

DOI:10.12403/j.1001-1498.20230242

点云密度对无人机激光雷达森林参数估测精度的影响

周梅¹, 李春干^{2*}, 李振³, 余铸³

(1. 广西大学计算机与电子信息学院, 广西南宁 530004; 2. 广西大学林学院, 广西南宁 530004;
3. 广西林业勘测设计院, 广西南宁 530011)

摘要: [目的] 点云密度是影响无人机激光雷达数据获取和预处理成本和效率的关键因素, 探明点云密度对林分尺度无人机激光雷达森林参数估测精度的影响, 有助于优化无人机激光雷达森林应用技术方案。[方法] 以马尾松、桉树人工林为研究对象, 采用百分比重采样方法, 对密度为 247 点·m⁻² 的原始点云按 40%、20%、8%、4% 和 2% 的比例降低点云密度, 得到 1 个全密度原始点云数据集和 5 个稀疏密度点云数据集; 每个数据集独立进行点云分类、地面点滤波和数字高程模型生成、点云高度归一化等预处理并提取激光雷达变量; 对于同一森林类型的同一个森林参数(林分蓄积量、断面积、平均高和平均直径)的估测, 各个数据集都采用相同的乘幂模型结构式进行模型拟合, 然后比较分析模型优度统计指标的差异, 包括: 决定系数 (R^2), 相对根方根误差 ($rRMSE$) 和平均预报误差 (MPE); 采用配对样本 t 检验方法对各个数据集的森林参数估测结果和激光变量的差异进行统计分析。[结果] 当点云密度分别稀疏至 100、50、...、5 点·m⁻² 时, 各个森林参数估测模型的精度保持基本一致; 各个稀疏密度点云数据集的森林参数估测值的均值与原始点云数据集的估测值的均值不存在显著性差异 ($p \geq 0.05$); 各个稀疏密度点云数据集激光变量的均值和原始点云数据集激光变量的均值基本上不存在显著性差异 ($p > 0.05$)。[结论] 在无人机激光雷达森林资源调查监测应用中, 点云密度可低至 5 点·m⁻²。然而, 本试验结果仍需通过不同飞行高度获取不同密度点云数据予以验证。

关键词: 林分蓄积量; 断面积; 平均高; 平均直径; UAV-LiDAR 变量; 乘幂模型

中图分类号: S757.2

文献标识码: A

文章编号: 1001-1498(2024)02-0039-09

机载激光雷达已经成为当前森林资源调查的强大工具^[1]。自 Jaakkola 等于 2009 年开展第一次无人机 (UAV) 激光雷达 (LiDAR) 森林应用试验^[2] 以来, 随着自动驾驶车用激光扫描仪的发展, 国内外已经开发了大量商用的、可搭载于轻型无人机的轻量级激光雷达系统^[3-4]。这些激光扫描仪大多可以测量 250 m 范围内的物体, 并具有较高的测距精度 (≤ 5 cm), 能够较为准确地提取森林冠层高度和其他森林参数^[4]。并且, 无人机激光雷达具有使用

简单灵活、费用低、易重复等优势, 在小区域森林资源、森林健康、森林火灾、造林成效等调查监测中得到大量应用^[5]。

传感器技术的发展极大地改善了机载激光雷达的数据精度。离散激光雷达系统产生的点云密度和回波数量呈指数增加的趋势^[6-7], 可以提取枝条等十分详细的树冠结构信息^[8]。一些传感器 (如 Riegl Q680i 和 YellowScan Mapper 等) 的点云密度达到了 30~40 点·m⁻²^[9-10]。在以直升飞机为平台进行低

收稿日期: 2023-06-07 修回日期: 2023-07-26

基金项目: 广西林业科技推广示范项目“桉树人工林全分生长无人机精准快速监测与调控技术推广与示范 (GL2020KT02)”; 广西壮族自治区林业勘测设计院科研业务费专项“无人机森林调查监测”(GXLKYKJ202201)

* 通讯作者: 李春干, 教授, 博士。研究方向: 林业遥感与空间信息、森林资源监测与管理。E-mail: gxali@126.com

空飞行和窄扫描角的情况下, 激光雷达的点云密度可以高达每平方米上千个甚至数千个^[10-11], 能够极为精确地刻画林木的枝、干结构, 达到可以取代地基激光雷达和地面调查的程度^[3]。有研究表明, 点云密度越大, 激光雷达提供的信息越丰富, 林分林木参数估测精度越高^[12]。与机载激光雷达相比, 无人机激光雷达的点云密度更高, 一般达 200 点·m⁻² 以上^[13-14]。然而, 无论是机载激光雷达还是无人机激光雷达, 数据获取与预处理费用和效率是应用中必须考虑的问题。点云密度与飞行高度、速度、航线重叠率等密切相关, 是影响数据获取和预处理成本和效率最重要的因素。因此, 探明适宜的点云密度, 对于无人机激光雷达森林应用十分重要。研究目的和背景不同, 所需的点云密度亦不相同。有研究表明: 在提取火炬松 (*Pinus taeda* L) 人工林单木树高时, 当点云密度 ≥ 50 点·m⁻² 时, 根方根误差 (RMSE) 和标准差才趋于稳定^[15]。也有研究表明, 对于孤立木, 当点云密度由 8 点·m⁻² 增加至 62 点·m⁻² 时, 树高提取的标准差由 0.26 m 减少至 0.15 m^[5]。Peng 等^[16] 对陆均松 (*Dacrydium pierrei* de Laub) 林分单木树高提取的研究表明, 当点云密度分别由 12 点·m⁻² 增加到 17 点·m⁻²、17 点·m⁻² 增加到 108 点·m⁻² 时, 均方根误差分别减少了 6.92% 和 0.99%, 说明点云密度 17 点·m⁻² 可满足陆均松树高提取需要。有关无人机激光雷达点云密度对林分(样地)尺度森林参数估测精度影响的研究报道很少, 仅见的公开发表论文是 Sumnall 等对火炬松人工林叶面积指数 (LAI) 的研究。他们指出: 当点云密度高于 0.5 点·m⁻² 时, 样地尺度 LAI 估测精度基本上不受点密度变化的影响^[15]。显然, 有关点云密度对无人机激光雷达林分尺度森林参数估测的影响, 仍需要进行更多的试验, 以确定适宜的点云密度, 为无人机激光雷达森林资源调查监测技术方案优化提供技术支持。

本研究的目的是评估点云密度对无人机激光雷达森林参数估测精度的影响, 为林分尺度无人机激光雷达森林调查监测应用的技术方案设计提供参考依据。为此, 在一个小区域人工林区获取了无人机激光雷达数据, 并在马尾松林和桉树林中进行了样地调查。试验的具体目标包括: (1) 探明密度点云对林分尺度无人机激光雷达森林参数估测精度的影响; (2) 分析不同密度点云的无人机激光雷达变量的差异。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

本试验在广西南宁市北部的国有高峰林场界牌、东升分场进行。试验区为一个呈东北—西南走向的近矩形区域, 中心地理位置为 22°58'33" N, 108°23'45" E, 长 11.2 km, 宽 4.2 km, 面积约 4 770 hm²。研究区内森林几乎全部为人工林, 其中: 杉木 (*Cunninghamia lanceolata* (Lamb.) Hook.) 林、松树林、桉树林和一般阔叶林分别占森林面积的 10.0%、14.8%、46.8% 和 26.1%。桉树林主要为尾叶桉 (*Eucalyptus urophylla* S. T. Blake) 和巨尾桉 (*E. grandis* W. Hill ex Maiden × *E. urophylla*) 林, 全为同龄纯林; 松树林主要为马尾松 (*Pinus massoniana* Lamb.) 林, 约三分之一为异龄混交林 (与阔叶树、杉木混交), 其余为纯林。

1.2 样地数据

本研究对象为马尾松林和桉树林。2022 年 3 月在试验区内分别设置马尾松林、桉树林样地 33 个和 35 个。样地面积为 30 m × 20 m, 分为 4 个面积为 15 m × 10 m 的亚样地。采用千寻星矩 SR6 网络惯导 RTK-GNSS 接收机 (上海千寻位置网络有限公司) 进行样地和亚样地测设。全部样地的角点坐标均可采集到固定解, 样地定位精度满足样地数据与 UAV-LiDAR 数据空间配准要求。对样地内直径 ≥ 5.0 cm 的林木进行每木检尺, 并记录树种 (组) 名称。根据样木的直径分布, 按均匀分布原则选取 5~7 个径级, 每个径级选取 3~4 株样木, 采用超声波测高仪 (Haglöf VERTEX IV) 测量树高。每个样地测量 20~21 株优势树种的树高, 用于建立直径-树高模型, 以计算样木的树高。对于样地内的杉木和阔叶树样木, 采用 2016 年同区域样地调查材料建立的相应树种的直径-树高模型计算树高。采用广西立木二元材积表计算样木材积。研究区中马尾松林幼、中龄林很少, 样地中以成过熟林居多。样地基本情况见表 1。

1.3 无人机激光雷达数据

2022 年 3 月采用深圳飞马机器人科技有限公司生产的飞马 D2000 四旋翼无人机系统获取 LiDAR 点云数据。该系统集成了激光测距、全球导航卫星系统 (GNSS) 和惯性导航系统 (IMS)。激

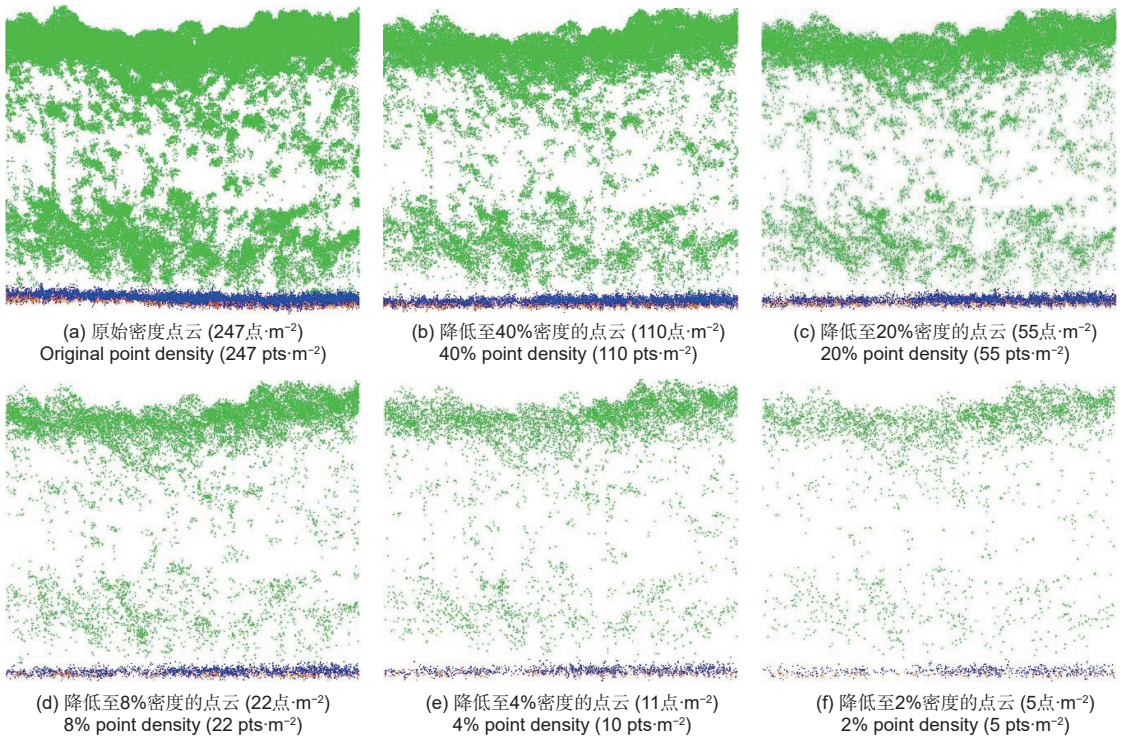


图 1 按百分比抽取的不同密度的样地尺度无人机激光雷达点云垂直分布

Fig. 1 Vertical distribution of point cloud of a plot of percentage-based UAV-LiDAR data reduction

表 1 样地基本情况

Table 1 Summary statistics of the field plot

| 森林类型 Forest type | 样地数量 Number of plot | 林木密度 Stem density/ (株·hm ⁻²) | 平均直径 Average DBH | | 平均高 Average height | | 断面积 Basal area | | 蓄积量 Stand volume | |
|--------------------------|------------------------|--|----------------------------|------|-----------------------|------|--|------|--|------|
| | | | 均值 Mean/cm | CV/% | 均值 Mean/m | CV/% | 均值 Mean/(m ² ·hm ⁻²) | CV/% | 均值 Mean/(m ³ ·hm ⁻²) | CV/% |
| | | | 马尾松林 Masson pine forest | 33 | 717~2 233 | 26.2 | 24.6 | 17.5 | 26.2 | 32.9 |
| 桉树林 Eucalyptus forest | 35 | 1 067~3 450 | 11.1 | 28.0 | 15.2 | 30.6 | 18.3 | 53.9 | 150.6 | 65.3 |

光雷达传感器为 D-LiDAR2000。工作波长为 905 nm, 发散角 $0.03^{\circ}H \times 0.28^{\circ}V$, 点频 $240 \text{ kpts}\cdot\text{s}^{-1}$, 回波数为 3 回波, 最大测程 320 m, 测距精度 $\pm 2 \text{ cm}$ 。标称定位定姿系统 (POS) 定位精度: 水平 2 cm, 垂直 3 cm, 横滚/俯仰精度 0.006° , 航向角精度 0.03° 。GNSS 和惯导数据更新频率分别为 20 Hz 和 200 Hz。仿地飞行, 相对航高 200 m, 航速 $6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。共飞行了 40 架次, 约 22 h。激光点云平均密度约 $247 \text{ 点}\cdot\text{m}^{-2}$ 。

2 方法

2.1 点云抽稀

有多种降低激光雷达点云密度的方法, 如: 百分比法^[17-18], 以 GNSS 时间为基础的系统抽样法^[1], 随机抽样法^[12], 间隔距离法^[19]。在本试验

中, 采用美国 Boise 中心航空航天实验室研制的点云百分比重采样工具^[20]对原始点云 ($247 \text{ 点}\cdot\text{m}^{-2}$) 进行点云抽稀, 该工具从每个回波的等高点中按总点数的百分比随机选取保留点云。将原始密度点云分别降低至 40%、20%、8%、4% 和 2%, 得到 5 个稀疏密度点云数据集, 平均密度分别为 110、55、22、11、5 $\text{点}\cdot\text{m}^{-2}$ 。不同密度的样地尺度点云分布见图 1。

采用 TerraSolid 软件对各个点云数据集进行独立预处理, 包括: 将点云分类为地面点和植被点, 采用渐进式不规则三角网 (TIN) 加密滤波算法生产数字高程模型 (DEM)。采用 DEM 对点云进行高程归一化处理, 以消除地形影响。采用归一化点云数据, 分别提取 15 个激光雷达变量, 包括: 25%、50%、75% 和 95% 分位数高度 (hp25、

hp50、hp75 和 hp95), 点云最大高 (Hmax)、平均高 (Hmean), 点云高度的标准差 (Hstd) 和变动系数 (Hcv); 25%、50% 和 75% 分位数密度 (dp25、dp50 和 dp75), 修正的郁闭度 (CC)^[21]; 叶面积密度的均值 (LADmean)、标准差 (LADstd) 和变动系数 (LADcv)^[22]。以上 15 个变量可分为 3 组: 高度变量、密度变量和垂直结构变量, 每组变量从不同的角度对森林冠层的三维结构进行刻画。

2.2 点云密度对森林参数估测精度影响分析

为使所建立的模型符合森林计测学原理并具有良好的可解释性, 采用 10 个 UAV-LiDAR 变量 (hp95、Hmean、Hstd、Hcv、dp50、dp75、CC、LADmean、LADstd 和 LADcv), 通过有规则的穷举法变量组合方法^[23-24], 得到 44 个模型结构式, 用于林分蓄积量 (VOL)、断面积 (BA)、平均高 (H) 和平均直径 (DBH) 估测。采用原始密度点云数据集, 分别对 44 个模型结构式进行拟合, 通过 3 个优度统计指标评价模型拟合效果, 包括: 决定系数 (R^2)、相对根方根误差 ($rRMSE$) 和平均预估误差 (MPE)^[25]。以 $rRMSE$ 最小为标准确定最优模型, 得到 2 个森林类型 4 个森林参数估测的最优模型, 见表 2。

对于 5 个稀疏密度点云数据集, 分别采用表 2 的结构式进行模型拟合, 得到各个稀疏密度点云数据集的森林参数估测最优模型。本试验的目的是分析森林参数估测精度的点云密度效应, 故不考虑样地数据的异方差, 也不作模型检验, 只将它们的优度统计指标与表 2 进行比较。UAV-LiDAR 变量提取、模型拟合均采用 Python 软件 (版本 3.7.5) 进行。

采用配对样本 t 检验方法, 分析各个稀疏密度点云数据集和原始密度点云数据集的森林参数估测值均值的差异。

2.3 不同点云密度激光雷达变量的差异分析

采用配对样本 t 检验方法, 分析各个稀疏密度点云数据集和原始密度点云数据集 15 个激光雷达变量均值的差异。

3 结果

3.1 不同点云密度森林参数估测精度的差异

各个稀疏密度点云数据集和原始密度点云数据集的森林参数估测模型的拟合效果十分接近, 各个优度统计指标与随着点云密度的变化并未表现出有规律的变化 (表 2, 表 3), 说明点云密度对森林参数估测精度不产生明显的影响。

各稀疏密度点云数据集森林参数估测结果与原始密度点云数据集森林参数估测结果的配对样本 t 检验结果表明: 2 个森林类型的 4 个森林参数估测值的均值都不存在显著性差异 ($p \geq 0.05$)。

将各个数据集的估测值与实测值进行比较, 可以看出各个森林参数的估测值均随机分布于 1:1 直线的两侧 (图 2), 暗示着模型残差呈随机分布。

3.2 不同点云密度激光变量的差异

各个稀疏密度点云数据集与原始密度点云数据集之间, 同一激光变量的差值的均值都很小, 接近于 0, 它们的标准差也很小, 但一般比均值大一个数量级 (表 4)。配对样本 t 检验结果表明: 除桉树林的 Hstd 和 Hcv 的均值在点云密度 20、50 和 100 点·m⁻² 存在有规律性的显著性差异 ($p < 0.05$) 外, 虽然其他少数变量的均值在少数密度也存在显

表 2 由原始密度点云数据集得到的最优森林参数估测模型及优度统计指标

Table 2 The best models for estimating forest inventory attributes using original density dataset of point clouds and their goodness-of-fit statistics

| 森林类型 Forest type | 森林参数 Attribute | 模型 Models | R^2 | $rRMSE/\%$ | $MPE/\%$ |
|---------------------|-------------------|---|-------|------------|----------|
| 马尾松林 Masson pine | VOL | $VOL_{Pine} = 4.678 5Hmean^{1.485 4} CC^{-0.510 0} LADstd^{0.276 0} Hstd^{0.106 0} dp75^{-0.010 58}$ | 0.813 | 12.97 | 4.81 |
| | BA | $BA_{Pine} = 5.538 0Hmean^{0.737 4} CC^{-0.443 2} LADstd^{0.208 7} HSstd^{0.060 30} dp50^{0.203 4}$ | 0.676 | 13.12 | 4.86 |
| | H | $H_{Pine} = 0.429 0hp^{1.023 2} CC^{0.706 5} LADcv^{0.055 65} Hcv^{-0.359 0} dp75^{-0.928 7}$ | 0.676 | 14.69 | 5.44 |
| | DBH | $DBH_{Pine} = 3.877 4hp^{0.620 8} CC^{-0.605 6} LADcv^{-0.353 3} Hcv^{-0.084 60} dp75^{0.060 19}$ | 0.546 | 16.36 | 6.06 |
| 桉树林 Eucalyptus | VOL | $VOL_{Eucalyptus} = 3.895 5hp95^{1.311 5} CC^{1.620 3} LADcv^{0.591 5} Hstd^{0.083 83} dp50^{-0.020 20}$ | 0.966 | 11.50 | 4.19 |
| | BA | $BA_{Eucalyptus} = 3.076 1hp95^{0.781 4} CC^{1.514 9} LADcv^{0.510 0} Hcv^{0.107 5} dp75^{0.045 61}$ | 0.917 | 14.33 | 5.22 |
| | H | $H_{Eucalyptus} = 2.467 8hp95^{0.670 5} CC^{-0.067 13} LADcv^{0.121 0} Hcv^{0.047 33} dp50^{-0.041 90}$ | 0.922 | 8.12 | 2.96 |
| | DBH | $DBH_{Eucalyptus} = 1.379 8hp95^{0.727 3} CC^{0.127 9} LADmean^{-0.053 60} Hcv^{0.032 93} dp75^{-0.062 12}$ | 0.945 | 6.13 | 2.23 |

表 3 各个稀疏密度点云数据集森林参数估测模型的拟合效果

Table 3 Fitting statistics of models for estimating forest inventory attributes with various reduced point density datasets

| 森林类型 Forest type | 参数 Attribute | 优度统计指标 Goodness-of-fit statistic | 100点(pts)·m ⁻² | 50点(pts)·m ⁻² | 20点(pts)·m ⁻² | 10点(pts)·m ⁻² | 5点(pts)·m ⁻² |
|---------------------|-----------------|-------------------------------------|---------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|-------------------------|
| 马尾松林 Masson pine | VOL | R ² | 0.832 | 0.848 | 0.840 | 0.812 | 0.847 |
| | | rRMSE/% | 12.22 | 11.71 | 12.02 | 13.02 | 11.73 |
| | | MPE/% | 4.70 | 4.34 | 4.45 | 4.82 | 4.35 |
| | BA | R ² | 0.690 | 0.716 | 0.717 | 0.693 | 0.733 |
| | | rRMSE/% | 12.55 | 12.29 | 12.27 | 12.78 | 11.92 |
| | | MPE/% | 4.83 | 4.55 | 4.55 | 4.73 | 4.42 |
| | H | R ² | 0.685 | 0.736 | 0.729 | 0.718 | 0.701 |
| | | rRMSE/% | 9.99 | 13.25 | 13.43 | 13.69 | 14.11 |
| | | MPE/% | 3.84 | 4.91 | 4.97 | 5.07 | 5.23 |
| | DBH | R ² | 0.550 | 0.484 | 0.507 | 0.450 | 0.435 |
| | | rRMSE/% | 16.74 | 17.44 | 17.05 | 18.00 | 18.24 |
| | | MPE/% | 6.44 | 6.46 | 6.32 | 6.67 | 6.76 |
| 桉树林 Eucalyptus | VOL | R ² | 0.966 | 0.965 | 0.959 | 0.959 | 0.959 |
| | | rRMSE/% | 11.51 | 11.67 | 12.58 | 12.58 | 12.58 |
| | | MPE/% | 4.43 | 4.25 | 4.58 | 4.58 | 4.58 |
| | BA | R ² | 0.898 | 0.906 | 0.898 | 0.898 | 0.898 |
| | | rRMSE/% | 16.06 | 15.28 | 15.87 | 15.87 | 15.87 |
| | | MPE/% | 6.17 | 5.56 | 5.78 | 5.78 | 5.78 |
| | H | R ² | 0.906 | 0.925 | 0.924 | 0.924 | 0.924 |
| | | rRMSE/% | 9.05 | 7.96 | 7.99 | 7.99 | 7.99 |
| | | MPE/% | 3.48 | 2.90 | 2.91 | 2.91 | 2.91 |
| | DBH | R ² | 0.950 | 0.948 | 0.937 | 0.937 | 0.937 |
| | | rRMSE/% | 6.05 | 5.97 | 6.55 | 6.55 | 6.55 |
| | | MPE/% | 2.33 | 2.17 | 2.38 | 2.38 | 2.38 |

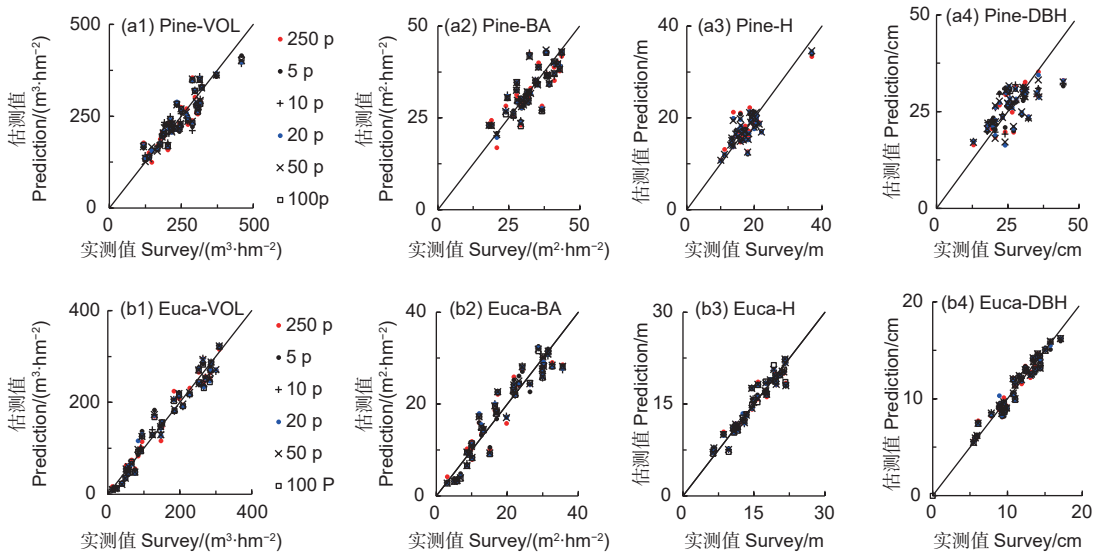


图 2 森林参数估测值和实测值比较 (250p, 100p, 50p, 20p, 10p 和 5p 分别表示点云密度为 250, 100, 50, 20, 10 和 5 点·m⁻²)

Fig. 2 Scatterplots of survey VOL versus predicted VOL (a1, b1), survey BA versus predicted BA (a2, b2) and survey H versus predicted H (a3, b3) of the pine and eucalyptus forests. The 250p, 100p, 50p, 20p, 10p and 5p represent the point density of 250, 100, 50, 20, 10 and 5 pts·m⁻², respectively

表4 稀疏密度点云数据集与原始密度点云数据集的LIDAR变量差值的均值和标准差及其t检验结果

Table 4 Mean and stand deviation (SD) for the differences of LiDAR-derived metrics between the original point density (247 pts·m⁻²) and various reduced point densities (100, 50, 20, 10, 5 pts·m⁻²) of two forest types and the result of paired t-test

| 点云密度 Point density (点·m ⁻²) | 森林类型 Forest type | 统计指标 Statistic | hp25 | hp50 | hp75 | hp95 | Hmax | Hmean | Hstd | Hcv | dp25 | dp50 | dp75 | CC | LADmean | LADstd | LADcv |
|--|---------------------|-------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|----------|
| 5vs.250 | 马尾松林 Masson pine | 均值 Mean | -0.038ns | 0.002ns | 0.017ns | 0.052ns | -0.237ns | 0.001ns | 0.019ns | 0.001ns | 0.002ns | 0.000ns | 0.028* | 0.000ns | 0.033ns | 0.035ns | 0.049ns |
| | | 标准差 SD | 0.471 | 0.483 | 0.448 | 0.499 | 0.708 | 0.426 | 0.131 | 0.008 | 0.012 | 0.020 | 0.069 | 0.007 | 0.113 | 0.125 | 0.362 |
| | 桉树林 Eucalyptus | 均值 Mean | 0.129ns | 0.131ns | 0.129ns | 0.159* | -0.085ns | 0.112ns | 0.072* | 0.005ns | 0.002ns | 0.004ns | 0.012ns | 0.006ns | 0.032* | 0.057ns | 0.019ns |
| | | 标准差 SD | 0.641 | 0.482 | 0.423 | 0.453 | 1.443 | 0.390 | 0.174 | 0.023 | 0.030 | 0.027 | 0.065 | 0.041 | 0.085 | 0.278 | 0.259 |
| 10vs.250 | 马尾松林 Masson pine | 均值 Mean | 0.028ns | -0.015ns | -0.014ns | 0.040ns | -0.068ns | 0.012ns | -0.015ns | -0.002ns | 0.004ns | -0.001ns | 0.011ns | 0.000ns | 0.008ns | 0.025ns | 0.055ns |
| | | 标准差 SD | 0.418 | 0.454 | 0.453 | 0.481 | 1.040 | 0.422 | 0.088 | 0.009 | 0.014 | 0.024 | 0.078 | 0.008 | 0.045 | 0.097 | 0.287 |
| | 桉树林 Eucalyptus | 均值 Mean | 0.000ns | 0.099ns | 0.071ns | 0.067ns | -0.191ns | 0.045ns | 0.052ns | 0.005ns | 0.001ns | 0.005ns | 0.017** | -0.002ns | 0.019ns | 0.052ns | 0.053ns |
| | | 标准差 SD | 0.584 | 0.452 | 0.466 | 0.493 | 0.688 | 0.404 | 0.175 | 0.016 | 0.025 | 0.020 | 0.030 | 0.024 | 0.082 | 0.277 | 0.337 |
| 20vs.250 | 马尾松林 Masson pine | 均值 Mean | -0.038ns | -0.024ns | -0.036ns | 0.014ns | -0.163ns | -0.025ns | 0.001ns | 0.000ns | 0.002ns | -0.001ns | 0.014ns | 0.000ns | 0.006ns | 0.012ns | 0.021ns |
| | | 标准差 SD | 0.424 | 0.450 | 0.435 | 0.446 | 0.615 | 0.408 | 0.099 | 0.008 | 0.013 | 0.015 | 0.050 | 0.006 | 0.040 | 0.090 | 0.224 |
| | 桉树林 Eucalyptus | 均值 Mean | -0.025ns | 0.111ns | 0.112ns | 0.125ns | 0.000ns | 0.047ns | 0.094** | 0.008** | -0.002ns | -0.002ns | 0.005ns | 0.000ns | 0.007ns | 0.036ns | 0.043ns |
| | | 标准差 SD | 0.594 | 0.428 | 0.429 | 0.522 | 0.850 | 0.391 | 0.167 | 0.014 | 0.020 | 0.026 | 0.051 | 0.021 | 0.041 | 0.192 | 0.262 |
| 50vs.250 | 马尾松林 Masson pine | 均值 Mean | -0.017ns | -0.051ns | -0.047ns | -0.012ns | -0.118ns | -0.034ns | -0.011ns | 0.000ns | 0.004ns | -0.002ns | 0.004ns | 0.000ns | 0.004ns | 0.021ns | 0.029ns |
| | | 标准差 SD | 0.404 | 0.446 | 0.436 | 0.468 | 0.618 | 0.406 | 0.088 | 0.006 | 0.015 | 0.015 | 0.058 | 0.006 | 0.035 | 0.145 | 0.215 |
| | 桉树林 Eucalyptus | 均值 Mean | -0.009ns | 0.084ns | 0.081ns | 0.056ns | -0.051ns | 0.030ns | 0.067** | 0.006** | -0.004ns | -0.001ns | 0.007ns | -0.006ns | -0.005ns | 0.004ns | 0.031ns |
| | | 标准差 SD | 0.558 | 0.434 | 0.443 | 0.487 | 0.614 | 0.395 | 0.159 | 0.014 | 0.020 | 0.018 | 0.027 | 0.039 | 0.038 | 0.030 | 0.165 |
| 100vs.250 | 马尾松林 Masson pine | 均值 Mean | -0.005ns | -0.038ns | -0.059ns | -0.029ns | -0.051ns | -0.031ns | -0.024ns | -0.001ns | 0.001ns | -0.001ns | -0.002ns | -0.001ns | -0.005ns | -0.006* | -0.002ns |
| | | 标准差 SD | 0.399 | 0.436 | 0.438 | 0.467 | 0.529 | 0.403 | 0.093 | 0.005 | 0.006 | 0.009 | 0.050 | 0.005 | 0.022 | 0.015 | 0.043 |
| | 桉树林 Eucalyptus | 均值 Mean | -0.064ns | 0.060ns | 0.045ns | 0.015ns | -0.074ns | 0.002ns | 0.055* | 0.006* | -0.005ns | -0.005ns | 0.007ns | -0.003ns | 0.003ns | 0.001ns | 0.005ns |
| | | 标准差 SD | 0.569 | 0.425 | 0.442 | 0.473 | 0.528 | 0.395 | 0.145 | 0.012 | 0.019 | 0.020 | 0.030 | 0.021 | 0.040 | 0.026 | 0.077 |

注: *, **和***分别表示 $p<0.05$, $p<0.01$ 和 $p<0.001$ 时存在显著性差异, ns表示 $p\geq 0.05$ 时不存在显著性差异; SD为标准差。
Note: Level of significance: * $p<0.05$; ** $p<0.01$; *** $p<0.001$; ns=not significant ($p\geq 0.05$); SD=standard derivation.

著性差异 ($p < 0.05$), 但它们不具规律性。总体而言, 即使点云密度降低至 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$, 它们的激光变量的均值与点云密度为 $247 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 的激光变量的均值不存在显著性差异。

随着点云密度的降低, 部分变量差值的均值呈增大的趋势, 另一部分变量差值的均值则呈无规律的变化, 但大部分变量差值的标准差均呈缓慢增大的趋势(表4)。

以上说明, 即使密度由 $247 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 降低至 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$, 激光点云的水平分布特征基本一致, 亦即不同密度点云对林分冠层三维结构的刻画效果基本相同。

4 讨论

由于飞行高度低、速度慢, 无人机激光雷达的点云密度一般都较大, 通常为 $200 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 以上^[13-15], 数据量庞大。因此, 无人机激光雷达数据获取和预处理的费用较高(本试验为 $3\ 000 \text{ 元} \cdot \text{hm}^{-2}$)。本试验的数据获取共飞行了 40 架次, 耗时约 22 h, 数据量超过 30 GB, 数据获取和预处理效率较低。因此, 在满足需要的前提下, 降低点云密度, 减少数据获取和预处理成本, 提高工作效率, 是无人机激光雷达森林资源调查监测应用面临的一个重要问题。

本试验结果表明, 即使点云密度低至 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$, 森林参数的估测精度几乎不受影响。其原因可能是: 在采用百分比进行点云密度稀疏时, 保留点云是从每个回波的等高点中按总点数的百分比随机选取的, 尽管整个 UAV-LiDAR 瓦片和样地的点间距及点密度不同, 但各个瓦片和样地的采样效果几乎是一致的^[17]。由于稀疏密度点云与原始点云的空间分布特征基本一致^[18], 由稀疏密度点云提取的激光变量的均值和原始点云提取的激光变量的均值没有显著性差异(表4), 从而使得稀疏密度点云数据集和原始密度点云数据集的森林参数估测结果基本相同。根据本试验的结果, 在林分尺度无人机激光雷达森林资源调查监测应用中, 点云密度可低至 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 。此时, 数据获取和预处理费用可比原始密度的数据获取和预处理费用降低一半左右。

点云密度对机载激光雷达森林参数估测精度影响的研究较为全面和深入^[26-28]。一般认为, 点云密度 $1 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 可满足森林参数估测需要^[29], 甚至有

研究认为, 当点云密度降低至 $0.035 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 时, 森林参数估测精度不受影响^[30]。挪威大面积森林资源调查应用的点云密度为 $0.7 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 左右^[31]。由于无人机的飞行高度较低、速度较慢, 当激光雷达点云密度低于 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 时, 其技术经济可行性有待于进一步的研究。飞行高度是决定点云获取效率最关键的因素。有研究表明, 同一传感器 (ALTM 1233) 采用相同的脉冲重复频率 (50kHz) 在 1 100 m 和 2 000 m 获取不同密度 (1.4 和 $1.2 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$) 的机载激光雷达数据中, hp50、Hmean、Hcv 和 dp50 存在显著性差异 ($p > 0.05$), hp10、hp90、Hmax、dp10 和 dp90 不存在显著性差异, 林分蓄积量和平均高估计值的平均相差分别为 10.7% 和 2.5%^[32]。对于无人机而言, 同一传感器在设置相同的扫描角时, 不同飞行高度获取的点云密度不同, 这些点云数据是否具有相同的空间分布特征? 亦即是否如一些研究者指出的那样, 百分比采样能够真实地模拟了在不同飞行高度获得的 LiDAR 数据^[16]? 是否具有相近的森林参数估测精度? 仍有待于进一步的研究。

5 结论

本研究采用百分比采样将原始点云进行稀疏, 通过乘幂模型分析了点云密度对林分尺度无人机激光雷达森林参数估测精度的影响。当点云密度由 $247 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 降低 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$ 时, 马尾松和桉树人工林的森林参数估测精度不受影响。

各个稀疏密度点云 (100 、 50 、 20 、 10 、 $5 \text{ 点} \cdot \text{m}^{-2}$) 数据集的各个森林参数估测值与原始密度点云数据集的估测值十分接近, 它们的均值不存在显著性差异 ($p \geq 0.05$)。各个稀疏密度点云数据集的激光雷达变量的均值和原始密度点云数据集相应的激光变量的均值基本上不存在有规律的显著性差异, 这是点云密度降低不影响森林参数估测精度的原因。然而, 不同飞行高度获取不同密度的点云数据是否具有相同的空间分布特征, 是否得到相近的森林参数估测精度, 有待于进一步的实证研究。

参考文献:

- [1] Hyyppä J, Hyyppä H, Leckie D, et al. Review of methods of small-footprint airborne laser scanning for extracting forest inventory data in boreal forests[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29: 1339-1366.

- [2] Jaakkola A, Hyyppä J, Kukko A, *et al.* A low-cost multi-sensoral mobile mapping system and its feasibility for tree measurements[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 65: 514-522.
- [3] Kellner J R, Armston J, Birrer M, *et al.* New opportunities for forest remote sensing through ultra-high-density drone lidar[J]. *Surveys in Geophysics*, 2019, 40: 959-977.
- [4] Hu T, Sun X, Su Y, *et al.* Development and performance evaluation of a very low-cost UAV-lidar system for forestry applications[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13: 77.
- [5] Wallace L, Lucieer A, Watson C, *et al.* Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory[J]. *Remote Sensing*, 2012, 4: 1519-1543.
- [6] Renslow M S, Greefield P, Guay T. Evaluation of multi-return LiDAR for forestry applications[C]. 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.
- [7] Singh K K, Chen G, Vogler J B, *et al.* When big data are too much: effects of LiDAR returns and point density on estimation of forest biomass[J]. *IEEE J-STARS*, 2016, 9(7): 3210-3218.
- [8] Vauhkonen J, Ørka H O, Holmgren J, *et al.* Tree species recognition based on airborne laser scanning and complementary data sources[A] // Maltamo M, Næsset E, Vauhkonen J. Forestry applications of airborne laser scanning: concepts and case studies. *Managing forest ecosystems 27*, Springer Science C Business Media Dordrecht 2014, 135-156.
- [9] Latifi H, Fassnacht F E, Müller J, *et al.* Forest inventories by LiDAR data: A comparison of single tree segmentation and metric-based methods for inventories of a heterogeneous temperate forest[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 42: 162-174.
- [10] Puliti S, Olerka H, Gobakken T, *et al.* Inventory of small forest areas using an unmanned aerial system[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7: 9632-9654.
- [11] Pearse G D, Dash J P, Persson H J, *et al.* Comparison of high-density LiDAR and satellite photogrammetry for forest inventory[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 142: 257-267.
- [12] Gobakken T, Næsset E. Assessing effects of laser point density, ground sampling intensity, and field sample plot size on biophysical stand properties derived from airborne laser scanner data[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2008, 38: 1095-1109.
- [13] Hao Y, Widagdo F R A, Liu X, *et al.* Estimation and calibration of stem diameter distribution using UAV laser scanning data: A case study for larch (*Larix olgensis*) forests in Northeast China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268: 112769.
- [14] Zhang B, Li X, Du H, *et al.* Estimation of urban forest characteristic parameters using UAV-Lidar coupled with canopy volume[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 6375.
- [15] Sumnall M J, Albaugh T J, Carter D R, *et al.* Effect of varied unmanned aerial vehicle laser scanning pulse density on accurately quantifying forest structure[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43: 721-750.
- [16] Peng X, Zhao A, Chen Y, *et al.* Tree height measurements in degraded tropical forests based on UAV-LiDAR data of different point cloud densities: A case study on *Dacrydium pierrei* in China[J]. *Forests*, 2021, 12: 328.
- [17] Singh K K, Chen G, McCarter J B, *et al.* Effects of LiDAR point density and landscape context on estimates of urban forest biomass[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 101: 310-322.
- [18] Zhang Q, Hu M, Zhou Y, *et al.* Effects of UAV-LiDAR and photogrammetric point density on tea plucking area identification[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 1505.
- [19] Magnusson M, Fransson J E S, Holmgren J. Effects on estimation accuracy of forest variables using different pulse density of laser data[J]. *Forest Science*, 2007, 53(6): 619-626.
- [20] BCAL LiDAR Tools, Version 1.5. 2, 2013[CP]. Idaho State University, Department of Geosciences, Boise Center Aerospace Laboratory (BCAL), Boise, Idaho. <http://bcal.geology.isu.edu/env-itools.shtml>.
- [21] 郭庆华, 苏艳军, 胡天宇, 等. 激光雷达森林生态应用——理论、方法及实例[M]. 北京: 高等教育出版社, 2018, 208-209.
- [22] Bouvier M, Durrieu S, Fournier R A, *et al.* Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 156: 322-334.
- [23] Li C, Chen Z, Zhou X, *et al.* Generalized models for subtropical forest inventory attribute estimations using a rule-based exhaustive combination approach with airborne LiDAR-derived metrics[J]. *Giscience & Remote Sensing*, 2023, 60(1): 2194601.
- [24] 李春干, 李 振, 代华兵. 机载激光雷达森林资源调查与监测[M]. 北京: 科学出版社, 2023, 126-144.
- [25] 曾伟生, 唐守正. 立木生物量方程的优度评价和精度分析[J]. *林业科学*, 2011, 47 (11): 106-113.
- [26] Montealegre A L, Lamelas M T, de la Riva J, *et al.* Use of low point density ALS data to estimate stand-level structural variables in Mediterranean Aleppo pine forest[J]. *Forestry*, 2016, 89: 373-382.
- [27] Ota T, Kajisa T, Mizoue N, *et al.* Estimating aboveground carbon using airborne LiDAR in Cambodian tropical seasonal forests for redd + implementation[J]. *Journal of Forest Research*, 2015, 20(6): 484-492.
- [28] Strunk J, Temesgen H, Andersen H E, *et al.* Effects of pulse density and sample size on a model-assisted approach to estimate forest inventory variables[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2012, 38(5): 644-654.
- [29] Næsset E. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2004, 19: 164-179.
- [30] Thomas V, Treitz P, McCaughy J H, *et al.* Mapping stand-level forest biophysical variables for a mixedwood boreal forest using LiDAR: an examination of scanning density[J]. *Canadian*

Journal of Forest Research, 2006, 36(1): 34-47.

- [31] Næsset, E. Area-Based Inventory in Norway – From innovation to an operational reality [A] // Maltamo M, Næsset E, Vauhkonen J. Forestry applications of airborne laser scanning: concepts and case studies. Managing forest ecosystems 27,

Springer Science C Business Media Dordrecht 2014, 215-240.

- [32] Næsset E. Effects of sensors, flying altitudes, and pulse repetition frequencies on forest canopy metrics and biophysical stand properties derived from small-footprint airborne laser data [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 91(2): 243-255.

Effect of UAV-LiDAR Point Density on Estimation Accuracy of Forest Inventory Attributes

ZHOU Mei¹, LI Chun-gan², LI Zhen³, YU zhu³

(1. School of Computer, Electronic and Information in Guangxi University, Nanning 530004, Guangxi, China; 2. Forestry College of Guangxi University, Nanning 530004, Guangx, China; 3. Guangxi Forest Inventory and Planning Institute, Nanning 530011, Guangxi, China)

Abstract: [Objective] Point density is a key factor affecting the cost and efficiency of data acquisition and pre-processing of unmanned aerial vehicle (UAV)-based light detection and ranging (LiDAR), and it is helpful to explore the effects of point density on the estimation accuracy of UAV-LiDAR-based forest inventory attributes to optimize the technical schemes for UAV-LiDAR forest applications. [Methods] This study focused on the planted Masson pine and Eucalyptus forests. The original UAV-LiDAR point cloud with a density of 247 points·m⁻² was reduced by 40%, 20%, 8%, 4%, and 2% according to the percentage of the total point reduction algorithm to obtain six plot-level UAV-LiDAR datasets, including five sets of reduced point densities. Each dataset was pre-processed separately, including point cloud classification, ground point filtering, digital elevation model (DEM) generation, point cloud height normalization, and UAV-LiDAR-derived metric extractions. The same multiplicative power formula was used for estimating the same forest parameters (stand volume, basal area, mean height, and average diameter at breast height) for the same forest type, and each dataset was used to calibrate the model. Then, the differences in the goodness-of-fit statistics of the models were compared and analyzed based on coefficient of determination (R^2), relative root square error ($rRMSE$), mean prediction error (MPE), and the differences in the mean of the estimates and the UAV-LiDAR-derived metrics between the reduced point density datasets and the original point density dataset were statistically analyzed. [Results] The results indicated that the model accuracy remained essentially the same when the original point density was reduced to 100, 50, ..., 5 points·m⁻², and there were no statistically significant differences ($p \geq 0.05$) in the estimates of forest inventory attributes between the reduced point density datasets and the original point density dataset. There were basically no statistically significant differences ($p \geq 0.05$) in UAV-LiDAR-derived metrics between the reduced point density datasets and the original point density dataset. [Conclusion] In the application of UAV lidar forest resource inventory and monitoring, the point cloud density can be as low as 5 points·m⁻². However, the results of this experiment still need to be verified by acquiring point cloud data at different densities at different flight altitudes.

Keywords: stand volume; basal area; mean height; mean diameter at breast height; UAV-LiDAR-derived metric; multiplicative power model

(责任编辑: 彭南轩)