度和3D结构的自下向上的生长方法，有效地进行了基于机载LiDAR点云的落叶阔叶林单木分割。这些研究成果揭示了基于生长策略的点云分割技术在生态领域的应用潜力。

与表面生长仅生成平面单元不同，形状检测算法（如RANSAC、霍夫变换）可用于分割点云中常见的几何形状，如平面、球形、圆柱形、锥形等。基于RANSAC的分割方法能从3D点云中检测出线、面、圆柱等形状（Schnabel等，2007），并在多达50%的异常点时仍能进行有效分割（Zolanvari等，2018）。代表性的工作是经典的霍夫

变换 (Hough Transform), 该方法从图像线性特征的检测成功扩展到了 3D 空间中圆柱体和球体的检测 (Tarsha-Kurdi 等, 2007)。例如, Trochta 等 (2017) 设计的 3D Forest 开源软件便使用随机霍夫变换进行 3D 空间中圆的检测, 进而计算胸径并提取树干位置。这些方法在检测没有显著凸起或复杂外部结构的物体表面中具有非常出色的性能。

体素化 (Voxelization) 通过将点云分割成具有相似大小和形状的体素, 从而实现高效的数据处理。这一过程通过空间分割生成规则的点簇, 保持了点的原始几何特征。“超体素”则进一步从 2D 扩展到 3D (Kang 和 Yang, 2018; Trochta 等, 2017), 其种子点通常基于固定分辨率的八叉树结构进行选择。为了避免点云密度变化对超体素种子点选取的影响, 相关研究提出了多种方法, 如不同尺度超体素合并 (Yang 等, 2015) 和自适应八叉树 (Li 等, 2019) 等。体素化为点云分割提供了一种高效的策略, 但由于体素化过程中不可避免地丢失了部分几何细节, 其精度和细节表现力存在一定的局限性。

基于图论的分割首先将点云表达为图模型, 并将点云分割问题转化为图论分割问题。Golovinskiy 和 Funkhouser (2009) 提出的分割方法应用较为广泛, 该方法引入两个节点分别对应前景和背景, 并定义一个惩罚函数以鼓励平滑的分割, 从而将点云中的对象连续地分割出来。基于图的分割方法可以有效地解释复杂场景的几何结构, 因此在森林场景中被广泛使用。例如 Tao 等 (2015b) 采用竞争最短路径算法, 在复杂的林分结构中, 结合生态学代谢理论, 从点云数据中分割出单木树冠。近年来, 基于图论的分割方法也逐渐融合了深度学习的思想。例如, 动态图卷积神经网络 DGCNN (Dynamic Graph Convolutional Neural Networks) 通过构建动态的 k 邻近图来捕获点云的局部特征和几何关系 (Wang 等, 2019)。该方法将每个点的特征和其邻域点的特征结合起来, 通过图卷积网络进行特征提取, 从而实现高效的点云分割。

点云分割之后通常进行点云分类。一般来说, 传统的点云分类流程包括: (1) 定义标记实体单元、(2) 提取特征、(3) 分类推断和优化 3 个阶段。采用深度学习的点云分类方法, 一般不需要人工定义特征。分类标记的实体单元可以是单个

点也可以是分割后的点簇 (Vosselman 等, 2017; Li 等, 2019; Wang 等, 2020)。在一些研究中, 离散点和分割为平面/超体素的点簇被混合在一起进行标记 (Xu 等, 2014)。

在定义了实体单元之后, 就可以从这些单元 (点簇或单个点的邻域) 中提取具有区分能力的特征。在许多研究中, 与高度、法线和协方差矩阵相关的 3D 几何属性 (例如线性度、平面度、散射度、特征熵等) 是最常考虑的特征 (Weinmann 等, 2015; Landrieu 等, 2017; Yang 等, 2015)。除此之外, 颜色、强度、回波特征、拓扑和投影特征等也可作为类别判断的依据 (史文中等, 2005)。

分类推断是根据特征计算各实体单元属于特定类别的概率, 通常分为无监督和有监督两种推断方法。无监督分类不需要训练数据, 但需要一定的关于场景中不同类别物体的先验知识。这种先验知识通常涉及不同类别之间有区分性的特征的取值分布, 如枝叶分离过程中经常提取的几何方向和点云反射强度等关键特征 (Tao 等, 2015a)。Wan 等 (2021) 提出的面向对象的非监督分类算法, 正是基于这些特征, 特别是树叶与枝干在空间分布离散度上的差异, 来实现对枝叶点云的有效区分。同样, Wang 等 (2020) 开发的 LeWoS 算法, 则利用样地和单木尺度上的几何信息, 针对地基 LiDAR 数据实现了精准的枝叶分离。这些研究体现无监督分类时特征取值分布在不同类别间的区分作用。另一方面, 有监督分类方法的核心在于首先利用训练样本对数学模型进行学习和训练。这一过程涉及模型的参数调整, 以便能够捕捉到数据中的关键特征和模式。完成训练后, 该模型将具备预测目标数据所属类别的条件概率的能力。由于有监督分类依赖于预先标记的训练数据来指导学习过程, 因此大多数机器学习模型, 包括但不限于支持向量机、决策树、随机森林和神经网络, 都可以被应用于这一分类任务。

近些年来, 深度学习技术的出现极大地推动了点云分类算法的发展, 也必将继续推动该领域的进步 (图 5)。与经典的机器学习算法不同, 深度学习可以在训练过程中自动学习有效的特征。起初, 研究人员将无序不规则的 3D 点云转换为一系列 2D 图像 (Boulch 等, 2018) 或规则 3D 体素来进行处理, 但是发现细节结构特征的提取不够充分。为此逐渐发展出了能够处理单个点的深度

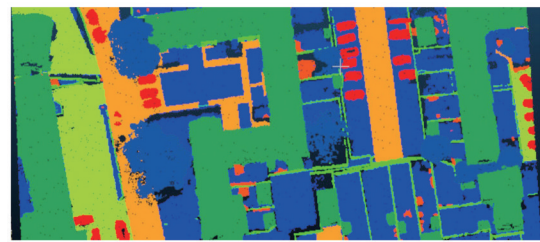
学习算法, 包括基于多层感知机 MLP (Multilayer Perceptron) 的方法, 如 PointNet (Qi 等, 2017a) 和 PointNet++ (Qi 等, 2017b); 基于点卷积的方法, 如 KPConv (Thomas 等, 2019); 基于图论的方法, 如 DGCNN (Wang 等, 2019); 基于 Transformer 的方法, 如 Point Transformer (Zhao 等, 2020)。基于多层感知机的 PointNet 框架通过直接对点云数据进行处理, 避免了点云转换为体素或图像过程中的信息丢失。PointNet++ 在 PointNet 的基础上引入了层次化的特征提取机制, 通过逐层采样和分组策略, 增强了对点云局部和全局特征的捕获能力。基于点卷积的方法利用特别设计的卷积操作提取点的局部特征, 而基于图的方法则通过顶点间相邻的边传递局部上下文信息。近年来, 越来越多

的研究开始注重在点云处理的深度神经网络中引入注意力机制, 以增强特征的表达性。例如, RandLANet 采用了一种注意力池化方法, 以补偿网络架构中随机采样过程造成的信息丢失 (Hu 等, 2019); Point Transformer 通过自注意力机制在点云上构建全局关系, 并通过层叠的 Transformer 块学习多尺度特征, 显著提高了分割精度 (Zhao 等, 2020)。值得一提的是, 用于点云分割与分类的公开数据集也在快速增长中, 如 Toronto 3D (Tan 等, 2020), SensatUrban (Hu 等, 2021) 等。相信在不久的将来, 随着越来越多的训练样本得到公开, 深度学习驱动的点云 3D 处理算法将会层出不穷, 并将点云分割与分类研究推向新的高度。



(a) 点云数据 SensatUrban (Hu 等, 2021)

(a) Point cloud data of SensatUrban (Hu et al., 2021)



(b) 基于深度学习模型的 SensatUrban 点云分类
(Wang 和 Wang, 2023)

(b) The SensatUrban classification results based on a deep learning model (Wang & Wang, 2023)

图5 基于深度学习的城市场景点云分类结果

Fig. 5 Classification results of urban point clouds based on deep learning

3.3 LiDAR 与多元遥感融合

在遥感技术领域, LiDAR 点云数据作为一种重要的空间数据源, 因其高精度的 3D 信息而备受关注。然而, 单一数据源往往难以满足复杂应用场景下对信息丰富度和细节程度的需求。因此, 将点云数据与其它遥感数据进行融合, 如高光谱 HSI (Hyperspectral Image)、合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 图像等, 已成为提高地物识别精度的关键技术手段 (图6)。融合点云与高光谱数据, 结合了光谱信息的丰富性和空间结构的精确性, 有效提升了地物分类与识别的精度。同时, 点云与 SAR 数据的融合, 利用了 SAR 的穿透力和点云的 3D 信息, 增强了监测复杂地表和垂直结构的能力。在数据融合算法方面, Xue 等 (2022a) 提出的基于 Swin Transformer 的网络, 通

过不对称编码器学习并融合 RGB 点云和 SAR 图像的异构特征, 提高了城市复杂场景的语义理解。Guo 等 (2024) 的 PIF-Net 框架通过层次融合模块, 自适应融合高分辨率图像和航空点云的多模态特征, 实现了点云与图像的同步语义分割, 提升了遥感图像理解的效率和鲁棒性。Yang 等 (2024) 的 LiDAR-Guided Cross-Attention Fusion 方法, 运用 Transformer 的 cross-attention 机制, 结合 LiDAR 数据指导 HSI 波段选择, 减少了数据处理复杂度, 提高了分类精度。Song 等 (2024b) 的 LiRaFusion 框架则通过深度自适应融合网络, 有效融合 LiDAR 和雷达数据, 提高了 3D 对象检测的鲁棒性, 特别是在远距离和不同天气条件下。这些算法的发展, 不仅展现了多元遥感数据融合技术的进步, 也为生态和地学遥感领域提供了更强大的分析工具。

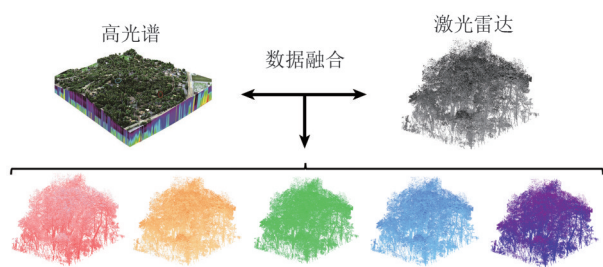


图6 LiDAR与高光谱数据融合示意图

Fig. 6 Schematic diagram of LiDAR and hyperspectral data fusion

以上数据融合方法目前主要集中于单时相数据。随着LiDAR数据的采集成本逐渐降低，LiDAR用户群体不断扩大，部分地区已开始获取多时相LiDAR数据。如何融合并利用多时相LiDAR数据进行变化检测仍然面临许多挑战（Droeschel和Behnke, 2018）。例如，采集LiDAR数据时的传感器、脉冲强度、飞行模式、点云密度等不一致，都会导致多时相LiDAR数据融合分析的复杂化。除此之外，多时相LiDAR数据的低时间分辨率也是实际应用中的一个挑战。未来的研究可以通过融合高时间分辨率的卫星数据来提供更丰富的时空细节，同时解决LiDAR覆盖范围有限的问题。另一方面，随着遥感数据的不断推陈出新，LiDAR在不久将来有望与更多的数据源进行融合，如荧光数据是一种能够提供关于植物光合作用效率和植物健康状况的数据（Zhang等, 2016b）。融合荧光与LiDAR 3D结构信息，有助于推进植物全3D生理监测与生产力估算，在3D尺度上监测植物健康，进而推动精准农业和森林管理的发展。

3.4 点云大模型

近年来，自然语言处理NLP（Natural Language Processing）和计算机视觉领域见证了大语言模型LLMs（Large Language Models）和视觉—语言模型VLMs（Visual-Language Models）在多任务学习和常识推理方面的显著成就。这些模型通过自监督学习在大量文本或图像数据上预训练，并在特定任务上微调，实现了文本分类、图像识别和视觉问答等任务的重大突破。然而，这些模型在处理3D物理世界时，往往难以捕捉空间关系、物理属性和复杂几何结构。为弥补这一缺陷，研究人员开始探索将3D数据与大语言模型的先进能力相结

合，以深化对3D世界的理解。在此背景下，3D-LLM、Uni3D、PointLLM、LiDAR-LLM等模型应运而生，它们通过创新的架构和训练策略，使“大语言模型”能够处理和理解3D点云数据，为3D场景的语义理解和生成任务开辟了新路径。具体来说，Hong等（2023）的3D-LLM框架通过引入提示机制和3D定位机制，显著提升了模型的空间感知能力；Zhou等（2023b）的Uni3D框架通过端到端预训练，实现了3D点云特征与图像—文本特征的对齐，弥合了二维和3D视觉之间的差距；Xu等（2024）的PointLLM框架结合了预训练的点云编码器和LLMs，有效融合了几何、外观和语言信息；Yang等（2023c）的LiDAR-LLM框架专注于室外稀疏LiDAR数据的理解，通过三阶段训练策略和View-Aware Transformer，提升了模型对室外3D场景的理解能力；Qi等（2024）的ShapeLLM框架通过改进的3D几何编码和多视图图像蒸馏技术，推动了3D对象理解的边界；He等（2024）的UniM-OV3D框架则通过多模态融合策略，实现了对3D场景的细粒度理解和跨模态语义对齐。这些模型的发展，不仅推动了3D点云大模型领域的进步，也为多模态学习提供了新的研究方向。如图7所示，首先，利用文本编码器提取文本特征，同时利用点云编码器提取点云特征；将文本特征注入到预训练3D-Text大模型中进行融合，融合后的特征可以用于3D场景理解与推理（如点云分割、配准等）。

2024年标志着生成式人工智能AI（Artificial Intelligence）的爆发。点云大模型通过整合图像、文本和声音等多模态数据源，能够生成和优化更丰富、更精确的3D模型。这些模型以其卓越的高精度和高分辨率，满足了实时处理的需求，并预计将在自动驾驶、虚拟现实、城市规划和医疗成像等多个领域发挥重要作用。与此同时，普通用户将体验到更直观、友好的交互方式，能够根据个人需求定制3D模型。这些创新技术不仅将极大地推动3D建模技术的进步，而且会深刻影响各行各业。对于生态和地学领域而言，它们在3D重建、虚拟地理环境构建、数字孪生等方面有望带来革命性的变革和推动力。

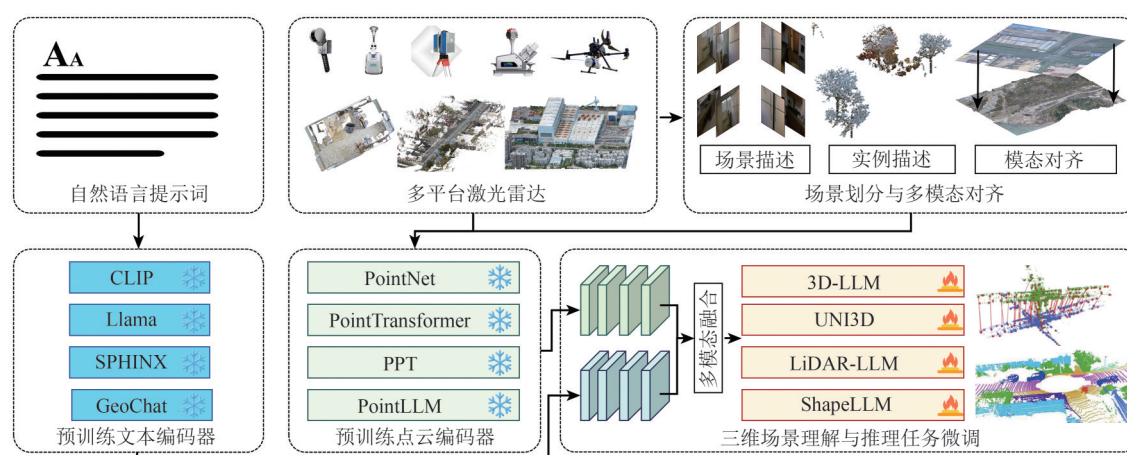


图7 自然语言与大模型联合驱动的3D点云应用流程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of point cloud data processing by large language models

4 LiDAR数据处理软件的多样化

三维点云数据, 因具有“真3D、离散、可量测、信息丰富、数据海量”等特点, 已被广泛应用在地形测绘、灾害检测以及城市生态等领域(见下文章节5)。然而, 相较于传统的二维遥感影像数据, 3D点云数据处理更为复杂, 更具有挑战性。因此, LiDAR点云数据处理软件显得至关重要(曹炳霞和黄剑飞, 2019)。最初, 与传统的光学遥感数据处理软件相比, LiDAR数据处理软件在功能多样性、用户友好性及自动化处理能力等方面存在显著差距。近些年, 随着LiDAR技术的迅速发展, 相关的数据处理软件也迎来了快速的

进步与创新, 已能够初步满足日益增长的专业化和易用性行业要求。目前, LiDAR数据处理软件主要分为两大类: 商业软件与开源软件。其中, 商业软件, 如Terrasolid、TopoDOT、LP360、Quick Terrain Modeler、Global Mapper LiDAR、ENVI LiDAR及LiDAR360, 以其先进的处理能力和全面的功能集, 正在服务于多个专业领域。另一方面, 开源软件, 如Cloud Compare、SAGA GIS、LAStools及Meshlab, 通过提供开放源代码平台, 鼓励技术创新与合作, 同时也为研究者提供了便捷可行的解决方案。下文对常用的激光雷达数据数据处理软件进行了简要介绍(王成, 2022; 图8):



图8 LiDAR数据处理软件(部分)汇总

Fig. 8 Summary of commonly used LiDAR data processing softwares

(1) LiDAR360 Suite: 北京数字绿土科技股份有限公司自主研发的国产LiDAR点云数据处理平台(<https://www.greenvalleyintl.com/LiDAR360/>[2025-04-14]), 支持TB级点云数据处理, 国内目前最为全面的LiDAR数据处理软件。主要包括LiDAR360、

LiDAR360 MLS、LiPowerline等模块, 能够处理机载、车载、背包、手持等多平台激光点云和影像数据, 并且支持海量点云快速浏览显示、配准、滤波、分类编辑、智能提取及分析等功能。目前, LiDAR360 Suite已被广泛应用于地形测绘、林业调

查、电力巡检、道路全息测绘、矿山安全、实景3D、智慧城市、高精地图等领域。

(2) Terrasolid: 该软件由芬兰 Terrasolid 公司开发, 是最早进行商业化 LiDAR 数据处理的软件之一 ([http://www.terrasolid.cn/\[2025-04-14\]](http://www.terrasolid.cn/[2025-04-14]))。Terrasolid 包括了不同模块, 如 TerraScan、TerraModeler、TerraMatch 和 TerraPhoto 等, 支持 3D 点云数据的浏览量测、分类编辑、航带拼接、地形处理与正射影像制作等, 主要应用于地形测绘、数字城市、电力巡检等领域。

(3) TopoDOT: 该软件由美国 TopoDOT 公司开发, 专为 Microstation 平台设计 ([https://new.certainty3d.com/\[2025-04-14\]](https://new.certainty3d.com/[2025-04-14]))。该系统涵盖了点云数据的存储管理、精度验证、点云分类、特征自动提取、智能分析等功能, 主要应用在测绘、交通、智慧城市等领域。

(4) LP360: 该软件由美国 GeoCue 公司开发 ([https://www.lp360.com/\[2025-04-14\]](https://www.lp360.com/[2025-04-14])), 可独立运行或者嵌入到 ArcGIS 环境中。它提供了多种点云显示与渲染方式, 并支持多视角查看和多种数据格式的导入与导出。此外, 该软件还提供数据质量检查、点云手动与自动分类、地形模型等产品的生成, 以及建筑物轮廓等的自动提取和变化检测等功能。

(5) Quick Terrain Modeler: 美国 Applied Imagery 公司开发的专业地形建模和分析软件 ([https://appliedimagery.com/\[2025-04-14\]](https://appliedimagery.com/[2025-04-14])), 支持点云、影像、矢量数据的叠加显示, 显示功能强大且突出, 并具备点云数据的分类、滤波、地形产品生产和地形分析等功能。此外, 该软件还支持导出结果到 PowerPoint、Google Earth、CAD 等软件, 为用户提供了多种灵活的数据输出选项。

(6) Global Mapper LiDAR: 美国 Blue Marble Geographics 公司为 Global Mapper 开发的软件模块 ([https://www.bluemarblegeo.com/knowledgebase/global-mapper/\[2025-04-14\]](https://www.bluemarblegeo.com/knowledgebase/global-mapper/[2025-04-14])), 主要应用于 LiDAR 点云数据处理与分析。该软件支持多视角查看和多模式点云着色, 能够将图像转化为点云, 并支持自动提取建筑物、树木和电力线等地物。此外, Global Mapper LiDAR 软件还提供了断面查看、点云编辑、自定义 3D 数字化、数字模型产品生成, 以及点云高程精度检查等功能。

(7) ENVI LiDAR: 美国 ExelisVIS 公司研发的

一款商业 LiDAR 数据浏览、处理和分析工具 ([https://envi.geoscene.cn/help/Subsystems/envi/Content/ENVILiDAR/\[2025-04-14\]](https://envi.geoscene.cn/help/Subsystems/envi/Content/ENVILiDAR/[2025-04-14])), 支持加载 LAS、LAZ 及 ASCII 等格式点云文件。该软件提供了交互式界面分析和编辑功能, 能够自动生成 DEM、DSM (Digital Surface Model, 数字表面模型) 等数字产品, 并支持构建建筑物、植被等地物的 3D 模型。此外, ENVI LiDAR 还允许将结果导入 ENVI 平台进行进一步的使用和分析。

(8) CloudCompare: 一款基于 GPL 开源协议的 3D 点云处理软件 ([https://www.danielgm.net/cc/\[2025-04-14\]](https://www.danielgm.net/cc/[2025-04-14])), 支持跨平台运行。该软件基于线性八叉树组织点云, 提供了重采样、配准、统计计算、滤波、三角网构建、显示增强等多种功能, 且支持拓展插件, 因此在点云处理与分析领域具有广泛的应用和影响力。

(9) LAStools: 一套包含 50 多个高效、可批处理脚本的多核命令行工具集合 ([https://lastools.github.io/\[2025-04-14\]](https://lastools.github.io/[2025-04-14])), 提供了商用和免费两种模式。免费模式下点云量较高时, 部分工具的处理结果会产生随机条带。该软件涵盖了点云数据处理的多个方面, 包括点云滤波、分类、三角网创建、栅格化、格式转换、裁切、质量检查等功能。LAStools 的所有工具均可通过本地图形用户界面 (laslook) 运行, 也可作为工具箱在 QGIS、ArcGIS Pro、ERDAS 等软件中使用。

(10) SAGA GIS: 一款开源、自动化地球科学分析系统, 专为处理和编辑空间数据而设计的地理信息计算机程序 ([https://saga-gis.sourceforge.io/\[2025-04-14\]](https://saga-gis.sourceforge.io/[2025-04-14]))。拥有强大的水文分析功能, 并且该软件支持 3D 点云数据显示、滤波处理、地形处理等。

(11) Meshlab: 一款开源、可移植和可扩展的 3D 模型处理和编辑软件 ([https://hdl.handle.net/2434/625490/\[2025-04-14\]](https://hdl.handle.net/2434/625490/[2025-04-14])), 主要用于处理和分析 3D 网格或点云数据。该软件支持多种格式的数据导入和导出, 并且能够进行点云去噪、滤波、配准等处理操作。

(12) FUSION/LDV: 该软件由美国太平洋西北国家实验室和华盛顿大学研发 ([https://forsys.sefs.uw.edu/fusion/fusion_overview.html/\[2025-04-14\]](https://forsys.sefs.uw.edu/fusion/fusion_overview.html/[2025-04-14])), 由两个主要程序 FUSION 和 LDV (LIDAR data viewer) 以及一系列任务命令行程序组成。FUSION 主要界

面包括一个图形显示窗口和一个控制窗口, 提供二维数据显示功能, 支持形状文件 (Shapefile)、图像、数字地形模型、冠层表面模型和激光雷达回波数据等多种数据类型。LDV 提供 3D 可视化界面, 支持颜色、光照和立体渲染技术, 用于快速选择和显示大型点云数据。命令程序提供 DTM、CHM 转换、单木分割、点云参数提取等功能, 适合处理大规模 LiDAR 数据。

(13) 点云魔方: 中国科学院空天信息创新研究院研究团队研发的点云处理与应用软件 (<http://39.107.234.101/soft/detail?id=9/>[2025-04-14])。2015 年对外发布, 可免费运行于 Windows 等平台, 支持点云滤波、点云分类、地形测绘、林业和电力应用等多应用场景, 是国产点云软件中较为优秀的代表之一, 已被应用于地形测绘、林业、城市等多个研究领域。

(14) EasyPoint (易点): 近几年国产点云处理软件的代表 (<http://easypoint.xyz/>[2025-04-14])。其主要特点是基于布料模拟 (Cloth Simulation Filtering, CSF; Zhang, 2016a)、自适应线性布料模拟 (Adaptive Linear Cloth Simulation Filtering, ALCSF; Chang 等, 2024) 以及林业、建筑、隧道等多个应用领域的自研算法, 实现简单易用且高效精确的点云处理。易点“倡导使用者也是开发者”的理念, 软件可通过插件方式增加新功能, 也可通过 Python 接口和命令行方式进行功能扩展和调用。

综上所述, LiDAR 点云处理软件正在朝着多样化、智能化、自动化的方向发展, 为生态学、地学以及其他学科的应用提供了有力的支持。放眼未来, LiDAR 数据处理软件的主要发展趋势可能包括以下几个方面: (1) 二维与三维一体化、跨平台化发展: 未来点云软件将融合三维点云数据与传统的二维影像数据 (如图像、地图等), 实现更全面、更准确的数据分析与可视化能力; (2) 重视实时性能: 随着硬件技术的进步, 未来的点云软件将提供更快速、更高效的数据处理和分析能力, 特别是针对大规模点云数据的处理; (3) 开放式标准和接口的设计: 软件将注重开放式标准和接口的设计, 以便与不同硬件平台和数据格式实现无缝集成, 提升灵活性和选择性, 促进不同软件和设备之间的互操作性; (4) 云端服

务转移: 随着云计算技术的普及, 未来点云软件可能会更多地向云端服务转移, 提供基于云的数据存储、处理和协作平台, 方便多个用户共享和协作处理点云数据。(5) 融合人工智能技术 AI (Artificial Intelligence): 软件将更广泛地利用机器学习和 AI 技术, 提供 AI 分析模块, 实现自动化的点云数据分析、识别和分类, 提高数据处理的效率和准确性; (6) 大模型模块的嵌入: 随着点云大模型的发展与成熟, 除 AI 模块以外, 未来 LiDAR 数据处理软件也将嵌入大模型模块进行点云数据的智能分析。综上所述, 这些发展趋势将进一步推动 LiDAR 点云处理技术的创新和应用, 使其能够更好地应对日益复杂和多样化的应用需求。

5 LiDAR 生态与地学应用进展及展望

得益于上文中描述的 LiDAR 硬件、算法、软件等方面的发展, 过去几十年间 LiDAR 已被广泛应用在生态与地学的多个领域 (图 9): 在 Web of Science 网站, 以“LiDAR”与生态、地学领域的关键字进行不完全搜索, 可以看到相关文献自 2000 年起呈快速增长趋势。下文将从 11 个方面对 LiDAR 在生态与地学领域的应用进行回顾与展望。

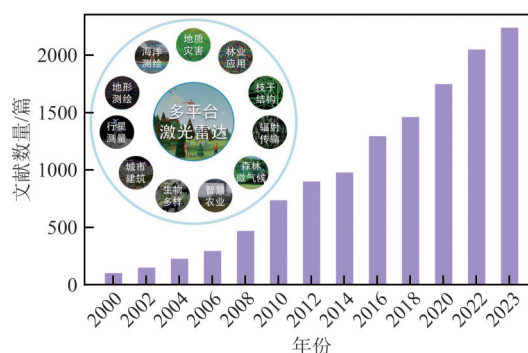


图9 LiDAR在生态与地学领域文章发表情况的不完全统计
Fig. 9 Incomplete statistics of LiDAR-related publications in ecology and geosciences

5.1 内陆地形测绘

LiDAR 的一个重要用途是进行多尺度、高精度的内陆地形测绘与数字高程模型 DEM (Digital Elevation Model) 制作。我们将从 4 个方面对该领域的研究进行概述: 地面点滤波、区域尺度 DEM 制图、全球尺度 DEM 产品校正、全球高精度控制点的生成。

基于LiDAR绘制DEM的前提是点云的滤波处理,即地面点和非地面点的分离。滤波算法的精度直接影响DEM的精度。Tao等(2021)基于地基LiDAR扫描的亚马逊东部大样地雨林点云,首先获取每 10×10 cm的最低点,之后通过设置点临近范围内的高程差阈值进行过滤,最终生成了12 ha范围内20 cm分辨率的DEM(图10)。针对机载点云数据,Zhao等(2016)提出了三角不规则网络密集化过滤算法,可以应对各种复杂地貌

景观,其滤波精度优于常用的分类算法;Zhang等(2016a)提出了布料模拟(CSF)的方法,并被集成在CloudCompare, EasyPoint软件中(图8),已成为一种较为主流的算法;Bui和Glennie(2023)评估了机载LiDAR生成的DEM随地形粗糙度和点云密度变化的不确定性,通过不规则三角网插值方法得出的DEM平均不确定性为0.09—0.16 m之间。这些研究不仅展示了点云滤波技术的进步,也为DEM的精确生成提供了重要的方法论支持。

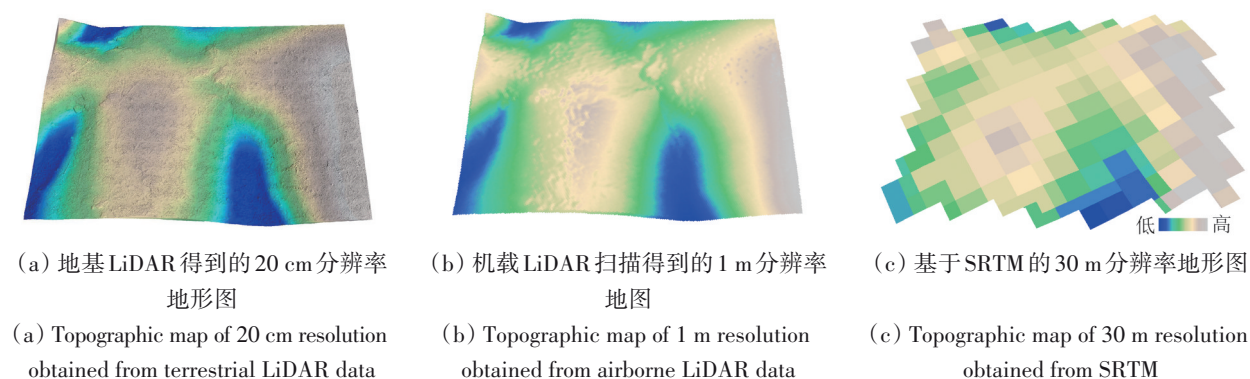


图10 LiDAR局地尺度地形测绘及其与SRTM地形图的对比(引自Tao等(2021)获取的亚马逊东部雨林大样地;SRTM数据源:
<https://earthexplorer.usgs.gov/>[2025-04-14])

Fig. 10 Local-scale topographic mapping using LiDAR and its comparison with the SRTM data (from an eastern Amazon rainforest plot acquired by Tao et al. 2021; SRTM data source: <https://earthexplorer.usgs.gov/>[2025-04-14])

在区域尺度DEM制图方面,LiDAR既可以进行单时相的DEM制作及相关地质活动评估,也可进行多时相DEM的变化监测。单时相应用案例较多,遍布全球各地,前人已有较多的综述(Shan和Aparajithan, 2005; Jaboyedoff等, 2012)。其中Shan和Aparajithan(2005)着重回顾了城市地区机载点云的滤波及DEM生成;Jaboyedoff等(2012)特别回顾了LiDAR生成的DEM如何被用于地质灾害研究。多时相DEM的应用正在迅速增多,如Li等(2024b)使用两期无人机LiDAR数据对中国黄河流域高原区土壤侵蚀进行了动态监测,并预测了未来的变化趋势。Andualem等(2024)通过机载LiDAR量化了澳大利亚南部城市内河道的侵蚀和沉积,为降低城市洪水风险提供了重要的指导。众多的应用案例和研究成果证明了基于LiDAR的区域尺度DEM在地质、环境及灾害管理等方面的重要价值。

由于LiDAR数据的高精度特点,LiDAR也被用于校正已有的区域或全球尺度地形数据,特别是航天飞机雷达地形测量任务SRTM(Shuttle Radar

Topography Mission)地形产品。Shi等(2012)通过机载LiDAR生成了美国Northern Vermont流域1 m和5 m分辨率的DEM及坡度产品,其测量误差与美国地质勘探局(United States Geological Survey, USGS)产品相比降低了约50%。Zhao等(2018a)基于机载LiDAR数据,对SRTM的林下地形进行了误差量化并校正,发现原始SRTM的平均高度比实际地表高约6 m,而校正后的高度误差可以降低到1 m。在全球尺度,ICESat-2和GEDI正被广泛用于SRTM等大尺度地形产品的校正与优化。例如,Liu等(2021a)报道了ICESat-2和GEDI两种星载雷达数据在中低纬度平均误差分别为2.24 m和4.03 m,GEDI在高纬度误差为0.98 m,其准确性高于SRTM等其他遥感DEM产品。Li等(2023a)提出了用ICESat-2修正ASTER GDEM的方法,可以在没有激光轨道覆盖的区域实现高程精度的提升。随着海平面的上升,气候变化科学开始关注沿海地区淹没的风险评估,而高精度的全球沿海DEM是此类研究的关键数据支撑。CoastalDEM是目前常用的沿海DEM数据,该产品借助了ICESat-2

进行校正,其精度在美国沿海地区大幅提升,但在中国沿海等地区的误差依然较高。

最后, LiDAR 用于内陆地形测绘的一个重要内容是全球高精度控制点的生成。李彬彬等 (2020) 建立了基于随机森林的激光测高数据质量分类模型,提取的足印高程总体上可满足平地区域 0.5 m、丘陵区域 1.5 m、山地区域 3 m 的高程精度要求。进一步地, Li 等 (2022) 综合激光测距误差模型与激光测高数据质量评价模型,构建了全球高精度高程控制点数据集。对于单光子 ICESat-2 数据, 马建明 (2023) 提取了林下区域的地面控制点, 而 Li 等 (2024a) 则创建了一个符合 1:5000 测图精度需求的全球高精度高程控制点数据集。此外, 戴泽源等 (2023) 提出了一种基于 ICESat-2 ATL08 数据的海岛高程控制点提取方法, 为全球海图的生成和质量控制提供了强有力的技术支持。这些研究不仅提升了 LiDAR 技术在控制点生成方面的精度, 也为全球地形测绘提供了可靠的基准数据。

5.2 海洋测绘

除了内陆地形测绘, LiDAR 也被广泛用于海岸带与海岛礁测图、浅海测深、海洋剖面探测等海洋相关的研究领域。首先, 海岸带与海岛礁是海洋系统的重要组成部分, 是人类开发利用海洋的重要基地。LiDAR 技术的发展为其调查和监测提供了有效的技术手段, 有力支撑了海岸带与海岛礁区域的水陆识别、海岸带分类以及岸线提取等研究。

(1) 水陆识别: LiDAR 可以实现水陆一体化测量, 其方法多利用数据特征 (回波波形或点云形态) 或辅助资料 (遥感影像或 DEM 等) 进行 (Zhao 等, 2019), 相关研究结果加深了人们对水陆复杂交互区的理解。

(2) 海岸带分类: 海岸带的陆上区域具有独特的地理位置, 其土地利用、形态和功能结构的分类一直是海岸带与海岛礁测图的重点和热点。已有诸多学者利用机载、星载 LiDAR 数据进行了海岸带沉积物或形态分类 (Xie 等, 2021a; Liu 等, 2022a)。

(3) 岸线提取: 海岸线的位置及其随时间的变化分析对于海岸科学、海岸工程和海岸管理十分重要。基于 LiDAR 点云数据提取海岸线的方法可简单概括为海岸剖面法和等值线追踪法两种

(于彩霞, 2015)。前者基于线性回归模型, 内插海岸与潮汐基准面交点连接生成海岸线; 后者利用衍生 DEM 模型, 直接生成特定潮汐基准面高程所在的等值线。

虽然 LiDAR 技术在海岸带测绘领域已显示出巨大的应用潜力, 但海岸带和海岛礁区域由于其动力环境的复杂性以及潮汐、风浪等因素的频繁影响, 使得这些区域的研究面临挑战。为了降低这些动态因素对海岸带分类和岸线提取等工作的影响, 未来研究可以探索结合气象预报数据和潮汐模型的方法, 以尽可能减少潮汐风浪的干扰, 优化测绘结果的准确性。

其次, LiDAR 同样也被广泛用于浅海测深研究。在该领域, LiDAR 测深的关键技术包括两个方面:

(1) 信号探测。从 LiDAR 水体回波信号中提取水面和底部信息是开展测深等工作的关键。对于波形 LiDAR 数据, 已有的信号探测算法大体可以总结为峰值探测法、波形分解法和反卷积算法三类 (刘焱雄 等, 2017)。而针对光子计数 LiDAR (如 ICESat-2) 则发展出了栅格图像处理、局部统计参数以及密度空间分类等信号探测方法 (Xie 等, 2021b, 2022b)。

(2) 折射校正。LiDAR 测深时, 传播介质和水气界面的变化会导致光线路径的偏移和速度的变化, 从而影响海底点地理位置的精度, 因此需进行折射校正。折射校正通常需要建立瞬时海面模型, 然后根据模型和折射定律构建空间几何关系, 解算准确水深, 代表性的研究包括 Parrish 等 (2019) 和 Xu 等 (2021)。

由于 LiDAR 无法实现全覆盖测深, 遥感融合探测是解决该问题并提高水深探测精度的一条途径 (Peng 等, 2022)。另外, 当前研究对 LiDAR 测深回波数据的关注不够, 回波数据详细记录了激光穿越水体到达海底的过程, 蕴含着丰富的环境信息, 未来可基于此反演海洋生物丰富度、探测海底地质等。

最后, LiDAR 可一定程度地穿透水体, 将现有海洋遥感的探测能力从二维推进到三维, 进行海洋剖面探测。如图 11 所示, ICESAT-2 采用 532 nm 波长, 因此对浅水区有一定的穿透性, 被广泛用于海岸带研究。目前海洋剖面探测研究主要分为三类:

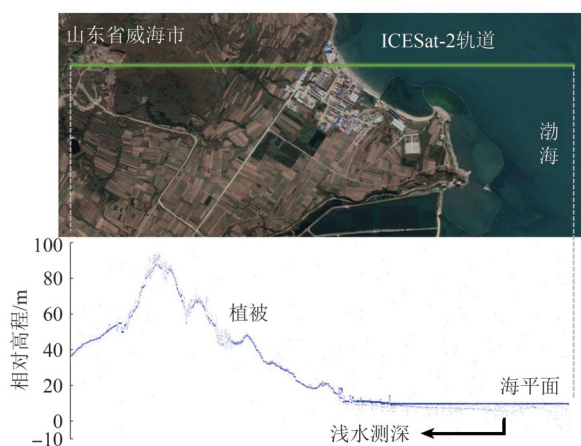


图 11 ICESat-2用于近海岸水深提取
Fig. 11 Water depth extraction in near-shore areas based on ICESat-2 data

(1) 海水光学性质探测。LiDAR 穿透水体时其散射和衰减的信号中蕴含着 3D 剖面尺度的海水光学性质信息。但该领域存在 LiDAR 方程中“一对多”的问题。当前，已有学者提出和发展了斜率法、Klett 法以及 Fernald 法等不同解决方案，但其鲁棒性仍有待提升。

(2) 海洋生物活动探测。LiDAR 可对水中不同尺度的物体产生不同的回波信号，从而直接探测海洋鱼群等生物活动。LiDAR 可在夜间以及极区极夜等弱光条件下工作，这有助于感知弱光条件下的生物与生态变化。例如，Churnside (2014) 利用探鱼 LiDAR 对鱼群做了大量研究，Behrenfeld 等 (2019) 对全球海洋浮游动物的昼夜迁徙进行了研究，绘制了 $5^{\circ} \times 5^{\circ}$ 分辨率的全球垂直迁徙产品，展现了 LiDAR 技术在海洋生物研究领域的潜力

(3) 海洋有机碳估计。LiDAR 可高精度地获取海洋有机碳浓度及其垂直分布，这有助于准确估算海洋碳储量，理解碳循环动态变化。当前，已有学者利用 CALIOP 偏振 LiDAR 反演得到了颗粒物后向散射系数，估算了全球海洋有机碳存量 (Lu 等, 2014b; Behrenfeld 等, 2013)，成功支撑了海洋碳汇相关研究。

除了上述应用，LiDAR 在海洋内波及次表层动力过程探测、生物光学剖面探测和温盐动力与声速剖面探测等方面也展现出了巨大的应用潜力 (唐军武 等, 2021)。未来星载海洋 LiDAR 的出现将进一步推动海洋观测技术的革命。然而，当前学界需要突破空间激光技术及海洋剖面探测机理

的约束，综合多学科的交叉人才，推进海洋剖面探测的星载 LiDAR 系统研制。

5.3 地质灾害

LiDAR 在地质灾害监测、评估、预测领域也发挥着重要作用。在国外，1997 年美国科学家利用 LiDAR 数据意外发现了西雅图西部 Bainbridge 岛屿高达 5 m 的断裂陡坎切断了沿南北向的冰蚀沟，此前的地质调查和航空遥感解译由于茂密植被遮挡均没有发现此断裂，这一发现引起地质学家对激光技术的关注，并开始重视 LiDAR 对茂密植被的穿透能力。进入 21 世纪，Schulz (2007) 利用机载 LiDAR 对美国西雅图地区的滑坡进行了详细识别解译，研究发现使用 LiDAR 数据圈定的滑坡数量是航空光学影像圈定的四倍；2021 年—2022 年期间，加拿大学者 Weidner 等 (2024) 采用 LiDAR 技术对 17500 km 的公路、铁路、油气管线地质灾害进行了系统研究。

在国内，地质环境条件复杂，地质灾害多发。虽然近些年中国地质灾害防治工作取得了显著成效，发生在福建、云南、贵州、四川、西藏等复杂山区的重大地质灾害却多半位于监测预警区域之外。这些灾害的源区大多位于大山的中上部，植被茂密且难以到达，传统的调查和排查手段难以提前发现这些灾害隐患。LiDAR 因具有穿透性，在植被茂密区域有着先天的优势。因此，基于 LiDAR 技术，中国地质灾害监测、评估、预测方面也取得了一定的发展。例如，2008 年汶川地震后，武汉大学采集了唐家山堰塞湖区域的 LiDAR 数据，积极探索了机载 LiDAR 在抗震救灾中的应用潜力 (马洪超 等, 2008)；2016 年起，成都理工大学持续开展了地质灾害机载 LiDAR 数据获取的最优激光点密度实验研究，探索了针对滑坡、泥石流、危岩体、地裂缝等地质灾害的信息识别与提取关键技术，发现汶川地震区域多条泥石流沟物源计算传统调查方法存在较大误差，但采用 LiDAR 数据进行山区低频泥石流物源计算的误差相对较小 (刘小莎 等, 2024)；

在线性工程的地质灾害机载 LiDAR 遥感调查工作方面，国内科研人员也进行了大量的实践并取得了一定的成果。2020 年—2022 年，深圳市城市公共安全研究院联合成都理工大学等单位开展了深圳市机载 LiDAR 数据的采集及地质灾害

遥感调查工作，建立了全市精细化地质灾害分区图。近几年来，全国范围内采用机载 LiDAR 开展

大范围区域性地质灾害遥感调查的应用案例正在逐渐增多（图 12）。

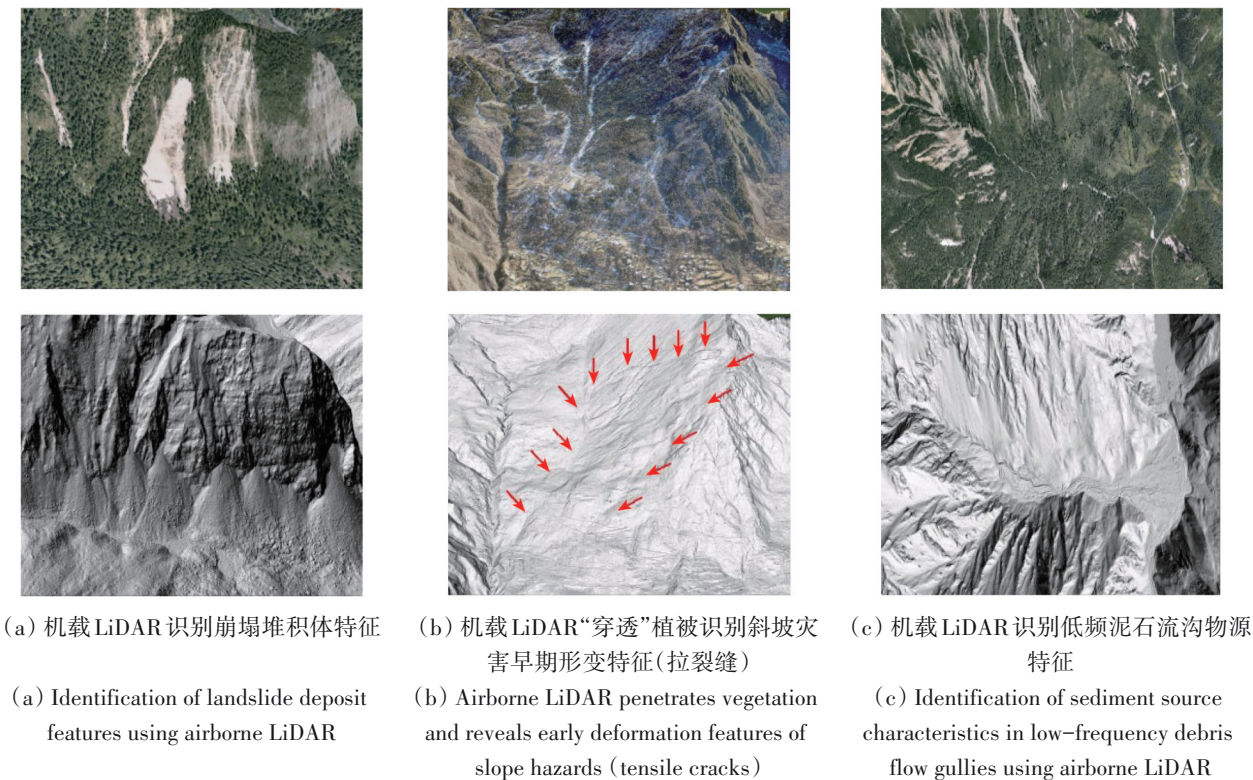


图 12 LiDAR 在地质灾害监测中的应用

Fig. 12 Application of LiDAR in geological disaster monitoring

当下中国 LiDAR 地质灾害调查研究领域的一个发展趋势是无人机 LiDAR 正在被越来越广泛的应用，这得益于中国无人机性能的高速攀升。无人机 LiDAR 极大程度上解决了地基 LiDAR 和手持 LiDAR 在空间运用上的局限性，面对山区等复杂条件下的大规模作业任务也能有突出表现。国内在此方面的研究起步虽然较晚，但发展迅速，在我国台湾、香港地区均出现了应用案例，并在川藏铁路勘察、九寨沟地震灾区恢复重建以及多个山区省份防灾减灾工作中得到了示范应用。可以说，大范围开展无人机 LiDAR 解决灾害识别难题的态势已然兴起。同时，在应用技术层面，智能识别、机器学习的深入应用已成为未来行业发展的必然，但是对于地质灾害的复杂性、不确定性影响，实质性的生产应用还存在巨大困难和挑战。目前的地质遥感解译需要专业人员分析才能得出地质灾害信息，专业性、时效性及自动化程度较

低，对解译人员的专业素质要求高，亟需构建一套基于 LiDAR 数据与人工智能的地质灾害特征智能分析与识别解决方案。

5.4 森林结构测量

森林是陆地生态系统的重要组成部分，在缓解全球气候变化、保护生物多样性等方面具有重要作用。因此，全球各国正在相继开展森林资源精准调查与监测工作。遥感技术具有时空连续覆盖的特点，正在迅速成为森林资源调查的主要手段（庞勇 等，2021；Cheng 等，2023）。然而传统光学遥感无法穿透森林冠层，且受环境条件影响较大（Guo 等，2021）。LiDAR 技术对植被具有穿透能力，为森林资源调查提供了崭新的工具（李增元 等，2016；Guo 等，2022；图 13）。本章节对单木至全球尺度的结构测量进行简单回顾。枝干尺度结构测量及规律探索是正在兴起的研究热点，我们在章节 5.5 中单独论述。

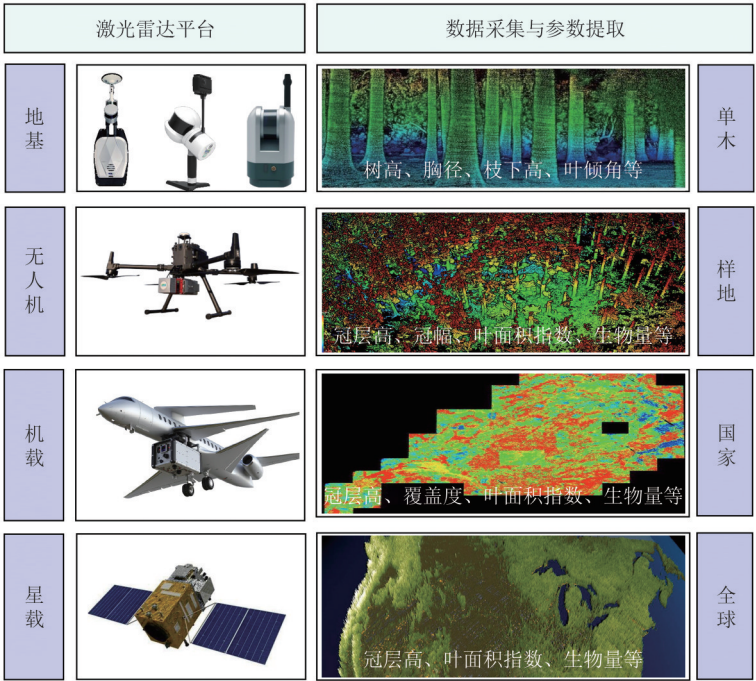


图 13 LiDAR 在多尺度森林结构测量中的应用

Fig. 13 Application of LiDAR in multi-scale forest structure measurements

单木—样地尺度的森林结构提取多使用地基、无人机、机载、背包等 LiDAR。这些近地面平台设备的测距精度可达到毫米级，被广泛用于提取树木位置、株数、胸径、枝下高、冠幅、叶片垂直分布等结构信息（Tao 等，2021；Li 等，2020c；Hu 等，2024）。例如，Wagner 等（2024）利用机载 LiDAR 平台，结合高分辨率航空影像实现了加州地区亚米级（0.6 m）分辨率的树高制图；Ma 等（2023a）则利用无人机 LiDAR 数据生产了美国纽约市的单木结构参数数据集。

在国家—全球大尺度森林资源调查与制图中，近地面 LiDAR 通常需要结合星载 LiDAR 及其他遥感数据，从而对森林冠层高度、林龄、地上生物量（AGB）、森林类型等进行绘制（李玉美等，2021）。例如，Liu 等（2022c）利用 GEDI、ICESat-2 等星载 LiDAR 数据结合近地面 LiDAR 数据与气候、地形等多源遥感数据，绘制了中国 30 m 空间分辨率的森林树高分布；Matasci 等（2018）基于随机森林框架的最近邻插值方法对加拿大的森林冠层高度进行了 30 m 分辨率的长时序估算；Lang 等（2023）结合 GEDI 与 Sentinel 数据绘制了 10 m 分辨率的全球冠层高度产品；近期，Pauls 等（2024）基于改进的深度学习模型，增加了 loss function 用

于校正地面真值的位置误差等，重新绘制了全球 10 m 分辨率的冠层高度图（[https://worldwidemap.projects.earthengine.app/view/canopy-height-2020/\[2025-04-14\]\]](https://worldwidemap.projects.earthengine.app/view/canopy-height-2020/[2025-04-14]])）。

除了森林高度制图，Yang 等（2023b）使用了 ICESat-2、GEDI、Sentinel-2 等影像数据对中国森林的 AGB 进行了高分辨率的绘制；Urbazaev 等（2018）从机载 LiDAR 数据中获取了多个结构参数用于估计样带尺度的 AGB，并构建了模型对墨西哥森林 AGB 进行估算；Huang 等（2019）利用 GLAS 提取的冠层高度与异速生长方程得到光斑处 AGB，结合 Landsat 光学指数和 PALSAR 雷达极化参数，实现了中国 30 m 分辨率的 AGB 估算；Liu 等（2024）基于星载 LiDAR 数据，绘制了全球森林的冠层复杂性；Zhao 等（2024b）利用星载 GEDI 冠层高度指标，绘制了全球 30 m 分辨率的森林冠层聚集指数图。这些大尺度的森林结构参数制图为更好的理解全球碳循环、生物多样性保护，制定大尺度森林资源可持续发展策略提供了数据支撑。

随着 LiDAR 平台的多样化，LiDAR 数据的点密度与空间覆盖都呈现出了增加的趋势，LiDAR 大数据时代已经来临。在不久的将来，大数据处

理技术（如章节3.4提到的大模型）的成熟，结合海量 LiDAR 数据，将进一步提高关键森林参数提取的精度并提升工作效率，这对未来森林资源调查具有重要的实践意义。此外，随着数据量与算法的提升，一些至关重要但很难在大尺度上进行精确量化的结构参数，如林分尺度的枝下高、株密度、优势高等参数，也有望得到精确量化并制图。最后，受限于 LiDAR 时间序列数据的缺失，当前森林变化监测多局限于二维领域（如森林面积的变化），缺少对森林 3D 结构的长期观测与制图，这严重限制了我们对森林生态系统的全面理解。LiDAR 数据获取的时间分辨率正在逐步提高，跨越的时间维度也在逐渐延长，这为未来森林 3D 结构的时间序列变化检测与制图提供了机遇。

5.5 树木枝干结构网络

枝干结构网络 (Tree branch architecture network) 是指树木枝干在 3D 空间中的排列与分布及其数量特征。它反映了树木对光、水等资源的响应与适应。与传统多角度影像数据相比，LiDAR 能够获取树木准确的 3D 点云信息，尤其是地基 LiDAR，已然成为提取树木枝干结构网络的最主要数据来源。

枝干结构网络的研究目前依然较多的停留在方法学的探讨阶段。较早出现的树木枝干结构网络提取算法通常只从地基 LiDAR 点云中提取一级主要枝干，忽略细小枝条，或利用其他算法添加细小枝，进而为大场景建模提供所需的树木 3D 模型。例如，Côté 等 (2011) 首先解算了主要枝干的骨架和各枝的粗度，进而通过叶子点的空间分布来确定小枝的位置和走向，并依据树形管道模型估计每条小枝的粗度。

在过去十年中，树木枝干结构网络提取算法的发展重点在于提高树枝提取的完整性和精度。其中，几个代表性的算法包括 Raumonen 等 (2013) 提出的 TreeQSM 算法、Mei 等 (2017) 提出的 L1-MST 算法、Du 等 (2019) 提出的 ADtree 算法，以及 Li 等 (2020c) 提出的 Laplacian-based 算法。TreeQSM 算法通过将点云分割成面元，并依据面元的近邻关系和几何特征自下而上地确定分枝位置和枝条归属，然后进行圆柱体拟合和填补。然而，该算法的精度受连通单元大小的影响，可能导致小枝的多分或错分，且未对枝条粗度进行约束，

有时会出现枝条等级与粗细不符的情况 (Kumazaki 等, 2020)。L1-MST 算法则是先提取树木枝干的粗略骨架，再根据骨架点的主导方向和局部点云密度补全缺失点云，并利用最小生成树算法连接骨架。ADtree 算法通过 Dijkstra 最短路径算法和 MST 算法获取初始树木骨架，然后迭代去除冗余信息，并进行圆柱体拟合。Li 等 (2020c) 提出的 Laplacian-based 算法则使用 Laplacian 收缩算法提取骨架线，并通过最短路径算法修复拓扑关系。但这些算法普遍对点云质量要求较高，且在实际应用中识别小枝的能力有限，例如 Li 等 (2020c) 的研究中三级枝的识别率不足 60%。为了改善这一局限性，冯禹昊 (2024) 基于地基 LiDAR 提出了 L1-Tree 算法 (图 14)。该算法首先设计了一种种子点的生成方法，并计算层片点云的 median 值以得到粗略骨架，接着利用点密度和分枝角度等信息进行骨架优化，最终实现了树木枝干等级的标记、长度和半径等参数的提取，有效提升了小枝提取的准确性，弥补了现有算法的不足。总体而言，现有算法能够从地基 LiDAR 数据中有效提取枝干结构，并在枝条长度、粗度和分枝角度等参数的精确度上表现良好。然而，这些算法普遍存在适用性有限、对噪声敏感以及难以处理点云缺失等挑战，这些问题的解决将是未来研究的关键。同时，目前的研究大多基于地基 LiDAR，对无人机 LiDAR 的应用较少，导致枝干结构网络的研究主要局限于单木或样方尺度。Cai 等 (2024) 近期在这一领域取得了突破，他们通过开发新算法，首次从无人机采集的针叶林 LiDAR 数据中提取并模拟了单木枝干结构，为该领域的研究提供了新的视角。

此外，树木枝干网络的研究也在推动植物 3D 数字标本的生成及数据库的建设。植物标本是科学研究中不可或缺的资源，其数字化将为植物学家提供海量、便捷的植物形态及分类学信息。与传统二维数字标本相比，3D 数字标本能够提供更全面、立体的植物结构信息。树木 3D 数字标本的研究依赖于上文论述的枝干参数提取和 3D 重建等算法，因此也尚处于起步阶段。但随着数据与算法的进步，在不久的将来，植物 3D 标本的建设很可能取得蓬勃的发展，推动生物多样性和全球变化等领域的研究 (Ivanova 和 Shashkov, 2017)。

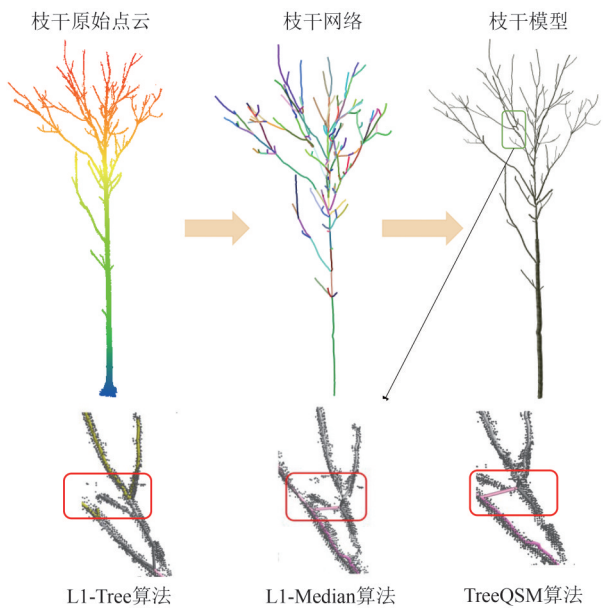


图 14 基于地基 LiDAR 的树木枝干结构网络构建及不同算法效果对比

Fig. 14 Construction of tree branching networks based on terrestrial LiDAR and different algorithms

5.6 3D 辐射传输及场景重建

与枝干结构息息相关的是树木与森林的 3D 模拟及辐射量化。准确量化太阳辐射与复杂枝干/森林冠层之间的相互作用机制、分析辐射的时空变

化特征，对于深入理解森林生态系统具有重要意义 (Zhao 等, 2024a)。在该领域，LiDAR 正在发挥越来越重要的作用。

传统获取森林辐射分布的方法主要通过布设光量子传感器，或者依赖光学设备实现对光合有效辐射或光量子通量密度等参量进行测量 (Xue 等, 2022b)。然而，由于森林结构的复杂性、测量干扰因素较多等原因，这些传统方法往往存在效率与精度较低、成本较高等问题。构建机理模型模拟辐射能量在冠层内的吸收与散射过程并获取所需的辐射参量，能够有效弥补实地测量的不足，并深化对森林生态系统能量传输过程的理解 (Mariscal 等, 2004)。然而，辐射传输模拟的重要前提是对植被结构进行准确地描述。LiDAR 正在成为 3D 真实森林场景重建的理想工具 (Guo 等, 2022)。图 15 展示了从 LiDAR 构建 3D 森林虚拟场景并进行辐射传输模拟的基本过程。由于 LiDAR 数据通常是非结构化的点云，而 3D 辐射传输模拟往往需要结构化的场景元素 (例如枝干、叶片等)，因此，以 LiDAR 为驱动的 3D 辐射传输的首要任务便是进行 3D 森林场景的重建，这一过程与所使用的 LiDAR 数据本身密切相关。

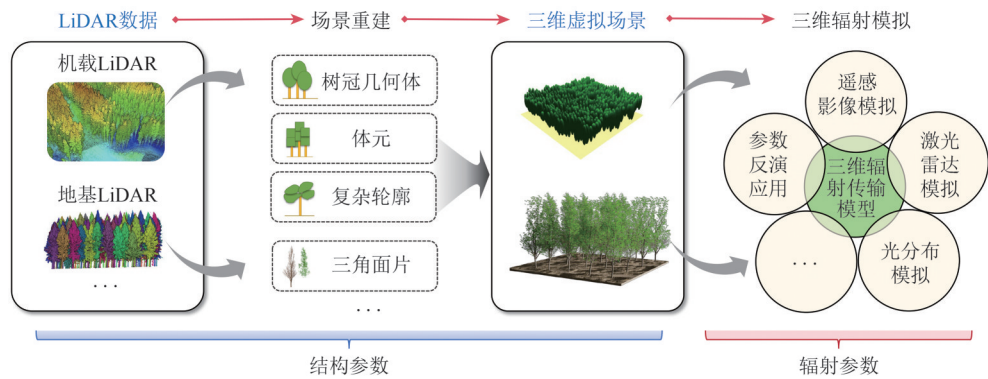


图 15 LiDAR 数据用于构建 3D 场景及辐射传输过程模拟

Fig. 15 Application of LiDAR data in 3D environment modeling and radiative transfer simulation

地基 LiDAR 具备捕捉高分辨率森林内部结构的能力，能够精准揭示树干、枝条乃至部分叶片的细微特征 (Fekry 等, 2022)。因此，从地基 LiDAR 数据重建 3D 森林场景通常采用三角面片法，将枝干和叶片点进行三角面片重建，从而得到精细的森林 3D 场景 (Liu 等, 2023a)。当前，基于地基 LiDAR 重建枝干主要采用 TreeQSM (Calders 等, 2018) 和 AdTree (Du 等, 2019) 等算法；而

叶片的重建可通过生成的 QSM 枝干结构，进一步采用 FANNI (Åkerblom 等, 2018) 算法，根据指定的叶面积和叶倾角分布函数等参数生成单木的叶片分布。

相比地基平台，机载 LiDAR 由于其高效扫描的特性，可以大面积获取森林的 3D 地形和植被结构参数，从而更好地呈现宏观尺度的森林全景。然而，机载 LiDAR 点云密度相对较低，限制了其

精细化3D重建的能力,因此通常采用树冠几何体(Cao等,2021)、体元(Li等,2024c)以及复杂轮廓(Vauhkonen等,2016)等方法对树冠的总体特征进行重构,进一步借助机载点云估测的结构参数对树冠几何进行参数化(Kükenbrink等,2021),但这些方法往往忽略了具体叶片的重建。例如,Schneider等(2014)基于实地调查和LiDAR数据重构了一个300 m×300 m的森林区域的3D场景并模拟了高光谱影像的辐射亮度值,其森林场景由一系列2 m分辨率的体素组成,并假定每个体素内部为均匀的浑浊介质。

近期,部分研究开始尝试融合地基和机载LiDAR数据进行森林精细辐射场景的构建。Li等(2024c)提出了一种集成地基和机载LiDAR数据的3D森林体素模拟方法,成功实现了大面积的森林结构精细重建。该方法将代表性参考树的地基LiDAR数据进行转换,并与基于机载LiDAR数据的单木信息相匹配来重建整个森林的精细结构;之后对集成的数据进行高分辨率体素化场景表达,最终使用基于高分辨率体素的辐射传输模型VBRT模拟遥感数据(光谱或LiDAR点云)。

在3D场景的精确重建基础之上,3D辐射传输模型能够精确地模拟和分析太阳辐射在森林中的传输、分布以及和森林元素的相互作用,从而为揭示森林生态系统的内在运行机制和动态变化提供有力的科学支持。目前,基于LiDAR重建场景开展辐射传输模拟的模型包括离散各向异性辐射传输DART(Discrete Anisotropic Radiative Transfer)、大规模遥感数据和图像模拟框架LESS(Large-Scale remote sensing data and image Simulation framework)以及基于体素的辐射传输VBRT(Voxel-based radiative transfer)等(Qi等,2019)。这些模型已经直接或间接地应用到了众多森林生态系统结构和功能的研究中,特别是在小尺度植被结构和太阳辐射的定量化分析(Zhao等,2024b)、不同传感器信号的敏感性分析(Liu等,2019;Zhao等,2023a)、区域尺度的遥感算法开发(Makhloufi和Kallel,2023)、地球观测产品验证分析(Yan等,2021)、生态系统过程理解(Zeng等,2023)等方面展现出了非凡的应用能力。

简言之,LiDAR作为3D信息获取的强大工具在一定程度上解决了3D辐射传输模型输入数据与场景难以获取的难题,有效地促进了3D辐射

传输模型在生态、农业以及林业等领域的发展。“LiDAR+3D辐射传输”已经逐步成为一种新的研究手段,尤其是在精细化结构和辐射关系的研究中得到了大量关注,并在遥感参数反演、野外虚拟实验、结构和光分布建模、农作物育种等多个领域发挥了不可替代的作用。未来随着能够同步获取结构和光谱信息的高光谱LiDAR的发展,3D辐射传输模型有望更好地表达3D场景的光谱异质性,从而进一步促进LiDAR与辐射传输模拟的结合,产生更多有价值的应用。

5.7 森林微气候模拟

森林微气候通常指在一定的时间或空间尺度下,冠层下方接近地面或与宏观气候有偏差的各类气象条件(如光、辐射、温度、湿度、风等)。在森林中,微气候对理解植物群落动态、维持生物多样性等至关重要,逐渐成为学界关注的焦点(Zellweger等,2019)。

为了监测森林内部和冠层下方的微气候动态,传统方法主要依赖人工实地测量、安装小型传感器或通过多个传感器构建监测网络(Keitt和Abelson,2021)。然而这类方法在时空连续性方面存在一定的局限性,且人工测量误差较高,成本较为高昂。

近年来,LiDAR技术逐渐被用于森林微气候研究中(图16)。LiDAR能够精准地量化森林精细结构和林下地形等3D信息,为精细刻画森林对外界气候缓冲的气象物理机制提供了关键数据支撑。例如,多项研究通过结合LiDAR数据与实地测量数据,进行了林下光格局模拟、辐射通量估计和宏观气候解耦能力评价等研究(Webster等,2020);也有研究结合LiDAR数据整合多个气候因子开发了森林微气候的预测模型和工具(Maclean和Klinges,2021)。在所有模型中,对林下辐射进行模拟的模型发展相对较为成熟。例如,已有大量基于Beer-Lambert定律对冠层光学深度进行建模的工具被提出,如PROSAIL、DART和LESS等(Kükenbrink等,2021;Qi等,2019)。此外,基于合成半球面影像对林下辐射通量的估计方法正在快速发展(Bremer等,2017)。除了对森林内部的辐射进行直接模拟,基于LiDAR得到的叶片空间分布和精细地形信息等也可用做微气候模型的参数输入。例如,通过LiDAR数据得出的叶面积密度可以参

与计算冠层附近的风速 (Wang 和 Yi, 2012), 基于地面点构建的地形数据可以用于构建林下温度模型 (Lenoir 等, 2017)。

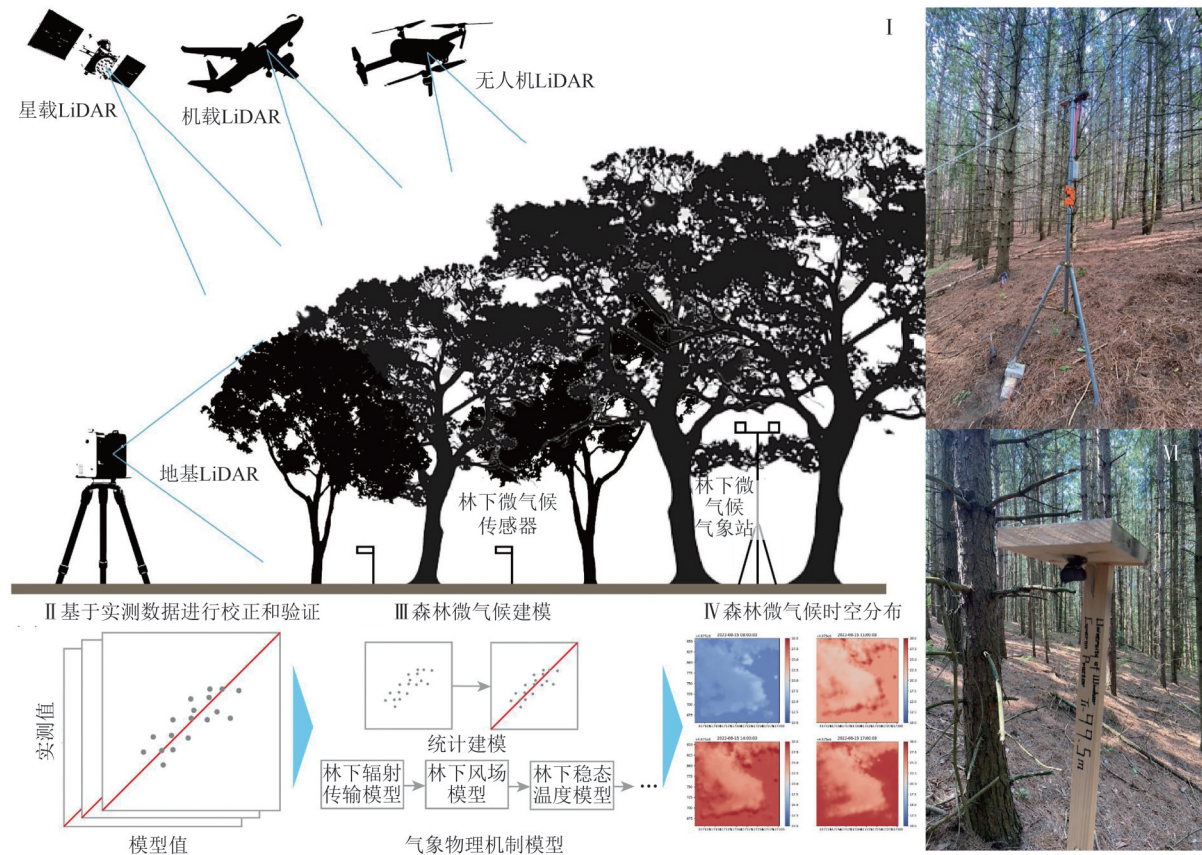


图 16 基于 LiDAR 的森林微气候研究(参考 Kempainen 等,2024)(I)森林微气候研究场景示意图,包含几种常见的 LiDAR、气象站 (V)、和林下传感器 (VI)用于测量森林内部的微气候变异。(II - IV) 林下微气候建模过程示意图:利用实测数据对微气候模型初始值或参数进行优化和验证,之后通过两种模型方法对林下微气候进行建模,最终绘制林下微气候的时空分布

Fig. 16 Application of LiDAR in forest microclimate research (adapted from Kempainen et al., 2024) (I) Schematic diagram of the forest microclimate research setup, showing multiple LiDAR platforms, weather stations (V), and understory sensors (VI) used to measure microclimate variations within the forest. (II - IV) Microclimate modeling workflow beneath the forest canopy: Initial values and model parameters are optimized and validated using field measurements. Subsequently, the forest microclimate is simulated using two different modeling approaches, and the resulting spatiotemporal distribution of microclimate conditions is visualized

在不同平台的 LiDAR 中,无人机平台在森林微气候的研究中被广泛应用 (Gril 等, 2023), 因其不仅可在短时间内获取超高密度的森林冠层点云数据,还可实现林下微地形的精准测量 (Lenoir 等, 2022)。但无人机 LiDAR 点云数据对林下结构的量化不足, 因此仍需要谨慎考量基于无人机 LiDAR 数据的林下微环境模拟结果。相比之下,地基、背包和手持 LiDAR 可对森林内部的 3D 结构进行更为精细的还原, 正被越来越多地用于森林微气候的模拟 (Nunes 等, 2022)。然而, 需要指出的是, 地基和背包等 LiDAR 无法对冠层上部进行完全的扫描与还原, 因此也面临着与机载数据类似 (但空间位置不同) 的数据缺失问题。

总而言之, 基于 LiDAR 技术的森林冠层内部微气候定量化研究是一个发展迅速的领域, 尤其是在林下辐射通量和冠层内的辐射传输模拟方面 (Ma 等, 2021; Xue 等, 2022b)。然而, 由于森林内部结构较高的空间异质性, LiDAR 脉冲在森林内部往往呈现出不均匀的消减, 这可能直接影响了基于森林结构的微气候模型的准确性 (如光线追踪和合成半球面影像)。最新出现的点云增强技术、分层点密度估计方法和分层抽样技术有望一定程度上解决 LiDAR 数据空间异质性的问题 (de Almeida 等, 2019; Li 等, 2024c; Liu 等, 2022b)。另一方面, 现有的微气候模型包含了大量经验公式和系数, 而其中的部分求解过程简化

了森林内部复杂的物理过程（如湍流扩散过程的简化）。未来的研究一方面迫切需要强化模型的泛用性和自适应能力，另一方面需要尝试使用更为先进的参数优化方法（如蒙特卡洛模拟等）。最后，3D空间的连续量化和异质性分析越来越受到重视，但是这一方面的研究依然较少（Kükenbrink 等，2021；Kemppinen 等，2024），尚需要从微气候3D模型构建和3D异质性指标体系构建方面做出新的尝试和努力。

5.8 智慧农业

在作物表型精准解析领域，LiDAR 同样提供了关键技术支撑（Jin 等，2020a）。通过将 LiDAR 传感器搭载于“天—空—地”等不同表型平台（Forero 等，2022；Guo 等，2018；Panjvani 等，2019），不仅能实现多尺度和长时序的作物表型监测与建模，还能有效促进作物3D新性状的发掘及其在智慧农业、遗传育种中的应用（图17；Liu 等，2021b）。

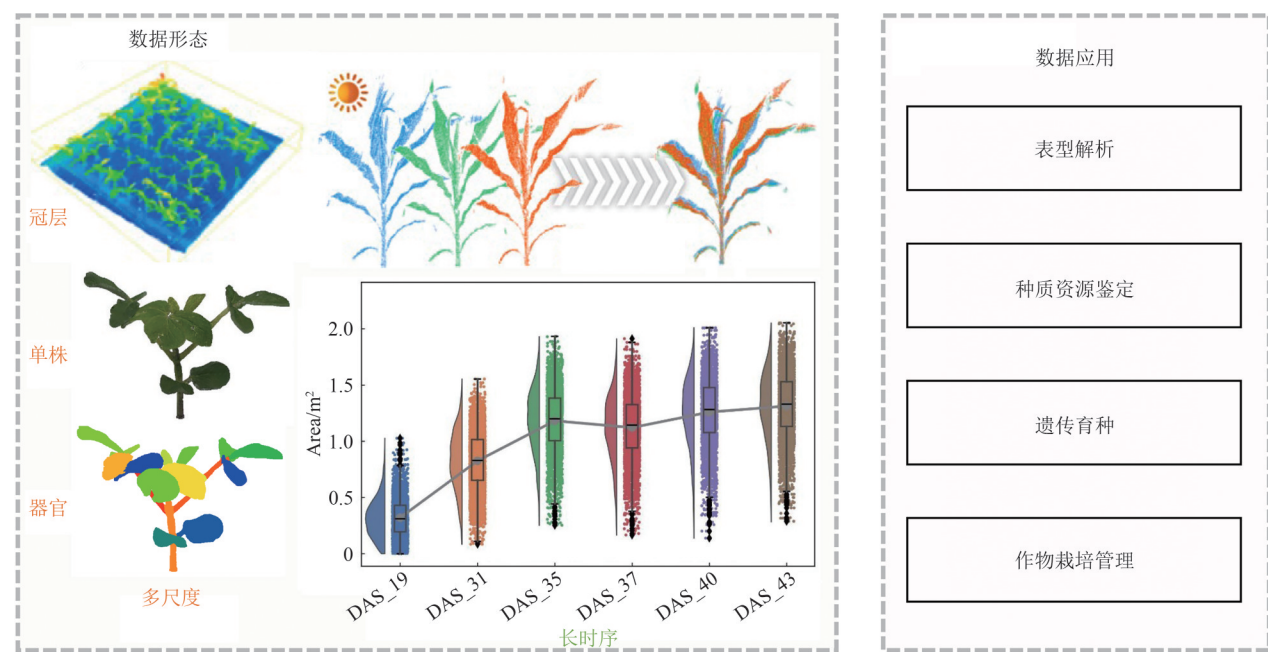


图 17 跨时空尺度 LiDAR 数据及其智慧农业应用
Fig. 17 LiDAR applications in smart agriculture

首先，LiDAR 的高精度和真 3D 等特点，有效赋能了作物冠层、单株和器官尺度的 3D 数据感知与多尺度表型解析。例如，利用 LiDAR 获取作物冠层点云数据，可以准确估算作物高度和覆盖度等基础信息（Zang 等，2023），以及叶面积指数（Makhloufi 和 Kallel，2023；Wang 和 Fang，2020）、生物量（Jin 等，2020b；ten Harkel 等，2020）和产量等（Sun 等，2022）。近年来，计算机图形学和数据驱动的智能科学与点云分析需求不断交叉融合，作物点云分类和分割方法层出不穷。例如，基于群体点云数据的作物单株分割（Ao 等，2022）和基于单株点云的器官分割（Jin 等，2019，2020a；Johnson 等，2022）等。这些多尺度点云分析算法有效推动了单株和器官尺度的表型分析，如小麦穗型（Liu 等，2023b）、玉米叶夹角（Jin 等，2019）

和大豆分枝夹角（Jin 等，2024）等。

其次，LiDAR 主动测量及其对光线不敏感等特点，有效促进了长时序表型监测与分析。通过时间序列数据的获取，可实现多时态作物表型观测。例如，通过融合田间轨道式表型平台获取的 LiDAR 与可见光相机数据，可实现单株和器官尺度的田间时序表型提取（Li 等，2023c）。基于时间序列点云的作物结构表型动态分析，实现了干旱胁迫下不同耐旱性玉米品种生长差异的规律解析（Su 等，2019）。此外，时间序列点云被证明有效提升了作物生物量和产量预测的精度（Sun 等，2022）。也有相关研究利用 LiDAR 的夜间观测优势，探索了作物昼夜生长节律及其与环境因素之间的关系（Jin 等，2021）。

LiDAR 提供的多尺度和长时序表型解析为种

质资源鉴定、遗传育种利用和作物栽培管理提供了新技术支撑。例如,结合LiDAR数据和深度学习算法可以精准识别并分割麦穗,基于此解析了高产理想株型的小麦穗型特征(Liu等,2023b)。通过评估葡萄基因型的生长特征,结合测序技术基因分型获得高密度遗传信息,检测到与后代性状变异相关的6个葡萄基因组区域,表明了LiDAR衍生性状在表征葡萄生长遗传差异中的可靠性(Chedid等,2023)。此外,通过开发数字化表型平台,将真实场景的LiDAR数据与虚拟场景的作物结构功能参数耦合,可以有效估算田间作物冠层光截获等复杂性状(刘守阳等,2020),为优化冠层结构设计和方案提供决策支撑。

放眼未来,LiDAR支撑的作物表型研究具有巨大的发展空间。例如,开发面向多物种表型检测和分割的通用算法(Johnson等,2022),探索多尺度和长时序表型中的生物学规律(Jin等,2024),以及发掘可供优异种质资源鉴定的新性状等(Liu等,2021b),从而助力解析优异性状形成的遗传基础(Tao等,2022)。同时,如能将基于LiDAR数据驱动的方法与作物生长经验机理模型相耦合,将为作物生长建模和栽培管理优化提供新的应用范式(Jin等,2021;Wang和Fang,2020)。

5.9 生物多样性

在生物多样性研究中,LiDAR的作用也在日益凸显。这里我们从植物与动物多样性两个方面进行简要概括(图18)。就植物多样性研究领域而言,学者们结合多平台LiDAR在物种多样性、系统发育多样性以及功能多样性领域已开展了广泛的研究(Budei等,2018;Anderson等,2021;Kamoske等,2022;Zheng等,2021)。例如,Anderson等(2021)比较了传统野外调查和地基LiDAR对物种丰富度的预测效果,发现地基LiDAR数据能够更加准确、快速地预测物种丰富度。Luo等(2021)探究了机载LiDAR数据在智利中部次生林生态系统内维管植物物种丰富度制图的适用性,发现机载LiDAR所获取的地形和植被结构信息可有效预测研究区物种丰富度。此外,星载LiDAR如ICESat-2、GEDI等也被用于大尺度植被多样性的评估。Marselis等(2022)的研究证实,GEDI提供的树冠结构信息能够解释全球无近期干扰历史的天然森林中高达66%的树种多样性变异。

然而,也有研究表明,随着物种数量的增加,仅利用LiDAR进行植被多样性识别的准确性可能会降低(Vaughn等,2012)。为了突破这一限制,结合光学遥感提供的光谱和纹理信息,可以有效提高植物多样性的识别精度(Li等,2023b)。例如,Quickbird、RapidEye等高分辨率遥感影像的纹理信息可作为栖息地异质性的指标,结合LiDAR的植被结构复杂性指标,可以更好地估算物种丰富度和多样性(Van Ewijk等,2014)。



图18 基于LiDAR与多元遥感数据的动植物多样性研究场景示意图

Fig. 18 Schematic diagram of biodiversity research using LiDAR and multi-source remote sensing data

当下,LiDAR与高光谱数据的融合正在极大推动植物多样性的研究,两者的结合能够提供更为全面的、涵盖植被2D反射率与3D结构的综合信息。大量从样地到景观尺度的研究已经证明了该种途径在植物功能性状和多样性研究方面较高的精确度。例如,Zhao等(2018b)结合机载高光谱和LiDAR数据,确定了树种间生化和结构特性的区别,并估算了中国神农架自然保护区的树木物种多样性。然而,该方法在全球尺度的应用仍然面临挑战,主要受限于高光谱卫星(PRISMA、高分五号等)数据的可获取性。此外,同一物种在不同年龄、资源可利用性等条件下,会呈现出不同的结构或光谱特性,且存在较大的种内差异(Song等,2024a;Su等,2020)。因此,在未来的植物多样性研究中,除了结合结构与光谱信息,多时相数据的使用有望推动更为精准地植物物种识别与多样性估算。就动物多样性研究而言,LiDAR提供的3D结构信息能够较为精确地刻画从单木到全球尺度的动物栖息地特征(Coops等,2009,2016),因此正在被广泛地应用在动物多样性研究中,并有力推动了动物生态学的发展和生

物多样性的保护。

由于森林生态系统的3D特征较为明显,目前LiDAR在动物生态学领域的研究多集中在森林生态系统当中(Gómez和Harris, 2022)。并且,已有研究主要受技术驱动,较多基于LiDAR获取的森林结构探讨森林属性与动物的关系。自2000年以来,该领域的大部分文章聚焦在生物多样性、环境3D结构对动物多样性的影响、物种分布、觅食生态学等方向。在至今所有森林3D结构对动物影响的文献中,关于哺乳动物的研究约占三分之一,其余则关注了3D结构对鸟类和蝙蝠等物种。例如,现有研究通过LiDAR对森林郁闭度进行了准确测量,进而评估了鸟类、蝙蝠等物种的活动和分布与郁闭度的关系,以及有蹄类生境的季节性选择与郁闭度的关系(Lone等, 2014; Melin等, 2016; Blakey等, 2017);通过描绘森林冠层的高度和垂直分布特征,一些研究评估了鸟类多样性与垂直结构的关系,以及树栖灵长类对森林的利用强度(Garabedian等, 2017; Yang等, 2023a);也有研究通过高精度的LiDAR数据,计算了林下层植物的结构特征对动物资源利用的影响(Loarie等, 2013; Davies等, 2016)。除上述研究外, LiDAR也被用于海洋生物多样性的研究(Ridge等, 2023),野生动物分布研究(Gouveia等, 2014),以及动物性状测量的相关研究(Huang等, 2018)。中国学者应用LiDAR开展野生动物的研究目前相对较少,较为代表性的3个研究分别是秦岭川金丝猴的运动模式探讨(Yang等, 2023a),视觉介导的捕食与反捕食策略研究(Fu等, 2022),以及环境与动物体型大小关系的理论模型探讨(Fu等, 2023)。

需要指出的是, LiDAR提取的生境3D结构在动物生态学的应用中存在着生态和生理意义不明确的现象,大多研究仍然停留在相关分析的层面,无法深入解释动物与环境相互作用的机理(Anderson, 2018)。这是由于现实中动物与环境的相互作用关系可能是非线性的,这一现象已引起生态学家的广泛关注,但是相关研究仍然较少(Pearce等, 2020)。不仅如此,对动物3D结构的研究仍落后于对其生境3D结构的研究,往往将动物简化为空间点,忽略了其体型/形态特征与环境之间的强烈互动,从而阻碍了对动物与环境真实耦合的理解。未来,开发能够在发生地点同步耦

合动物3D结构与栖息地3D结构的方法,有望大幅推动这一研究领域的发展。同时,随着LiDAR的普及和基于环境3D信息处理方法的革新,动物生态学研究有望不再以研究人员的主观认识为中心,而是以动物行为或动物与真实环境的作用过程为出发点,从而形成崭新的动物生态学研究理念。

5.10 城市与建筑

LiDAR同样也在推动着城市生态环境的相关研究,逐渐成为城市结构量化和城市建筑模型重建领域的发力点。就城市结构量化而言,具有多时相、中高分辨率的合成孔径雷达(SAR)影像是应用最早且最广泛的方法。SAR的后向散射信号与建筑高度密切相关(Koppel等, 2017),许多研究以SAR为主体数据实现了10—1000 m空间分辨率的建筑高度连续制图(Li等, 2020a, 2020b; Yang和Zhao, 2022)。然而,对于高异质性的城市区域,分离出不同建筑物的后向散射信号较为困难。因此, SAR的应用多局限于城市平均建筑高度的提取(Chen等, 2023)。

星载LiDAR为高密度、高精度的像素级城市建筑高度提取提供了更为优质的数据支持。GEDI和ICESat数据率先被用于城市高度建模中(Wang等, 2011; Yang等, 2019; Ma等, 2023b),但其应用受限于数据类型(波形数据)和分辨率的约束。相较而言,基于光子测距的ICESat-2数据在城市高度建模中展现出了巨大潜力。其中,准确分离和提取出建筑物与地面光子是估算建筑高度的关键。例如, Lao等(2021)基于ICESat-2/ATL03数据和随机样本共识(RANSAC)算法等提取了建筑物与地面光子,进而计算了城市建筑高度。当下,也有研究利用激光光子的高度特征,辅之以高分辨率影像中建筑单元及其阴影的几何特征,进一步基于深度学习提取建筑单元及其高度值,从而得到更为精细的城市3D模型(Wu等, 2023; Zhao等, 2023b)。然而,星载LiDAR无法覆盖全部地区,利用其对建筑物高度进行大规模连续反演仍具有挑战性(Chen等, 2023)。

除上述方法外,高分辨率平面影像(Lee和Kim, 2013; Lu等, 2016),高分辨率立体影像(Cao和Huang, 2021),城市街景影像(Yan和Huang, 2022)及多平台(地基、移动、机载)LiDAR系统(Du等, 2017)也正在被应用于城市建筑高度

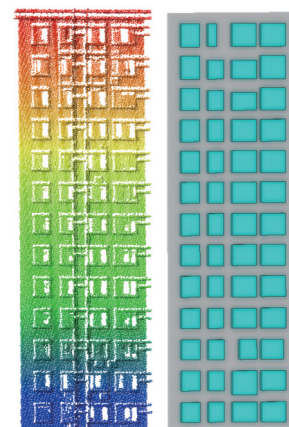
提取和3D建模中。图19(a)展示了墨尔本市机的载LiDAR点云数据,可以从中清晰且准确的测量每一栋建筑的高度。类似的公开数据正在逐渐增多,有望推动更为准确的全球城市高度制图。然而,需要指出的是,各类研究方法在数据精度、

经济性和适用范围上各具其优势和局限。因此,越来越多的研究正在尝试整合现有的数据和方法,致力于从多源、多时相、多分辨率的数据中构建出更高质量的建筑高度图层(Wu等,2023;Zhao等,2023b)。



(a) 基于机载LiDAR点云的墨尔本市3D建筑图,数据来源<https://data.melbourne.vic.gov.au/explore/dataset/city-of-melbourne-3d-point-cloud-2018/information/>[2025-04-14](局部,图中点的颜色为相机RGB)

(a) 3D building map of Melbourne generated from airborne LiDAR point clouds. Data source: <https://data.melbourne.vic.gov.au/explore/dataset/city-of-melbourne-3d-point-cloud-2018/information/>[2025-04-14](partial view; point colors represent camera-derived RGB values)



(b) 基于地基LiDAR的城市建筑物立面LOD3级建模,数据及算法取自Cai等(2023),不同颜色对应点的高度

(b) Illustration of detailed LOD3-level facade modeling of urban buildings using terrestrial LiDAR. Data and algorithms are sourced from Cai et al. (2023), with points colored by height values

图19 LiDAR用于城市建筑高度制图及3D建模

Fig. 19 Application of LiDAR in urban building height extraction and 3D reconstruction

就城市建筑物建模而言,基于LiDAR数据的研究可依据建模精细化程度进行划分。Gröger和Plümer(2012)将建筑物实体模型的外部几何细节层次(Level-of-Detail, LOD)划分为LOD0至LOD3级,其中LOD2包括了屋顶在内的建筑物主体几何形状,LOD3则在LOD2基础上详细表达了建筑物的各个构件(门、窗、阳台等)。这两个层次的模型重建是LiDAR应用的主要领域。

针对LOD2模型重建的方法可分为模型驱动、数据驱动、混合驱动和程序化建模4类。(1)模型驱动的方法需要事先定义一个包含常见结构模型的基元库,进而通过点云拟合基元模型来选取组成建筑物模型的最佳组合。该类方法为建筑物屋顶重建提供了一种高效、鲁棒的解决方案。然而,大都市中的建筑屋顶往往具有复杂和多变的结构,这对模型驱动的方法造成了挑战。(2)数据驱动法从点云中提取基本的基元特征,对其进行空间拓扑计算或形状分析进而重建单体模型。

例如,Sohn等(2008)使用了二维空间划分BSP(Binary Space Partitioning)树来进行建筑物的重建;为了减少裂缝效应,Chen等(2014)使用Voronoi图的子图将建筑物的两个平面构件之间的边界提取为一条折线,然而该类方法对于跳高较大的屋面应用效果较差。(3)混合驱动法顾名思义是上述数据驱动和模型驱动的结合。该方法一般将建筑物屋顶分解为平面基元,并使用屋顶拓扑图RTG(Roof Topology Graph)存储基元之间的拓扑关系。Jarzabek-Rychard和Borkowski(2016)使用的混合驱动法较为典型,然而,基于RTG的匹配仍然容易出错,并且可扩展性受到预定义库的限制。(4)与前面的3类方法只侧重建筑物屋顶部分的重建不同,程序化的建筑物重建考虑点云的整体信息,因此能够重建出真3D模型(对比2.5D而言)。程序化建模的常用策略是将3D空间划分为基本单元,如三维面、立方体或多面体单元,然后选择最优的基本单元集来逼近建筑物的

形状 (Nan 和 Wonka, 2017; Li 和 Wu, 2021)。

就 LOD3 模型重建而言, 其关键是从点云中正确提取出门、窗等构件并对其进行模型表达。车载或地基 LiDAR 可以捕捉建筑物立面的细节结构信息, 因而常被用于 LOD3 模型的重建 (图 19 (b))。部分研究中将门、窗等视为建筑物立面上的孔洞, 首先通过栅格化图像法 (魏征, 2012)、alpha-shape (陈焱明, 2015) 等, 或根据点到立面的距离、法向量、曲率等几何信息的变化 (Wen 等, 2018) 提取点云中孔洞的边界线信息; 也有研究 (Cai 等, 2023) 利用布料模拟 (CSF) 的方式分离建筑物立面中的墙面点和其他突出物 (如阳台)。在得到这些立面结构的信息后, 或直接利用形状拟合、模板匹配等方法生成门窗的模型 (Shen 等, 2011; 魏征, 2012), 或进一步对立面进行基元剖分重新定位其位置, 并通过立面语法分析生成立面模型 (Becker, 2009; Shen 等, 2011; 陈焱明, 2015)。在这些方法中, 边界线信息的提取容易受到点云质量的影响: 当边界提取不准确时建模的效果也会降低, 并且立面语法分析依赖先验知识, 鲁棒性较差。Wang 等 (2018) 将点云与影像进行结合以提高线特征提取的准确度, 但需要进行额外的数据配准。为了得到完整的建筑物 LOD3 模型, 陈焱明 (2015) 联合机载和车载 LiDAR 分别重建了建筑物的屋顶和立面结构, 然后将两部分拼接融合得到完整的建筑物模型。但是由于平台间的差异, 在各平台数据分别建模的过程中如不事先考虑融合问题, 可能会导致最终模型存在裂缝效应 (Xu 和 Stilla, 2021)。在有些建筑物 LOD3 重建研究中, 复杂的细节结构还需要人工编辑。当下, 实景 3D 中国建设正在稳步推进 (陈军等, 2022)。LiDAR 数据获取的便捷性及 LiDAR 算法的性能也在快速提升。大量获取城市 LiDAR 点云并进行统一框架下的算法处理, 有望在不久的将来实现全国尺度大面积、高精度的建筑物高度及精细模型构建。

5.11 行星测量

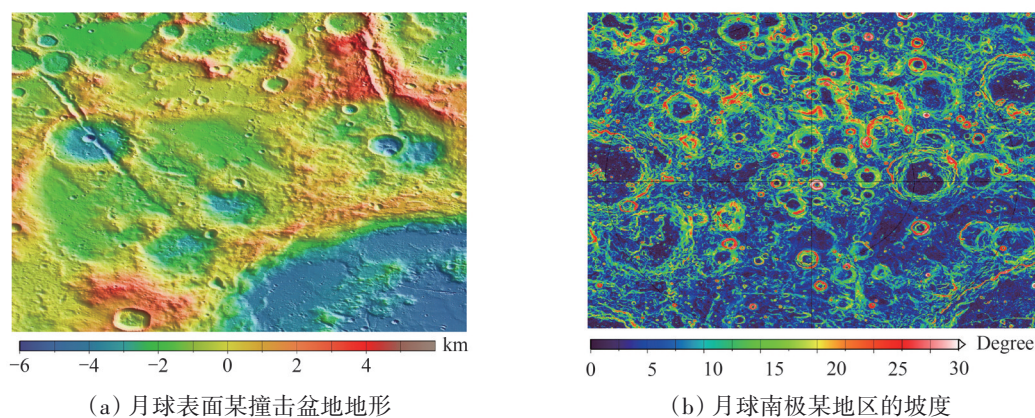
由于具有高测量精度、高时空分辨率、覆盖面积广等特点, LiDAR 以及激光高度计 (Laser Altimeter) 已成为获取行星地形信息的重要手段之一, 并在月球、火星、水星和小行星等探测任务中得到了广泛应用 (单杰等, 2022)。月球是地球

唯一的天然卫星, 也是人类进入深空的前哨站, 因此一直被各国航天机构作为深空探测的起点和重点 (欧阳自远, 2004)。早在 20 世纪 70 年代, 美国就率先将激光测高技术应用至了月球探测任务, 阿波罗 (Apollo) 15—17 号均搭载了激光高度计, 并在任务期间多次测量了航天器到月表的距离。随后各国相继将 LiDAR 或激光高度计应用至了月球探测中, NASA 发射的克莱门汀号搭载了 LiDAR, 月球勘测轨道飞行器搭载了月球轨道激光高度计 (图 20; Zuber 等, 1994); 中国国家航天局发射的嫦娥一号和嫦娥二号均搭载了 LiDAR (胡文敏等, 2013); 日本宇航航空研发机构发射的辉夜号搭载了激光高度计 (Araki 等, 2009), 印度太空研究组织发射的月船一号则搭载了月球激光测距仪 (Kamalakar 等, 2009)。这些激光器的主要目标是获取激光点在月球表面的 3D 坐标, 进而推导出地形、坡度、光照和反照率等产品作为月球研究的基础数据。2022 年, NASA 发射了 Lunar Flashlight, 其上搭载的 LiDAR 则计划通过发射特殊波段的激光脉冲来探寻月球永久阴影区中潜在的水冰, 但由于航天器推进系统出现问题而被迫终止任务 (Cohen 等, 2020)。除了月球, 搭载于火星全球勘探者号的火星轨道器激光高度计实现了火星全球地形图的绘制 (Smith 等, 2001); 搭载于信使号的水银激光高度计绘制了水星北半球的地形图 (Kreslavsky 等, 2014); 数个小行星探测任务中也使用了 LiDAR 用于实现地形绘制、形状估计和着陆导航等目标 (Fujiwara 等, 2006)。

虽然星载 LiDAR 与激光高度计已在深空探测中得到了广泛应用, 受到航天器定轨不确定性和激光器指向偏差等因素的影响, 激光足印的定位可能会出现一定程度的偏差, 从而影响激光数据的整体质量 (Barker 等, 2021)。为了减少其中的误差, 最大限度的发挥数据的价值, 国内外学者对激光数据的质量提升方法做了大量研究。交叉点改正是提升激光数据径向精度的有效方法。Neumann 等 (2001) 利用 MOLA 运行产生的约 2400 万个交叉点进行平差, 将高程精度提升至优于 1 m, 同时改正了航天器的轨道扰动误差。在后续的研究中, 交叉点分析被广泛用于各种深空探测任务中的星载 LiDAR 或激光高度计, 并为航天器精确定轨与重力场解算提供了关键数据。Zuber 等 (2000) 对红外激光测距仪 NLR (NEAR Laser

Rangefinder)的数据进行了交叉点平差,生成了433Eros小行星的3D模型。Hu等(2013)使用交叉点平差的方法对嫦娥一号激光高度计数据进行了处理,通过在平差中应用不同的时间线性模型,有效消除了激光地形中出现的条带现象。LOLA是第一个采用多波束模式测量月球的激光高度计,因此在交叉点处可以产生更强的几何约束。针对这种特性,Mazarico等(2010)利用多波束数据中特有的跨轨间地形信息,以激光条带的相交处对航天器轨道和指向构建二维约束进行最小二乘平差,极大增强了地形测量的准确度和可靠性。使用高精度地形构建约束,以激光数据与地形的最佳拟合作为目标来实现激光剖面的改正是另一种

有效方法。Gläser等(2013)研究了将激光剖面与基于立体影像对生成的高精度地形进行配准的方法,通过最小二乘匹配实现了亚像素级别的激光剖面调整,并在MOLA、LOLA以及MLA数据中分别验证了方法的有效性。Barker等(2021)通过每次在LOLA数据中抽取部分轨道作为待调整轨道并以剩余数据构建“缩减的LDEM”(Reduced LDEM)作为参考数据,在不借助外部辅助数据的情况下,以自配准的方式实现了南极区域大部分异常轨道的调整。后续的研究中,该方法被学者们不断改进,在月球和火星的激光高精度制图中发挥了重要作用(Xie等,2022a)。



(a) 月球表面某撞击盆地地形 (b) 月球南极某地区的坡度
(a) The terrain of an impact basin on the lunar surface (b) The slope of a certain region in the lunar south pole

图20 星载激光高度计在行星探测中的应用(月球轨道激光高度计,图片来自<https://science.nasa.gov/gallery/lola-gallery/> [2025-04-14])

Fig. 20 Applications of spaceborne laser altimeters in planetary exploration (Lunar orbiter laser altimeter. Image source: <https://science.nasa.gov/gallery/lola-gallery/> [2025-04-14])

目前LiDAR与激光高度计在行星测绘中的主要任务是获取目标天体的3D地形,为形貌研究和着陆区选取提供关键信息。随着技术的进步,未来将研制出精度更高、采样频率更密集的LiDAR或激光高度计并应用至深空探测领域,技术的发展势必会衍生出更加高效的数据处理方法并极大提升已有数据产品的质量。随着探测任务向更加复杂的采样返回和行星基地建设方面发展,各国航天机构已将行星LiDAR与激光高度计的应用拓展至探测器着陆导航、水冰探测和大气层测量等领域,同时数个搭载LiDAR或激光高度计的航天器将在未来陆续进入不同行星的轨道进行测量,如搭载于水星行星轨道器(Mercury Planetary Orbiter)的激光高度计BELA (BepiColombo Laser Altimeter)

将制作首个水星的全球激光地形图(Montagnon等,2021);搭载于木星冰卫星探测器(Jupiter Icy Moons Explorer)的木星激光高度计GALA (Ganymede Laser Altimeter)将作为关键载荷对木星及其卫星的地形和水冰分布进行探测(Enya等,2022)。激光技术的发展将极大地扩展人类对宇宙中各种天体表面特征的认知,并为未来的太空任务提供坚实的数据支撑。

6 结 语

LiDAR在过去几十年间取得了令人瞩目的快速发展,并极大推动了生态与地学领域的相关研究。本文对LiDAR硬件、算法、软件、以及生态与地学领域11个方面的应用进行了全面的回顾与

简短的展望。LiDAR技术的进步及其广泛应用不仅提高了我们对地球表层过程的理解,也为生态保护和资源管理提供了科学依据。未来, LiDAR将在生态与地学研究中发挥着更为广泛和深入的作用。例如,除上述应用外,结合LiDAR 3D结构信息与计算机辐射传输模拟、物理流体力学等原理,可以推进植物生理过程(光合、呼吸、蒸腾)的模拟,进而更为真实地还原自然生态系统;未来多光谱LiDAR的发展也有望解锁基于LiDAR的物种识别难题;LiDAR也将助力实景三维中国的实现(陈军等, 2022),并在透视地球、地下空间遥感探测、电力巡航等方面持续发光发热(周翔等, 2024);数据方面,中国近地面LiDAR数据共享平台LiDARNET现已创办并启用(<https://lidar.pku.edu.cn/>[2025-04-14]), LiDAR大数据的构建正在成为可能,为新一代全球动态植被模型与水文模型的开发提出了数据支撑。我们相信,随着硬件、算法、海量大数据的发展, LiDAR会在更多的领域取得应用并带来突破性的变革。

志 谢 本文成文过程中得到了中国林业科学研究院庞勇研究员的指导,特此感谢。

参考文献(References)

Abasapur K I, Fitzgerald L, Dooly G and Toal D. 2022. A survey of state-of-the-art on visual SLAM. *Expert Systems with Applications*, 205: 117734 [DOI: 10.1016/j.eswa.2022.117734]

Aiger D, Mitra N J and Cohen-Or D. 2008. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3): 1-10 [DOI: 10.1145/1360612.1360684]

Akerblom M, Raunonen P, Casella E, Disney M I, Danson F M, Gaulton R, Schofield L A and Kaasalainen M. 2018. Non-intersecting leaf insertion algorithm for tree structure models. *Interface Focus*, 8(2): 20170045 [DOI: 10.1098/rsfs.2017.0045]

Anderson C B. 2018. Biodiversity monitoring, earth observations and the ecology of scale. *Ecology Letters*, 21(10): 1572-1585 [DOI: 10.1111/ele.13106]

Anderson C T, Dietz S L, Pokswinski S M, Jenkins A M, Kaeser M J, Hiers J K and Pelc B D. 2021. Traditional field metrics and terrestrial LiDAR predict plant richness in southern pine forests. *Forest Ecology and Management*, 491: 119118 [DOI: 10.1016/j.foreco.2021.119118]

Andualet T G, Peters S, Hewa G A, Myers B R, Boland J and Pezzaniti D. 2024. Channel morphological change monitoring using high-resolution LiDAR-derived DEM and multi-temporal imageries. *Science of the Total Environment*, 921: 171104 [DOI: 10.1016/j.

scitotenv.2024.171104]

Ao S, Hu Q Y, Wang H Y, Xu K and Guo Y L. 2023. BUFFER: Balancing accuracy, efficiency, and generalizability in point cloud registration//*Proceedings of 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Vancouver, BC, Canada: IEEE: 1255-1264 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00127]

Ao S, Hu Q Y, Yang B, Markham A and Guo Y L. 2021. SpinNet: learning a general surface descriptor for 3D point cloud registration//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, TN, USA: IEEE: 11748-11757 [DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.01158]

Ao Z R, Wu F F, Hu S H, Sun Y, Su Y J, Guo Q H and Xin Q C. 2022. Automatic segmentation of stem and leaf components and individual maize plants in field terrestrial LiDAR data using convolutional neural networks. *The Crop Journal*, 10(5): 1239-1250 [DOI: 10.1016/j.cj.2021.10.010]

Aoki Y, Goforth H, Srivatsan R A and Lucey S. 2019. PointNetLK: robust and efficient point cloud registration using PointNet//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach, CA, USA: IEEE: 7156-7165 [DOI: 10.1109/CVPR.2019.00733]

Araki H, Tazawa S, Noda H, Ishihara Y, Goossens S, Sasaki S, Kawano N, Kamiya I, Otake H, Oberst J and Shum C. 2009. Lunar global shape and polar topography derived from kaguya-lalt laser altimetry. *Science*, 323(5916): 897-900 [DOI: 10.1126/science.1164146]

Barker M K, Mazarico E, Neumann G A, Smith D E, Zuber M T and Head J W. 2021. Improved LOLA elevation maps for south pole landing sites: error estimates and their impact on illumination conditions. *Planetary and Space Science*, 203: 105119 [DOI: 10.1016/j.pss.2020.105119]

Becker S. 2009. Generation and application of rules for quality dependent façade reconstruction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(6): 640-653 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.06.002]

Behrenfeld M J, Gaube P, Della Penna A, O'Malley R T, Burt W J, Hu Y X, Bontempi P S, Steinberg D K, Boss E S, Siegel D A, Hostetler C A, Tortell P D and Doney S C. 2019. Global satellite-observed daily vertical migrations of ocean animals. *Nature*, 576(7786): 257-261 [DOI: 10.1038/s41586-019-1796-9]

Behrenfeld M J, Hu Y X, Hostetler C A, Dall'Olmo G, Rodier S D, Hair J W and Trepte C R. 2013. Space-based Lidar measurements of global ocean carbon stocks. *Geophysical Research Letters*, 40(16): 4355-4360 [DOI: 10.1002/grl.50816]

Behroozpour B, Sandborn P A M, Quack N, Seok T J, Matsui Y, Wu M C and Boser B E. 2016. Chip-scale electro-optical 3D FMCW Lidar with 8μm ranging precision//*Proceedings of 2016 IEEE International Solid-State Circuits Conference*. San Francisco, CA, USA: IEEE: 214-216 [DOI: 10.1109/ISSCC.2016.7417983]

Blakey R V, Law B S, Kingsford R T and Stoklosa J. 2017. Terrestrial laser scanning reveals below-canopy bat trait relationships with forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 198: 40-51 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.05.038]

Boulch A, Guerry J, Le Saux B and Audebert N. 2018. SnapNet: 3D

- point cloud semantic labeling with 2D deep segmentation networks. *Computers and Graphics*, 71: 189-198 [DOI: 10.1016/j.cag.2017.11.010]
- Bremer M, Wichmann V and Rutzinger M. 2017. Calibration and validation of a detailed architectural canopy model reconstruction for the simulation of synthetic hemispherical images and airborne LiDAR data. *Remote Sensing*, 9(3): 220 [DOI: 10.3390/rs9030220]
- Budei B C, St-Onge B, Hopkinson C and Audet F A. 2018. Identifying the genus or species of individual trees using a three-wavelength airborne Lidar system. *Remote Sensing of Environment*, 204: 632-647 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.037]
- Bui L K and Glennie C L. 2023. Estimation of Lidar-based gridded DEM uncertainty with varying terrain roughness and point density. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 7: 100028 [DOI: 10.1016/j.ophoto.2022.100028]
- Cai S S, Zhang S H, Zhang W M, Fan H C, Shao J, Yan G J, Yu S S, Li A G and Zhou G Q. 2023. A general and effective method for wall and protrusion separation from facade point clouds. *Journal of Remote Sensing*, 3: 0069 [DOI: 10.34133/remotesensing.0069]
- 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]
- Calders K, Origo N, Burt A, Disney M, Nightingale J, Raunonen P, Åkerblom M, Malhi Y and Lewis P. 2018. Realistic forest stand reconstruction from terrestrial LiDAR for radiative transfer modelling. *Remote Sensing*, 10(6): 933 [DOI: 10.3390/rs10060933]
- Cao B, Qi J B, Chen E X, Xiao Q, Liu Q H and Li Z Y. 2021. Fine scale optical remote sensing experiment of mixed stand over complex terrain (FOREST) in the Genhe Reserve Area: objective, observation and a case study. *International Journal of Digital Earth*, 14(10): 1411-1432 [DOI: 10.1080/17538947.2021.1968047]
- Cao B X and Huang J F. 2019. Research on comparison and application of LIDAR point cloud data processing software. *Mine Surveying*, 47(1): 109-112 (曹炳霞, 黄剑飞. 2019. 激光雷达点云数据处理软件对比及其应用研究. *矿山测量*, 47(1): 109-112) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-358X.2019.01.026]
- Cao Y X and Huang X. 2021. A deep learning method for building height estimation using high-resolution multi-view imagery over urban areas: a case study of 42 Chinese cities. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112590 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112590]
- Chang B T, Xiong H, Li Y, Pan D, Cui X D and Zhang W M. 2024. ALCSF: an adaptive and anti-noise filtering method for extracting ground and top of canopy from ICESat-2 LiDAR data along single tracks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 215: 80-98 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.07.002]
- Chedid E, Avia K, Dumas V, Ley L, Reibel N, Butterlin G, Soma M, Lopez-Lozano R, Baret F, Merdinoglu D and Duchêne É. 2023. LiDAR is effective in characterizing vine growth and detecting associated genetic loci. *Plant Phenomics*, 5: 0116 [DOI: 10.34133/plantphenomics.0116]
- Chen D, Zhang L Q, Mathiopoulos P T and Huang X F. 2014. A methodology for automated segmentation and reconstruction of urban 3-D buildings from ALS point clouds. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(10): 4199-4217 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2349003]
- Chen J, Liu J J and Tian H B. 2022. Basic directions and technological path for building 3D realistic geospatial scene in China. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 47(10): 1568-1575 (陈军, 刘建军, 田海波. 2022. 实景三维中国建设的基本定位与技术路径. *武汉大学学报(信息科学版)*, 47(10): 1568-1575) [DOI: 10.13203/j.whugis20220576]
- Chen J Y and Shi Y C. 2019. Research progress in solid-state LiDAR. *Opto-Electronic Engineering*, 46(7): 190218 (陈敬业, 时尧成. 2019. 固态激光雷达研究进展. *光电工程*, 46(7): 190218) [DOI: 10.12086/oee.2019.190218]
- Chen P M, Huang H B, Liu J Y, Wang J, Liu C, Zhang N, Su M and Zhang D J. 2023. Leveraging Chinese GaoFen-7 imagery for high-resolution building height estimation in multiple cities. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113802 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113802]
- Chen Y M. 2015. Multi-view Reconstruction of 3D Building Models Based on Airborne and Mobile LiDAR Data. Nanjing: Nanjing University (陈焱明. 2015. 基于机载与车载LiDAR数据的建筑物模型多视三维重建研究. 南京: 南京大学)
- 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]
- Churnside J H. 2014. Review of profiling oceanographic Lidar. *Optical Engineering*, 53(5): 051405 [DOI: 10.1117/1.OE.53.5.051405]
- Cohen B A, Hayne P O, Greenhagen B, Paige D A, Seybold C and Baker J. 2020. Lunar flashlight: illuminating the lunar south pole. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 35(3): 46-52 [DOI: 10.1109/MAES.2019.2950746]
- Coops N C, Tompaski P, Nijland W, Rickbeil G J M, Nielsen S E, Bator C W and Stadt J J. 2016. A forest structure habitat index based on airborne laser scanning data. *Ecological Indicators*, 67: 346-357 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2016.02.057]
- Coops N C, Wulder M A and Iwanicka D. 2009. Demonstration of a satellite-based index to monitor habitat at continental-scales. *Ecological Indicators*, 9(5): 948-958 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2008.11.003]
- Côté J F, Fournier R A and Egli R. 2011. An architectural model of trees to estimate forest structural attributes using terrestrial LiDAR. *Environmental Modelling and Software*, 26(6): 761-777 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2010.12.008]
- Dai Z Y, Zhang L H, Zhang L, Liu X, Zhou Y F and Chen Q. 2023. A method of island elevation control point extraction utilizing ICESat-2 data. *Journal of Geo-information Science*, 25(8): 1559-1569 (戴泽源, 张立华, 张林, 刘翔, 周寅飞, 陈秋. 2023. 适用于海岛的ICESat-2高程控制点提取方法. *地球信息科学学报*, 25(8): 1559-1569) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2023.220868]
- Davies A B, Tambling C J, Kerley G I H and Asner G P. 2016. Effects of vegetation structure on the location of lion kill sites in African thicket. *PLoS One*, 11(2): e0149098 [DOI: 10.1371/journal.pone.

- 0149098]
- de Almeida D R A, Stark S C, Shao G, Schietti J, Nelson B W, Silva C A, Gorgens E B, Valbuena R, de Almeida Papa D and Brancalion P H S. 2019. Optimizing the remote detection of tropical rainforest structure with airborne Lidar: leaf area profile sensitivity to pulse density and spatial sampling. *Remote Sensing*, 11(1): 92 [DOI: 10.3390/rs11010092]
- Droeschel D and Behnke S. 2018. Efficient continuous-time SLAM for 3D Lidar-based online mapping//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, QLD, Australia: IEEE: 5000-5007 [DOI: 10.1109/ICRA.2018.8461000]
- Du L, Gong W, Shi S, Yang J, Sun J, Zhu B and Song S L. 2016. Estimation of rice leaf nitrogen contents based on hyperspectral LiDAR. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 44: 136-143 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.08.008]
- Du S J, Zhang Y S, Zou Z R, Xu S H, He X and Chen S Y. 2017. Automatic building extraction from LiDAR data fusion of point and grid-based features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130: 294-307 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.06.005]
- Du S L, Lindenberg R, Ledoux H, Stoter J and Nan L L. 2019. AdTree: accurate, detailed, and automatic modelling of laser-scanned trees. *Remote Sensing*, 11(18): 2074 [DOI: 10.3390/rs11182074]
- Ebadi K, Bernreiter L, Biggie H, Catt G, Chang Y, Chatterjee A, Denniston C E, Deschênes S P, Harlow K, Khattak S, Nogueira L, Palieri M, Petráček P, Petrlik M, Reinke A, Krátký V, Zhao S B, Agha-Mohammadi A A, Alexis K, Heckman C, Khosoussi K, Kottege N, Morrell B, Hutter M, Pauling F, Pomerleau F, Saska M, Scherer S, Siegwart R, Williams J L and Carlone L. 2024. Present and future of SLAM in extreme environments: The DARPA SubT challenge. *IEEE Transactions on Robotics*, 40: 936-959 [DOI: 10.1109/TRO.2023.3323938]
- Enya K, Kobayashi M, Kimura J, Araki H, Namiki N, Noda H, Kashima S, Oshigami S, Ishibashi K, Yamawaki T, Tohara K, Saito Y, Ozaki M, Mizuno T, Kamata S, Matsumoto K, Sasaki S, Kuramoto K, Sato Y, Yokozawa T, Numata T, Mizumoto S, Mizuno H, Nagamine K, Sawamura A, Tanimoto K, Imai H, Nakagawa H, Kirino O, Green D, Fujii M, Iwamura S, Fujishiro N, Matsumoto Y, Lingenauber K, Kallenbach R, Althaus C, Behnke T, Binger J, Daurskikh A, Eisenmenger H, Heer U, Hüttig C, Lara L M, Lichopoj A, Lötze H G, Lüdicke F, Michaelis H, Pablo Rodriguez Garcia J, Rösner K, Stark A, Steinbrügge G, Thabaut P, Thomas N, del Tognò S, Wahl D, Wendler B, Wickhusen K, Willner K and Hussmann H. 2022. The ganymede laser altimeter (GALA) for the jupiter icy moons explorer (JUICE): mission, science, and instrumentation of its receiver modules. *Advances in Space Research*, 69(5): 2283-2304 [DOI: 10.1016/j.asr.2021.11.036]
- Fekry R, Yao W, Cao L and Shen X. 2022. Ground-based/UAV-LiDAR data fusion for quantitative structure modeling and tree parameter retrieval in subtropical planted forest. *Forest Ecosystems*, 9: 100065 [DOI: 10.1016/j.fecs.2022.100065]
- Feng Y H, Su Y J, Wang J T, Yan J B, Qi X T, Maeda E, Zhao X X, Liu X Q, Wu X Y, Yang C, Pan J M, Dong K, Zhang D H, Hu T Y, Fang J Y and Nunes M. 2024. L1-Tree: A novel algorithm for constructing 3D tree models and estimating branch architectural traits using terrestrial laser scanning data. *Remote Sensing of Environment*, 314: 114390 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114390]
- Forero M G, Murcia H F, Méndez D and Betancourt-Lozano J. 2022. LiDAR Platform for acquisition of 3D plant phenotyping database. *Plants*, 11(17): 2199 [DOI: 10.3390/plants11172199]
- Fu Y W, Xu G C, Gao S, Feng L M, Guo Q H and Yang H T. 2022. LiDAR reveals the process of vision-mediated predator-prey relationships. *Remote Sensing*, 14(15): 3730 [DOI: 10.3390/rs14153730]
- Fu Y W, Xu G C, Li Y M, Gao S, Guo Q H and Yang H T. 2023. Technological innovation facilitates the practice of “three-dimensional ecology”. *iScience*, 26(1): 105767 [DOI: 10.1016/j.isci.2022.105767]
- Fujiwara A, Kawaguchi J, Yeomans D K, Abe M, Mukai T, Okada T, Saito J, Yano H, Yoshikawa M, Scheeres D J, Barnouin-Jha O, Cheng A F, Demura H, Gaskell R W, Hirata N, Ikeda H, Kominato T, Miyamoto H, Nakamura A M, Nakamura R, Sasaki S and Uesugi K. 2006. The rubble-pile asteroid itokawa as observed by hayabusa. *Science*, 312(5778): 1330-1334 [DOI: 10.1126/science.1125841]
- Gámez S and Harris N C. 2022. Conceptualizing the 3D niche and vertical space use. *Trends in Ecology and Evolution*, 37(11): 953-962 [DOI: 10.1016/j.tree.2022.06.012]
- Garabedian J E, Moorman C E, Nils Peterson M and Kilgo J C. 2017. Use of LiDAR to define habitat thresholds for forest bird conservation. *Forest Ecology and Management*, 399: 24-36 [DOI: 10.1016/j.foreco.2017.05.024]
- Gläser P, Haase I, Oberst J and Neumann G A. 2013. Co-registration of laser altimeter tracks with digital terrain models and applications in planetary science. *Planetary and Space Science*, 89: 111-117 [DOI: 10.1016/j.pss.2013.09.012]
- Golovinskiy A and Funkhouser T. 2009. Min-cut based segmentation of point clouds//Proceedings of the 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops. Kyoto, Japan: IEEE: 39-46 [DOI: 10.1109/ICCVW.2009.5457721]
- Gouveia S F, Villalobos F, Dobrovolski R, Beltrão-Mendes R and Ferrari S F. 2014. Forest structure drives global diversity of primates. *Journal of Animal Ecology*, 83(6): 1523-1530 [DOI: 10.1111/1365-2656.12241]
- Gril E, Laslier M, Gallet-Moron E, Durrieu S, Spicher F, Le Roux V, Brasseur B, Haesen S, Van Meerbeek K, Decocq G, Marrec R and Lenoir J. 2023. Using airborne LiDAR to map forest microclimate temperature buffering or amplification. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113820 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113820]
- Gröger G and Plümer L. 2012. CityGML - Interoperable semantic 3D city models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 71: 12-33 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.04.004]
- Guo Q H, Liang X L, Li W K, Jin S C, Guan H C, Cheng K, Su Y J and Tao S L. 2022. LiDAR remote sensing of forest ecosystems: applications and prospects//Li B, Shi X, Zhu A X, Wang C Z and Lin H, eds. *New Thinking in GIScience*. Singapore: Springer: 221-231 [DOI: 10.1007/978-981-19-3816-0_24]
- Guo Q H, Su Y J, Hu T Y, Guan H C, Jin S C, Zhang J, Zhao X X, Xu K X, Wei D J, Kelly M and Coops N C. 2021. Lidar boosts 3D ecological observations and modelings: a review and perspective.

- IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 9(1): 232-257 [DOI: 10.1109/MGRS.2020.3032713]
- Guo Q H, Wu F F, Pang S X, Zhao X Q, Chen L H, Liu J, Xue B L, Xu G C, Li L, Jing H C and Chu C C. 2018. Crop 3D—a LiDAR based platform for 3D high-throughput crop phenotyping. *Science China Life Sciences*, 61(3): 328-339 [DOI: 10.1007/s11427-017-9056-0]
- Guo Z, Xu R, Feng C C and Zeng Z. 2024. PIF-Net: a deep point-image fusion network for multimodality semantic segmentation of very high-resolution imagery and aerial point cloud. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5700615 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3342477]
- He Q D, Peng J L, Jiang Z K, Wu K, Ji X Z, Zhang J N, Wang Y B, Wang C J, Chen M G and Wu Y S. 2024. UniM-OV3D: uni-modality open-vocabulary 3D scene understanding with fine-grained feature representation//*Proceedings of the Thirty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Jeju, South Korea: IJCAI: 812-820 [DOI: 10.24963/ijcai.2024/90]
- Hertz A, Hanocka R, Giryes R and Cohen-Or D. 2020. PointGMM: a neural GMM network for point clouds//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, WA, USA: IEEE: 12051-12060 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01207]
- Hickman G D and Hogg J E. 1969. Application of an airborne pulsed laser for near shore bathymetric measurements. *Remote Sensing of Environment*, 1(1): 47-58 [DOI: 10.1016/S0034-4257(69)90088-1]
- Hong Y N, Zhen H Y, Chen P H, Zheng S H, Du Y L, Chen Z F and Gan C. 2023. 3D-LLM: injecting the 3D world into large language models//*Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New Orleans, LA, USA: Curran Associates Inc.: 900 [DOI: 10.48550/arXiv.2307.12981]
- Hu J R, Chen X H, Feng B Y, Li G L, Yang L J, Bao H J, Zhang G F and Cui Z P. 2024. CG-SLAM: efficient dense RGB-D SLAM in a consistent uncertainty-aware 3D Gaussian field//*Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision*. Milan, Italy: Springer: 93-112 [DOI: 10.1007/978-3-031-72698-9_6]
- Hu Q Y, Yang B, Khalid S, Xiao W, Trigoni N and Markham A. 2021. Towards semantic segmentation of urban-scale 3D point clouds: a dataset, benchmarks and challenges//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville, TN, USA: IEEE: 4975-4985 [DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00494]
- Hu Q Y, Yang B, Xie L Y, Rosa S, Guo Y L, Wang Z H, Trigoni N and Markham A. 2019. RandLA-Net: efficient semantic segmentation of large-scale point clouds//*Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, WA, USA: IEEE: 11105-11114 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01112]
- Hu W M, Di K C, Liu Z Q and Ping J S. 2013. A new lunar global DEM derived from Chang'E-1 Laser Altimeter data based on crossover adjustment with local topographic constraint. *Planetary and Space Science*, 87: 173-182 [DOI: 10.1016/j.pss.2013.08.004]
- Hu W M, Di K C, Yue Z Y and Liu Z Q. 2013. Crossover analysis and adjustment for chang'e-1 laser altimeter data. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 42(2): 218-224 (胡文敏, 邸凯昌, 岳宗玉, 刘召芹. 2013. 嫦娥一号激光高度计数据交叉点分析与平差处理. *测绘学报*, 42(2): 218-224)
- Huang H B, Liu C X, Wang X Y, Zhou X L and Gong P. 2019. Integration of multi-resource remotely sensed data and allometric models for forest aboveground biomass estimation in China. *Remote Sensing of Environment*, 221: 225-234 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.017]
- Huang H J, Li L W, Cheng H and Yeung S K. 2023. Photo-SLAM: real-time simultaneous localization and photorealistic mapping for monocular, stereo, and RGB-D cameras//*Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, WA, USA: IEEE: 21584-21593 [DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.02039]
- Huang L W, Li S Q, Zhu A Q, Fan X Y, Zhang C Y and Wang H Y. 2018. Non-contact body measurement for Qinchuan cattle with LiDAR sensor. *Sensors*, 18(9): 3014 [DOI: 10.3390/s18093014]
- Huang X S, Mei G F, Zhang J and Abbas R. 2021. A comprehensive survey on point cloud registration. *arXiv*: 2103.02690 [DOI: 10.48550/arXiv.2103.02690]
- Ivanova N V and Shashkov M P. 2017. Biodiversity databases in Russia: towards a national portal. *Arctic Science*, 3(3): 560-576 [DOI: 10.1139/as-2016-0050]
- Jaboyedoff M, Oppikofer T, Abellán A, Derron M H, Loye A, Metzger R and Pedrazzini A. 2012. Use of LIDAR in landslide investigations: a review. *Natural Hazards*, 61(1): 5-28 [DOI: 10.1007/s11069-010-9634-2]
- Jarząbek-Rychard M and Borkowski A. 2016. 3D building reconstruction from ALS data using unambiguous decomposition into elementary structures. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 118: 1-12 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.04.005]
- Jin S C, Su Y J, Gao S, Wu F F, Ma Q, Xu K X, Ma Q, Hu T Y, Liu J, Pang S X, Guan H C, Zhang J and Guo Q H. 2020a. Separating the structural components of maize for field phenotyping using terrestrial LiDAR data and deep convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2644-2658 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2953092]
- Jin S C, Su Y J, Song S L, Xu K X, Hu T Y, Yang Q L, Wu F F, Xu G C, Ma Q, Guan H C, Pang S X, Li Y M and Guo Q H. 2020b. Non-destructive estimation of field maize biomass using terrestrial lidar: an evaluation from plot level to individual leaf level. *Plant Methods*, 16(1): 69 [DOI: 10.1186/s13007-020-00613-5]
- Jin S C, Su Y J, Wu F F, Pang S X, Gao S, Hu T Y, Liu J and Guo Q H. 2019. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(3): 1336-1346 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2866056]
- Jin S C, Su Y J, Zhang Y G, Song S L, Li Q, Liu Z H, Ma Q, Ge Y, Liu L L, Ding Y F, Baret F and Guo Q H. 2021. Exploring seasonal and circadian rhythms in structural traits of field maize from LiDAR time series. *Plant Phenomics*, 2021: 9895241 [DOI: 10.34133/2021/9895241]
- Jin S Z, Barath D, Pollefeys M and Armeni I. 2024. Q-REG: end-to-end trainable point cloud registration with surface curvature//*Proceedings of 2024 International Conference on 3D Vision*. Davos, Swit-

- zerland: IEEE: 1330-1339 [DOI: 10.1109/3DV62453.2024.00120]
- Johnson L K, Mahoney M J, Bevilacqua E, Stehman S V, Domke G M and Beier C M. 2022. Fine-resolution landscape-scale biomass mapping using a spatiotemporal patchwork of LiDAR coverages. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 114: 103059 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103059]
- Kamalakar J A, Laxmi Prasad A S, Bhaskar K V S, Selvaraj P, Venkateswaran R, Kalyani K, Goswami A and Sridhar Raja V L N. 2009. Lunar Laser Ranging Instrument (LLRI): a tool for the study of topography and gravitational field of the Moon. *Current Science*, 96(4): 512-516
- Kamoske A G, Dahlin K M, Read Q D, Record S, Stark S C, Serbin S P and Zarnetske P L. 2022. Towards mapping biodiversity from above: Can fusing lidar and hyperspectral remote sensing predict taxonomic, functional, and phylogenetic tree diversity in temperate forests? *Global Ecology and Biogeography*, 31(7): 1440-1460 [DOI: 10.1111/geb.13516]
- Kang Z Z and Yang J T. 2018. A probabilistic graphical model for the classification of mobile LiDAR point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 143: 108-123 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.04.018]
- Keitt T H and Abelson E S. 2021. Ecology in the age of automation: technology is revolutionizing the study of organisms in their natural environment. *Science*, 373(6557): 858-859 [DOI: 10.1126/science.abi4692]
- Kemppinen J, Lembrechts J J, Van Meerbeek K, Carnicer J, Chardon N I, Kardol P, Lenoir J, Liu D J, Maclean I, Pergl J, Saccone P, Senior R A, Shen T, Słowińska S, Vandvik V, von Oppen J, Aalto J, Ayalew B, Bates O, Bertelsmeier C, Bertrand R, Beugnon R, Borderieux J, Brūna J, Buckley L, Bujan J, Casanova-Katny A, Christiansen D M, Collart F, De Lombaerde E, De Pauw K, Depauw L, Di Musciano M, Díaz Borrego R, Díaz-Calafat J, Ellis-Soto D, Esteban R, de Jong G F, Gallois E, Garcia M B, Gillerot L, Greiser C, Gril E, Haesen S, Hampe A, Hedwall P O, Hes G, Hespanhol H, Hoffrén R, Hylander K, Jiménez-Alfaro B, Jucker T, Klimes D, Kolstela J, Kopecký M, Kovács B, Maeda E E, Máliš F, Man M, Mathiak C, Meineri E, Naujokaitis-Lewis I, Nijs I, Normand S, Nuñez M, Orzechowska A, Peña-Aguilera P, Pincebourde S, Plichta R, Quick S, Renault D, Ricci L, Rissanen T, Segura-Hernández L, Selvi F, Serra-Diaz J M, Soifer L, Spicher F, Svenning J C, Tamian A, Thomaes A, Thoonen M, Trew B, Van de Vondel S, van den Brink L, Vangansbeke P, Verdonck S, Vitkova M, Vives-Inglá M, von Schmalensee L, Wang R X, Wild J, Williamson J, Zellweger F, Zhou X Q, Zuza E J and De Frenne P. 2024. Microclimate, an important part of ecology and biogeography. *Global Ecology and Biogeography*, 33(6): e13834 [DOI: 10.1111/geb.13834]
- Kong D M, Xu L J and Li X L. 2013. A new method for building roof segmentation from airborne LiDAR point cloud data. *Measurement Science and Technology*, 24(9): 095402 [DOI: 10.1088/0957-0233/24/9/095402]
- Koppel K, Zalite K, Voormansik K and Jagdhuber T. 2017. Sensitivity of Sentinel-1 backscatter to characteristics of buildings. *International Journal of Remote Sensing*, 38(22): 6298-6318 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1353160]
- Krabill W B, Collins J G, Link L E, Swift R N and Butler M L. 1984. Airborne laser topographic mapping results. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 50(6): 685-694.
- Kreslavsky M A, Head J W, Neumann G A, Zuber M T and Smith D E. 2014. Kilometer-scale topographic roughness of Mercury: correlation with geologic features and units. *Geophysical Research Letters*, 41(23): 8245-8251 [DOI: 10.1002/2014GL062162]
- Kükenbrink D, Schneider F D, Schmid B, Gastellu-Etcheberry J P, Schaeppman M E and Morsdorf F. 2021. Modelling of three-dimensional, diurnal light extinction in two contrasting forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 296: 108230 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108230]
- Kumazaki H, Muramatsu T, Yoshikawa Y, Matsumoto Y, Ishiguro H, Kikuchi M, Sumiyoshi T and Mimura M. 2020. Optimal robot for intervention for individuals with autism spectrum disorders. *Psychiatry and Clinical Neurosciences*, 74(11): 581-586 [DOI: 10.1111/pcn.13132]
- Landrieu L, Raguet H, Vallet B, Mallet C and Weinmann M. 2017. A structured regularization framework for spatially smoothing semantic labelings of 3D point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 132: 102-118 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.08.010]
- Lang N, Jetz W, Schindler K and Wegner J D. 2023. A high-resolution canopy height model of the Earth. *Nature Ecology and Evolution*, 7(11): 1778-1789 [DOI: 10.1038/s41559-023-02206-6]
- Lao J Y, Wang C, Zhu X X, Xi X H, Nie S, Wang J L, Cheng F and Zhou G Q. 2021. Retrieving building height in urban areas using ICESat-2 photon-counting LiDAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104: 102596 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102596]
- Lee T and Kim T. 2013. Automatic building height extraction by volumetric shadow analysis of monoscopic imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 34(16): 5834-5850 [DOI: 10.1080/01431161.2013.796434]
- Lenoir J, Gril E, Durrieu S, Horen H, Laslier M, Lembrechts J J, Zellweger F, Alleaume S, Brasseur B, Buridant J, Dayal K, De Frenne P, Gallet-Moron E, Marrec R, Meeussen C, Rocchini D, van Meerbeek K and Decocq G. 2022. Unveil the unseen: using LiDAR to capture time-lag dynamics in the herbaceous layer of European temperate forests. *Journal of Ecology*, 110(2): 282-300 [DOI: 10.1111/1365-2745.13837]
- Lenoir J, Hattab T and Pierre G. 2017. Climatic microrefugia under anthropogenic climate change: implications for species redistribution. *Ecography*, 40(2): 253-266 [DOI: 10.1111/ecog.02788]
- Li B B, Xie H, Liu S J, Xi Y T, Liu C D, Xu Y S, Ye Z, Hong Z H, Weng Q H, Sun Y, Xu Q and Tong X H. 2024a. A high-quality global elevation control point dataset from ICESat-2 altimeter data. *International Journal of Digital Earth*, 17(1): 2361724 [DOI: 10.1080/17538947.2024.2361724]
- Li B B, Xie H, Tong X H, Tang H and Liu S J. 2023a. A global-scale DEM elevation correction model using ICESat-2 laser altimetry data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61:

- 4408715 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3321956]
- Li B B, Xie H, Tong X H, Tang H, Liu S J, Jin Y M, Wang C and Ye Z. 2022. High-accuracy laser altimetry global elevation control point dataset for satellite topographic mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4411416 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3177026]
- Li B B, Xie H, Tong X H, Ye D, Sun K P and Li M. 2020. Land cover classification using ICESat-2 data with random forest. *Infrared and Laser Engineering*, 49(11): 20200292 (李彬彬, 谢欢, 童小华, 叶丹, 孙凯鹏, 李铭. 2020. 基于随机森林的ICESat-2卫星数据地表覆盖分类. *红外与激光工程*, 49(11): 20200292) [DOI: 10.3788/IRLA20200292]
- Li L H, Wang R W and Zhang X P. 2021. A tutorial review on point cloud registrations: principle, classification, comparison, and technology challenges. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021: 9953910 [DOI: 10.1155/2021/9953910]
- Li M M, Koks E, Taubenböck H and van Vliet J. 2020a. Continental-scale mapping and analysis of 3D building structure. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111859 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111859]
- Li P F, Li D, Hu J F, Fassnacht F E, Latifi H, Yao W Q, Gao J J, Chan F K S, Dang T M and Tang F Q. 2024b. Improving the application of UAV-LiDAR for erosion monitoring through accounting for uncertainty in DEM of difference. *CATENA*, 234: 107534 [DOI: 10.1016/j.catena.2023.107534]
- Li W K, Guo Q H, Jakubowski M K and Kelly M. 2012. A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 78(1): 75-84 [DOI: 10.14358/PERS.78.1.75]
- Li W K, Hu X M, Su Y J, Tao S L, Ma Q and Guo Q H. 2024c. A new method for voxel-based modelling of three-dimensional forest scenes with integration of terrestrial and airborne LiDAR data. *Methods in Ecology and Evolution*, 15(3): 569-582 [DOI: 10.1111/2041-210X.14290]
- Li X C, Zhou Y Y, Gong P, Seto K C and Clinton N. 2020b. Developing a method to estimate building height from Sentinel-1 data. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111705 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111705]
- Li X W, Zheng Z J, Xu C, Zhao P, Chen J H, Wu J C, Zhao X M, Mu X, Zhao D and Zeng Y. 2023b. Individual tree-based forest species diversity estimation by classification and clustering methods using UAV data. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 11: 1139458 [DOI: 10.3389/fevo.2023.1139458]
- Li Y and Wu B. 2021. Relation-constrained 3D reconstruction of buildings in metropolitan areas from photogrammetric point clouds. *Remote Sensing*, 13(1): 129 [DOI: 10.3390/rs13010129]
- Li Y, Wu B and Ge X M. 2019. Structural segmentation and classification of mobile laser scanning point clouds with large variations in point density. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 153: 151-165 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.05.007]
- Li Y L, Wen W L, Fan J C, Gou W B, Gu S H, Lu X J, Yu Z T, Wang X D and Guo X Y. 2023c. Multi-source data fusion improves time-series phenotype accuracy in maize under a field high-throughput phenotyping platform. *Plant Phenomics*, 5: 0043 [DOI: 10.34133/plantphenomics.0043]
- Li Y M, Guo Q H, Wan B, Qin H N, Wang D Z, Xu K X, Song S L, Sun Q H, Zhao X X, Yang M H, Wu X Y, Wei D J, Hu T Y and Su Y J. 2021. Current status and prospect of three-dimensional dynamic monitoring of natural resources based on LiDAR. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 381-402 (李玉美, 郭庆华, 万波, 秦宏楠, 王德智, 徐可心, 宋师琳, 孙千惠, 赵晓霞, 杨默含, 吴晓永, 魏邓杰, 胡天宇, 苏艳军. 2021. 基于激光雷达的自然资源三维动态监测现状与展望. *遥感学报*, 25(1): 381-402) [DOI: 10.11834/jrs.20210351]
- Li Y M, Su Y J, Zhao X X, Yang M H, Hu T Y, Zhang J, Liu J, Liu M and Guo Q H. 2020c. Retrieval of tree branch architecture attributes from terrestrial laser scan data using a Laplacian algorithm. *Agricultural and Forest Meteorology*, 284: 107874 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107874]
- Li Z Y, Liu Q W and Pang Y. 2016. Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1138-1150 (李增元, 刘清旺, 庞勇. 2016. 激光雷达森林参数反演研究进展. *遥感学报*, 20(5): 1138-1150) [DOI: 10.11834/jrs.20165130]
- Liu A B, Cheng X and Chen Z Q. 2021a. Performance evaluation of GEDI and ICESat-2 laser altimeter data for terrain and canopy height retrievals. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112571 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112571]
- Liu C, Calders K, Origo N, Disney M, Meunier F, Woodgate W, Gastellu-Etchegorry J P, Nightingale J, Honkavaara E, Hakala T, Markelin L and Verbeeck H. 2023a. Reconstructing the digital twin of forests from a 3D library: quantifying trade-offs for radiative transfer modeling. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113832 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113832]
- Liu C D, Li J, Tang Q H, Qi J W and Zhou X H. 2022a. Classifying the nunivak island coastline using the random forest integration of the sentinel-2 and ICESat-2 data. *Land*, 11(2): 240 [DOI: 10.3390/land11020240]
- Liu F S, Song Q F, Zhao J K, Mao L X, Bu H Y, Hu Y and Zhu X G. 2021b. Canopy occupation volume as an indicator of canopy photosynthetic capacity. *New Phytologist*, 232(2): 941-956 [DOI: 10.1111/nph.17611]
- Liu S Y, Jin S C, Guo Q H, Zhu Y and Baret F. 2020. An algorithm for estimating field wheat canopy light interception based on Digital Plant Phenotyping Platform. *Smart Agriculture*, 2(1): 87-98 (刘守阳, 金时超, 郭庆华, 朱艳, Baret F. 2020. 基于数字化植物表型平台(D3P)的田间小麦冠层光截获算法开发. *智慧农业(中英文)*, 2(1): 87-98) [DOI: 10.12133/j.smartag.2020.2.1.202002-SA004]
- Liu W W, Atherton J, Möttus M, Gastellu-Etchegorry J P, Malenovsky Z, Raunonen P, Åkerblom M, Mäkipää R and Porcar-Castell A. 2019. Simulating solar-induced chlorophyll fluorescence in a boreal forest stand reconstructed from terrestrial laser scanning measurements. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111274 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111274]
- Liu X Q, Feng Y H, Hu T Y, Luo Y, Zhao X X, Wu J, Maeda E, Ju W M, Liu L L, Guo Q H and Su Y J. 2024. Enhancing ecosystem productivity and stability with increasing canopy structural complexity in global forests. *Science Advances*, 10(20): ead11947

- [DOI: 10.1126/sciadv.adl1947]
- Liu X Q, Ma Q, Wu X Y, Hu T Y, Liu Z H, Liu L L, Guo Q H and Su Y J. 2022b. A novel entropy-based method to quantify forest canopy structural complexity from multiplatform lidar point clouds. *Remote Sensing of Environment*, 282: 113280 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113280]
- Liu X Q, Su Y J, Hu T Y, Yang Q L, Liu B B, Deng Y F, Tang H, Tang Z Y, Fang J Y and Guo Q H. 2022c. Neural network guided interpolation for mapping canopy height of China's forests by integrating GEDI and ICESat-2 data. *Remote Sensing of Environment*, 269: 112844 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112844]
- Liu X S, Dong X J, Qian J R, Guo C, Zhao J C and Zhan J Q. 2024. Airborne LiDAR-based debris flow material sources remote sensing recognition in lush mountainous area. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 49(3): 400-410 (刘小莎, 董秀军, 钱济人, 郭晨, 赵俊丞, 詹佳琪. 2024. 高植被山区泥石流物源 LiDAR 遥感精细识别方法研究. *武汉大学学报(信息科学版)*, 49(3): 400-410) [DOI: 10.13203/j.whugis20210486]
- Liu Y X, Guo K, He X F, Xu W X and Feng Y K. 2017. Research progress of airborne laser bathymetry technology. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 42(9): 1185-1194 (刘焱雄, 郭锴, 何秀凤, 徐文学, 冯义楷. 2017. 机载激光测深技术及其研究进展. *武汉大学学报(信息科学版)*, 42(9): 1185-1194) [DOI: 10.13203/j.whugis20150779]
- Liu Z H, Jin S C, Liu X Q, Yang Q L, Li Q, Zang J R, Li Z F, Hu T Y, Guo Z F, Wu J, Jiang D and Su Y J. 2023b. Extraction of wheat spike phenotypes from field-collected lidar data and exploration of their relationships with wheat yield. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 4410813 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3333344]
- Loarie S R, Tambling C J and Asner G P. 2013. Lion hunting behavior and vegetation structure in an African savanna. *Animal Behaviour*, 85(5): 899-906 [DOI: 10.1016/j.anbehav.2013.01.018]
- Lone K, Loe L E, Gobakken T, Linnell J D C, Odden J, Remmen J and Mysterud A. 2014. Living and dying in a multi-predator landscape of fear: roe deer are squeezed by contrasting pattern of predation risk imposed by lynx and humans. *Oikos*, 123(6): 641-651 [DOI: 10.1111/j.1600-0706.2013.00938.x]
- Lowe C J, McGrath C N, Hancock S, Davenport I, Todd S, Hansen J, Woodhouse I, Norrie C and Macdonald M. 2024. Spacecraft and optics design considerations for a spaceborne lidar mission with spatially continuous global coverage. *Acta Astronautica*, 214: 809-816 [DOI: 10.1016/j.actaastro.2023.10.042]
- Lu D S, Chen Q, Wang G X, Liu L J, Li G Y and Moran E. 2016. A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*, 9(1): 63-105 [DOI: 10.1080/17538947.2014.990526]
- Lu X C, Guo Q H, Li W K and Flanagan J. 2014a. A bottom-up approach to segment individual deciduous trees using leaf-off lidar point cloud data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 94: 1-12 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.03.014]
- Lu X M, Hu Y X, Trepte C, Zeng S and Churnside J H. 2014b. Ocean subsurface studies with the CALIPSO spaceborne lidar. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 119(7): 4305-4317 [DOI: 10.1002/2014JC009970]
- Luo S Z, Liu W W, Zhang Y Q, Wang C, Xi X H, Nie S, Ma D, Lin Y and Zhou G Q. 2021. Maize and soybean heights estimation from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 182: 106005 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106005]
- Ma H C, Yao C J and Zhang S D. 2008. Some technical issues of airborne LIDAR system applied to Wenchuan earthquake relief works. *Journal of Remote Sensing*, 12(6): 925-932 (马洪超, 姚春静, 张生德. 2008. 机载激光雷达在汶川地震应急响应中的若干关键问题探讨. *遥感学报*, 12(6): 925-932) [DOI: 10.11834/jrs.200806124]
- Ma J M. 2023. Extraction Method of Forest Ground Control Points Based on ICESat-2 Data. Harbin: Northeast Forestry University (马建明. 2023. 基于 ICESat-2 数据的林下地面控制点提取方法研究. 哈尔滨: 东北林业大学)
- Ma L X, Zheng G, Ying Q, Hancock S, Ju W M and Yu D S. 2021. Characterizing the three-dimensional spatiotemporal variation of forest photosynthetically active radiation using terrestrial laser scanning data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 301-302: 108346 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108346]
- Ma Q, Lin J, Ju Y, Li W K, Liang L and Guo Q H. 2023a. Individual structure mapping over six million trees for New York City USA. *Scientific Data*, 10(1): 102 [DOI: 10.1038/s41597-023-02000-w]
- Ma X, Zheng G, Chi X, Yang L, Geng Q, Li J R and Qiao Y F. 2023b. Mapping fine-scale building heights in urban agglomeration with spaceborne lidar. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113392 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113392]
- Maclean I M D and Klings D H. 2021. Microclime: a mechanistic model of above, below and within-canopy microclimate. *Ecological Modelling*, 451: 109567 [DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2021.109567]
- Makhlofi A and Kallel A. 2023. Inversion of a new designed ANN-Based 3-D-RTM emulator by continuous MCMC technique to monitor crop biophysical properties using sentinel-2 images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 4406714 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3297363]
- Mariscal M J, Martens S N, Ustin S L, Chen J, Weiss S B and Roberts D A. 2004. Light-transmission profiles in an old-growth forest canopy: simulations of photosynthetically active radiation by using spatially explicit radiative transfer models. *Ecosystems*, 7(5): 454-467 [DOI: 10.1007/s10021-004-0137-4]
- Marselis S M, Keil P, Chase J M and Dubayah R. 2022. The use of GEDI canopy structure for explaining variation in tree species richness in natural forests. *Environmental Research Letters*, 17(4): 045003 [DOI: 10.1088/1748-9326/ac583f]
- Matasci G, Hermosilla T, Wulder M A, White J C, Coops N C, Hobart G W, Bolton D K, Tompalski P and Bater C W. 2018. Three decades of forest structural dynamics over Canada's forested ecosystems using Landsat time-series and lidar plots. *Remote Sensing of Environment*, 216: 697-714 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.07.024]
- Matsuki H, Murai R, Kelly P H J and Davison A J. 2023. Gaussian

- splatting SLAM//Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA, USA: IEEE: 18039-18048 [DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01708]
- Mazarico E, Neumann G A, Rowlands D D and Smith D E. 2010. Geodetic constraints from multi-beam laser altimeter crossovers. *Journal of Geodesy*, 84(6): 343-354 [DOI: 10.1007/s00190-010-0379-1]
- Mei J, Zhang L Q, Wu S H, Wang Z and Zhang L. 2017. 3D tree modeling from incomplete point clouds via optimization and L_1 -MST. *International Journal of Geographical Information Science*, 31(5): 999-1021 [DOI: 10.1080/13658816.2016.1264075]
- Melin M, Matala J, Mehtätalo L, Pusenius J and Packalen P. 2016. Ecological dimensions of airborne laser scanning — Analyzing the role of forest structure in moose habitat use within a year. *Remote Sensing of Environment*, 173: 238-247 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.07.025]
- Molebny V, Kamerman G and Steinvall O. 2010. Laser radar: from early history to new trends//Proceedings of SPIE 7835, Electro-Optical Remote Sensing, Photonic Technologies, and Applications IV, Toulouse, France: SPIE: 9-38 [DOI: 10.1117/12.867906]
- Montagnon E, Budnik F, Casale M, de la Fuente S, Martinez S, Murakami G, Ogawa M, Seki T, Steiger C and Yamashita M. 2021. BepiColombo ground segment and mission operations. *Space Science Reviews*, 217(2): 32 [DOI: 10.1007/s11214-021-00805-y]
- Nan L L and Wonka P. 2017. Polyfit: polygonal surface reconstruction from point clouds//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE: 2372-2380 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.258]
- Nelson R. 2013. How did we get here? An early history of forestry lidar. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(sup1): S6-S17 [DOI: 10.5589/m13-011]
- Nelson R, Krabill W and MacLean G. 1984. Determining forest canopy characteristics using airborne laser data. *Remote Sensing of Environment*, 15(3): 201-212 [DOI: 10.1016/0034-4257(84)90031-2]
- Neumann G A, Rowlands D D, Lemoine F G, Smith D E and Zuber M T. 2001. Crossover analysis of mars orbiter laser altimeter data. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 106(E10): 23753-23768 [DOI: 10.1029/2000JE001381]
- Nunes M H, Camargo J L C, Vincent G, Calders K, Oliveira R S, Huete A, Mendes de Moura Y, Nelson B, Smith M N, Stark S C and Maeda E E. 2022. Forest fragmentation impacts the seasonality of Amazonian evergreen canopies. *Nature Communications*, 13(1): 917 [DOI: 10.1038/s41467-022-28490-7]
- Ouyang Z Y. 2004. Scientific objectives of Chinese lunar exploration project and development strategy. *Advance in Earth Sciences*, 19(3): 351-358 (欧阳自远. 2004. 我国月球探测的总体科学目标与发展战略. *地球科学进展*, 19(3): 351-358) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2004.03.001]
- Pang Y, Li Z Y, Chen E X and Sun G Q. 2005. Lidar remote sensing technology and its application in forestry. *Scientia Silvae Sinicae*, 41(3): 129-136 (庞勇, 李增元, 陈尔学, 孙国清. 2005. 激光雷达技术及其在林业上的应用. *林业科学*, 41(3): 129-136) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-7488.2005.03.022]
- Pang Y, Zhao F, Li Z Y, Zhou S F, Deng G, Liu Q W and Chen E X. 2021. Forest height inversion using airborne lidar technology. *National Remote Sensing Bulletin*, 12(1): 152-158 (庞勇, 赵峰, 李增元, 周淑芳, 邓广, 刘清旺, 陈尔学. 2021. 机载激光雷达平均树高提取研究. *遥感学报*, 12(1): 152-158) [DOI: 10.11834/jrs.20080120]
- Panjvani K, Dinh A V and Wahid K A. 2019. LiDARPheno - A low-cost LiDAR-based 3D scanning system for leaf morphological trait extraction. *Frontiers in Plant Science*, 10: 147 [DOI: 10.3389/fpls.2019.00147]
- Parrish C E, Magruder L A, Neuenschwander A L, Forfinski-Sarkozi N, Alonzo M and Jasinski M. 2019. Validation of ICESat-2 ATLAS bathymetry and analysis of ATLAS's bathymetric mapping performance. *Remote Sensing*, 11(14): 1634 [DOI: 10.3390/rs11141634]
- Patrick McCormick M. 2005. Airborne and spaceborne lidar//Weitkamp C, ed. *Lidar: Range-Resolved Optical Remote Sensing of the Atmosphere*. New York: Springer: 355-397 [DOI: 10.1007/0-387-25101-4_13]
- Patterson P L, Healey S P, Ståhl G, Saarela S, Holm S, Andersen H E, Dubayah R O, Duncanson L, Hancock S, Armston J, Kellner J R, Cohen W B and Yang Z Q. 2019. Statistical properties of hybrid estimators proposed for GEDI—NASA's global ecosystem dynamics investigation. *Environmental Research Letters*, 14(6): 065007 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab18df]
- Pauls J, Zimmer M, Kelly U M, Schwartz M, Saatchi S, Ciais P, Pokutta S, Brandt M and Gieseke F. 2024. Estimating canopy height at scale//Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning. Vienna, Austria: OpenReview.net
- Pearce M T, Agarwala A and Fisher D S. 2020. Stabilization of extensive fine-scale diversity by ecologically driven spatiotemporal chaos. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 117(25): 14572-14583 [DOI: 10.1073/pnas.1915313117]
- Peng K D, Xie H, Xu Q, Huang P Q and Liu Z Y. 2022. A physics-assisted convolutional neural network for bathymetric mapping using ICESat-2 and sentinel-2 data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4210513 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3213248]
- Puente I, González-Jorge H, Arias P and Armesto J. 2011. Land-based mobile laser scanning systems: a review. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII-5/W12: 163-168 [DOI: 10.5194/isprsarchives-XXXVIII-5-W12-163-2011]
- Qi C R, Su H, Mo K C and Guibas L J. 2017a. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE: 77-85 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.16]
- Qi C R, Yi L, Su H and Guibas L J. 2017b. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, CA, USA: Curran Associates Inc.: 5105-5114
- Qi J B, Xie D H, Yin T G, Yan G J, Gastellu-Etchegorry 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]
- Qi Z K, Dong R P, Zhang S C, Geng H R, Han C R, Ge Z, Yi L and Ma K S. 2024. ShapeLLM: universal 3D object understanding for embodied interaction//Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision. Milan, Italy: Springer: 214-238 [DOI: 10.1007/978-3-031-72775-7_13]
- Raumonen P, Kaasalainen M, Åkerblom M, Kaasalainen S, Kaartinen H, Vastaranta M, Holopainen M, Disney M and Lewis P. 2013. Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data. *Remote Sensing*, 5(2): 491-520 [DOI: 10.3390/rs5020491]
- Ridge J T, DiGiacomo A E, Rodriguez A B, Himmelstein J D and Johnston D W. 2023. Comparison of 3D structural metrics on oyster reefs using unoccupied aircraft photogrammetry and terrestrial LiDAR across a tidal elevation gradient. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 9(4): 501-511 [DOI: 10.1002/rse2.324]
- Schnabel R, Wahl R and Klein R. 2007. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. *Computer Graphics Forum*, 26(2): 214-226 [DOI: 10.1111/j.1467-8659.2007.01016.x]
- Schneider F D, Leiterer R, Morsdorf F, Gastellu-Etchegorry J P, Laurent N, Pfeifer N and Schaepman M E. 2014. Simulating imaging spectrometer data: 3D forest modeling based on LiDAR and in situ data. *Remote Sensing of Environment*, 152: 235-250 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.06.015]
- Schulz W H. 2007. Landslide susceptibility revealed by LIDAR imagery and historical records, Seattle, Washington. *Engineering Geology*, 89(1-2): 67-87 [DOI: 10.1016/j.enggeo.2006.09.019]
- Shan J and Aparajithan S. 2005. Urban DEM generation from raw lidar data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(2): 217-226 [DOI: 10.14358/PERS.71.2.217]
- Shan J, Tian X X, Li S and Li R F. 2022. Advances of spaceborne laser altimetry technology. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(6): 964-982 (单杰, 田祥希, 李爽, 李韧菲). 2022. 星载激光测高技术进展. *测绘学报*, 51(6): 964-982 [DOI: 10.11947/j. AGCS.2022.20220174]
- Shen C H, Huang S S, Fu H and Hu S M. 2011. Adaptive partitioning of urban facades. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 30(6): 1-10 [DOI: 10.1145/2070781.2024218]
- Shi W Z, Li B J and Li Q Q. 2005. A method for segmentation of range image captured by vehicle-borne laser scanning based on the density of projected points. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 34(2): 95-100 (史文中, 李必军, 李清泉). 2005. 基于投影点密度的车载激光扫描距离图像分割方法. *测绘学报*, 34(2): 95-100 [DOI: 10.3321/j.issn:1001-1595.2005.02.001]
- Shi X, Girod L, Long R, DeKett R, Philippe J and Burke T. 2012. A comparison of LiDAR-based DEMs and USGS-sourced DEMs in terrain analysis for knowledge-based digital soil mapping. *Geoderma*, 170: 217-226 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2011.11.020]
- Smith D E, Zuber M T, Frey H V, Garvin J B, Head J W, Muhleman D O, Pettengill G H, Phillips R J, Solomon S C, Zwally H J, Banerdt W B, Duxbury T C, Golombek M P, Lemoine F G, Neumann G A, Rowlands D D, Aharonson O, Ford P G, Ivanov A B, Johnson C L, McGovern P J, Abshire J B, Afzal R S and Sun X L. 2001. Mars Orbiter Laser Altimeter: experiment summary after the first year of global mapping of Mars. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 106(E10): 23689-23722 [DOI: 10.1029/2000JE001364]
- Sohn G, Huang X F and Tao V. 2008. Using a binary space partitioning tree for reconstructing polyhedral building models from airborne lidar data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 74(11): 1425-1438 [DOI: 10.14358/PERS.74.11.1425]
- Song G Q, Wang J, Zhao Y Y, Yang D D, Lee C K F, Guo Z F, Detto M, Alberton B, Morellato P, Nelson B and Wu J. 2024a. Scale matters: spatial resolution impacts tropical leaf phenology characterized by multi-source satellite remote sensing with an ecological-constrained deep learning model. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114027 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114027]
- Song J Y, Zhao L J and Skinner K A. 2024b. LiRaFusion: deep adaptive LiDAR-radar fusion for 3D object detection//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Yokohama, Japan: IEEE: 18250-18257 [DOI: 10.1109/ICRA57147.2024.10611436]
- Su Y J, Guo Q H, Jin S C, Guan H C, Sun X L, Ma Q, Hu T Y, Wang R and Li Y M. 2021. The development and evaluation of a backpack LiDAR system for accurate and efficient forest inventory. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 18(9): 1660-1664 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.3005166]
- Su Y J, Hu T Y, Wang Y C, Li Y M, Dai J Y, Liu H Y, Jin S C, Ma Q, Wu J, Liu L L, Fang J Y and Guo Q H. 2020. Large-scale geographical variations and climatic controls on crown architecture traits. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(2): e2019JG005306 [DOI: 10.1029/2019JG005306]
- Su Y J, Wu F F, Ao Z R, Jin S C, Qin F, Liu B X, Pang S X, Liu L L and Guo Q H. 2019. Evaluating maize phenotype dynamics under drought stress using terrestrial lidar. *Plant Methods*, 15: 11 [DOI: 10.1186/s13007-019-0396-x]
- Sun L C, Bhatt N P, Liu J C, Fan Z W, Wang Z Y, Humphreys T E and Topcu U. 2024. MM3DGS SLAM: multi-modal 3D Gaussian splatting for SLAM using vision, depth, and inertial measurements//Proceedings of 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 10159-10166 [DOI: 10.1109/IROS58592.2024.10802389]
- Sun Z Z, Li Q, Jin S C, Song Y L, Xu S, Wang X, Cai J, Zhou Q, Ge Y, Zhang R N, Zang J R and Jiang D. 2022. Simultaneous prediction of wheat yield and grain protein content using multitask deep learning from time-series proximal sensing. *Plant Phenomics*, 2022: 9757948 [DOI: 10.34133/2022/9757948]
- Takleh T T O, Bakar N A, Rahman S A, Hamzah R and Aziz Z A. 2018. A brief survey on SLAM methods in autonomous vehicle. *International Journal of Engineering and Technology*, 7(4): 38-43 [DOI: 10.14419/ijet.v7i4.27.22477]
- Tan W K, Qin N N, Ma L F, Li Y, Du J, Cai G R, Yang K and Li J. 2020. Toronto-3D: a large-scale mobile LiDAR dataset for semantic segmentation of urban roadways//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle, WA, USA: IEEE: 797-806 [DOI: 10.1109/CVPRW50498.2020.00109]
- Tang J W, Chen G, Chen W B, Zhao C F, He Y, Wu S H, Liu B Y, Mao Z H, He H X, Yang J, Chen S G, Hu L B, He X D, Shi J L, Zheng Y C, Liu J Q, Lin M S, Wu L X, Guo H D, Jiang X W, Pan D L

- and Gu Y D. 2021. Three dimensional remote sensing for oceanography and the *Guanlan ocean* profiling Lidar. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 460-500 (唐军武, 陈戈, 陈卫标, 赵朝方, 贺岩, 吴松华, 刘秉义, 毛志华, 何惠馨, 杨杰, 陈树果, 胡连波, 何兴道, 史久林, 郑永超, 刘建强, 林明森, 吴立新, 郭华东, 蒋兴伟, 潘德炉, 顾逸东. 2021. 海洋三维遥感与海洋剖面激光雷达. *遥感学报*, 25(1): 460-500) [DOI: 10.11834/jrs.20210495]
- Tao H Y, Xu S, Tian Y C, Li Z F, Ge Y, Zhang J P, Wang Y, Zhou G D, Deng X, Zhang Z, Ding Y F, Jiang D, Guo Q H and Jin S C. 2022. Proximal and remote sensing in plant phenomics: 20 years of progress, challenges and perspectives. *Plant Communications*, 3(6): 100344 [DOI: 10.1016/j.xplc.2022.100344]
- Tao S L, Guo Q H, Xu S W, Su Y J, Li Y M and Wu F F. 2015a. A geometric method for wood-leaf separation using terrestrial and simulated lidar data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 81(10): 767-776 [DOI: 10.14358/PERS.81.10.767]
- 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]
- Tao S L, Wu F F, Guo Q H, Wang Y C, Li W K, Xue B L, Hu X Y, Li P, Tian D, Li C, Yao H, Li Y M, Xu G C and Fang J Y. 2015b. Segmenting tree crowns from terrestrial and mobile LiDAR data by exploring ecological theories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 110: 66-76 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.10.007]
- Tarsha-Kurdi F, Landes T and Grussenmeyer P. 2007. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from lidar data//*ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*. Espoo, Finland: 407-412
- ten Harkel J, Bartholomeus H and Kooistra L. 2020. Biomass and crop height estimation of different crops using UAV-based lidar. *Remote Sensing*, 12(1): 17 [DOI: 10.3390/rs12010017]
- Theiler P W, Wegner J D and Schindler K. 2014. Fast registration of laser scans with 4-point congruent sets - what works and what doesn't. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, II-3: 149-156 [DOI: 10.5194/isprsannals-II-3-149-2014]
- Thomas H, Qi C R, Deschaud J E, Marcotegui B, Goulette F and Guibas L. 2019. KPConv: flexible and deformable convolution for point clouds//*Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul, Korea (South): IEEE, 6410-6419 [DOI: 10.1109/ICCV.2019.00651]
- Trochta J, Krůček M, Vrška T and Král K. 2017. 3D forest: an application for descriptions of three-dimensional forest structures using terrestrial LiDAR. *PLoS One*, 12(5): e0176871 [DOI: 10.1371/journal.pone.0176871]
- Urbazev M, Thiel C, Cremer F and Schmulius C. 2018. Assessment of the mapping of aboveground biomass and its uncertainties using field measurements, airborne lidar and satellite data in Mexico//*Proceedings of 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Valencia, Spain: IEEE: 8793-8796 [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8518957]
- Van Ewijk K Y, Randin C F, Treitz P M and Scott N A. 2014. Predicting fine-scale tree species abundance patterns using biotic variables derived from LiDAR and high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, 150: 120-131 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.026]
- Vaughn N R, Moskal L M and Turnblom E C. 2012. Tree species detection accuracies using discrete point lidar and airborne waveform lidar. *Remote Sensing*, 4(2): 377-403 [DOI: 10.3390/rs4020377]
- Vauhkonen J, Holopainen M, Kankare V, Vastaranta M and Viitala R. 2016. Geometrically explicit description of forest canopy based on 3D triangulations of airborne laser scanning data. *Remote Sensing of Environment*, 173: 248-257 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.05.009]
- Vicari M B, Disney M, Wilkes P, Burt A, Calders K and Woodgate W. 2019. Leaf and wood classification framework for terrestrial LiDAR point clouds. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(5): 680-694 [DOI: 10.1111/2041-210X.13144]
- Vonbun F O. 1977. Goddard laser systems and their accuracies. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical and Physical Sciences*, 284(1326): 443-450 [DOI: 10.1098/rsta.1977.0017]
- Vosselman G, Coenen M and Rottensteiner F. 2017. Contextual segment-based classification of airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 128: 354-371 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.010]
- Wagner F H, Roberts S, Ritz A L, Carter G, Dalagnol R, Favrichon S, Hirye M C M, Brandt M, Ciais P and Saatchi S. 2024. Sub-meter tree height mapping of California using aerial images and LiDAR-informed U-Net model. *Remote Sensing of Environment*, 305: 114099 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114099]
- Wan P, Shao J, Jin S N, Wang T J, Yang S M, Yan G J and Zhang W M. 2021. A novel and efficient method for wood - leaf separation from terrestrial laser scanning point clouds at the forest plot level. *Methods in Ecology and Evolution*, 12(12): 2473-2486 [DOI: 10.1111/2041-210X.13715]
- Wang C. 2022. Introduction to commonly used point cloud post-processing software. (王成. 2022. 常用点云后处理软件介绍). [2025-04-14]. <https://cloud.tencent.com/developer/article/2113905>
- Wang D, Momo Takoudjou S and Casella E. 2020. LeWoS: a universal leaf-wood classification method to facilitate the 3D modelling of large tropical trees using terrestrial LiDAR. *Methods in Ecology and Evolution*, 11(3): 376-389 [DOI: 10.1111/2041-210X.13342]
- Wang H D and Wang D. 2023. 3D semantic understanding of large-scale urban scenes from LiDAR point clouds//*Proceedings of the 2023 9th International Conference on Virtual Reality*. Xianyang, China: IEEE: 86-92 [DOI: 10.1109/ICVR57957.2023.10169715]
- Wang L, Zhang X Y, Li J, Xv B W, Fu R, Chen H F, Yang L, Jin D F and Zhao L J. 2023. Multi-modal and multi-scale fusion 3D object detection of 4D radar and LiDAR for autonomous driving. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 72(5): 5628-5641 [DOI: 10.1109/TVT.2022.3230265]
- Wang W G and Yi C X. 2012. A new nonlinear analytical model for canopy flow over a forested hill. *Theoretical and Applied Climatology*, 109(3): 549-563 [DOI: 10.1007/s00704-012-0599-9]
- Wang X W, Cheng X, Gong P, Huang H B, Li Z and Li X W. 2011. Earth science applications of ICESat/GLAS: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 32(23): 8837-8864 [DOI: 10.1080/01431161.2010.547533]

- Wang Y and Fang H L. 2020. Estimation of LAI with the LiDAR technology: a review. *Remote Sensing*, 12(20): 3457 [DOI: 10.3390/rs12203457]
- Wang Y, Sun Y B, Liu Z W, Sarma S E, Bronstein M M and Solomon J M. 2019. Dynamic graph CNN for learning on point clouds. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38(5): 146 [DOI: 10.1145/3326362]
- Wang Y Z, Ma Y Q, Zhu A X, Zhao H and Liao L X. 2018. Accurate facade feature extraction method for buildings from three-dimensional point cloud data considering structural information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 146-153 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.11.015]
- Webster C, Mazzotti G, Essery R and Jonas T. 2020. Enhancing airborne LiDAR data for improved forest structure representation in shortwave transmission models. *Remote Sensing of Environment*, 249: 112017 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112017]
- Wehr A and Lohr U. 1999. Airborne laser scanning—an introduction and overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2-3): 68-82 [DOI: 10.1016/S0924-2716(99)00011-8]
- Wei Z. 2012. Automated Extraction of Buildings and Facades Reconstructed from Mobile LiDAR Point Clouds. Wuhan: Wuhan University (魏征. 2012. 车载LiDAR点云中建筑物的自动识别与立面几何重建. 武汉: 武汉大学)
- Weidner L, Ferrier A, van Veen M and Lato M J. 2024. Rapid 3D lidar change detection for geohazard identification using GPU-based alignment and M3C2 algorithms. *Canadian Geotechnical Journal*, 61(5): 896-914 [DOI: 10.1139/cgj-2023-0073]
- 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]
- Wen H, Wang Y H and Liang W. 2018. Slice-based building facade reconstruction from 3D point clouds. *International journal of remote sensing*, 39 (20): 6587-6606 [DOI 10.1080/01431161.2018.1463113]
- Wu W B, Ma J, Banzhaf E, Meadows M E, Yu Z W, Guo F X, Sengupta D, Cai X X and Zhao B. 2023. A first Chinese building height estimate at 10 m resolution (CNBH-10 m) using multi-source earth observations and machine learning. *Remote Sensing of Environment*, 291: 113578 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113578]
- Xie H, Liu X S, Xu Y S, Ye Z, Liu S J, Li X, Li B B, Xu Q, Guo Y L and Tong X H. 2022a. Using laser altimetry to finely map the permanently shadowed regions of the lunar south pole using an iterative self-constrained adjustment strategy. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15: 9796-808 [DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3204765]
- Xie H, Sun Y, Liu X S, Xu Q, Guo Y L, Liu S J, Xu X, Liu S C and Tong X H. 2021a. Shore zone classification from ICESat-2 data over saint lawrence island. *Marine Geodesy*, 44(5): 454-466 [DOI: 10.1080/01490419.2021.1898498]
- Xie H, Sun Y, Xu Q, Li B B, Guo Y L, Liu X S, Huang P Q and Tong X H. 2022b. Converting along-track photons into a point-region quadtree to assist with ICESat-2-based canopy cover and ground photon detection. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102872 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102872]
- Xie H, Xu Q, Ye D, Jia J H, Sun Y, Huang P Q, Li M, Liu S J, Xie F, Hao X L and Tong X H. 2021b. A comparison and review of surface detection methods using MBL, MABEL, and ICESat-2 photon-counting laser altimetry data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 7604-7623 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3094195]
- Xu N L, Qin R J and Song S. 2023. Point cloud registration for LiDAR and photogrammetric data: a critical synthesis and performance analysis on classic and deep learning algorithms. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 8: 100032 [DOI: 10.1016/j.ophoto.2023.100032]
- Xu Q, Dong X J and Li W L. 2019. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(7): 957-966 (许强, 董秀军, 李为乐. 2019. 基于天—空—地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警. 武汉大学学报(信息科学版), 44(7): 957-966) [DOI: 10.13203/j.whugis.20190088]
- Xu R S, Wang X L, Wang T, Chen Y L, Pang J M and Lin D H. 2024. PointLLM: empowering large language models to understand point clouds//*Proceedings of the 18th European Conference on Computer Vision*. Milan, Italy: Springer: 131-147 [DOI: 10.1007/978-3-031-72698-9_8]
- Xu S, Vosselman G and Oude Elberink S. 2014. Multiple-entity based classification of airborne laser scanning data in urban areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 88: 1-15 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.11.008]
- Xu W X, Guo K, Liu Y X, Tian Z W, Tang Q H, Dong Z P and Li J. 2021. Refraction error correction of Airborne LiDAR Bathymetry data considering sea surface waves. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102402 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102402]
- Xu Y S and Stilla U. 2021. Toward building and civil infrastructure reconstruction from point clouds: a review on data and key techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 2857-2885 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3060568]
- Xu Z Y, Zhang H X, Chen K, Zhu D and Pan S L. 2019. FMCW lidar using phase-diversity coherent detection to avoid signal aliasing. *IEEE Photonics Technology Letters*, 31(22): 1822-1825 [DOI: 10.1109/LPT.2019.2948471]
- Xue R, Zhang X and Soergel U. 2022a. Urban classification based on top-view point cloud and sar image fusion with swin transformer. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B3-2022: 559-564 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2022-559-2022]
- Xue X B, Jin S C, An F, Zhang H Q, Fan J C, Eichhorn M P, Jin C Y, Chen B Q, Jiang L and Yun T. 2022b. Shortwave radiation calculation for forest plots using airborne LiDAR data and computer graphics. *Plant Phenomics*, 2022: 9856739 [DOI: 10.34133/2022/9856739]
- Yan K, Zhang Y M, Tong Y Y, Zeng Y L, Pu J B, Gao S, Li L Y, Mu X H, Yan G J, Rautiainen M, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2021. Modeling the radiation regime of a discontinuous canopy based on the stochastic radiative transport theory: modification, evaluation

- tion and validation. *Remote Sensing of Environment*, 267: 112728 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112728]
- Yan Y Z and Huang B. 2022. Estimation of building height using a single street view image via deep neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 192: 83-98 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.08.006]
- Yang B S, Dong Z, Zhao G and Dai W X. 2015. Hierarchical extraction of urban objects from mobile laser scanning data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 99: 45-57 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.10.005]
- Yang C and Zhao S Q. 2022. A building height dataset across China in 2017 estimated by the spatially-informed approach. *Scientific Data*, 9(1): 76 [DOI: 10.1038/s41597-022-01192-x]
- Yang H T, Li S, Hou R, Song W T, Fu Y W, Li Y B, Wang X W, He G, Chapman C A, Guo Q H and Li B G. 2023a. Three-dimensional assessment of movement patterns of Sichuan snub-nosed monkeys affected by habitat structure in temperate forests. *Zoological Research*, 44(2): 361-365 [DOI: 10.24272/j.issn.2095-8137.2022.358]
- Yang J X, Zhou J, Wang J, Tian H and Wee-Chung Liew A. 2024. LiDAR-guided cross-attention fusion for hyperspectral band selection and image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5515815 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3389651]
- Yang Q L, Niu C Y, Liu X Q, Feng Y H, Ma Q, Wang X J, Tang H and Guo Q H. 2023b. 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 S Q, Liu J M, Zhang R, Pan M J, Guo Z, Li X Q, Chen Z H, Gao P, Guo Y D and Zhang S H. 2023c. LiDAR-LLM: exploring the potential of large language models for 3D LiDAR understanding. *arXiv*: 2312.14074 [DOI: 10.48550/arXiv.2312.14074]
- Yang X B, Wang C, Xi X H, Wang P, Lei Z, Ma W F and Nie S. 2019. Extraction of multiple building heights using ICESat/GLAS full-waveform data assisted by optical Imagery. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(12): 1914-1918 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2911967]
- Yu C X. 2015. Study on Technologies for Shoreline Abstraction Based on LiDAR. Zhengzhou: Information Engineering University (于彩霞. 2015. 基于LiDAR数据的海岸线提取技术研究. 郑州: 解放军信息工程大学)
- Yuan W T, Eckart B, Kim K, Jampani V, Fox D and Kautz J. 2020. DeepGMR: learning latent Gaussian mixture models for registration//Proceedings of the 16th European Conference on Computer Vision. Glasgow, UK: Springer: 733-750 [DOI: 10.1007/978-3-030-58558-7_43]
- Yugay V, Li Y, Gevers T and Oswald M R. 2024. Gaussian-SLAM: photo-realistic dense SLAM with Gaussian splatting. *arXiv*: 2312.10070 [DOI: 10.48550/arXiv.2312.10070]
- Zang J R, Jin S C, Zhang S Y, Li Q, Mu Y, Li Z Y, Li S C, Wang X, Su Y J and Jiang D. 2023. Field-measured canopy height may not be as accurate and heritable as believed: evidence from advanced 3D sensing. *Plant Methods*, 19(1): 39 [DOI: 10.1186/s13007-023-01012-2]
- Zellweger F, De Frenne P, Lenoir J, Rocchini D and Coomes D. 2019. Advances in microclimate ecology arising from remote sensing. *Trends in Ecology and Evolution*, 34(4): 327-341 [DOI: 10.1016/j.tree.2018.12.012]
- Zeng Y L, Hao D L, Park T, Zhu P, Huete A, Myneni R, Knyazikhin Y, Qi J B, Nemani R R, Li F, Huang J X, Gao Y Y, Li B G, Ji F J, Köhler P, Frankenberg C, Berry J A and Chen M. 2023. Structural complexity biases vegetation greenness measures. *Nature Ecology and Evolution*, 7(11): 1790-1798 [DOI: 10.1038/s41559-023-02187-6]
- Zhang J and Singh S. 2014. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time. *Robotics: Science and Systems*, 2(9): 1-9 [DOI: 10.15607/RSS.2014.X.007]
- Zhang W M, Qi J B, Wan P, Wang H T, Xie D H, Wang X Y and Yan G J. 2016a. An easy-to-use airborne lidar data filtering method based on cloth simulation. *Remote Sensing*, 8(6): 501 [DOI: 10.3390/rs8060501]
- Zhang Y G, Guanter L, Berry J A, van der Tol C, Yang X, Tang J W and Zhang F M. 2016b. Model-based analysis of the relationship between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production for remote sensing applications. *Remote Sensing of Environment*, 187: 145-155 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.016]
- Zhang Y P, Onda Y, Kato H, Feng B and Gomi T. 2022. Understory biomass measurement in a dense plantation forest based on drone-SfM data by a manual low-flying drone under the canopy. *Journal of Environmental Management*, 312: 114862 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2022.114862]
- Zhao H S, Jiang L, Jia J Y, Torr P and Koltun V. 2020. Point transformer. *arXiv*: 2012.09164 [DOI: 10.48550/arXiv.2012.09164]
- Zhao X, Qi J B, Xu H F, Yu Z X, Yuan L J, Chen Y W and Huang H G. 2023a. Evaluating the potential of airborne hyperspectral LiDAR for assessing forest insects and diseases with 3D Radiative Transfer Modeling. *Remote Sensing of Environment*, 297: 113759 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113759]
- Zhao X, Qi J B, Yu Z X, Yuan L J and Huang H G. 2024a. Fine-scale quantification of absorbed photosynthetically active radiation (APAR) in plantation forests with 3D radiative transfer modeling and LiDAR data. *Plant Phenomics*, 6: 0166 [DOI: 10.34133/plant-phenomics.0166]
- Zhao X L, Wang X Y, Zhao J H and Zhou F N. 2019. Water-land classification using three-dimensional point cloud data of airborne LiDAR bathymetry based on elevation threshold intervals. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(3): 034511 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.034511]
- Zhao X M, Chen J M, Zhang Y G, Jiao Z T, Liu L Y, Qiu F, Zang J L and Cao R C. 2024b. Global mapping of forest clumping index based on GEDI canopy height and complementary data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 209: 1-16 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.01.014]
- Zhao X Q, Guo Q H, Su Y J and Xue B L. 2016. Improved progressive TIN densification filtering algorithm for airborne LiDAR data in forested areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 117: 79-91 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.03.016]
- Zhao X Q, Su Y J, Hu T Y, Chen L H, Gao S, Wang R, Jin S C and Guo Q H. 2018a. A global corrected SRTM DEM product for vegetated areas. *Remote Sensing Letters*, 9(4): 393-402 [DOI: 10.1080/2150704X.2018.1425560]

- Zhao Y, Wu B, Li Q X, Yang L, Fan H C, Wu J P and Yu B L. 2023b. Combining ICESat-2 photons and Google Earth Satellite images for building height extraction. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 117: 103213 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103213]
- Zhao Y J, Zeng Y, Zheng Z J, Dong W X, Zhao D, Wu B F and Zhao Q J. 2018b. Forest species diversity mapping using airborne LiDAR and hyperspectral data in a subtropical forest in China. *Remote Sensing of Environment*, 213: 104-114 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.014]
- Zheng Z J, Zeng Y, Schneider F D, Zhao Y J, Zhao D, Schmid B, Schaepman M E and Morsdorf F. 2021. Mapping functional diversity using individual tree-based morphological and physiological traits in a subtropical forest. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112170 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112170]
- Zhou B D, Mo H Q, Tang S J, Zhang X and Li Q Q. 2023a. Backpack LiDAR-based SLAM with multiple ground constraints for multi-story indoor mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5705516 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3332916]
- Zhou J S, Wang J S, Ma B R, Liu Y S, Huang T J and Wang X L. 2023b. Uni3D: exploring unified 3D representation at scale/Proceedings of the 12th International Conference on Learning Representations. Vienna, Austria: OpenReview.net
- Zhou X, Pan J and Wu Y R. 2024. Transparent earth-observing: exploring the new generation of earth observation technology. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(3): 529-540 (周翔, 潘洁, 吴一戎). 2024. 透视地球——新一代对地观测技术. *遥感学报*, 28(3): 529-540 [DOI: 10.11834/jrs.20234048]
- Zolanvari S M I, Laefer D F and Natanzi A S. 2018. Three-dimensional building façade segmentation and opening area detection from point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 143: 134-149 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.04.004]
- Zuber M T, Smith D E, Cheng A F, Garvin J B, Aharonson O, Cole T D, Dunn P J, Guo Y, Lemoine F G, Neumann G A, Rowlands D D and Torrence M H. 2000. The shape of 433 eros from the NEAR-shoemaker laser rangefinder. *Science*, 289(5487): 2097-2101 [DOI: 10.1126/science.289.5487.2097]
- Zuber M T, Smith D E, Lemoine F G and Neumann G A. 1994. The shape and internal structure of the moon from the clementine mission. *Science*, 266(5192): 1839-1843 [DOI: 10.1126/science.266.5192.1839]

Review and prospects of the development of LiDAR in ecology and geosciences

TAO Shengli¹, WANG Di², XIE Huan³, ZHANG Wuming⁴, ZHANG Zhiming⁵, DONG Xiujun⁶, CHEN Yiping⁴, QI Jianbo⁷, CHENG Kai⁸, YANG Zekun⁸, QI Zhiyong^{8,9}, LI Wenkai¹⁰, SU Yanjun¹¹, HU Tianyu¹¹, MA Qin¹², LI Yuan⁴, CAI Shangshu⁹, WANG Bin⁵, YANG Haitao⁸, REN Yu⁸, JIN Shichao¹³, ZHANG Xintong¹³, BAI Hao¹, YANG Ziyan¹, HU Xiaomei¹, ASADILLA Yusup¹, HUANG Huaguo¹⁴, XU Qiang⁶, GUO Qinghua⁸

1. Institute of Ecology, College of Urban and Environmental Sciences, and State Key Laboratory for Vegetation Structure, Function and Construction (VegLab), Peking University, Beijing 100871, China;
2. School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China;
4. School of Geospatial Engineering and Science, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China;
5. School of Ecology and Environmental Sciences, Yunnan University, Kunming 650500, China;
6. College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;
7. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;
8. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China;
9. Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;
10. School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China;
11. State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China;
12. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China;
13. State Key Laboratory of Crop Genetics and Germplasm Enhancement, Academy for Advanced Interdisciplinary Studies, Nanjing Agricultural University, Nanjing 211800, China;
14. College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract: LiDAR (Light Detection and Ranging) is one of the most innovative technologies in the field of remote sensing, capable of accurately reconstructing the three-dimensional (3D) structures of the objects being measured. Over the past few decades, LiDAR

technology has advanced rapidly, significantly promoting research in the field of ecology and geosciences. This paper systematically reviews and explores the potential future developments in LiDAR hardware and algorithms, as well as their applications in ecology and geosciences.

We first pointed out that, driven largely by the rapid advancements of autonomous driving technology, LiDAR hardware has demonstrated a trend towards diversification and enhanced precision. Types of near-ground LiDAR platforms have been particularly enriched, enabling efficient and high-resolution data acquisition at unprecedented spatial and temporal scales. Meanwhile, due to the progress of artificial intelligence technologies such as deep learning, Simultaneous Localization and Mapping (SLAM), and Large Language Model, LiDAR algorithms have also achieved significant development, leading to continuous innovations in point cloud registration, segmentation, classification, and the fusion of point clouds with multi-source data. Regarding LiDAR's applications in ecology and geosciences, we detailed the applications of LiDAR in 11 research topics of ecology and geosciences: inland topographic mapping, ocean mapping, geological hazard monitoring, forest structure measurement, tree branching networks modeling, 3D radiative transfer and scene reconstruction, forest microclimate simulation, intelligent agriculture, biodiversity monitoring, urban and architectural studies, and planetary survey. Our comprehensive review underscores LiDAR's versatility and its critical role in advancing both theoretical and applied ecological and geoscience research.

Looking ahead, with the continuous advancement of hardware, algorithms, and LiDAR big data, LiDAR will continue to revolutionize research in ecology and geosciences and is poised to play a pivotal role in an even broader range of fields. For instance, combining LiDAR-derived 3D structural information with radiative transfer modeling, computational fluid dynamics, and plant physiology offers the potential to simulate essential biological processes such as photosynthesis, transpiration, and respiration. The advancement of multispectral and hyperspectral LiDAR systems is expected to tackle the challenge in species identification and vegetation trait quantification, opening possible new frontiers in biodiversity and functional ecology. At a broader scale, LiDAR is expected to support the implementation of "Realistic 3D China," a comprehensive digital twin of the nation's surface environment. In addition, LiDAR will be increasingly applied to underground remote sensing, power infrastructure inspection, and Earth system monitoring. In terms of big data, the establishment of LiDARNET ([https://lidar.pku.edu.cn/\[2025-04-14\]](https://lidar.pku.edu.cn/[2025-04-14])), a national open-access platform for near-surface LiDAR data, represents a key milestone in enabling data standardization and large-scale collaboration. With the establishment of LiDARNET and other LiDAR data sharing platforms, the availability of high-resolution LiDAR datasets will be continuously augmented, providing critical foundations for the development of next-generation global vegetation dynamic models and enabling more accurate forecasting and management of ecosystem processes at multiple scales.

In short, LiDAR is emerging as a pivotal technology in shaping the future of Earth observation, plant ecology, animal ecology, urban ecology, and a range disciplines of geosciences. With the ongoing advancements in hardware design, algorithm development, and high-resolution LiDAR big data, LiDAR is committed to drive transformative breakthroughs across more research fields.

Key words: LiDAR, UAV, SLAM, deep learning, large language model, forest, ocean, planetary survey

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42371329; 32471554); National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFF13002002)