DOI: 10.5846/stxb202103100661

王舶鉴,蔺菲,房帅,王宁宁,胡天宇,任海保,米湘成,林露湘,原作强,王绪高,郝占庆.近地面激光雷达点云密度对森林冠层结构参数提取准确性的影响.生态学报,2023,43(2):681-692.

Wang B J, Lin F, Fang S, Wang N N, Hu T Y, Ren H B, Mi X C, Lin L X, Yuan Z Q, Wang X G, Hao Z Q. Effects of point cloud density on the accuracy of forest canopy structure parameters extracted from near-surface light detection and ranging data. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(2): 681-692.

近地面激光雷达点云密度对森林冠层结构参数提取准确性的影响

王舶鉴[1,2],蔺　菲[1,*],房　帅[1],王宁宁[3],胡天宇[3],任海保[3],米湘成[3],林露湘[4,5],原作强[1],王绪高[1],郝占庆[6]

1 中国科学院沈阳应用生态研究所 中国科学院森林生态与管理重点实验室,沈阳　110016

2 中国科学院大学,北京　100049

3 中国科学院植物研究所 植被与环境变化国家重点实验室,北京　100093

4 中国科学院西双版纳热带植物园 热带森林生态学重点实验室,昆明　650223

5 云南西双版纳森林生态系统国家野外科学观测研究站,勐腊　666303

6 西北工业大学生态与环境学院,西安　710129

摘要:基于激光雷达技术获取冠层结构为森林生态学研究增加了新的维度。搭载于多旋翼无人机的近地面激光雷达相比于固定翼有人机的机载激光雷达,能够更加灵活高效地获取森林群落样地高密度点云。但在实际操作中,往往出现局部低密度点云数据,影响了冠层结构参数提取的准确性。使用 4 块森林动态样地的近地面激光雷达点云数据;利用航带分解方法分析各样地低密度样方成因;采用点云抽稀模拟算法计算并拟合偏差曲线,对比不同样地、参数和取样尺度间的点云密度对冠层结构参数提取准确性的影响;根据偏差曲线计算各条件下保证参数提取准确性的最低点云密度。结果发现:1)低密度区域主要受地形或(和)近地面遥感设计规划的影响。地形复杂的测区(西双版纳和古田山样地),遥感规划难度大,整体难以获取高密度点云(在 30 点/m^2左右),容易在沟谷和高海拔处出现低密度样方。平坦测区(长白山两块样地)虽可获取高密度点云(均超过 150 点/m^2),但欠佳的遥感规划设计导致长白山 1 测区北部出现 1hm^2 低密度区域。2)冠层参数提取准确性随点云密度减少而迅速降低,呈负指数幂函数关系。这一变化趋势在不同参数和尺度间差异较大,但在各样地间无显著差异。3)根据偏差曲线拟合结果,点云密度达到 16 点/m^2可以实现 5—20 m 取样尺度下冠层结构参数提取准确度达 95%。综上,为更好的将近地面激光雷达技术应用在森林生态学研究中,应注重外业遥感作业方案的合理性,充分考虑地形的影响,在源头把控数据质量;如果数据存在低密度点云的情况,应适当放宽取样尺度并慎重提取对点云密度较为敏感的冠层结构参数。

关键词:激光雷达;点云密度;冠层结构参数;近地面遥感;森林动态样地

Effects of point cloud density on the accuracy of forest canopy structure parameters extracted from near-surface light detection and ranging data

WANG Bojian[1,2], LIN Fei[1,*], FANG Shuai[1], WANG Ningning[3], HU Tianyu[3], REN Haibao[3], MI Xiangcheng[3], LIN Luxiang[4,5], YUAN Zuoqiang[1], WANG Xugao[1], HAO Zhanqing[6]

1 *Key Laboratory of Forest Ecology and Management, Institute of Applied Ecology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang* 110016, *China*

2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*

3 *State Key Laboratory of Vegetation and Environmental Change, Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100093, *China*

基金项目:国家重点研发计划资助(2016YFC0500202);国家自然科学基金面上项目(31971439);中国科学院先导专项 A(XDA23080301)

收稿日期:2021-03-10;　　**网络出版日期**:2022-10-06

* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: Linfei@ iae.ac.cn

4 *Key Laboratory of Tropical Forest Ecology*, *Xishuangbanna Tropical Botanical Garden*, *Chinese Academy of Sciences*, *Kunming* 650223, *China*
5 *National Forest Ecosystem Research Station at Xishuangbanna*, *Mengla* 666303, *China*
6 *School of Ecology and Environment*, *Northwestern Polytechnical University*, *Xi'an* 710129, *China*

Abstract: Forest canopy structure parameters extracted and derived from light detection and ranging (LiDAR) technology could be regard as a noble view and new dimension to the traditional forest ecology research. The near-surface light detection and ranging on small multiple-rotors drone is more flexible and more efficient to gain local-scale and community-scale forest plots' high-density point cloud than airborne light detection and ranging on lager fixed wing aircraft. However, unexpected low-density sample was spotted in the relative high-density target region, which affects the accuracy of canopy structure parameters calculating. This project was based on point cloud collected by near-surface light detection and ranging from 4 large long-tern morning forest dynamic plots. Firstly, strip decomposition method was applied to analyze the reason of low-density samples in each plot. Secondly, point cloud thinning simulation algorithm were utilized to fit deviation curve. We compared deviation curve among plots, parameters and sampling scales to demonstrate the effect of low density on extracting forest canopy structure parameter accuracy. Finally, the necessary point cloud density which could guarantee adequate accuracy of parameter extraction was calculated under each condition. The results showed that: 1) the landform or (and) the ill-considered near-surface remote sensing programing and design were main reasons of occurrence of low-density sample in forests dynamic plots. It is relative hard to design and gather high-density point cloud data in rugged and complex dynamic forest plots (around 30 points/m^2), such as Gutianshan and Xishuangbanna plot. Low-density sample was often spotted in the deep valley and high elevation samples in such plots. In the flat forest region such as Changbaishan 1&2 plot, it is easier to gain high-density point cloud data (more than 150 points/m^2). However, the imperfect design result to 1 hm^2 low-density area in the north part of Changbaishan 1 plot. 2) As point could density dropping, the accuracy of parameters was also accelerated dropping as well, which showed a negative exponent power function. The deviation curve showed clearly difference between parameters and sample scales other than plots. 3) We could gain 95% extracting accuracy at 5—20 sample scales with a point cloud density of 16points/m^2 according to the deviation curve. In conclusion, in order to better apply near-surface light detection and ranging technology in forest ecology research, we should pay more attention to the rationality of remote sensing design and programing. Researchers should fully understand the impact of terrain and control the point cloud data quality from the source. If low-density point cloud sample already existed in the target region, ecologist could coarse the sampling scale appropriately to gain a satisfied accuracy of canopy structure parameters and extracted point cloud density-sensitive canopy structure parameter at fine sample scale cautiously.

Key Words: light detection and ranging; point cloud density; canopy structure parameters; near-surface remote sensing; forest dynamic plot

森林是陆地生物圈的主体,森林冠层是由森林群落的树冠组成的集合体,为森林生态系统的重要组成部分[1—2]。关注森林冠层的结构是深入理解整个森林生态系统格局、过程及其运作机制的重要基础[3—4]。近些年来,激光雷达(Light Detection and Ranging, LiDAR)的引入,弥补了以往生态学研究中冠层结构信息获取难度大的缺陷[5—6],为生物多样性和森林群落研究提供了新的工具和监测方法[7—8]。激光雷达作为一种新兴的主动遥感技术,可快速准确的获取物体表面三维结构,具有被动光学遥感无可比拟的优势[5]。该技术相较于传统地面测量手段能够更加精细、准确、立体地获取森林高度信息、叶面积密度、森林垂直剖面结构等特征。

在林业应用及生态学研究中使用的激光雷达一般为脉冲式,其获取的数据为点云数据。激光雷达获取的点云具有三维坐标,而点云密度是点云数据的一个重要特征,用于描述单位面积上激光雷达点的平均数量,指将点投影到 XY 平面单位面积的点云数量[9],它反映了激光雷达脚点空间分布的特点及密集程度[10]。点云密度是决定森林样区中地形点提取[9]和冠层结构刻画准确性的关键因子之一[11]。一般说来,点云密度越大,

越能够精细刻画地物的特征,并能探测到微小目标,减少对于插值算法的依赖,从而更加精确地描述地形、地物的特征和规律[12]。

早期因激光雷达设备较大,只能搭载于大型固定翼飞机和直升机等航空遥感平台,其飞行高度大(一般1000—10000m 高度以上)、飞行速度快,虽然遥感作业效率高、覆盖面积大,但采集到的点云数据密度较低,一般在 5 点/m^2左右[5]。研究发现,针对这种情况下获取的点云密度变化并不会影响森林参数的反演准确度。将密度为 2—6 点/m^2原始点云抽稀至 0.25 点/m^2左右[13—15],甚至 0.01 点/m^2[15]时,较低密度下得到的激光雷达参数,如高度分位数值[16]依然能够与中等尺度地面调实测数据保持较好反演模型的拟合度,低密度点云不影响诸如森林样方平均树高[13,16]、林业调查变量评估[17]、生物量[18]等参数的反演准确度[19]。点云密度不足会降低地形参数提取准确度和精度。在地表起伏较大的山区,相对复杂的地形参数(如地表曲率)比简单地形参数(如坡向)更易受到点云密度降低的影响[20]。赖旭东等(2018)的研究就认为,在山区,当点云密度等于 1.44 点/m^2时,所提取的地形数据精度已不能满足生产要求[9]。

近十年,激光雷达系统微型化和小型多旋翼无人机功能提升使得近地面激光雷达技术发展迅速[21]。在作业时,飞行高度降为 100—300m,飞行速度可控制在 10 m/s 左右,每秒发射密集的激光脉冲,点云密度可高达每平方米几十,甚至上百个点,为局域尺度上的精准林业和群落生态学研究提供了可行性[22],也极大地节省了人力物力。高点云密度能够较为详尽地刻画森林冠层细节,研究者不需要再使用激光雷达参数与地面实测值建立反演模型的传统研究方式,可根据成熟算法直接提取冠层结构参数,进行功能性状和群落构建等生态学研究[23-25]。近地面激光雷达点云密度受多种因素影响,对于单航带来说,激光雷达无人机载具的航高和航速、地物的结构与反射以及天气状况有关[10];对于整个测区来说,点密度会收到航线重叠率和具体航线规划的影响。在具体采集过程中,近地面激光雷达系统的航高航速以及航向旁向重叠率一般为默认值,对于森林测区来说,地形是影响航线规划难度。在较为平坦的森林测区,一般在飞控软件中设定测区范围和拟采集点云后,可一键生成具体航线。但在地形复杂的山区作业是,飞控软件直接生成航线往往不能满足点密度高且均匀的要求,常常出现高点云密度测区中存在较低点云密度区域。特别是近地面激光雷达为短测距激光雷达,无人机飞行高度较低,激光脉冲扫描角大,导致其余传统固定翼有人机机载激光雷达相比,更容易受地形的影响。鉴于无地面实测真值进行反演,因此需重视近地面遥感中点云密度对参数提取的影响,避免因点云密度差异而高估或低估林冠结构参数进而对后续数据分析产生不利影响。前人有关近地面激光雷达点云密度的影响研究主要集中于对树冠探测和单木分割结果的影响[26—28],对样方尺度冠层结构提取准确性的研究较少。

基于以上无人机近地面激光雷达应用中遇到的新问题,为近地面遥感技术在森林生态学领域的应用提供科学建议,本研究使用建立在温带、亚热带和热带森林的 4 块大型动态监测样地的近地面激光雷达点云数据,选取典型冠层结构参数,主要解决以下 3 个问题:1)通过分解航带的方式,分析低密度区域成因;2)计算点云密度与冠层参数提取准确度的关系,并讨论参数、林型和取样尺度的影响;3)通过偏差拟合曲线计算出保证参数准确性的最低点云密度。通过本文的研究,期望能够对林学及生态学领域近地面遥感研究提供科学的外业指导和内业研判。

1　研究区及研究方法

1.1　研究区概况

2004 年开始,中国科学院生物多样性委员会组织相关的研究所,并联合若干大学和科研机构开始建设中国森林生物多样性监测网络(Chinese Forest Biodiversity Monitoring Network, CForBio, http://www.cncdiversitas.cn/zyxm/cforbio/js/)[29]。均按照全球森林观测网络(The Forest Global Earth Observatory, ForestGEO,https://forestgeo.si.edu/)样地的统一标准建立[30—31]。用全站仪将样地划分为 20m×20m 的样方,标定并调查样方内所有胸径(DBH)≥1cm 的木本植物,对每个个体进行挂牌标记,并记录其种类、胸径和坐

标等,每 5 年复查一次[32]。本研究包括 CForBio 网络的 4 块大型动态监测样地,分别是位于温带的吉林长白山 25hm^{2}阔叶红松林样地(简称长白山 1 样地)[33]和吉林长白山 24hm^{2}次生杨桦林样地(简称长白山 2 样地)[34]、位于亚热带的浙江古田山 24hm^{2}亚热带常绿阔叶林样地(简称古田山样地)[35]和位于热带的云南西双版纳 20hm^{2}热带季雨林样地(简称西双版纳样地)[36]。各样地基本信息见表 1。

表 1 各样地基本信息

Table 1 The basic information of plots

样地简称 Plot abbreviation	经度 Longitude	纬度 Latitude	平均海拔 Mean altitude	最大高差 Altitude difference
长白山 1 样地 Changbaishan1 plot	128.083°E	42.382°N	801.5m	17.7m
长白山 2 样地 Changbaishan2 plot	128.001°E	42.368°N	796.3m	22.0m
古田山样地 Gutianshan plot	118.117°E	29.251°N	580.6m	268.6m
西双版纳样地 Xishuangbanna plot	101.575°E	21.612°N	789.2m	159.8m

1.2 激光雷达数据采集、预处理及点云密度计算

于 2017—2018 年间有北京绿土科技公司人员使用 Li-Air 无人机激光雷达系统获取了四块样地非落叶期的点云数据。原始点云坐标系为 WGS-84 地理坐标系 UTM 投影坐标系。研究者使用 RTK-GPS 采集样地四角坐标并在原始点云中裁剪出样地,后通过坐标转换将点云转换为样地坐标系,方便后续处理以及与地面调查数据融合。需要注意的是,因西双版纳样地的 Y 正轴近似指向东方,X 正轴近似指向北方,其它三块样地的 Y 正轴近似指向北方。

本研究所使获取的激光雷达数据为点云(Point Cloud)格式,使用开源软件 CloudCompare® (http://www.cloudcompare.org/)和商业软件 LiDAR360® (https://www.lidar360.com)对原始点云数据进行包括去噪、滤波、归一和坐标转换等预处理。后续点云密度计算和冠层参数提取均使用样地坐标系下的归一化点云(Normalized Point Cloud)作为原始数据。

参考国家标准和香浓维采样定理[37]确定的点云密度大于 16 点/m^{2}才能满足生成 0.5m 数字高程模型的要求,本研究将点云密度≤16 点/m^{2}的样方视作低密度样方,并以 10m×10m 尺度为例分析点云密度基本特征。点云密度点云密度将点云密度按照<1 点/m^2,1—4 点/m^2、4—16 点/m^2、16—32 点/m^2、32—64 点/m^2、64—128 点/m^{2}和>128 点/m^{2}分为 7 个级别绘图进行对比。

1.3 航带分解

因科技公司交付的点云为若干条航带合并后的点云,本研究基于点云的 GPS 时间属性,将原始点云分解为若干航带,进一步分析低密度点云区域的形成原因。根据同一条航带内点云的 GPS 时间相对连续,而相邻航带的 GPS 时间相对离散的原则,对长白山 1 样地和古田山样地进行航带分解(由于西双版纳样地点云数据 GPS 时间信息缺失,本研究无法对其进行分析,长白山 2 样地点云密度较高且均匀,不需要对其进行分析),探讨低密度点云区域的形成原因,并基于单条扫描线和扫描角度的手段研判地形对于激光雷达的遮挡作用。

1.4 冠层结构参数提取

冠层参数的取样尺度选取了群落生态学中常用的 5m×5m、10m×10m 和 20m×20m 三个尺度,基于每个样方内的归一化点云数据提取样方冠层结构参数。本文提取了 5 个代表性且具有不同生态学含义的冠层结构参数,分别是最大冠层高度(Maximum Canopy Height)、平均冠层高度(Mean Canopy Height)、叶面积指数(Leaf Area Index)、垂直复杂度(Vertical Complex Index)[38]、叶高度多样性(Foliage Height Diversity)[39]。最大冠层高度和平均冠层高度是两个应用广泛的表征冠层高度的指标。最大冠层高度指样方中最大树高,用样方内所有点的最大 Z 值进行表征;平均冠层高度是大于特定高度所有点 Z 值的平均值,指所有树冠组分的平均高度。叶面积指数用来表征冠层水平结构,本研究选取 2m 作为地面点和冠层点的分界高度,首先提取距离地面 2m 处的林隙分数(Gap Fraction),再使用兰博—比尔定律进行计算(公式(1)),该指数代表单位面积上单面叶片

的总面积[40—41]。垂直复杂度用于表征点云密度的垂直分布特征,由点云在垂直剖面分布的熵[38]计算而来(公式(2))。叶高度多样性用于表征叶面积垂直分布特征,指冠层中每一层植被组分的分布熵[42],即先计算每一高度的叶面积(一般以 1m 为间隔),然后逐层相减,最后得到每一层的叶面积指数,然后对每一层的叶面积指数计算信息熵(公式(3))。以上参数提取均使用 R 语言(R 4.0.0)[43]及 lidR 包(LidR 2.0.3)[44]完成。

$$叶面积指数 = -\frac{\ln(GF_2)}{k} \tag{1}$$

$$垂直复杂度 = \sum_{h=2}^{N_{top}} P_h \ln(P_h) \tag{2}$$

$$叶高度多样性 = \sum_{h=2}^{N_{top}} \mathrm{LAD}_h \ln(\mathrm{LAD}_h) \tag{3}$$

式中,的 ln 是自然对数函数,公式 1 中 GF_2 代表距地面 2m 高处的林隙分数,林隙分数由大于 2m 的点云在所有点云中的比例计算而来,k 代表消光系数,大部分研究认为取值 0.5 是比较合适的[40]。垂直复杂度和叶高度多样性的计算都要对连续的冠层剖面进行离散化处理。为便于计算,一般是将森林样方的归一化点云按照 Z 值划分成若干个 1m 厚的点云“薄片”。在此基础上,计算每一个“薄片”的点云在所有点云中的比例 P_h 和叶面积密度 LAD_h,最后对这些比例求熵可得量化冠层剖面的结构参数。公式 3 中 LAD_h 代表高度 h 处“薄片”叶面积密度[45],公式 2 和公式 3 中的 h 和 N_{top} 分别代表“薄片”的高度和样方最大冠层高度[38]。

1.5　点云密度抽稀模拟与偏差曲线拟合

因本研究所提取参数暂无地面真值支持,因此假设高密度点云样方所提取的冠层参数的准确性是可信的,视作真值。真值选取以保证点云密度尽量大、样本数量尽量多和样地间差距尽量少为原则,将各样地点云密度最大的 30 个样方定义为本研究的真值样方。点云密度对真值样方进行随机抽稀(LidR 2.0.3)[44]以模拟样地内局部点云密度较低的状况。本研究只关注低密度点云对提取结果的影响,同时为便于统计计算和减少运算量,将抽稀密度分别设置为每平方米点云个数为 1、2、3….15,16(16 个自然数)、32,共 17 个抽稀梯度。考虑到本研究所使用的近地面激光雷达较过去机载激光雷达在点云密度上有较大差异,设置过低的抽稀密度在实践中不具有指导意义,因此本研究未设置低于 1 点/m^2的抽稀梯度。为避免单次随机抽稀模拟对于参数提取稳定性的影响,本研究使用 999 次抽稀所提取的结果平均值作为各抽稀密度下冠层结构参数。

本研究将原始高密度样方所提取参数设为真值 y_i,将抽稀后的点云数据所提取的冠层结构参数设为预测值 $\hat{y}_i$,计算两者平均绝对百分误差(Mean Absolute Percentage Error,MAPE,后文均使用 MAPE 代替平均绝对百分误差),量化与真值的偏差程度(公式(4))。该指标相较于平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE),能够在不同参数间对比点云密度降低的影响。MAPE 值越大,代表该点云密度下提取的冠层参数与真实值偏差越大,准确度越低。最后拟合并绘制平均绝对百分误差随点云密度变化的偏差曲线。本研究共生成 60 条拟合曲线(4 个样地、5 个冠层参数、3 种取样尺度)

$$\mathrm{MAPE} = \frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i}\right| \tag{4}$$

式中,MAPE=10,所对应横坐标点云密度即为保证冠层提取准确度达 90%的最低点云密度;MAPE=5,对应的点云密度为保证 95%准确度的最低点云密度;MAPE=1,所对应的点云密度是保证 99%准确度的最低点云密度。保留三个真值选取方案中计算结果最大的点云密度。

2　研究结果

2.1　点云密度基本特征

各样地的低密度样方情况如表 2 所示,长白山 1 样地平均点云密度 88 点/m^2,但有 103 个样方点云密度不足 16 点/m^2,即为低密度样方占比 4.12%;长白山 2 样地平均点云密度最大,高达 124 点/m^2,没有低密度样方;古田山和西双版纳样地平均点云密度在 20 点/m^2左右,古田山样地的低密度样方最多,高达 701 个,占比

29.2%;西双版纳样地有 325 个样方在 4 到 16 点/m^2之间,占比 16.25%,但没有小于 4 点/m^2的样方(图 1)。

表 2 样地点云密度统计表

Table 2 The basic information of point cloud in each plot

样地 Plot	点云密度 Point cloud density				低密度样方 Low density sample	
	平均 Mean	最低 minimum	最高 maximum	变异系数 CV	占比 Proportion	数量 Quantity
长白山 1 样地	88/m^2	0.8/m^2	217/m^2	48.65%	4.12%	103
长白山 2 样地	124/m^2	46/m^2	214/m^2	21.18%	0%	0
古田山样地	20/m^2	0.03/m^2	61/m^2	37.15%	29.2%	701
西双版纳样地	22/m^2	6/m^2	59/m^2	29.56%	16.25%	325

CV:变异系数,Coefficient of variation

从地形上来看(图 1),长白山 1 样地地形平缓,高差 20m 左右,但点云密度呈现南高北低的趋势,北部存在较多的低密度点云样方,且越往北密度越低,长白山 2 样地同样较为平缓,高差 20m 左右,无低密度样方,这说明在地势平缓的区域,点云密度与地形无关,主要是航带规划导致。古田山样地和西双版纳样地地形起伏较大。古田山样地北高南低,高差近 270m,低密度样方一部分分布在样地北部,也就是样地中海拔最高的部分,另一部分分布在狭长沟谷地带;西双版纳样地地形西北高东南低,高差为 160m,低密度样方主要分布在沟谷中。目前认为这两个样地的低密度点云主要由地形和航带规划不合理两方面导致。下面将使用航带分解方法对长白山 1 样地(代表地形平缓条件)和古田山样地(代表地形复杂条件)的低密度点云出现原因进一步剖析。

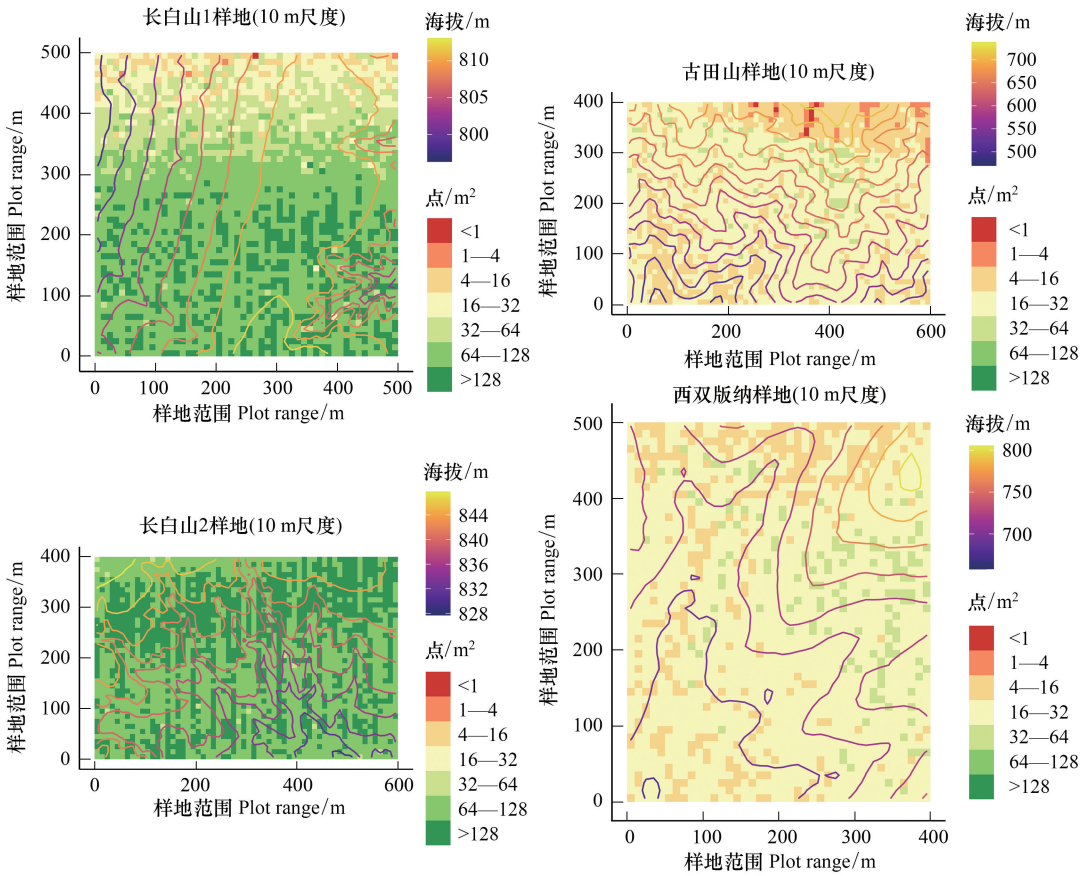

图 1 样地点云密度分布与等高线

Fig.1 low-density sample distribution and contour map

2.2　航带分解结果

2.2.1　长白山 1 样地航带分解

根据 GPS 时间可将长白山 1 样地原始点云可分为一个往复飞行的两个航带,对每个航带按照 10m×10m 尺度统计点云密度,结果如图 2 所示。本研究使用的重复线扫描方式的激光雷达探头,扫描线与航线垂直,航线正下方扫描角为 0°,点间距最小,因为能获取最高的点云密度,距离航线越远,扫描角越大,点间距越大,因此获取点云密度越低。航带 1 时,无人机飞行的航线在样地的南边(样地外),导致样地北边扫描角度大,点云密度过低;而航带 2 在整个样地的中部,最密区域落在样地内部,设计较为合理。但样地北部没有设计航线,导致样地北部有若干低密度点云样方。同时可以看到,该型号激光雷达点云密度获取能力较好,单航带(航带 2)就可以获得超过 200m 宽的点云密度高于 64 点/m^2区域和近 400m 宽的点云密度高于 32 点/m^2的区域。但还是因为缺少一条航线,导致长白山 1 北部出现低密度区域。

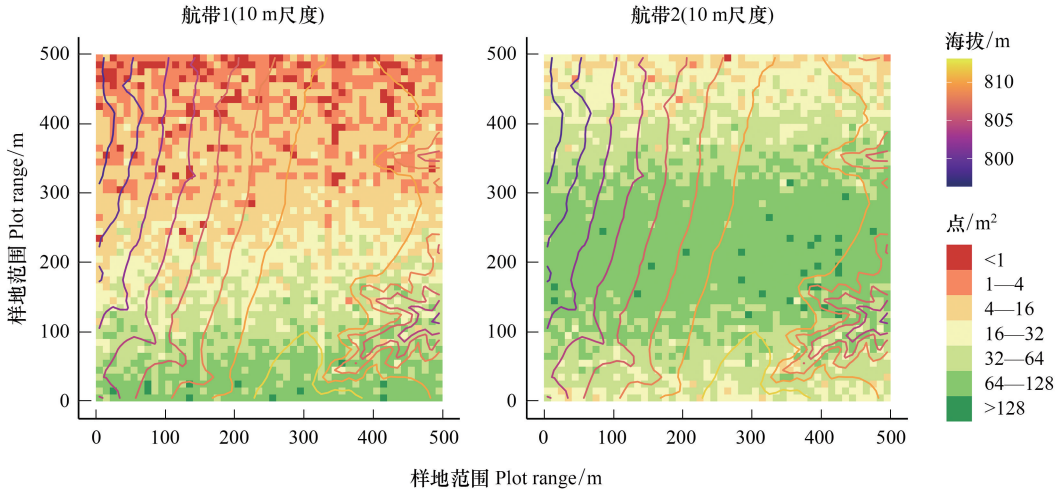

图 2　长白山 1 样地各航带点云密度图与样地高线

Fig.2　Point cloud density pattern distribution in each strip and contour map of Changbaishan1 plot

2.2.2　古田山样地航带分解

古田山样地的航带分解结果较为复杂,根据 GPS 时间划分出 4 个往复飞行的共 8 条航带。主要以航带 6 和 8 为例解释不同航带点云密度分布对于整体点云密度分布的影响(图 3)。航带 6 覆盖除样地北侧的大部分区域,北边界较为整齐,说明是该航带的边缘。可解释图 1 中古田山样地北侧有边界整齐的低密度区域的现象。航带 8 的设计面积覆盖整个样地,但在样地西侧若干条沟谷附近无点云数据。古田山样地也是使用与长白山 2 样地同一型号无人机激光雷达系统,但因测区内地形复杂(长白山 2 样地高差 20m,古田山样地高差 270m),作业难度提升,飞行高度较高,单航带点云密度较低,并且因为航线设计,使得部分样地和沟谷中点云密度不足。多条航带组合之后,样地点云密度依旧较低且较为均匀。说明现阶段测区复杂的地形会导致近地面遥感作业设计和飞行难度增加,设计欠佳的航拍线路同样也是低密度区域产生的主要原因之一。

2.3　低密度点云对冠层结构参数提取准确性的影响

从各样地不同冠层结构参数对点云密度的响应偏差曲线可以看出(图 4):偏差曲线变化趋势因参数不同有明显差异,且该差异随样地和取样尺度变化而变化。从总体上看,叶高度多样性对点云密度变化最敏感,其次是最大冠层高度,再次是叶面积指数和垂直复杂度,而平均冠层高度基本不受样地和取样尺度的影响,偏差曲线呈现近似水平的状况,也就说最大冠层高度对点云密度变化不敏感。

从不同样地和不同取样尺度上来看(图 4),除了古田山样地的 10m×10m 尺度和西双版纳样地的 5m×5m 尺度,叶高度多样性的 MAPE 值在 5m×5m 和 10m×10m 尺度下最敏感,而四个样地最大冠层高度的 MAPE 值

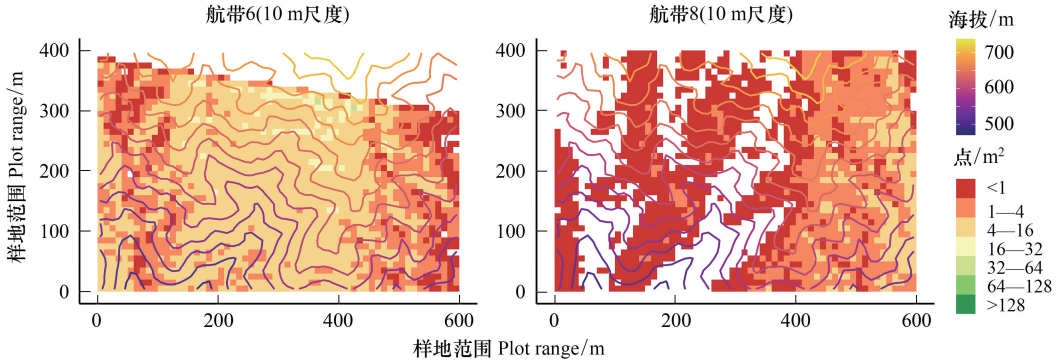

图 3 古田山样地各航带点云密度图与样地高线

Fig.3 Point cloud density pattern distribution in each strip and contour map of Gutianshan plot

均在 20m×20m 尺度上最敏感。也就是说,无论在哪种林型下,随着取样尺度的变大,最大冠层高度对点云密度变化越来越敏感。叶面积指数只在 5m×5m 尺度下较敏感,尤其在西双版纳样地其敏感程度已经超过了叶高度多样性。在多数情况下,垂直复杂度的敏感程度与叶面积指数类似,MAPE 值变化幅度较小。

2.4 根据拟合偏差曲线计算最低要求点云密度

由表 3 可见,最低要求点云密度随取样尺度、不同冠层结构参数及其提取准确度度的不同而变化。从取样尺度上来看,最低要求点云密度随取样尺度的增加而降低,即取样尺度越大,最低要求点云密度越小,取样尺度越小,对点云密度的要求越大;从提取准确度上看来,准确度越高,最低要求点云密度越高。

表 3 冠层结构参数在不同准确度和取样尺度下的最低要求点云密度统计表

Table 3 The sufficient point cloud density to reach a given degree of accuracy in each plot at three sample scale

参数 Paremeter	样地 Plot	20m			10m			5m		
		90%	95%	99%	90%	95%	99%	90%	95%	99%
最大冠层高度	长白山 1	—	—	3	—	—	6	—	—	8
Maximum canopy height	长白山 2	—	—	2	—	—	18	—	—	18
	古田山	—	—	2	2	5	26	2	7	36
	西双版纳	—	—	3	—	1	8	—	2	29
平均冠层高度	长白山 1	—	—	—	—	—	—	—	—	—
Mean canopy height	长白山 2	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	古田山	—	—	—	—	—	—	—	—	—
	西双版纳	—	—	—	—	—	—	—	—	—
叶面积指数	长白山 1	—	—	2	—	—	4	2	4	18
Leaf area index	长白山 2	—	—	2	—	—	5	1	2	20
	古田山	—	—	—	—	—	4	1	2	14
	西双版纳	—	—	2	—	2	8	6	14	44
垂直复杂度	长白山 1	—	—	1	—	1	5	2	4	17
Vertical complex index	长白山 2	—	—	—	—	1	4	2	3	10
	古田山	—	—	4	—	—	5	2	3	10
	西双版纳	—	—	2	—	2	6	3	5	20
叶高度多样性	长白山 1	—	—	3	1	2	9	4	8	31
Foliage height diversity	长白山 2	—	—	2	1	2	9	3	5	21
	古田山	—	—	2	1	2	5	3	5	17
	西双版纳	—	—	3	1	3	12	4	8	43

“—”代表计算密度介于 0—0.5 点/m^2,数值均向上取整

对于不同冠层结构参数来说,最低要求点云密度随取样尺度和提取准确度变化而变化。在 20m×20m 尺

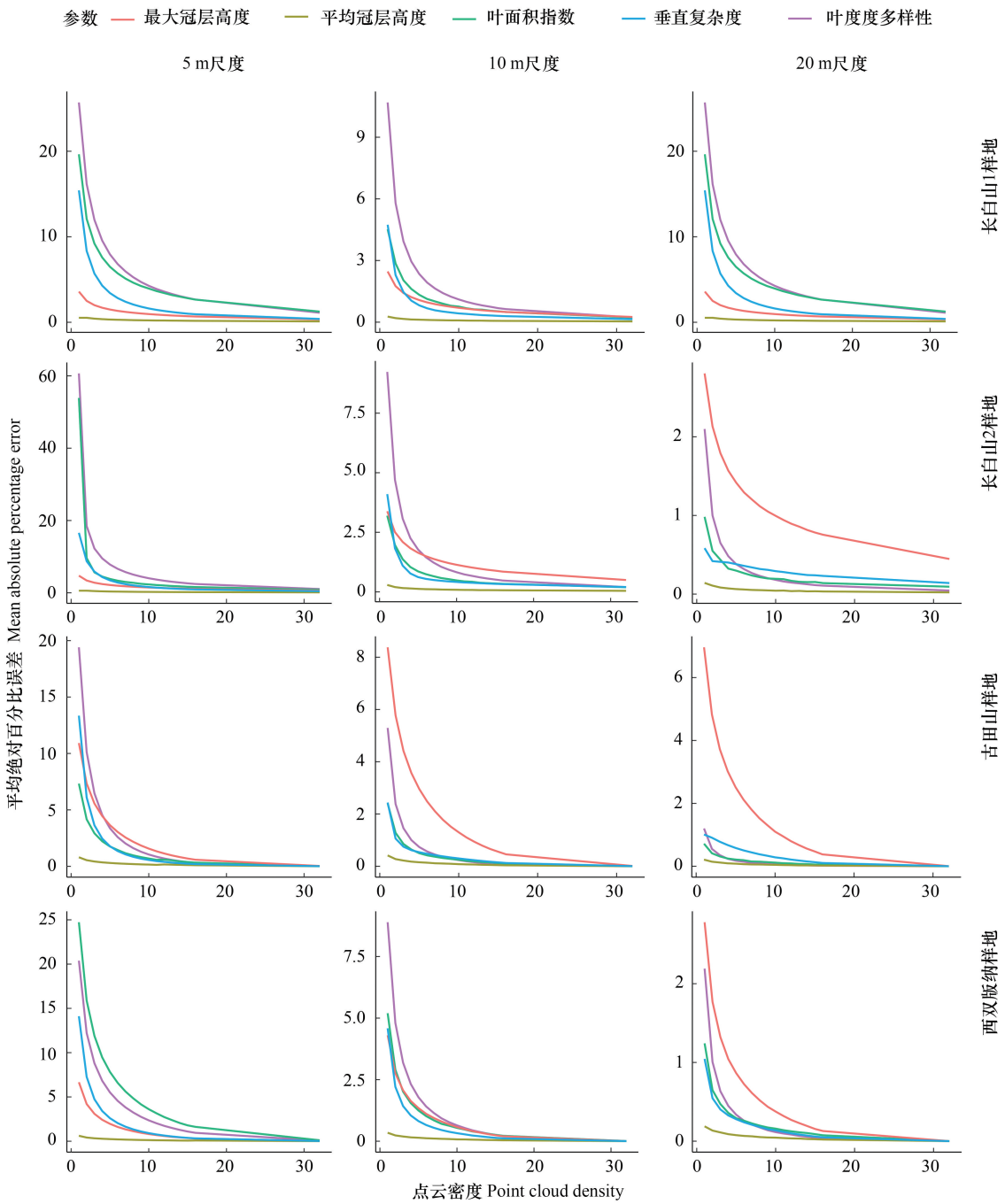

图 4　不同冠层结构参数随点云密度变化的偏差曲线

Fig.4　Deviation curve of 5 parameters in 4 plots at 3 sample scales

度上,对于 90%和 95%准确度,所有参数对点云密度均无要求,但提高到 99%准确度度后,最大冠层高度的最低要求点云密度随样地不同而发生变化,最小在长白山 1 样地,为 5 点/m^2,最大在古田山样地,为 19 点/m^2。在 10m×10m 尺度上,无论什么准确度与,对点云密度变化较敏感的叶高度多样性和最大冠层高度开始出现最低要求点云密度,特别是最大冠层高度在 99%准确度时对点云密度的最低要求可达 26 点/m^2(古田山样地)。在 5m×5m 尺度上,除了平均冠层高度,其他参数在各准确度下都有最低要求点云密度,最高可达 45 点/m^2(对应 99%准确度下长白山 1 样地的叶面积指数)。

从不同样地来看,最大冠层高度的提取在地形复杂的古田山和西双版纳样地对点云密度要求更高;平均

冠层高度依然对点云密度不敏感;叶面积指数、垂直复杂度和叶高度多样性在各样地的规律性不明显。

3 结论与讨论

研究结果显示,在地势平缓的长白山地区,获取的点云密度可超过 150 点/m^2,而地形复杂的古田山样地和西双版纳样地仅能获得 20 点/m^2的点云数据,说明测区内地形复杂程度(高差)是影响整体点云密度高低的最主要因素之一。古田山样地的低密度样方除了上文提到的集中于北部高海拔样方,也存在于沟谷中。这是因为古田山样地地形复杂,高差大,同时无人机飞行高度较低,激光束扫描角度大,激光脉冲会被山脊遮挡,因此沟谷中有零星低密度样方分布。古田山样地的航带分解结果也显示航线规划存在一些问题,导致了部分低密度样方集中在样地北部。

地势平缓区域理应有较高的点云密度,但在高差仅为 20m 的长白山 1 样地,依然有 1hm^2 的低密度样方,说明该样地低密度点云样方出现原因与地形因素无关。通过航带分解发现,其形成原因是航迹规划所导致。该样地两条航线分别位于样地边界以南和样地中部,不对称的航线设计使样地北部点云密度偏低。造成这种设计缺陷的原因是由于操作时没有输入样地大地坐标,而是采用目视手绘的方式完成测区范围框选的。而同样地势平缓的长白山 2 样地避免了类似问题,航带规划合理,因此无低密度样方出现。

根据本文的分析可知,低密度点云形成主要受地形和航带设计的影响。利用低密度点云样方的分布特征,再结合航带分解结果,可以判断出低密度点云的形成原因。结合本研究结果,在开展近地面遥感工作的航线规划设计时,应使用高精度坐标框选范围,避免目视规划测区范围;在地形比较复杂时,可尽量使用仿地变高飞行手段或者通过增加航带重叠率和多架次反复飞行的方式确保获取较理想的点云密度[12]。

一般来说,现阶段近地面激光雷达遥感设计规划,研究者会设定一个期望点云密度,再由专业飞控软件自动生成航高、航速、航线等飞行参数。但在实际操作中,往往会因为规划测区与目标测区定位不匹配(如长白山 1 样地)和测区地表起伏较大(如古田山样地),导致低密度区域的出现。因此,在近地面遥感研究中,不仅要注重科学问题及数据分析工作,更应该重视近地面遥感的外业工作,在数据源头进行把控,根据地形及各种环境条件,科学合理的设置遥感作业方案,以期获取高质量的点云数据。随着无人机激光雷达技术的成熟与普及,现阶段无人机激光雷达作业之后,已不需要像 4 年之前需要若干月的时间等待遥感科技公司解算和交付点云数据,生态研究者往往只需要几天就能收到科技公司交付的点云数据。应及时与遥感科技公司沟通并关注点云数据质量,若数据不佳要及时对目标区域进行补测,以期获取质量好密度佳的森林测区点云数据,为后续生态学研究奠定优质基础。

本研究强调点云密度对直接提取参数准确性的影响,突破了机载激光雷达点云密度减低对反演准确性影响的传统研究思路。发现直接提取比反演建模对点密度及其均匀度的要求更高。对于未来群落尺度森林生态学来说,无人机激光雷达是获取冠层结构的利器,能够为传统群落生态学和森林生态学的数据集添加新的维度,可以将提取的冠层结构参数直接应用到多样性格局和物种共存研究中,不能只沿用与地面调查真值(如多样性指数和生物量)建立反演模型的研究思路。如果已知点云数据存在明显低密度区域情况,应参考偏差曲线所计算得出最低要求点云密度,适当放宽取样尺度并慎重提取对点云密度较为敏感的冠层结构参数(如叶高度多样性),以降低所提取参数与真实值的偏差。如在本文中按照点云密度不低于 16 点/m^2标准就可以满足主要冠层参数在 5—20m 取样尺度下 95%的准确度。如果对小尺度下某些特定的参数需要继续提升准确度,则需要更大的点云密度才能保证冠层参数的提取准确度。

参考文献(References):

[1] Ozanne C M P, Anhuf D, Boulter S L, Keller M, Kitching R L, Körner C, Meinzer F C, Mitchell A W, Nakashizuka T, Nakashizuka T, Dias P L S, Stork N E, Wright S J, Yoshimura M. Biodiversity meets the atmosphere: a global view of forest canopies. Science, 2003, 301(5630): 183-186.

[2] Lowman M. Life in the treetops-An overview of forest canopy science and its future directions. Plants, People, Planet, 2021, 3(1): 16-21.

[3] 李德志, 臧润国. 森林冠层结构与功能及其时空变化研究进展. 世界林业研究, 2004, 17(3): 12-16.
[4] 沈浩, 蔡佳宁, 李萌姣, 陈青, 叶万辉, 王峥峰, 练琚愉, 宋亮. 中国森林冠层生物多样性监测. 生物多样性, 2017, 25(3): 229-236.
[5] 郭庆华, 刘瑾, 陶胜利, 薛宝林, 李乐, 徐光彩, 李文楷, 吴芳芳, 李玉美, 陈琳海, 庞树鑫. 激光雷达在森林生态系统监测模拟中的应用现状与展望. 科学通报, 2014, 59(6): 459-478.
[6] 李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展. 遥感学报, 2016, 20(05): 1138-1150.
[7] 董文雪, 曾源, 赵玉金, 赵旦, 郑朝菊, 衣海燕. 机载激光雷达及高光谱的森林乔木物种多样性遥感监测. 遥感学报, 2018, 22(5): 833-847.
[8] 解宇阳, 王彬, 姚扬, 杨琅, 高媛, 张志明, 林露湘. 基于无人机激光雷达遥感的亚热带常绿阔叶林群落垂直结构分析. 生态学报, 2020, 40(3): 940-951.
[9] 赖旭东, 刘雨杉, 李咏旭, 祝勇. 机载激光雷达点云密度特征应用现状及进展. 地理空间信息, 2018, 16(12): 1-5, 9.
[10] 金振振, 靳海亮, 李志杰, 黄兵. 机载 LiDAR 点云数据密度的影响因素研究. 科技风, 2019(12): 79.
[11] 尤号田. 基于不同密度 LiDAR 数据 DEM 构建研究. 安徽农业科学, 2019, 47(9): 4-7.
[12] 李志杰, 黄兵, 雷建国. 影响机载激光雷达点云密度的因素分析. 测绘科学, 2019, 44(6): 204-211.
[13] 尤号田, 邢艳秋, 王铮, 王蕊, 孙小添. 点云密度对激光雷达估计森林样方平均树高的影响. 东北林业大学学报, 2014, 42(5): 143-148.
[14] Ruiz L, Hermosilla T, Mauro F, Godino M. Analysis of the influence of plot size and LiDAR density on forest structure attribute estimates. Forests, 2014, 5(5): 936-951.
[15] Watt M S, Adams T, Gonzalez Aracil S, Marshall H, Watt P. The influence of LiDAR pulse density and plot size on the accuracy of New Zealand plantation stand volume equations. New Zealand Journal of Forestry Science, 2013, 43(1): 15.
[16] 庞勇, 李增元, 谭炳香, 刘清旺, 赵峰, 周淑芳. 点云密度对机载激光雷达林分高度反演的影响. 林业科学研究, 2008, 21(S1): 14-19.
[17] Strunk J, Temesgen H, Andersen H E, Flewelling J P, Madsen L. Effects of lidar pulse density and sample size on a model-assisted approach to estimate forest inventory variables. Canadian Journal of Remote Sensing, 2012, 38(5): 644-654.
[18] Singh K, Chen G, Mccarter J, Meentemeyer R. Effects of LiDAR point density and landscape context on estimates of urban forest biomass. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 101: 310-322.
[19] Jakubowski M K, Guo Q H, Kelly M. Tradeoffs between lidar pulse density and forest measurement accuracy. Remote Sensing of Environment, 2013, 130: 245-253.
[20] 魏舟, 李光录, 候雷, 蔡娟娟, 刘馨. 点云数据抽稀与加密对微地形数据分析的影响. 水土保持研究, 2016, 23(3): 283-286.
[21] 郭庆华, 刘瑾, 李玉美, 翟秋萍, 王永财, 吴芳芳, 胡天宇, 万华伟, 刘慧明, 申文明. 生物多样性近地面遥感监测:应用现状与前景展望. 生物多样性, 2016, 24(11): 1249-1266.
[22] 郭庆华, 吴芳芳, 胡天宇, 陈琳海, 刘瑾, 赵晓倩, 高上, 庞树鑫. 无人机在生物多样性遥感监测中的应用现状与展望. 生物多样性, 2016, 24(11): 1267-1278.
[23] Coomes D A, Dalponte M, Jucker T, Asner G P, Banin L F, Burslem D F R P, Lewis S L, Nilus R, Phillips O L, Phua M H, Qie L. Area-based vs tree-centric approaches to mapping forest carbon in Southeast Asian forests from airborne laser scanning data. Remote Sensing of Environment, 2017, 194: 77-88.
[24] Hickey L J, Atkins J, Fahey R T, Kreider M R, Wales S B, Gough C M. Contrasting development of canopy structure and primary production in planted and naturally regenerated red pine forests. Forests, 2019, 10(7): 566.
[25] Stark S C, Leitold V, Wu J L, Hunter M O, de Castilho C V, Costa F R C, McMahon S M, Parker G G, Shimabukuro M T, Lefsky M A, Keller M, Alves L F, Schietti J, Shimabukuro Y E, Brandão D O, Woodcock T K, Higuchi N, de Camargo P B, de Oliveira R C, Saleska S R. Amazon forest carbon dynamics predicted by profiles of canopy leaf area and light environment. Ecology Letters, 2012, 15(12): 1406-1414.
[26] Lin Y, Hyyppä J, Jaakkola A. Mini-UAV-borne LiDAR for fine-scale mapping. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(3): 426-430.
[27] Wallace L, Lucieer A, Watson C, Turner D. Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. Remote Sensing, 2012, 4(6): 1519-1543.
[28] Wallace L, Lucieer A, Watson C S. Evaluating tree detection and segmentation routines on very high resolution UAV LiDAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(12): 7619-7628.
[29] 马克平. 中国生物多样性监测网络建设:从 CForBio 到 Sino BON. 生物多样性, 2015, 23(1): 1-2.
[30] 冯刚, 米湘成, 闫慧, 李永宏, Jens-Christian Svenning, 马克平. 中国森林生物多样性监测网络--进展与展望(英文). Science Bulletin, 2016, 61(15): 1163-1170.
[31] 冯晓娟, 米湘成, 肖治术, 曹垒, 吴慧, 马克平. 中国生物多样性监测与研究网络建设及进展. 中国科学院院刊, 2019, 34(12): 1389-1398.

[32] 马克平. 森林动态大样地是生物多样性科学综合研究平台. 生物多样性, 2017, 25(03): 227-228.
[33] 郝占庆, 李步杭, 张健, 王绪高, 叶吉, 姚晓琳. 长白山阔叶红松林样地(CBS):群落组成与结构. 植物生态学报, 2008, 32(2): 238-250.
[34] 郝占庆, 张健, 李步杭, 叶吉, 王绪高, 姚晓琳. 长白山次生杨桦林样地:物种组成与群落结构. 植物生态学报, 2008, 32(2): 251-261.
[35] 祝燕, 赵谷风, 张俪文, 沈国春, 米湘成, 任海保, 于明坚, 陈建华, 陈声文, 方腾, 马克平. 古田山中亚热带常绿阔叶林动态监测样地--群落组成与结构. 植物生态学报, 2008, 32(2): 262-273.
[36] 兰国玉, 胡跃华, 曹敏, 朱华, 王洪, 周仕顺, 邓晓保, 崔景云, 黄建国, 刘林云, 许海龙, 宋军平, 何有才. 西双版纳热带森林动态监测样地--树种组成与空间分布格局. 植物生态学报, 2008, 32(2): 287-298.
[37] 王康康, 郑学东, 赖旭东. 机载 LiDAR 点云密度与 DEM 产品精度关系研究. 测绘地理信息, 2021, 46(3): 78-82.
[38] van Ewijk K Y, Treitz P M, Scott N A. Characterizing forest succession in central Ontario using Lidar-derived indices. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2011, 77(3): 261-269.
[39] Valbuena R, Packalén P, Martin-Fernández S, Maltamo M. Diversity and equitability ordering profiles applied to study forest structure. Forest Ecology and Management, 2012, 276: 185-195.
[40] Bouvier M, Durrieu S, Fournier R A, Renaud J-P. Generalizing predictive models of forest inventory attributes using an area-based approach with airborne LiDAR data. Remote Sensing of Environment, 2015, 156: 322-334.
[41] Jucker T, Hardwick S R, Both S, Elias D M O, Ewers R M, Milodowski D T, Swinfield T, Coomes D A. Canopy structure and topography jointly constrain the microclimate of human-modified tropical landscapes. Global Change Biology, 2018, 24(11): 5243-5258.
[42] Palace M W, Sullivan F B, Ducey M J, Treuhaft R N, Herrick C, Shimbo J Z, Mota-E-Silva J. Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return lidar data. Remote Sensing of Environment, 2015, 161: 1-11.
[43] R. Core Team,. R Foundation for Statistical Computing, 2013. R: A Language and Environment for Statistical Computing., 2013Vienna, Austria:.
[44] Roussel J-R, Auty D, Coops N C, Tompalski P, Goodbody T R H, Meador A S, Bourdon J F, de Boissieu F, Achim A. lidR: an R package for analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) data. Remote Sensing of Environment, 2020, 251: 112061.
[45] Kamoske A G, Dahlin K M, Stark S C, Serbin S P. Leaf area density from airborne LiDAR: Comparing sensors and resolutions in a temperate broadleaf forest ecosystem. Forest Ecology and Management, 2019, 433: 364-375.