

DOI:10.12171/j.1000-1522.20240185

基于无人机激光雷达点云数据估算红树林覆盖度

王鑫淼^{1,2,3} 赵峰^{1,2,3} 刘华^{1,2,3} 凌成星^{1,2,3} 刘霞^{1,2} 曾浩威^{1,2}

(1. 中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091; 2. 国家林业和草原局林业遥感与信息技术重点实验室, 北京 100091;
3. 广东湛江红树林湿地生态系统国家定位观测研究站, 广东 湛江 524448)

摘要:【目的】利用无人机激光雷达数据, 快速、准确地获取红树林覆盖度信息, 为更好地评估红树林生态修复成效提供重要参考。【方法】以广东省湛江市太平镇岭头岛为研究区, 利用 40 块样地无人机激光雷达数据和单木检尺数据, 以决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和估算精度(E_A)为评价指标, 比较第一回波比例模型(FRRM)、全部回波比例模型(ARRM)、脉冲回波强度比例模型(PRIRM)和冠层高度模型(CHM)4 种模型估算红树林覆盖度的精度。分析样地红树林覆盖度、激光点云密度和高度特征变量与覆盖度估算误差的关系, 选取精度最高的模型估算研究区红树林覆盖度, 并进行空间制图。【结果】(1)FRRM 模型估算的红树林覆盖度精度最高($R^2 = 0.970 1$, RMSE = 0.032 5, $E_A = 93.01%$), 估算误差最小, 平均低估 1.04%; 其次为 ARRM 模型($R^2 = 0.977 4$, RMSE = 0.033 6, $E_A = 92.58%$)和 CHM 模型($R^2 = 0.945 0$, RMSE = 0.044 0, $E_A = 90.54%$); PRIRM 模型($R^2 = 0.950 9$, RMSE = 0.061 0, $E_A = 88.17%$)估算精度最低。(2)PRIRM 模型的结果普遍高估, 且估算误差与覆盖度和高度特征变量均呈显著负相关; FRRM、ARRM 和 CHM 模型的估算误差与覆盖度无明显相关性。(3)激光雷达采样敏感性分析表明, 3 m 栅格大小最适合作为研究区覆盖度制图的单元。【结论】4 种模型估算红树林覆盖度的精度均较高, 其中 FRRM 模型的估算精度最高, 结果可靠, 可为岭头岛红树林的科学管护和生态修复提供支持。

关键词: 无人机激光雷达; 点云; 首次回波; 红树林; 覆盖度

中图分类号: S771.8 文献标志码: A 文章编号: 1000-1522(2025)02-0143-09

引文格式: 王鑫淼, 赵峰, 刘华, 等. 基于无人机激光雷达点云数据估算红树林覆盖度 [J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(2): 143-151. Wang Xinmiao, Zhao Feng, Liu Hua, et al. Estimating mangrove forest coverage based on unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR point cloud data [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(2): 143-151.

Estimating mangrove forest coverage based on unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR point cloud data

Wang Xinmiao^{1,2,3} Zhao Feng^{1,2,3} Liu Hua^{1,2,3} Ling Chengxing^{1,2,3} Liu Xia^{1,2} Zeng Haowei^{1,2}

(1. Institute of Resource Information, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;

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

3. Zhanjiang National Research Station for Mangrove Wetland Ecosystem, Zhanjiang 524448, Guangdong, China)

Abstract: [Objective] This paper aims to quickly and accurately obtain mangrove fractional canopy coverage based on unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data, which would provide important reference for evaluating the effectiveness of mangrove ecological restoration. [Method] The location of this research is on Lingtou Island in Taiping Town, Zhanjiang City of Guangdong Province, southern China. Based on ULS data and ground field data of 40 sample plots, linear regression was used to fit the measured and estimated fractional coverage of mangrove, and the determination coefficient (R^2), root mean square error

收稿日期: 2024-06-07 修回日期: 2024-08-29

基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(CAFYBB2022SY029)。

第一作者: 王鑫淼。主要研究方向: 林业信息技术应用。Email: 614800114@qq.com 地址: 100091 北京市海淀区香山路东小府 1 号中国林业科学研究院。

责任作者: 赵峰, 博士, 副研究员。主要研究方向: 湿地植被遥感。Email: zhaofeng@ifrit.ac.cn 地址: 同上。

本刊网址: <http://j.bjfu.edu.cn>; <http://journal.bjfu.edu.cn>

(RMSE) and estimation accuracy (E_A) were calculated. The estimation accuracies of mangrove fractional coverage through four different algorithms based on the first return proportionality model (FRRM), the all return proportionality model (ARRM), pulse return intensity proportionality model (PRIRM), and canopy height model (CHM) were compared. The correlations between sample site fractional coverage, sample site laser point cloud density, sample site LiDAR height characteristic variable and fractional coverage estimation error were analyzed. Finally, the optimal coverage estimation model with the best accuracy was selected to estimate mangrove coverage in the study area, and mapping was carried out. [Result] (1) The estimation accuracy of mangrove fractional coverage based on FRRM model was the highest ($R^2 = 0.970\ 1$, $RMSE = 0.032\ 5$, $E_A = 93.01\%$), and the estimation error was the lowest with an average underestimation of 1.04%. The second was the algorithm based on ARRM model ($R^2 = 0.977\ 4$, $RMSE = 0.033\ 6$, $E_A = 92.58\%$), the third was the algorithm based on CHM model ($R^2 = 0.945\ 0$, $RMSE = 0.044\ 0$, $E_A = 90.54\%$), and the accuracy of PRIRM model was the lowest ($R^2 = 0.950\ 9$, $RMSE = 0.061\ 0$, $E_A = 88.17\%$). (2) The estimation errors of PRIRM model were significantly negatively correlated with both coverage and height characterization variables, and were generally overestimated. Meanwhile, there was no significant correlation between sample site fractional coverage and estimation error of algorithm based on FRRM, ARRM and CHM models. (3) The results of LiDAR sampling sensitivity analysis showed that a raster size of 3 m was most suitable as a raster unit for mapping the coverage of the study area. [Conclusion] The estimation accuracy of mangrove fractional coverage based on the four models is high, and the estimation accuracy of fractional coverage based on FRRM model could be the highest, the estimation results are reliable, which can provide support for the scientific management and ecological restoration of mangrove forests on Lingtou Island, Guangdong Province of southern China.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR; point cloud; first return; mangrove forest; coverage

红树林是热带和亚热带海岸潮间带的典型植被,以红树植物为主体,同时分布较多的常绿乔木或灌木^[1]。红树林生态系统是全球生产力最高、生物多样性最丰富的生态系统之一,精准掌握红树林空间分布及覆盖度信息对于评估其生态系统健康状况至关重要。植被覆盖度(fractional vegetation cover, FVC)是指植被在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比,能够直观展示地表植被覆盖情况^[2]。它不仅量化区域内的植被茂密程度^[3],还能评估地表植被生长状态、生态系统恢复和健康程度^[4],是评价植被生长状况的最直接、最有效的指标之一^[5],也是反映生态系统变化的重要指标^[6]。国内外学者对植被覆盖度的估算进行了深入研究^[7],主要通过地面测量方法和遥感反演算法进行估算^[8]。地面测量方法多采用目测法、样点法、样地法和树冠投影法等,这些方法虽然准确,但费时费力,难以进行大范围估测,因此植被覆盖度的遥感反演算法越来越受到研究人员的关注和应用。

由于红树林主要生长在多云多雨的热带和亚热带地区,卫星数据受重访周期和大气条件等因素的影响,难以获得特定时间的无云数据。无人机遥感操作灵活方便,能够准确根据天气和涨潮时间随时多次重复获取红树林影像,因而在红树林资源监测中有着较好的应用前景。国内外学者对利用无人机

遥感技术估算植被覆盖度进行了大量研究,并取得了一些重要成果^[9]。然而,无人机光学影像受光照变化影响较大,容易出现叶片反光、树冠阴影和背景干扰等问题^[10],其应用存在一定局限性^[11]。例如,在精细尺度上,正射影像估算的冠层覆盖度在稀疏植被区域通常高估,在高植被覆盖区则容易低估。而机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)通过主动发射激光脉冲,获取地面三维坐标和回波强度信息,能够精准量化树冠三维结构,对冠层具有一定的穿透性^[12],已在植被覆盖度、叶面积指数及冠层高度反演等方面取得了显著进展^[13]。

利用无人机激光雷达数据获取植被覆盖度的方法主要是基于高度归一化点云(normalized point cloud, NPC)数据或冠层高度模型(canopy height model, CHM)进行估算^[14]。其中,基于NPC的方法通常采用单次和多次回波的各种组合估算覆盖度^[15]。Riano等^[16]利用激光雷达归一化点云分类信息,计算冠层点云数量与总点云数量的比值获取森林树冠覆盖率。Hopkinson等^[17]比较了多种植被覆盖度估算模型,发现基于强度的FCLiDAR(IR)模型效果最好($R^2 = 0.78$)。Kato等^[18]发现回波次数信息与森林树冠覆盖度高度相关。Li等^[19]利用机载激光雷达点云数据第一回波覆盖指数估算森林植被覆盖度,并与Sentinel-2数据的估算结果进行比较,发现基于机载

激光雷达点云数据的估计值与实际值更一致。Wasser 等^[14] 通过统计冠层高度模型中像元值 ≥ 2 m 的像元与总像元数比值来提取植被覆盖度, 估算误差在 10% 以内。这些研究表明, 激光雷达数据可有效估算植被覆盖度, 但不同算法适宜性比较研究较少。

本研究以广东省湛江市太平镇岭头岛为研究区, 以 40 块样地无人机激光雷达点云数据为数据源, 比较第一回波比例模型(first return ratio model, FRRM)、全部回波比例模型(all return ratio model, ARRM)、脉冲回波强度比例模型(pulse return intensity ratio model, PRIRM)和基于冠层高度模型(canopy height model, CHM)4 种模型在研究区估算红树林覆盖度的适宜性, 探讨样地红树林覆盖度、激光点云密度、高度特征变量等对估算精度的影响, 旨在筛选出最优的红树林覆盖度估算模型, 以期为红树林生态修复工程质量评估提供数据支持与技术指导。

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

研究区(图 1)位于广东省湛江市太平镇岭头村东南侧的岭头岛($110^{\circ}12'22''E \sim 110^{\circ}13'04''E$ 、 $21^{\circ}00'50''N \sim 21^{\circ}01'34''N$), 属湛江红树林国家级自然保护区。该区域属于亚热带海洋性季风气候, 光照充足, 热量丰富, 年温差明显, 干湿季节分明, 无霜期较长。年平均气温 $23.1^{\circ}C$, 年平均降水量 1711.6 mm。研究区潮汐为不规则半日潮, 平均潮差约 3 m, 干季海水盐度平均 25% 。划入保护区之前,

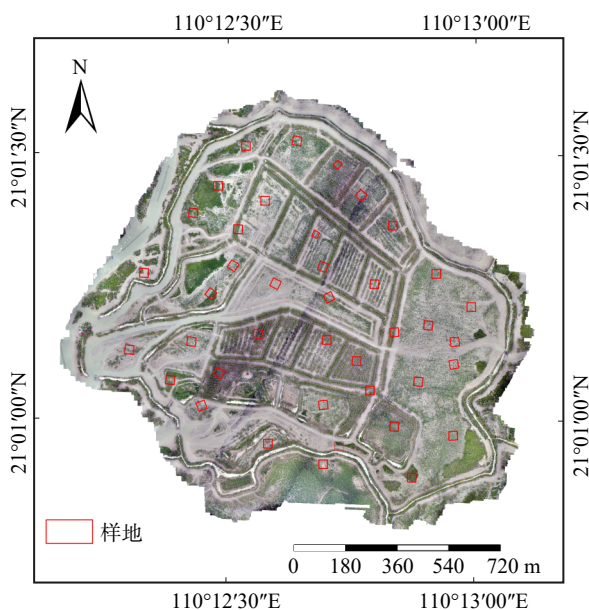


图 1 研究区地理位置及样地空间分布

Fig. 1 Geographical location of study area and spatial distribution of sample plots

研究区以粗放型养殖鱼围为主, 红树林、鱼围及滩涂生态系统呈现交错分布格局。岛上原有天然分布的红树林以红海榄(*Rhizophora stylosa*)为主, 白骨壤(*Avicennia marina*)和秋茄(*Kandelia candel*)少量分布, 无瓣海桑(*Sonneratia apetala*)和海漆(*Excoecaria agallocha*)近年来通过人工种植或天然发展逐渐增多。2019 年, 岭头岛上的养殖塘全部清退, 逐步开展退塘还林(红树林)工程。

1.2 数据源及预处理

1.2.1 无人机激光雷达数据及预处理

2023 年 5 月, 使用飞马 D2000S 系列旋翼无人机平台, 搭载 D-LiDAR2200 传感器, 获取研究区激光雷达点云数据。采用仿地飞行方式, 平均飞行高度 100 m, 飞行覆盖面积 2.54 km², 相邻航带重叠率 70% , 平均点云密度 127 个/m²。LiDAR 数据保存为 las 格式, 采用 UTM 投影和 WGS84 坐标系, 便于与其他数据进行整合和分析。

对 LiDAR 数据进行去噪、分类等预处理。基于球心空间的孤立点算法^[20]进行点云去噪, 采用布料模拟滤波算法(cloth simulation filter, CSF)^[21]将植被点与地面点进行分离, 对地面点云进行归一化处理。根据机载激光雷达数据获取技术规范^[22], 通过不规则三角网的插值运算, 将地面点生成空间分辨率为 0.5 m 的数字地形模型(digital terrain model, DTM)。利用首次回波点插值出空间分辨率为 0.5 m 的数字表面模型(digital surface model, DSM)。通过计算 DSM 与 DTM 的差值, 得到高程归一化之后的空间分辨率为 0.5 m 的冠层高度模型。数据处理使用 LiDAR360 软件完成。

1.2.2 样地数据及预处理

根据红树林不同林龄、树种、地形起伏等因素, 共选取具有代表性的 40 块样地, 样地大小为 30 m \times 30 m。由于红树林生长在海陆过渡地带的淤泥质滩涂上, 外业调查十分困难, 故采用人工目视解译无人机高分辨率正射影像和地面调查相结合的方式获取样地数据。野外调查与激光雷达数据采集同步开展, 对样地内林木进行每木检尺, 记录红树林树种类型、地径、树高和冠幅, 并通过实时动态差分定位系统获取单木位置信息, 定位精度 5 cm, 用以辅助人工目视解译和红树林分类, 同时支持点云分类阈值的设定。本研究中正射相机与激光雷达扫描系统挂载于同一平台, 可获取相同定位的航空相片。利用 Agisoft Metashape Professional 软件处理航空相片, 最终得到栅格分辨率为 0.03 m 的正射影像, 在 ArcGIS 中进行红树林手动勾绘^[23], 基于目视解译估算得到红树林覆盖度作为真值(图 2)。

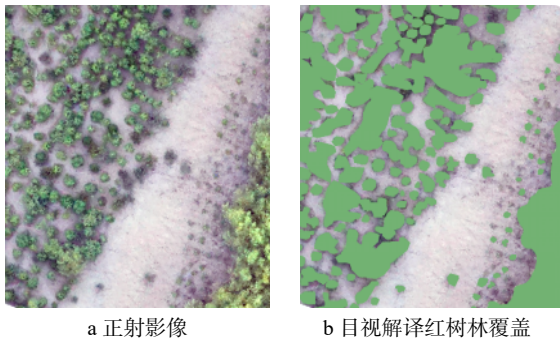


图2 目视解译红树林覆盖范围

Fig. 2 Visual interpretation of mangrove covering area

2 研究方法

本研究利用无人机高分辨率 0.03 m 的正射影像, 选取了 40 块 30 m × 30 m 样地。基于样地的激光雷达点云数据, 采用 4 种模型估算红树林覆盖度。以无人机影像目视解译的红树林覆盖度作为验证数据, 进行精度验证。最后, 选取精度最高的覆盖度估算模型对研究区进行红树林覆盖度估算, 并进行空间制图及空间分布特征分析。

2.1 红树林覆盖度估算模型

在激光雷达系统中, 一个发射的激光脉冲可以产生多个回波, 第一回波是指该脉冲与目标物体首次接触产生的回波。第一回波比例模型(FRRM)使用 LiDAR 数据中第一次回波中的冠层回波与第一次总回波之间的比例来估算植被覆盖度(FC_{FR})^[24]。研究首先利用激光雷达系统接收到的回波信号的时间间隔来区分回波次数, 并提取第一回波点云, 然后基于样地实地调查, 设定高度阈值 0.5 m, 大于等于 0.5 m 被认定为冠层回波点。

$$FC_{FR} = \frac{\sum R_{C(First)}}{\sum R_{T(First)}} \quad (1)$$

式中: $R_{C(First)}$ 是高于某一高度阈值的第一次回波的点数, $R_{T(First)}$ 是整个林冠到地面剖面第一次回波的总点数。

全部回波比例模型(ARRM)使用 LiDAR 数据中所有冠层回波与总回波之间的比例来估算植被覆盖度(FC_{RR})^[17]。为保证高度阈值一致, 使用与第一回波比例模型相同的高度阈值, 大于等于 0.5 m 被认定为冠层回波点。

$$FC_{RR} = \frac{\sum R_{C(All)}}{\sum R_{T(All)}} \quad (2)$$

式中: $R_{C(All)}$ 是高于某一高度阈值的所有回波的点数, 而 $R_{T(All)}$ 是整个林冠到地面剖面的总回波的点数。

激光雷达的每个回波都有一个与之相关的强度

值, 该值反映了反射回雷达的激光能量的强度。植被、地面和建筑物等不同类型的表面会因其物理特性不同而导致回波强度的差异。脉冲回波强度比例模型(PRIRM)使用 LiDAR 数据中冠层回波的强度与总回波强度之间的比例来估算植被覆盖度(FC_{IR})^[17]。本研究利用全部回波比例模型中的点云分类, 提取冠层回波强度和总回波强度。

$$FC_{IR} = \frac{\sum I_C}{\sum I_T} \quad (3)$$

式中: I_C 是林冠功率指数(所有林冠层回波强度之和), I_T 是整个林冠到地面剖面的总回波功率指数(所有回波强度之和)。

基于冠层高度模型(CHM)是使用 LiDAR 数据生成的冠层高度模型, 通过计算超过设定高度阈值的像素点数量与整个栅格数据像素点总数的比例, 来估算植被覆盖度(FC_{chm})^[14]。本研究基于已生成的 0.5 m 的 CHM, 统计高度阈值大于 0.5 m 的植被冠层像素点。

$$FC_{chm} = \frac{N_{CA}}{N_{TA}} \quad (4)$$

式中: N_{CA} 为冠层像素点, N_{TA} 为栅格中总像素点。

2.2 模型敏感性分析

利用无人机 LiDAR 数据精确估算植被覆盖度并绘制其空间分布图, 需开展点云数据对像元尺寸敏感性的分析, 以选取最优的像元尺度, 确保 LiDAR 数据向栅格数据转换的高精度。对比红树林覆盖度的目视解译真值与基于不同像元尺寸估算的覆盖度值, 借助标准差、相关系数及均方根误差(root mean square error, RMSE)等统计量绘制 Taylor 图, 进而确定最佳的像元尺寸^[25]。在分析过程中, 通过在同一中心点逐步扩大边长的方式, 获取不同像元分辨率下的样本数据。

2.3 模型精度评价

选择预测决定系数(R^2)、RMSE 和估算精度(E_A)作为估测模型的综合评价指标。其中 R^2 范围 0~1, 越接近 1 代表预测性能越好。RMSE 越小说明提取精度越高, E_A 值越大表明精度越高。

3 结果与分析

3.1 模型估算结果与精度

FRRM、ARRM、PRIRM 和 CHM 模型均具有较高的解释能力($R^2 > 0.94$), 红树林覆盖度估算精度均大于 88%, 可以用于红树林覆盖度估算(图 3)。FRRM 和 ARRM 模型表现最为突出, R^2 均达到 0.97 以上, 其中 FRRM 模型的预测误差最小(RMSE = 0.032 5),

估算精度最高, 达到 93.01%。CHM 模型的解释能力和预测精度均较前两种模型低, 但估算精度仍在 90% 以上, 表现出良好的拟合效果。PRIRM 模型的预测误差最大(RMSE=0.061 0), 估算精度最低。所以研究选用 FRRM 模型作为研究区最优覆盖度估算模型。

FRRM 和 ARRM 模型表现出较低的误差波动, FRRM 模型平均低估 1.04%, ARRM 模型平均低估 2.83%, 适用于需要更稳定估算结果的应用场景(表 1)。CHM 模型的误差分布类似于 ARRM, 但其误差波动性略高, 平均低估 3.14%, 估算结果仍比较稳定且较为准确。PRIRM 模型的误差波动最大, 90% 以上的样地估算值比真实值偏大, 平均高估 12.11%(表 1、图 4)。

3.2 覆盖度估算影响因素

植被覆盖度估算精度受林地条件、林冠结构和激光点云密度以及高度特征等因素影响。

3.2.1 激光雷达点云密度的影响

本研究中 40 个样地的激光点云密度范围在 95 ~ 180 个/m² 之间, 点云密度较大。为探讨低密度点云对 4 种模型的覆盖度估算误差的影响, 对样地的激光点云数据分别按 10%、30% 和 50% 的比例进行抽稀, 从而将点云密度范围扩展到 9 ~ 180 个/m²。图 5 显示: 点云密度与红树林覆盖度估算误差之间并未呈现出显著的相关性, 不同点云密度的样地均存在低估和高估的现象。在点云密度低于 70 个/m² 时, 估算值出现了极少数较大的误差, 但在较低点云密

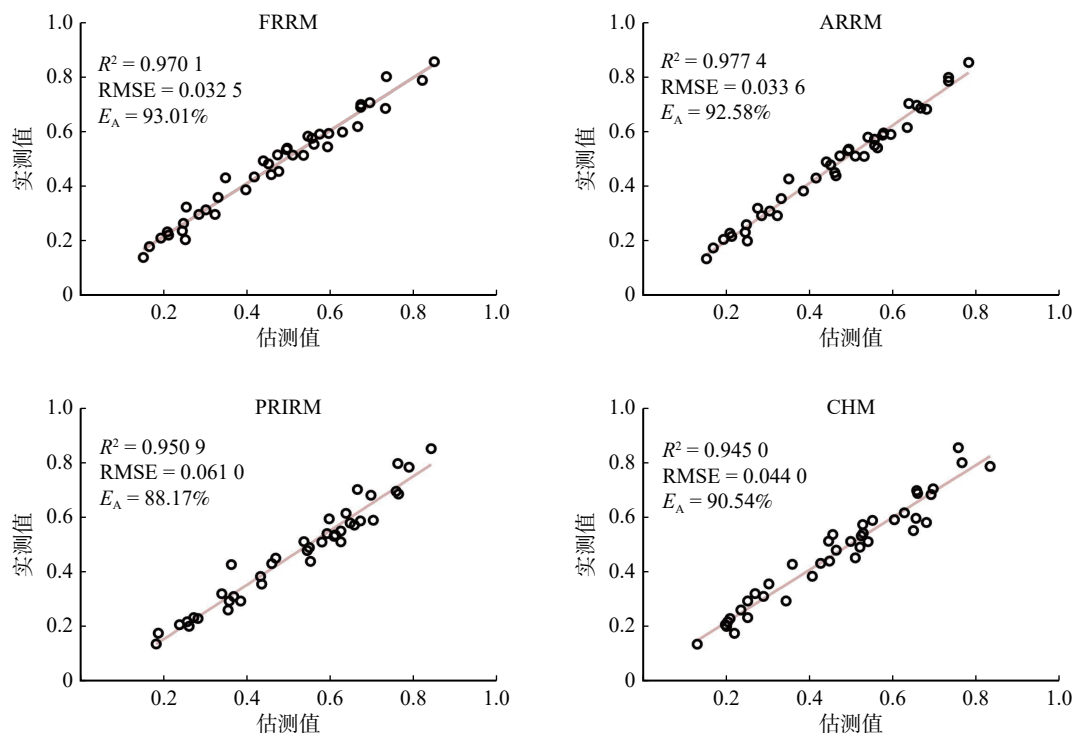
度下仍表现出较高的估测精度, 结果表明点云密度的增加并未显著提高红树林覆盖度的估算精度。

3.2.2 激光雷达高度特征变量的影响

对激光雷达生成的点云数据进行归一化后, 计算样地尺度的高度特征变量, 利用 SPSS 软件对高度特征变量进行标准化处理, 得到 45 种与高度相关的统计参数, 包括高度平均绝对偏差、冠幅起伏率以及累积高度百分位数等, 具体统计参数见表 2。进一步分析 45 种统计参数与红树林覆盖度估算误差的关系, 结果表明, FRRM、ARRM 和 CHM 模型与高度特征变量未呈现显著相关性, 而 PRIRM 模型结果与高度特征变量表现出显著的负相关关系。其中, 归一化高度百分位数位于 5% 的变量(elev_percentile_5th)相关性最高, 相关系数为-0.431。在平均树高较高的区域, PRIRM 模型的覆盖度估算误差较低。因此, 用 PRIRM 模型进行红树林覆盖度估算时, 需重点考虑归一化高度百分位数位于 5% 的变量对估算精度的影响。

3.2.3 植被覆盖度的影响

图 6 显示: 较大误差主要分布在实测覆盖度较低的区域。在覆盖度小于 0.4 的样地, 误差较大且分散, 误差范围在-20% ~ 35% 之间; 在覆盖度位于 0.40 ~ 0.65 的样地, 误差集中分布在-10% ~ 20% 之间, 高估和低估比例相近; 在覆盖度大于 0.65 的样地, 误差普遍较低, 误差范围在-10% ~ 10% 之间。



FRRM. 第一回波比例模型; ARRM. 全部回波比例模型; PRIRM. 脉冲回波强度比例模型; CHM. 基于冠层高度模型

图 3 红树林覆盖度实测值与估算值拟合

Fig. 3 Fit between measured mangrove coverage and estimated value

表1 红树林覆盖度估算误差统计
Tab. 1 Statistics in estimation errors of mangrove coverage

估算模型	最大值/%	最小值/%	平均值/%	标准差
FRRM	24.51	-20.57	-1.04	0.080 4
ARRM	23.24	-18.33	-2.83	0.071 6
PRIRM	34.76	-15.30	12.11	0.104 5
CHM	23.06	-16.24	-3.14	0.098 1

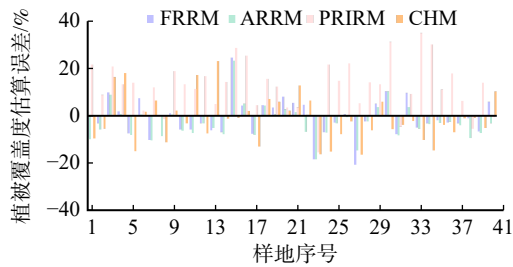


图4 红树林覆盖度估算误差直方图

Fig. 4 Estimation error histogram of mangrove coverage

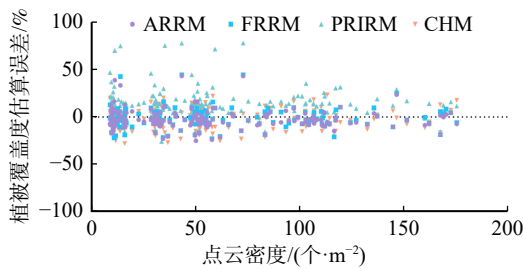


图5 红树林覆盖度估算误差与点云密度散点图

Fig. 5 Estimation error of mangrove coverage and scatter plot of point cloud density

结合实地调查结果,覆盖度低估样地以红海榄和秋茄为主(图7)。这些样地大多属于低红树林覆盖和中低红树林覆盖区域,树冠结构简单,没有明显的分层或重叠,平均激光点云密度 113 个/m²,地面点与红海榄单木点较为稀疏。

在覆盖度高估样地中,估算误差较大的区域以无瓣海桑为主(图8)。这些样地的红树林覆盖度普遍较高,且平均树高较高,虽然树冠间没有明显分层,但重叠程度高,样地内平均激光点云密度为 128 个/m²。

3.3 基于 FRRM 最优模型的研究区覆盖度估算

通过 Taylor 图对不同分辨率(1、2、3、5、10、15、20、25 m)的 LiDAR 数据进行敏感性分析(图9),得出在 3 m 分辨率下, LiDAR 提取的覆盖度数据与实测数据之间的相关系数最高,且 RMSE 最小。因此选择 3 m 作为红树林覆盖度空间制图的最优栅格像元尺寸。

利用最优模型 FRRM 估算岭头岛红树林覆盖度,并以 3 m × 3 m 的栅格像元大小生成研究区覆盖

表2 LiDAR 高度特征变量统计参数
Tab. 2 Statistical parameters of LiDAR height feature variables

LiDAR特征变量	变量描述
elev_asd	归一化点云平均绝对偏差:总差异与给定点之间的总差值
elev_canopy_relief_ratio	归一化冠层起伏比率
elev_AIH	归一化累计高度百分位数(15个)(1%、5%、10%、20%、25%、30%、40%、50%、60%、70%、75%、80%、90%、95%和99%)
elev_skewness	归一化偏斜度
elev_stddev	归一化标准差
elev_variance	归一化方差
elev_percentile	归一化高度百分位数(15个)(1%、5%、10%、20%、25%、30%、40%、50%、60%、70%、75%、80%、90%、95%和99%)
elev_max	归一化最大值
elev_min	归一化最小值
elev_mean	归一化平均值
elev_median_z	归一化中位数
elev_madmedian	归一化中位数绝对偏差的中位数
elev_kurtosis	归一化峰度
elev_cv_z	归一化变异系数
elev_curt_mean_cube	归一化3次幂平均
elev_IQ	归一化高度百分位数四分位数间距
elev_AIH_IQ	归一化累积高度百分位数四分位数间距

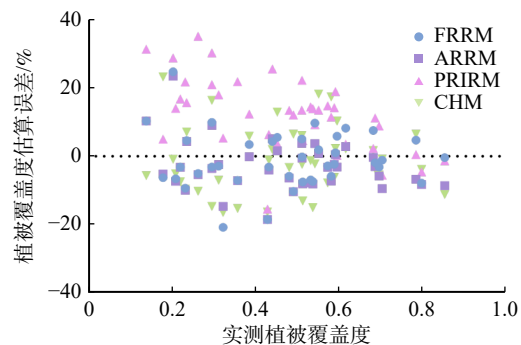


图6 红树林覆盖度估算误差与实测覆盖度散点图

Fig. 6 Scatter plot of estimation error and measured coverage of mangrove forest

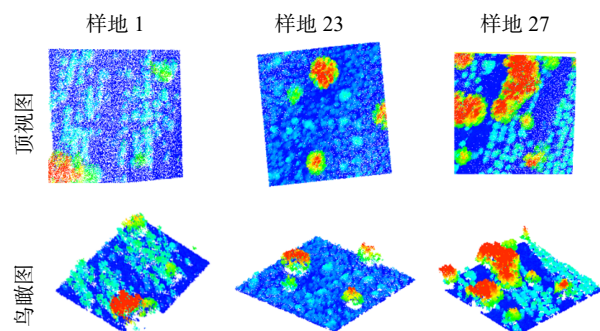


图7 低估样地激光雷达点云示意图

Fig. 7 Diagram of underestimating LiDAR point cloud of sample plots

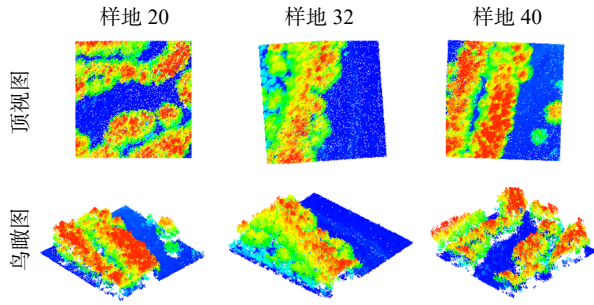


图 8 高估样地激光雷达点云示意图

Fig. 8 Diagram of overestimating LiDAR point cloud of sample plots

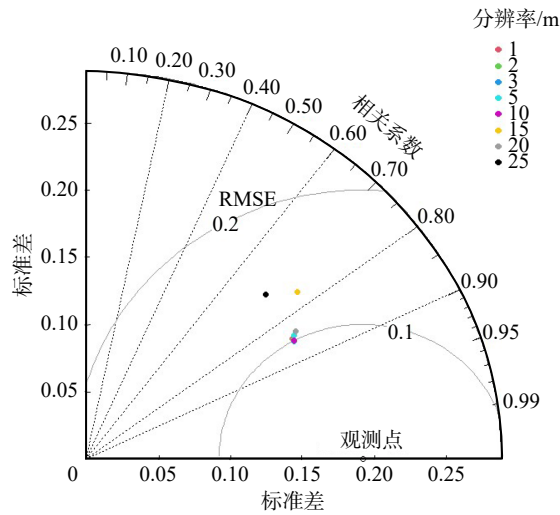


图 9 LiDAR 采样敏感性分析 Taylor 图

Fig. 9 Taylor diagram for LiDAR sampling sensitivity analysis

度的空间分布图(图 10)。依据《土壤侵蚀分类标准》(SL190-2008)将植被覆盖度划分为低植被覆盖 (< 30%)、中低植被覆盖 [30%, 45%)、中植被覆盖 [45%, 60%)、中高植被覆盖 [60%, 75%)和高植被覆

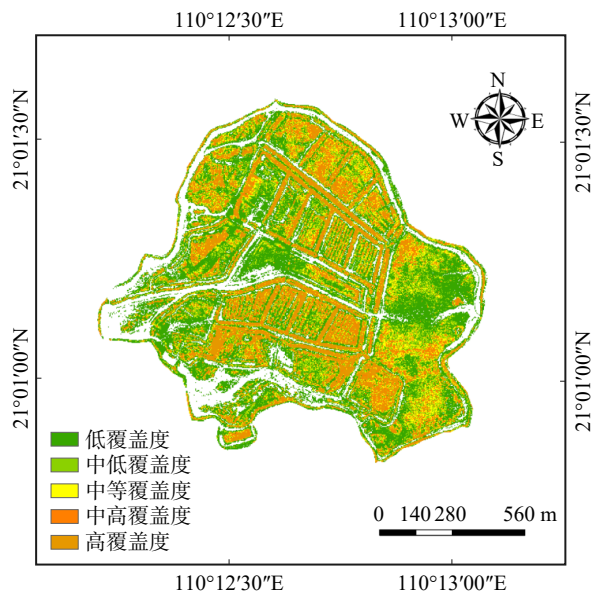


图 10 岭头岛红树林覆盖率空间分布

Fig. 10 Spatial distribution of mangrove fractional coverage on Lingtou Island

盖($\geq 75\%$)5 个等级。从图 10 可以看出, 岭头岛红树林植被覆盖以中低和低植被覆盖为主, 面积占比 56.20%, 主要分布在东北部和中部区域; 高红树林覆盖度区域仅占 19.30%, 主要集中在林带种植区域; 中等植被覆盖度区域 13.11%, 分布较为零散。

结合岭头岛红树林生态修复工程资料和实地调查数据可以得出, 海漆和无瓣海桑的种植区域植被覆盖度较高, 因为这两种红树林的冠幅较大, 上层树冠茂盛, 其覆盖度显著高于其他树种。白骨壤生长较快, 部分冠层相连接, 覆盖度也较高。秋茄和红海榄种植区域植被覆盖度较低。在红树树种相同区域, 覆盖度的差异主要是由于红树林树苗种植的时间不同, 对于种植较晚或补种的树苗, 其树冠尚未发育成熟, 面积较小, 所以覆盖度较低。

4 讨 论

4.1 模型估算精度

研究对比了 FRRM、ARRM、PRIRM 和 CHM 4 种红树林覆盖度估算模型的精度。其中 FRRM 和 ARRM 模型预测精度均达到 92% 以上, $R^2 > 0.97$, $RMSE < 0.04$ 。这比谢栋博等^[26]在崇礼冬奥核心区的拟合精度更高且预测误差更低。根据 Zhao 等^[27]的研究结果, 使用首次回波点云计算的离散点云特征参数更适用于森林结构参数的估算, 这与本研究得出的结论一致。而 Hopkinson 等^[17]在加拿大基于点云数据对比不同模型估测覆盖度时, 发现基于点云强度的 FCLiDAR(IR)模型效果最好($R^2 = 0.78$), 而基于首次回波点云的整体预测能力最低($R^2 = 0.70$), 主要是因为点云强度方法对冠层结构具有一定的敏感性, 冠层的均匀性对其估算误差影响较大。本研究中 FRRM、ARRM 和 CHM 模型对红树林覆盖度进行估算时, 大部分样地的覆盖度被低估, 可能是因为激光脉冲丢失, 影响了森林变量的估计精度^[28]。而 Liu 等^[29]研究发现林地的损失率明显高于空地, 这会导致植被点数量被低估, 进而加剧植被覆盖度的低估现象。相反, PRIRM 模型则因引入点云回波强度而高估了大部分样地的覆盖度, 这可能是由于植被点的平均回波强度高于总点云的平均回波强度, 导致数值整体上升, 从而高估了样地的覆盖度。本研究中各模型的估算精度均较高, 都在 88% 以上, 这可能由于研究区域内地物类型简单, 只有红树林和裸滩, 其他植被很少, 不存在低高度点云的干扰, 因此采用高度阈值提取植被点的效果较为理想。

随着激光雷达传感器的技术改进, 激光雷达点云密度越来越高, 但在本研究中, 4 种算法的覆盖度估算精度并未因激光点云密度的增加而显著提高,

二者之间没有显著相关性。为此,研究对样地的激光点云数据进行抽稀,将点云密度范围扩展到 $9\sim 180$ 个/ m^2 。结果显示,不同点云密度的样地均存在低估和高估的现象。有研究人员采用不同的参数和方法,分析激光雷达点云密度对森林参数估算的影响^[30],发现较高点云密度并不能改善包括植被覆盖度和叶面积指数等森林参数的估测精度^[31],这与本研究结果一致。另外,本研究并未发现刘鹤等^[32]研究提到的点云密度较低时,极易忽略冠层的边缘信息,从而引入误差的情况。这表明,在特定条件下,较低的激光点云密度仍能获得可靠的估算结果。因此,无需过分追求高密度激光点云数据,这将为激光雷达数据采集时权衡成本、质量和数据覆盖范围提供指导。

在植被覆盖度与模型估算误差关系分析中发现,ARRM、FRRM和CHM模型的估算误差与样地覆盖度大小无关。然而,PRIRM模型估算误差与植被覆盖度呈现负相关关系,在高植被覆盖度的样地,模型的预测精度较高。此外,PRIRM模型估算误差与高度特征变量呈显著负相关,因此在选用PRIRM模型进行植被覆盖度估算时,需充分利用高度特征变量信息,以提高模型的预测性能和适用性。尽管样地激光雷达点云数据与无人机正射影像采用相同的实时动态差分定位系统进行采集,但二者之间仍存在一定的位置匹配误差,同样会影响覆盖度估算精度。

4.2 模型应用与改进

与传统的光学遥感技术相比,激光雷达数据具有穿透林冠层到达地面的能力,从而可以获取到高精度的森林空间结构^[33]。同时,激光雷达数据具有快速准确获取植被覆盖度及估测模型的训练数据和验证数据等优点,更有利于大区域的植被覆盖度信息获取^[34]。但是国内关于激光雷达提取植被覆盖度的研究较少,对于这方面的相关研究有待加强。目前基于激光雷达估算植被覆盖度的方法并没有充分利用点云固有的三维结构信息,国内外已有研究者^[35]利用点云体素化方式进行叶面积密度、冠基高、材积等信息的获取,并取得了较好效果,后续研究可进一步开发点云体素化在植被覆盖度估算中的应用,以提高植被覆盖度估算的精度和鲁棒性。

5 结 论

本研究利用4种不同模型估算红树林覆盖度,分析激光雷达点云密度、高度特征变量参数以及覆盖度对估算精度的影响,并基于最优覆盖度模型估算研究区红树林覆盖度分布。

(1)4种模型估算红树林覆盖度的精度均较高,

其中第一回波比例模型(FRRM)估测精度最高(93.01%),覆盖度平均低估1.04%,最适用于岭头岛红树林覆盖度估算。

(2)脉冲回波强度模型(PRIRM)与覆盖度和高度特征变量均有显著的负相关关系,覆盖度越高,估算误差越小。

(3)全部回波比例模型(ARRM)和基于冠层高度的模型(CHM)用于低或中低覆盖度区域时估算误差较大。

(4)激光雷达点云密度和覆盖度估算精度未表现出显著相关性,在某些情况下,低密度激光雷达点云数据也能够获得较高的估测精度。

参 考 文 献

- [1] Chen L, Wang W, Zhang Y, et al. Recent progresses in mangrove conservation, restoration and research in China[J]. *Journal of Plant Ecology*, 2009, 2(2): 45-54.
- [2] Ma M, Wang Q, Liu R, et al. Effects of climate change and human activities on vegetation coverage change in northern China considering extreme climate and time-lag and accumulation effects[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 860: 160527.
- [3] Zhou M, Huang Y, Li G. Changes in the concentration of air pollutants before and after the COVID-19 blockade period and their correlation with vegetation coverage[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, 28(18): 23405-23419.
- [4] Zuo Y, Li Y, He K, et al. Temporal and spatial variation characteristics of vegetation coverage and quantitative analysis of its potential driving forces in the Qilian Mountains, China, 2000-2020[J]. *Ecological Indicators*, 2022, 143: 409-429.
- [5] 朱林富. 基于MODIS数据的四川植被覆盖度景观格局特征分析[J]. *乐山师范学院学报*, 2022, 37(4): 45-51, 83.
Zhu L F. Analysis on the landscape pattern characteristics of fractional vegetation coverage based on MODIS data in Sichuan [J]. *Journal of Leshan Normal University*, 2022, 37(4): 45-51, 83.
- [6] Piao S, Ciais P, Friedlingstein P, et al. Net carbon dioxide losses of northern ecosystems in response to autumn warming[J]. *Nature*, 2008, 451: 49-52.
- [7] 李钰澈, 贾坤, 魏香琴, 等. 中国北方地区植被覆盖度遥感估算及其变化分析[J]. *国土资源遥感*, 2015, 27(2): 112-117.
Li Y W, Jia K, Wei X Q, et al. Fractional vegetation cover estimation in northern China and its change analysis[J]. *Remote Sensing of Land and Resources*, 2015, 27(2): 112-117.
- [8] 刘二华, 周广胜, 周莉. 基于文献整合的中国不同下垫面植被覆盖度遥感估算模型数据集[J]. *中国科学数据(中英文网络版)*, 2019, 4(4): 176-184.
Liu E H, Zhou G S, Zhou L. A literature-based dataset of fractional vegetation cover remote sensing estimation models for different underlying surfaces in China[J]. *Scientific Data in China*, 2019, 4(4): 176-184.
- [9] Yan G, Li L, Coy A, et al. Improving the estimation of fractional vegetation cover from UAV RGB imagery by colour unmixing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 158: 23-34.

- [10] 刘琳, 郑兴明, 姜涛, 等. 无人机遥感植被覆盖度提取方法研究综述[J]. 东北师大学报(自然科学版), 2021, 53(4): 151-160.
Liu L, Zheng X M, Jiang T, et al. Extraction method of fractional vegetation cover from unmanned aerial vehicle remote sensing: a review[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2021, 53(4): 151-160.
- [11] Coops N C, Hilker T, Wulder M A, et al. Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return LiDAR[J]. Trees-Structure and Function, 2007, 21(3): 295-310.
- [12] Falkowski M J, Smith A M S, Gessler P E, et al. The influence of conifer forest canopy cover on the accuracy of two individual tree measurement algorithms using lidar data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2008, 34: S338-S350.
- [13] Ma Q, Su Y, Guo Q. Comparison of canopy cover estimations from airborne LiDAR, aerial imagery, and satellite imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017: 1-12. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2711482.
- [14] Wasser L, Day R, Chasmer L, et al. Influence of vegetation structure on Lidar-derived canopy height and fractional cover in forested riparian buffers during leaf-off and leaf-on conditions[J]. PLoS One, 2013, 8(1): e54776.
- [15] Cui Y, Zhao K, Fan W, et al. Retrieving crop fractional cover and LAI based on airborne Lidar data[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(6): 1276-1288.
- [16] Riano D, Meier E, Allgöwer B, et al. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(2): 177-186.
- [17] Hopkinson C, Chasmer L. Testing LiDAR models of fractional cover across multiple forest ecozones[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(1): 275-288.
- [18] Kato A, Moskal L M, Schiess P, et al. Capturing tree crown formation through implicit surface reconstruction using airborne lidar data[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6): 1148-1162.
- [19] Li C, Zheng Y, Zhang X, et al. Comparison of canopy cover and leaf area index estimation from airborne LiDAR and digital aerial photogrammetry in tropical forests[J]. Applied Sciences, 2022, 12(19): 9882.
- [20] Angiulli F, Basta S, Pizzuti C. Distance-based detection and prediction of outliers[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2006, 18(2): 145-160.
- [21] 张昌赛, 刘正军, 杨树文, 等. 基于 LiDAR 数据的布料模拟滤波算法的适用性分析[J]. 激光技术, 2018, 42(3): 410-416.
Zhang C S, Liu Z J, Yang S W, et al. Applicability analysis of cloth simulation filtering algorithm based on LiDAR data[J]. Laser Technology, 2018, 42(3): 410-416.
- [22] 国家测绘地理信息局. 机载激光雷达数据获取技术规范: CH/T8024-2011[S]. 北京: 国家测绘地理信息局, 2011: 1-17.
National Administration of Surveying, Specifications for data acquisition of airborne LIDAR: CH/T 8024-2011 [S]. Beijing: China Standard Press, 2011: 1-17.
- [23] 陈祖刚, 巴图娜存, 徐芝英, 等. 基于数码相机的草地植被盖度测量方法对比研究[J]. 草业学报, 2014, 23(6): 20-27.
Chen Z G, Batunacun, Xu Z Y, et al. Measuring grassland vegetation cover using digital camera images[J]. Journal of Pratacultural Science, 2014, 23(6): 20-27.
- [24] Korhonen L, Korpela I, Heiskanen J, et al. Airborne discrete-return LIDAR data in the estimation of vertical canopy cover, angular canopy closure and leaf area index[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 1065-1080.
- [25] Taylor K E. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram[J]. Journal of Geophysical Research-Atmospheres, 2001, 106(D7): 7183-7192.
- [26] 谢栋博, 雷雅凯, 张宇超, 等. 基于机载 LiDAR 数据的崇礼冬奥核心区树冠覆盖率估算[J]. 林业科学, 2022, 58(10): 24-34.
Xie D B, Lei Y K, Zhang Y C, et al. Estimation of canopy cover in the core area of Winter Olympic Games based on airborne LiDAR data[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2022, 58(10): 24-34.
- [27] Zhao K, Popescu S, Meng X, et al. Characterizing forest canopy structure with lidar composite metrics and machine learning[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(8): 1978-1996.
- [28] Hopkinson C. The influence of flying altitude, beam divergence, and pulse repetition frequency on laser pulse return intensity and canopy frequency distribution[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2007, 33(4): 312-324.
- [29] Liu Q W, Fu L Y, Wang G, et al. Improving estimation of forest canopy cover by introducing loss ratio of laser pulses using airborne LiDAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(1): 567-585.
- [30] Jakubowski M K, Guo Q, Kelly M. Tradeoffs between lidar pulse density and forest measurement accuracy[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 130: 245-253.
- [31] Vauhkonen J, Tokola T, Maltamo M, et al. Effects of pulse density on predicting characteristics of individual trees of Scandinavian commercial species using alpha shape metrics based on airborne laser scanning data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2008, 34(Suppl. 2): S441-S459.
- [32] 刘鹤, 顾玲嘉, 任瑞治. 基于无人机遥感技术的森林参数获取研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 489-501.
Liu H, Gu L J, Ren R Z. Research progress of forest parameter acquisition based on UAV remote sensing technology[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 489-501.
- [33] 秦海明, 王成, 习晓环, 等. 机载激光雷达测深技术与应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(04): 617-624.
Qin H M, Wang C, Xi X H, et al. Development of airborne laser bathymetric technology and applications [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(4): 617-624.
- [34] 张瑞英, 庞勇, 李增元, 等. 结合机载 LiDAR 和 LANDSAT ETM+ 数据的温带森林郁闭度估测[J]. 植物生态学报, 2016, 40(2): 102-115.
Zhang R Y, Pang Y, Li Z Y, et al. Canopy closure estimation in a temperate forest using airborne LiDAR and LANDSAT ETM + data [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2016, 40(2): 102-115.
- [35] Hershey J L, McDill M E, Miller D A, et al. A voxel-based individual tree stem detection method using airborne LiDAR in mature northeastern US forests[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 806.

(责任编辑 孟瑶 李契
责任编辑 赵秀海)