

激光雷达生物量指数计算落叶松小班地上生物量

杜黎明, 庞勇

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

摘要: 激光雷达生物量指数 LBI (LiDAR Biomass Index) 能够基于机载激光雷达数据计算单株树木的地上生物量, 在单木及样地尺度上具有较高的生物量计算精度, 但其大范围生物量制图的能力尚未得到充分应用。本研究以中国北方广泛种植的落叶松树种为例, 利用 LBI 计算森林小班内每株单木的生物量, 累加得到了对应小班尺度的生物量, 并结合作业设计调查数据验证其计算精度。同时, 结合其他林场基于 LBI 的落叶松生物量模型评估不同区域相同树种模型的通用性, 并与常用的变量回归法 LMR (LiDAR metrics-based regression) 进行对比。结果表明: LBI 能够以较高精度实现小班尺度的森林生物量计算, 不同区域生物量模型计算得到的结果与实测数据回归的 R^2 为 0.86—0.80, 相对均方根误差 (relative Root Mean Square Error, rRMSE 为 33.51%—40.23%; LBI 方法采用 35 株单木建模计算的生物量精度与 LMR 方法采用 30+ 的样地 (包含 >3000 株单木) 建模计算的生物量精度整体相当, 且 LBI 在不同林场的相同树种之间的通用性更强。本研究利用 AGB_LBI 模型进行孟家岗林场西部区域每个小班内单木生物量的计算并实现了落叶松生物量制图, 激光雷达计算的生物量分布与地面调查的生物量图具有相似的趋势, 二者在 20 m×20 m 的尺度上获取了较高的一致性 ($R^2=0.75$, RMSE=1.55 t)。本研究在区域范围内验证了 LBI 方法估算小班尺度森林地上生物量的能力, 表明其具有在大范围开展森林地上生物量估算的潜力。

关键词: 激光雷达生物量指数, LBI, 机载激光雷达, 单木, 小班尺度, 生物量

中图分类号: S771.8/P2

引用格式: 杜黎明, 庞勇. 2025. 激光雷达生物量指数计算落叶松小班地上生物量. 遥感学报, 29(10): 2933–2943

Du L M and Pang Y. 2025. LiDAR biomass index-based method for aboveground biomass calculation of larch subcompartments. National Remote Sensing Bulletin, 29(10): 2933–2943 [DOI: 10.11834/jrs.20243386]

1 引言

森林地上生物量 AGB (Above Ground Biomass) 能够反映森林固碳能力, 表达森林经营的水平, 在生态系统及全球气候变化研究中发挥着不可替代的作用 (Herold 等, 2019; 张煜星和王雪军, 2021)。基于破坏性收获方法 (解析木法) 在单木尺度上直接测量 AGB 被认为是最准确的方法 (Goldbergs 等, 2018)。然而, 这种方法需要精确测量每株树木的树干、树皮、树枝和树叶的重量, 工作量巨大且会对森林造成破坏 (张志 等, 2011)。异速生长模型是目前应用最广泛的用于森林单木生物量估算的方法 (张悦 等, 2022)。以往的研究中, 研究人员建立了各种适用于不同林分和树种

的生物量模型 (包括林场局部的、适用于一定生态区的、全国的等) (Ebuy 等, 2011; Návar, 2009; 汪珍川 等, 2015)。这些模型一般将胸径或胸径与树高的组合作为一元或二元生物量方程的输入, 最终实现单木的生物量计算, 但是在模型建立过程中同样需要完成大量的解析木砍伐和测量工作 (Ledo 等, 2016)。

为了解放劳动力, 同时实现大范围生物量的估测与变化监测, 基于遥感的生物量估测方法在近些年得到了较快的发展 (Tian 等, 2023; 李德仁 等, 2012; 黄金龙 等, 2013)。其中, 光探测与测距 LiDAR (Light Detection and Ranging) 技术得益于其所具备的三维植被结构探测能力, 被认为是植被遥感领域的一项突破 (邱琴 等, 2021)。一

收稿日期: 2023-09-06; 预印本: 2024-05-16

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2022YFF1302100, 2020YFE0200800)

第一作者简介: 杜黎明, 研究方向为多传感器融合及激光雷达数据处理、激光雷达林业应用。E-mail: dulm@ifrit.ac.cn

通信作者简介: 庞勇, 研究方向为林业遥感机理模型、激光雷达信号处理及其在林业中的应用、森林变化监测及碳汇计量。E-mail: pangy@ifrit.ac.cn

般来说, LiDAR 技术按照数据获取平台不同可以分为星载激光雷达、机载激光雷达、背包式激光雷达、地基激光雷达(韦复国和邱世平, 2021)。相比于光学遥感技术, 它在森林结构参数(包括生物量)的估测方面具有显著的优势。Coops 等(2021)综述了利用机载和星载激光雷达进行森林参数估测的研究, 为激光雷达参数和属性与大范围森林参数的关联提供了指导。Neuville 等(2021)基于无人机激光雷达和深度学习技术提取了冠层高度、叶面积指数等森林结构参数, 并与高光谱数据提取的相关参数进行了对比。结果表明, 结合激光雷达和高光谱数据能够更广泛地支持生物多样性的评估。Dayal 等(2022)研究了激光雷达扫描角度对不同森林环境林分参数预测的影响。LaRue 等(2020)评估了地面和机载激光雷达在量化森林结构多样性方面的兼容性。结果表明, 两种激光雷达数据在估测冠层高度、开放度、内部异质性和叶面积的指标之间存在很强的单变量一致性, 但地面激光雷达能够实现更精细尺度的参数估计。激光雷达进行森林生物量估算的方法可分为基于面积和单木估算两类(李增元等, 2016; Xu 等, 2021)。大多数基于面积的方法使用统计模型将生物量或森林结构的其他变量与在样地尺度上计算的激光雷达变量进行关联, 从而构建样地尺度的生物量估测模型, 实现大范围的森林生物量计算(Coops 等, 2021; Latifi 等, 2015), 代表性的方法为变量回归法 LMR (LiDAR Metrics-based Regression)。该方法能够取得较高的生物量估算精度, 但是需要在野外测量大量的样地用于模型的构建, 同时不能提供单木尺度上更加精细的生物量计算结果。基于单木的生物量计算方法一般将从机载激光雷达中提取的单木结构参数与胸径或者树高进行关联, 最终结合异速生长方程实现生物量的计算(Fu 等, 2018; Popescu, 2007)。但该方法往往存在较大的误差传播, 难以取得稳健的生物量计算结果。

Wang 等(2021)提出了激光雷达生物量指数 LBI (LiDAR Biomass Index), 可基于地基激光雷达数据中提取的单木树冠和树高参数实现生物量计算。该指数被证明在针叶和阔叶树种上均具有较高的单木生物量计算精度。但是, 地基激光雷达受扫描方式、地形等因素的限制, 只能进行小范围的数据获取。由于机载激光雷达技术可以描述更大面积、各种地形条件下森林的三维结构, Du

等(2023)考虑到机载激光雷达与地基激光雷达在扫描视角上的差异, 在对机载激光雷达单木树冠点云进行补偿的基础上, 将 LBI 成功应用于机载激光雷达数据进行单木生物量的计算, 并利用多个林场的单木样本和样地数据验证了 LBI 用于单木及样地尺度生物量计算的精度。

机载激光雷达的优势是能够实现林分甚至更大尺度的激光点云数据的获取, 而 LBI 用于大范围森林生物量制图的能力尚未得到充分应用。为此, 本文在现有研究的基础上, 结合超过 70000 株单木的野外实测数据探索 LBI 用于小班尺度生物量计算的可行性, 并进行林场范围的单木生物量制图。通过将所得结果与 LMR 方法生成的生物量图进行定量对比, 验证 LBI 方法的有效性与精度。进一步, 评估基于 LBI 构建的生物量模型在不同区域相同树种中的适应能力, 以期为森林生物量的精准计量提供更为精细、可靠的技术支持。

2 研究区概况

本文的研究区位于中国黑龙江省佳木斯市桦南县东北部的孟家岗林场(46°20'N—46°30'N, 130°32'E—130°52'E)。林场土壤以暗棕壤为主, 平均海拔为 250 m, 地形主要为低山丘陵, 坡度较为平缓 10°—20°。该林场属东亚大陆性季风气候, 年平均气温 2.7 °C, 冬季漫长, 夏季短促, 年降水量约为 550 mm, 全年无霜期为 120 天。林场总林地面积约为 18866.67 hm², 人工林占总林地面积的 76.7% (约 14467 hm²), 主要树种包括: 长白落叶松 (*Larix olgensis*)、樟子松 (*Pinus sylvestris* var. *mongolica*) 和红松 (*Pinus koraiensis*)。孟家岗林场位置如图 1 所示。

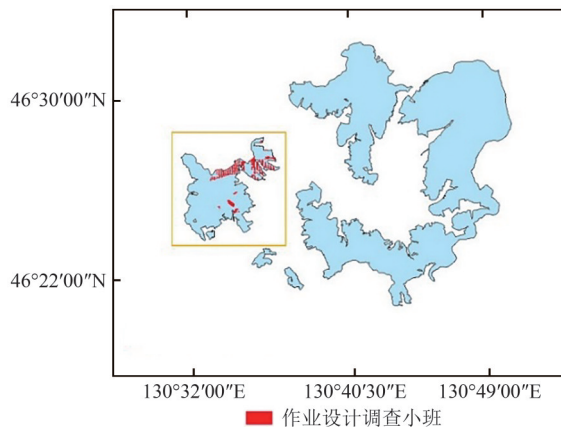


图1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of study area

3 数据来源与预处理

3.1 机载激光雷达数据获取与预处理

孟家岗林场的原始机载激光雷达数据由中国林业科学研究院的LiCHy (Lidar-CCD-Hyperspectral) 系统(庞勇等, 2021)于2017年5月31日—2017年6月15日期间获取, 飞行平台为运5型飞机。LiCHy系统可同时采集机载激光点云数据, 高分辨率CCD影像和高光谱影像。该系统中所集成的激光雷达传感器为Riegl LMS-Q680i激光扫描仪, 扫描角为60°, 工作波长为1550 nm, 脉冲宽度为3.5 ns, 最大重复频率为400 kHz, 详见表1。本次数据获取过程中的飞行航高为1050 m (绝对海拔), 航速为160 km/h, 点云航带间的旁向重叠度约为60%, 获取的点云密度为14—25点/m², 详见图2。

表1 全波形激光扫描仪 Riegl LMS-Q680i 的传感器参数
Table 1 Sensor parameters of Riegl LMS-Q680i full waveform laser scanner

项目	参数	项目	参数
激光波长/nm	1550	脉冲重复频率/kHz	80—400
脉冲宽度/ns	3.5	有效测量频率/kHz	最高 266
采样间隔/ns	1	扫描方式	平行线扫描
测量距离/m	30—3000	扫描视场角/(°)	±30
测距精度(准确度)/mm	20	激光束发散角/mrad	≤0.5
测角分辨率/(°)	0.001	数字化波形处理方式	全波形
强度量化值/bits	8	点云密度/(点/m ²)	14—25

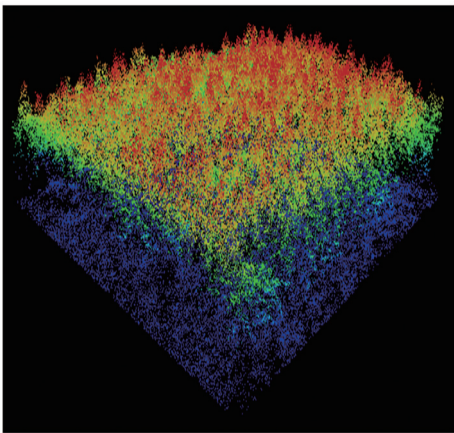


图2 孟家岗林场的原始机载激光雷达数据
Fig. 2 Raw point cloud data of Mengjiagang forest farm

获取机载激光点云数据后, 首先进行明显噪声点去除; 然后, 利用TerraScan软件中的渐进三角网加密算法将去噪后的点云分类为地面点和非地面点, 再将非地面点分为植被点和非植被点。

在此基础上, 对地面点进行插值生成1 m分辨率的数字高程模型DEM (Digital Elevation Model), 并实现分类后点云的归一化。同时, 对归一化后的植被点进行插值生成研究区的冠层高度模型CHM (Canopy Height Model)。最后, 基于归一化的机载激光点云数据, 结合研究区的CHM, 采用NSC (Nyström-based Spectral Clustering) 单木分割算法, 实现整个研究区机载激光点云数据的快速单木分割(Pang等, 2021; 王伟伟等, 2022)。在此基础上, 结合孟家岗林场的高光谱树种分类结果(Jia和Pang, 2023), 获取研究区内长白落叶松树种的机载激光点云单木分割结果。图3为孟家岗林场西部区域部分范围内的机载激光点云单木分割结果。

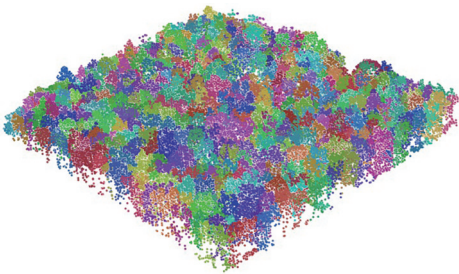


图3 孟家岗林场机载激光点云单木分割结果
Fig. 3 Individual tree segmentation result based on the airborne laser point cloud of Mengjiagang forest farm

3.2 作业设计调查数据

作业设计调查是林业基层生产单位为满足伐区设计、造林设计和抚育采伐设计而进行的调查, 以获得待经营林分的精准信息, 从而设计合理的森林作业方案, 又称3类调查小班。森林经营作业实施前调查了这些小班的所有树木。数据从孟家岗林场的林业调查和规划部门获取, 其调查方式为全林检尺。该部门在2017年、2018年和2019年间分别在林场的西部区域的39个小班进行了作业设计调查, 其位置和分布详见图1。共计测量了76169株树, 并按照1 cm径阶四舍五入记录了5 cm及以上所有单木的胸径DBH (Diameter at Breast Height)。对每一径阶的所有单木, 利用实测的DBH结合异速生长方程ASM (Allometric Scaling Model) 及每个径阶中包含单木的数量计算总生物量。然后对每个小班内所有径阶的单木生物量进行累加, 得到各个小班的实测生物量。各小班所包含的单木数量、DBH取值范围、面积和实测生物量如表2所示。

表2 作业设计调查小班数据的统计结果
Table 2 Statistical parameters of 39 sub-compartments for forest operation survey

编号	单木数量	胸径/cm	面积/hm ²	生物量/t	编号	单木数量	DBH/cm	面积/hm ²	生物量/t
1	1100	10—40	2.13	208.42	21	1008	12—36	1.76	182.64
2	514	10—30	0.79	86.85	22	411	10—32	0.88	57.83
3	444	8—30	1.02	62.09	23	503	10—36	1.46	122.45
4	4143	8—36	6.17	630.93	24	1309	8—28	2.90	229.35
5	818	12—34	1.76	157.29	25	4703	6—40	14.88	921.94
6	1158	8—34	2.74	203.21	26	5358	10—38	12.75	1307.48
7	3184	6—40	9.82	849.35	27	2868	8—36	9.00	673.19
8	1659	8—44	5.29	477.72	28	1591	10—34	3.32	285.68
9	4496	10—46	14.30	1171.80	29	1837	8—36	4.54	309.94
10	3489	6—42	8.30	901.31	30	1117	10—32	2.32	183.84
11	4535	8—42	8.06	1113.47	31	707	12—32	1.90	125.82
12	4066	6—44	9.23	988.03	32	922	8—34	1.29	144.59
13	1753	6—40	7.23	388.08	33	2658	6—34	4.21	420.99
14	2877	8—40	7.52	694.64	34	999	8—30	1.29	167.45
15	699	10—38	1.62	181.53	35	1631	10—32	2.72	269.04
16	3458	8—42	5.96	646.90	36	731	10—36	2.08	130.50
17	168	10—36	0.52	40.02	37	2184	6—42	14.57	443.98
18	1661	6—40	3.74	432.55	38	1068	10—34	7.62	987.10
19	1977	8—34	5.43	360.07	39	892	8—38	2.89	186.30
20	1473	8—34	2.55	205.56	合计	76169		196.53	16149.95

注：DBH为胸径。

3.3 参考生物量数据

本研究采用变量回归法 LMR (LiDAR metrics-based regression) 获取了孟家岗林场西部 (图 1 中黄色框内区域) 的生物量分布图详见图 4)，用于与基于 LBI 的方法获取的生物量分布图进行对比。

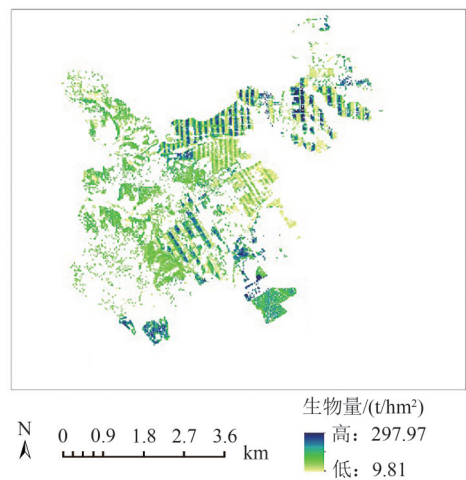


图4 基于 LMR 方法获取的孟家岗林场西部区域生物量分布图

Fig. 4 AGB map of the western region of Mengjiagang forest farm obtained based on the LMR method

4 研究方法

4.1 激光雷达生物量指数

LBI可基于三维激光点云数据计算获取，表达为每一层的体积与该层对应的底面高度乘积的积分值，具体计算公式如下 (Wang等，2021)：

$$LBI = \lim_{\Delta H \rightarrow 0} \sum_{H=H_b}^{H_t} \left(U_L(H) \cdot \pi \cdot (r(H))^2 \cdot \Delta H \cdot H \right) \quad (1)$$

式中，LBI为激光雷达生物量指数； H_b 表示为单木树冠底部的高度值，m； H_t 为树高，m；假设树冠为圆形， $r(H)$ 表示高度为 H 处的树冠半径，m； $U_L(H)$ 表示树冠的叶面积体密度， m^2/m^3 ； ΔH 是一个预设的高度间隔，m，用于计算LBI的累积值。

本文使用Du等(2023)对LBI在机载激光点云上的扩展方法，结合树冠的形态学特征对单木机载激光点云进行补偿并实现了LBI的计算。该方法结合不同径级的少量野外实测单木(≥35株)即可进行相应树种的生物量模型构建和高精度生物量估算。基于LBI的生物量计算模型如下：

$$AGB = k \cdot H_t^\beta \cdot LBI^\alpha \quad (2)$$

式中, AGB为森林地上生物量; H_t 为树高; α 、 β 、 κ 为模型的参数, 一般需要从机载激光点云单木分割结果中选取少量的样本单木, 并结合这些样本单木的野外实测生物量数据回归获取。

现有研究中均只对激光雷达生物量指数在单木和样地尺度上的估测精度进行了验证, 对其可实现大范围森林生物量制图的能力尚未进行系统评估。为此, 本文结合研究区的作业设计调查数据对该指数在小班尺度的估测精度进行验证, 并进行研究区的森林生物量制图。

4.2 森林生物量模型构建方法

基于激光雷达生物量指数的生物量模型构建主要分为4个步骤: 首先, 从野外实测数据中获取具有绝对单木位置且单木胸径处于不同径级的样本单木。一般来说, 样本单木的径级范围越大、越细, 越能够获取稳健且高精度的建模结果。同时, 从现有文献结果可知, 样本单木的数量一般应>35株 (Du等, 2023); 其次, 根据每个样本单木的实测位置匹配机载激光点云的单木分割结果, 并从中选出各样本单木对应的机载激光点云数据; 然后, 利用机载激光点云数据结合式 (1) 计算每个样本单木的LBI和树高值, 同时根据每个样本单木的实测胸径结合异速生长方程计算实测生物量值。最后, 根据各样本单木的LBI、树高和实测生物量通过非线性回归获取式 (2) 中的各项参数, 得到相应树种的生物量估测模型。本研究使用Du等 (2023) 已经构建完成的孟家岗研究区长白落叶松树种的生物量模型计算该林场小班尺度的生物量, 并评估辽宁大孤家、河北塞罕坝两个区域的落叶松树种生物量模型在孟家岗的可推广性。

4.3 小班尺度的森林生物量验证方法

本文从3个方面验证小班尺度的生物量计算结果。

(1) 直接进行生物量模型的升尺度验证。利用孟家岗林场的单木尺度 AGB_LBI 模型结合单木分割结果计算各个小班内每株单木的生物量, 然后进行小班内生物量的累加获取各小班的总生物量, 并与根据作业设计调查数据计算的各小班的总生物量进行对比。

(2) 为了进一步验证相同树种的生物量模型在不同区域间的通用性, 本文获取了现有文献内

利用其他林场中落叶松样本构建的 AGB_LBI 生物量模型及这些样本与本研究区的样本共同构建的生物量模型, 并将他们应用于孟家岗林场的小班生物量估算 (Du等, 2023)。具体包括分别从大孤家林场和塞罕坝林场中选取35株样本单木构建的生物量模型, 利用大孤家林场的20株解析木数据构建的生物量模型, 利用从孟家岗、大孤家和塞罕坝林场中选取的105株单木构建的生物量模型以及利用105株样本单木和大孤家的20株解析木构建的生物量模型。

(3) 将基于LBI的生物量模型估算的生物量与现有的变量回归法 LMR (LiDAR Metrics-based Regression) 获取的生物量进行对比。其中 LMR 方法对应的各个林场及3个林场的综合模型也从现有的文献中获取 (Du等, 2023)。

每个模型计算的生物量与作业设计调查数据获取的实测生物量的对比均采用决定系数 (R^2), 均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 和相对均方根偏差 rRMSE (relative Root Mean Square Error) 评估, 各项指标的计算公式如下所示:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

$$\text{rRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{y}} \times 100 \quad (5)$$

式中, n 为小班的数量; $\hat{y}_i$ 为基于 LBI 的生物量模型或 LMR 方法计算的第 i 个小班的生物量; y_i 为基于异速生长方程计算的第 i 个小班的参考生物量; $\bar{y}$ 为所有小班的参考生物量的均值。

5 结果与分析

5.1 森林小班的生物量计算精度验证

图5 (a) — (f) 展示了基于 AGB_LBI 模型的孟家岗林场长白落叶松树种小班尺度地上生物量验证结果, 验证数据为该林场的作业设计调查数据。其中, 生物量模型分别采用从孟家岗林场、大孤家林场、塞罕坝林场选取的35株样本单木及从大孤家林场获取的20株解析木采用不同的组合方式进行校准。

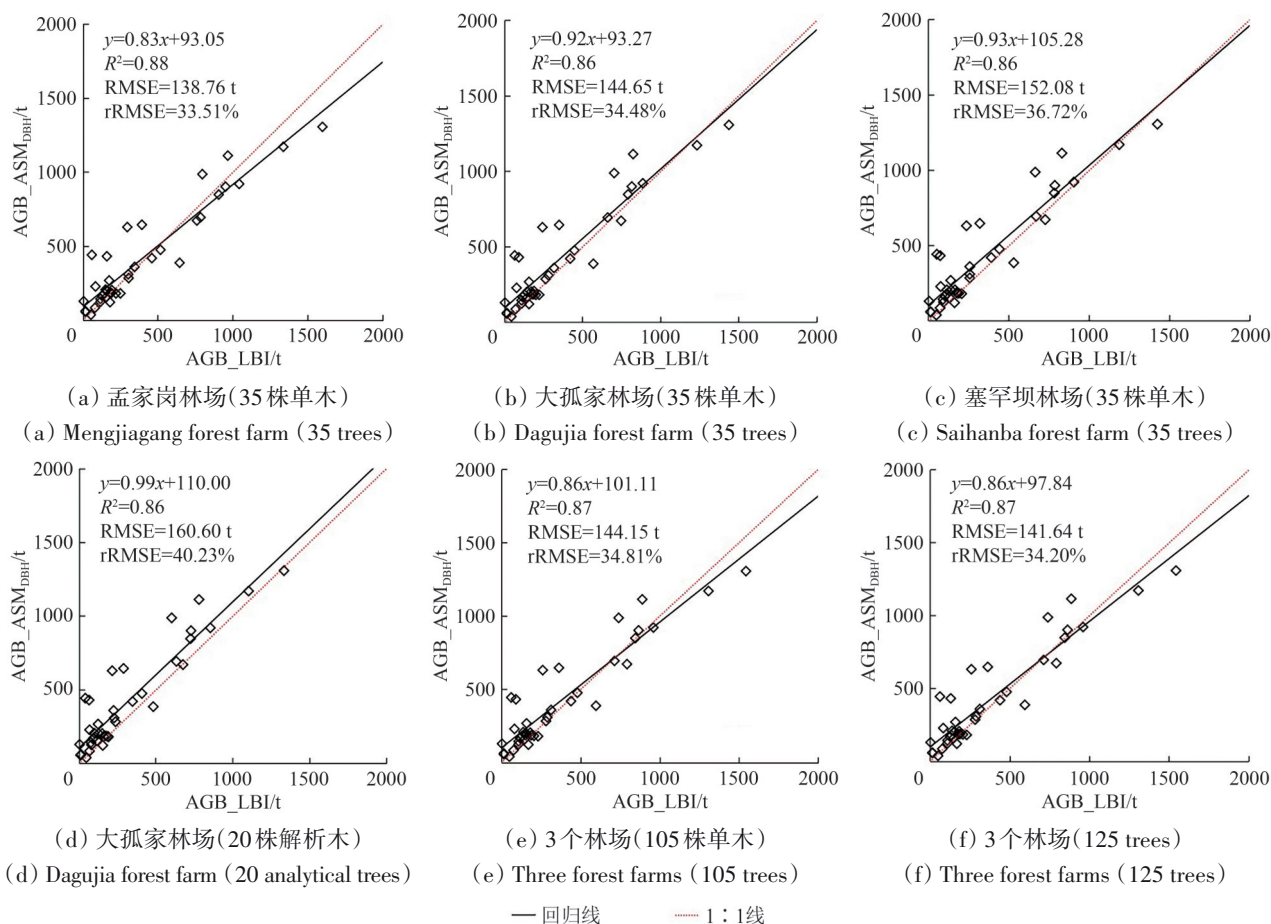


图5 利用不同区域的样本单木校准基于LBI的生物量模型获取的生物量计算结果与作业设计调查数据的对比

Fig. 5 Biomass results obtained from LBI-Based models calibrated using sample trees from different forest farms and comparison with subcompartment data

总体来看,采用不同的样本校准 AGB_LBI 模型所获取的 39 个小班的生物量与作业设计调查数据获取的实测生物量回归得到的 R^2 相差不大,在 0.86—0.88 之间。由图 5 (a) 可见:孟家岗本地选取样本单木校准 AGB_LBI 模型得到的生物量精度最高,与实测生物量进行回归的 R^2 为 0.88, rRMSE 为 33.51%。但是,回归线相对 1:1 线偏离略大,尤其是对于生物量较大的小班存在一定程度的高估,这可能与样本单木选取时的径阶范围有关。受实测单木数量和位置的限制,孟家岗林场用于校准模型的样本单木在大径阶范围内的数量较少,导致对于生物量较大的小班进行估测时,存在一定的饱和现象。由图 5 (b) 可见:基于 LBI 计算获取的小班生物量与实测生物量进行回归的 R^2 为 0.86, rRMSE 为 34.48%,虽然整体精度相比图 5 (a) 略低,但二者的回归线更加接近 1:1 线。由图 5 (c) 可见:基于 LBI 计算获取的小班生物量与实测生物量进行回归的 R^2 为 0.86, rRMSE 为 36.72%,相比

其他两个林场的模型,精度最低,主要由于塞罕坝林场距离孟家岗林场最远,且受森林经营和立地条件等影响,树木的结构及生长空间等均具有一定的差异,导致原始点云数据对树木的刻画完整度差别较大,间接影响生物量的计算结果。由图 5 (d) 可见:基于 LBI 计算获取的小班生物量与实测生物量进行回归的 R^2 为 0.86, rRMSE 为 40.23%,且回归线相对 1:1 线产生了整体偏移,主要由于大孤家的解析木数量较少,20 株解析木难以支撑高精度生物量模型的构建。由图 5 (e) 可见:当利用 3 个林场的样本单木校准模型进行生物量计算时,与实测数据对比偏差较小, rRMSE 为 34.81%,说明样本量的增加和分布范围的扩大在一定程度上会提升生物量的计算精度。由图 5 (f) 可见:当利用 3 个林场的样本单木与大孤家林场的解析木共同对模型进行校准时,得到了最高的精度 ($R^2=0.87$, rRMSE=34.20%),且回归线比孟家岗本地模型更接近 1:1 线。总体来说,虽然各模

型的计算结果相差不大，但用于模型校准的样本单木的数量、类型和径阶的增加对于生物量计算稳健性和精度的提升具有一定的作用。因此，在实际进行野外数据采集获取建模样本时，应该综合考虑野外工作量和精度需求，获取合适的样本量和样本类型。同时，利用不同林场获取的样本单木校准生物量模型计算孟家岗林场的小班生物量差异较小，说明基于LBI的生物量模型在不同区域的相同树种间具有一定的通用性。

5.2 LBI与LMR方法获取的生物量对比

图6 (a) — (d) 展示了利用LMR方法计算获取孟家岗林场各小班的生物量与实测生物量的对比结果。其中，模型的校准分别利用现有研究中的样地数据，即孟家岗林场的37个样本样地（3120株单木），大孤家林场的66个样地（6177株单木），塞罕坝林场的30个样地（3314株单木）以及从3个林场获取的所有样地数据（12611株单木）。

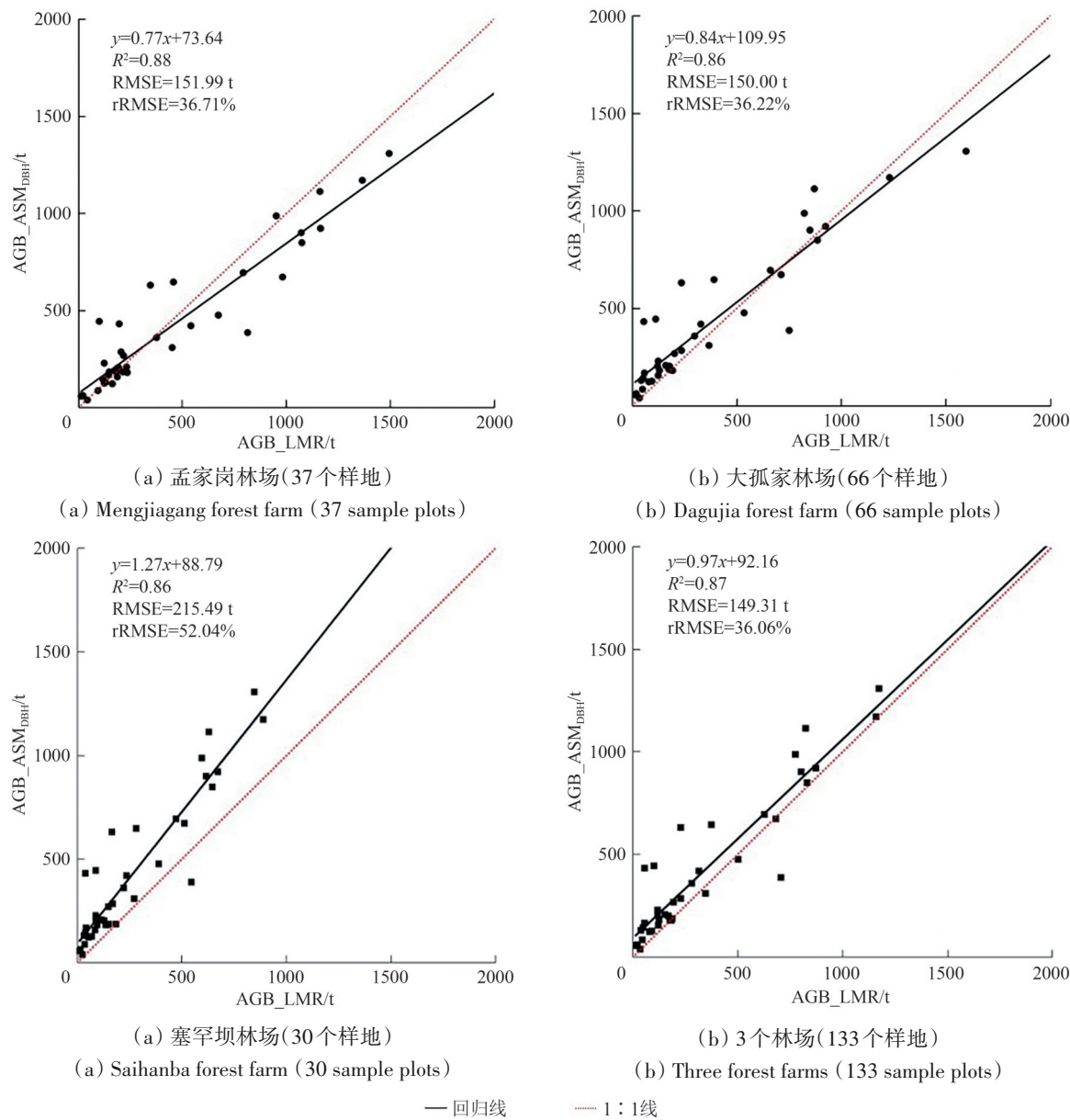


图6 利用LMR方法计算的小班生物量与作业设计调查数据的回归结果

Fig. 6 Regression results between biomass calculated using LMR method and subcompartment data

由图6 (a) 可见，利用孟家岗林场的LMR模型计算的生物量与 AGB_LBI 相比，获取了相同的

决定系数 ($R^2=0.88$)，但相对偏差更大 ($RMSE=151.99\text{ t}$, $rRMSE=36.71\%$)；由图6 (b) 可见，从

距离孟家岗林场最近的大孤家林场选取样地进行模型校准计算得到的小班生物量与实测生物量的回归精度最高 ($R^2=0.86$, $RMSE=150.00$ t, $rRMSE=36.22\%$), 与 AGB_LBI 模型获取的生物量精度相当。一方面, 由于大孤家林场和孟家岗林场都位于中国东北地区; 其次, 大孤家林场所具备的用于建模的样地数量最多, 使得 LMR_AGB 模型的稳定性较强。由图 6 (c) 可见, 当采用距离孟家岗林场较远的塞罕坝林场的 30 个样地进行 LMR 模型校准时, 获取的生物量与实测数据偏差较大 ($RMSE=215.49$ t, $rRMSE=52.04\%$), 表明了该方法不仅受建模样地数量的影响, 同时对于不同区域相同树种的通用性较差。由图 6 (d) 可见, 利用 3 个林场所有样地进行模型校准所得到的生物量精度有所提高 ($RMSE=149.31$ t, $rRMSE=36.06\%$), 说明样本量的提升对于 LMR 方法具有较大的作用。总体来说, 该方法相比于基于 LBI 的生物量计算方法

更依赖于本地样本, 且对样本数量有更高的要求, 这显著增加了野外测量的工作量。此外, LMR 方法只能得到样地尺度及以上的生物量计算结果, 不能获取更精细的单木生物量信息。

5.3 单木尺度的森林生物量制图

在单木尺度上准确评估森林生物量是建立特定生态过程模型 (如环境因素对单木生长和演替的影响、单木之间的竞争关系等) 的基础 (Parresol, 1999; Manusch 等, 2012)。同时, 基于 LBI 的生物量获取方法也有利于减少森林空间异质性造成的估计偏差, 提高生物量定量估计的准确性。为此, 本文对孟家岗林场西部区域 (图 1 中的黄色方框内) 的机载激光点云进行单木分割获取每株单木的激光点云。然后根据单木尺度的生物量模型计算每株单木的地上生物量, 最终实现了该区域单木森林地上生物量制图 (图 7)。

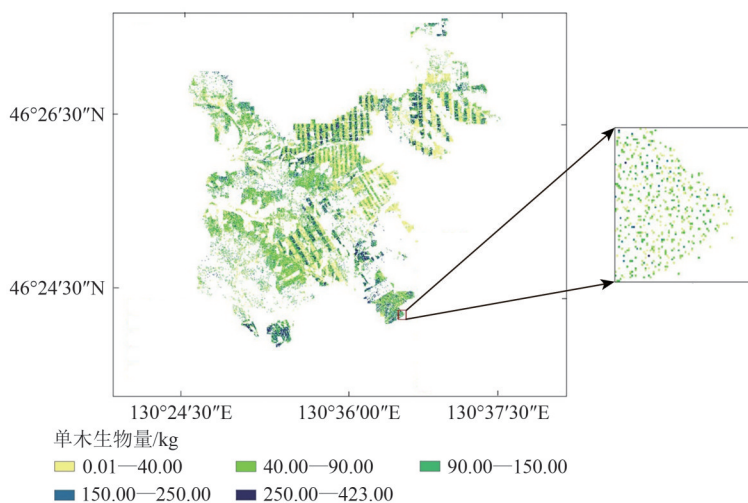


图7 孟家岗单木尺度生物量分布图
Fig. 7 Tree level biomass map of Mengjiagang forest farm

总体来看, 利用基于 LBI 的单木尺度生物量模型获取的该区域的生物量分布特征与基于 LMR 方法计算的生物量分布图 (图 4) 基本一致。该区域单木生物量的值位于 0—417 kg, 其中超过 70% 的单木生物量为 0—90 kg。通过与该区域的林相图对比可知, 生物量较低的单木 (<40 kg) 一般处于退耕还林或者林辅耕地区域。同时, 该区域还存在较多的幼树, 其单木的生物量在 40—90 kg, 而生物量相对较高 (>130 kg) 的区域基本为成熟或近熟林。由此可知, 基于 LBI 的生物量计算方法可以在单木尺度上获得相对准确的生物量值。在此基

础上, 可以通过直接累积单木尺度上的生物量来获取任意其他尺度的生物量。

为了进一步评估基于 AGB_LBI 模型估算的孟家岗林场单木生物量图和 LMR 法得到的生物量图在空间分布上的相似性, 本文将图 7 中的单木生物量结果根据图 4 的分辨率 ($20\text{ m}\times 20\text{ m}$) 转换为面状生物量分布结果, 并逐像元进行对比。首先, 针对图 7 的计算结果, 统计该区域每 400 m^2 的范围内的总生物量; 然后, 对图 4 中每个像元所表示的单位面积生物量转换为每个像元的总生物量; 最终, 对二者进行回归, 得到的结果如图 8 所示。总

体来看,两种方法计算的生物量在20 m×20 m的尺度上获取的 R^2 为0.75, RMSE为1.55 t, rRMSE为40.56%,具有较高的一致性。

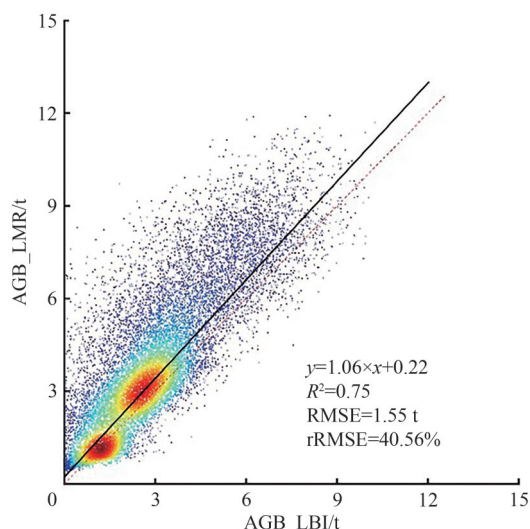


图8 AGB_LBI模型计算的单木生物量图和LMR法估算的生物量图的相关性(20 m×20 m)

Fig. 8 Correlation between individual tree biomass map calculated by LBI and the biomass map estimated through LMR method

6 结 论

本文通过激光雷达遥感技术获取大范围的三维点云数据,并通过点云的单木分割提取每株树的三维结构参数,结合LBI实现单木生物量的计算。在此基础上,通过单木累加获取小班尺度的生物量。

整体来看,通过在不同区域选取样本校准的AGB_LBI模型生物量估测精度相当;其中,利用从本地选取的样本单木校准模型获取了最高的精度,说明该方法对于不同区域的相同树种具有较强的通用性。此外,本文将LBI采用35株单木建模计算的生物量与LMR法采用>30个样地(包含>3000株单木)建模计算的生物量进行对比。结果表明,虽然LBI方法的建模样本数量仅为LMR方法的1%,但二者的生物量计算精度相当;同时,LMR模型更加适用于本地林场,对于不同林场之间的通用性较差。此外,将两种方法在20 m×20 m的尺度上进行定量对比的结果表明二者具有较高的一致性。

深度学习方法也是当前进行生物量估测的一种常用方法。但是,该方法往往需要更高的样本

量来实现模型的构建。受限于样本的数量,本文未对LBI的方法与深度学习的方法进行对比。同时,受验证数据的限制,本文只在孟家岗林场的长白落叶松树种进行了小班尺度生物量计算结果的验证,而该方法在理论上可适用于更多树种和林分情况。为此,LBI对其他树种在小班尺度的适用性还需要进一步探索。对于非纯林区域,该方法有望结合高光谱树种分类结果实现大范围单木到林分尺度的生物量和碳储量精准估测。

志 谢 孟家岗林场提供了作业设计调查数据,中国林业科学研究院资源信息研究所的博士研究生白羽、孔丹进行了作业设计调查数据的整理和计算,特此感谢。

参考文献(References)

- Coops N C, Tompalski P, Goodbody T R H, Queinnec M, Luther J E, Bolton D K, White J C, Wulder M A, Van Lier O R and Hermosilla T. 2021. Modelling lidar-derived estimates of forest attributes over space and time: a review of approaches and future trends. *Remote Sensing of Environment*, 260: 112477 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112477]
- Dayal K R, Durrieu S, Lahssini K, Alleaume S, Bouvier M, Monnet J M, Renaud J P and Revers F. 2022. An investigation into lidar scan angle impacts on stand attribute predictions in different forest environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 193: 314-338 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.08.013]
- Du L M, Pang Y, Wang Q, Huang C Q, Bai Y, Chen D S, Lu W and Kong D. 2023. A LiDAR biomass index-based approach for tree- and plot-level biomass mapping over forest farms using 3D point clouds. *Remote Sensing of Environment*, 290: 113543 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113543]
- Ebuey J, Lokombe J P, Ponette Q, Sonwa D and Picard N. 2011. Allometric equation for predicting aboveground biomass of three tree species. *Journal of Tropical Forest Science*, 23(2): 125-132
- Fu L Y, Liu Q W, Sun H, Wang Q Y, Li Z Y, Chen E X, Pang Y, Song X Y and Wang G X. 2018. Development of a system of compatible individual tree diameter and aboveground biomass prediction models using error-in-variable regression and airborne LiDAR data. *Remote Sensing*, 10(2): 325 [DOI: 10.3390/rs10020325]
- Goldbergs G, Levick S R, Lawes M and Edwards A. 2018. Hierarchical integration of individual tree and area-based approaches for savanna biomass uncertainty estimation from airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 205: 141-150 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.010]
- Herold M, Carter S, Avitabile V, Espejo A B, Jonckheere I, Lucas R, McRoberts R E, Næsset E, Nightingale J, Petersen R, Reiche J, Romijn E, Rosenqvist A, Rozendaal D M A, Seifert F M, Sanz M

- J and De Sy V. 2019. The role and need for space-based forest biomass-related measurements in environmental management and policy. *Surveys in Geophysics*, 40(4): 757-778 [DOI: 10.1007/S10712-019-09510-6]
- Huang J L, Ju W M, Zheng G and Kang T T. 2013. Estimation of forest aboveground biomass using high spatial resolution remote sensing imagery. *Acta Ecologica Sinica*, 33(20): 6497-6508 (黄金龙, 居为民, 郑光, 康婷婷. 2013. 基于高分辨率遥感影像的森林地上生物量估算. *生态学报*, 33(20): 6497-6508) [DOI: 10.5846/stxb201212211841]
- Jia W and Pang Y. 2023. Tree species classification in an extensive forest area using airborne hyperspectral data under varying light conditions. *Journal of Forestry Research*, 34(5): 1359-1377 [DOI: 10.1007/s11676-022-01593-z]
- LaRue E A, Wagner F W, Fei S L, Atkins J W, Fahey R T, Gough C M and Hardiman B S. 2020. Compatibility of aerial and terrestrial LiDAR for quantifying forest structural diversity. *Remote Sensing*, 12(9): 1407 [DOI: 10.3390/rs12091407]
- Latifi H, Fassnacht F E, Müller J, Tharani A, Dech S and Heurich M. 2015. Forest inventories by LiDAR data: a comparison of single tree segmentation and metric-based methods for inventories of a heterogeneous temperate forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 42: 162-174 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.06.008]
- Ledo A, Cornulier T, Illian J B, Iida Y, Kassim A R and Burslem D F R P. 2016. Re-evaluation of individual diameter: height allometric models to improve biomass estimation of tropical trees. *Ecological Applications*, 26(8): 2376-2382 [DOI: 10.1002/eap.1450]
- Li D R, Wang C W, Hu Y M and Liu S G. 2012. General review on remote sensing-based biomass estimation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 37(6): 631-635 (李德仁, 王长委, 胡月明, 刘曙光. 2012. 遥感技术估算森林生物量的研究进展. *武汉大学学报(信息科学版)*, 37(6): 631-635) [DOI: 10.13203/j.whugis2012.06.001]
- Li Z Y, Liu Q W and Pang Y. 2016. Review on forest parameters inversion using LiDAR. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 1138-1150 (李增元, 刘清旺, 庞勇. 2016. 激光雷达森林参数反演研究进展. *遥感学报*, 20(5): 1138-1150) [DOI: 10.11834/jrs.20165130]
- Manusch C, Bugmann H, Heiri C and Wolf A. 2012. Tree mortality in dynamic vegetation models—a key feature for accurately simulating forest properties. *Ecological Modelling*, 243: 101-111 [DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2012.06.008]
- Návar J. 2009. Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico. *Forest Ecology and Management*, 257(2): 427-434 [DOI: 10.1016/j.foreco.2008.09.028]
- Neuville R, Bates J S and Jonard F. 2021. Estimating forest structure from UAV-mounted LiDAR point cloud using machine learning. *Remote Sensing*, 13(3): 352 [DOI: 10.3390/rs13030352]
- Pang Y, Liang X J, Jia W, Si L, Yan G J and Shi J C. 2021. The comprehensive airborne remote sensing experiment in Saihanba forest farm. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 904-917 (庞勇, 梁晓军, 英文, 斯林, 阎广建, 施建成. 2021. 塞罕坝林场机载综合遥感试验. *遥感学报*, 25(4): 904-917) [DOI: 10.11834/jrs.20210222]
- Pang Y, Wang W W, Du L M, Zhang Z J, Liang X J, Li Y N and Wang Z Y. 2021. Nyström-based spectral clustering using airborne LiDAR point cloud data for individual tree segmentation. *International Journal of Digital Earth*, 14(10): 1452-1476 [DOI: 10.1080/17538947.2021.1943018]
- Parresol B R. 1999. Assessing tree and stand biomass: a review with examples and critical comparisons. *Forest Science*, 45(4): 573-593 [DOI: 10.1093/forestscience/45.4.573]
- 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.2007.06.02]
- Qiu Q, Zhang W G, Wang L, Cao S S and Sun W. 2021. Estimation of single wood factor of *Picea schrenkiana* var. *tianshanica* forest based on backpack LiDAR. *Forest Resources Management*, (2): 99-109 (邱琴, 张文革, 王蕾, 曹姗姗, 孙伟. 2021. 基于背包式激光雷达的天山云杉林单木因子估测. *林业资源管理*, (2): 99-109) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzygl.2021.02.014]
- Tian L, Wu X C, Tao Y, Li M Y, Qian C H, Liao L T and Fu W X. 2023. Review of remote sensing-based methods for forest above-ground biomass estimation: progress, challenges, and prospects. *Forests*, 14(6): 1086 [DOI: 10.3390/f14061086]
- 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]
- Wang W W, Pang Y, Du L M, Zhang Z J and Liang X J. 2022. Individual tree segmentation for airborne LiDAR point cloud data using spectral clustering and supervoxel-based algorithm. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(8): 1650-1661 (王伟伟, 庞勇, 杜黎明, 张钟军, 梁晓军. 2022. 超体素约简和谱聚类结合的机载LiDAR点云单木分割. *遥感学报*, 26(8): 1650-1661) [DOI: 10.11834/jrs.20220189]
- Wang Z C, Du H, Song T Q, Peng W X, Zeng F P, Zeng Z X and Zhang H. 2015. Allometric models of major tree species and forest biomass in Guangxi. *Acta Ecologica Sinica*, 35(13): 4462-4472 (汪珍川, 杜虎, 宋同清, 彭晚霞, 曾馥平, 曾昭霞, 张浩. 2015. 广西主要树种(组)异速生长模型及森林生物量特征. *生态学报*, 35(13): 4462-4472) [DOI: 10.5846/stxb201409021740]
- Wei F G and Qiu S P. 2021. Research progress of Lidar technology in forest resources monitoring. *Forest Inventory and Planning*, 46(1): 18-22, 95 (韦复国, 邱世平. 2021. 激光雷达技术在森林资源监测中的研究进展. *林业调查规划*, 46(1): 18-22, 95) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-3168.2021.01.005]
- Xu D D, Wang H B, Xu W X, Luan Z Q and Xu X. 2021. LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: opportunities, challenges and future perspectives. *Forests*, 12(5): 550 [DOI: 10.3390/f12050550]
- Zhang Y, Xie L F and Dong L H. 2022. Analysis of carbon concentration and allometric growth model of carbon content for *Larix olgensis*. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 33(5): 1166-1174 (张悦, 谢龙飞, 董利虎. 2022. 长白落叶松含碳率分析及含碳量

- 异速生长模型. 应用生态学报, 33(5): 1166-1174 [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202205.009]
- Zhang Y X and Wang X J. 2021. Study on forest volume-to-biomass modeling and carbon storage dynamics in China. *Scientia Sinica Vitae*, 51(2): 199-214 (张煜星, 王雪军. 2021. 全国森林蓄积生物量模型建立和碳变化研究. 中国科学: 生命科学, 51(2): 199-214) [DOI: 10.1360/SSV-2020-0301]
- Zhang Z, Tian X, Chen E X and He Q S. 2011. Review of methods on estimating forest above ground biomass. *Journal of Beijing Forestry University*, 33(5): 144-150 (张志, 田昕, 陈尔学, 何祺胜. 2011. 森林地上生物量估测方法研究综述. 北京林业大学学报, 33(5): 144-150) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.2011.05.026]

LiDAR biomass index-based method for aboveground biomass calculation of larch subcompartments

DU Liming, PANG Yong

1. Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;
2. Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information System, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China

Abstract: The LiDAR Biomass Index (LBI) can calculate the aboveground biomass (AGB) of individual trees on the basis of airborne LiDAR data, and it has been verified to have high accuracy for biomass calculation at tree and plot levels. However, its ability to complete large-scale forest biomass mapping has not been fully explored. The aim of this research is to verify the accuracy of LBI for AGB estimation on a subcompartment scale, taking the widely planted *Larix olgensis* tree species in north China as an example and laying a theoretical foundation for the widespread application of this index.

First, the existing tree species classification results based on hyperspectral data were used to select the point clouds of *L. olgensis* species in Mengjiagang Forest Farm. Second, the NSC algorithm was employed to complete the individual tree segmentation of the selected point clouds. Third, the LBI was used to calculate the forest biomass of each individual tree. Finally, with reference to the AGB_LBI biomass model of *L. olgensis* species constructed on the basis of 35 individual sample trees, the biomass of each individual tree was calculated, and the biomass of each subcompartment was obtained through accumulating the biomass of individual trees within the subcompartment. In this research, the calculation accuracy was verified through the silviculture survey data obtained from the local forestry department, including over 70000 individual trees. Meanwhile, the universality of LBI in estimating the biomass of the same tree species across different regions at the subcompartment level was evaluated on the basis of the existing AGB_LBI models of other forest farms, and the results were compared with those of the commonly used LiDAR Metric-based Regression (LMR) methods.

The results indicated that LBI can achieve forest biomass estimation at the subcompartment level with high accuracy. When individual tree samples selected from different regions were used to calibrate the AGB_LBI model, the obtained biomass values were comparable with the measured data, with R^2 ranging from 0.86 to 0.87 and relative root-mean-square error (RMSE) ranging from 34.20% to 40.23%. The biomass results calculated from each model did not have significant differences. However, the increase in the number of sample trees used for model calibration still exerted a certain effect on the robustness and accuracy of biomass calculation. Overall, the accuracy of the LBI-based method was comparable to that of the LMR method, although the sample trees used to calibrate the AGB_LBI model only accounted for 1% of that used to calibrate the LMR model. Meanwhile, the LBI method exhibited stronger universality among the same tree species in different forest farms. The AGB_LBI model was used to calculate the biomass of each individual tree in the western region of Mengjiagang Forest Farm and complete the biomass mapping. The obtained biomass distribution presented a similar trend to the existing biomass map and was consistent with the forest subcompartment map, achieving high consistency at the scale of 20 m×20 m ($R^2=0.75$, RMSE=1.55 t).

The high-precision estimation of biomass by LBI at the subcompartment scale demonstrates its potential for conducting large-scale estimation of forest AGB. Because of the difficulty in obtaining validation data, this research only verified its accuracy on the species of *L. olgensis* and did not conduct experiments on other tree species. Nevertheless, previous studies have shown that this method can theoretically be applied to other tree species and forest situations, which is worth further exploration. This research provides a theoretical basis for precise, large-scale, and high-precision forest biomass estimation.

Key words: LiDAR Biomass Index, LBI, airborne LiDAR, individual tree, sub-compartment level, biomass

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFF1302100, 2020YFE0200800)