

doi: 10.11707/j.1001-7488.LYKX20210831

点云密度对机载激光雷达大区域亚热带森林 参数估测精度的影响*

周相贝^{1,2} 李春干¹ 代华兵³ 余 铸^{1,3} 李 振³ 苏 凯¹

(1. 广西大学林学院 南宁 530004; 2. 广西自然资源职业技术学院 扶绥 532199;
3. 广西壮族自治区林业勘测设计院 南宁 530011)

摘 要: 【目的】点云密度是影响机载激光雷达数据获取和预处理成本的关键因素, 探明点云密度对森林参数估测精度的影响, 为机载激光雷达大区域森林调查监测应用技术方案优化提供参考依据。【方法】基于我国广西一个亚热带山地丘陵区域获取的机载激光雷达和样地数据, 通过系统稀疏方法, 将全密度点云(4.35 点·m⁻²)分别稀疏至 4.0、3.5、3.0、2.5、2.0、1.5、1.0、0.5、0.2 和 0.1 点·m⁻², 得到 11 个样地尺度的点云数据集, 包括 1 个全密度和 10 个稀疏密度点云数据集; 应用配对样本 *t* 检验方法, 分析 4 种森林类型(杉木林、松树林、桉树林和阔叶林)中稀疏密度点云和全密度点云之间 12 个激光雷达变量的差异; 通过变量和结构固定的多元乘幂模型, 分别采用不同密度点云数据集对林分蓄积量(VOL)和断面积(BA)进行估测, 比较模型优度统计指标决定系数(*R*²)、相对均方根误差(rRMSE)和平均预估误差(MPE)的差异, 并应用 *t* 检验方法分析稀疏密度点云 VOL 和 BA 估测值均值和全密度点云相应估测值均值的差异。【结果】1) 点云密度较低时, 稀疏密度点云分位数高度(ph25、ph50 和 ph75)的均值与全密度点云相应变量的均值存在显著性差异, 但不同森林类型、不同变量出现显著性差异时的点云密度不同, 各森林类型中稀疏密度点云平均高(*H*_{mean})和点云高变动系数(*H*_{cv})的均值与全密度点云相应变量的均值基本不存在显著性差异, 但点云最大高(*H*_{max})的均值存在显著性差异; 2) 各森林类型中, 稀疏密度点云冠层覆盖度(CC)和中下层分位数密度(dh25)的均值与全密度点云相应变量的均值差异不显著(阔叶林 dh25 除外), 但中上层分位数密度(dh50 和 dh75)存在显著性差异; 3) 各森林类型中, 稀疏密度点云平均叶面积密度(LAD_{mean})的均值与全密度点云 LAD_{mean} 的均值存在显著性差异, 当点云密度较低时, 稀疏密度点云叶面积密度变动系数(LAD_{cv})的均值与全密度点云 LAD_{cv} 的均值存在显著性差异; 4) 各森林类型中, 不同密度点云 VOL 和 BA 估测值差异很小, 且均不存在显著性差异, 但随点云密度降低, 杉木林、松树林和桉树林 VOL 和 BA 估测模型的 *R*² 缓慢逐渐减小, rRMSE 和 MPE 缓慢逐渐增大, 森林参数估测精度逐渐降低, 阔叶林 VOL 和 BA 估测模型的 *R*²、rRMSE 和 MPE 受点云密度变化影响不大。【结论】点云密度降低导致激光雷达变量标准差增大是造成森林参数估测模型精度降低的主要原因, 在实际机载激光雷达森林资源调查监测应用中, 点云密度以大于 0.5 点·m⁻² 为宜。

关键词: 机载激光雷达; LiDAR 变量; 林分蓄积量; 断面积; 模型

中图分类号: S757 文献标识码: A 文章编号: 1001-7488(2023)09-0023-11

Effects of Point Cloud Density on the Estimation Accuracy of Large-Area Subtropical Forest Inventory Attributes Using Airborne LiDAR Data

Zhou Xiangbei^{1,2} Li Chungan¹ Dai Huabing³ Yu Zhu^{1,3} Li Zhen³ Su Kai¹

(1. Forestry College of Guangxi University Nanning 530004; 2. Guangxi Natural Resources Vocational and Technical College Fusui 532199;
3. Guangxi Forest Inventory and Planning Institute Nanning 530011)

Abstract: 【Objective】Point cloud density is a critical factor affecting the cost of airborne LiDAR data acquisition and pre-processing. Therefore, exploring the influence of point cloud density on the estimation accuracy of forest inventory attributes can provide a reference for optimizing technical schemes for airborne LiDAR-based large-area forest inventory and monitoring. 【Method】In this study, we used airborne LiDAR data and field plot data collected in a subtropical mountainous and hilly region in Guangxi, China. Firstly, the original point clouds with a density of 4.35 points·m⁻² were reduced to 4.0, 3.5, 3.0, 2.5, 2.0, 1.5, 1.0, 0.5, 0.2, and 0.1 points·m⁻² using a systematic thinning method, respectively, resulting in 11 plot-level point cloud datasets,

收稿日期: 2021-11-16; 修回日期: 2022-01-10。

基金项目: 广西林业科技推广示范项目(GL2020KT02); 广西壮族自治区林业勘测设计院科研业务费项目(GXLKYKJ201601)。

* 李春干为通讯作者。本研究得到广西壮族自治区林业局资助并提供机载激光雷达数据, 广西壮族自治区林业勘测设计院杨承伶和梁耀领导样地调查工作, 众多人员参与样地调查, 一并致谢。

including one full-density point cloud dataset and ten reduced-density point cloud datasets. Secondly, a paired sample *t*-test was used to analyze the differences in 12 LiDAR-derived metrics between reduced-density point clouds and full-density point clouds in four forest types (Chinese fir, pine, eucalyptus, and broad-leaved). Thirdly, using a multiplicative power model formulation with fixed variables and stable structure, the stand volume (VOL) and basal area (BA) were estimated using various density datasets of point clouds, respectively, and their goodness-of-fit statistics, including coefficient of determination (R^2), relative root square error (rRMSE), and mean prediction error (MPE), were compared. Finally, a *t*-test was used to analyze the differences in the means of the estimates between the reduced-density point clouds and full-density point clouds. 【Result】 1) When the point cloud density was low, the means of the 25th, 50th, and 75th height percentiles (ph25, ph50, and ph75) of the reduced-density point clouds showed statistically significant differences from those of the corresponding variables of the full-density point clouds. However, when statistically significant differences were found for different variables in various forest types, the point cloud densities differed. There were no statistically significant differences in the means of mean point cloud height (H_{mean}) and coefficient of variation of point cloud height distribution (H_{cv}) between the reduced-density point clouds and full-density point clouds in all forest types, but there were statistically significant differences in the means of maximum height (H_{max}) of point clouds between the reduced-density point clouds and full-density point clouds for all forest types. 2) The means of canopy cover (CC) and 25th density percentile (dh25) of the reduced-density point clouds were not statistically significantly different from those of the corresponding variables of the full-density point clouds for all forest types (except dh25 for broadleaf forests), but statistically significant differences existed for the 50th and 75th density percentiles (dh50 and dh75). 3) The means of the mean leaf area density (LAD_{mean}) of reduced-density point clouds were statistically significantly different from those of the LAD_{mean} of full-density point clouds in all forest types, and while the means of the coefficient of variation of leaf area density (LAD_{cv}) of reduced-density point clouds were significantly different from those of the LAD_{cv} of full-density point clouds when point cloud density was low. 4) The differences in the estimates of VOL and BA for different density point clouds were small among the forest types, and none of the estimates were statistically significantly different from each other. However, as the density of point clouds decreased, the R^2 of the estimation models for VOL and BA for fir, pine, and eucalyptus forests slowly decreased, and the rRMSE and MPE slowly increased, indicating that the estimation accuracy of forest inventory attributes gradually decreased. The R^2 , rRMSE, and MPE of the estimation models for VOL and BA for the broad-leaved forests were not obviously affected by the change in point cloud density.

【Conclusion】 The decrease in the density of point clouds leads to an increase in the standard deviation of the LiDAR-derived metrics, which is the main reason for the decrease in the estimation accuracy of forest inventory attributes. In the operational forest resources investigation and monitoring, the airborne LiDAR point cloud density should be greater than 0.5 points·m⁻².

Key words: airborne LiDAR; LiDAR-derived metrics; stand volume; basal area; model

机载激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)点云数据详细、准确刻画森林冠层三维结构,全面反映林分冠层水平和垂直分布状况,为森林参数估测和制图奠定了坚实的生物物理基础,已逐步成为当前单木和林分尺度森林参数估测的先进遥感技术(李增元等, 2016; 曹林等, 2013; Mascaro *et al.*, 2011; Zolkos *et al.*, 2013; Singh *et al.*, 2015), 并成功应用于各类森林, 包括温带森林(庞勇等, 2012; Ioki *et al.*, 2010; Ahmed *et al.*, 2013)、北方森林(Næsset, 2004a; Thomas *et al.*, 2006; Maltamo *et al.*, 2016)、热带林(Drake *et al.*, 2003; García *et al.*, 2017)、地中海森林(García *et al.*, 2010; Montealegre *et al.*, 2016)、高度集约经营的桉树(*Eucalyptus*)人工林(Görgens *et al.*, 2015)以及城市森林(He *et al.*, 2013; Giannico *et al.*, 2016)、灌木林(Estornell *et al.*, 2011)、林下植被(Estornell *et al.*, 2011;

2012; Li *et al.*, 2017)等, 从国家尺度(McRoberts *et al.*, 2010; Watt *et al.*, 2013)和省州尺度(Johnson *et al.*, 2014)的森林资源监测到企业尺度(Straub *et al.*, 2013)的森林资源调查评估均有大量成功应用案例。

随着传感器技术的快速发展, 机载激光雷达数据精度得到极大改善(Renslow *et al.*, 2000), 由离散激光雷达系统产生的点云密度和每个脉冲的回波数量呈指数增加趋势(Singh *et al.*, 2016), 一些传感器如 Riegl Q680i 和 YellowScan Mapper 等, 点云密度达 30~40 点·m⁻² (Latifi *et al.*, 2015), 可提取枝条等十分详细的树冠结构信息(Vauhkonen *et al.*, 2013)。在以直升机为平台进行低空飞行和窄扫描角的情况下, 激光雷达点云密度高达每平方米上千个甚至数千个(Pearse *et al.*, 2018), 能够极为精确刻画林木的枝、干结构, 减轻地面调查工作量(Kellner *et al.*, 2019)。点云密度增加有

助于提高冠层垂直剖面描述精度和森林参数估测精度;然而,点云密度与数据获取成本呈正相关关系,点云密度高,意味着飞行高度降低,扫描条带变窄,导致数据获取成本增大,且对于大面积森林监测而言,高密度点云带来的海量 LiDAR 数据处理仍是一个挑战(Singh *et al.*, 2016)。因此,大面积森林监测中几乎均使用有人驾驶固定翼飞机获取的低密度(≤ 4 点 $\cdot\text{m}^{-2}$)至中密度(4~20 点 $\cdot\text{m}^{-2}$)点云数据,极少使用高密度(> 20 点 $\cdot\text{m}^{-2}$)点云数据(Pearse *et al.*, 2018),且需要通过点云密度和估测精度的协调对获取参数进行优化,以平衡大面积森林资源监测的成本效率和精度(Jakubowski *et al.*, 2013; Zhao *et al.*, 2009)。

众多学者在点云密度对森林参数估测模型的影响方面进行了大量研究。有 3 种点云数据产生方法:一是对原有较高密度的数据采用降低密度(随机稀疏或系统稀疏)方法,得到一系列不同密度点云数据(Gobakken *et al.*, 2008; Magnussen *et al.*, 2010; Tesfamichael *et al.*, 2010; Treitz *et al.*, 2012; Strunk *et al.*, 2012; Ruiz *et al.*, 2014; Singh *et al.*, 2015; 2016; Ota *et al.*, 2015; García *et al.*, 2017);二是在同一区域以不同方式(不同飞行高度或不同扫描设备等)获取不同密度点云数据(Parker *et al.*, 2004; Næsset, 2004b; Thomas *et al.*, 2006);三是模拟数据(Lovell *et al.*, 2005)等。第二种方法获取的点云数据最接近真实场景,但成本太高,第三种方法获取的点云数据与真实场景存在较大差异,第一种方法为常用方法。有研究表明,系统稀疏方法得到的点云较随机稀疏方法更接近真实场景(Raber *et al.*, 2007; Treitz *et al.*, 2012)。分析方法均是比较不同密度下估测模型的决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)等,以评估不同密度数据对森林参数估测模型的影响,得到的普遍结论是降低点云密度会增加 LiDAR 变量的变动,但即使点云密度降至很低,其模型精度受到的影响也很小(Strunk *et al.*, 2012)。然而,现有关于点云密度影响的研究很少关注景观背景对森林结构和生物量估测的影响(Singh *et al.*, 2015),也很少涉及人工林,尤其是高度集约经营的人工林。不同林木起源和经营管理方式形成的森林冠层结构相差很大,探明不同森林类型中不同密度点云的 LiDAR 变量变动情况,是 LiDAR 点云密度优化需要面对的问题。此外,现有大多数研究均采用逐步回归法建立多元线性回归模型,得到的模型与数据集紧密相关,林分状况不同、森林参数不同、传感器不同,选取的模型变量相差很大(Görgens *et al.*, 2015; Giannico *et al.*, 2016; Montealegre *et al.*, 2016; Maltamo *et al.*, 2016;

Xu *et al.*, 2018),不利于模型精度的比较分析。更为重要的是,现有研究只是分析不同点云密度对森林参数估测模型的影响,并未阐明点云密度对森林参数估测模型的影响机制。

本研究利用我国广西一个亚热带山地丘陵区域获取的机载激光雷达数据和样地测量数据,分析不同密度点云的机载激光雷达变量差异,探明密度点云对林分尺度机载激光雷达森林参数估测精度的影响及其机制,以期为机载激光雷达大区域森林调查监测应用技术方案优化提供参考依据。

1 研究区概况与方法

1.1 研究区概况及样地和机载激光雷达数据

以广西南宁市行政区(107°45'E—108°51'E, 21°13'N—23°32'N)为研究区,面积 22 112 km²,样地数量 383 块。研究区概况、样地和机载激光雷达数据详见李春干等(2021)。

1.2 机载激光雷达数据处理

通过系统稀疏方法(Treitz *et al.*, 2012),将归一化全密度点云(4.35 点 $\cdot\text{m}^{-2}$)分别稀疏至 4.0、3.5、3.0、2.5、2.0、1.5、1.0、0.5、0.2 和 0.1 点 $\cdot\text{m}^{-2}$ 。具体方法为:对于某块样地,设需要稀疏至的点云密度为 d_i (点 $\cdot\text{m}^{-2}$),则该样地需要剔除的点云比例为 $p(\%) = (1 - d_i/4.35) \times 100$,然后,根据点云编号,按相同间隔去除激光点。如将点云密度稀疏至 2.5 点 $\cdot\text{m}^{-2}$ 时,则去除 43% 的点云,此时,可去除编号为 2、4、6、8、12、14、16、18、...,即每 100 个点云中先剔除 40 个点云,剩余待剔除的 3 个点可去除编号为 30、60、90 的点云。依此类推,每种森林类型得到 1 个全密度(原始)点云数据集和 10 个稀疏点云数据集。各数据集均采用由全密度点云数据集生产的数字高程模型(digital elevation model, DEM)进行高程归一化处理。

对于各点云数据集,分别提取 12 个激光点云统计特征参数(LiDAR 变量),包括 25%、50% 和 75% 分位数高度(ph25、ph50 和 ph75),平均高度(H_{mean}),最大高度(H_{max}),高度分布的变动系数(H_{cv}); 25%、50% 和 75% 分位数密度(dh25、dh50 和 dh75),郁闭度(CC);叶面积密度(leaf area density, LAD)的均值(LAD_{mean})和变动系数(LAD_{cv})(Bouvier *et al.*, 2015)。激光雷达传感器能够记录多次回波,尽管有研究表明由首次回波提取的 LiDAR 变量完全能够满足生物量估测需要(Singh *et al.*, 2016; Chen *et al.*, 2012; Kim *et al.*, 2009),但本研究仍与大多数研究一样,采用全部回波提取 LiDAR 变量。

1.3 点云密度对激光雷达变量和森林参数估测模型精度的影响评价

为探明点云密度对 LiDAR 变量的影响,应用配对样本 t 检验方法,分析各稀疏密度点云数据集中 12 个 LiDAR 变量的均值与全密度点云数据集中相应变量的均值的差异。

为评估点云密度对森林参数估测模型精度的影响,对于每个点云数据集,采用样地调查资料和 LiDAR 变量分别建立各森林类型林分蓄积量(stand volume, VOL)和断面积(basal area, BA)估测模型。Bouvier 等(2015)提出由 H_{mean} 、CC、 LAD_{cv} 和 H_{stdev} 构成的普适性乘幂模型,可用于林分蓄积量、出材量、地上生物量和断面积估测。前期研究(李春干等, 2021)发现,用 H_{cv} 替换 H_{stdev} 效果更好,蓄积量和断面积估测模型的结构式如下:

$$\hat{y} = a_0 H_{\text{mean}}^{a_1} \text{CC}^{a_2} LAD_{\text{cv}}^{a_3} H_{\text{cv}}^{a_4} \quad (1)$$

式中: \hat{y} 为各森林类型(层)的林分参数(VOL 或 BA)估计值; a_0 、 a_1 、 \dots 、 a_4 为模型参数。

采用牛顿-高斯迭代法求解模型参数,选取决定系数(R^2)、相对均方根误差(relative root mean square error, rRMSE)和平均预估误差(mean prediction error, MPE)评价模型拟合效果。MPE 计算公式见曾伟生等(2011)和 Zeng 等(2018)。

为减少随机误差,对各森林类型的各点云数据集进行 50 次森林参数估测试验,每次试验随机抽取 70% 样本数据用于建模,30% 样本数据用于检验。通过检验样本 R^2 、rRMSE、MPE 的均值评价模型表现。应用 t 检验方法,对各稀疏密度点云数据集与全密度数据集 VOL 和 BA 估测值的均值进行差异显著性检验。

2 结果与分析

2.1 不同密度点云的 LiDAR 变量的差异

2.1.1 高度变量 各森林类型中,各稀疏数据集 ph25、ph50、ph75、 H_{mean} 与全密度数据集点云相应变量的差值的均值及其标准差很小,一般均小于 0.05 m,且标准差大于均值。当点云密度小于 0.5 点·m⁻² 或 0.2 点·m⁻² 时,差值的均值及其标准差迅速增大(表 1)。随点云密度降低,稀疏密度点云的 H_{max} 逐渐减小,与全密度点云 H_{max} 的差值的均值及其标准差逐渐增大。当点云密度由 4.0 点·m⁻² 降至 0.1 点·m⁻² 时, H_{max} 差值的均值(\pm 标准差)变化范围为:杉木林 0.013(\pm 0.048)~1.847(\pm 1.167)m,松树林 0.006(\pm 0.039)~1.503(\pm 0.978)m,桉树林 0.025(\pm 0.087)~1.277(\pm 0.812)m,阔叶林 0.016

(\pm 0.074)~2.066(\pm 1.335)m。当点云密度为 0.1 点·m⁻² 时,4 种森林类型的 H_{max} 比全密度点云的 H_{max} 分别低 12.1%、8.5%、6.3% 和 13.2%。不同密度点云 H_{cv} 的均值基本相等。

配对样本 t 检验结果(表 1)表明:1) 点云密度较低时,4 种森林类型分位数高度(ph25、ph50 和 ph75)的均值与全密度点云相应变量的均值存在显著性差异($\alpha \leq 0.05$),但不同森林类型、不同变量出现显著性差异时的点云密度不同,松树林 ph50、ph75 在点云密度 ≤ 1.5 点·m⁻² 时存在显著性差异,ph25 在点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时存在显著性差异,杉木林 ph25 在点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时存在显著性差异;2) 点云密度 ≥ 2.0 点·m⁻² 时,各森林类型中虽然也出现某密度某变量的均值与全密度点云相应变量的均值存在显著性差异,但均不具有规律性;3) 各森林类型不同密度点云 H_{mean} 和 H_{cv} 的均值与全密度点云相应变量的均值不存在显著性差异,松树林 H_{mean} 在点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时的均值存在显著性差异除外;4) 所有森林类型中各稀疏密度点云 H_{max} 的均值与全密度点云的 H_{max} 的均值存在显著性差异。

2.1.2 密度变量 随点云密度降低, LiDAR 密度变量具有如下变化特征(表 1):1) 各森林类型中各稀疏密度点云 CC 的均值与全密度点云 CC 的均值基本不存在显著性差异;2) 阔叶林 dh25 的均值在点云密度 ≤ 1.5 点·m⁻² 时与原始密度点云 dh25 的均值存在显著性差异,其余森林类型 dh25 的均值不存在这种情况;3) 杉木林和松树林在点云密度 ≤ 3.0 点·m⁻²、阔叶林在点云密度 ≤ 3.5 点·m⁻² 时,各稀疏密度点云 dh50 的均值与全密度点云 dh50 的均值存在显著性差异,桉树林各稀疏密度点云 dh50 的均值与全密度点云 dh50 的均值不存在显著性差异;4) 松树林和桉树林各稀疏密度点云 dh75 的均值与全密度点云 dh75 的均值存在显著性差异,杉木林和阔叶林在点云密度分别小于 3.0 点·m⁻² 和 3.5 点·m⁻² 时,各稀疏密度点云 dh75 的均值与全密度点云 dh75 的均值存在显著性差异。

以上说明在各森林类型中,各稀疏密度点云 CC 和中下层分位数密度(dh25)的均值与全密度点云相应变量的均值的差异不显著(阔叶林 dh25 除外),尽管差值的均值很小,但中上层分位数密度(dh50 和 dh75)的均值与全密度点云相应变量的均值存在显著性差异。

2.1.3 叶面积密度变量 随点云密度降低,各森林类型中稀疏密度点云 LAD_{mean} 与全密度点云 LAD_{mean} 的差值的均值及其标准差逐渐减小,当点云密度 \leq

表 1 4 种森林类型中各稀疏点云数据集 LiDAR 变量与全密度点云数据集 LiDAR 变量的差值的均值和标准差及其配对样本 t 检验结果^①

Tab. 1 Mean and standard deviation (SD) of the differences of LiDAR-derived metrics between full-density point cloud dataset (4.35 pts·m⁻²) and various reduced-density point cloud datasets (4.0, 3.5, 3.0, 2.5, 2.0, 1.5, 1.0, 0.5, 0.2, 0.1 pts·m⁻²) of four forest types and the result of paired sample t -test

| 森林类型 Forest types | 变量 Metrics | 4.0点·m ⁻² 4.0 pts·m ⁻² | | 3.5点·m ⁻² 3.5 pts·m ⁻² | | 3.0点·m ⁻² 3.0 pts·m ⁻² | | 2.5点·m ⁻² 2.5 pts·m ⁻² | | 2.0点·m ⁻² 2.0 pts·m ⁻² | | 1.5点·m ⁻² 1.5 pts·m ⁻² | | 1.0点·m ⁻² 1.0 pts·m ⁻² | | 0.5点·m ⁻² 0.5 pts·m ⁻² | | 0.2点·m ⁻² 0.2 pts·m ⁻² | | 0.1点·m ⁻² 0.1 pts·m ⁻² | |
|----------------------|---------------------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|
| | | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| 杉木林 Fir | ph25 | -0.005 ns | 0.033 | -0.008 ns | 0.050 | 0.001 ns | 0.047 | -0.003 ns | 0.079 | -0.007 ns | 0.080 | -0.004 ns | 0.120 | -0.029 ns | 0.144 | 0.009 ns | 0.212 | -0.068 ns | 0.476 | -0.192 * | 0.690 |
| | ph50 | -0.001 ns | 0.027 | -0.006 ns | 0.033 | 0.000 ns | 0.040 | 0.000 ns | 0.050 | 0.002 ns | 0.059 | 0.009 ns | 0.071 | -0.011 ns | 0.110 | 0.005 ns | 0.178 | -0.087 * | 0.332 | -0.086 ns | 0.407 |
| | ph75 | 0.003 ns | 0.024 | -0.010 * | 0.045 | -0.006 ns | 0.047 | -0.015 * | 0.064 | 0.013 ns | 0.096 | -0.010 ns | 0.109 | -0.003 ns | 0.127 | -0.034 ns | 0.200 | -0.100 * | 0.373 | -0.187 ** | 0.513 |
| | H_{mean} | -0.002 ns | 0.020 | -0.005 ns | 0.033 | 0.001 ns | 0.035 | 0.000 ns | 0.047 | 0.007 ns | 0.066 | 0.008 ns | 0.072 | -0.003 ns | 0.103 | 0.023 ns | 0.173 | -0.011 ns | 0.330 | -0.002 ns | 0.372 |
| | H_{max} | -0.013 * | 0.048 | -0.020 * | 0.077 | -0.093 ** | 0.200 | -0.114 ** | 0.200 | -0.166 ** | 0.239 | -0.258 ** | 0.313 | -0.457 ** | 0.439 | -0.768 ** | 0.658 | -1.217 ** | 0.996 | -1.847 ** | 1.167 |
| | H_{cv} | 0.000 ns | 0.004 | -0.001 * | 0.005 | -0.001 * | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | 0.000 ns | 0.006 | 0.000 ns | 0.007 | 0.000 ns | 0.009 | -0.003 ns | 0.016 | -0.004 ns | 0.031 | -0.005 ns | 0.033 |
| | dh25 | 0.000 ns | 0.003 | 0.001 * | 0.004 | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | 0.002 ** | 0.007 | 0.001 ns | 0.010 | 0.001 ns | 0.011 | 0.006 ** | 0.015 | 0.005 ns | 0.026 | 0.005 ns | 0.033 |
| | dh50 | 0.001 ns | 0.005 | 0.001 ns | 0.008 | 0.003 ** | 0.011 | 0.007 ** | 0.016 | 0.011 ** | 0.019 | 0.014 ** | 0.023 | 0.023 ** | 0.030 | 0.046 ** | 0.070 | 0.066 ** | 0.105 | 0.085 ** | 0.118 |
| | dh75 | 0.001 ns | 0.009 | 0.000 ns | 0.007 | 0.012 ** | 0.030 | 0.012 ** | 0.025 | 0.020 ** | 0.036 | 0.032 ** | 0.044 | 0.052 ** | 0.065 | 0.087 ** | 0.088 | 0.137 ** | 0.138 | 0.234 ** | 0.166 |
| | CC | -0.001 ** | 0.004 | 0.000 ns | 0.004 | -0.001 ns | 0.006 | -0.001 ns | 0.006 | 0.001 ns | 0.006 | 0.001 ns | 0.007 | 0.000 ns | 0.009 | 0.003 * | 0.013 | 0.003 ns | 0.023 | -0.003 ns | 0.029 |
| 松树 Pine | LAD_{mean} | -0.013 ** | 0.025 | -0.028 ** | 0.068 | -0.035 ** | 0.075 | -0.077 ** | 0.072 | -0.095 ** | 0.120 | -0.138 ** | 0.157 | -0.193 ** | 0.168 | -0.276 ** | 0.158 | -0.406 ** | 0.201 | -0.514 ** | 0.217 |
| | LAD_{cv} | 0.015 ns | 0.070 | 0.041 ** | 0.131 | 0.022 ns | 0.112 | 0.014 ns | 0.201 | 0.061 ** | 0.194 | 0.067 * | 0.246 | 0.116 ** | 0.205 | 0.210 ** | 0.310 | 0.419 ** | 0.343 | 0.530 ** | 0.387 |
| | ph25 | 0.010 ns | 0.058 | -0.007 ns | 0.090 | 0.002 ns | 0.096 | -0.010 ns | 0.155 | 0.009 ns | 0.130 | -0.033 ns | 0.249 | -0.036 ns | 0.257 | -0.133 ** | 0.452 | -0.334 ** | 1.113 | -0.426 ** | 1.411 |
| | ph50 | 0.004 ns | 0.024 | -0.008 ns | 0.052 | 0.003 ns | 0.059 | -0.007 ns | 0.081 | -0.006 ns | 0.084 | -0.026 * | 0.106 | -0.041 ** | 0.154 | -0.091 ** | 0.262 | -0.126 ** | 0.324 | -0.148 * | 0.703 |
| | ph75 | 0.008 ** | 0.019 | -0.009 * | 0.035 | 0.003 ns | 0.042 | -0.020 ** | 0.059 | -0.004 ns | 0.075 | -0.027 ** | 0.092 | -0.031 * | 0.118 | -0.106 ** | 0.168 | -0.196 ** | 0.404 | -0.134 * | 0.508 |
| | H_{mean} | 0.007 ** | 0.022 | -0.003 ns | 0.042 | 0.002 ns | 0.050 | -0.004 ns | 0.059 | 0.007 ns | 0.071 | -0.012 ns | 0.100 | -0.007 ns | 0.137 | -0.063 ** | 0.187 | -0.099 ** | 0.350 | 0.041 ns | 0.567 |
| | H_{max} | -0.006 ns | 0.039 | -0.046 ** | 0.147 | -0.086 ** | 0.180 | -0.160 ** | 0.275 | -0.235 ** | 0.281 | -0.294 ** | 0.338 | -0.432 ** | 0.388 | -0.812 ** | 0.606 | -1.353 ** | 0.798 | -1.503 ** | 0.978 |
| | H_{cv} | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | -0.001 ns | 0.007 | -0.001 ns | 0.009 | -0.001 ns | 0.010 | -0.001 ns | 0.014 | 0.000 ns | 0.020 | -0.001 ns | 0.034 | -0.003 ns | 0.045 |
| | dh25 | 0.000 ns | 0.003 | 0.000 ns | 0.006 | 0.001 ns | 0.007 | 0.002 * | 0.008 | 0.002 ns | 0.008 | 0.001 ns | 0.011 | 0.001 ns | 0.013 | 0.003 ns | 0.022 | 0.010 ** | 0.035 | 0.001 ns | 0.050 |
| | dh50 | 0.000 ns | 0.005 | 0.001 ns | 0.007 | 0.003 * | 0.011 | 0.004 ** | 0.011 | 0.006 ** | 0.012 | 0.007 ** | 0.020 | 0.011 ** | 0.025 | 0.017 ** | 0.034 | 0.031 ** | 0.056 | 0.031 ** | 0.065 |
| CC | dh75 | 0.002 ** | 0.006 | 0.003 * | 0.014 | 0.008 ** | 0.020 | 0.015 ** | 0.030 | 0.026 ** | 0.035 | 0.029 ** | 0.042 | 0.046 ** | 0.053 | 0.080 ** | 0.077 | 0.138 ** | 0.112 | 0.165 ** | 0.133 |
| | CC | 0.000 ns | 0.003 | 0.000 ns | 0.006 | 0.000 ns | 0.004 | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.008 | 0.000 ns | 0.009 | 0.002 ns | 0.012 | 0.000 ns | 0.019 | 0.002 ns | 0.033 | -0.002 ns | 0.038 |
| | LAD_{mean} | -0.019 ** | 0.052 | -0.018 ** | 0.048 | -0.041 ** | 0.119 | -0.041 ** | 0.077 | -0.070 ** | 0.091 | -0.098 ** | 0.110 | -0.137 ** | 0.105 | -0.213 ** | 0.131 | -0.319 ** | 0.131 | -0.421 ** | 0.196 |
| | LAD_{cv} | -0.042 * | 0.189 | -0.001 ns | 0.129 | -0.011 ns | 0.182 | -0.009 ns | 0.253 | -0.023 ns | 0.303 | -0.040 ns | 0.275 | -0.010 ns | 0.301 | 0.067 ns | 0.364 | 0.254 ** | 0.382 | 0.491 ** | 0.431 |

续表 1 Continued

| 森林类型 Forest types | 变量 Metrics | 4.0点·m ⁻² 4.0 pts·m ⁻² | | 3.5点·m ⁻² 3.5 pts·m ⁻² | | 3.0点·m ⁻² 3.0 pts·m ⁻² | | 2.5点·m ⁻² 2.5 pts·m ⁻² | | 2.0点·m ⁻² 2.0 pts·m ⁻² | | 1.5点·m ⁻² 1.5 pts·m ⁻² | | 1.0点·m ⁻² 1.0 pts·m ⁻² | | 0.5点·m ⁻² 0.5 pts·m ⁻² | | 0.2点·m ⁻² 0.2 pts·m ⁻² | | 0.1点·m ⁻² 0.1 pts·m ⁻² | |
|----------------------|---------------------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|-------|
| | | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD | Mean | SD |
| 桉树林 Eucalyptus | ph25 | 0.003 ns | 0.031 | 0.008 ns | 0.067 | 0.000 ns | 0.064 | -0.005 ns | 0.124 | -0.010 ns | 0.105 | -0.013 ns | 0.129 | -0.042 ns | 0.232 | -0.045 ns | 0.293 | -0.189 *** | 0.566 | -0.424 *** | 1.238 |
| | ph50 | 0.000 ns | 0.023 | 0.001 ns | 0.037 | -0.005 ns | 0.040 | 0.007 ns | 0.059 | -0.001 ns | 0.075 | -0.007 ns | 0.084 | -0.008 ns | 0.120 | -0.031 ns | 0.190 | -0.113 ** | 0.297 | -0.147 ** | 0.460 |
| | ph75 | 0.001 ns | 0.020 | -0.007 ns | 0.036 | 0.000 ns | 0.048 | -0.003 ns | 0.051 | 0.007 ns | 0.060 | 0.002 ns | 0.075 | -0.020 ns | 0.117 | -0.024 ns | 0.168 | -0.103 ** | 0.267 | -0.206 ** | 0.419 |
| | H_{mean} | 0.000 ns | 0.026 | 0.000 ns | 0.042 | -0.005 ns | 0.056 | 0.006 ns | 0.067 | 0.000 ns | 0.090 | 0.000 ns | 0.110 | 0.008 ns | 0.140 | 0.005 ns | 0.236 | 0.016 ns | 0.390 | -0.043 ns | 0.563 |
| | H_{max} | -0.025 ** | 0.087 | -0.055 ** | 0.145 | -0.089 ** | 0.187 | -0.081 ** | 0.179 | -0.170 ** | 0.243 | -0.192 ** | 0.255 | -0.349 ** | 0.370 | -0.604 ** | 0.486 | -0.916 ** | 0.572 | -1.277 ** | 0.812 |
| | H_{cv} | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | 0.001 ns | 0.007 | 0.000 ns | 0.009 | 0.000 ns | 0.011 | 0.001 ns | 0.013 | -0.001 ns | 0.015 | -0.001 ns | 0.023 | -0.005 ns | 0.039 | -0.004 ns | 0.057 |
| | dh25 | 0.000 ns | 0.005 | 0.001 ns | 0.006 | 0.000 ns | 0.009 | -0.001 ns | 0.009 | 0.000 ns | 0.011 | -0.002 ns | 0.015 | -0.001 ns | 0.017 | -0.003 ns | 0.025 | -0.007 ns | 0.044 | -0.009 ns | 0.067 |
| | dh50 | 0.001 ns | 0.005 | 0.002 * | 0.007 | 0.000 ns | 0.009 | 0.000 ns | 0.010 | 0.001 ns | 0.013 | 0.000 ns | 0.015 | 0.001 ns | 0.019 | 0.002 ns | 0.027 | -0.001 ns | 0.047 | 0.000 ns | 0.072 |
| | dh75 | 0.003 * | 0.011 | 0.004 ** | 0.015 | 0.007 ** | 0.025 | 0.006 ** | 0.020 | 0.014 ** | 0.027 | 0.014 ** | 0.030 | 0.030 ** | 0.054 | 0.047 ** | 0.062 | 0.063 ** | 0.086 | 0.087 ** | 0.110 |
| | CC | -0.001 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | -0.001 ns | 0.008 | -0.001 ns | 0.010 | -0.001 ns | 0.011 | -0.003 ns | 0.015 | -0.002 ns | 0.017 | -0.004 ns | 0.022 | -0.011 ** | 0.041 | -0.008 ns | 0.063 |
| 阔叶林 Broadleaf | LAD _{mean} | -0.011 ** | 0.033 | -0.020 ** | 0.035 | -0.028 ** | 0.052 | -0.046 ** | 0.055 | -0.063 ** | 0.063 | -0.101 ** | 0.059 | -0.126 ** | 0.065 | -0.198 ** | 0.074 | -0.303 ** | 0.085 | -0.383 ** | 0.111 |
| | LAD _{cv} | -0.025 * | 0.109 | -0.001 ns | 0.154 | 0.018 ns | 0.212 | 0.028 ns | 0.215 | 0.027 ns | 0.268 | 0.023 ns | 0.310 | 0.071 * | 0.339 | 0.177 ** | 0.333 | 0.478 ** | 0.450 | 0.811 ** | 0.479 |
| | ph25 | 0.003 ns | 0.036 | 0.004 ns | 0.051 | -0.018 * | 0.078 | -0.001 ns | 0.102 | 0.005 ns | 0.087 | -0.006 ns | 0.125 | -0.010 ns | 0.191 | -0.074 * | 0.300 | -0.162 * | 0.630 | -0.241 ** | 0.740 |
| | ph50 | 0.004 ns | 0.034 | -0.001 ns | 0.040 | -0.010 ns | 0.058 | 0.001 ns | 0.079 | 0.011 ns | 0.101 | -0.005 ns | 0.127 | -0.007 ns | 0.184 | -0.053 * | 0.221 | -0.038 ns | 0.403 | -0.249 ** | 0.655 |
| | ph75 | -0.005 ns | 0.033 | 0.004 ns | 0.048 | -0.003 ns | 0.073 | 0.000 ns | 0.086 | -0.021 ns | 0.107 | -0.008 ns | 0.131 | -0.018 ns | 0.220 | -0.016 ns | 0.258 | -0.002 ns | 0.400 | -0.388 ** | 0.839 |
| | H_{mean} | 0.002 ns | 0.023 | 0.006 ns | 0.034 | -0.007 ns | 0.042 | 0.006 ns | 0.062 | 0.001 ns | 0.063 | -0.001 ns | 0.093 | 0.001 ns | 0.139 | -0.019 ns | 0.192 | 0.038 ns | 0.305 | -0.097 ns | 0.549 |
| | H_{max} | -0.016 * | 0.074 | -0.085 ** | 0.238 | -0.143 ** | 0.341 | -0.201 ** | 0.449 | -0.180 ** | 0.334 | -0.367 ** | 0.601 | -0.587 ** | 0.627 | -0.867 ** | 0.896 | -1.284 ** | 1.159 | -2.066 ** | 1.335 |
| | H_{cv} | 0.000 ns | 0.004 | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.007 | 0.000 ns | 0.008 | 0.000 ns | 0.008 | 0.000 ns | 0.010 | -0.002 ns | 0.013 | 0.001 ns | 0.017 | 0.000 ns | 0.035 | -0.006 ns | 0.050 |
| | dh25 | 0.000 ns | 0.005 | 0.002 * | 0.006 | 0.002 ns | 0.010 | 0.004 * | 0.019 | 0.001 ns | 0.014 | 0.007 ** | 0.026 | 0.008 ** | 0.021 | 0.012 ** | 0.033 | 0.016 ** | 0.047 | 0.024 ** | 0.067 |
| | dh50 | 0.001 ns | 0.006 | 0.005 ** | 0.015 | 0.007 ** | 0.021 | 0.011 ** | 0.023 | 0.008 ** | 0.020 | 0.019 ** | 0.033 | 0.028 ** | 0.038 | 0.044 ** | 0.051 | 0.065 ** | 0.073 | 0.097 ** | 0.115 |
| | dh75 | 0.001 ns | 0.006 | 0.005 ** | 0.018 | 0.007 ** | 0.022 | 0.011 ** | 0.024 | 0.013 ** | 0.024 | 0.017 ** | 0.029 | 0.035 ** | 0.047 | 0.050 ** | 0.062 | 0.090 ** | 0.083 | 0.150 ** | 0.125 |
| | CC | 0.000 ns | 0.004 | 0.000 ns | 0.005 | 0.000 ns | 0.006 | 0.000 ns | 0.007 | -0.001 ns | 0.009 | 0.001 ns | 0.011 | -0.001 ns | 0.014 | 0.001 ns | 0.020 | -0.001 ns | 0.032 | -0.001 ns | 0.054 |
| | LAD _{mean} | -0.005 ns | 0.050 | -0.028 ** | 0.082 | -0.041 ** | 0.107 | -0.060 ** | 0.126 | -0.094 ** | 0.131 | -0.117 ** | 0.148 | -0.167 ** | 0.139 | -0.236 ** | 0.161 | -0.375 ** | 0.216 | -0.423 ** | 0.273 |
| | LAD _{cv} | 0.001 ns | 0.088 | -0.014 ns | 0.138 | -0.022 ns | 0.144 | -0.012 ns | 0.242 | -0.020 ns | 0.235 | -0.035 ns | 0.260 | -0.014 ns | 0.284 | 0.005 ns | 0.264 | 0.145 ** | 0.341 | 0.287 ** | 0.422 |

① ns表示 $\alpha=0.05$ 时差异不显著, *、**和***分别表示 $\alpha=0.05$ 、 $\alpha=0.01$ 和 $\alpha=0.001$ 时差异显著。Mean为均值, SD为标准差。The ns indicates non-significant difference, *, ** and *** denote significance $\alpha=0.05$, $\alpha=0.01$, and $\alpha=0.001$, respectively. Mean indicates mean, and SD indicates standard deviation.

1.0 点·m⁻²时, 差值的均值减小幅度明显加大。当点云密度由 4.35 点·m⁻² 降至 0.1 点·m⁻² 时, 杉木林、松树林、桉树林和阔叶林 LAD_{mean} 的均值分别减小 42.2%、43.4%、48.6% 和 49.4%。 LAD_{cv} 的变化情况与 LAD_{mean} 相反, 表现为点云密度 ≥ 1.0 点·m⁻² 时, 随点云密度降低, 差值的均值和标准差缓慢增大, 点云密度 ≤ 1.0 点·m⁻² 时差值的均值和标准差迅速增大。当点云密度由 4.35 点·m⁻² 降至 0.1 点·m⁻² 时, 杉木林、松树林、桉树林和阔叶林 LAD_{cv} 的差值的均值分别增大 33.5%、28.0%、44.9% 和 16.6%(表 1)。

各森林类型中, 各稀疏密度点云 LAD_{mean} 的均值与全密度点云 LAD_{mean} 的均值存在显著性差异; 当点云密度较低时, 稀疏密度点云 LAD_{cv} 的均值与全密度点云 LAD_{cv} 的均值存在显著性差异, 但不同森林类型出现显著性差异时的点云密度不同, 杉木林和桉树林分别为 2.0 和 1.0 点·m⁻², 松树林和阔叶林为 0.2 点·m⁻²。

2.2 不同密度点云对森林参数估测精度的差异

各森林类型中, 不同点云密度 VOL 和 BA 估测值的差值均很小。在 50 次模型适应性检验中, 当点云密度分别为 0.1 和 4.35 点·m⁻² 时, 模型估测值的平均差值(各次中最大差值)为: 杉木林 VOL-0.66%(-3.72%), BA-0.67%(-3.49%); 松树林 VOL-0.35%(6.68%), BA-0.44%(3.55%); 桉树林 VOL-0.35%(-2.22%), BA-0.00%(-1.78%); 阔叶林 VOL0.67%(4.61%), BA0.21%(3.24%)。t 检验结果表明, 各森林类型中各稀疏密度点云 VOL 和 BA 估测值的均值与全密度点云相应估测值的均值不存在显著性差异。

随点云密度降低, 在杉木林和桉树林 VOL 估测模型中, LiDAR 变量对 VOL 变化的解释率(R^2)呈逐渐缓慢减小的变化趋势。2 个模型中, 点云密度为 0.1 点·m⁻² 时的 R^2 分别比密度为 4.35 点·m⁻² 时减小 10.9% 和 3.9%, 松树林和阔叶林 VOL 估测模型的 R^2 则无明显变化规律(表 2)。在 4 种森林类型 BA 估测模型中, 点云密度变化对 R^2 的影响无规律性。总体上, 当点云密度 ≥ 1.0 点·m⁻² 时, 4 种森林类型 VOL 和 BA 估测模型的 R^2 变化不大, 但当点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时, R^2 呈明显减小趋势。

当点云密度由 4.35 点·m⁻² 降至 0.1 点·m⁻² 时, 杉木林和桉树林 VOL 估测的 rRMSE 呈缓慢增大趋势, 2 个模型在点云密度为 0.1 点·m⁻² 时的 rRMSE 比全密度点云分别增大 10.6% 和 6.0%; 不同点云密度松树林、阔叶林蓄积量估测模型的 rRMSE 分别在 19.91%~21.62%、37.03%~38.43% 范围呈无规律性的较小幅度

变化。4 种森林类型 BA 估测模型中, rRMSE 均随点云密度降低呈缓慢增大趋势。总体上, 当点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时, 各森林类型 VOL 和 BA 估测模型 rRMSE 增大的幅度明显增大, 阔叶林除外。随点云密度逐渐降低, MPE 的变化与 rRMSE 类似。当点云密度由 4.35 点·m⁻² 降至 0.1 点·m⁻² 时, 杉木林、桉树林 VOL 和 BA 模型的 MPE 均呈逐渐缓慢增大趋势, 松树林和阔叶林 VOL 和 BA 模型的 MPE 均呈小幅度无规律性变动。当点云密度 ≤ 0.5 点·m⁻² 时, 杉木林 VOL 和 BA 模型 MPE 增大的幅度较明显, 其余森林类型无此特征。

上述各森林类型 VOL 和 BA 估测模型表现随点云密度变化的情况可归纳为: 1) 随点云密度降低, 大部分 VOL 和 BA 估测模型的 R^2 呈缓慢减小、rRMSE 和 MPE 呈缓慢增大趋势, 但一些模型的上述指标表现为无明显规律性; 2) 当点云密度 ≤ 1.0 点·m⁻² 或 ≤ 0.5 点·m⁻² 时, 大多数模型的 R^2 减小、rRMSE 和 MPE 增大的幅度明显增大。

3 讨论

3.1 点云密度对 LiDAR 变量的影响

本研究发现, 采用全密度点云生成的 DEM 对稀疏密度点云进行点云数据归一化时, 降低点密度对不同 LiDAR 高度变量的影响不甚相同: 点云平均高、高度分布的变动系数基本不受点云密度影响, 但最大高存在严重影响; 当点云密度较低时, ph25、ph50、ph75 等分位数高度的均值与全密度点云的均值存在显著性差异, 但不同森林类型、不同分位数密度出现差异时的密度上限不同, 杉木林、桉树林为 0.2 点·m⁻², 阔叶林为 0.1 点·m⁻²(ph25 为 0.5 点·m⁻²), 松树林为 1.5 点·m⁻²(ph25 为 0.5 点·m⁻²)。该结果与 García 等(2017)在 3 个研究区(原始点云密度 ≥ 10 点·m⁻², 样地面积 900 m²)的结论不尽相同, 其结论中, 当点云密度由原始密度降至 1 点·m⁻² 时, H_{max} 均存在显著性差异, ph25 和点云高度的标准差(H_{stdev})均不存在显著性差异, H_{mean} 、ph50、ph75 在湿润常绿热带林和雨林中存在显著性差异, 在橡树林、针叶林和针叶混交林及老龄湿润热带林中不存在显著性差异。其原因可能是: 1) 森林类型不同造成森林三维结构不同。本研究中, 桉树林为高度集约经营人工林, 绝大部分为单层林; 阔叶林为天然混交林, 几乎全为复层林; 杉木林为人工林, 在幼龄林多为单层林, 但在成熟林有相当比重的复层混交林【与阔叶树或马尾松(*Pinus massoniana*)混交】; 松树林多为天然林, 为阳性树种, 既有单层纯

表 2 4 种森林类型中不同密度点云蓄积量和断面积估测模型的拟合效果

Tab. 2 Goodness-of-fit statistic for VOL and BA predictive models using field measurements and LiDAR-derived metrics from datasets of various point cloud densities in four forest types

| 森林类型 Forest types | 参数 Parameter | 优度统计指标 Goodness-of-fit statistic | 点云密度 Point density/(point·m ⁻²) | | | | | | | | | | |
|----------------------|-----------------|-------------------------------------|---|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | | | 4.35 | 4.0 | 3.5 | 3.0 | 2.5 | 2.0 | 1.5 | 1.0 | 0.5 | 0.2 | 0.1 |
| 杉木林 Fir | VOL | R ² | 0.663 | 0.670 | 0.666 | 0.650 | 0.620 | 0.662 | 0.624 | 0.672 | 0.631 | 0.612 | 0.590 |
| | | rRMSE(%) | 20.80 | 20.58 | 20.67 | 21.19 | 22.12 | 20.88 | 22.01 | 20.46 | 21.83 | 22.35 | 23.01 |
| | | MPE(%) | 7.38 | 7.30 | 7.33 | 7.52 | 7.85 | 7.41 | 7.81 | 7.26 | 7.74 | 7.93 | 8.16 |
| | BA | R ² | 0.446 | 0.464 | 0.460 | 0.438 | 0.428 | 0.455 | 0.426 | 0.476 | 0.425 | 0.307 | 0.375 |
| | | rRMSE(%) | 18.03 | 17.77 | 17.81 | 18.15 | 18.31 | 17.93 | 18.35 | 17.54 | 18.44 | 20.20 | 19.16 |
| | | MPE(%) | 6.39 | 6.30 | 6.32 | 6.44 | 6.50 | 6.36 | 6.51 | 6.22 | 6.54 | 7.17 | 6.80 |
| 松树林 Pine | VOL | R ² | 0.753 | 0.753 | 0.753 | 0.746 | 0.758 | 0.759 | 0.746 | 0.776 | 0.760 | 0.737 | 0.759 |
| | | rRMSE(%) | 21.07 | 21.05 | 21.09 | 21.39 | 20.79 | 20.72 | 21.47 | 19.91 | 20.83 | 21.62 | 20.25 |
| | | MPE(%) | 6.87 | 6.87 | 6.88 | 6.98 | 6.78 | 6.76 | 7.01 | 6.50 | 6.80 | 7.05 | 6.61 |
| | BA | R ² | 0.585 | 0.586 | 0.588 | 0.578 | 0.592 | 0.587 | 0.577 | 0.596 | 0.570 | 0.545 | 0.575 |
| | | rRMSE(%) | 19.05 | 19.03 | 19.00 | 19.21 | 18.82 | 18.96 | 19.21 | 18.77 | 19.39 | 19.91 | 19.31 |
| | | MPE(%) | 6.22 | 6.21 | 6.20 | 6.27 | 6.14 | 6.19 | 6.27 | 6.13 | 6.33 | 6.50 | 6.30 |
| 桉树林 Eucalyptus | VOL | R ² | 0.765 | 0.766 | 0.764 | 0.765 | 0.765 | 0.764 | 0.768 | 0.757 | 0.748 | 0.731 | 0.735 |
| | | rRMSE(%) | 18.37 | 18.31 | 18.38 | 18.36 | 18.35 | 18.40 | 18.24 | 18.64 | 19.01 | 19.63 | 19.47 |
| | | MPE(%) | 5.68 | 5.66 | 5.68 | 5.67 | 5.67 | 5.69 | 5.64 | 5.76 | 5.88 | 6.07 | 6.01 |
| | BA | R ² | 0.729 | 0.730 | 0.725 | 0.730 | 0.728 | 0.728 | 0.734 | 0.711 | 0.702 | 0.682 | 0.689 |
| | | rRMSE(%) | 15.65 | 15.62 | 15.76 | 15.60 | 15.69 | 15.68 | 15.49 | 16.16 | 16.44 | 16.94 | 16.74 |
| | | MPE(%) | 4.83 | 4.83 | 4.87 | 4.82 | 4.85 | 4.85 | 4.79 | 4.99 | 5.08 | 5.23 | 5.17 |
| 阔叶林 Broadleaf | VOL | R ² | 0.630 | 0.632 | 0.652 | 0.635 | 0.644 | 0.637 | 0.643 | 0.645 | 0.651 | 0.656 | 0.637 |
| | | rRMSE(%) | 38.43 | 38.30 | 37.11 | 38.34 | 37.89 | 38.15 | 37.96 | 37.72 | 37.38 | 37.04 | 38.23 |
| | | MPE(%) | 12.79 | 12.75 | 12.35 | 12.76 | 12.61 | 12.70 | 12.63 | 12.55 | 12.44 | 12.33 | 12.72 |
| | BA | R ² | 0.550 | 0.546 | 0.561 | 0.555 | 0.572 | 0.551 | 0.557 | 0.570 | 0.569 | 0.588 | 0.530 |
| | | rRMSE(%) | 32.18 | 32.28 | 31.79 | 32.11 | 31.47 | 32.10 | 32.01 | 31.56 | 31.59 | 30.81 | 33.00 |
| | | MPE(%) | 10.71 | 10.74 | 10.58 | 10.68 | 10.47 | 10.68 | 10.65 | 10.50 | 10.51 | 10.26 | 10.98 |

林,亦有混交林,这些结构差异导致不同森林类型激光点云分位数高度的差异。García 等(2017)3 个研究区也包含不同森林类型,其点云高度分位数的差异情况亦不相同。2)García 等(2017)研究中,不同密度点云高度的归一化由其相应密度点云生产的 DEM 进行,当点云密度降低时,激光脉冲击中冠层顶部和穿透至地面的概率减小,从而影响 DEM 的精度(Disney *et al.*, 2010)。

正如期望的一样,不同森林类型中,不同密度点云的 CC 均不存在显著性差异。本研究发现,点云密度对分位数密度具有较大影响,但森林类型不同、点云密度不同,不同分位数密度的差异情况各不相同。由于激光脉冲击中树冠顶部的概率减小,因此,各森林类型的稀疏密度点云中,上层分位数密度 dh75 大多存在显著性差异。对于垂直结构简单的桉树人工林而言,不同密度点云的中下层分位数密度(dh25 和 dh50)均不存在显著性差异;对于垂直结构复杂的阔叶林而言,当点云密度降至 3.5 点·m⁻² 时, dh25 和 dh50 存在显著性差异;对于垂直结构复杂性介于上述

二者之间的杉木林和松树林,当点云密度降至 3.0 点·m⁻² 时,冠层中部分位数密度(dh50)存在显著性差异,但各点云密度之间, dh25 不存在规律性的显著性差异。其可能原因是:森林垂直结构决定点云的穿透性和垂直分布,垂直结构越复杂,点云穿透性越差,点云垂直分布变异越大,当点云密度降低时,由于点云垂直分布的不均匀性而扩大了其变异。如表 1 所示,尽管不同密度点云分位数密度的均值相差很小,但其标准差随点云密度降低逐渐增大。

叶面积密度剖面依据垂直冠层中给定高度的高度层(本研究为 0.3 m)的高度层的间隙系数进行计算(Bouvier *et al.*, 2015)。由于一些垂直层的点很少(几十个点甚至几个点),当点云密度降低时,间隙系数变化较大。相对于分位数密度,叶面积密度剖面受点云密度影响更大,故各森林类型中不同密度点云的 LAD_{mean} 均相差较大且存在显著性差异,但其标准差也随点云密度降低逐渐增大。因此,在点云密度不太小时,叶面积密度分布的变动系数(LAD_{cv})不存在显著性差异(表 1)。

总之,不同森林类型的点云平均高、点云高度分布变动系数和郁闭度不受点云密度影响,而点云最大高度和反映冠层垂直结构的叶面积密度均值正好相反,不同点云密度对不同森林类型的分位数高度、分位数密度和叶面积密度分布变动系数的影响不同,其原因是不同森林类型具有不同垂直结构。综观已有研究,未见点云密度对不同森林类型分位数密度和叶面积密度影响的报道,这正是本研究的一个亮点。

3.2 点云密度对森林参数估测模型的影响机制

本研究发现,各森林类型中稀疏密度点云森林参数(VOL和BA)估测值的均值与全密度点云估测值的均值不存在显著性差异,模型精度变化不明显,与很多关于森林参数和生物量估测的研究结论一致(Montealegre *et al.*, 2016; Singh *et al.*, 2015; 2016; Ota *et al.*, 2015; Watt *et al.*, 2014; Jakubowski *et al.*, 2013; Strunk *et al.*, 2012; Treitz *et al.*, 2012; Tesfamichael *et al.*, 2010; Gobakken *et al.*, 2008)。Thomas等(2006)认为点云密度降至0.035点·m⁻²时,森林参数估测精度不受影响。

然而,不可否认的是,随点云密度降低,各森林参数估测模型的 R^2 均呈缓慢减小、rRMSE和MPE呈缓慢增大的变化趋势,且当点云密度 ≤ 1.0 点·m⁻²或 ≤ 0.5 点·m⁻²时,大多数模型的 R^2 减小、rRMSE和MPE增大的幅度呈明显增大趋势(表2),说明当点云密度降低时,尽管估测结果差异不显著,但模型精度仍然存在缓慢降低趋势。本研究发现,虽然用于构建估测模型的4个变量(H_{mean} 、CC、LAD_{cv}和 H_{cv})在稀疏密度点云中的均值与全密度点云相应变量的均值不存在显著性差异(出现的少量显著性差异属随机误差,不具规律性),但在各森林类型中,当点云密度由4.35点·m⁻²降至0.1点·m⁻²时,4个模型变量中总有1~3个变量的变动系数呈较大幅度增大变化,如杉木林的CC、LAD_{cv}和 H_{cv} 的变动系数分别增大19.2%、18.6%和21.0%,松树林的CC和 H_{cv} 分别增大14.6%和17.9%,桉树林的CC和 H_{cv} 分别增大30.0%和34.6%,阔叶林的 H_{cv} 增大13.0%,这意味着模型变量变动增大,推测是模型精度逐渐降低的原因,但仍需要作更深入研究。以上也说明在构建森林参数估测模型时,需要科学选择模型变量。

4 结论

本研究分析点云密度对机载激光雷达变量和森林参数估测模型的影响,初步阐明点云密度降低对森林参数估测模型的影响机制。

点云密度降低对点云平均高及其变动系数和郁

闭度不存在显著影响,但对点云最大高、中上层分位数密度(如dh75)、叶面积密度均值存在显著影响;当点云密度降至一定程度时,分位数高度存在显著影响,但不同森林类型和不同分位数高度出现显著影响时的点云密度不同;上层分位数密度受点云密度影响很大,除桉树林外,其余森林类型中层分位数密度受点云密度的影响也较大,除阔叶林外,下层分位数密度几乎不受点云密度影响;叶面积密度的变动系数在点云密度降至一定程度时受到影响,但不同森林类型出现显著影响的点云密度不同。不同密度点云的各森林类型估测结果不存在显著性差异,但随点云密度降低,模型拟合精度呈缓慢降低趋势,尤其是当点云密度降至0.5点·m⁻²时,模型精度降低的幅度明显增大。点云密度降低导致激光雷达变量标准差增大是造成森林参数估测模型精度降低的主要原因。在实际区域性森林资源调查监测应用中,点云密度以大于0.5点·m⁻²为宜。

本研究中,最大点云密度为4.35点·m⁻²,所有稀疏密度点云均采用全密度点云生产的DEM进行高程归一化处理,各森林类型2个森林参数估测模型均采用相同结构式。当点云密度更大时,或不同稀疏密度点云均采用其相应地面点数据生产的DEM进行高程归一化处理时,或不同森林类型不同森林参数采用不同模型结构式进行估测时,点云密度对LiDAR变量和估测模型表现的影响有待进一步研究。

参 考 文 献

- 曹林,余光辉,代劲松,等. 2013. 激光雷达技术估测森林生物量的研究现状及展望. 南京林业大学学报(自然科学版), 37(3): 163-169.
- (Cao L, She G H, Dai J S, *et al.* 2013. Status and prospects of the LiDAR-based forest biomass estimation. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 37(3): 163-169. [in Chinese])
- 李春干,李振. 2021. 机载激光雷达大区域亚热带森林参数估测的普适性模型式. 林业科学, 57(10): 23-35.
- (Li C G, Li Z. 2021. Generalizing predictive models of sub-tropical forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. Scientia Silvae Sinicae, 57(10): 23-35. [in Chinese])
- 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.
- (Li Z Y, Liu Q W, Pang Y. 2016. Review on forest parameters inversion using LiDAR. Journal of Remote Sensing, 20(5): 1138-1150. [in Chinese])
- 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.
- (Pang Y, 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. [in Chinese])
- 曾伟生, 唐守正. 2011. 立木生物量方程的优度评价和精度分析. *林业科学*, 47(11): 106–113.
- (Zeng W S, Tang S Z. 2011. Goodness evaluation and precision analysis of tree biomass equations. *Scientia Silvae Sinicae*, 47(11): 106–113. [in Chinese])
- Ahmed R, Siqueira P, Hensley S. 2013. A study of forest biomass estimates from LiDAR in the northern temperate forests of New England. *Remote Sensing of Environment*, 130: 121–135.
- Bouvier M, Durrieu S, Fournier R A, *et al.* 2015. Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 156: 322–334.
- Chen Q, Vaglio Laurin G, Battles J J, *et al.* 2012. Integration of airborne LiDAR and vegetation types derived from aerial photography for mapping aboveground live biomass. *Remote Sensing of Environment*, 121: 108–117.
- Disney M I, Kalogirou V, Lewis P, *et al.* 2010. Simulating the impact of discrete-return LiDAR system and survey characteristics over young conifer and broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 114(7): 1546–1560.
- Drake J B, Knox R G, Dubayah R O, *et al.* 2003. Above-ground biomass estimation in closed canopy Neotropical forests using LiDAR remote sensing: factors affecting the generality of relationships. *Global Ecology and Biogeography*, 12(2): 147–159.
- Estornell J, Ruiz L A, Velázquez-Martí B, *et al.* 2011. Estimation of shrub biomass by airborne LiDAR data in small forest stands. *Forest Ecology and Management*, 262(9): 1697–1703.
- Estornell J, Ruiz L A, Velázquez-Martí B, *et al.* 2012. Estimation of biomass and volume of shrub vegetation using LiDAR and spectral data in a Mediterranean environment. *Biomass and Bioenergy*, 46: 710–721.
- Treitz P, Lim K, Woods M, *et al.* 2012. LiDAR sampling density for forest resource inventories in Ontario, Canada. *Remote Sensing*, 4(4): 830–848.
- García M, Riaño D, Chuvieco E, *et al.* 2010. Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 816–830.
- García M, Saatchi S, Ferraz A, *et al.* 2017. Impact of data model and point density on aboveground forest biomass estimation from airborne LiDAR. *Carbon Balance and Management*, 12(1): 1–18.
- Giannico V, Laforteza R, John R, *et al.* 2016. Estimating stand volume and above-ground biomass of urban forests using LiDAR. *Remote Sensing*, 8(4): 339.
- Gobakken T, Næsset E. 2008. Assessing effects of laser point density, ground sampling intensity, and field sample plot size on biophysical stand properties derived from airborne laser scanner data. *Canadian Journal of Forest Research*, 38(5): 1095–1109.
- Görgens E B, Packalen P, Silva A G P, *et al.* 2015. Stand volume models based on stable metrics as from multiple ALS acquisitions in *Eucalyptus* plantations. *Annals of Forest Science*, 72(4): 489–498.
- He C, Convertino M, Feng Z K, *et al.* 2013. Using LiDAR data to measure the 3D green biomass of Beijing urban forest in China. *PLoS One*, 8(10): e75920.
- Ioki K, Imanishi J, Sasaki T, *et al.* 2010. Estimating stand volume in broad-leaved forest using discrete-return LiDAR: plot-based approach. *Landscape and Ecological Engineering*, 6(1): 29–36.
- Jakubowski M K, Guo Q H, Kelly M. 2013. Tradeoffs between LiDAR pulse density and forest measurement accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 130: 245–253.
- Johnson K D, Birdsey R, Finley A O, *et al.* 2014. Integrating forest inventory and analysis data into a LiDAR-based carbon monitoring system. *Carbon Balance and Management*, 9(1): 1–11.
- Kellner J R, Armston J, Birrer M, *et al.* 2019. New opportunities for forest remote sensing through ultra-high-density drone LiDAR. *Surveys in Geophysics*, 40(4): 959–977.
- Kim Y, Yang Z Q, Cohen W B, *et al.* 2009. Distinguishing between live and dead standing tree biomass on the North Rim of Grand Canyon National Park, USA using small-footprint LiDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 113(11): 2499–2510.
- Latifi H, Fassnacht F E, Müller J Tharani, *et al.* 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.
- Li A H, Dhakal S, Glenn N, *et al.* 2017. LiDAR aboveground vegetation biomass estimates in shrublands: prediction, uncertainties and application to coarser scales. *Remote Sensing*, 9(9): 903.
- Lovell J L, Jupp D L B, Newnham G J, *et al.* 2005. Simulation study for finding optimal LiDAR acquisition parameters for forest height retrieval. *Forest Ecology and Management*, 214(1/2/3): 398–412.
- Magnussen S, Næsset E, Gobakken T. 2010. Reliability of LiDAR derived predictors of forest inventory attributes: a case study with Norway spruce. *Remote Sensing of Environment*, 114(4): 700–712.
- Maltamo M, Bollandsås O M, Gobakken T, *et al.* 2016. Large-scale prediction of aboveground biomass in heterogeneous mountain forests by means of airborne laser scanning. *Canadian Journal of Forest Research*, 46(9): 1138–1144.
- Mascaro J, Detto M, Asner G P, *et al.* 2011. Evaluating uncertainty in mapping forest carbon with airborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment*, 115(12): 3770–3774.
- McRoberts R E, Tomppo E O, Næsset E. 2010. Advances and emerging issues in national forest inventories. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 25(4): 368–381.
- Montealegre A L, Lamelas M T, de la Riva J, *et al.* 2016. Use of low point density ALS data to estimate stand-level structural variables in Mediterranean Aleppo pine forest. *Forestry: an International Journal of Forest Research*, 89(4): 373–382.
- Næsset E. 2004a. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 19(2): 164–179.
- Næsset E. 2004b. Effects of different flying altitudes on biophysical stand properties estimated from canopy height and density measured with a small-footprint airborne scanning laser. *Remote Sensing of Environment*, 91(2): 243–255.
- Ota T, Kajisa T, Mizoue N, *et al.* 2015. Estimating aboveground carbon using

- airborne LiDAR in Cambodian tropical seasonal forests for REDD+ implementation. *Journal of Forest Research*, 20(6): 484–492.
- Parker R C, Glass P A. 2004. High- versus low-density LiDAR in a double-sample forest inventory. *Southern Journal of Applied Forestry*, 28(4): 205–210.
- Pearse G D, Dash J P, Persson H J, *et al.* 2018. Comparison of high-density LiDAR and satellite photogrammetry for forest inventory. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 142: 257–267.
- Raber G T, Jensen J R, Hodgson M E, *et al.* 2007. Impact of LiDAR nominal post-spacing on DEM accuracy and flood zone delineation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 73(7): 793–804.
- Renslow M S, Greefield P, Guay T. 2000. Evaluation of multi-return LiDAR for forestry applications. Report Prepared for the Inventory and Monitoring Steering Committee of the USDA Forest Service. US Department of Agriculture Forest Service-Engineering. Remote Sensing Applications Center, November 2000. RSAC-2060/4810-LSP-0001-RPT1.
- Ruiz L A, Hermosilla T, Mauro F, *et al.* 2014. Analysis of the influence of plot size and LiDAR density on forest structure attribute estimates. *Forests*, 5(5): 936–951.
- Singh K K, Chen G, McCarter J B, *et al.* 2015. Effects of LiDAR point density and landscape context on estimates of urban forest biomass. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101: 310–322.
- Singh K K, Chen G, Vogler J B, *et al.* 2016. When big data are too much: effects of LiDAR returns and point density on estimation of forest biomass. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7): 3210–3218.
- Straub C, Tian J J, Seitz R, *et al.* 2013. Assessment of Cartosat-1 and WorldView-2 stereo imagery in combination with a LiDAR-DTM for timber volume estimation in a highly structured forest in Germany. *Forestry: an International Journal of Forest Research*, 86(4): 463–473.
- Strunk J, Temesgen H, Andersen H E, *et al.* 2012. Effects of LiDAR pulse density and sample size on a model-assisted approach to estimate forest inventory variables. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 38(5): 644–654.
- Tesfamichael S G, Ahmed F B, Van Aardt J A N. 2010. Investigating the impact of discrete-return LiDAR point density on estimations of mean and dominant plot-level tree height in *Eucalyptus grandis* plantations. *International Journal of Remote Sensing*, 31(11): 2925–2940.
- Thomas V, Treitz P, McCaughey J H, *et al.* 2006. Mapping stand-level forest biophysical variables for a mixedwood boreal forest using LiDAR: an examination of scanning density. *Canadian Journal of Forest Research*, 36(1): 34–47.
- Vauhkonen J, Ørka H O, Holmgren J, *et al.* 2013. Tree species recognition based on airborne laser scanning and complementary data sources. *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning*. Dordrecht: Springer Netherlands, 135–156.
- Watt M S, Meredith A, Watt P, *et al.* 2014. The influence of LiDAR pulse density on the precision of inventory metrics in young unthinned Douglas-fir stands during initial and subsequent LiDAR acquisitions. *New Zealand Journal of Forestry Science*, 44: 18.
- Watt P, Watt M S. 2013. Development of a national model of *Pinus radiata* stand volume from LiDAR metrics for New Zealand. *International Journal of Remote Sensing*, 34(16): 5892–5904.
- Xu C, Manley B, Morgenroth J. 2018. Evaluation of modelling approaches in predicting forest volume and stand age for small-scale plantation forests in New Zealand with RapidEye and LiDAR. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 73: 386–396.
- Zeng W S, Fu L Y, Xu M, *et al.* 2018. Developing individual tree-based models for estimating aboveground biomass of five key coniferous species in China. *Journal of Forestry Research*, 29(5): 1251–1261.
- Zhao K, Popescu S, Nelson R. 2009. LiDAR remote sensing of forest biomass: a scale-invariant estimation approach using airborne lasers. *Remote Sensing of Environment*, 113(1): 182–196.
- Zolkos S G, Goetz S J, Dubayah R. 2013. A meta-analysis of terrestrial aboveground biomass estimation using LiDAR remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 128: 289–298.

(责任编辑 石红青)