

低空无人机植被定量遥感:进展、挑战与展望

李林源^{1,2}, 黄华国¹, 穆西晗², 阎广建², 漆建波², 严正兵³,
江佳乐⁴, 杨浩⁵, 肖青⁶

1. 北京林业大学 林木资源高效生产全国重点实验室, 北京 100083;
2. 北京师范大学 遥感与数字地球全国重点实验室, 北京 100875;
3. 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;
4. 中山大学 大气科学学院, 珠海 519082;
5. 北京市农林科学院 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
6. 中国科学院无人机应用与管控研究中心, 北京 100101

摘要: 精细时空尺度的植被监测日趋成为农、林、生态、环境等领域的重要技术手段。低空无人机植被定量遥感是精细尺度植被监测的最有效手段之一。相对于卫星遥感, 无人机遥感凭借其特有的数据采集机制和数据属性, 逐步形成了相对独立的技术方法体系。自2010年起, 低空无人机植被定量遥感相关研究呈现爆发式增长态势, 然而, 现有研究对其知识体系的系统梳理仍显不足, 在理论框架、技术体系、关键科学与技术问题等方面仍存在明显的碎片化特征。为此, 本研究从低空无人机植被定量遥感的核心目标出发, 系统梳理了其技术链条与知识体系, 重点分析了其在主被动遥感数据获取、数据预处理、遥感建模、植被要素监测4个关键环节的研究现状、最新进展与现存问题, 并着重从数据预处理与植被要素监测两个方面, 探讨了未来研究的前沿挑战及潜在的解决路径。随着“低空经济”被纳入国家战略布局, 低空无人机植被定量遥感技术凭借其独特优势, 正在农、林、生态、环境、应急等领域展现出日益重要的应用价值与技术不可替代性。

关键词: 无人机定量遥感, 辐射与几何预处理, 统计与物理建模, 超高分辨率植被参数反演, 植被目标识别与量测

中图分类号: P2

引用格式: 李林源, 黄华国, 穆西晗, 阎广建, 漆建波, 严正兵, 江佳乐, 杨浩, 肖青. 2025. 低空无人机植被定量遥感: 进展、挑战与展望. 遥感学报, 29(6): 2083-2113

Li L Y, Huang H G, Mu X H, Yan G J, Qi J B, Yan Z B, Jiang J L, Yang H and Xiao Q. 2025. Low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation: Advances, challenges, and prospects. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 2083-2113 [DOI:10.11834/jrs.20255048]

1 引言

2024年, “低空经济”作为国家战略首次被正式纳入政府工作报告, 这一政策里程碑预示着该领域将作为新型经济增长点实现跨越式发展。低空经济作为新兴经济形态, 既涵盖传统通用航空产业, 又创新性地融合了以无人机系统为核心的低空(1000 m航高以下)生产服务模式, 当前

已深度渗透工业、农业和服务业3大产业领域(廖小罕等, 2025)。特别是以“无人机+”为特色的产业应用蓬勃发展, 诸如资源监测、环境评估、植保打药、生物多样性保护、火情监测、应急救援、管线巡护、电影拍摄、物流配送等多元化应用场景(晏磊等, 2019)。特别需要指出的是, 无人机遥感作为一种非接触式的探测技术, 在这些应用中发挥着空中感知中枢的关键作用(廖小罕

收稿日期: 2025-02-25; 预印本: 2025-05-06

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2024YFF1306201); 遥感与数字地球全国重点实验室开放课题(编号: OFSLRSS202423); 国家自然科学基金(编号: 42101328)

第一作者简介: 李林源, 研究方向为低空无人机植被定量遥感与应用。E-mail: lilinyuan@bjfu.edu.cn

通信作者简介: 黄华国, 研究方向为林业定量遥感与应用。E-mail: huaguo_huang@bjfu.edu.cn

等, 2019)。该技术通过提供高时空分辨率的地表观测数据, 有效满足了这些应用对区域精细化监测的核心需求, 已成为低空经济发展的基础性技术。

无人机遥感技术最早可追溯至军事侦查领域, 直至20世纪末期才开始向民用领域转型(李德仁和李明, 2014)。技术演进的关键转折出现在2010年前后, 伴随消费级无人机市场的指数级扩张, 以大疆创新、极飞科技等为代表的商业企业成功将多旋翼低空无人机系统推向主流市场。民用轻小型多旋翼无人机遥感系统的发展及其价格优势, 显著降低了行业准入门槛, 使无人机遥感从原先仅限于少数科研机构的尖端技术, 逐步普及至高等院校和商业实体。时至今日, 无人机遥感不再局限于航拍识别, 而是逐步形成近景测绘与光谱测量两大专业化技术体系。近景测绘通过超高分辨率数据获取与三维重建, 实现人工地物(如建筑、道路等)的厘米级数字化建模, 为智慧城市与基础设施管理提供关键技术支撑(张继贤等, 2021); 光谱测量则通过地物反射光谱特征解析, 探测地物表面与内部的空间结构与光学属性, 为农林生态与环境监测提供重要数据源(Aasen和Bolten, 2018)。这两大技术方向共同推动了低空无人机遥感从定性向定量的跨越式发展, 而后者正日益成为低空无人机遥感的主要发展方向。从学科发展视角来看, 低空无人机遥感不仅填补了卫星遥感与地面观测之间的尺度鸿沟, 更通过其“空—地”协同观测能力, 促使遥感学科实现从千米级宏观监测到厘米级微观探测的方法论革新, 已成为现代遥感科学体系中最具活力的前沿领域之一。

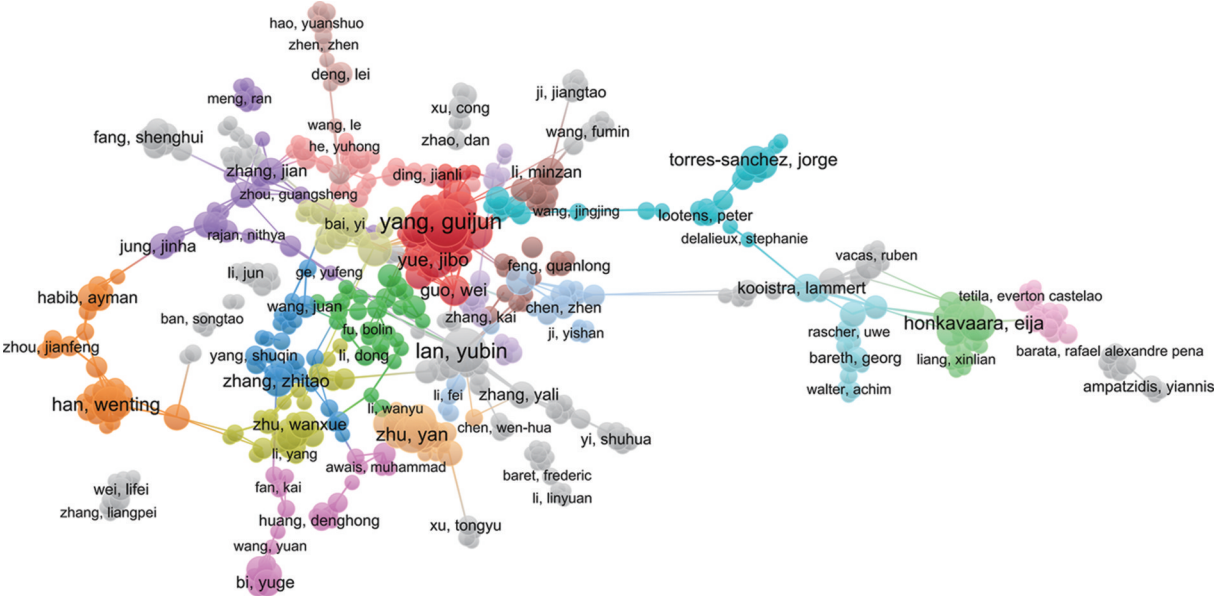
植被作为陆地生态系统的主体组分, 其结构与功能特征呈现显著的空间异质性和时间动态性, 精细化监测农田、森林、灌丛、草地等植被生态系统的时空动态对农林生态相关的低空产业应用以及科学研究具有重要价值(郭庆华等, 2021)。例如, 在农业领域, 精确掌握农田的作物生长状况、胁迫水平、表型性状, 可为精准农业和表型育种提供数据支撑(兰玉彬等, 2019; 刘建刚等, 2016; 陈鹏飞, 2018); 在林业领域, 精准获取森林的树种组成、树木结构与功能特征, 可为森林碳计量与可持续利用提供科学依据(刘清旺

等, 2017; 刘金成等, 2024; 刘鹤等, 2021); 在生态领域, 精细化监测个体—种群—群落—生态系统尺度的功能性状、多样性、复杂性和稳定性, 可为理解生态过程与功能提供动态视角(孙中宇等, 2017; 胡健波和张健, 2018; 郭庆华等, 2016)。通常而言, 中低分辨率卫星遥感往往难以捕捉植物个体、种群和群落在结构与功能方面的细微差异与变化, 而低空无人机遥感凭借其超高的空间分辨率、出色的飞行灵活性、高频次的的数据获取能力、多模态多类型数据优势、以及卓越的地理可达性(Nex等, 2022), 逐渐成为植被要素信息时空精细化监测的最重要手段。

近年来, 无人机遥感技术在植被要素时空精细化监测方面的研究呈现显著增长趋势。基于WoS(Web of Science)核心合集数据库, 以无人机、植被、遥感等为关键词(WoS检索式: Topic=((“remote sensing” OR “close range sensing” OR “proximal sensing”) AND (“vegetation” OR “forest*” OR “agriculture” OR “plant*” OR “grass” OR “crop”)) AND Title=((“UAV*” OR “unmanned aerial vehicle*” OR “unmanned aerial system*” OR “drone*”)) AND Publication Date from 2010-01-01 to 2024-12-31), 对2010年1月1日到2024年12月31日期间发表的文献进行检索, 共获得2398篇相关文献。统计分析显示, 年发文量呈现明显的指数级增长特征。本研究采用VOSviewer软件开展知识图谱分析(图1), 包含以下4个维度:(1)共作者分析: 揭示了研究人员的合作网络, 识别出活跃的研究团队。结果显示, 中国学者在该领域占据主导地位, 主要来自农林类院校和传统遥感优势院校。欧洲国家如德国、西班牙、芬兰和荷兰也有较多研究团队, 而美国团队相对较少;(2)关键词共现分析: 基于各类数据(如成像传感器影像、植被指数、光谱反射率、摄影测量点云、激光雷达点云等), 研究主要集中在植被图像分类与分割、植被生长动态监测、植被生理生化参数估算和植被生物量/产量的估算四个方面。其中, 农业应用研究显著多于林业和生态研究;(3)文献共被引分析: 识别出领域内具有重要影响力的文献和学者, 这些学者主要来自德国、西班牙、美国和中国, 研究覆盖作物科

学、林业与草地科学、园艺与经济林等方向；(4) 文献耦合分析：揭示了研究热点的演变历程，显示

该领域从初期的无人机技术应用逐步发展为针对无人机遥感数据特点的专用算法开发。



(a) 共作者分析
(a) Co-author analysis



(b) 关键词共现分析
(b) Keyword co-occurrence analysis

畴、技术体系与关键科学技术挑战等方面仍呈现碎片化特征，制约了其跨学科领域协同发展。因此，本文旨在界定低空无人机植被定量遥感的范畴，按照“数据采集—预处理—监测应用”这一技术链条，系统梳理相关技术与方法的研究进展和特点，深入分析现阶段的主要问题与不足，探讨当前面临的核心科学与技术挑战，最后展望未来发展趋势。

2 低空无人机植被定量遥感的范畴

2.1 基本目标

低空无人机植被定量遥感旨在为农田、森林、灌丛、草原、湿地等多种植被生态系统的研究与应用提供精细化、量化的植被要素时空信息。其实现途径主要依托搭载在低空无人飞行器平台

上的多类型传感器，通过对地表植被进行非接触式观测，并经由数据预处理与遥感建模，量测、识别与反演地表植被要素的时空状态（Pajares, 2015）。其中，量测、识别与反演构成植被要素信息获取的3大核心技术手段（图2）。量测是指通过遥感影像或点云数据，直接测量地物的尺寸、面积、体积、密度等几何参数（例如树高、冠幅、株密度、高度变异系数等）及其衍生参数（例如蓄积量、生物量等）。识别则是基于图像或点云数据，区分地物或其内部元素的类别属性（例如地表覆盖类型分类、树种分类、绿色植被分割等），或检测特定类别目标（例如病虫害胁迫树木检测、穗检测等）。反演是基于遥感辐射信号，结合统计或物理模型，推算地物的结构、生理状态及胁迫变量（例如叶面积指数、生物量、叶绿素含量、氮素含量、光合速率、病虫害胁迫指示因子等）。

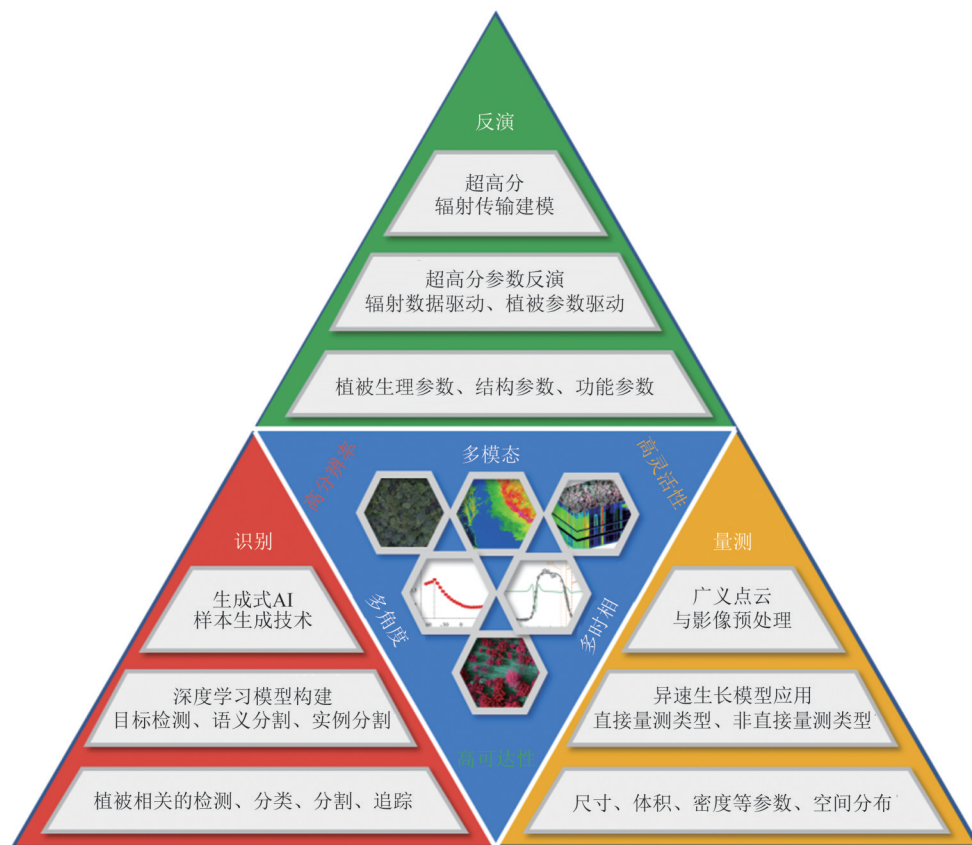


图2 低空无人机植被定量遥感的数据特点与获取植被要素时空状态的3大技术手段

Fig. 2 Data characteristics of low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation and the three major kinds of techniques for acquiring spatio-temporal information of vegetation

2.2 技术链条与知识内容

低空无人机定量遥感的技术链条涵盖数据采集、数据预处理、模型建立与监测应用（包含植

被参数反演、植被目标识别与量测）4个环节，其总体流程与卫星定量遥感的技术链条并无本质差异（张兵 等，2025）。然而，由于两者在数据获取方

式与数据特点方面存在显著差异（Aasen等，2018）（表1），导致各环节所采用的具体方法与技术呈现出明显不同。当前，低空无人机植被定量遥感已逐步形成较为独立的技术方法体系（秦其明等，2020），并展现出高度的学科交叉属性，涉及成像光学、辐射度学、遥感科学、计算机视觉、计算机图形学、摄影测量学、植物科学、地理科学等众多学科，其知识内容主要涵盖以下方面：

表1 低空无人机与卫星遥感平台在数据获取方式与数据特点之间的差异性总结

Table 1 Overview of differences in data acquisition and data characteristics between low-altitude UAV and satellite remote sensing platforms						
特点类型	遥感平台		特点类型	遥感平台		
	无人机	卫星		无人机	卫星	
成像相机						
飞行方式	自定义飞行,可实现变化高度、变化角度、任意位置的灵活飞行	固定轨道,在太阳同步轨道、地球同步轨道、其他轨道在轨运行	云层影响	无遮挡,但云的运动造成影像间和影像内的辐照度可能存在差异	有遮挡,导致云遮挡区域地物不可见,且云阴影造成影像内辐照度差异	
空间分辨率	毫米—分米级	米级—公里级	传感器非均匀响应	传感器噪声、暗角效应、影像之间曝光时间与增益可能不一致	主要为传感器噪声,且相对较小	
扫描方式	大多为快照式中心投影几何成像	大多为点/线扫描式几何成像	大气效应	入射路径受整层大气影响,反射路径中仅受底部薄层大气影响	入射与反射路径均受到整层大气影响	
几何成像特性	像元观测角	具有高度异质性,中心与边缘像元观测角差异大	辐射成像特性	像元反射因子特性	局部的反射因子,像元间并不独立	冠层尺度总体的反射因子,像元间相对独立
	成像畸变	径向与切向畸变均有		邻近交叉散射影响	邻近像元的遮挡与多次散射较强烈	邻近像元的遮挡与多次散射可忽略
	波段几何偏差	部分相机存在波段影像间的几何偏差		BRDF适用性	像元尺度不适用,不能假设为微小面元	像元尺度适用
	正射校正	利用数字表面模型进行真正射校正	利用数字地形模型进行正射校正	地形影响	影像范围小,单幅影像地形造成的亮度变化不强	地形造成的亮度变化剧烈
激光雷达						
几何特性	光斑尺寸	厘米级—分米级	辐射特性	脉冲特征	脉冲宽度小于1 ns	全波形式(如GEDI为14 ns)、光子计数式(如ICESat-2为1.5 ns)
	最大扫描角	通常大于30°		回波特征	离散回波式,最大回波次数4—5次	全波形、光子计数
	地面采样距离	厘米级—分米级		地形影响	可忽略不计	地形与地物的混合波形难以分解

（1）数据采集：相对于卫星的轨道式观测，无人机的观测方式具有极大的灵活性，可实现多高度、多角度、任意航线类型的观测。飞行参数与传感器参数的设置通常对数据质量具有决定性影响。为提升数据质量，需要针对后续应用任务开发精准适用的飞行方式和参数设置，诸如适用于山区森林的仿地飞行、适用于地物三维重建的环绕飞行、以及适用于作物参数反演的最佳飞行高度与最优传感器参数配置等。本模块内容主要包含航线类型与规划方案、飞行参数、相机参数、激光雷达参数、观测几何、飞行姿态、飞行状态等。

（2）数据预处理：预处理包含辐射和几何两个方面的处理。辐射预处理的最终目标是将无物理意义的灰度值（DN值）转换为能够反映地物属性的反射因子。由于无人机遥感信号的形成同样经历“太阳—地物—传感器”辐射传输过程，其辐射信号易受到太阳角度与太阳强度、大气效

应、邻近地物多次散射、地物各向异性反射、传感器噪声等因素的干扰而失真,这一点与卫星遥感相似。不同之处在于,无人机通常在大气层底部飞行,地物反射辐射受大气影响较小,但超高分辨率带来的邻近地物多次散射影响更为显著。此外无人机,影像也会受到框幅式相机的镜头暗角效应、曝光时间与感光度等因素的影响。本模块内容主要包含传感器噪声校正、镜头暗角校正、辐射定标、反射因子校正、角度归一化校正等。几何预处理的最终目标是针对特定需求消除影像中的几何畸变,确保影像与真实地理坐标准确对齐。无人机影像在成像过程中受到飞行姿态变化、中心投影成像方式、镜头畸变、多波段影像几何偏移等因素的影响,同时在正射纠正中还受到影像重叠度、相机高度、地形起伏、地物结构与纹理等因素的干扰,导致影像的几何失真。相比于卫星影像,无人机影像的几何畸变来源更加多样且复杂,但总体而言,无人机几何纠正方面的研究目前已趋于成熟。本模块内容主要包含测量坐标系与高程、成像模型、镜头畸变校正、多视角图像三维重建、波段配准、正射校正、地理校正、基础空间数据产品、点云与影像的几何配准等。

(3) 遥感建模: 统计模型或物理模型旨在建立遥感观测与地表参数或类别属性之间的定量关系。与卫星中低分辨率遥感建模相比,超高分辨率的无人机遥感建模更加强调空间细节与局部特征的表达。传统的辐射传输模型与几何光学模型通常难以直接适用于超高分辨率尺度,但仍可作为无人机遥感建模提供重要参考。计算机模拟模型(如光线追踪模型与辐射度模型)能够精细刻画辐射在精细尺度下的吸收与散射过程,已逐步应用于无人机遥感建模中,然而整体而言,解析模型相关研究仍较为稀缺。本模块内容主要包含物理建模中的电磁辐射与反射度量、典型地物反射光谱、叶片辐射传输建模、土壤辐射传输建模、冠层间隙率建模、冠层一维辐射传输建模、计算机模拟模型、机器学习与深度学习模型等。

(4) 植被要素监测: 基于物理或统计模型的植被参数反演技术链条与卫星遥感基本一致,均可采用辐射数据驱动的参数反演和植被参数驱动的参数反演方法,诸如查找表法、机器学习法与优化反演法等。得益于无人机平台往往具备多模

态遥感信息,更易于提供先验知识和约束条件,从而有效提升参数估算精度。实际上,反演理论体系已经较为成熟,目前影响反演精度的核心问题主要在于数据的代表性与模型的适用性。本模块内容主要包含辐射数据驱动的反演、植被参数驱动的反演、模型与数据双驱动反演、反演精度提升策略、以及机器学习和深度学习模型预测的精度提升策略等。植被目标识别与量测任务已成为植被遥感应用中最广泛的任务之一,相关知识主要源自计算机视觉、摄影测量与计算机图形学等学科领域。植被目标识别任务中的目标检测、语义分割、实例分割、风格迁移等子任务通常采用成熟的深度学习网络架构并迁移使用,此外也要针对于无人机多/高光谱和多模态数据自身特点改进已有成熟模型。植被量测任务中的关键在于激光雷达点云与摄影测量点云的基本处理,几何参数的量测则较为直观。本模块内容主要包含深度学习基础知识、经典模型网络架构、机器学习经典算法、点云的基本处理技术等。

3 低空无人机植被定量遥感的 research 现状

3.1 无人机遥感系统与数据采集现状

3.1.1 无人机平台

民用低空无人机根据平台构型主要分为固定翼和多旋翼两种。根据重量与运行风险大小可分为微型、轻型、小型、中型和大型无人机(国务院和中央军委,2023)。由于轻小型和微型多旋翼无人机通常具有更高的灵活性和可控性,适用于小范围精细观测任务,可搭载多样化传感器载荷,且整体成本较低,因而使用最为广泛。典型代表产品包括大疆 DJI M300 和 Microdrones MD4-1000 等机型。固定翼无人机则更适合执行大面积区域的制图任务,但通常需要较高的飞行高度,搭载载荷的类型与重量相对受限,对起降场地条件要求较高,且整体价格较为昂贵,应用范围相对有限。典型代表产品为 AgEagle eBee-X 机型。为提高固定翼无人机的起降便捷性,近年来出现了垂直起降固定翼无人机,代表产品包括纵横 CW-15 与极飞 M2000 机型。近十余年来,多旋翼无人机的飞行控制算法日益成熟,飞行避障技术不断进

步, 飞行安全性显著提高, 续航能力与载重性能也实现了稳步提升。目前, 无人机平台正朝着更加智能化、便携化、高效率、低成本、低消耗及高扩展性的方向发展, 逐步形成多元化的应用模式 (吴盘龙等, 2024)。

3.1.2 典型传感器载荷类型

传感器的微型化发展极大地促进了多旋翼无人机搭载多种类型载荷传感器开展遥感观测的能力 (Aasen等, 2018)。各类遥感传感器本质上均属于辐射测量系统, 通常由光学系统 (如镜头、分光器、滤光片等)、探测器板和图像信号处理器3大模块。地物反射或发射的电磁辐射首先经光学系统收集或分光; 随后到达探测器板, 产生光电效应并形成电信号 (式 (1)); 电信号经图像信号处理器完成模数转换, 进而进行增益调节、白平衡处理与数据压缩等处理步骤, 最终将处理后的数据存储在存储器中。根据遥感方式的不同, 辐射测量系统可分为被动遥感传感器与主动遥感传感器。各类传感器既可以单独搭载于无人机平台上依次完成观测任务, 也可以集成为一体化多模态传感器, 实现多种数据的同步获取。

$$S_{\phi} = \frac{\int S_{\phi}(\lambda)\Phi(\lambda)d\lambda}{\int \Phi(\lambda)d\lambda}, S_{\phi}(\lambda) = \frac{I(\lambda)}{\Phi(\lambda)} = \frac{(1 - \rho_d(\lambda)) \cdot \eta_i(\lambda) \cdot q}{h\nu} \quad (1)$$

式中, S_{ϕ} 和 $S_{\phi}(\lambda)$ 分别为光电探测器的积分与光谱辐射通量响应度, $\Phi(\lambda)$ 为光谱辐射通量, $I(\lambda)$ 为电流, $\rho_d(\lambda)$ 为探测器表面的光谱反射比, $\eta_i(\lambda)$ 为内量子效率 (输出信号电子数比吸收光子数), h 为普朗克常数, ν 为入射光频率, q 为一个电子的电量 ($1.6022\text{E}-9$ 库仑)。

(1) 被动遥感传感器: 可搭载的被动遥感载荷主要包含数码相机、多光谱相机、高光谱相机、热红外相机。最为广泛使用的载荷为数码相机, 其主要涵盖普通数码相机 (如微单相机、卡片式相机、工业数码相机)、鱼眼相机、倾斜摄影相机 (由多个倾斜放置的相机组合而成)、测绘相机, 它们的主要差异在于光学性能与传感器性能。数码相机通常用于基础空间数据产品 (如正射影像、三维模型) 的生产中。尽管数码相机能够获取红绿蓝3个波段的影像, 但由于各波段的光谱灵敏度

曲线很宽 (半峰全宽可达上百纳米) 且波段之间存在较大重叠 (Lebourgeois等, 2008) (图3 (a)), 难以准确反映地物在各个波段的反射特征, 因此较少用于植被生理状态的遥感表征中 (Holman等, 2019; Svensgaard等, 2021)。部分厂商通过在数码相机探测器板前移除近红外截止滤光片 (NIR cut-off filter) (Petach等, 2014), 并加装窄带滤光片 (如R-G-NIR滤光片), 将其改装为“伪多光谱相机”用于植被遥感中 (Li等, 2021)。特别注意, 此类相机接收到的各波段反射信号是窄带滤光片与Bayer滤光片共同作用得到的, 因而各波段的反射信号可能掺杂有其他波段的反射信号。多光谱相机广泛应用于植被分类与参数反演中, 相机的主要类型有多相机式、序列成像式、光束分离式、片上滤光片式等。多相机式多光谱相机由多个独立的单一窄波段相机组合而成 (图3 (b)), 各相机有其独立的光学系统与探测器板, 成像速度快, 通常更适合无人机观测 (Deng等, 2018)。然而, 由于各波段影像分别由不同相机采集, 易产生地理偏移, 导致各波段像素间存在几何偏差 (Jhan等, 2016)。当前无人机载高光谱相机以推扫式成像为主、框幅式成像为辅 (Adão等, 2017)。不同于数码相机与多光谱相机的制造工艺的相对成熟, 高光谱相机目前正处于快速发展阶段, 致力于进一步提升光谱真实性、影像分辨率以及波段数量与连续性 (Lu等, 2020) (图3 (c))。特别值得一提的是, 中国学者创新性采用光刻技术制造宽带多光谱滤光阵列, 并与宽带单色传感器芯片结合, 结合轻量化和高性能的神经网络方法, 高效地恢复高光谱数据立方体 (Bian等, 2024)。热红外相机的工作波段通常为 $7.5-13.5 \mu\text{m}$, 受限于无人机平台的载重与尺寸, 应用中多采用非制冷型微型热红外相机。然而, 随着环境温度与相机自身温度的上升, 传感器噪声会逐渐加剧 (Wang等, 2023)。不同于光学波段相机, 热红外相机能够直接测量目标的亮度温度, 因此不受光照条件的影响, 在全黑或强逆光的环境下都可以清晰地观测植被目标, 反映植被生长和胁迫下的温度信息 (Das等, 2021)。

(2) 主动遥感传感器: 此类传感器不受日光条件的限制, 通常可实现全天时甚至全天候的观测。无人机载激光雷达 (LiDAR) 系统是当前应用

最广的主动遥感传感器, 其通常采用脉冲式离散回波技术, 可实现上百米距离处地物的三维扫描, 能够穿透植被间的孔隙, 获取植被的三维空间结构信息 (Wang 和 Fang, 2020)。市场上的无人机激光雷达系统价格从十万元至上百万元不等, 主要差异体现在测距精度、扫描频率与噪声水平等性能指标上。无人机合成孔径雷达系统 (SAR) 通过雷达波对地表进行成像, 相对于星载 SAR, 具有优异的宽带性能和高增益特性。相比于光学—红外波段, 微波的电磁波波动特性更突出, 可通过相位、极化、干涉等信息来表征地物特征 (Lort 等, 2018)。尽管如此, 当前无人机 SAR 在植被遥感中的应用仍较为有限。

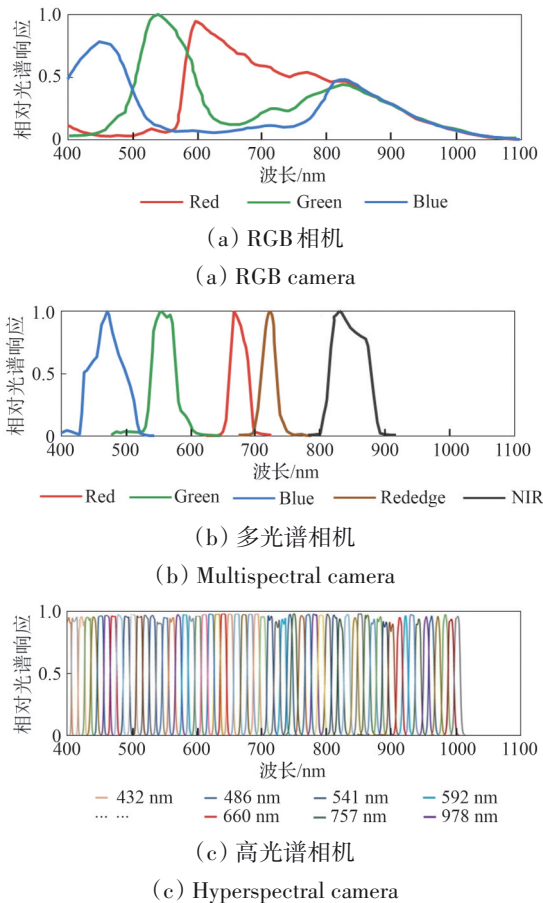


图3 典型无人机RGB相机、多光谱相机、高光谱相机的光谱响应函数示例

Fig. 3 Spectral response functions of typical UAV-based RGB, multispectral, and hyperspectral cameras

3.1.3 飞行模式与参数设置

多旋翼无人机凭借其卓越的飞行灵活性, 可

实现多样化的航线观测模式 (图4), 以适应不同类型的任务需求。主要包含区域飞行模式、仿地飞行模式、环绕飞行模式、多角度飞行模式。区域飞行模式是基础空间数据产品建图的常用模式, 主要采用“弓”字形航线。通过调整航向重叠度与旁向重叠度实现航点的设置 (式 (2)), 该模式一般适用于平坦地表和地形变化缓慢区域的植被观测。部分学者尝试多无人机协同的航线规划, 显著提升了观测覆盖效率与完整性 (Avellar 等, 2015; Luna 等, 2022)。针对山区植被建图任务, 仿地飞行模式通过集成预定义的数字地形模型, 动态调整飞行高度, 确保各航点保持恒定的相对地面高度, 从而维持影像空间分辨率的一致性 (Nex 等, 2022)。在高大地物的三维重建任务中, 环绕飞行模式因其多视角观测能力被广泛采用。该模式通过优化航迹几何构型, 确保相邻影像间具有足够的重叠度, 从而提高三维点云重建的精度与完整性。也有学者借鉴此类环绕飞行模式, 提出了环形交叉航线, 通过多航点协同观测, 确保目标地物 (尤其是低矮植被) 的任一位置均具有足够的影像重叠, 从而显著三维重建质量 (Xiao 等, 2023)。在地表反射各向异性表征研究中, 多角度飞行模式被广泛采用, 如“角度计式” (Burkart 等, 2015)、“陀螺式” (Li 等, 2021)、“宽视角式” (Bian 等, 2021), 可在主平面、主垂面以及其他观测平面实现多角度数据采集。此外, 随着自动控制技术与计算机视觉算法的发展, 多无人机协同编队逐渐成为新型观测手段, 如“蜂群式”多无人机编队飞行 (Zhou 等, 2022b)。通过分布式任务分配与实时路径优化, 大幅提升了地物信息获取效率。然而, 受限于成本、空域管理及技术成熟度, 该模式目前在民用领域的应用仍较为有限。

$$\begin{cases} d_{\text{forward}} = (1 - O_f) \cdot \text{GSD} \cdot N_{\text{pixels}}^h, \\ d_{\text{lateral}} = (1 - O_l) \cdot \text{GSD} \cdot N_{\text{pixels}}^w, \end{cases} \text{GSD} = \frac{H \cdot s_{\text{pixel}}}{f} \quad (2)$$

式中, d_{forward} 与 d_{lateral} 分别为航向航点间距与旁向航线间距, O_f 与 O_l 分别为航向与旁向重叠度, N_{pixels}^h 与 N_{pixels}^w 分别为相机传感器沿航向与沿旁向的像元数, GSD为地面采样距离或分辨率, H 为飞行高度, s_{pixel} 为传感器单一像元的物理尺寸, f 为相机的焦距。

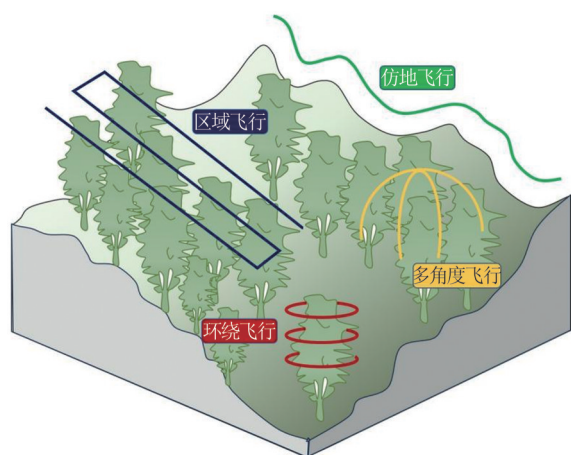


图4 4种典型的无人机飞行模式示意图

Fig. 4 Schematic diagrams of four typical UAV flight patterns

合适的飞行参数是获取高质量无人机遥感数据的重要前提。核心飞行参数一般包含航高、影像重叠度、空间分辨率或地面采样距离等。这些参数的设定需综合考虑任务区域内的环境特征、光照条件、数据应用目标以及传感器的性能参数 (Iglhaut 等, 2019)。例如, 当获取植被覆盖区域的正射影像时, 过高的空间分辨率可能导致影像匹配精度下降, 进而影响多视角三维重建效果, 引发正射影像局部的模糊现象; 而相对低的分辨率反而更合适, 同时影像的重叠度也无需过高 (Li 等, 2022)。一般而言, 基于正射影像的图像分类与分割以及量测等任务, 倾向更高的空间分辨率;

植被的三维重建任务, 倾向更高的影像重叠度; 植被状态监测或参数反演任务, 倾向晴空直射光条件下获取相对低分辨率的无人机影像。目前, 飞行参数的设定主要依据操作人员对环境条件与目标任务的经验判断。尽管有不少研究通过实验分析来优化飞行参数配置 (Dandois 等, 2015; Frey 等, 2018; Zhu 等, 2024), 但此类分析往往局限于所研究的植被类型与环境条件, 缺乏普适性的指导价值。

3.2 无人机数据预处理研究进展

3.2.1 影像辐射校正

影像的辐射校正 (radiometric correction) 通常是将传感器获取的原始 DN 值转换为反射因子, 旨在消除或减小由于大气状况、传感器自身特性、光照条件变化、地形起伏等因素引起的辐射偏差, 主要包括传感器校正、辐射定标、反射因子校正 (含大气校正)、太阳—观测几何校正等步骤 (图5)。对于不同的植被遥感应用任务, 辐射校正的目标存在差异。例如, 在目标识别任务中, 通常只需校正传感器自身的辐射偏差以及影像间拍摄参数的一致性, 将原始 DN 值转换为标准化后的 DN 值即可; 而在参数反演任务中, 则需要进一步校正到反射因子, 以便更为真实的刻画地物的反射特性, 从而确保反演结果的精度与可靠性 (Aasen 等, 2015; Cao 等, 2019)。

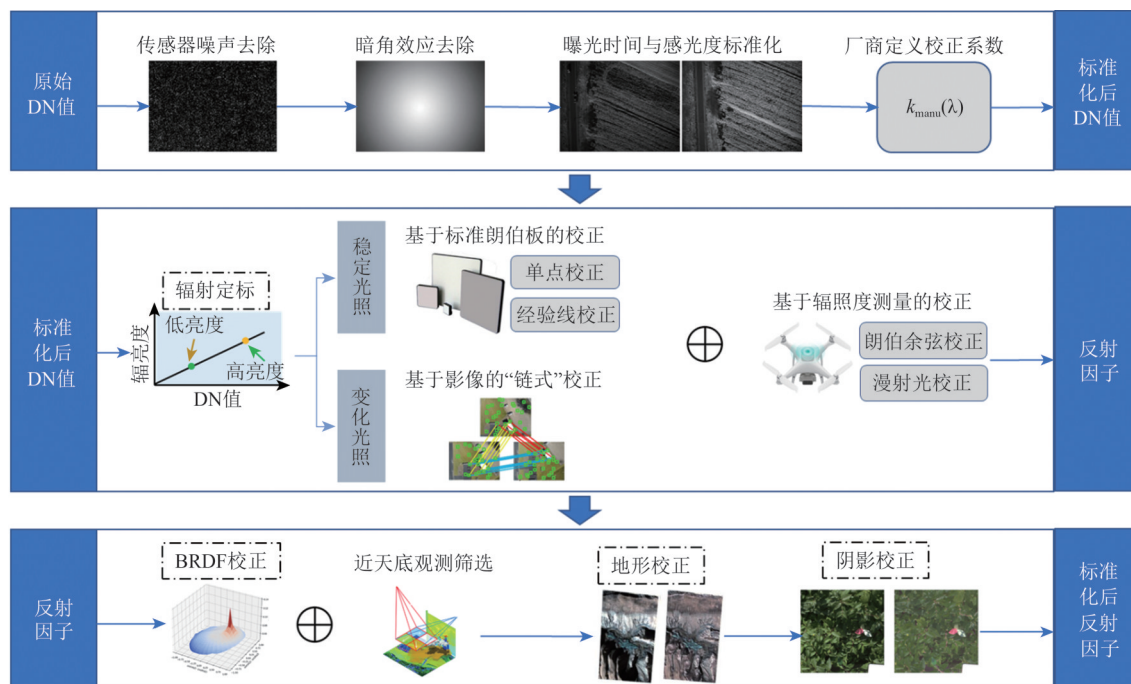


图5 低空无人机影像辐射校正流程图,其中虚线框代表可选项目

Fig. 5 Radiometric correction workflow for low-altitude UAV images, where dashed boxes indicate optional steps

3.2.1.1 传感器校正

传感器校正 (sensor correction) 的目标是令传感器中每个像元的辐射响应一致, 其主要是校正探测器板的噪声、曝光参数的一致、光学系统的暗角效应等, 以得到标准化后的 DN 值 (式 (3))。相关校正方法已经比较成熟。噪声校正一般通过拍摄无光条件下的影像, 诸如拍摄快门影像或以均匀黑色不透光物体遮住镜头拍摄, 获取逐像元的偏差值 (Kelcey 和 Lucieer, 2012)。尽管探测器板的噪声类型是较为多样的, 但通常噪声校正时并不分别考虑。由于探测器板的噪声通常是温度的函数, 因此噪声校正时通常在多个温度条件下获取各自的像元偏差值, 构建查找表或直接取平均 (Aasen 等, 2018), 而大部分厂商采用全局偏差值替代逐像元偏差值。对于绝大多数多光谱和高光谱相机, 单次飞行任务的曝光参数是固定不变的。部分厂商为了满足强光与弱光条件下均能获取高质量影像, 将相机设置为自动曝光模式, 即影像间的曝光时间与感光度并不一致, 因此有必要对影像的曝光时间与感光度进行归一化, 以便影像之间是可比的 (Wang 等, 2024)。相机的光学系统会造成影像的边缘减光效果即暗角效应, 这主要是由于小孔成像形成的自然暗角与孔径光阑决定的光学暗角共同作用形成的。这种辐射状边缘减光近似符合多项式函数, 因此常采用以距离 (距影像中心像元的距离) 为变量的 6 参数多项式拟合法实现暗角效应校正 (Kelcey 和 Lucieer, 2012), 此外也有研究采用高斯函数进行校正 (Cao 等, 2022)。为此, 一般需要利用积分球光源调节光照条件并相应地拍摄均匀光照下的影像。大多数光谱相机通常在出厂前已经开展了此项实验, 并由厂商提供了相应的多项式参数。除此之外, 使用相对较多的也有基于数据驱动的暗角校正法, 如查找表法和机器学习法 (Cao 等, 2020)。

$$DN_{\text{norm}}(\lambda) = V(\lambda, x, y) \cdot \frac{(DN_{\text{raw}}(\lambda) - wn(\lambda))}{t_{\text{expo}}(\lambda) \cdot g_{\text{iso}}(\lambda)} \cdot k_{\text{manu}}(\lambda) \quad (3)$$

式中, $DN_{\text{raw}}(\lambda)$ 与 $DN_{\text{norm}}(\lambda)$ 分别为以 λ 为中心波长的某波段原始影像 DN 值与标准化后的 DN 值, $wn(\lambda)$ 为探测器板的噪声值, $t_{\text{expo}}(\lambda)$ 与 $g_{\text{iso}}(\lambda)$ 分别为相机的曝光时间与感光度, $V(\lambda, x, y)$ 为暗角效应校正函数模型, $k_{\text{manu}}(\lambda)$ 为厂商自定义的校正系数。

3.2.1.2 辐射定标

辐射定标 (radiometric calibration) 是将标准化后的 DN 值 (无单位) 转换为入瞳处辐亮度 (单位: $W/m^2/sr$), 主要是为了保证在多传感器数据联合或比较分析时, 避免传感器自身差异的影响。考虑到绝大部分传感器在主要光电响应范围内都是线性响应的, 因此辐射定标通常是在实验室内采用积分球标准光源进行校准 (Zhou 等, 2022c), 获取入瞳处辐亮度 ($L(\lambda)$) 与 DN 值 ($DN_{\text{norm}}(\lambda)$) 之间线性关系的增益 (gain) 和偏差 (bias) (式 (4))。对于基于单个传感器的应用而言, 辐射定标通常并非必须的步骤。

$$L(\lambda) = \text{gain} \cdot DN_{\text{norm}}(\lambda) + \text{bias} \quad (4)$$

3.2.1.3 反射因子校正

反射因子校正 (reflectance factor correction) 也称为反射率校正, 是将标准化后的 DN 值或入瞳处辐亮度转换为冠层顶部的反射因子 (式 (5)), 在此过程中消除入射光强度与大气条件的影响。自然条件下, 入射辐射来源于太阳直射与天空散射, 实际观测的为半球一方向反射因子, 当漫射光占比很小时, 可近似为二向反射因子 (Schneider-Zapp 等, 2019)。由于 DN 值或辐亮度不仅取决于地物自身反射特性, 还取决于入射光强度, 因此可基于相同光照条件下的朗伯表面计算反射因子。在野外环境中, 在假定地物与标准朗伯板的入射辐射条件一致的情况下, 可采用单块朗伯板进行单点校正 (Poncet 等, 2019), 或采用多块朗伯板进行经验线校正 (Li 等, 2021), 此时大气状况也被消除了。为了测量入射辐射具有明显变化时的反射因子, 诸多研究在无人机上固定安置了光强传感器, 用于测量与相机相同波段的相应的入射辐照度, 结合相机测量的地物的反射辐亮度 (Suomalainen 等, 2018; Zhu 等, 2024), 实现反射因子的计算, 注意此类方法通常忽略大气的程辐射效应。尽管此类方式适用性更强, 但其精度受制于较多因素, 诸如光强传感器与相机的光谱响应的一致性 (Deng 等, 2018)、光强传感器的倾斜姿态 (Köppel 等, 2021)、太阳直射光与天空漫射光的比例 (Hama 等, 2022), 当前相关研究主要致力于破解这些因素的限制。也有学者尝试基于朗伯板并采用链式影像校正法实现变化光照条件下反射因子的校正 (Honkavaara 等, 2012; Qin 等, 2022; Shin 等, 2020), 其核心思路是假定相邻影像同名点的反射因子近似一致, 而造成观测

结果不一致的原因在于入射辐照度的变化。此类方法的灵活性更高,但该假设条件的成立依赖于地物结构与二向反射分布特征以及同名点观测角度的差异。应当说,变化光照条件下反射因子校正正是数据校正的重点与前沿研究方向。

$$R(\Omega_i, \Omega_r) = \frac{\Phi(\Omega_i, \Omega_r)}{\Phi^{id}(\Omega_i, \Omega_r)} = \frac{\pi \cdot L(\Omega_i, \Omega_r)}{E(\Omega_i)} = \frac{L(\Omega_i, \Omega_r)}{L^{id}(\Omega_i, \Omega_r)} = \frac{DN_{norm}}{DN_{norm}^{lamb}} \cdot R^{lamb} \quad (5)$$

式中, $R(\Omega_i, \Omega_r)$ 为入射立体角 Ω_i 和反射立体角 Ω_r 条件下的反射因子, Φ 与 L 分别为反射辐射通量与辐亮度, E 为入射辐照度, 上标 id 代表理想朗伯面, R^{lamb} 为朗伯表面的反射率。

3.2.1.4 角度归一化

由于自然地物的反射具有各向异性,当影像间的太阳入射角度存在差异或像元间的观测角度存在差异时,为保证影像或像元间的可比性,需要对影像进行太阳—观测几何校正,也被称为角度归一化或BRDF校正(式(6))。角度归一化通常通过经验性或半经验性BRDF模型,结合多角度观测或伪多角度观测,实现太阳—观测几何的校正。然而,这些模型理论上仅适用于冠层尺度,不能直接应用于无人机影像的像元尺度。尽管如此,已有研究尝试通过修正半经验BRDF模型,探索超高分辨率下的建模与校正(Bian等, 2021; Honkavaara and Khoramshahi, 2018)。事实上,在超高分辨率条件下,不同观测角度所获取的地物信息并非完全一致(例如树木的不同侧面),且存在相邻像元间的多次散射与相互遮挡效应(Li等, 2021)。同时,像元内部的三维结构在相对于观测距离较小的情况下不可忽略,导致BRDF的定义难以适用。因此,应用此类方法在无人机像元尺度上进行角度归一化的现实性较低。针对无人机影像,较为可行的做法是在生成正射影像时,选择

最小观测角度的数据或采用多个观测的加权平均值作为最终的角度归一化后的天底观测(Chapman等, 2018; Ren等, 2017)。这种方法技术上更易实现,且被广泛接受。

$$R_0(\Omega_i, \Omega_r) = R_{obs}(\Omega_i, \Omega_r) \cdot \frac{f_0(\Omega_i, \Omega_r)}{f_{obs}(\Omega_i, \Omega_r)} \sqrt{R_0(\Omega_i, \Omega_r)} = \min_{\Omega_r} \{R_{obs}(\Omega_i, \Omega_r)\} \sqrt{R_0(\Omega_i, \Omega_r)} = \frac{\sum_i w_i \cdot R_{obs}(\Omega_i, \Omega_r)}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

式中,下标 obs 与 0 分别代表观测值与角度归一化值(通常归一化至天底方向), f 为BRDF函数, w_i 为观测影像 i 中某像元的权重(其主要由观测角度所决定)。

3.2.2 影像几何校正

影像的几何校正(geometric correction)是对几何成像过程中所产生的几何变形与偏差进行纠正,旨在消除或减小因相机制造工艺、多波段相机位置差异、小孔成像模式、地形起伏等因素引起的几何变形与偏差,主要包括传感器几何畸变校正、多波段影像配准、正射校正、地理参考等步骤(图6)。针对不同的植被遥感应用任务,几何校正的具体流程可能有所不同。例如,在基于多角度遥感的BRDF表征任务中,多波段影像间几个像元的配准误差通常是可以接受的,因为该任务主要获取地物在几米至几十米尺度上的反射因子,逐像元的BRDF提取既不合理也无实际意义(Deng等, 2021; Li等, 2021)。此外,正射校正在此类任务中通常也不是必需的。然而,在植被参数反演制图和目标识别任务中,几何校正的所有步骤通常都是必要的,以确保最终生成的影像具有精确的地理坐标,同时实现感兴趣区域内各波段的高精度配准和正射校正(Chen等, 2024)。

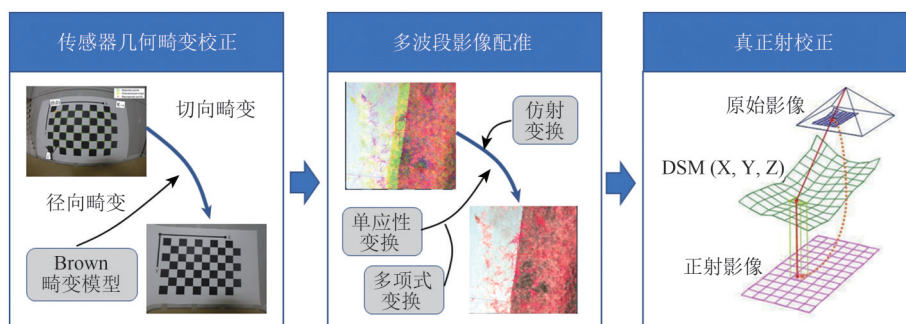


图6 低空无人机影像几何校正流程图

Fig. 6 Geometric correction workflow for low-altitude UAV images

3.2.2.1 传感器几何畸变校正

传感器几何畸变校正 (geometric distortion correction) 的目标是校正非理想状态下的成像系统导致的影像的径向畸变和切向畸变。相机的成像几何模型 (即三维空间到二维成像平面的投影映射几何关系) 在理想状态下可假定为小孔模型。然而实际中, 相机的组装工艺中透镜和成像面并不严格平行, 造成图像的切向畸变。此外, 由于透镜造成像点与物点的连线并非准直, 透镜与孔径光阑的相对位置造成图像的径向畸变。几何畸变的校正已非常成熟, 通常采用 Brown-Conrady 畸变模型构建无畸变与有畸变图像对应像元的非线性关系 (Kelcey 和 Lucieer, 2012) (式 (7))。校正时, 一般采用棋盘格标定法, 即获取三维空间棋盘格角点与二维成像面像元点的对应坐标 (式 (8)), 基于优化算法求解成像几何模型中的畸变参数。特别注意, 当相机的焦距或者光圈发生变化时, 畸变参数会相应发生改变。除棋盘格标定法, 在多视角图像三维重建的过程中也可以同时对内方位元素、外方位元素、畸变参数进行估算 (Iglhaut 等, 2019), 诸多商业与开源的图像三维重建软件均可实现这一点。然而, 受限场景复杂度与重建精度, 该方法的畸变参数估计精度一般低于棋盘格标定法。

$$\begin{aligned} u_d &= u + u(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + \\ &\quad 2p_1 uv + p_2 (r^2 + 2u^2) \\ v_d &= v + v(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + \\ &\quad p_1 (r^2 + 2v^2) + 2p_2 uv \end{aligned} \quad (7)$$

式中, u 和 v 分别为无畸变影像的像元序号, 对应的 u_d 和 v_d 分别为有畸变影像的像元序号; k_1 、 k_2 、 k_3 为径向畸变参数, p_1 、 p_2 为切向畸变参数, $r^2 = u^2 + v^2$ 。

$$z_c \begin{bmatrix} u_d \\ v_d \\ 1 \end{bmatrix} = J(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2) \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, x_w 、 y_w 、 z_w 为三维空间世界坐标系的坐标; R 和 t 分别为旋转矩阵与平移向量, 对应于 6 个外方位元素; z_c 为相机坐标系下 z 轴的坐标; u_0 和 v_0 为像主点在像元坐标系下的坐标; $f_x = f/dx$ 和 $f_y = f/dy$ 中 f 是焦距, dx 和 dy 分别为像元在横纵方向的像元物理尺寸。

3.2.2.2 多波段影像配准

多波段影像配准 (band-to-band co-registration) 旨在消除或减小波段影像之间的像元几何偏差,

保证各波段影像中的同名像元对齐。对于序列成像式、光束分离式、片上滤光片式等类型的多/高光谱相机, 它们在成像过程中各波段的光路是完全一致的, 可保证各波段影像间没有几何偏差。而对于多相机式相机, 由于各自波段相机位置不一致且成像光路独立, 导致各波段影像的同名像元并不对齐。传统的影像配准方法检测各波段影像的同名点, 采用多项式模型构建它们之间的几何变换关系 (Buiten 和 Van Putten, 1997; Wu 等, 2015) (式 (9))。但是由于特征点检测与匹配中造成的误差相对于各波段影像之间的像元偏差是相同量级的, 因此该方法在部分情况下配准精度较差。为降低匹配误差, 有的学者尝试利用线特征或其他几何特征提升配准精度 (Laliberte 等, 2011)。也有学者不再利用多项式模型这种纯数学的方式, 而是从两个成像平面的透视变换 (即单应性变换) 出发 (式 (9)), 特别考虑相机的几何畸变与各波段相机间的相对旋转角度, 修正了单应性矩阵, 进而提升在基于特征点匹配算法的影像配准精度 (Jhan 等, 2018, 2016)。但此种方法的配准精度与无人机飞行高度与地表地物起伏是相关的, 高度越高且地表起伏越小, 配准精度越高。鉴于特征点匹配在部分情况下容易失效, 导致单应性矩阵无法求解, 有学者提出基于结构相似性损失的无监督深度学习网络, 提取输入影像的特征, 进而估计单应性矩阵 (Meng 等, 2021)。为了避免计算量庞大的配准处理任务, 替代方法是在实验室内预先通过棋盘格或其他标定物标定好不同观测距离处各波段相机之间的 Helmert 仿射变换关系 (Song 等, 2014) (式 (9)), 但此种方法假定影像之间存在线性的平移、旋转与缩放关系。当前最为常用的方法为空中三角测量自动配准法 (Zhang 等, 2023), 即在多光谱影像的多视角图像三维重建过程中, 一般假设同一摄站不同波段相机的位置一致但存在旋转关系, 进而利用光束法平差进行求解, 最终实现多波段正射影像的波段配准。然而, 影像数量大和同一摄站不同波段间的强相关性是光束法平差算法面临的主要问题, 容易出现不收敛或者平差精度差的现象, 特别是容易出现局部“失配”问题, 即高重叠区域精度高而低重叠区域精度低。当前, 波段影像配准尤其是不同光谱域影像 (如可见光与热红外) 的配准是几何校正领域的研究重点。

$$x_r = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n a_{ij} x^i y^j, \quad y_r = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n b_{ij} x^i y^j,$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & t_x \\ a_3 & a_4 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix},$$

式中, $[x, y, 1]^T$ 与 $[x_r, y_r, 1]^T$ 分别为两幅待配准影像的坐标, a_{ij} 与 b_{ij} 为多项式变换模型的系数, 矩阵 $\mathbf{H}$ 为单应性矩阵, 矩阵 $\mathbf{A}$ 为仿射变换矩阵。

3.2.2.3 正射校正

正射校正 (Ortho-rectification) 旨在消除或减小相机的中心投影成像模式带来的像元视角差异以及地表地物起伏导致的投影变形, 同时生成覆盖整个飞行区域的带有地理坐标的正射影像。中心投影造成同一地理位置具有高程差的两点在图像中并不重合, 而是呈径向分布。特别注意, 有必要区分图像拼接与正射影像生成, 前者仅考虑相邻图像的同名点的像元对齐, 而后者需要消除投影变形和视角差异。目前主流的正射校正通常是基于数字高程模型提供的世界坐标系三维坐标, 利用成像几何模型, 将原始影像中的每个像元经重采样准确映射到地面坐标系统中, 进而生成正射影像。当地表覆盖有高大地物时基于数字高程模型的正射校正在高大地物处存在较大投影误差, 因此目前通行的方式是利用多视角图像三维重建技术生成的数字表面模型进行数字微分纠正。正射校正的精度主要取决于数字表面模型的质量, 而后者又取决于图像三维重建的质量, 因而具有高重叠度和合适空间分辨率的影像是关键。一些学者在数字表面模型的生成中引入了更加高清的可见光相机影像, 用于提升多/高光谱影像正射校正质量 (Habib 等, 2016; Jhan 等, 2018), 另外一部分学者则致力于优化接缝线以提升正射影像

Case: Polynomial Transformation

Case: Homography Transformation

Case: Affine Transformation

(9)

质量 (Zheng 等, 2017)。由于边缘区的飞行参数通常并非最优, 在具有高大地物的正射影像的边缘处往往能够见到空洞与模糊区域, 这些区域通常被放弃使用。有学者系统总结和评述了传统的单幅航空影像的数字微分纠正生产正射影像的技术以及基于图像三维重建的测区正射影像生产技术 (Zhang 等, 2023)。应当说, 当前正射校正相关的研究主要关注机上实时或近实时的校正。

3.2.3 点云预处理

点云预处理 (point cloud pre-processing) 通常是将激光雷达或摄影测量 (也被称为多视角图像三维重建) 获取的原始点云进行几何校正与配准, 生成预处理后的点云、体素或栅格化数据, 一般包括去噪、配准、点云高度归一化、栅格化或体素化等步骤 (图7)。尽管除点云之外, 激光雷达回波信号中也包含反射强度信息, 且反射强度受到多次散射的影响, 但由于无人机尺度的激光雷达点云更方便表征地物三维结构, 因而点云预处理中绝大多数情况下未对反射强度进行校正 (王丹 等, 2024)。摄影测量点云与激光雷达点云的预处理流程基本保持一致, 但由于摄影测量点云在部分情况下 (受限于影像拍摄参数与环境条件) 存在较大误差、密集森林情况下难以获取林下地形、仅能获取植被冠层表面的点云且点云完整度往往不高等因素的影响 (Li 等, 2022), 其具体预处理步骤也存在特殊之处。

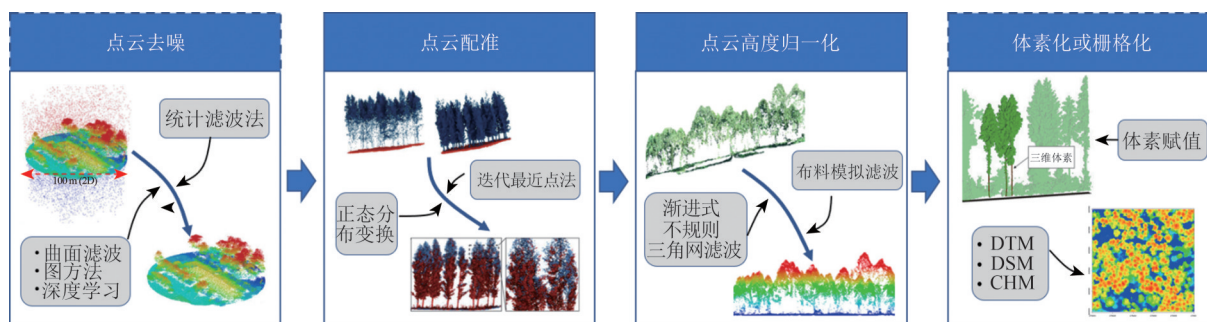


图7 低空无人机植被点云预处理流程图,其中虚线框为可选处理步骤

Fig. 7 Preprocessing workflow for UAV-based vegetation point clouds, where dashed boxes indicate optional steps

3.2.3.1 点云去噪

点云去噪 (denoising) 旨在去除由于传感器误差、环境干扰和数据采集限制导致的噪声点, 一般遵循既去除离群点又保留关键结构特征的原则。最常用的去噪方法为统计滤波法, 即根据点邻域内的统计特性判断点是否为噪声, 通常以距离的均值和标准差作为判定阈值 (式 (10)), 此时假定该点与邻域点的距离服从高斯分布。此外, 也可以根据局部点密度判定噪声中的离群点。需要注意, 此类方法通常较为适合均匀分布的点云, 而无人机激光雷达扫描时受到脉冲路径上植被元素的遮挡, 导致点云的分布并不均匀, 尤其是中下部点云密度往往较低 (Wallace 等, 2016), 可能造成过度去噪。尽管如此, 统计滤波法仍然是植被点云最常用的滤波方法 (Duan 等, 2024; Zhang 等, 2024b)。相对而言, 基于平滑曲面的滤波方法对点密度的变化较不敏感, 该方法通过拟合局部曲面实现点云的平滑, 但由于植被冠层的三维结构极为复杂, 往往难以通过平滑曲面进行刻画, 因此此类方法极少使用。当前, 计算机视觉领域开发了众多类型的点云去噪方法, 诸如基于高斯卷积核的方法、基于图的方法、基于深度学习的方法等, 这些方法主要用于人工景观点云的去噪, 对于植被点云的适用性较为有限, 这些方法的适用性十分有限, 可以参考专门的点云去噪综述论文 (Zhou 等, 2022a)。事实上, 对于植被覆盖区域的点云而言, 去噪往往并非必须的步骤, 因为植被点云的非均匀分布极易造成过度去噪。

$$|d_{\text{avg}}(p_i) - \mu_{\text{avg}}| > \theta \cdot \sigma_{\text{avg}}, d_{\text{avg}}(p_i) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d(p_i, q_j) \quad (10)$$

式中, p_i 为待判定的点, q_j 为 p_i 指定邻域内的点, $d_{\text{avg}}(p_i)$ 为 p_i 与其邻域内 k 个最近邻点的平均距离, μ_{avg} 和 σ_{avg} 分别为 p_i 与其邻域内所有点 (共 N 个, $N > k$) 的距离平均值与标准差, θ 为指定参数。

3.2.3.2 点云配准

点云两两配准 (pairwise registration) 的目标是将来自不同视角或不同传感器的两个点云数据对齐到同一个坐标系中的过程。不同于地基激光雷达不同测站间通过靶标手动配准或由粗到精的自动配准, 无人机点云之间配准相对容易, 因为其自身带有地理坐标, 可以提供粗略的相对位姿。特别地, 对于那些具有差分定位系统的无人

机遥感平台而言, 地理坐标精度可达几个厘米, 因而点云配准可能并非必须。若两个无人机点云数据需要进行两两配准, 那么核心是估计二者之间的刚性变换矩阵 (即旋转矩阵与平移向量) (Shao 等, 2022)。最常用的方法为迭代最近点算法 (ICP), 它通过迭代优化的方式最小化两个点云之间的距离误差 (式 (11)), 来求解变换矩阵 (Besl 和 McKay, 1992)。研究人员基于 ICP 算法发展了多种改进形式, 诸如加权 ICP 通过对不同的点或区域赋予不同的权重, 以增强点云密度较大的区域对配准的影响 (Rusinkiewicz 和 Levoy, 2001)、多尺度 ICP 通过不同尺度采样得到的点云由粗到细逐步优化配准以降低计算量 (Fukai 和 Xu, 2011)。另一种比较好的配准算法为正态分布变换法 (NDT), 其核心思想是将点云的每个点或局部区域表示为高斯分布, 进而通过最小化不同点云之间的差异来优化变换矩阵 (Biber 和 Strasser, 2003)。相比于 ICP, NDT 通过概率分布而非直接使用距离计算, 能有效减小噪声影响, 稀疏点云中也能得到较好的配准结果。点云配准是当前三维计算机视觉领域的研究热点之一, 除上述两种经典算法外, 非刚性变换算法、基于深度学习的算法层出不穷, 相关综述论文已经不少 (Huang 等, 2021; Pomerleau 等, 2015)。相比于人工地物的配准, 植被区域的点云配准更具挑战, 尽管如此, 上述两种经典算法仍是最常用的植被区域点云配准方法。

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^n (\mathbf{R} \cdot p_i + \mathbf{t} - q_j)^2 \quad (11)$$

式中, $E(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ 为误差函数, p_i 是源点云 P 中的点, q_j 是目标点云 Q 中的点, $\mathbf{R}$ 与 $\mathbf{t}$ 分别为旋转矩阵与平移向量, n 为点的数量。

3.2.3.3 点云高度归一化

点云高度归一化 (height normalization) 一般是经过地形滤波 (terrain filtering, 即从点云数据中分离出地面点与非地面点) 进行地形建模, 进而对原始点云进行高度归一化处理, 以去除地形的影响。地形滤波作为点云预处理的经典问题, 遥感与计算机视觉领域的学者已发展了众多滤波算法, 诸如基于坡度的滤波、基于形态学的滤波、基于曲面拟合的滤波等 (Meng 等, 2010)。布料模拟滤波法 (CSF) 和渐进式不规则三角网加密法 (PTD) (Cai 等, 2019) 是商业和开源软件中使用较为广泛的两个经典算法, 在植被区域的无人机

激光雷达点云预处理中也被广泛使用。通过对地形滤波后的地面点进行栅格化或矢量化建模,进而将原始点云减去地形模型得到高度归一化后的点云。

3.2.3.4 体素化和栅格化处理

点云的体素化(voxelization)与栅格化(rasterization)分别是将点云转换为三维体素网格与二维栅格网格的过程。这通常是为了便于数据的可视化与后续分析处理,但其并非点云预处理的必须步骤。在这一过程中,每个三维或二维网格通常根据其包含的点的数量、密度、位置(如高度)、强度或其他特征的最大值、平均值或中值等为网格赋值。三维体素可用于叶面积指数、光合有效辐射垂直分布等生态学参数的反演,也可以用于三维辐射传输建模、植被形态性状表达等。二维栅格化的成果通常包含数字地形模型(DTM)、数字表面模型(DSM)、冠层高度模型(CHM)等,其中CHM可由DSM减去DTM得到,也可以由高度归一化后的点云直接栅格化得到。需要特别注意的是,网格的尺寸设定是该处理中最重要的参数。通常,网格尺寸一般应大于点云中相邻点之间的平均距离,以确保网格的有效性。尽管如此,树冠内部的大间隙可能导致CHM中出现坑洞,部分研究通过插值算法或滤波算法来补全这些缺失区域(Zhang等, 2020)。

3.3 无人机植被遥感建模研究进展

3.3.1 超高分辨率辐射传输建模

辐射传输建模是开展遥感信号模拟、遥感数据辐射校正、遥感参数反演等的核心理论基础。经典的辐射传输建模(如一维辐射传输模型与几何光学模型)主要面向中低分辨率的卫星像元尺度,在此尺度上,植被元素结构特征的局部变化可以忽略,叶片或植株的空间分布可用统计规律来描述,且像元间的交叉辐射可以近似相互抵消(Bailey等, 2020)。例如,一维辐射传输模型SAIL假定地表植被为均匀且随机分布的叶片冠层,几何光学模型GO假定林分中树木为规则几何体且树木位置满足泊松分布,混合模型INFORM假定稀疏林分中树冠内的叶片的随机分布情况,几何光学模型5SCALE则统计描述了林分在5个尺度的空间非随机情况。这些模型在各

自适宜的植被场景中展现了良好的遥感信号模拟精度。

然而,研究表明这些经典模型在高分辨率像元尺度则具有显著的局限性(Gascon等, 2004; Jin等, 2021)。在高分与超高分辨率尺度下,植株的不规则结构与叶片的聚集效应十分显著,采用统计规律描述几何结构与叶片空间分布不再恰当;加之像元间植被垂直结构差异显著,导致像元间的相互遮阴与交叉散射十分明显(Li等, 2025)。这严重偏离经典辐射传输与几何光学模型的假设与适用条件。已有研究引入“冠层特征尺度”来描述地表植被的空间异质性与遥感观测的辐射信号之间的尺度关系(式(12)),表明了物理模型的适用性是依赖于观测尺度的(唐风莉和刘良云, 2014)。尽管依然不少学者将经典模型应用于在高分与超高分尺度(Watt等, 2023),但部分研究确实发现其精度不高(Lin等, 2019),且缺乏足够的解释性。从无人机植被遥感应应用角度而言,尽管无人机数据具有分米级甚至厘米级的分辨率,但植被参数制图通常更关注植被群体的综合状况,因而会聚合到米级甚至中低分辨率尺度(Roosjen等, 2018; Wan等, 2021),此时则可使用经典模型(表2),但对于那些要求精细制图的应用而言,则需要更为合适的辐射传输建模方法。

$$\lim_{h \rightarrow C} (\sigma(h + \Delta h) - \sigma(h)) = 0 \quad (12)$$

式中, h 为空间分辨率, Δh 为空间分辨率的尺度增量, C 代表冠层特征尺度, $\sigma(h)$ 为局部方差函数,代表影像局部空间变异与像元间的空间相关性。

分米级甚至厘米级尺度的解析式辐射传输建模是极度复杂的,但为了模型的简单性,仍需利用一些统计参数或规律。例如,COSINE模型引入一个平均角度参数描述厘米级甚至毫米级尺度内的叶倾角,这是像元尺度的局部叶片的反射因子则与水平面的反射因子存在一个余弦关系;此外引入叶片镜面反射比例参数,最终构建像元尺度的二向反射因子与叶片的方向半球反射因子之间的解析关系(Jay等, 2016)。需要注意,COSINE模型仅从局部入射光条件与叶片镜面反射特性两个方面进行优化,并未解决植被元素的高度非随机分布特征以及并未考虑植被元素之间的相互遮阴以及交叉多次辐射。光谱不变理论提供了一种十分高效的光子多次散射计算策略(Fang, 2023),

其中的光子逃逸概率与光子再碰撞概率是独立于光谱波段的（式（13）），且形成了对于植被空间结构的综合性描述，目前已逐渐用于高分甚至超高分尺度的建模中。例如，有研究通过蒙特卡洛模拟已证实光谱不变理论在超高分辨率下的适用性（Ihalainen 和 Möttöus，2022），并且尝试将可视

因子与光谱不变参数引入到毫米级影像的反射因子校正中，通过详细考虑像元间的人射辐射差异，将冠层顶部二向反射因子校正为真实的反射因子（Ihalainen 等，2024）。鉴于光谱不变理论的简洁性与有效性，其有望进一步提升超高分辨率下的辐射传输建模能力。

表 2 典型辐射传输模型对于无人机数据的适用性总结

Table 2 Summary of the applicability of typical radiative transfer models onto UAV data

模型适用性		作物		森林		草地	
		未封垄	封垄	开放	密闭	稀疏	密集
尺度	释义						
冠层尺度	无人机影像聚合至特定尺度且该尺度大于冠层特征尺度	适用		部分适用	不适用		
		适用		部分适用	不适用		
		适用					
局部尺度	无人机影像聚合至特定尺度且该尺度小于冠层特征尺度	适用		部分适用	不适用		
		适用		部分适用	不适用		
		适用					
厘米尺度	无人机影像原始影像分辨率尺度	适用		部分适用	不适用		
		适用		部分适用	不适用		
		适用					
典型一维辐射传输模型 PROSAIL		适用		部分适用	不适用		
典型几何光学模型 5SCALE		适用		部分适用	不适用		
典型三维辐射传输模型 LESS		适用		部分适用	不适用		

$$R(\Omega) = \frac{\rho(\Omega)\omega_L i_0}{1 - p\omega_L} \tag{13}$$

式中， p 为再碰撞概率， ω_L 为叶片的单次散射反照率， i_0 为入射光强度， $\rho(\Omega)$ 为逃逸概率。

三维辐射传输模型（或称为计算机模拟模型）可以直接应用于三维结构极度真实的植被场景，避免了对植被元素空间分布与结构的统计假设，通过光线追踪（如 LESS 模型、FLIGHT 模型、Helios 模型）或者辐射度（如 RAPID 模型）或者蒙特卡洛方法可以模拟毫米级—公里级分辨率的遥感观测信号，特别是可以实现超高分辨率下像元间相互遮阴与交叉散射的精准模拟，已逐渐成为支撑高分与超高分辨率遥感应用的重要物理模型（卞尊健 等，2021）。已有大量研究基于三维辐射传输模型，通过导入三维结构真实的植株模型与地形（例如 obj 格式的三维模型），并指定场景元素的光学特性以及太阳—观测几何，模拟了无人机多/高光谱影像的反射因子信号，进而开展参数

敏感性分析、参数反演等工作。

3.3.2 超高分辨率经验统计建模

经验统计建模也是植被遥感建模的重要组成部分。经验统计建模方式无法直接刻画植被参数与反射率之间的物理过程，而是通过不具有明确物理意义的统计数学模型实现植被参数与反射率之间的关联。事实上，经验统计建模方法几乎完全借鉴于计算机视觉学科，从简单的线性回归到非线性机器学习再到深度学习方法均可使用。其中，建模的关键在于准确的大量的学习样本，即输入变量与输出变量一一对应的映射集合。当输入变量为植被参数，输出变量为反射率时，为正演模型。反之，则为反演模型。多数时候，不仅仅局限于植被参数，诸如环境参数、地形参数等也可以作为辅助变量（Verrelst 等，2019，2015）。

对于超高分辨率无人机数据而言，其经验统计建模存在两方面的挑战。一方面，厘米级的植

被参数通常难以进行实测, 而由三维辐射传输模型模拟的结果可能存在适用性低的问题; 另一方面, 厘米级分辨率下地表植被的异质性急剧增高, 相对而言, 学习样本的代表性较为受限, 导致经验统计模型的泛化性较低。总体而言, 当前几乎没有研究开展超高分辨率经验统计模型的构建工作。

3.4 无人机遥感植被要素监测研究进展

3.4.1 植被参数反演

植被的遥感反射信号主要受其内部的空间结构特征与光学属性共同影响, 这些特征可通过一系列植被参数(如植被覆盖度、叶面积指数、色素含量等)进行量化表征。基于这一原理, 植被参数通过遥感信号反演得到。经典的植被参数反演理论通常是普适的, 既适合卫星尺度又适合无人机尺度的参数反演。Baret 和 Buis (2008) 系统总结了植被参数的反演原理、反演方法、病态反

演问题、提升反演精度的手段, 为植被参数反演理论与技术的发展指明了方向。植被参数反演方法可分为两大类: 辐射数据驱动法和植被参数驱动法(图8)。辐射数据驱动法通过优化遥感观测的辐射数据与辐射传输模型预测的辐射数据之间的匹配关系, 实现辐射传输模型中所含的植被参数的反演(式(14))。经典的方式如迭代优化法、查找表法以及贝叶斯方法。植被参数驱动法是基于植被参数与遥感观测之间的学习数据集, 构建参数化或者非参数化的反演预测模型(式(15)), 进而将校正后的模型应用于植被参数反演中。该方法本质是一个机器学习过程, 其学习数据集既可以来自辐射传输模型模拟, 也可以通过地面实测获取。相较于辐射数据驱动法, 该方法具有更广的适用性和更强的灵活性, 理论上可反演任何影响遥感信号的植被参数(如生物量、叶倾角分布)(Verrelst 等, 2015, 2019)。

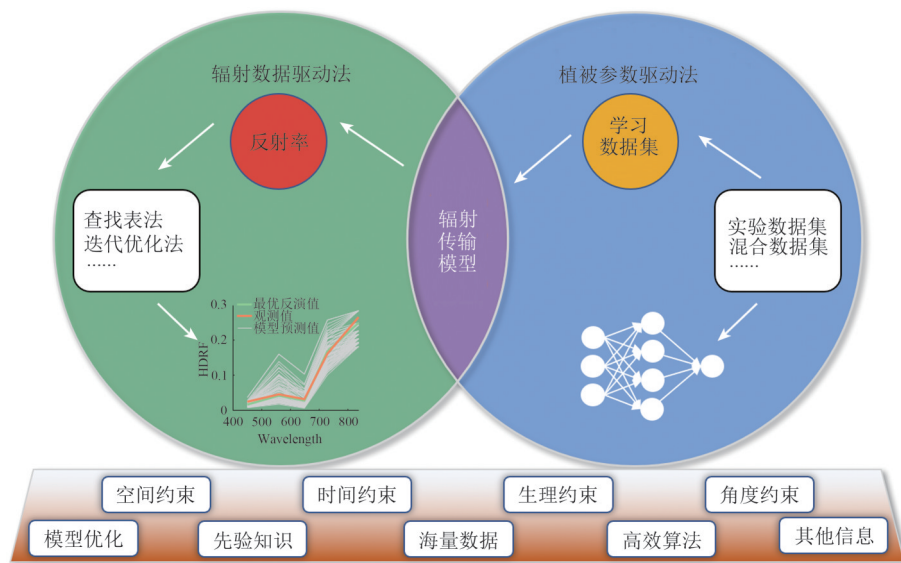


图8 两类植被参数反演方法及病态反演精度提升路径

Fig. 8 Two categories of vegetation variable retrieval methods and strategies to alleviate ill-posed inversion issues

基于无人机影像的植被参数反演研究主要集中在田块、小区、冠层和单木等中微观尺度。在此尺度范围内, 基于一维和三维辐射传输模型的辐射数据驱动法展现出良好的适用性。当前研究的发力点主要是结合各种来源的先验信息、无人机多模态数据生成的约束条件等来提升反演精度(Duffy 等, 2021; Li 等, 2025)。例如, 有研究考虑到反演过程中多参数在植物生理过程中存在耦

合关联, 因而采用作物生长模型构建参数间的耦合关联机制, 以提升参数反演精度(Chen 等, 2022)。有研究考虑到植株的空间分布与几何包络形状显著影响遥感反射因子信号, 因而利用无人机摄影测量点云引入空间约束条件, 提升单木尺度的参数反演精度(Li 等, 2025)。还有研究引入无人机多角度观测带来的角度约束, 即通过更多的反演方程来降低反演的病态性(Roosjen 等,

2018)。此外，也有研究考虑诸如树冠内部的植被元素的聚集情况（Ferreira 等，2018）、冠层结构与叶片生理参数的耦合效应（Chen 等，2022）、植被覆盖区内土壤背景的去噪（Zhang 等，2024a）等。

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \left[\sum_{i=1}^n \left(R_{\text{obs}}^i - \frac{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} R_{\text{model}}^i(\lambda, \theta) \cdot H^i(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_1}^{\lambda_2} H^i(\lambda) d\lambda} \right)^2 \right] \quad (14)$$

式中， R 为地物的反射因子，下标 obs 与 mode 分别代表遥感观测与模型模拟预测， $H(\lambda)$ 为波段的光谱响应函数， i 和 n 分别为波段序号与波段数量， $\hat{\theta}$ 为待反演的植被参数向量。

当前无人机参数反演研究主要采用植被参数驱动法，其研究重点集中在学习数据集的优化构建与特征工程方面。例如，较多研究采用多模态特征融合方式，通过整合可见光、近红外、热红外乃至微波等多模态数据，构建涵盖多维特征空间与植被参数间的学习数据集并训练非参数化反演模型，并采用重要性排序方法筛选最优特征组合。有研究认为单一的像元级光谱信息无法表征空间关系，通过引入纹理信息或者空间上下文信息来提升反演精度。也有研究结合点云高度信息以及其他几何参数进一步提升遥感特征与植被参数间的非线性相关性。需要注意的是，此类反演模型受限于学习数据集的代表性，模型的普适性和尺度延展性存在较大争议。例如，研究指出，在叶片尺度构建的反演模型几乎难以直接应用于冠层尺度（Liu 等，2023），在不同生长期以及不同植被类型构建的反演模型难以相互使用，这主要是由于训练样本代表性和冠层结构的影响。为破解这一问题，一些研究采用“虚实结合”的学习数据集生成方式，即构建包含辐射传输模型虚拟仿真数据和地面实验测量数据两类的数据集，形成“机理+数据”双驱动的反演模型（Dong 等，2024）。总体来看，当前的无人机植被参数反演方法呈现碎片化现象，缺乏大规模验证数据与通用性反演模型。

$$\hat{\theta} = f_{\text{inv}}(X_s, X_t, X_p, \dots, X_o) \quad (15)$$

式中， X_s 、 X_t 、 X_p 、 $\dots$ 、 X_o 分别为光谱特征、纹理特征、点云特征以及其他特征， f_{inv} 为参数化或非参数化反演预测模型。

3.4.2 植被目标识别

广义的植被目标识别任务十分多样，尤其是随着以深度学习为代表的人工智能算法的涌现，基于无人机数据的目标识别相关应用变得十分广泛，诸如目标检测（麦穗检测、病木检测、杂草检测、火点检测等）、语义分割（地表覆盖类型分类、树种分类、作物类型划分）、实例分割（单木分割）、变化检测（森林和耕地变化分析）、风格迁移（植被模拟）等。尽管当前依然有较多基于经典机器学习算法的植被分类等研究，但主流的研究是迁移与开发新型的深度学习框架和模型。已有多篇综述论文系统总结了深度学习植被遥感的发展脉络与模型方法（Ma 等，2019；Osco 等，2021；Yuan 等，2020），特别指出从早期的卷积神经网络（CNN）应用开始，以 VGG、ResNet 为代表的模型架构在基础图像分类任务中表现出色，被作为基础网络架构应用于诸多植被目标识别任务中。随着算力的提升和数据规模的增长，更多复杂的网络结构被引入，如用于目标检测的 YOLO 和 Faster R-CNN，用于语义分割的 U-Net 和 DeepLab，以及用于实例分割的 Mask R-CNN 等。近年来，Transformer 架构的引入进一步推动了深度学习的发展，其在处理复杂背景和多模态数据融合时具备明显优势。当前，无人机植被目标识别研究主要基于较为成熟的网络架构，研究者们普遍采用迁移学习或微调模型架构来适应特定的任务需求（Cloutier 等，2024；Lu 等，2025；Zeng 等，2025）。值得注意的是，针对多/高光谱影像或多模态数据的特点，部分研究通过特殊设计网络架构，实现了更优的特征提取能力（Yu 等，2021），定制化模型在特定样本集上表现出显著的性能提升。

然而，基于深度学习的植被目标识别任务仍面临数据标注成本高、模型泛化能力弱等挑战。一些研究尝试通过半监督学习、弱监督学习等方法，降低对大规模标注数据的依赖。有研究则从数据自动化标注入手，诸如通过利用点云数据的三维信息进行自动化标注（Li 等，2022）、利用额外的深度学习模型进行辅助标注等。最近的研究尝试利用生成式人工智能方法构建的训练样本提升训练数据的代表性与丰富度，被认为是未来深度学习发展的重要方向。例如，利用物理渲染的

图像和图像风格迁移技术, 获得作物在不同生长期、不同光照条件、不同环境条件的高质量标注样本数据 (Gao 等, 2024)。部分研究尝试通过充分利用多模态数据、多角度信息来提升模型泛化能力 (Liu 等, 2018b)。此外, 通用大模型 (如 Segment Anything Model) 作为一种面向通用任务的大规模预训练模型, 表现出跨领域、高泛化能力的显著优势, 能够在多种场景下实现零样本或少样本的高效分割 (Osco 等, 2023), 然而在复杂的森林目标识别任务中仍任重道远。

3.4.3 植被几何量测

基于无人机的植被量测主要依赖于激光雷达点云或摄影测量点云数据。激光雷达脉冲在植被覆盖区域通常具有良好的穿透性, 能够相对精细地刻画植被及其内部的三维结构。相对而言, 摄影测量点云仅能刻画植被表层结构, 数据的完整性不够。基于二者的量测流程与方法几乎是通用的, 一般均需要进行地形滤波、点云高度归一化、单木检测和分割 (Yin 和 Wang, 2019)。总体来看, 二者在部分一维与二维植被结构参数的量测上具有相近的能力。例如, 多项研究比较了二者在植被高度 (如株高、优势高、Lorey 高) 量测方面的能力, 发现摄影测量点云可以达到接近激光雷达点云的高度量测精度 (Filippelli 等, 2019; Madec 等, 2017)。然而, 需特别注意的是, 在高植被覆盖区域, 摄影测量点云通常无法对地形进行良好的刻画, 导致地形滤波算法几乎失效, 进而无法实现对该点云的高度归一化。尽管如此, 有研究针对森林树高量测, 引入异速生长方程这一生长关系约束, 实现了仅依赖摄影测量点云的地形提取与树高量测 (Yu 等, 2023)。由于无人机观测方式以及植被元素的相互遮挡问题, 植株的下半部分无法实现精细的观测甚至没有观测, 因此诸如胸径、枝下高等结构参数无法量测出来。事实上, 植被量测的相关研究重点并不在具体的参数量测上, 而是在单木检测、单木分割等中间过程, 毕竟单木分割完成后的量测是直接的 (Liu 等, 2018a), 关于单木检测与分割的进展可参考相关综述。此外, 基于量测的初级参数进一步估算高级参数 (如蓄积量、生物量式 (16)) 在本文中属于量测的范畴。

$$\begin{cases} \text{AGB} = a_0(D^2H)^{a_1} \\ \text{AGB} = b_0 + b_1D^2H + b_2(D^2H)^2 \\ \dots \\ \ln(\text{AGB}) = c_0 + c_1\ln(SA) + c_2\ln(H) + c_3\ln(WD) \end{cases} \quad (16)$$

式中, AGB 为树木的地上生物量, a , b , c 均为系数, D 为胸径, H 为树高, SA 胸高断面积, WD 为林木密度。

尽管激光雷达系统的成本逐渐降低, 但其仍然是一项高额开支, 导致激光雷达数据并非普遍可得。摄影测量点云则不受此限制, 但其质量通常取决于飞行参数、相机参数、地表结构等多种因子, 部分情况下点云存在一定程度的缺失, 导致结构参数的量测并不准确。相对而言, 无人机影像的数据质量更容易控制且质量通常较高, 部分研究基于无人机影像开展冠幅、树木密度等结构参数的量测 (Hu 等, 2023; Luo 等, 2024)。传统上认为基于单一无人机影像无法实现高度的量测, 而事实上影像中存在深度信息, 有望进一步用于高度的量测。例如, DAM (Depth Anything Model) 模型的出现, 使得基于单幅影像、连续影像、视频流的深度量测十分便捷和准确 (Yang 等, 2024)。基于深度学习和光学影像的结构参数量测将是未来研究的重要方向。

4 面临的若干前沿科学与技术挑战

低空无人机植被定量遥感的发展应以农、林、生态、环境、应急等领域的核心需求与前沿需求为导向。这些需求大致可分为两大类, 即超高分辨率植被监测与即时遥感目标探测, 核心任务包含植被参数反演制图与目标状态与动态的快速探测, 其面临的具体前沿问题与可能的解决路径如下 (图9)。

4.1 无人机数据预处理的关键挑战

4.1.1 复杂光照条件下的辐射校正

复杂光照条件指的是飞行任务中因云层、地形、太阳角度的变化导致的地物的入射辐照度发生改变。这种光照条件的变化会造成影像中地物的反射辐射量不可比, 进而影响植被参数反演、目标识别等任务。各类应用通常要求在晴空条件下执行无人机遥感观测任务, 以确保数据质量良好稳定。然而晴空条件并非时时具备, 多云和阴

天条件在中国南方地区以及山区更为常见，造成相邻影像间的太阳直射辐射发生显著变化，甚至影像内部也会存在云的阴影（Qin 等，2022；Wang 等，2024）。为提升无人机数据应用潜力，有必要研究多云与阴天条件下的辐射校正。尽管已有部分学者开展了此项研究（见 2.3 节），但相关方法尚不成熟，适用性相对有限。山区复杂地形的存在进一步加剧了入射光的复杂性，地形起伏导致不同坡度、不同坡向的地表接受的入射辐射度很不相同，尤其是向阳面与遮阴面（自身遮蔽、投射阴影）存在较大差异，造成影像剧烈的明暗变

化（Jakob 等，2017）。在卫星影像地形校正领域，已有大量相关研究，从仅考虑直射辐射到进一步考虑天空漫射辐射和周围地形多次散射，发展出了诸多地形校正模型（林兴稳 等，2020）。然而，这些模型几乎完全不适用于无人机尺度，有必要发展精准适合无人机影像的地形校正方法。尽管通常无人机在单次飞行过程（小于 30 min）中太阳角度变化不大，但对于部分应用时序无人机数据的任务而言，其各次飞行时的太阳角度不尽相同，有必要开展太阳几何的角度归一化。

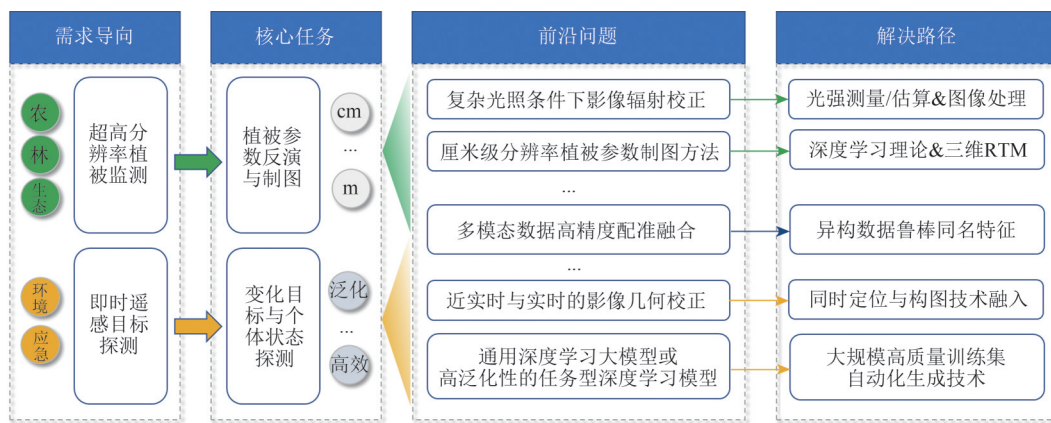


图9 低空无人机植被定量遥感面临的核​​心需求与前沿问题及其可能的解决路径

Fig. 9 Key demands and frontier issues faced by low-altitude UAV quantitative remote sensing of vegetation and their possible solutions

4.1.2 近实时与实时几何校正

近年来，单源无人机影像的室内几何校正技术已趋成熟，能够在宽松时间要求下生成高精度的正射影像和三维模型。然而，在突发自然灾害等需要快速响应的场景中，这些方法在实时性和效率上仍难以满足需求。当前，无人机影像几何校正面临多重挑战：首先，无人机搭载的微型计算机性能有限，大规模影像数据的实时处理仍是瓶颈（Ali 等，2021；Hinzmann 等，2018；Kern 等，2021），尤其在复杂地形或多视角覆盖情况下更为明显。其次，影像快速拼接与三维重建技术尚未完全突破算法效率与精度的平衡，现有方法在近实时性上仍有改进空间。而与此同时，同步定位与地图构建 SLAM（Simultaneous Localization And Mapping）技术的引入为实时几何校正带来了新机遇（Hyypä 等，2020；Pierzchała 等，2018；Sonugür，2023）。SLAM 能够通过无人机的视觉与惯性数据实时构建环境地图并进行定位，但其在

大规模场景下的计算复杂度与精度问题仍需进一步优化。此外，实时几何校正对数据质量高度依赖，无人机传感器（如惯性导航单元和 GNSS 芯片）的精度限制、环境光照变化与动态目标干扰等都会增加误差累积的可能性。尽管基于深度学习的特征提取、多源传感器融合，以及 SLAM 在动态环境中的应用为高效几何校正提供了全新思路，当前技术在硬件适配性与算法鲁棒性上仍需进一步突破。因此，无人机影像的近实时与实时几何校正正处于快速发展阶段，需要在高效计算、SLAM 优化、动态环境适应性等领域进行深入研究，以更好满足灾害监测和环境应急等实际需求。

4.1.3 多模态数据高精度配准融合

可见光、多/高光谱、热红外、激光雷达点云等多模态数据各具优势、互为补充，多模态数据的融合为植被目标识别、量测、参数反演任务提供了新的机遇（Sankey 等，2017），而数据的高精度配准是融合应用的基础。配准过程可理解为寻

找一种最优的转换函数,将两个数据转换到同一个参考框架下,实现同名对应集合之间的精确几何对准(张靖和江万寿,2017)。然而,多模态数据间的异构数据特征导致同名特征的确定极具挑战,例如多光谱与热红外影像的几何特征可能并不一致,影像与激光雷达点云的物理特性、几何模型、采样方式的不同造成二者间的几何特征显著不同。当前,在低空光学影像与热红外影像的配准、激光雷达点云与光学影像的配准方面均有大量的研究,特别是针对多模态数据同名特征的构建,开发了各类点特征、线特征、面特征(Ye等,2019),进而基于几何成像模型实现了数据级的精确配准(Zhang等,2015)。然而,在植被覆盖区域内,多模态数据间的配准面临更大挑战。这是因为植被目标的结构复杂、纹理不规则,不同模态数据间同名特征的差异可能极大,同时观测角度的变化也会加剧这种差异。此外,植被区域特有的动态性(如随风摇摆的枝叶)可能进一步影响配准精度。因此,与建筑物等特征明显的区域相比,植被覆盖地表的多模态数据配准需要更加鲁棒且适应性强的算法与技术支持,以克服特征提取、匹配及几何对准中的多重困难。

4.2 无人机遥感植被要素监测的关键挑战

4.2.1 厘米级分辨率植被参数反演制图

当前,诸多应用场景(如植物表型育种、智慧农林业定株管理、植物生态学以及病虫害早期探测)对厘米级分辨率的植被参数反演制图提出了迫切需求。例如,在林木幼苗表型育种中,需要精准刻画单株幼苗的详细生理和结构状态;在病虫害早期探测中,则需捕捉初期微小症状的细节。然而,现有研究大多聚焦于米级尺度、样方尺度和景观尺度的植被表征,难以反映个体、物种和林冠尺度的细节特征。尽管已有少量研究尝试通过混合像元分解方法实现厘米级分辨率的植被覆盖度制图(Yan等,2019),但针对其他关键植被参数(如色素含量、叶倾角、叶面积体密度等)的反演方法仍未取得实质性突破。三维辐射传输模型为厘米级分辨率参数反演提供了理论支持,但传统反演方法存在效率不足的问题。尤其是,无人机观测范围有限,若每次观测均需构建独立的学习数据集以校正模型,处理效率将大大

降低(Li等,2025)。引入深度学习理论为解决该问题提供了潜在路径。例如,自动编码器可将影像降维为若干关键特征,再通过解码器从这些特征重建原始影像。类似地,厘米级分辨率的遥感影像可以通过非线性映射转化为关键植被参数图,同时确保这些参数图可通过解码器重构原始影像,从而实现高效的参数反演与制图。此外,近期备受关注的可微分三维辐射传输反演方法,作为深度学习的一种扩展形式,也为厘米级分辨率植被参数反演提供了新的技术途径。此外,在植被参数反演过程中,目前低空无人机遥感仍多聚焦于简单易测的形态结构和生化性状,而对难以测量的植物生理性状(如光合速率、呼吸速率、水力性状和代谢性状等)的遥感反演方法的探究仍极为稀少(Liu等,2023)。同时植被结构性状和形态—生化—生理性状间存在怎样的权衡关系和功能维度,仍需无人机多源遥感数据加以深入探究。

4.2.2 通用深度学习大模型或高泛化性的任务型深度学习模型

无人机遥感数据的多样性和复杂性以及植被目标的多尺度和多时相特征,使得传统深度学习模型难以应对不同场景、不同任务的需求。现有模型大多针对单一任务或特定场景,缺乏跨任务、跨场景的泛化能力。此外,无人机遥感数据的标注成本高、质量不均,导致深度学习模型的训练往往受限于小样本问题,进一步影响模型的普适性。通用深度学习大模型能够通过大规模预训练学习多模态、多任务、多尺度的泛化特征,适应不同植被遥感任务;而高泛化性的任务型模型则能在特定任务中具备较强的适用性与稳定性。已有少量研究分别针对作物场景的前景与背景分割、森林单木检测等任务构建了高泛化性的任务型模型(Mosig等,2024;Serouart等,2022),其显著特点是前期收集了大规模、高质量、不同环境条件、物候期的标记数据集。现有文献也表明,构建通用深度学习大模型的关键要求是海量的各种类型的标记数据集。生成式人工智能则有望解决样本集构建的挑战,为这一领域的进步提供新的可能。

5 结 语

近十余年来,低空无人机植被定量遥感的理

论基础、技术方法、应用场景蓬勃发展,已经成为定量遥感的重要组成部分和研究热点。尽管低空无人机定量遥感与传统卫星定量遥感具有相似的技术链条,但由于二者之间成像方式、观测尺度、数据类型、应用需求等方面存在显著差异,直接套用卫星尺度的技术方法往往存在明显局限性。因此,针对无人机遥感自身特性,学界在观测模式、辐射校正、几何校正、超高分辨率辐射传输建模与反演、植被目标识别与量测等方面持续深入研究,并取得了显著进展。然而,低空无人机植被定量遥感技术链条中的各个环节尚未成熟,特别是变化光照下的辐射校正、多模态数据融合配准、超高分辨率植被参数反演、高泛化性的目标识别模型等,仍是未来持续亟需突破的关键方向。作为传统地面遥感与卫星遥感的中间尺度,新兴的无人机植被遥感必然将博采二者之所长,借鉴计算机视觉、计算机图形学中日新月异的技术方法,融汇摄影测量、辐射传输建模的经典技术,结合植物科学、生态环境科学、地理科学的基础知识,推动这一领域的技术创新与应用发展。随着未来无人机与传感器制造技术的进步系统成本的持续降低,无人机数据量的持续增长以及数据共享体系的逐步完善,低空无人机植被定量遥感的应用前景将愈加广阔。

参考文献(References)

- Aasen H and Bolten A. 2018. Multi-temporal high-resolution imaging spectroscopy with hyperspectral 2D imagers – from theory to application. *Remote Sensing of Environment*, 205: 374-389 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.043]
- Aasen H, Burkart A, Bolten A and Bareth G. 2015. Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation monitoring: from camera calibration to quality assurance. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 245-259 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.08.002]
- Aasen H, Honkavaara E, Lucieer A and Zarco-Tejada P J. 2018. Quantitative remote sensing at ultra-high resolution with UAV spectroscopy: a review of sensor technology, measurement procedures, and data correction workflows. *Remote Sensing*, 10(7): 1091 [DOI: 10.3390/rs10071091]
- Adão T, Hruška J, Pádua L, Bessa J, Peres E, Morais R and Sousa J J. 2017. Hyperspectral imaging: a review on UAV-based sensors, data processing and applications for agriculture and forestry. *Remote Sensing*, 9(11): 1110 [DOI: 10.3390/rs9111110]
- Ali R, Kang D, Suh G and Cha Y J. 2021. Real-time multiple damage mapping using autonomous UAV and deep faster region-based neural networks for GPS-denied structures. *Automation in Construction*, 130: 103831 [DOI: 10.1016/j.autcon.2021.103831]
- Avellar G S C, Pereira G A S, Pimenta L C A and Iscold P. 2015. Multi-UAV routing for area coverage and remote sensing with minimum time. *Sensors*, 15(11): 27783-27803 [DOI: 10.3390/s151127783]
- Bailey B N, Ponce de León M A and Krayenhoff E S. 2020. One-dimensional models of radiation transfer in heterogeneous canopies: a review, re-evaluation, and improved model. *Geoscientific Model Development*, 13(10): 4789-4808 [DOI: 10.5194/gmd-13-4789-2020]
- Baret F and Buis S. 2008. Estimating canopy characteristics from remote sensing observations: review of methods and associated problems//Liang S L, ed. *Advances in Land Remote Sensing: System, Modeling, Inversion and Application*. New York: Springer: 173-201
- Besl P J and McKay N D. 1992. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2): 239-256 [DOI: 10.1109/34.121791]
- Bian L H, Wang Z, Zhang Y Z, Li L J, Zhang Y N, Yang C, Fang W, Zhao J J, Zhu C L, Meng Q H, Peng X and Zhang J. 2024. A broadband hyperspectral image sensor with high spatio-temporal resolution. *Nature*, 635(8037): 73-81 [DOI: 10.1038/s41586-024-08109-1]
- Bian Z J, Qi J B, Wu S B, Wang Y S, Liu S Y, Xu B D, Du Y M, Cao B, Li H, Huang H G, Xiao Q and Liu Q H. 2021. A review on the development and application of three dimensional computer simulation mode of optical remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 559-576 (卞尊健, 漆建波, 吴胜标, 王雨生, 刘守阳, 徐保东, 杜永明, 曹彪, 历华, 黄华国, 肖青, 柳钦火. 2021. 光学遥感三维计算机模拟模型的研究进展与应用. *遥感学报*, 25(2): 559-576) [DOI: 10.11834/jrs.20219274]
- Bian Z J, Roujean J L, Cao B, Du Y M, Li H, Gamet P, Fang J Y, Xiao Q and Liu Q H. 2021. Modeling the directional anisotropy of fine-scale TIR emissions over tree and crop canopies based on UAV measurements. *Remote Sensing of Environment*, 252: 112150 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112150]
- Biber P and Strasser W. 2003. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching//*Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Las Vegas: IEEE: 2743-2748 [DOI: 10.1109/IROS.2003.1249285]
- Buiten H J and Van Putten B. 1997. Quality assessment of remote sensing image registration — analysis and testing of control point residuals. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 52(2): 57-73 [DOI: 10.1016/S0924-2716(97)83001-8]
- Burkart A, Aasen H, Alonso L, Menz G, Bareth G and Rascher U. 2015. Angular dependency of hyperspectral measurements over wheat characterized by a novel UAV based goniometer. *Remote Sensing*, 7(1): 725-746 [DOI: 10.3390/rs70100725]
- Cai S S, Zhang W M, Liang X L, Wan P, Qi J B, Yu S S, Yan G J and Shao J. 2019. Filtering airborne LiDAR data through complemen-

- tary cloth simulation and progressive TIN densification filters. *Remote Sensing*, 11(9): 1037 [DOI: 10.3390/rs11091037]
- Cao H T, Gu X F, Wei X Q, Yu T and Zhang H F. 2020. Lookup table approach for radiometric calibration of miniaturized multispectral camera mounted on an unmanned aerial vehicle. *Remote Sensing*, 12(24): 4012 [DOI: 10.3390/rs12244012]
- Cao H T, Gu X F, Zhang M X, Zhang H F and Chen X R. 2022. Vignetting correction based on a two-dimensional gaussian filter with harmony for area array sensors. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 8: 576-584 [DOI: 10.1109/TCI.2022.3188413]
- Cao S, Danielson B, Clare S, Koenig S, Campos-Vargas C and Sanchez-Azofeifa A. 2019. Radiometric calibration assessments for UAS-borne multispectral cameras: laboratory and field protocols. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 149: 132-145 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.01.016]
- Chapman S C, Zheng B Y, Potgieter A B, Guo W, Baret F, Liu S, Madec S, de Solan B, George-Jaeggli B, Hammer G L and Jordan D R. 2018. Visible, near infrared, and thermal spectral radiance on-board UAVs for high-throughput phenotyping of plant breeding trials//Biophysical and Biochemical Characterization and Plant Species Studies. Boca Raton: CRC Press: 275-299 [DOI: 10.1201/9780429431180]
- Chen A, Xu C, Zhang M, Guo J, Xing X Y, Yang D, Xu B and Yang X C. 2024. Cross-scale mapping of above-ground biomass and shrub dominance by integrating UAV and satellite data in temperate grassland. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114024 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114024]
- Chen P F. 2018. Applications and trends of unmanned aerial vehicle in agriculture. *Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences)*, 44(4): 399-406 (陈鹏飞. 2018. 无人机在农业中的应用现状与展望. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 44(4): 399-406) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-9209.2017.12.150]
- Chen Q M, Zheng B Y, Chen T and Chapman S C. 2022. Integrating a crop growth model and radiative transfer model to improve estimation of crop traits based on deep learning. *Journal of Experimental Botany*, 73(19): 6558-6574 [DOI: 10.1093/jxb/erac291]
- Cloutier M, Germain M and Laliberté E. 2024. Influence of temperate forest autumn leaf phenology on segmentation of tree species from UAV imagery using deep learning. *Remote Sensing of Environment*, 311: 114283 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114283]
- Dandois J P, Olano M and Ellis E C. 2015. Optimal altitude, overlap, and weather conditions for computer vision UAV estimates of forest structure. *Remote Sensing*, 7(10): 13895-13920 [DOI: 10.3390/rs71013895]
- Das S, Chapman S, Christopher J, Choudhury M R, Menzies N W, Apan A and Dang Y P. 2021. UAV-thermal imaging: a technological breakthrough for monitoring and quantifying crop abiotic stress to help sustain productivity on sodic soils – A case review on wheat. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 23: 100583 [DOI: 10.1016/j.rsase.2021.100583]
- Deng L, Chen Y, Zhao Y, Zhu L, Gong H L, Guo L J and Zou H Y. 2021. An approach for reflectance anisotropy retrieval from UAV-based oblique photogrammetry hyperspectral imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102442 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102442]
- Deng L, Mao Z H, Li X J, Hu Z W, Duan F Z and Yan Y N. 2018. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: a comparison between different cameras. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 124-136 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.008]
- Dong M X, Liu S Y, Jiang R B, Qi J B, de Solan B, Comar A, Li L Y, Li W J, Ding Y F and Baret F. 2024. Comparing and combining data-driven and model-driven approaches to monitor wheat green area index with high spatio-temporal resolution satellites. *Remote Sensing of Environment*, 305: 114118 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114118]
- Duan D, Deng Y C, Zhang J P, Wang J L and Dong P L. 2024. Influence of VF and SOR-filtering methods on tree height inversion using unmanned aerial vehicle LiDAR data. *Drones*, 8(4): 119 [DOI: 10.3390/drones8040119]
- Duffy J P, Anderson K, Fawcett D, Curtis R J and Maclean I M D. 2021. Drones provide spatial and volumetric data to deliver new insights into microclimate modelling. *Landscape Ecology*, 36(3): 685-702 [DOI: 10.1007/s10980-020-01180-9]
- Fang H L. 2023. Photon recollision probability and the spectral invariant theory: principles, methods, and applications. *Remote Sensing of Environment*, 299: 113859 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113859]
- Ferreira M P, Féret J B, Grau E, Gastellu-Etchegorry J P, Do Amaral C H, Shimabukuro Y E and de Souza Filho C R. 2018. Retrieving structural and chemical properties of individual tree crowns in a highly diverse tropical forest with 3D radiative transfer modeling and imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 211: 276-291 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.023]
- Filippelli S K, Lefsky M A and Rocca M E. 2019. Comparison and integration of lidar and photogrammetric point clouds for mapping pre-fire forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 224: 154-166 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.029]
- Frey J, Kovach K, Stemmler S and Koch B. 2018. UAV photogrammetry of forests as a vulnerable process. A sensitivity analysis for a structure from motion RGB-image pipeline. *Remote Sensing*, 10(6): 912 [DOI: 10.3390/rs10060912]
- Fukai H and Xu G. 2011. Fast and robust registration of multiple 3D point clouds//2011 RO-MAN. Atlanta: IEEE: 331-336 [DOI: 10.1109/ROMAN.2011.6005295]
- Gao Y M R, Li L Y, Weiss M, Guo W, Shi M, Lu H, Jiang R B, Ding Y F, Nampally T, Rajalakshmi P, Baret F and Liu S Y. 2024. Bridging real and simulated data for cross-spatial-resolution vegetation segmentation with application to rice crops. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 218: 133-150 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.10.007]
- Gascon F, Gastellu-Etchegorry J P, Lefevre-Fonollosa M J and Dufréne E. 2004. Retrieval of forest biophysical variables by invert-

- ing a 3-D radiative transfer model and using high and very high resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(24): 5601-5616 [DOI: 10.1080/01431160412331291305]
- Guo Q H, Hu T Y, Liu J, Jin S C, Xiao Q, Yang G J, Gao X L, Xu Q, Xie P H, Peng C G and Yan L. 2021. Advances in light weight unmanned aerial vehicle remote sensing and major industrial applications. *Progress in Geography*, 40(9): 1550-1569 (郭庆华, 胡天宇, 刘瑾, 金时超, 肖青, 杨贵军, 高显连, 许强, 谢品华, 彭炯刚, 闫利. 2021. 轻小型无人机遥感及其行业应用进展. *地理科学进展*, 40(9): 1550-1569) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2021.09.010]
- Guo Q H, Wu F F, Hu T Y, Chen L H, Liu J, Zhao X Q, Gao S and Pang S X. 2016. Perspectives and prospects of unmanned aerial vehicle in remote sensing monitoring of biodiversity. *Biodiversity Science*, 24(11): 1267-1278 (郭庆华, 吴芳芳, 胡天宇, 陈琳海, 刘瑾, 赵晓倩, 高上, 庞树鑫. 2016. 无人机在生物多样性遥感监测中的应用现状与展望. *生物多样性*, 24(11): 1267-1278) [DOI: 10.17520/biods.2016105]
- Habib A, Han Y, Xiong W F, He F N, Zhang Z and Crawford M. 2016. Automated ortho-rectification of UAV-based hyperspectral data over an agricultural field using frame RGB imagery. *Remote Sensing*, 8(10): 796 [DOI: 10.3390/rs8100796]
- Hama A, Sato M, Tsukamoto Y and Matsuoka N. 2022. Estimation of sunlight conditions through a drone-mounted solar irradiation sensor. *Journal of Agricultural Meteorology*, 78(3): 113-120 [DOI: 10.2480/agrm.21-00049]
- Hinzmann T, Schönberger J L, Pollefeys M and Siegwart R. 2018. Mapping on the fly: real-time 3D dense reconstruction, digital surface map and incremental orthomosaic generation for unmanned aerial vehicles//*Field and Service Robotics*. Cham: Springer: 383-396 [DOI: 10.1007/978-3-319-67361-5_25]
- Holman F H, Riche A B, Castle M, Wooster M J and Hawkesford M J. 2019. Radiometric calibration of 'Commercial off the Shelf' cameras for UAV-based high-resolution temporal crop phenotyping of reflectance and NDVI. *Remote Sensing*, 11(14): 1657 [DOI: 10.3390/rs11141657]
- Honkavaara E, Hakala T, Markelin L, Rosnell T, Saari H and Mäkynen J. 2012. A process for radiometric correction of UAV image blocks. *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 2012(2): 115-127 [DOI: 10.1127/1432-8364/2012/0106]
- Honkavaara E and Khoramshahi E. 2018. Radiometric correction of close-range spectral image blocks captured using an unmanned aerial vehicle with a radiometric block adjustment. *Remote Sensing*, 10(2): 256 [DOI: 10.3390/rs10020256]
- Hu J B and Zhang J. 2018. Unmanned Aerial Vehicle remote sensing in ecology: advances and prospects. *Acta Ecologica Sinica*, 38(1): 20-30 (胡健波, 张健. 2018. 无人机遥感在生态学中的应用进展. *生态学报*, 38(1): 20-30) [DOI: 10.5846/stxb201612092538]
- Hu L L, Xu X J, Wang J Z and Xu H X. 2023. Individual tree crown width detection from unmanned aerial vehicle images using a revised local transect method. *Ecological Informatics*, 75: 102086 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2023.102086]
- 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]
- Hyypä E, Hyypä J, Hakala T, Kukko A, Wulder M A, White J C, Pyörälä J, Yu X W, Wang Y S, Virtanen J P, Pohjavirta O, Liang X L, Holopainen M and Kaartinen H. 2020. Under-canopy UAV laser scanning for accurate forest field measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164: 41-60 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.03.021]
- Iglhaut J, Cabo C, Puliti S, Piermattei L, O'Connor J and Rosette J. 2019. Structure from motion photogrammetry in forestry: a review. *Current Forestry Reports*, 5(3): 155-168 [DOI: 10.1007/s40725-019-00094-3]
- Ihalainen O and Möttö M. 2022. Spectral invariants in ultra-high spatial resolution hyperspectral images. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 288: 108265 [DOI: 10.1016/j.jqsrt.2022.108265]
- Ihalainen O, Sandmann T, Rascher U and Möttö M. 2024. Illumination correction for close-range hyperspectral images using spectral invariants and random forest regression. *Remote Sensing of Environment*, 315: 114467 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114467]
- Jakob S, Zimmermann R and Gloaguen R. 2017. The need for accurate geometric and radiometric corrections of drone-borne hyperspectral data for mineral exploration: MEPHySTo—a toolbox for pre-processing drone-borne hyperspectral data. *Remote Sensing*, 9(1): 88 [DOI: 10.3390/rs9010088]
- Jay S, Bendoula R, Hadoux X, Férét J B and Gorretta N. 2016. A physically-based model for retrieving foliar biochemistry and leaf orientation using close-range imaging spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 177: 220-236 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.029]
- Jhan J P, Rau J Y and Haala N. 2018. Robust and adaptive band-to-band image transform of UAS miniature multi-lens multispectral camera. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 137: 47-60 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.12.009]
- Jhan J P, Rau J Y and Huang C Y. 2016. Band-to-band registration and ortho-rectification of multilens/multispectral imagery: a case study of MiniMCA-12 acquired by a fixed-wing UAS. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 66-77 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.008]
- Jin D C, Qi J B, Huang H G and Li L Y. 2021. Combining 3D radiative transfer model and convolutional neural network to accurately estimate forest canopy cover from very high-resolution satellite images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 10953-10963 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3122509]
- Kelcey J and Lucier A. 2012. Sensor correction of a 6-band multispectral imaging sensor for UAV remote sensing. *Remote Sensing*, 4(5): 1462-1493 [DOI: 10.3390/rs4051462]
- Kern A, Fanta-Jende P, Glira P, Bruckmüller F and Sulzbachner C. 2021. An accurate real-time UAV mapping solution for the generation of orthomosaics and surface models. *The International Ar-*

- chives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B1-2021: 165-171 [DOI: 10.5194/ISPRS-ARCHIVES-XLIII-B1-2021-165-2021]
- Köppel C J, Malureanu R, Dam-Hansen C, Wang S, Jin H X, Barchiesi S, Serrano Sandí J M, Muñoz-Carpena R, Johnson M, Durán-Quezada A M, Bauer-Gottwein P, McKnight U S and Garcia M. 2021. Hyperspectral reflectance measurements from UAS under intermittent clouds: correcting irradiance measurements for sensor tilt. *Remote Sensing of Environment*, 267: 112719 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112719]
- Laliberte A S, Goforth M A, Steele C M and Rango A. 2011. Multi-spectral remote sensing from unmanned aircraft: image processing workflows and applications for rangeland environments. *Remote Sensing*, 3(11): 2529-2551 [DOI: 10.3390/rs3112529]
- Lan Y B, Deng X L and Zeng G L. 2019. Advances in diagnosis of crop diseases, pests and weeds by UAV remote sensing. *Smart Agriculture*, 1(2): 1-19 (兰玉彬, 邓小玲, 曾国亮. 2019. 无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展. *智慧农业*, 1(2): 1-19) [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.2.201904-SA003]
- Lebourgeois V, Bégué A, Labbé S, Mallavan B, Prévot L and Roux B. 2008. Can commercial digital cameras be used as multispectral sensors? A crop monitoring test. *Sensors*, 8(11): 7300-7322 [DOI: 10.3390/s8117300]
- Li D R and Li M. 2014. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 39(5): 505-513, 540 (李德仁, 李明. 2014. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 39(5): 505-513, 540) [DOI: 10.13203/j.whugis.20140045]
- Li L Y, Liu S B, Wang Z H, Zhao X, Qi J B, Zeng Y L, Li D, Guo P F, Yu Z X, Lin S M, Liu S Y and Huang H G. 2025. Seeing into individual trees: tree-specific retrieval of tree-level traits using 3D radiative transfer model and spatial adjacency constraint from UAV multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 318: 114616 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114616]
- Li L Y, Mu X H, Chianucci F, Qi J B, Jiang J Y, Zhou J X, Chen L, Huang H G, Yan G J and Liu S Y. 2022. Ultrahigh-resolution boreal forest canopy mapping: combining UAV imagery and photogrammetric point clouds in a deep-learning-based approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 107: 102686 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102686]
- Li L Y, Mu X H, Qi J B, Pisek J, Roosjen P, Yan G J, Huang H G, Liu S Y and Baret F. 2021. Characterizing reflectance anisotropy of background soil in open-canopy plantations using UAV-based multiangular images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 177: 263-278 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2021.05.007]
- Liao X H, Huang Y H and Liu X. 2025. Opportunities and challenges in developing geographic information science and technology in the era of the low-altitude economy. *Journal of Geo-Information Science*, 27(1): 1-9 (廖小罕, 黄耀欢, 刘霞. 2025. 低空经济时代地理信息科技发展的机遇和挑战. *地球信息科学学报*, 27(1): 1-9) [DOI: 10.12082/dqxkx.2025.250028]
- Liao X H, Xiao Q and Zhang H. 2019. UAV remote sensing: popularization and expand application development trend. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 23(6): 1046-1052 (廖小罕, 肖青, 张颢. 2019. 无人机遥感: 大众化与拓展应用发展趋势. *遥感学报*, 23(6): 1046-1052) [DOI: 10.11834/jrs.20199422]
- Lin Q N, Huang H G, Wang J X, Huang K and Liu Y Y. 2019. Detection of Pine Shoot Beetle (PSB) stress on pine forests at individual tree level using UAV-based hyperspectral imagery and Lidar. *Remote Sensing*, 11(21): 2540 [DOI: 10.3390/rs11212540]
- Lin X W, Wen J G, Wu S B, Hao D L, Xiao Q and Liu Q H. 2020. Advances in topographic correction methods for optical remote sensing imageries. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(8): 958-974 (林兴稳, 闻建光, 吴胜标, 郝大磊, 肖青, 柳钦火. 2020. 地表反射率地形校正物理模型与效果评价方法研究进展. *遥感学报*, 24(8): 958-974) [DOI: 10.11834/jrs.20209167]
- Liu H, Gu L J and Ren R Z. 2021. Research progress of forest parameter acquisition based on UAV remote sensing technology. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(3): 489-501 (刘鹤, 顾玲嘉, 任瑞治. 2021. 基于无人机遥感技术的森林参数获取研究进展. *遥感技术与应用*, 36(3): 489-501) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0489]
- Liu J C, Wang H M, He Y Q, Wang M H, Li G C, Yu D H, Zhao P X and Feng Z K. 2024. Application and challenges of UAV-based technology in precision forestry. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 40(5): 14-24 (刘金成, 王海明, 何亚琼, 王明慧, 栗广才, 于东海, 赵鹏祥, 冯仲科. 2024. 无人机技术在精准林业中的应用与挑战. *农业工程学报*, 40(5): 14-24) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202312131]
- Liu J G, Zhao C J, Yang G J, Yu H Y, Zhao X Q, Xu B and Niu Q L. 2016. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 32(24): 98-106 (刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 于海洋, 赵晓庆, 徐波, 牛庆林. 2016. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展. *农业工程学报*, 32(24): 98-106) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.24.013]
- Liu K, Shen X, Cao L, Wang G B and Cao F L. 2018a. Estimating forest structural attributes using UAV-LiDAR data in Ginkgo plantations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 465-482 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.11.001]
- Liu Q W, Li S M, Li Z Y, Fu L Y and Hu K L. 2017. Review on the applications of UAV-Based LiDAR and photogrammetry in forestry. *Scientia Silvae Sinicae*, 53(7): 134-148 (刘清旺, 李世明, 李增元, 符利勇, 胡凯龙. 2017. 无人机激光雷达与摄影测量林业应用研究进展. *林业科学*, 53(7): 134-148) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20170714]
- Liu S W, Yan Z B, Wang Z H, Serbin S, Visser M, Zeng Y, Ryu Y, Su Y J, Guo Z F, Song G Q, Wu Q H, Zhang H, Cheng K H, Dong J L, Hau B C H, Zhao P, Yang X, Liu L L, Rogers A and Wu J. 2023. Mapping foliar photosynthetic capacity in sub-tropical and tropical forests with UAS-based imaging spectroscopy: scaling from

- leaf to canopy. *Remote Sensing of Environment*, 293: 113612 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113612]
- Liu T, Abd-Elrahman A, Zare A, Dewitt B A, Flory L and Smith S E. 2018b. A fully learnable context-driven object-based model for mapping land cover using multi-view data from unmanned aircraft systems. *Remote Sensing of Environment*, 216: 328-344 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.031]
- Lort M, Aguiasca A, López-Martínez C and Marín T M. 2018. Initial evaluation of SAR capabilities in UAV multicopter platforms. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(1): 127-140 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2752418]
- Lu B, Dao P D, Liu J G, He Y H and Shang J L. 2020. Recent advances of hyperspectral imaging technology and applications in agriculture. *Remote Sensing*, 12(16): 2659 [DOI: 10.3390/rs12162659]
- Lu H, Li B W, Yang G, Fan G P, Wang H, Pang Y, Wang Z Y, Lian Y N, Xu H F and Huang H. 2025. Towards a point cloud understanding framework for forest scene semantic segmentation across forest types and sensor platforms. *Remote Sensing of Environment*, 318: 114591 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114591]
- Luna M A, Ale Isaac M S, Ragab A R, Campoy P, Flores Peña P and Molina M. 2022. Fast Multi-UAV path planning for optimal area coverage in aerial sensing applications. *Sensors*, 22(6): 2297 [DOI: 10.3390/s22062297]
- Luo T G, Gao W, Belotserkovsky A, Nedzved A, Deng W J, Ye Q L, Fu L Y, Chen Q, Ma W J and Xu S. 2024. VrsNet - density map prediction network for individual tree detection and counting from UAV images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 131: 103923 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103923]
- Ma L, Liu Y, Zhang X L, Ye Y X, Yin G F and Johnson B A. 2019. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 166-177 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015]
- Madec S, Baret F, De Solan B, Thomas S, Dutartre D, Jezequel S, Hemmerlé M, Colombeau G and Comar A. 2017. High-throughput phenotyping of plant height: comparing unmanned aerial vehicles and ground LiDAR estimates. *Frontiers in Plant Science*, 8: 2002 [DOI: 10.3389/fpls.2017.02002]
- Meng L X, Zhou J, Liu S M, Ding L R, Zhang J R, Wang S F and Lei T J. 2021. Investigation and evaluation of algorithms for unmanned aerial vehicle multispectral image registration. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102403 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102403]
- Meng X L, Currit N and Zhao K G. 2010. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues. *Remote Sensing*, 2(3): 833-860 [DOI: 10.3390/rs2030833]
- Mosig C, Vajna-Jehle J, Mahecha M D, Cheng Y, Hartmann H, Montero D, Junttila S, Horion S, Adu-Bredu S, Al-Halbouni D, Allen M, Altman J, Angiolini C, Astrup R, Barrasso C, Bartholomeus H, Brede B, Buras A, Carrieri E, Chirici G, Cloutier M, Cushman K C, Dalling J W, Dempewolf J, Denter M, Ecke S, Eichel J, Eltner A, Fabi M, Fassnacht F, Feirreira M P, Frey J, Frick A, Ganz S, Garbarino M, García M, Gassilloud M, Ghasemi M, Giannetti F, Gonzalez R, Gosper C, Greinwald K, Grieve S, Gutierrez J A, Göritz A, Hajek P, Hedding D, Hempel J, Hernández M, Heurich M, Honkavaara E, Jucker T, Kalwij J M, Khatri-Chhetri P, Klemmt H J, Koivumäki N, Korznikov K, Kruse S, Krüger R, Laliberté E, Langan L, Latifi H, Lehmann J, Li L Y, Lines E, Lopatin J, Lucieer A, Ludwig M, Ludwig A, Lyytikäinen-Saarenmaa P, Ma Q, Marino G, Maroschek M, Meloni F, Menzel A, Meyer H, Miraki M, Moreno-Fernández D, Muller-Landau H C, Mälikke M, Möhring J, Müllerova J, Neumeier P, Näsi R, Oppgennoorth L, Palmer M, Paul T, Potts A, Prober S, Puliti S, Pérez-Priego O, Reudenbach C, Rossi C, Ruehr N K, Ruiz-Benito P, Runge C M, Scherer-Lorenzen M, Schiefer F, Schladebach J, Schmehl M T, Schwarz S, Schwenke M B, Seidl R, Shafeian E, de Simone L, Sohrabi H, Sotomayor L, Sparrow B, Steer B S C, Stenson M, Stöckigt B, Su Y J, Suomalainen J, Torresani M, Umlauf J, Vargas-Ramírez N, Volpi M, Vásquez V, Weinstein B, Ximena T C, Zdunic K, Zielewska-Büttner K, de Oliveira R A, van Wagten-donk L, von Dosky V and Kattenborn T. 2024. deadtrees.earth - an open-access and interactive database for centimeter-scale aerial imagery to uncover global tree mortality dynamics. *bioRxiv* [DOI: 10.1101/2024.10.18.619094]
- Nex F, Armenakis C, Cramer M, Cucci D A, Gerke M, Honkavaara E, Kukko A, Persello C and Skaloud J. 2022. UAV in the advent of the twenties: where we stand and what is next. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 184: 215-242 [DOI: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2021.12.006]
- Osco L P, Marcato Junior J, Marques Ramos A P, de Castro Jorge L A, Fathollahi S N, de Andrade Silva J, Matsubara E T, Pistori H, Gonçalves W N and Li J. 2021. A review on deep learning in UAV remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102456 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102456]
- Osco L P, Wu Q S, de Lemos E L, Gonçalves W N, Ramos A P M, Li J and Marcato J. 2023. The Segment Anything Model (SAM) for remote sensing applications: from zero to one shot. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 124: 103540 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103540]
- Pajares G. 2015. Overview and current status of remote sensing applications based on Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 81(4): 281-330 [DOI: 10.14358/PERS.81.4.281]
- Petach A R, Toomey M, Aubrecht D M and Richardson A D. 2014. Monitoring vegetation phenology using an infrared-enabled security camera. *Agricultural and Forest Meteorology*, 195-196: 143-151 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.05.008]
- Pierzchała M, Giguère P and Astrup R. 2018. Mapping forests using an unmanned ground vehicle with 3D LiDAR and graph-SLAM. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145: 217-225 [DOI: 10.

- 1016/j.compag.2017.12.034]
- Pomerleau F, Colas F and Siegwart R. 2015. A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics. *Foundations and Trends® in Robotics*, 4(1): 1-104 [DOI: 10.1561/23000000035]
- Poncet A M, Knappenberger T, Brodbeck C, Fogle M, Shaw J N and Ortiz B V. 2019. Multispectral UAS data accuracy for different radiometric calibration methods. *Remote Sensing*, 11(16): 1917 [DOI: 10.3390/rs11161917]
- Qin Q M, Chen J, Zhang Y G, Ren H Z, Wu Z H, Zhang C S, Wu L S and Liu J L. 2020. A discussion on some frontier directions of quantitative remote sensing. *Remote Sensing for Natural Resources*, 32(4): 8-15 (秦其明, 陈晋, 张永光, 任华忠, 吴自华, 张赤山, 吴霖升, 刘见礼. 2020. 定量遥感若干前沿方向探讨. *国土资源遥感*, 32(4): 8-15) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.04.02]
- Qin Z Q, Li X and Gu Y F. 2022. An illumination estimation and compensation method for radiometric correction of UAV multispectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5545012 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3225291]
- Ren X, Sun M, Zhang X F and Liu L. 2017. A simplified method for UAV multispectral images mosaicking. *Remote Sensing*, 9(9): 962 [DOI: 10.3390/rs9090962]
- Rooijen P P J, Brede B, Suomalainen J M, Bartholomeus H M, Kooistra L and Clevers J G P W. 2018. Improved estimation of leaf area index and leaf chlorophyll content of a potato crop using multi-angle spectral data – potential of unmanned aerial vehicle imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 66: 14-26 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.10.012]
- Rusinkiewicz S and Levoy M. 2001. Efficient variants of the ICP algorithm//*Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*. Quebec City: IEEE: 145-152 [DOI: 10.1109/IM.2001.924423]
- Sankey T, Donager J, McVay J and Sankey J B. 2017. UAV lidar and hyperspectral fusion for forest monitoring in the southwestern USA. *Remote Sensing of Environment*, 195: 30-43 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.04.007]
- Schneider-Zapp K, Cubero-Castan M, Shi D and Strecha C. 2019. A new method to determine multi-angular reflectance factor from lightweight multispectral cameras with sky sensor in a target-less workflow applicable to UAV. *Remote Sensing of Environment*, 229: 60-68 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.007]
- Serouart M, Madec S, David E, Velumani K, Lozano R L, Weiss M and Baret F. 2022. SegVeg: segmenting RGB images into green and senescent vegetation by combining deep and shallow methods. *Plant Phenomics*, 2022: 9803570 [DOI: 10.34133/2022/9803570]
- Shao J, Yao W, Wan P, Luo L, Wang P Z, Yang L B, Lyu J and Zhang W M. 2022. Efficient co-registration of UAV and ground LiDAR forest point clouds based on canopy shapes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 114: 103067 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103067]
- Shin J I, Cho Y M, Lim P C, Lee H M, Ahn H Y, Park C W and Kim T. 2020. Relative radiometric calibration using tie points and optimal path selection for UAV images. *Remote Sensing*, 12(11): 1726 [DOI: 10.3390/rs12111726]
- Song Z L, Zhou S G and Guan J H. 2014. A novel image registration algorithm for remote sensing under affine transformation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(8): 4895-4912 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2285814]
- Sonugür G. 2023. A Review of quadrotor UAV: control and SLAM methodologies ranging from conventional to innovative approaches. *Robotics and Autonomous Systems*, 161: 104342 [DOI: 10.1016/j.robot.2022.104342]
- State Council, Central Military Commission. 2023. Interim regulations for Managing UAV flight (国务院, 中央军委. 2023. 无人驾驶航空器飞行管理暂行条例)
- Sun Z Y, Chen Y Q, Yang L, Tang G L, Yuan S X and Lin Z W. 2017. Small unmanned aerial vehicles for low-altitude remote sensing and its application progress in ecology. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 28(2): 528-536 (孙中宇, 陈燕乔, 杨龙, 唐光良, 袁少雄, 林志文. 2017. 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展. *应用生态学报*, 28(2): 528-536) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201702.030]
- Suomalainen J, Hakala T, de Oliveira R A, Markelin L, Viljanen N, Näsi R and Honkavaara E. 2018. A novel tilt correction technique for irradiance sensors and spectrometers on-board unmanned aerial vehicles. *Remote Sensing*, 10(12): 2068 [DOI: 10.3390/rs10122068]
- Svensgaard J, Jensen S M, Christensen S and Rasmussen J. 2021. The importance of spectral correction of UAV-based phenotyping with RGB cameras. *Field Crops Research*, 269: 108177 [DOI: 10.1016/j.fcr.2021.108177]
- Verrelst J, Camps-Valls G, Muñoz-Marí J, Rivera J P, Veroustraete F, Clevers J G P W and Moreno J. 2015. Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation bio-geophysical properties – A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 273-290 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.05.005]
- Verrelst J, Malenovsky Z, Van der Tol C, Camps-Valls G, Gastellu-Etcheberry J P, Lewis P, North P and Moreno J. 2019. Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: a review on retrieval methods. *Surveys in Geophysics*, 40(3): 589-629 [DOI: 10.1007/s10712-018-9478-y]
- Wallace L, Lucieer A, Malenovsky Z, Turner D and Vopěnka P. 2016. Assessment of forest structure using two UAV techniques: a comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SfM) point clouds. *Forests*, 7(3): 62 [DOI: 10.3390/f7030062]
- Wan L, Zhang J F, Dong X Y, Du X Y, Zhu J P, Sun D W, Liu Y F, He Y and Cen H Y. 2021. Unmanned aerial vehicle-based field phenotyping of crop biomass using growth traits retrieved from PRO-SAIL model. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187: 106304 [DOI: 10.1016/j.compag.2021.106304]
- Wang D, Ding Q, Zhang R Y and An Y W. 2024. Research progress and trend of LiDAR radiation intensity correction. *Laser and Op-*

- toelectronics Progress, 61(14): 1400003 (王丹, 丁琼, 张润源, 安宇伟. 2024. LiDAR 辐射强度信号校正研究进展及趋势. 激光与光电子学进展, 61(14): 1400003) [DOI: 10.3788/LOP231735]
- 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 X, Kootstra G, Yang Z L and Khan H A. 2024. UAV multispectral remote sensing for agriculture: a comparative study of radiometric correction methods under varying illumination conditions. Biosystems Engineering, 248: 240-254 [DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2024.11.005]
- Wang Z W, Zhou J, Ma J, Wang Y, Liu S M, Ding L R, Tang W B, Pak-ezhamu N and Meng L X. 2023. Removing temperature drift and temporal variation in thermal infrared images of a UAV uncooled thermal infrared imager. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 203: 392-411 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.08.011]
- Watt M S, Poblete T, de Silva D, Estarija H J C, Hartley R J L, Leonardo E M C, Massam P, Buddenbaum H and Zarco-Tejada P J. 2023. Prediction of the severity of Dothistroma needle blight in radiata pine using plant based traits and narrow band indices derived from UAV hyperspectral imagery. Agricultural and Forest Meteorology, 330: 109294 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109294]
- Wu P L, Huang F J, He S, Cui J J, Zhao R H and He J. 2024. A review on unmanned aircraft system control. Electronics Optics and Control, 31(10): 1-9 (吴盘龙, 黄樊晶, 何山, 崔骏杰, 赵若涵, 何金刚. 2024. 无人机系统控制研究综述. 电光与控制, 31(10): 1-9) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-637X.2024.10.001]
- Wu T J, Ge Y, Wang J H, Stein A, Song Y Z, Du Y Y and Ma J H. 2015. A WTLS-based method for remote sensing imagery registration. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(1): 102-116 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2318705]
- Xiao S F, Ye Y L, Fei S P, Chen H C, Zhang B Y, Li Q, Cai Z B, Che Y P, Wang Q, Ghafoor A, Bi K Y, Shao K, Wang R L, Guo Y, Li B G, Zhang R, Chen Z and Ma Y T. 2023. High-throughput calculation of organ-scale traits with reconstructed accurate 3D canopy structures using a UAV RGB camera with an advanced cross-circling oblique route. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 201: 104-122 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.05.016]
- Yan G J, Li L Y, Coy A, Mu X H, Chen S B, Xie D H, Zhang W M, Shen Q F and Zhou H M. 2019. Improving the estimation of fractional vegetation cover from UAV RGB imagery by colour unmixing. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 158: 23-34 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.09.017]
- Yan L, Liao X H, Zhou C H, Fan B K, Gong J Y, Cui P, Zheng Y Q and Tan X. 2019. The impact of UAV remote sensing technology on the industrial development of China: a review. Journal of Geo-Information Science, 21(4): 476-495 (晏磊, 廖小罕, 周成虎, 樊邦奎, 龚健雅, 崔鹏, 郑玉权, 谭翔. 2019. 中国无人机遥感技术突破与产业发展综述. 地球信息科学学报, 21(4): 476-495) [DOI: 10.12082/dqxkx.2019.180589]
- Yang L H, Kang B Y, Huang Z L, Zhao Z, Xu X G, Feng J S and Zhao H S. 2024. Depth anything V2. arXiv: 2406.09414 [DOI: 10.48550/arXiv.2406.09414]
- Ye Y X, Bruzzone L, Shan J, Bovolo F and Zhu Q. 2019. Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 57(11): 9059-9070 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2924684]
- Yin D M and Wang L. 2019. Individual mangrove tree measurement using UAV-based LiDAR data: possibilities and challenges. Remote Sensing of Environment, 223: 34-49 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.034]
- Yu R, Luo Y Q, Li H N, Yang L Y, Huang H G, Yu L F and Ren L L. 2021. Three-dimensional convolutional neural network model for early detection of pine wilt disease using UAV-based hyperspectral images. Remote Sensing, 13(20): 4065 [DOI: 10.3390/rs13204065]
- Yu T Y, Ni W J, Liu J L, Zhao R Q, Zhang Z Y and Sun G Q. 2023. Extraction of tree heights in mountainous natural forests from UAV leaf-on stereoscopic imagery based on approximation of ground surfaces. Remote Sensing of Environment, 293: 113613 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113613]
- Yuan Q Q, Shen H F, Li T W, Li Z W, Li S W, Jiang Y, Xu H Z, Tan W W, Yang Q Q, Wang J W, Gao J H and Zhang L P. 2020. Deep learning in environmental remote sensing: achievements and challenges. Remote Sensing of Environment, 241: 111716 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111716]
- Zeng J, Shen X, Zhou K and Cao L. 2025. FO-Net: an advanced deep learning network for individual tree identification using UAV high-resolution images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 220: 323-338 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.12.020]
- Zhang B, Liu Q H, Li X M, Liu L Y, Yang B S, Husi L T, Gao L R, Zhang W J, Zhang H, Bian Z J, Qi M J, Chen C and Shang H Z. 2025. The core concepts and fundamental issues of remote sensing science. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 1-48 (张兵, 柳钦火, 李晓明, 刘良云, 杨必胜, 胡斯勒图, 高连如, 张文娟, 张浩, 卞尊健, 齐梦佳, 陈驰, 尚华哲. 2025. 遥感科学的内涵与基础性问题. 遥感学报, 29(1): 1-48) [DOI: 10.11834/jrs.20244503]
- Zhang C J, Chen Z B, Yang G J, Xu B, Feng H K, Chen R Q, Qi N, Zhang W J, Zhao D, Cheng J P and Yang H. 2024a. Removal of canopy shadows improved retrieval accuracy of individual apple tree crowns LAI and chlorophyll content using UAV multispectral imagery and PROSAIL model. Computers and Electronics in Agriculture, 221: 108959 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.108959]
- Zhang C L, Song C W, Zaforemska A, Zhang J X, Gaulton R, Dai W X and Xiao W. 2024b. Individual tree segmentation from UAS Lidar data based on hierarchical filtering and clustering. International Journal of Digital Earth, 17(1): 2356124 [DOI: 10.1080/17538947.2024.2356124]
- Zhang J and Jiang W S. 2017. Registration between laser scanning

- point cloud and optical images: status and trends. *Journal of Geo-Information Science*, 19(4): 528-539 (张靖, 江万寿. 2017. 激光点云与光学影像配准: 现状与趋势. *地球信息科学学报*, 19(4): 528-539) [DOI: 10.3969/j.issn.1560-8999.2017.04.011]
- Zhang J G, Xu S L, Zhao Y, Sun J X, Xu S B and Zhang X P. 2023. Aerial orthoimage generation for UAV remote sensing: review. *Information Fusion*, 89: 91-120 [DOI: 10.1016/J.INFFUS.2022.08.007]
- Zhang J X, Liu F and Wang J. 2021. Review of the light-weighted and small UAV system for aerial photography and remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(3): 708-724 (张继贤, 刘飞, 王坚. 2021. 轻小型无人机测绘遥感系统研究进展. *遥感学报*, 25(3): 708-724) [DOI: 10.11834/jrs.20210052]
- Zhang W M, Cai S S, Liang X L, Shao J, Hu R H, Yu S S and Yan G J. 2020. Cloth simulation-based construction of pit-free canopy height models from airborne LiDAR data. *Forest Ecosystems*, 7(1): 1 [DOI: 10.1186/s40663-019-0212-0]
- Zhang W M, Zhao J, Chen M, Chen Y M, Yan K, Li L Y, Qi J B, Wang X Y, Luo J H and Chu Q. 2015. Registration of optical imagery and LiDAR data using an inherent geometrical constraint. *Optics Express*, 23(6): 7694-7702 [DOI: 10.1364/OE.23.007694]
- Zheng M T, Zhou S P, Xiong X D and Zhu J F. 2017. A novel orthoimage mosaic method using the weighted A* algorithm for UAV imagery. *Computers and Geosciences*, 109: 238-246 [DOI: 10.1016/j.cageo.2017.08.004]
- Zhou L, Sun G X, Li Y, Li W Q and Su Z Y. 2022a. Point cloud denoising review: from classical to deep learning-based approaches. *Graphical Models*, 121: 101140 [DOI: 10.1016/j.gmod.2022.101140]
- Zhou X, Wen X Y, Wang Z P, Gao Y M, Li H J, Wang Q H, Yang T K, Lu H J, Cao Y J, Xu C and Gao F. 2022b. Swarm of micro flying robots in the wild. *Science Robotics*, 7(66): eabm5954 [DOI: 10.1126/scirobotics.abm5954]
- Zhou X T, Liu C, Xue Y, Akbar A, Jia S J, Zhou Y and Zeng D D. 2022c. Radiometric calibration of a large-array commodity CMOS multispectral camera for UAV-borne remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102968 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102968]
- Zhu H L, Huang Y W, An Z K, Zhang H, Han Y Y, Zhao Z H, Li F F, Zhang C and Hou C C. 2024. Assessing radiometric calibration methods for multispectral UAV imagery and the influence of illumination, flight altitude and flight time on reflectance, vegetation index and inversion of winter wheat AGB and LAI. *Computer and Electronics in Agriculture*, 219: 108821 [DOI: 10.1016/j.compag.2024.108821]

Low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation : Advances, challenges, and prospects

LI Linyuan^{1,2}, HUANG Huaguo¹, MU Xihan², YAN Guangjian², QI Jianbo², YAN Zhengbing³,
JIANG Jiale⁴, YANG Hao⁵, XIAO Qing⁶

1. State Key Laboratory to Efficient Production of Forest Resources, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

2. State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

3. Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Science, Beijing 100093, China;

4. School of Atmospheric Science, Sun Yat-Sen University, Zhuhai 519082, China;

5. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China;

6. Research Center for UAV Application and Control, Chinese Academy of Science, Beijing 100101, China

Abstract: Spatiotemporal fine-scale vegetation monitoring has been a key component in applications across agriculture, forestry, ecology, and environmental fields. Low-altitude Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based quantitative remote sensing of vegetation is one of the most effective techniques for fine-scale monitoring. The advantages such as ultra-high spatial resolution, outstanding flight flexibility, high-frequency data acquisition capability, capability of obtaining multi-modal data, and exceptional geographical accessibility, enable UAV-based remote sensing can be tailored for specific ecological, agricultural and other needs. Compared to satellite-based remote sensing, UAV remote sensing exhibits significant differences in data acquisition modes (such as radiometric and geometric imaging, laser scanning) and data characteristics (such as ground sampling distance, data richness, and data modality), gradually leading to a unique methodology and technical framework.

Since 2010, the UAV remote sensing -related research has grown explosively. A significant increase in publications, technical innovations, and interdisciplinary applications has demonstrated its expanding impact across various scientific and industrial domains. However, a comprehensive and systematic exposition of its knowledge structure is still lacking. In particular, its theoretical scope, technical framework, current advance, key challenges and potentials remain fragmented. Despite numerous studies focusing on specific UAV

applications, a holistic synthesis is required to integrate scattered knowledge and establish a standardized methodology for vegetation monitoring.

To address this, the present paper introduced the basic objectives of UAV-based quantitative remote sensing of vegetation, presented its technical chain and knowledge hierarchy. The paper systematically summarized the current status, advances, and unresolved issues in four key areas: active and passive remote sensing data acquisition (including UAV platforms, typical sensors, flight mode and configuration), data pre-processing (including image radiometric correction, image geometric correction, and point cloud pre-processing), physically and empirically -based modeling (including ultra-high-resolution radiative transfer modelling and machine learning modelling), and vegetation properties monitoring (including retrieval of vegetation variables, object recognition of vegetation and geometric measurement of vegetation), where each of these areas plays a crucial role in improving the reliability and applicability of UAV-based vegetation monitoring. Furthermore, the study identified several key challenges and potential solutions, particularly in data preprocessing (such as radiometric correction in complex illumination conditions and real-time onboard geometric correction) and vegetation properties monitoring (such as centimetric-resolution retrieval of vegetation variables, fundamental models or highly-generalizable task-oriented deep learning models). Against the backdrop of the Chinese national strategy “low-altitude economy”, low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation is poised to play an increasingly irreplaceable role in agriculture, forestry, ecology, environmental management, and emergency response fields.

Key words: UAV-based remote sensing of vegetation, radiometric and geometric correction, physically and empirically -based modelling, ultra-high-resolution retrieval of vegetation properties, vegetation object identification and measuring

Supported by National Key Research and Development of China (No. 2024YFF1306201)