

基于多时相无人机LiDAR的杉木林地上生物量 季节变化初探

熊景峰, 曾宏达, 谢锦升, 李晓杰, 陈镜明

1. 福建师范大学 地理科学学院 湿润亚热带生态—地理过程教育部重点实验室, 福州 350007;

2. 福建师范大学 地理研究所, 福州 350007;

3. 福建三明森林生态系统国家野外科学观测研究站, 三明 365002

摘要: 伴随着全球变暖, 极端降水格局变化显著, 分布面积广且处于生长旺盛期的中国人工林将如何响应气候变化, 其碳汇功能的趋势预测, 以及相应的经营管理决策, 迫切需要快速、准确监测森林生长的方法。本研究以17年生杉木中龄林为研究对象, 采用无人机激光雷达(UAV-LiDAR)于2019年2月—2020年2月进行了每半年一次的监测, 并结合地面调查数据对比了3种基于UAV-LiDAR参数的单木地上生物量(AGB)估测方法, 这3种方法分别为树高冠幅回归法(HCD)、胸径—树高回归法(D-H)和胸径—树高冠幅回归法(D-HCD), 后进一步估测杉木林的树高、胸径和AGB半年为周期的季节生长变化。结果表明D-HCD法估测杉木单株AGB结果最优(R^2 为0.77, RMSE为15.99 kg)。其中单株年AGB变化量(Δ AGB)的实测与估测值的 R^2 为0.64, RMSE为1.87 kg, 相对误差rRMSE为29.74%; 单木上推至样方尺度, 单位面积 Δ AGB估测相对误差有所降低, rRMSE从29.74%下降到17.10%。研究期间, 春夏季的日均温比秋冬季高7℃, 降雨量却超过秋冬季的3倍, 降雨的季节分配严重不均, 杉木生长也因此表现出十分明显的干湿季节差异, 湿季和干季平均树高生长量分别为0.50 m和0.13 m, 生物量增加量分别为5.12 kg和1.37 kg。研究发现随着径阶的增加, 中龄杉木春夏季和年 Δ AGB呈递增趋势, 即个体越大, 生长量越具有优势, 而远小于平均水平的个体, 生长则几乎停止。

关键词: 遥感, 杉木, 地上生物量, 无人机激光雷达, 多时相, 干湿季节

中图分类号: S771.8/P2

引用格式: 熊景峰, 曾宏达, 谢锦升, 李晓杰, 陈镜明. 2024. 基于多时相无人机LiDAR的杉木林地上生物量季节变化初探. 遥感学报, 28(12): 3094-3106

Xiong J F, Zeng H D, Xie J S, Li X J and Chen J M. 2024. Preliminary study on dry and wet season changes in biomass on Chinese fir forest land on the basis of UAV LiDAR. National Remote Sensing Bulletin, 28(12): 3094-3106[DOI: 10.11834/jrs.20232498]

1 引言

森林生物量变化在全球碳循环中发挥着重要作用(Pan等, 2011), 是衡量森林在碳固存能力的关键指标。全球气候变暖已是不争的事实, 全球范围内降水格局因此发生不同程度改变(Dore, 2005), 其中亚热带地区主要表现为干季降水频率减少、雨季强降雨事件频发(董思言和高学杰, 2014), 并且这种干湿差异将会更加明显(刘效东等, 2014), 这将导致植物生长也受到周期性干

扰。中国是全球人工林面积最多的国家, 且中幼林比例达64%(Zhang等, 2014), 目前正处于旺盛生长期。然而, 降水格局变化究竟会对亚热带森林带来怎样的影响, 我们知之甚少。因此, 提高区域尺度森林生长监测频率和精度, 对了解中国人工林如何响应和适应气候变化, 精确计量森林碳汇、实施科学的森林经营具有重要的科学意义。

森林地上生物量(AGB)变化监测主要为基于传统固定样地的连续清查, 遥感提供了大范围持续覆盖监测的机会, 可降低有限样本采样误差

收稿日期: 2022-09-30; 预印本: 2023-02-17

基金项目: 国家重点研发计划(编号:2020YFA0608701); 省属公益类项目(编号:2023R1002001); 省教育厅项目(编号:K20230069)

第一作者简介: 熊景峰, 研究方向为植被遥感. E-mail: 727016023@qq.com

通信作者简介: 曾宏达, 研究方向为植被遥感与碳计量. E-mail: zeng.hd@foxmail.com

所带来的不确定性。传统遥感技术估算热带和亚热带地区森林生物量，主要基于被动光学和雷达传感器（Du等，2014），但由于这些区域森林结构复杂，植被茂密区的遥感信息存在信号饱和问题，将导致森林生物量的低估（Lu等，2016）。此外，光学传感器获取的森林垂直结构信息有限，雷达的应用受到地形和地表湿度的限制（Rosenqvist等，2003）。LiDAR激光雷达（Light Detection And Ranging）是一种主动遥感技术，能够提供森林冠层结构的详细、空间明确的三维信息（刘浩等，2018），可有效缓解光学遥感易饱和的问题。已有较多研究使用LiDAR估测森林AGB，如何提高估测精度是大家普遍关注的问题。除了树高因子，将林冠信息纳入异速生长方程显示出了估算AGB的巨大潜力（Wang等，2021）。近年来无人机激光雷达（UAV-LiDAR）发展迅速，点云密度显著提高，不仅缩小了地基激光雷达（TLS）与机载激光雷达（ALS）之间的差距（Kellner等，2019），且保留了数据采集快速、准确和区域覆盖的优点（郭庆华等，2014）。

随着数据获取成本的下降，多时相LiDAR为提高森林生物量和生产力监测的时空分辨率，以及研究变化环境下森林生态系统的响应与适应提供了机会（Réjou-Méchain等，2015）。基于机载LiDAR测量森林结构参数的研究绝大多数仅侧重于在一种空间尺度和一个时间点，评估多时相LiDAR技术探测AGB等森林结构参数变化的研究相对较少，但逐渐受到关注（Marinelli等，2018）。Andersen等（2014）表明，LiDAR可在<3年的周期内重复测量单木的生长。Cao等（2016）利用跨度6年的两期ALS数据，研究样方尺度上森林AGB变化，间接估测法相对误差达到28.35%。Zhao等（2018）采用4个时相ALS数据，研究云杉为主的针叶林在2002年—2012年的生长，发现ALS树高被低估1.5 m，对树高的4年变化量估测误差达0.91 m。由于LiDAR传感器的更新，数据质量的差异限制树木生长动态监测的精度，其中点云密度偏低导致树高被低估，进而增大了生长量估测误差（Zhao等，2018）。为此，本研究旨在探索，在相同UAV-LiDAR传感器采集相同点云密度的基础上，能否采用UAV-LiDAR监测森林生长的年变化甚至季节变化。

杉木是中国南方重要的速生用材树种，在林

业生产中具有举足轻重的作用。应用LiDAR技术提高杉木林生长指标估算的精度和可靠性，在中国南方林区拥有广阔的应用前景。鉴于此，本次研究以亚热带地区中龄杉木为研究对象，采用相同的UAV-LiDAR传感器与航线设计，获取3个时相点云数据，对比3种基于LiDAR参数估测AGB的方法，探索AGB在年内两个干湿分明季节的变化。以期为提高森林碳汇计量精度提供技术支撑，也为生态系统模型提供验证数据。

2 研究数据与方法

2.1 研究区域概况

研究区位于福建省三明市三元区莘口镇的福建三明森林生态系统国家野外科学观测研究站（26°10'10"N，117°27'53"E），详见图1。属中亚热带季风型气候，年平均气温12—20℃，年平均降雨量为1500—2000 mm以上，降水主要集中在3—9月，土壤是由粉砂岩发育的红壤。据研究区自动气象和土壤含水量2019年的逐日观测结果详见图2。可见春夏季（2019-02-20—2019-8-20）和秋冬季（2019-08-20—2020-02-25）日均温分别为23.7℃和16.4℃，降雨量分别为1428.7 mm和417.6 mm（图2（a））；两个季节表层土壤（0—10 cm）平均体积含水量分别为31.93%、14.55%（图2（b））。

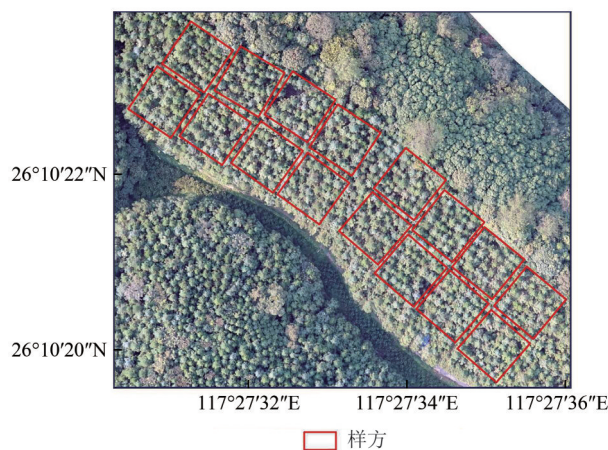


图1 研究区位置图

Fig. 1 Location map of study area

样地为杉木中龄林，坡向西南，平均坡度27.1°，2019年调查时林龄为17年，初植密度为2700株/hm²，2013年间伐，目前平均林分密度1360株/hm²，平均胸径18.9 cm，平均树高16.21 m。

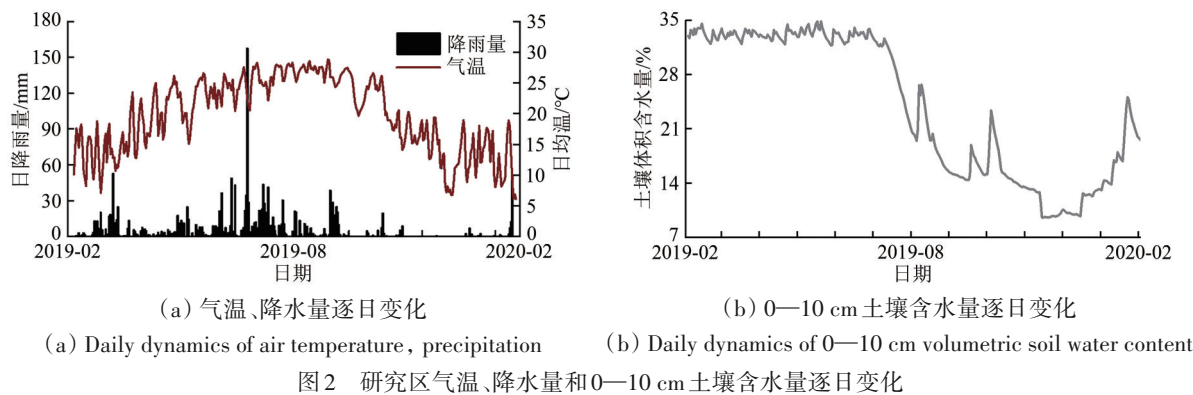


Fig. 2 Daily dynamics of air temperature, precipitation and 0—10 cm volumetric soil water content in the study area

2.2 样地调查与数据处理

2019-02-20—25 和 2020-02-15—28 对研究区的 16 个 18 m×18 m 固定样方进行每木检尺测量胸径 DBH (Diameter at Breast Height) (图 1), 并采用 18 m 可伸缩测高杆配合 Hawkeye HK-800 测距望远镜 (精度 0.1 m, 观测范围 3.5—800 m) 分径级量测 167 株标准木树高, 采用适合于该年龄段的异速生长方程 (表 1) 计算地上生物量 (钱能智和叶镜中, 1992)。与此同时, 为了使样地边界、地面调查数据与遥感数据空间信息匹配, 采用南方测绘银河 6 RTK 实时动态定位技术获取样方顶点和标准木坐标, 地面定位点均达到固定解后精度达到厘米级。

2.3 UAV-LiDAR 数据采集及处理

UAV-LiDAR 数据采用南方测绘公司 SZT-R250 三维激光扫描系统采集, 该系统为大疆 M600pro 无人机搭载激光雷达设备 RIEGL miniVUX-1UAV, 脉冲频率 100 kHz, 最大测量距离 250 m, 扫描速度 50 线/s。为了使扫描结果覆盖整个研究区并获得清晰的树木轮廓, 需保证足够的点云密度, 令激光

脉冲入射天顶角和方位角分布尽量均匀。无人机平均航高 80 m, 光斑足印在 16 cm×5 cm 左右, 航线设计为交叉网格, 每条航线的地面投影扫描宽度 120 m (航线左右各 60 m) (图 3)。测量日期分别为 2019-02-20, 2019-08-20 和 2020-02-25。与无人机同步, 每次均在相同位置架设 RTK 基站进行静态控制测量, 进而对点云数据进行后差分解算, 降低多时相数据的系统误差, 水平精度的误差在 3 cm 以内 (图 3), 硬覆盖控制点检测点云垂直方向高程偏差 5 cm 左右。获取的点云数据采用 UTM 投影 WGS84 坐标系, 点密度约 150—200 pts/m²。

表 1 杉木干、枝和叶异速生长方程

Table 1 Allometric growth equation of Chinese Fir

公式	精度
$y_{\text{trunk}} = 0.0407D^{1.5228}H^{1.0703}$	$R^2=0.978$
$y_{\text{branches}} = 0.0226D^{3.1427}H^{-1.2466}$	$R^2=0.854$
$y_{\text{leaf}} = 0.1354D^{2.9235}H^{-1.6995}$	$R^2=0.842$
$y=y_{\text{trunk}}+y_{\text{branches}}+y_{\text{leaf}}$	—

注: y 为地上生物量, D 为胸径, H 为树高, y_{trunk} 、 y_{branches} 、 y_{leaf} 分别为树干、树枝、树叶生物量。

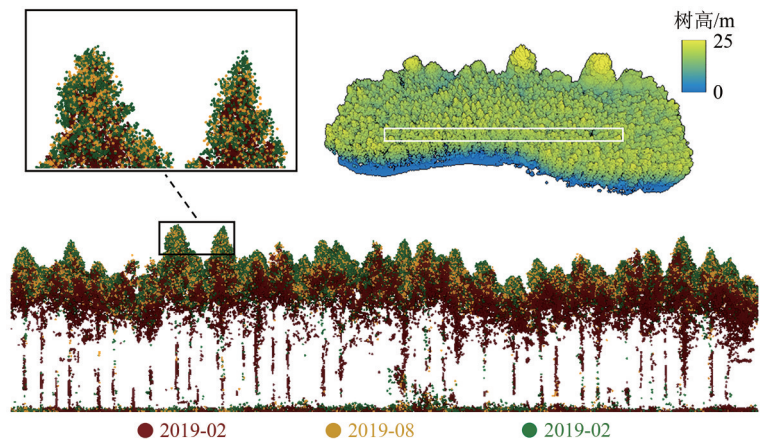


图3 研究区三维点云及3个时相纵剖面图

Fig. 3 Three-dimensional point cloud of the study areas and its vertical profile

解算后的点云经去噪、分类（地面点与非地面点）后，对所有点云采用克里金插值生成数字表面模型（DSM），地面点采用不规则三角网插值成数字高程模型（DEM），根据二者差值计算得到冠高模型（CHM），三者的栅格分辨均为 0.25 m。对 CHM 高斯平滑后采用分水岭算法获取树冠轮廓与单木种子点（顶点坐标）。参考大疆精灵 4 RTK 无人机同期获取的正射影像图，在 Arcgis 10.4 中对生成的种子点进行调整。受树木倾斜影响，一些树木地面定位点与树梢存在偏差，但偏移量多在 0.5 m 内，均在 CHM 分割后的树冠轮廓中。经过调整，可以更准确地使地面实测胸径的树干定位点与图像对应的树冠中心匹配。

基于 DEM 对点云进行归一化处理（以地面作为 0 高程），结合修正后的单木种子点坐标，进行基于点云之间距离判别聚类法的单木点云分割（Li 等，2012）。最后根据单木分割结果获取单木树高、树冠面积及直径。以上操作在软件 LiDAR360 5.0 中完成。

2.4 单木胸径与生物量估测

UAV-LiDAR 数据可以直接提取单木树高（High, H ）、冠幅直径 CD（Crown Diameter）等因子，但这种“自上而下”的扫描无法直接获得树干信息。考虑到杉木人工林 DBH 与 H 、CD 均存在较高的相关性，本研究对比了两种估算 DBH 的方法：（1）利用一元线性关系由 LiDAR 提取的 H 估算 DBH（D-H 法）；（2）以 H 和 CD 为自变量，采用二元线性方程估算 DBH（D-HCD 法）。

鉴于人工林树高、DBH 和树冠特征等存在一定的联系。本研究采用 3 种基于 LiDAR 参数的单木生物量的估测方法，详见如图 4。可见：（1）D-H 法，利用 H 及其与 DBH 的回归关系推算 DBH，再将二者代入传统异速生长方程计算生物量；（2）D-HCD 法，基于 LiDAR 单木分割参数 H 和 CD，利用多元线性回归拟合得到 DBH，再将 H 与估测的 DBH 代入传统异速生长方程计算生物量；（3）HCD 法，利用地面实测样本，建立基于 H 与 CD 的多元幂函数回归方程进行生物量估测，变量采用对数变换后，可将该方程转直线形式后求回归系数。

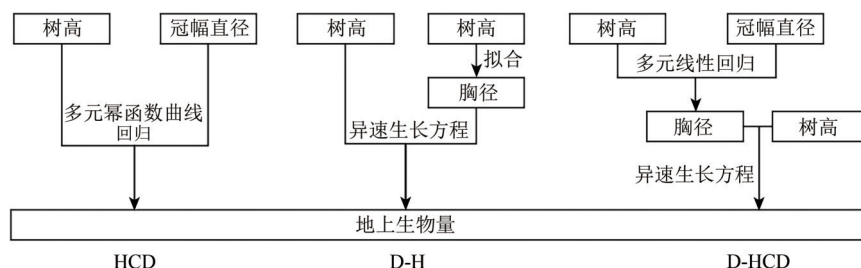


图 4 3 种单株地上生物量 LiDAR 估测方法流程图

Fig. 4 Flow chart of three LiDAR estimation methods for individual tree aboveground biomass

2.5 精度评估

单木分割精度评价采用检测准确率（Precision），树木的检出率（Recall），以及总精度（F_score）3 项指标（Li 等，2012），其中 Recall 值越低表示错分的株数越多，即过度分割；Precision 值越低表示漏分株数越多，CHM 或点云欠分割；F_score 代表综合考虑漏分和错分树木的总体精度。其计算公式如下：

$$\text{Recall} = \frac{N_t}{N_t + N_c} \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{N_t}{N_t + N_o} \quad (2)$$

$$\text{F_score} = \frac{2(\text{Precision} \times \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

式中， N_t 表示正确分出的树木， N_o 表示漏分的树木， N_c 表示多分出的树木。

采用 5 折交叉验证法对单木胸径、生物量进行检验，决定系数（ R^2 ），均方根误差（RMSE），相对均方根误差（rRMSE）作为精度评估指标。回归系数的确定与模型验证采用 Python 3.9 的 sklearn 包完成，统计分析图表绘制采用 Origin 9.0。

3 结果与分析

3.1 单木识别及生长参数估测

单木识别是单木生物量估测的基础。本研究

杉木中龄林可以取得较好的单木分割精度, 先见图 5 (a)。地面实测 715 株, LiDAR 估测 718 株。其中, 漏识别 60 株, 过渡分割 57 株。16 个样方的

平均总精度 F_score 达 0.927, 准确率 $Precision$ 和检出率 $Recall$ 也分别为 0.925 和 0.930, 3 项精度指标最低值均达 0.85 以上 (图 5 (b))。

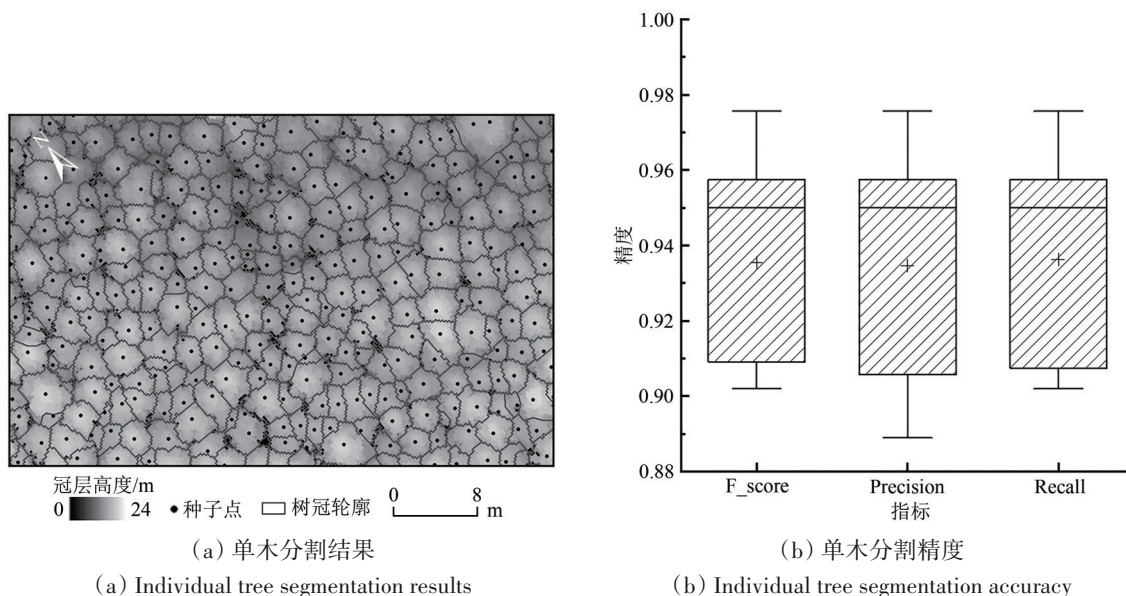
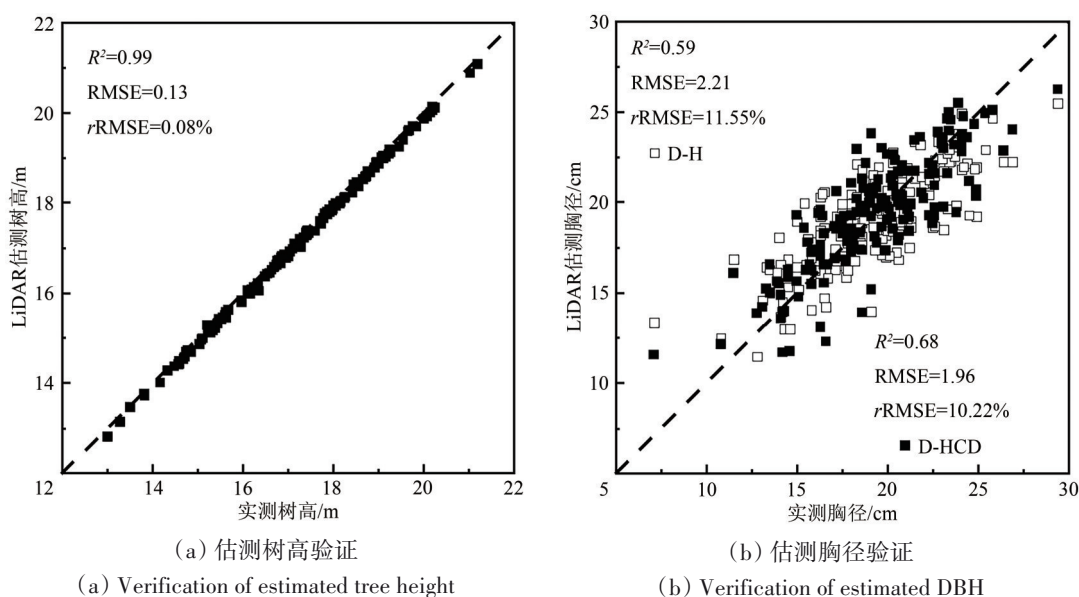


图 5 单木分割结果与精度评估

Fig. 5 Individual tree segmentation and accuracy assessment

CHM 单木分割直接每株树木的空间分布, 还包含其树高与冠幅直径两个单木生长参数, 结果见图 6。可见: UAV-LiDAR 可实现树高的高精度监测, RMSE 仅为 0.13 m, 且未出现明显的低估 (图 6 (a)); D-H 法估测 DBH 的方程为:

$DBH = 1.3972H - 3.5623$ ($R^2=0.62$), D-HCD 法估测胸径的方程为: $DBH = 0.8684H + 1925CD - 1.1119$ ($R^2=0.71$) 其精度 (RMSE=1.96, $rRMSE=10.22\%$) 优于 D-H 方法 (RMSE=2.21, $rRMSE=11.55\%$) (图 6 (b))。



D-H 是指基于树高估测胸径的方法, D-HCD 为结合树高与冠径估测胸径的方法

图 6 LiDAR 估测与实测单木树高和胸径相关性

Fig. 6 The correlation between Lidar estimated value and the measured value of individual tree height and DBH

3.2 杉木林单株地上生物量估测

HCD法直接采用树高与冠幅直径估测AGB。回归方程为

$$AGB = 0.1079H^{2.1791}CD^{0.4881}$$

式中，AGB为地上生物量， H 和 CD 分别表示树高和冠幅直径。方程拟合 R^2 为0.78。

基于LiDAR估测值与地面调查167株坐标匹配的树木进行精度验证，结果见图7。由图7(a)可见，D-HCD法与HCD法对杉木AGB的估测与实测

值的相关性几乎一致， R^2 均达到0.77，RMSE分别为15.99 kg和16.51 kg。由图7(b)可见，采用树高和冠幅直径先预测胸径，再代入异速生长方程的D-HCD法估测杉木单株AGB的精度略高于HCD法；D-H法估测值与实测值之间的 R^2 仅0.71，RMSE达18.34 kg， r RMSE 20.2%（图7），精度低于上述两种方法。可见，仅采用树高估算胸径，导致产生更大的误差，并进一步传递到地上生物量。

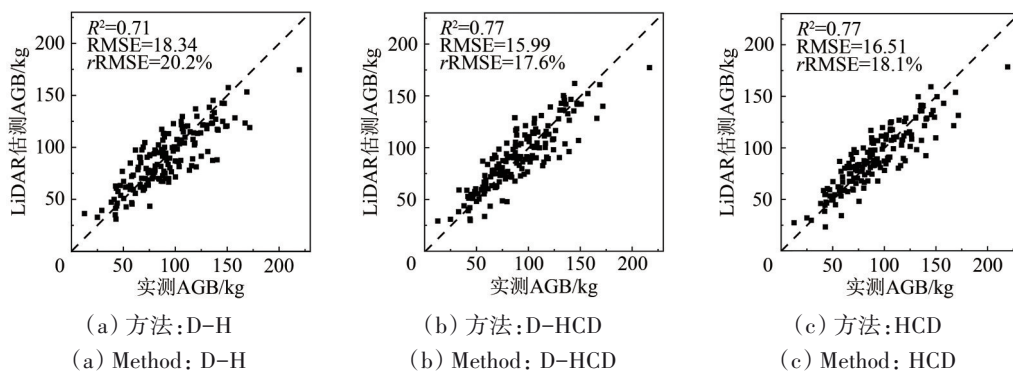


图7 基于LiDAR参数的单木地上生物量估测验证散点图

Fig. 7 Scatter plots of individual tree AGB estimation between ground measured and LiDAR predicted

3.3 杉木生长干湿季节变化

3个时相UAV-LiDAR数据显示，处于速生期的中龄杉木林16个样方单木平均树高和胸径的呈现明显的年内变化，春夏季的生长量显著大于秋冬季。2019-02—2019-08再到2020-02，整个样地平均树高从16.21 m增加到16.71 m，再到16.84 m，胸径也从18.9 cm增加到19.4 cm再到19.5 cm，年增加0.6 cm/a；树高年生长0.63 m·a⁻¹，其中，春夏季生长0.50 m，秋冬季则只增加0.13 m（图8）。气候因子驱动着杉木生长的年内变化。亚热带季风气候区雨热同期，春夏季气温和降雨量高于秋冬季，特别是研究期内的降雨分配严重不均，杉木生长因此表现出明显的干湿季节生长差异。

相关分析表明，杉木单株AGB年变化量的LiDAR估测值和地面实测值 R^2 为0.64，RMSE为1.87 kg/a，相对误差 r RMSE为29.74%（图9（a））。上升到样方尺度，单位面积AGB年变化相对误差明显下降，RMSE为1.81 t/(hm²·a)， r RMSE减少为17.10%（图9（b））。

3个时相LiDAR监测结果表明，17年生的杉木中龄林平均单株生物量从2月的86.79 kg增加到8月的92.26 kg再到第二年2月的93.63 kg，年生长量为6.84 kg/a，其中春夏季增加了5.47 kg，而秋冬

季则仅增加1.37 kg；生物量密度从118.2 t/hm²增加到127.5 t/hm²，年生长量9.3 t/(hm²·a)（图10（a））。

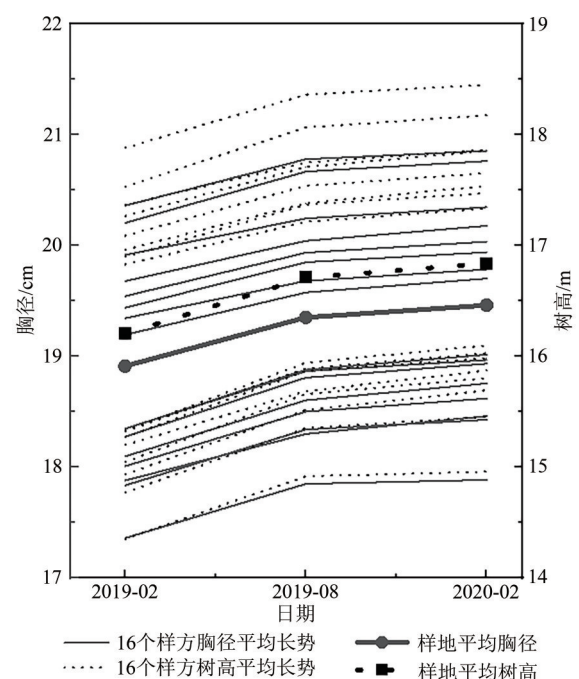
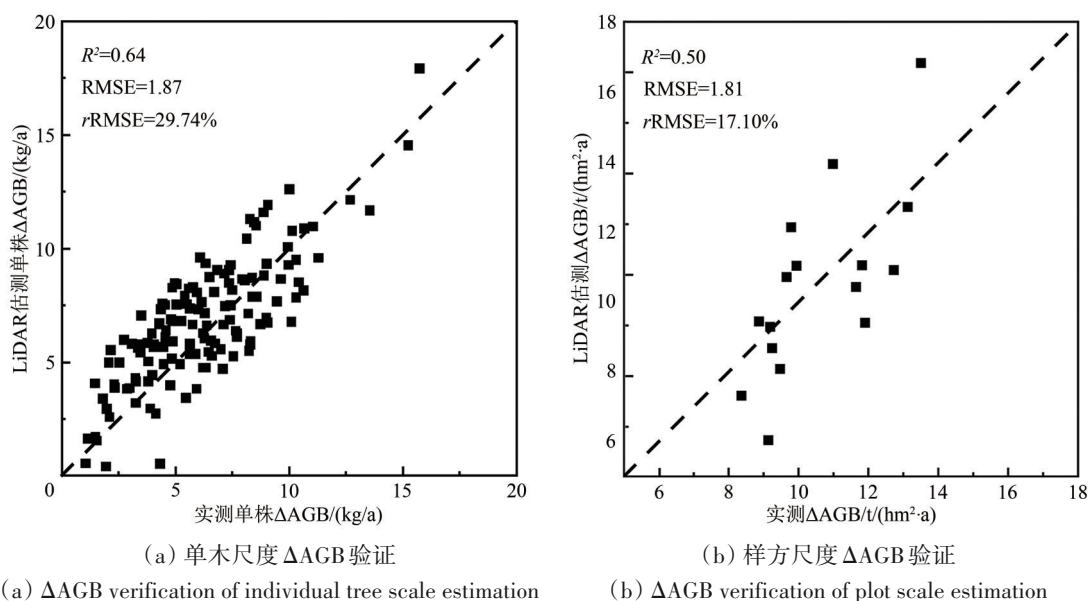


图8 基于UAV-LiDAR估测的16个样方平均树高和胸径生长情况

Fig. 8 Average tree height and DBH growth in 16 plots based on UAV-LiDAR estimation



(a) ΔAGB verification of individual tree scale estimation (b) ΔAGB verification of plot scale estimation

图9 杉木林地上生物量年变化量LiDAR估测值与地面实测值的相关性

Fig. 9 Relationship between the change of aboveground biomass (ΔAGB) estimated by LiDAR and ground

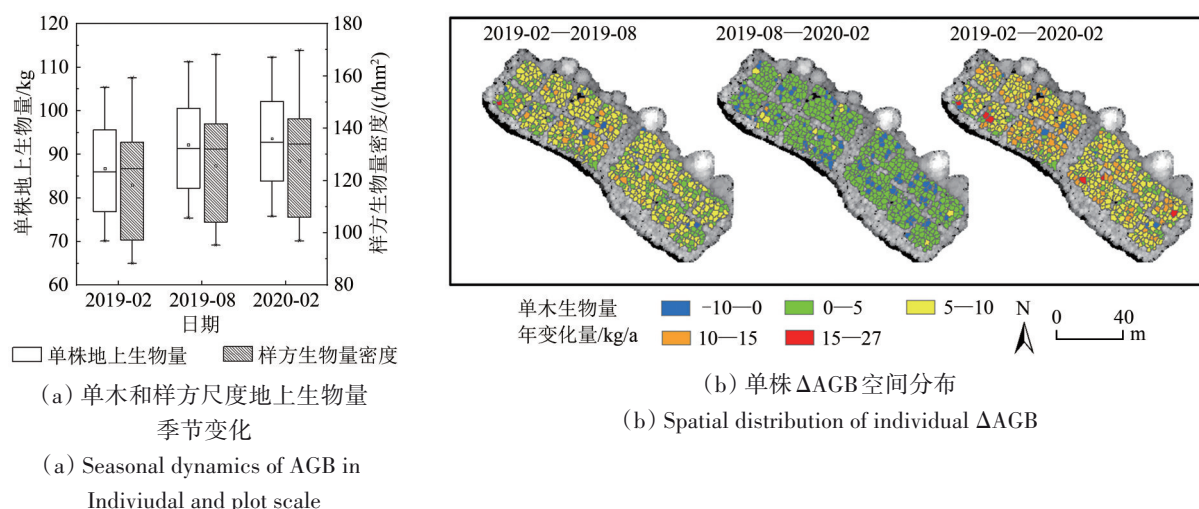


图10 杉木林地上生物量时空变化

Fig. 10 Temporal and spatial variation of aboveground biomass changes in Chinese fir plantation

对研究区杉木 DBH 按 2 cm 间隔分为 10 个径阶, 统计结果表明, 本研究 17 年生杉木林 DBH 集中分布于 $16\text{ cm} < \text{DBH} \leq 22\text{ cm}$, 占 67.6% (图 11), 随着径阶的增加, 春夏季和年尺度的 ΔAGB 均表现为显著的递增趋势, 即个体越大, 生长量越具有优势。中间径阶 (14—22 cm) 的杉木, 也是代表样地平均水平的绝大多数个体, 在春夏季的生长几乎决定了全年生长量; 小于平均水平 (平均 DBH 18.9 cm) 的个体, 生长量则明显降低, 表现在

20 cm 径阶年生长量出现小跳跃上升, 18 cm 和 20 cm 径阶之间的生长量差异明显增大; 10 cm 以下径阶的杉木, 几乎变为下层被压木, 争取阳光资源的能力受限, 生长几乎停滞 (图 12)。气候较干的秋冬季节, 样地绝大多数个体 (径阶 24 cm 以下) 生长量 $< 1.8\text{ kg/株}$, 而 26 cm 和 28 cm 径阶的优势木表现出较强的耐旱性, 生长量明显高于各径阶, 分别达到 2.918 kg/株 和 3.448 kg/株 (图 12)。

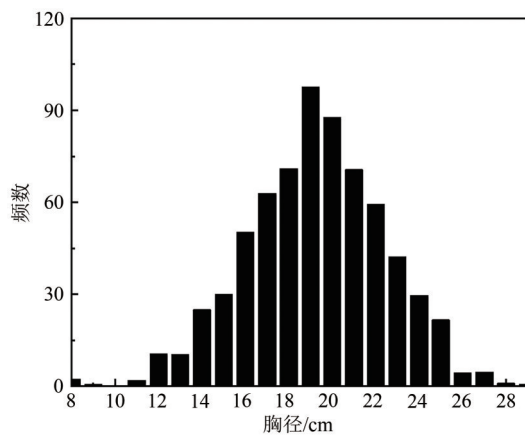


图 11 胸径分布直方图

Fig. 11 Histogram of DBH distribution

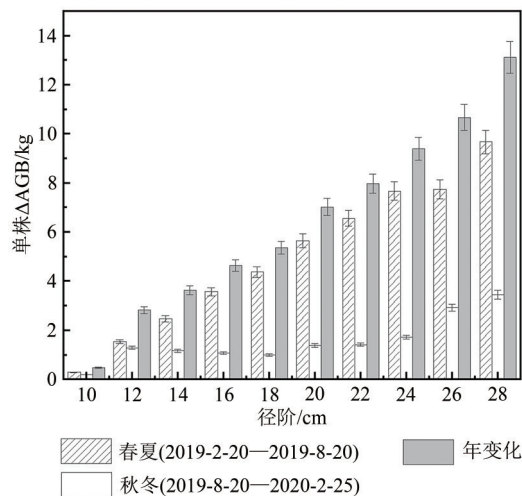


图 12 不同径阶单木生物量生长量季节变化

Fig. 12 Seasonal variation of individual tree biomass changes with different DBH class

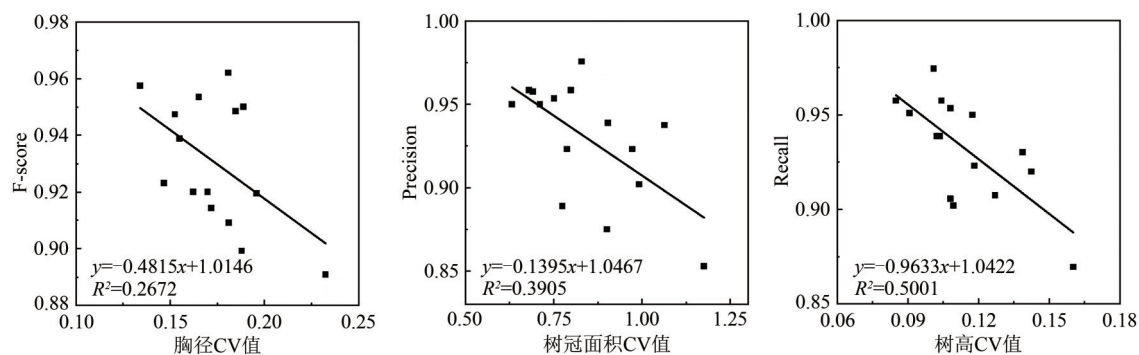


图 13 F-score、Precision 和 Recall 共 3 项精度与 3 个森林参数变异性的关系

Fig. 13 The relationship between the accuracy of three metrics and the variability of forest parameters

基于 LiDAR 参数的 AGB 估测方法中, 采用冠径和树高两个变量估测胸径, 进而采用二元异速生长方程估测单木 AGB (D-HCD 法), 可获取较高的估测精度。估测结果显示, RMSE 等于 15.99 kg,

4 讨论

4.1 单木识别和生物量估测的不确定性

基于 UAV-LiDAR 高密度离散点云探测单株树木的能力得到了诸多研究的证实 (Li 等, 2012; 郭庆华 等, 2014)。本研究杉木中龄林单木分割取得较高的精度, 同一小班内的 16 个样方的平均总精度达 0.927, 然而, 还存在 5 个样方检出率或准确率低于 0.9。存在的原因通过分析 16 个样方单株树冠面积、树高和胸径的变异系数与 3 个单木分割精度参数的相关性发现: 树木分割正确率随树冠面积的变异系数 (CV) 增加而降低, 大树冠幅的遮挡效应使得周边小树漏检; 树高异质性的增加则造成检测率 (Recall) 降低, 周边空间充足的高树侧枝被误判为新个体; 单木识别总精度 (F_{score}) 随个体胸径大小变异性增加而降低 (图 13)。由此可见, 杉木林间伐后导致树木保留密度和林窗开阔度的不均匀性增加, 促使树木生长存在明显的个体差异, 这是本研究局部样方单木识别较低的主要原因。样地尺度 AGB 估算仅受所采用的 LiDAR 变量的影响, 跳过了单木提取过程, 其不确定性或者误差来源明显降低 (李旺 等, 2015)。尽管如此, 单木分割识别后包含了林分密度信息引入 AGB 模型, 可以显著提高 AGB 的估计, 并且将克服 AGB 制图过程中存在的跨尺度问题 (Duncanson 等, 2015)。

$rRMSE$ 等于 17.6%。Lin 等 (2018) 根据 UAV-LiDAR 点云生成 CHM, 进而测量的树高数据进行建模估算高山针叶林的单木 AGB, RMSE 等于 25.34 kg, $rRMSE$ 等于 18.6%, 误差略高于本研究结果。本研

究表明,仅使用树高作为估测因子(D-H法)精度较低,冠层信息的加入可降低AGB估测误差。Lin等(2022)结合UAV-LiDAR与正射图像,提取树高与冠幅直径作为变量,估测重庆城市园林AGB,结果验证的 R^2 达0.94, RMSE为7.2 kg, r RMSE仅8.8%,地面相对平坦、城市园林树木密度低且种植规整,是UAV-LiDAR估测AGB取得高精度的主要原因。

基于LiDAR估测生物量的准确性,不仅受遥感数据本身的限制,还受地面实测数据性质和质量的影响(Englhart等, 2013),主要包括测量偏差、抽样误差、异速生长方程、生物量转换因子等。测树偏差会在异速生长方程的生物量估算过程中传递、放大(Xu等, 2018)。同时,所选择的方程类型及其自变量差异,也是误差的主要来源(Zolkos等, 2013),比如,以DBH和H为自变量的二元方程拟合效果通常优于仅用DBH的一元方程,尤其是对树干生物量的估计,树高因子的作用较大(曾伟生, 2014)。此外,森林清查的蓄积量数据结合常数生物量转换因子估算生物量也存在误差,因为生物量转换系数(BCEF)与生物量扩展系数(BEF),均分别随着林龄、平均胸径和树高的增加而呈现显著的幂函数递减趋势(左舒翟等, 2014)。可见,严格评估生物量估测的不确定性十分困难,需要对足够数量的标准木进行破坏性采样,以获得真正的生物量实测样本(Zhao等, 2018)。单一人工林生物量估测的异速生长方程构建或选用存在区域差异,构建方程的样本应尽量来自相同或相近立地条件的林区;同时,方程适用的林龄也应受到构建样本的约束。近年来,一些研究者寻求具有普适性的基于LiDAR的生物量模型,一定程度是为了缓解区域制图中缺乏用于模型校准的实测数据(Asner等, 2012)。基于UAV-LiDAR对杉木单株生物量的监测,一定程度具备快速、准确的优势,对区域尺度的平均树高、树冠特征和林分密度的测量效率已超过传统的地面调查。建立标准木实测生物量与LiDAR参数的AGB估测模型,可减少实地生物量调查的依赖。

4.2 生长变化分析

本研究采用3期LiDAR数据间接估测了干湿季节中龄杉木AGB变化。受野外调查的限制,缺少与夏季时间匹配的实测数据,所以只验证了年际

变化的精度,单木尺度RMSE为1.87 kg, r RMSE等于29.74%,上升到样方尺度的单位面积生物量变化量(Δ AGB), r RMSE减少为17.10%。对比已有研究,Cao等(2016)基于两期ALS数据估算中国江苏省玉山森林6年内的生物量变化量,每个时相LiDAR估测AGB再求算差值的间接估测法RMSE为3.53 t/hm², r RMSE为28.35%。Økseter等(2015)通过两期ALS数据,估测挪威东南部森林的11年生物量变化,间接估测法的 r RMSE仅为14.8%。上述研究可以看出,基于样方尺度参数对 Δ AGB估测误差更低,而本研究从单木上升到样方尺度时,每株树木的估测误差也由此被传递而放大。此外,估测周期内由于树木生长,生长参数超出建模时的分布区间,这也是 Δ AGB估测误差增大的另一主要原因。今后可以通过完善不同年龄、不同个体大小的样本数据库后再建模来弥补。尽管森林生长量估测仍存在一定的误差,UAV-LiDAR传感器可用于速生期杉木林的年内生长动态的快速监测,成为传统地面调查的有效补充,亦可为生产比样地尺度更高分辨率的生产力地图提供非常有价值的参考资料(庞勇和李增元, 2012)。

长期的重复LiDAR监测,不仅有助于了解冠层结构的发育,也能够加深对人工林株间竞争和资源(光、水、养分)吸收过程的理解。杉木在生长过程中,不断与邻体发生竞争,因而产生自然稀疏现象。巢林等(2015)表明,杉木种内竞争强度随对象木径级的增加而逐渐减小。在DBH<20 cm时,所承受的竞争强度较大,随着径级的减小,竞争强度增加;当DBH $\geq$ 20 cm时,竞争强度维持在较低的平稳水平。本研究中不同径阶杉木平均单株年生长特征亦可看出这种竞争关系的存在,年生长量随径阶的增加而递增,10 cm以下径阶的杉木年生长几乎停滞,20 cm径阶年生长量出现小跳跃上升趋势(图12)。因此在杉木人工林的经营和管理过程中应采取必要的干扰措施,加强人为对中小径级林木的干预,进行适度的抚育间伐,“去小留大、去劣留优”,以减轻植株间竞争消耗,加速杉木个体的生长,提高林地生产力。

4.3 杉木生长对气候的响应

多时相LiDAR数据也有助于进一步了解森林生长对气候变化、环境胁迫响应。本研究监测结果显示,17年生杉木平均单株生长量为春夏季

5.47 kg, 秋冬季仅为 1.37 kg。研究期间, 春夏季降雨量约为秋冬季的 3 倍, 土壤含水量 (0—10 cm) 分别为 31.93% 和 14.55%。俞新妥 (1986) 研究表明, 水分对杉木生长的影响比温度大, 在降雨分配不均的地区或年份, 干湿季明显, 尤其旱季蒸发量超过降雨量, 水分供应不足, 杉木则生长不良。大气降水对杉木生长的影响与土壤含水量直接联系在一起, 土壤含水率 30%—35% 时, 杉木生长迅速; 在 20% 以下时, 树高生长则几乎停滞。旱季持续的水分亏缺将使生长季提早一个月结束, 土壤含水量对径向变化的影响显著增强 (孟盛旺等, 2021)。本研究秋冬季月均降雨量不足 70 mm, 其中 10 月和 11 月均温仍在 16 °C 以上, 降雨量却仅分别为 52.5 mm 和 1.6 mm。杉木生长从旺盛期向生长末期过渡, 降雨的减少不利于树体营养物质的积累及土壤水分的涵养。刘兰妹等 (2014) 表明, 11 月份的降水与树木的径向生长密切相关, 是限制杉木当年生长的主要气候因子。水分胁迫将会改变植物中碳的分配方式, 叶中的碳水化合物和淀粉被分解以调节渗透压, 导致用于生长的碳减少 (姜庆彪等, 2012)。伴随着全球变暖, 中国亚热带地区, 骤旱事件的发生频率将显著增加, 季节干湿差异加剧, 这将给中国亚热带人工林带来严重的季节性干旱胁迫 (Zhou 等, 2013)。位于亚热带的南方集体林区也是中国重要的速生丰产用材林发展基地, 但对亚热带人工林如何响应气候因子胁迫的认识几乎是空白, 给中国能否通过人工造林实现固碳减排的国家战略带来很大的不确定性。因此, 基于无人机 LiDAR 技术长期监测景观或者单木尺度杉木人工林的生长变化, 有助于进一步研究杉木人工林结构特征和碳汇功能对模拟气候变化的响应与适应机制。

5 结 论

本研究以 17 年生杉木林为研究对象, 采用 UAV-LiDAR 离散点云, 结合地面样方每木检尺和定位信息, 构建并对比 3 种单木 AGB 估算方法, 并进一步基于 3 个时相、半年为周期的同一传感器 LiDAR 数据, 量化杉木林干湿季的生长差异。主要结论如下:

(1) 基于 UAV-LiDAR 提取的树高与冠径估测胸径, 并代入二元异速生长方程估测单木 AGB 的方法最优 (R^2 为 0.77, RMSE 为 15.99 kg);

(2) UAV-LiDAR 可准确地定量监测速生期杉木人工林地上生物量年甚至季节尺度的生长变化, 树高估测 RMSE 仅 0.13 m, 单株和样方尺度 AGB 生长量估测相对误差 r RMSE 分别为 29.74% 和 17.10%;

(3) 17 年生杉木的生长年内差异显著, 春夏季和秋冬季生物量增加量分别为 5.12 kg 和 1.37 kg; 随着径阶的增加, 中龄杉木年生长量呈递增趋势, 胸径远小于平均水平的个体, 生长几乎停止, 优势木在干季的生长量显著高于其他径阶, 表现出更强的耐干旱的能力。

参考文献 (References)

- Andersen H E, Reutebuch S E, McGaughey R J, d'Oliveira M V N and Keller M. 2014. Monitoring selective logging in western Amazonia with repeat lidar flights. *Remote Sensing of Environment*, 151: 157-165 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.049]
- Asner G P, Mascaro J, Muller-Landau H C, Vieilledent G, Vaudry R, Rasamoelina M, Hall J S and van Breugel M. 2012. A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 168(4): 1147-1160 [DOI: 10.1007/s00442-011-2165-z]
- Cao L, Coops N C, Innes J L, Sheppard S R J, Fu L Y, Ruan H H and She G H. 2016. Estimation of forest biomass dynamics in subtropical forests using multi-temporal airborne LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 178: 158-171 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.03.012]
- Chao L, Hong T, Li J, Chen C, Hong W and Wu C Z. 2015. Intraspecific competition in a *Cunninghamia lanceolata* plantation with different age and diameter classes. *Journal of Zhejiang A and F University*, 32(3): 353-360 (巢林, 洪滔, 李健, 陈灿, 洪伟, 吴承祯. 2015. 不同林龄、径级杉木人工林种内竞争规律. 浙江农林大学学报, 32(3): 353-360) [DOI: 10.11833/j.issn.2095-0756.2015.03.004]
- Dong S Y and Gao X J. 2014. Long-term climate change: interpretation of IPCC fifth assessment report. *Progressus Inquisitiones de Mutatione Climatis*, 10(1): 56-59 (董思言, 高学杰. 2014. 长期气候变化——IPCC 第五次评估报告解读. 气候变化研究进展, 10(1): 56-59) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1719.2014.01.012]
- Dore M H I. 2005. Climate change and changes in global precipitation patterns: what do we know?. *Environment International*, 31(8): 1167-1181 [DOI: 10.1016/j.envint.2005.03.004]
- Du L, Zhou T, Zou Z H, Zhao X, Huang K C and Wu H. 2014. Mapping forest biomass using remote sensing and national forest inventory in China. *Forests*, 5(6): 1267-1283 [DOI: 10.3390/f5061267]
- Dubayah R O, Sheldon S L, Clark D B, Hofton M A, Blair J B, Hurtt G C and Chazdon R L. 2010. Estimation of tropical forest height and biomass dynamics using lidar remote sensing at La Selva,

- Costa Rica. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 115(G2): G00E09 [DOI: 10.1029/2009JG000933]
- Duncanson L, Rourke O and Dubayah R. 2015. Small sample sizes yield biased allometric equations in temperate forests. Scientific Reports, 5(1): 17153 [DOI: 10.1038/srep17153]
- Englhart S, Jubanski J and Siegert F. 2013. Quantifying dynamics in tropical peat swamp forest biomass with multi-temporal LiDAR datasets. Remote Sensing, 5(5): 2368-2388 [DOI: 10.3390/rs5052368]
- Guo Q H, Liu J, Tao S L, Xue B L, Li L, Xu G C, Li W K, Wu F F, Li Y M, Chen L H and Pang S X. 2014. Perspectives and prospects of LiDAR in forest ecosystem monitoring and modeling. Chinese Science Bulletin, 59(6): 459-478 (郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 薛宝林, 李乐, 徐光彩, 李文楷, 吴芳芳, 李玉美, 陈琳海, 庞树鑫. 2014. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望. 科学通报, 59(6): 459-478) [DOI: 10.1360/972013-592]
- Jiang Q B, Zhao X H, Gao L S, Wang X M and Wang Y X. 2012. Growth response to climate in Chinese pine as a function of tree diameter. Acta Ecologica Sinica, 32(12): 3859-3865 (姜庆彪, 赵秀海, 高露双, 王晓明, 王雨茜. 2012. 不同径级油松径向生长对气候的响应. 生态学报, 32(12): 3859-3865) [DOI: 10.5846/stxb201109091323]
- Kellner J R, Armston J, Birrer M, Cushman K C, Duncanson L, Eck C, Fallegger C, Imbach B, Král K, Krůček M, Trochta J, Vrška T and Zraggen C. 2019. New opportunities for forest remote sensing through ultra-high-density drone lidar. Surveys in Geophysics, 40(4): 959-977 [DOI: 10.1007/s10712-019-09529-9]
- Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G and Harding D J. 2002. Lidar Remote Sensing for Ecosystem Studies: lidar, an emerging remote sensing technology that directly measures the three-dimensional distribution of plant canopies, can accurately estimate vegetation structural attributes and should be of particular interest to forest, landscape, and global ecologists. BioScience, 52(1): 19-30 [DOI: 10.1641/0006-3568(2002)052[0019:LRSFES]2.0.CO;2]
- Li W, Niu Y, Wang C, Gao S, Feng Q and Chen H Y. 2015. Forest above-ground biomass estimation at plot and tree levels using airborne LiDAR data. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 19(4): 669-679 (李旺, 牛铮, 王成, 高帅, 冯琦, 陈瀚阅. 2015. 机载 lidar 数据估算样地和单木尺度森林地上生物量. 遥感学报, 19(4): 669-679) [DOI: 10.11834/jrs.20154116]
- Li W K, Guo Q H, Jakubowski M K and Kelly M. 2012. A new method for segmenting individual trees from the lidar point cloud. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 78(1): 75-84 [DOI: 10.14358/PERS.78.1.75]
- Lin J Y, Chen D C, Wu W J and Liao X H. 2022. Estimating above-ground biomass of urban forest trees with dual-source UAV acquired point clouds. Urban Forestry and Urban Greening, 69: 127521 [DOI: 10.1016/j.ufug.2022.127521]
- Lin J Y, Wang M M, Ma M G and Lin Y. 2018. Aboveground tree biomass estimation of sparse subalpine coniferous forest with UAV oblique photography. Remote Sensing, 10(11): 1849 [DOI: 10.3390/rs10111849]
- Liu H, Zhang Z N and Cao L. 2018. Estimating forest stand characteristics in a coastal plain forest plantation based on vertical structure profile parameters derived from ALS data. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 22(5): 872-888 (刘浩, 张峥男, 曹林. 2018. 机载激光雷达森林垂直结构剖面参数的沿海平原人工林林分特征反演. 遥感学报, 22(5): 872-888) [DOI: 10.11834/jrs.20187465]
- Liu L M, Zhao Y H and Gao L S. 2014. Response of radial growth of *Cunninghamia lanceolata* plantation to climate. Journal of Northeast Forestry University, 42(5): 6-8, 12 (刘兰妹, 赵羿涵, 高露双. 2014. 杉木人工林径向生长对气候因子的响应. 东北林业大学学报, 42(5): 6-8, 12) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-5382.2014.05.002]
- Liu X D, Zhou G Y, Chen X Z, Zhang D Q and Zhang Q M. 2014. Forest microclimate change along with the succession and response to climate change in south subtropical region. Acta Ecologica Sinica, 34(10): 2755-2764 (刘效东, 周国逸, 陈修治, 张德强, 张倩媚. 2014. 南亚热带森林演替过程中小气候的改变及对气候变化的响应. 生态学报, 34(10): 2755-2764) [DOI: 10.5846/stxb201307231934]
- Lu D S, Chen Q, Wang G X, Liu L J, Li G Y and Moran E. 2016. A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. International Journal of Digital Earth, 9(1): 63-105 [DOI: 10.1080/17538947.2014.990526]
- Marinelli D, Paris C and Bruzzone L. 2018. A novel approach to 3-D change detection in multitemporal LiDAR data acquired in forest areas. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56(6): 3030-3046 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2789660]
- Meng S W, Yang F T, Dai X Q and Wang H M. 2021. Radial growth dynamics of Chinese fir and its response to seasonal drought. Chinese Journal of Applied Ecology, 32(10): 3521-3530 (孟盛旺, 杨凤亭, 戴晓琴, 王辉民. 2021. 杉木径向生长动态及其对季节性干旱的响应. 应用生态学报, 32(10): 3521-3530) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202110.031]
- Økseter R, Bollandsås O M, Gobakken T and Næsset E. 2015. Modeling and predicting aboveground biomass change in young forest using multi-temporal airborne laser scanner data. Scandinavian Journal of Forest Research, 30(5): 458-469 [DOI: 10.1080/02827581.2015.1024733]
- Pan Y D, Birdsey R A, Fang J Y, Houghton R, Kauppi P E, Kurz W A, Phillips O L, Shvidenko A, Lewis S L, Canadell J G, Ciais P, Jackson R B, Pacala S W, McGuire A D, Piao S L, Rautiainen A, Sitch S and Hayes D. 2011. A large and persistent carbon sink in the world's forests. Science, 333(6045): 988-993 [DOI: 10.1126/SCIENCE.1201609]
- Pang Y and Li Z Y. 2012. Inversion of biomass components of the temperate forest using airborne Lidar technology in Xiaoxing'an Mountains, Northeastern of China. Chinese Journal of Plant Ecology, 36(10): 1095-1105 (庞勇, 李增元. 2012. 基于机载激光雷达

- 的小兴安岭温带森林组分生物量反演. 植物生态学报, 36(10): 1095-1105 [DOI: 10.3724/SP.J.1258.2012.01095]
- Popescu S C. 2007. Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy*, 31(9): 646-655 [DOI: 10.1016/j.biombioe.2007.06.022]
- Qian N Z and Ye J Z. 1992. A study on the biomass of Chinese fir mixed genealogy stand. *Journal of Nanjing Forestry University*, 16(3): 19-24 (钱能智, 叶镜中. 1992. 福建省洋口林场杉木混合家系人工林的生物量. 南京林业大学学报, 16(3): 19-24) [DOI: 10.3969/j.jssn.1000-2006.1992.03.005]
- Réjou-Méchain M, Tymen B, Blanc L, Fauset S, Feldpausch T R, Monteagudo A, Phillips O L, Richard H and Chave J. 2015. Using repeated small-footprint LiDAR acquisitions to infer spatial and temporal variations of a high-biomass Neotropical forest. *Remote Sensing of Environment*, 169: 93-101 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.001]
- Rosenqvist Å, Milne A, Lucas R, Imhoff M and Dobson C. 2003. A review of remote sensing technology in support of the Kyoto Protocol. *Environmental Science and Policy*, 6(5): 441-455 [DOI: 10.1016/S1462-9011(03)00070-4]
- Wang Q, Pang Y, Chen D S, Liang X J and Lu J. 2021. Lidar biomass index: a novel solution for tree-level biomass estimation using 3D crown information. *Forest Ecology and Management*, 499: 119542 [DOI: 10.1016/j.foreco.2021.119542]
- Xu Q, Man A, Fredrickson M, Hou Z Y, Pitkänen J, Wing B, Ramirez C, Li B and Greenberg J A. 2018. Quantification of uncertainty in aboveground biomass estimates derived from small-footprint airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 216: 514-528 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.07.022]
- Yu X T. 1986. *Chiese Fir*. Fuzhou: Fujian Science and Technology Publishing House: 28-29 (俞新妥. 1986. 杉木. 福州: 福建科学技术出版社: 28-29)
- Zeng W S. 2014. Comparison of three allometric equations for biomass modeling. *Central South Forest Inventory and Planning*, 33(1): 1-3, 19 (曾伟生. 2014. 3种异速生长方程对生物量建模的对比分析. 中南林业调查规划, 33(1): 1-3, 19) [DOI: 10.3969/j.jssn.1003-6075.2014.01.001]
- Zhang C H, Ju W M, Chen J M, Li D Q, Wang X Q, Fan W Y, Li M S and Zan M. 2014. Mapping forest stand age in China using remotely sensed forest height and observation data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 119(6): 1163-1179 [DOI: 10.1002/2013JG002515]
- Zhao K G, Suarez J C, Garcia M, Hu T X, Wang C and Londo A. 2018. Utility of multitemporal lidar for forest and carbon monitoring: tree growth, biomass dynamics, and carbon flux. *Remote Sensing of Environment*, 204: 883-897 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.09.007]
- Zhou G Y, Peng C H, Li Y L, Liu S Z, Zhang Q M, Tang X L, Liu J X, Yan J H, Zhang D Q and Chu G W. 2013. A climate change-induced threat to the ecological resilience of a subtropical monsoon evergreen broad-leaved forest in Southern China. *Global Change Biology*, 19(4): 1197-1210 [DOI: 10.1111/gcb.12128]
- Zolkos S G, Goetz S J and Dubayah R. 2013. A meta-analysis of terrestrial aboveground biomass estimation using lidar remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 128: 289-298 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.017]
- Zuo S D, Ren Y, Wang X K, Zhang X Q and Luo Y J. 2014. Biomass estimation factors and their determinants of *Cunninghamia lanceolata* forests in China. *Scientia Silvae Sinicae*, 50(11): 1-12 (左舒翟, 任引, 王效科, 张小全, 罗云建. 2014. 中国杉木林生物量估算参数及其影响因素. 林业科学, 50(11): 1-12) [DOI: 10.11707/j.1001-7488.20141101]

Preliminary study on dry and wet season changes in biomass on Chinese fir forest land on the basis of UAV LiDAR

XIONG Jingfeng, ZENG Hongda, XIE Jinsheng, LI Xiaojie, CHEN Jingming

1. Key Laboratory for Humid Subtropical Eco-geographical Processes of the Ministry of Education, School of Geographical Sciences, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China;

2. Institute of Geography, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China;

3. Fujian Sanming Forest Ecosystem National Observation and Research Station, Sanming 365002, China

Abstract: With global warming, the pattern of extreme precipitation has changed considerably. How China's plantations, which are widely distributed and at a rapid growth stage, will respond to climate change; the prediction of their carbon sink functions; and the corresponding management decisions urgently need methods to monitor growth quickly and accurately. In this study, a 17-year-old middle-aged Chinese fir plantation was monitored three times semiannually from February 2019 to February 2020 by using UAV LiDAR. Three methods to estimate the individual tree Aboveground Biomass (AGB) via UAV LiDAR parameters were compared using ground survey data. The three methods were height and crown diameter regression, diameter at breast height-tree height regression, and diameter at breast height-tree height-crown

diameter regression (D-HCD). Then, the seasonal growth changes in tree height, diameter at breast height, and AGB were estimated in a six-month interval. Results showed that D-HCD was the optimal method for estimating the individual AGB of Chinese fir ($R^2=0.77$, root mean square error [RMSE]=15.99 kg). In the D-HCD method, the tree height and crown diameter extracted by UAV LiDAR were used to estimate the diameter at breast height (DBH), and AGB was calculated by substituting DBH and tree height into an allometric equation. The annual and even seasonal growth changes in the Chinese fir plantation in the fast-growing period could be accurately monitored by UAV LiDAR. The average total accuracy of individual tree identification in 16 plots reached 0.927, the estimated RMSE of tree height was only 0.13 m, the R^2 between the estimated and measured annual individual AGB changes (Δ AGB) was 0.64, RMSE was equal to 1.87 kg, and the relative error (r RMSE) was 29.74%. When the individual trees were upscaled to plots, the relative error of Δ AGB estimation was reduced, and r RMSE decreased to 17.10%. During the study period, the average daily temperature in spring and summer was 7 °C higher than that in autumn and winter, and the amount of rainfall was more than three times that in autumn and winter. The seasonal distribution of rainfall in this year was seriously uneven, and the growth of Chinese fir showed obvious differences in dry and wet seasons. The average increments in individual tree height in wet and dry seasons were 0.50 and 0.13 m, respectively, and the biomass increments were 5.12 and 1.37 kg, respectively. Individual Δ AGB increased with DBH class during annual and seasonal growth; the larger the individual was, the more advantageous the growth was. In particular, the growth of dominant trees in the dry season was much better than that of other diameter classes, indicating a strong drought tolerance. However, the growth of individuals whose DBH was much smaller than the average level almost stopped.

Key words: remote sensing, Chinese fir, aboveground biomass, UAV-LiDAR, multitemporal, dry and wet season

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFA0608701); Fujian Provincial Public Welfare Research Institute Basic Research Project (No. 2023R1002001); Education Department Project of Fujian Province (No. K20230069)