

前 言

森林资源调查是森林可持续经营的基础性工作，是科学经营森林、实现生态效益与经济效益平衡的重要前提。林木冠幅、树高、胸径等参数是森林资源调查的核心指标，亦是林分蓄积量估测模型构建的关键因子。传统的森林资源调查方法主要依赖人工地面调查的方式，存在效率低、成本高、劳动强度大等弊端，难以满足现代林业精细化、动态化管理的需求。近年来，随着遥感技术的快速发展，无人机摄影测量与激光雷达（LiDAR）技术以其高效、精准、灵活的特点，为森林资源调查提供了全新的技术手段，推动了林业调查从传统地面模式向智能化、数字化、自动化方向转型。特别是在复杂地形区域或大范围的森林监测中，低空无人机与机载激光雷达设备的结合展现了显著的技术优势，为森林参数的精准提取与森林蓄积量估算模型的构建提供了可能。

云南松是我国西南地区重要的乡土树种，广布于我国云南、四川、贵州、西藏等地，具有适应性强、耐干旱、耐瘠薄等特点，是区域生态修复与木材生产的主要树种之一。然而，云南松林分结构复杂，传统的调查方法难以高效获取其三维形态参数，制约了精准营林措施的制定。本书以云南省中部地区（富民县罗免镇黄草坝）的典型天然云南松纯林为研究对象，结合无人机可见光影像、无人机多光谱影像、无人机运动恢复结构（SfM）点云、无人机 LiDAR 数据以及背负式 LiDAR 数据等多源数据，探索了“空-地”一体化协同技术在森林参数提取与森林蓄积量估测中的应用潜力。同时，为验证技术的普适性和可移植性，研究还对比了云南松与桉（桉树）、柏木等树种的参数提取效果，为今后多树种资源调查与监测提供了方法参考。

森林参数是反映森林生长状况、评估生态系统功能的核心指标。精准获取单木尺度的冠幅、树高、胸径等信息，不仅有助于理解林木的竞争关系与生长规律，亦能为森林碳汇测算、森林生物量估算及可持续经营决策提供数据支撑。传统的测树方法依赖人工手持仪器（如测高器、围尺）的单木测量，在复杂地形或不可及林分中实施困难，且精度易受主观因素影响。无人机遥感与激光雷达技术的结合，通过主动与被动协同观测，实现了林木三维结构的快速重建与参数的自动化提取，显著提升了调查效率与精度。无人机平台具有机动性强、空间分辨率高、调查和使用成本低等优势，可快速获取林冠表层的高清影像；激光雷达则能穿透冠层，捕捉树干与林下结构信息，二者互补形成“空-地”一体化协同的全息感知能力，为森林参数的精准估测奠定了技术基础。

本书充分利用了无人机 SfM 点云、无人机 LiDAR 点云和背负式 LiDAR 点云的数据特性，通过多源数据融合弥补单一数据的局限性。例如，无人机 SfM 点云在较低飞行高度（50m）下可获取高精度的冠层信息，但受限于摄影测量原理，对林下结构的捕捉能力较弱；背负式 LiDAR 可通过地面移动扫描完整记录树干形态，但因激光束穿透性不足使树顶点云缺失。通过融合这两类数据，实现了冠层与树干信息的互补，显著提升了树高、

冠幅及胸径的提取和估算精度。此外，多光谱影像与纹理特征的引入，进一步丰富了林分特征因子的维度，为森林蓄积量估算模型的构建提供了更多变量选择。这种多技术协同、多尺度覆盖的观测模式，为未来森林资源调查技术的更新提供了重要方向。

选择云南松作为研究对象，不仅因其在西南生态屏障中的关键地位，亦源于其独特的生长特性——冠层浓密、枝干舒展，对单木分割与参数提取算法提出了较高要求。同时选取了树冠形状规则的阔叶树种（桉）与树冠狭窄的针叶树种（柏木）进行参数提取效果的对比分析，验证了本技术方法在不同树种间的适应性与鲁棒性。这一对比分析为区域性多树种森林调查与监测提供了理论依据，亦为其他树种的参数提取方法研究提供了参考范式。

本书围绕无人机与激光雷达技术在森林参数提取及森林蓄积量估测中的应用展开，主要包括：①基于无人机影像的林木参数提取方法：对比目视解译、标志控制分水岭分割与面向对象的多尺度分割算法的精度，明确面向对象方法在冠幅与郁闭度提取中的优势。②基于点云数据的单木分割与参数反演：系统评价冠层高度模型（CHM）分水岭算法、区域增长与层堆叠种子点分割算法的性能，揭示 UAV_SfM_50m 数据在冠幅提取中实现高精度的潜力。③基于多源数据融合的估算精度提升：分析无人机 LiDAR 与背负式 LiDAR 的互补性，展示融合点云在树高与冠幅提取中的显著改进。④森林蓄积量估测模型的构建与评价：基于 XGBoost 与随机森林算法等机器学习模型，分别利用林分参数和特征因子构建高精度森林蓄积量估测模型，为区域森林资源动态监测提供技术支持。

本书由中央引导地方科技发展资金项目（202607AB040005）、云南省重点研发计划子课题（202603AC100002-1）、云南省基础研究计划重点项目（202601AS070016）联合资助出版。

本书是笔者在林业遥感与智慧监测领域多年研究成果的总结，旨在为林业工作者、科研人员及遥感技术应用者提供方法论参考。尽管研究力求严谨，但受限于学术水平与技术条件，书中难免存在疏漏与不足，恳请广大读者批评指正，共同推动森林资源调查技术的进步与革新。

著 者

2026 年 1 月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 相关研究背景	1
1.2 林业无人机遥感技术的快速进展	3
1.2.1 无人机遥感技术的发展现状	3
1.2.2 林木冠幅的提取	5
1.2.3 林木树高的提取	8
1.2.4 林分其他参数的估测	9
1.3 林业激光雷达技术的研究进展	10
1.3.1 激光雷达技术的发展现状	10
1.3.2 单木参数的提取	11
1.3.3 林分参数的估测	12
1.3.4 多种传感器联合应用的现状与趋势	13
1.4 核心研究内容	14
1.4.1 基于无人机 RGB 影像的森林参数估测	14
1.4.2 基于 UAV 和背负式 LiDAR 点云的森林参数估测	15
1.4.3 森林蓄积量估测模型研建与精度评价	15
第 2 章 研究区概况与数据处理	16
2.1 研究区概况	16
2.1.1 黄草坝研究区	16
2.1.2 呼马山研究区	16
2.2 数据采集	17
2.2.1 标准地调查	17
2.2.2 无人机数据采集	20
2.2.3 背负式 LiDAR 数据采集	24
2.3 可见光影像预处理	25
2.4 多光谱影像预处理	27
2.5 点云数据预处理	29
2.6 数据校正	30
第 3 章 基于无人机 RGB 影像的森林参数估测	32
3.1 研究方法	32
3.1.1 目视解译	32
3.1.2 基于形态滤波的标记控制分水岭分割	32

3.1.3 基于面向对象的多尺度分割算法	39
3.1.4 精度评价	49
3.2 结果与分析	52
3.2.1 目视解译结果	52
3.2.2 标记控制分水岭分割结果	53
3.2.3 面向对象的多尺度分割结果	55
3.2.4 单木冠幅提取结果	58
3.2.5 林分郁闭度提取及精度评价	66
3.3 本章小结	69
第4章 基于 UAV 和 BLS 点云的森林参数估测	72
4.1 研究方法	72
4.1.1 基于 UAV 点云的单木提取方法	72
4.1.2 基于 BLS 点云的单木提取方法	76
4.1.3 融合点云的获取方法	81
4.2 结果与分析	84
4.2.1 不同 UAV 点云的单木分割结果	84
4.2.2 UAV 点云的单木参数估测结果	91
4.2.3 UAV 点云的郁闭度估测结果	112
4.2.4 BLS 点云的单木参数估测结果	115
4.2.5 融合点云的单木参数估测结果	119
4.2.6 不同树种融合点云的单木分割结果	124
4.3 本章小结	132
第5章 森林蓄积量估测模型研建与精度评价	135
5.1 研究方法	135
5.1.1 基于林分参数的森林蓄积量估测建模	135
5.1.2 基于特征因子提取的森林蓄积量估测建模	139
5.2 结果与分析	153
5.2.1 基于单木参数的森林蓄积量估测结果	153
5.2.2 基于林分参数的森林蓄积量估测结果	155
5.2.3 基于特征因子提取的森林蓄积量估测结果	158
5.3 本章小结	160
参考文献	162
附图	170

第1章 绪 论

1.1 相关研究背景

森林被誉为“地球之肺”，是由动植物、微生物、土壤及环境相互作用形成的复杂生态系统，具有调节气候、保育土壤、涵养水源、生产木材等功能（刘兆华，2024），其碳汇功能尤为关键，通过吸收大气中的 CO_2 有效减缓温室效应，是维持全球碳循环平衡的重要环节，对我国“双碳”目标的实现具有重要贡献。传统的森林资源调查主要依赖抽样技术，通过设置大量实测样地获取信息。通过这种方法能够获取较为准确的单木和林分参数，主要涵盖国家森林资源连续清查（简称“一类调查”）、森林资源规划设计调查（简称“二类调查”）等类别。自 20 世纪 50 年代开始，我国林业行业逐渐发展和完善了森林资源调查技术体系，全站仪、电子经纬仪、激光测树仪等精密测量仪器在森林资源调查中逐渐得到广泛运用（杨立岩，2018）。传统的森林资源实地调查往往耗费大量的人力和物力，依赖调查人员的主观认知和经验，效率低且时效性差。20 世纪 90 年代起，通过遥感、GIS 和实地调查等技术手段，可高效、精准地获取森林资源的种类、空间分布、健康状态和动态变化等信息，这是现代森林可持续经营的关键技术手段，亦是森林资源保护和合理利用的重要前提（Chhabra et al., 2002）。3S 技术（遥感，remote sensing, RS；地理信息系统，geographic information system, GIS；全球定位系统，global positioning system, GPS）和大数据技术、智能分析技术等推广及普及，为大区域、低成本、快速高效获取森林参数信息提供了技术支撑。

进入 21 世纪以来，尤其自 2015 年至今，无人机（unmanned aerial vehicle, UAV）遥感技术在民用领域迅速普及。得益于其传感器小型化和成本低廉，该技术被广泛应用于林业、农业、测绘、国土、环保等领域，其使用范围与频率显著提升。目前，我国诸多林业管理部门、林业调查规划部门、林业科研单位、林业教育部门和从事林业相关的企业已普遍具备了林业无人机遥感的相关硬件条件（张超和杨思林，2022）。林业无人机遥感系统配置了高精度的全球导航卫星系统（global navigation satellite system, GNSS）和惯性导航系统（inertial navigation system, INS），支持远程遥控和航线自动规划，具有机动灵活、使用成本低、成像质量高等优势（邓再春等，2024）。近年来，随着空间三维建模技术的发展，利用带有地理位置信息的厘米级高空间分辨率无人机影像，通过 Pix4Dmapper、APS、Agisoft PhotoScan、大疆智图等专业无人机影像处理软件，即可生成高精度数字高程模型（digital elevation model, DEM）、数字表面模型（digital surface model, DSM）、数字正射影像图（digital orthophoto map, DOM）及 3D 点云产品，进而基于高空间分辨率遥感影像、冠层高度模型（canopy height model, CHM）和归一化点云提取林木冠幅、树高等参数。同时，无人机载激光雷达（light detection and ranging, LiDAR）

技术作为主动遥感的重要技术手段,通过不断发射具有穿透能力的激光脉冲并精确计算其折返时间,可直接获取目标森林的三维空间坐标,从而构建高精度的密集点云数据(于艺等,2024)。背负式 LiDAR (backpack laser scanning, BLS) 系统通过调查人员背负传感器在林下移动扫描,结合同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)算法,能够快速获取高精度、高密度的 3D 点云数据(Dalla et al., 2020; Tao et al., 2015)。该系统具有操作灵活、适应性强等特点,适用于不同坡度、不同空间尺度的林下空间结构和地表信息采集,被广泛应用于林业资源调查、精准农业和灾害监测等领域(Kedzierski and Fryskowska, 2014)。然而,在高郁闭度的复杂林分中,BLS 存在明显局限:一方面,密集的树冠重叠会遮挡传感器视角,使激光束难以探测到冠层顶部;另一方面,当树木较高时,激光束的有效探测范围受限,导致难以获取完整的冠层顶点云信息,从而影响了树高的估测精度(杨军等,2023)。因此,部分研究将无人机载 LiDAR (unmanned aerial vehicle laser scanning, ULS) 与背负式 LiDAR、地基式 LiDAR 等结合,提升森林参数的提取和估算精度(钟浩等,2024;徐达丽,2023;韩蕊,2022)。值得注意的是,ULS 技术的数据获取成本相对较高,难以推广到基层林业调查规划部门的生产实践中,目前主要应用于学术研究领域。我国基层林业生产单位仅具备硬件条件是远远不够的。提升林业无人机遥感技术的应用深度并挖掘其工作潜力,完善林业无人机遥感技术的软件支持,尤其是降低使用成本、提高调查效率和精度、培养林业无人机驾驶和数据处理分析兼备的交叉型高级技术应用人才,是当前林业行业应用无人机遥感的关键(张超和杨思林,2022)。

无人机摄影测量通过低空飞行能够自上而下快速获取高精度低空航测影像,并通过运动恢复结构生成能够描述林冠上层森林结构信息的 3D 点云数据(何艺,2018)。但是,无人机重建点云存在摄影漏洞,点云密度较小,仅能获取冠层上部林分和部分林隙空地的相关信息,无法精确获取林分下层树干、灌木及土壤的完整信息。背负式 LiDAR 在林下缓慢行进,自下而上获取点云数据,且点云密度较大, LiDAR 传感器与扫描目标较近,树干及灌木等林下植被的点云信息获取较为完整,但在高密度等级林分、林分结构复杂、树高超过激光束扫描范围等情况下,受回波次数、扫描角度和枝叶遮挡的影响,难以精确探测树冠顶点和获取林冠上层的点云信息。通过点云配准的方式,结合无人机重建点云和背负式 LiDAR 点云,能够从由上而下及由下而上两个角度完整地反映森林的空间结构,发挥高精度提取林木冠幅、树高、胸径等森林参数的巨大潜力,在一定程度上辅助或代替效率较低的传统地面调查,为今后各类森林资源调查工作提供一种可信度高、成本低、效率高的技术手段,推动森林资源精准动态化监测及科学化、常态化、智能化森林经营管理辅助手段的发展。

云南松(*Pinus yunnanensis*)在我国西南山区分布广泛,是我国西南林区重要的针叶林资源。云南松在云南省境内多为纯林,成林面积占比大,适应能力强,生态和经济价值高。由于云南松树冠形状多样,在遥感估测中的树冠顶点难以精确定定,且西南地区地形复杂,可及度低,外业调查成本高,包括胸径、冠幅、树高在内的云南松林分参数估测研究仍存在较多技术瓶颈。如何利用样地实测数据辅助多种遥感手段估测,快速获取胸径、冠幅、树高等森林参数,成为林业遥感领域的热点问题。鉴于此,本研究以云

南松林分为主要对象,结合无人机摄影测量数据和背负式 LiDAR 扫描数据,分别针对不同林分密度自动提取冠幅、树高、胸径等森林参数,进而构建了相应的云南松蓄积量估测线性/非线性回归模型,实现一种精准、高效、经济的森林资源调查新技术的开发,旨在为林业遥感技术在森林资源调查中的深入应用提供技术参考范式。

1.2 林业无人机遥感技术的快速进展

1.2.1 无人机遥感技术的发展现状

常见的航空机载平台主要包括遥感飞机、无人机、探空气球和飞艇等。其中,无人机相较于有人驾驶飞机,具有购置和使用成本低、机动灵活、智能化程度高、操作便捷等显著优势(杨安蓉和张超,2024)。此外,无人机通常配备自主飞行控制系统和高精度导航定位系统,飞行高度范围多在 4000m 以下,较有人驾驶飞机的飞行高度更低、轨迹可控性更强,并支持预先航线规划,在地物细节捕捉、飞行安全性和任务适应性方面表现更优(Watts et al., 2012)。无人机的种类按应用领域,可分为军用、民用和消费级 3 类;按构型,可分为固定翼、多旋翼、伞翼及扑翼无人机等;按飞行高度,可分为超低空、低空、中空无人机等(张超和杨思林,2022)。无人机的机身主要由飞行控制器、数据链、传感器以及动力装置等构成(曾晶,2016)。通过将传感器搭载于无人机平台,以无线电的传输方式实时获取采集信息,可根据不同类型的遥感任务,自由选择对应的机载遥感设备,如 LiDAR 传感器、合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)传感器、轻型光学相机、高分辨率 CCD 相机、多光谱成像仪、高光谱成像仪、红外热成像仪等(Fan et al., 2020)。通过无线电数据链,无人机可实时回传遥感数据,结合智能化控制系统,实现高效、精准的信息采集,在测绘、农业、林业、应急救援等领域具有广泛的应用前景(陶于金和李沛峰,2014)。

在传统的森林资源调查中,为了简化计算,树冠面积的计算通常采用“十”字冠直径,并假设冠形为椭圆形,获取多方向冠幅数值,取其平均值;树高主要利用测高器等工具进行测量。但是,常因高大乔木遮盖低矮树木、相邻树冠互相交叠、冠形多变等的影响,难以准确识别活立木的树冠边缘和树冠顶点。因此,传统测量方法的效率低,且树高和树冠的估测存在较大的不确定性。近年来,无人机搭载 LiDAR 传感器、SAR 传感器和光学相机等,不仅克服了传统地面测量的诸多限制,能够快速、准确地获取森林参数,显著提高了调查效率和精度,而且,凭借其机型多样、价格低、操作灵活,在森林资源调查、森林火灾与病虫害监测、森林生态系统遥感调查等领域发挥着重要作用,为现代林业调查带来了革命性变化(Torresan et al., 2017)。

机载 SAR 通过向地面发射微波信号并接收反射信号获取图像。机载 SAR 系统相较于 ALOS-2 等星载 SAR 平台,其独特优势在于能够从不同高度和角度灵活获取数据。借助无人机平台的持续运动特性,该系统可通过合成孔径技术累积多个位置的雷达回波,合成长距离的相干波束,从而实现高分辨率成像(赵竹新等,2024)。因其在不同位置和方向上拍摄,机载 SAR 可以提供多视角的高分辨率图像,凭借这些技术优势,多基线观

测数据可实现厘米级精度的地物高度估计和三维建模；多极化数据能提供详尽的地表散射特性信息；高分辨率特性可支持小尺度特征识别（如单木冠幅）和精细三维结构重建；此外，机载 SAR 数据的获取相对灵活，能够根据调查需求自主选择观测时间（如特定物候期）和飞行路线（适应复杂地形），为林业动态精准监测提供了高效的技术手段（冯琦等，2016）。机载 LiDAR 系统凭借其独特的便携性和对复杂地形的适应能力，能够高效获取区域尺度的三维点云数据。这些技术优势使其在林业资源调查中展现出显著价值，尤其在山区地形条件下，其数据获取效率远高于传统地面调查（Peng et al., 2021）。无人机载 LiDAR 多以小型多旋翼无人机为平台，搭载轻型 LiDAR 传感器进行高频激光扫描，直接获取高密度点云数据，从而快速主动获取地物空间三维信息（王娟，2021）。无人机载 LiDAR 系统相较于有人机载 LiDAR 和星载 LiDAR 系统具有显著优势（许子乾，2019）：①操作性能方面，飞行高度更可控，支持预设航线规划，单架次作业成本降低；②数据质量方面，点云精度可达厘米级，地物细节（尤其在冠层结构表现上）分辨能力强；③安全性能方面，具备智能避障系统和应急返航功能，事故率低；④作业效率方面，响应时间更短，特别适用于应急测绘和精细场景测量。

就光学遥感影像而言，MODIS、SPOT、Landsat 等中低分辨率星载影像的空间分辨率和穿透性较弱，且受天气、云雾等影响，其辐射的电磁波难以穿透复杂林区抵达地面，森林冠层高度的估算精度普遍偏低，更适用于反映大尺度森林的水平分布信息。QuickBird、IKONOS、吉林一号等商业卫星能够提供米级高空间分辨率全色和多光谱影像，为精细化获取林木分布信息提供了重要途径。但由于高分辨卫星影像多为商用或军用，实时数据获取困难，其推广仍然受限。相比之下，通过机载方式搭载光学相机、云下低空飞行获取厘米级高分辨率影像的无人机遥感航测方式，对于辅助森林资源调查更具现实意义和推广价值。无人机摄影测量能够获取厘米级高分辨率航测影像，且具备较高的成本效益和可控性（Zeng and Zhang, 2017）。无人机摄影测量技术具有低成本、便携、灵活高效、操作智能等优势，在农林资源调查、国土资源测绘、灾害监测预警等领域得到了广泛运用（徐誉远等，2017）。尤其在林业遥感领域，无人机摄影测量技术能够快速获取高空间分辨率的航测影像，进行森林分类、树种识别、植被指数提取、森林病虫害及火灾监测等研究（王晓凤和胡文祥，2020）。无人机摄影测量作为遥感数据获取的新方向，已逐渐成为林业遥感研究的热点和焦点，在森林资源调查和生态环境监测领域的推广力度大幅增强。通过一次飞行任务，无人机可实时传输数百至上千幅高清照片，但单幅照片的覆盖范围小，需要设置无人机拍摄影像的旁向重叠率和航向重叠率，使相邻影像具有对应的特征点，通过影像拼接技术将多幅照片拼接起来（应兴亮，2017）。随着专业无人机影像处理软件的推陈出新，诸多软件能够实现空中三角测量加密，生成 DOM 和 DEM 等数字产品；此外，通过运动结构三维重构，生成的点云亦基本能实现林分结构的三维表达。因此，通过无人机高分辨率影像，可对单木树高、冠幅、树冠面积等进行直接提取，单木胸径、单木材积、林分蓄积量、林分生物量、森林碳储量等森林参数估测则需进一步建模估算获得（张冠宏，2021）。

运动恢复结构算法是对无人机遥感影像进行三维重建，生成类似激光雷达的点云数据，在高郁闭林分可反映林冠上层的三维结构，但难以透过林隙到达地面。虽然难以实

现与 LiDAR 类似的树冠间隙穿透效果,但在满足精度和控制成本的前提下,在郁闭度较低的分利用运动恢复结构(structure from motion, SfM)获取分三维结构并提取相关参数亦不失为 LiDAR 的低成本替代方案(Wallace et al., 2016; Karthigesu et al., 2023)。刘江俊等(2019)通过对试验区无人机影像进行三维重建获取 CHM,利用局部最大值算法搜索树冠顶点,实现了单木树高的高精度提取。谢巧雅等(2019)采用 Pix4Dmapper 软件对杉木(*Cunninghamia lanceolata*)人工林的无人机多光谱数据预处理生成 DSM,利用地形图插值生成 DEM,DSM 与 DEM 差值运算构建 CHM,进行了树高的提取,发现试验区高程与树高估测精度呈正比例变化。林同舟(2017)利用无人机航测多光谱影像构建 CHM,同时基于随机森林回归算法,提取了杉木顶点的空间分布特征,建立了树高遥感估算模型,其提取的单木树高估测精度达 88.66%,分平均高的估测精度达 89%。Koukoulas 和 Blackburn(2005)利用 CHM 栅格图像生成等高线以提取树木顶点,其中,利用半天然林 LiDAR 数据获取探测树木顶点的准确率较航空影像高,精度为 80%,而落叶阔叶人工林航测影像的准确率高于 LiDAR 数据,精度达 91%。上述研究均证明了无人机摄影测量影像三维重建后估测树高参数的可行性和可信度。无人机遥感影像的光谱特征显著,且搭载平台灵活轻便。无人机影像预处理软件可以生产高精度的 DOM、DSM、DEM、3D 点云等产品,具有获取冠幅、树高等林木参数信息的能力和潜力。并且无人机影像通过运动恢复,结构算法生成点云的处理方法与无人机 LiDAR 点云相一致,为无人机遥感影像提取树高信息提供了理论基础(Hirschmugl et al., 2007)。Rabiu 和 Ahmad(2023)通过对比多种无人机航测影像处理软件,发现当影像拍摄高度垂直运动较大且重叠较小时,Context Capture 软件的效果理想;当拍摄高度垂直运动较小且可设置较大重叠率时,推荐使用 Pix4Dmapper。Pix4Dmapper 存在 z 值波动,位移提取能力较强,Agisoft PhotoScan 生产的图像更清晰,但位移提取能力较弱。Kameyama 和 Sugiura(2021)利用不同重叠率并设置 60m、80m、100m、120m、140m 共 5 个飞行高度,获取了无人机在不同飞行高度的航测影像,利用不同无人机影像处理软件进行图像处理,估测了树高和蓄积量,发现所有飞行条件下的树高均呈一定程度的低估,飞行高度越低,重叠率越大,则树高和蓄积量估测的误差越小,其研究结论为后续林业调查时无人机影像获取的参数设置、方法及软件选择等提供了参考。

1.2.2 林木冠幅的提取

树冠是林木进行能量转换和光合作用的重要场所。其测量数据可用于估算分郁闭度和株数密度,进而支撑森林蓄积量、生物量和碳储量模型的构建,辅助判断分的空间分布结构,监测树木的长势等(李赟, 2017)。冠幅是指树冠的南北和东西方向或多方向宽度的平均值,是评价树冠尺寸的关键指标。传统外业调查中,主要采用皮尺、钢尺和测斜仪等测树仪器测量冠幅(李凤日等, 2019),易受人为误差影响且效率较低。郁闭度是描述森林质量的重要指标,是区划小班、制订营林措施的重要依据,在林业调查中常通过树冠投影法、样线法、样点等方法,计算林地树冠垂直投影面积与林地总面积之比来获取郁闭度数值,其调查精度依赖于冠幅数据的准确性(孙世泽等, 2018)。一般

而言,低密度等级林分的单木冠幅获取易于高密度等级林分,简单林分结构易于复杂林分结构,形状规则的针叶林易于轮廓复杂的阔叶林和针阔混交林,分布规则的人工林易于复杂天然林(覃静婷等,2023)。为了提高树冠提取的精度和效率,快速发展的对地观测遥感技术逐渐取代了传统调查方法(赵勋等,2020)。以遥感影像的空间分辨率为例,卫星影像分辨率可达分米级,而机载航空影像的分辨率则可达厘米级。此外,无人机搭载光学相机和激光雷达传感器获取林分冠幅信息的研究和运用越来越广泛,树冠分割算法的研究从二维转向三维,诸多自动树冠分割算法亦在林业遥感领域受到关注。从数据方面看,国内外基于无人机数据的树冠提取研究主要通过基于影像分割、基于CHM分水岭分割、基于点云分割3类方法获取高精度林木冠幅信息。

基于影像的单木分割方法主要包括局部最大值法(Culvenor, 2002)、多尺度分割法(Brandtberg and Walter, 1998)和模板匹配法(Gougeon, 1995)等。局部最大值法通过设置探测窗口寻找光谱反射率最高的像元作为树冠中心点(熊轶群和吴健平, 2007),但不同林分条件和树种的局部探测窗口尺寸不同,窗口过大易遗漏小树冠,过小则导致大树冠过分割,且阔叶树具有多个光谱反射率的相似点,因此,这种方法不适用于探测阔叶树的树冠中心点(刘晓双等, 2010; Olofsson et al., 2006)。此外,该方法常用于单木树冠中心点的探测,需要与树冠轮廓描绘方法共同使用。李响(2015)运用冠幅-树高拟合方程选择动态窗口尺寸,通过局部最大值标记,实现了标记控制区域生长法的树冠勾绘。相较而言,模板匹配法和多尺度分割法可直接基于树冠形状提取树冠轮廓。模板匹配法通过匹配树冠形状特征与图像亮度值实现单木识别,Olofsson等(2006)使用航空数字摄影相机获取欧洲赤松(*Pinus sylvestris*)、欧洲云杉(*Picea abies*)和落叶乔木的遥感影像,应用模板匹配算法检测单木位置,提取了树冠区域的多光谱特征,并通过Fisher(费希尔)判别分析实现了树种的自动识别,结果表明,单木识别总体准确率达到88.70%。而多尺度分割方法采用自下向上的区域合并方法,从某一像元开始,根据不同对象的光谱和形状差异设置一定的异质性阈值,不断迭代,将相邻同质对象合并(覃先林等, 2005; 沈利强等, 2017)。孙振峰等(2019)对比了空间分辨率分别为0.03m、0.2m和1m的低空无人机CCD影像(飞行高度为180m)、运12飞机机载CCD影像(飞行高度为1000m)及GF-2影像(融合了1m分辨率的全色波段影像和4m分辨率的多光谱影像),分别预处理获取正射影像,图像增强后进行面向对象的多尺度分割提取桉(*Eucalyptus robusta*)和杉木林分的树冠,其单木分割精度均高于80%。

近年来,CHM分水岭分割算法在树冠提取研究中展现出显著优势。在算法优化层面,李丹等(2019)将FCM聚类算法(模糊C均值聚类算法)运用于高分辨率CHM栅格图像,提取单木树梢进行初始内部标记,并利用形态学腐蚀运算分离连通区域,再通过分水岭分割算法提取树冠冠幅,平均冠幅提取精度达到97.53%。在CHM生成方面,Jing等(2012)采用200m飞行高度的无人机载LiDAR数据构建CHM,通过多尺度形态学滤波和高斯平滑处理有效提升了数据质量。Panagiotidis等(2017)采用无人机专业处理软件对高分辨率航测影像进行运动恢复结构三维重建,经插值生成CHM,验证了不同数据源的适用性。值得注意的是,CHM能够通过DSM与DEM差分运算获取,亦可利用归一化点云直接插值获取,在一定程度上能够表征林分的空间结构,但其插值过程可能导

致精度损失。此外,不同飞行高度对 CHM 质量的影响也较为显著,徐永胜等(2021)通过设置 50m、70m 和 100m 共 3 个飞行高度,利用 CHM 分水岭分割算法提取了树冠冠幅,发现 50m 飞行高度的影像分割效果和树冠提取效果最优,平均单木冠幅识别率达 80.74%。

基于原始点云数据的单木分割方法通过保留完整的 3D 空间信息,有效克服了 CHM 插值过程导致的分辨率衰减问题。霍朗宁和张晓丽(2021)突破了 CHM 的限制,直接基于 LiDAR 点云进行分层聚类,在复杂林分中仍然保持了 88.70%的精度,证实了三维点云数据在解决插值误差方面的优势。因此,就点云分割而言,相比传统测量和二维影像分析,点云分割能够更精准地刻画树冠的三维形态,提高冠幅提取的自动化程度和提取精度。基于点云的冠幅提取需首先通过单木树冠分割实现,目前的主流方法主要包括 4 类:基于聚类的分割方法(如 DBSCAN、K-Means 聚类算法)通过分析点云的空间密度或高程分布进行聚类,尤其适用于稀疏林分;欧氏距离聚类则通过设定邻域半径合并邻近点,更适用于规则树冠;基于区域生长的分割方法从局部最高点(树顶)出发,依据曲率、法向量等几何特征向下生长,直至检测到相邻树冠边界为止;深度学习方法(如 PointNet ++、RandLA-Net)则直接对点云进行语义分割,区分树干、枝叶等地物后再提取单木轮廓。数据质量对分割效果影响显著,其中点云密度、飞行高度(低空更优)和植被复杂度是关键因素。在算法适应性方面,针叶林(圆锥形树冠)适合采用基于树顶检测的方法(如局部最大值滤波),而阔叶林(不规则树冠)则需要结合语义分割或 Alpha Shapes 算法优化边界提取。马一舒(2024)通过多层级特征融合和语义-实例联合分割技术提取单木,其实验结果表明,该方法在 Paris-Lille-3D 和 Oakland 3-D 数据集上的单木提取的平均准确率达 88.79%,召回率达 90.08%,加权覆盖率达 89.31%,充分展现了点云分割技术在三维信息保留、复杂场景适应性和自动化程度方面的显著优势,为高精度森林资源调查提供了全新的技术范式。

随着无人机摄影测量技术的快速发展,树冠分割方法在数据源和算法层面均取得了显著进步。在数据源方面,影像光谱信息从单一的可见光扩展到多光谱和高光谱数据,显著提升了分割精度。Vahidi 等(2018)结合 VGI(自发地理信息)和 VHR(甚高分辨率)光学卫星数据,运用模板匹配法构建了基于目标特征光谱和上下文属性的模板,并结合近红外(NIR)波段信息提取了城市果园树木,其单木提取的准确率高达 92.70%。冉崇宪和李森磊(2022)结合多光谱数据和植被光谱的特点,通过融合归一化植被指数(NDVI)、亮度分量与第一主成分构建假彩色合成影像,其梯度图像能更清晰地突显植被边界特征,弱化阴影的影响,通过 Mean Shift 自适应窗口优化策略,将传统的固定尺寸局部最大值检测改进为动态滑动窗口检测,显著提升了树冠顶点的提取精度,继而采用标记控制分水岭分割准确划分了树冠轮廓。在算法层面,借助机器学习和深度学习的便利性,树冠分割方法由传统的树冠探测和描绘转向机器学习图像分割和分类。宋昊昕(2023)通过对比分析 RGB 与 RNB(R-NIR-B)波段组合的树冠提取效果,发现多光谱融合影像能更准确地描绘树冠的真实轮廓,利用 U2-Net 深度学习模型从 RNB 图像提取了树冠轮廓,其总体精度达 92.34%。Zhao 等(2018)比较了基于 CNN 的分割模型 U-Net 和 Faster RCNN 的单木树冠分割性能,发现 Faster RCNN(57.50%)在单木树冠分割中优于 U-Net(36.20%)。Safonova 等(2021)基于超高分辨率 RGB 影像、归一化植被指数

(NDVI) 和绿光归一化植被指数 (GNDVI), 通过掩模区域的卷积神经网络 Mask R-CNN 模型分割, 结果表明 RGB 影像的分割效果优于 NDVI 和 GNDVI, 分割精度达 94%, 且分辨率与分割效果呈正相关关系。

1.2.3 林木树高的提取

树高作为森林结构的核心参数, 其精确测量在森林资源调查中具有多维度的应用价值。在单木尺度, 通过树高的动态变化监测个体生长状况与健康水平; 在经营尺度, 为森林生物量估算、生产力评估提供关键参数, 支撑采伐规划和可持续经营策略制定; 在生态尺度, 树高分布差异反映森林的垂直结构特征, 是研究森林生态系统多样性和功能的重要指标 (周小成等, 2019; Vashum and Jayakumar, 2012)。树高的表征形式多样, 需根据应用场景明确界定。传统的单木树高指从树干基部至树冠顶部的垂直距离, 而林分尺度则采用 3 种平均高表征: 算术平均高 (林分内单木树高的算术平均值)、条件平均高 (基于树高-胸径异速生长关系预测的平均直径对应的树高值) 以及加权平均高 (按径阶断面积加权的平均高) (李凤日等, 2019)。值得注意的是, 森林冠层高度作为林分结构的综合表征, 既是单木树高与林分平均高提取的基础数据, 亦是遥感技术直接估测的核心目标 (陈忠明, 2019)。树高的空间变异受多重因素影响。一方面, 树高与胸径、冠幅、郁闭度等林分结构参数存在显著的相关性; 另一方面, 立地质量、气候条件和地形等环境因子亦会对其产生影响。上述复杂性使得树高成为遥感估测森林蓄积量、生物量和碳储量的关键因子, 相关研究进展对全球森林资源监测具有重要意义。

无人机载 LiDAR 点云和摄影测量重建点云均可用于单木和林分尺度的树高提取 (韦雪花, 2013)。在单木尺度上, 树高提取主要依赖点云数据直接或间接获取单木参数 (如单木位置、树冠顶点、树冠边界等)。其中, 直接方法包括基于点云分割的单木检测, 而间接方法则通过 CHM 分水岭分割、CHM 种子点分割、层堆叠种子点分割等提取树冠顶点, 进而计算单木树高 (刘见礼, 2017; 杨安蓉, 2023)。CHM 能够反映森林冠层高度的分布, 通过匹配单木位置即可获得单木树高。在林分尺度上, 平均高的提取主要有两种方式: ①基于单木分割的统计方法, 即先提取样地内所有单木的树高值, 再计算其算术平均值; ②基于模型构建的间接估测方法, 如高度分布法, 通过建立地面实测数据与冠层高度分布特征的关系估测林分平均高 (杨立岩, 2018)。不同数据源的适用性受林分郁闭度影响显著。在低郁闭林分中, LiDAR 和摄影测量点云的树高提取精度差异较小; 在高郁闭林分中, 摄影测量点云因难以穿透冠层, 精度较低, 而 LiDAR 虽具有穿透能力, 但其光谱信息有限。为提高精度, 可采用 LiDAR 与摄影测量的融合方法, 如通过 LiDAR 地形差分校正摄影测量点云, 生成归一化点云, 从而优化森林结构参数的提取效果 (刘清旺等, 2017)。此外, 地形因素 (如坡度、坡向、海拔) 会影响无人机 LiDAR 的树高估测精度。边瑞等 (2021) 研究表明, 冠层高度平均值的估测精度最高 ($R^2 = 0.93$), 且坡度越小, 树高提取的效果越好。Li 等 (2022) 对比无人机载 LiDAR 和立体摄影测量在针叶林中的应用发现, 摄影测量更适用于低郁闭度林分, 但受限于多相机匹配的技术难题和成本, 在大范围树高估测中的效率较低。

在林业遥感领域,无人机摄影测量已成为树高估测的新兴技术手段。该技术通过立体像对匹配或运动恢复结构方法生成高精度三维点云,其数据质量接近 LiDAR,同时具备更高的光谱信息丰富度 (Vahidi et al., 2018)。具体而言,无人机可获取厘米级空间分辨率的影像,结合计算机视觉技术实现三维重构,不仅能够精确提取树冠结构,亦可利用林窗和枝叶间隙捕捉林下的地形信息。此外,基于摄影测量点云可进一步生成 DEM、DSM 和 CHM,为树高估测提供了关键数据支持 (李华玉, 2021)。已有研究充分验证了无人机摄影测量技术在单木及林分尺度树高提取中的可行性与潜力。

无人机摄影测量通过运动恢复结构技术可生成具有相对坐标的三维点云数据,这些数据与 LiDAR 点云类似,能够支持基于点云的单木分割 (王娟等, 2020)。白明雄 (2021) 基于无人机可见光影像的 SfM 点云,系统评估了不同郁闭度云南松林的 4 种单木分割方法 (CHM 分水岭法、CHM 种子点法、层堆叠种子点法和点云直接分割法),发现层堆叠种子点法的树高估测精度与无人机载 LiDAR 相当,证实了 SfM 点云在树高提取中的可靠性。在数据处理方面,无人机光学影像经 Pix4Dmapper 等专业软件处理后,可生成 DSM 和 DEM。由于光学影像的穿透能力有限,在高郁闭度林分中难以获取准确的林下地形信息,因此其适用于林冠上层 DSM 的提取。相比之下,无人机载 LiDAR 凭借其主动激光扫描的优势,能够穿透冠层获取更完整的林分结构信息,在 DSM 和 DEM 的提取方面均表现出更高的精度,更符合实际林分结构特征。

1.2.4 林分其他参数的估测

无人机遥感技术在林分其他参数提取研究中展现出显著优势。在植被信息提取方面,汪小钦等 (2015) 利用无人机可见光影像提取植被信息,比较分析了不同地物的植被指数数值范围,其研究表明,基于可见光影像的归一化绿蓝差异指数 (NGBDI) 和可见光波段差异植被指数 (VDVI) 较适合无人机植被信息的提取。李亚东等 (2019) 利用 SfM 算法对 150m 飞行高度的无人机影像进行三维重建,通过点云聚类 and 降维处理,将点要素转换为面要素获取单木树冠,基于聚类处理后的林冠点云数据,提取单木顶点坐标及高度参数,构建了包含树高因子的二元立木材积模型,估算精度达 82.46%。何游云等 (2016) 利用面向对象方法对低空无人机遥感影像分割获取树冠信息,并结合实测胸径数据建立了冠幅-胸径回归模型,进而构建了胸径-树干生物量的经验方程,实现了单木树干生物量的估算。付凯婷 (2015) 采用无人机航拍获取高分辨率可见光影像,通过提取多维度林分参数构建了胸径-冠幅回归模型,结合单木材积公式实现了蓄积量的估算,蓄积量估算精度高达 91.20%。在数据利用方面,多光谱影像的近红外波段对植被差异反应敏感,而可见光影像的绿光波段与植被生理健康密切相关 (邓再春等, 2024)。因此,通过无人机数据可提取 3 类关键特征:多光谱/可见光影像衍生的植被指数 [如 NDVI、过绿指数 (ExG)] 和纹理特征;点云数据计算的结构参数 (如点云密度、林分间隙率);通过插值生成的数字产品 (DSM、DEM、CHM)。于东海 (2017) 采用主成分回归法整合特征因子,基于二元立木材积公式建立了蓄积量估算模型,机器学习方法进一步提升了估算精度。李文雄等 (2024) 利用多光谱影像和机器学习算法 [RF (随机森林)、XGBoost (极

限梯度提升)、LightGBM (轻量级梯度提升)], 结合遗传算法优化, 建立的草地地上生物量估算模型中, XGBoost 表现最优 ($R^2 = 0.94$)。上述研究共同证实了无人机遥感数据在森林蓄积量和生物量估算中的可靠性和应用潜力。

1.3 林业激光雷达技术的研究进展

1.3.1 激光雷达技术的发展现状

激光雷达技术在林业遥感领域的应用始于 20 世纪 80 年代中期, 以激光束为媒介, 通过接收地物反射信号获取森林三维结构信息。相较于传统测量方式, LiDAR 凭借激光束的高角分辨率、距离分辨率和抗干扰能力, 能够精确捕捉林木的空间位置信息, 尤其在森林垂直结构解析和地形探测方面具有显著优势 (邱赛, 2016; 董立新, 2016)。随着技术的进步, LiDAR 的应用从基础的单木参数 (如单木位置、树高和胸径) 测量, 扩展到林分生物量、蓄积量和碳储量等林分参数估算 (韩婷婷, 2020)。同时, 卫星、有人机、无人机、地面等搭载平台的多样化推动了 LiDAR 技术的分类发展, 主要包括星载 LiDAR (satellite laser scanning, SLS)、机载 LiDAR 及近地式 LiDAR (许子乾, 2019)。其中, 近地式 LiDAR 主要包括地基式 LiDAR (terrestrial laser scanning, TLS)、背负式 LiDAR、车载式 LiDAR、手持式 LiDAR (handheld mobile laser scanning, HMLS) 等 (胡磊, 2023; 刘鲁霞, 2014)。

近年来, LiDAR 技术已成为林业遥感研究中获取树高、胸径、冠幅等森林空间信息的重要手段。其测量原理类似于电子测距仪, 通过计算激光脉冲从传感器到被测物采样点的往返时间, 结合光速换算距离, 从而精确测定目标地物 (如树木) 与传感器之间的空间距离关系 (孙悦, 2022)。树高估测的精度与点云密度密切相关。早期的星载 LiDAR (如 ICESat-1/GLAS) 光斑直径高达 70m, 空间分辨率较低, 仅适用于林分尺度的冠层高度监测 (Li et al., 2020)。近年来, 新一代星载 LiDAR (如 ICESat-2、ATLAS 和 GEDI) 的光斑尺寸有所减小, 密度有所提升。朱笑笑 (2021) 利用 ICESat-2 光子点云数据构建了基于光子数据的森林树高估算模型, 利用 GEDI 波形数据构建森林高度改正模型, 并分析了两种数据和构建模型间的差异, 其研究发现, ICESat-2 的高密度光子点云可有效弥补 GEDI 波形数据覆盖不足的问题, 而 GEDI 数据则具有更高的信噪比优势, 但仍受限于卫星观测尺度, 难以满足单木级别的精细测量需求。相比之下, 机载 LiDAR 凭借低空飞行优势, 可获取地表更高精度的点云数据。例如, 当飞行高度 $\geq 300\text{m}$ 时, 光斑直径较大, 点云密度通常 $\leq 10\text{pts}\cdot\text{m}^{-2}$ ^①; 而当飞行高度 $\leq 100\text{m}$ 时, 光斑直径可缩小至 $\leq 5\text{cm}$, 点云密度可 $\geq 100\text{pts}\cdot\text{m}^{-2}$ (杨凡等, 2017)。高密度点云虽能更精确地提取地形和单木结构信息, 但亦面临更高的数据采集成本、处理复杂度及存储需求 (Dalponte and Coomes, 2016; Solberg et al., 2006)。此外, 点云密度还受其他多种因素影响, 包括传感器参数 (如扫描频率、脉冲发射率、扫描模式)、飞行参数 (如高度、速度、采集效率) 等。

^① $\text{pts}\cdot\text{m}^{-2}$ 表示每平方米的点数。