



武汉大学学报(信息科学版)

*Geomatics and Information Science of Wuhan University*

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

## 《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响  
作者: 段祝庚, 吴凌霄, 江学良  
DOI: 10.13203/j.whugis20210719  
收稿日期: 2022-06-21  
网络首发日期: 2022-07-27  
引用格式: 段祝庚, 吴凌霄, 江学良. 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).  
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20210719>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20210719

### 引用格式：

段祝庚, 吴凌霄, 江学良. 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210719 (DUAN Zhugeng, WU Lingxiao, JIANG Xueliang. Effect of point cloud density on forest remote sensing retrieval index extraction based on Unmanned Aerial Vehicle Lidar Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210719)

# 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响

段祝庚<sup>1</sup> 吴凌霄<sup>1</sup> 江学良<sup>1</sup>

1.中南林业科技大学土木工程学院, 湖南 长沙, 410082

**摘要:**点云密度是激光雷达技术的重要参数, 点云密度对森林遥感反演指数的提取有重要影响。以 1600m×1450m 大小的无人机激光雷达数据为实验数据, 采用分级随机抽稀法对实验数据进行抽稀, 获取不同点云密度数据集, 利用不同密度数据集提取郁闭度、间隙率、叶面积指数、点云高度和密度分位数等森林遥感反演指数, 通过与原始数据提取的森林遥感反演指数进行差值比较。(1)点云密度越低, 提取的郁闭度略微偏低, 而间隙率略微增加, 点云密度对郁闭度、间隙率的影响极小。(2)当点云密度较高时, 对叶面积指数的影响不大, 但当点云密度较小时, 对叶面积指数的影响较大, 个别区域可能出现叶面积指数突变。(3)在点云密度较大时, 点云密度对高度、密度分位数的影响不明显, 但当点云密度降至 3.6p/m<sup>2</sup> 时, 可能会出现个别区域密度、高度密度分位数突变的情况。点云密度对森林遥感反演指数有重要影响, 合适的点云密度有利于更准确的描述森林结构形态, 过低的点云密度影响森林遥感反演指数的提取。本研究对无人机激光雷达林业应用中森林遥感反演指数估算点云密度的选择具有一定指导和借鉴意义。

**关键词:** Lidar; 点云密度; 森林遥感反演指数; UAV

**中图分类号:** P231

**文献标识码:** A

随着无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV) 载荷能力的增加, 无人机搭载激光雷达系统(Light Detection And Ranging, Lidar) 技术逐渐成熟, 无人机激光雷达系统可应用于精细地形测绘、三维建模、地质灾害监测<sup>[1]</sup>、森林生态系统监测<sup>[2-3]</sup>等领域。点云密度是激光雷达技术的重要参数, 是评价 LiDAR 技术的硬件设备质量、数据采集质量的关键指标, 也是选择数据处理方法和影响数据处理效益、速度的重要参数<sup>[4]</sup>。点云密度通常是指单位面积内激光脚点的个数, 即将点云数据投影到水平面内统计得到, 这是一种平面点的密度值。

另一种是立体的密度值, 指单位体积内激光点云的个数。目前立体点云密度应用较少。点云密度按照统计的范围分为全局密度和局部密度。全局密度是整个研究区域的平均点密度。将测区划分为一定间隔的单元格, 单元格内点云个数与单元格面积的比值就是相应的单元格局部密度。本研究主要是指平面点的全局密度。点云密度与激光雷达传感器系统发射脉冲速率、发射的能量相关, 也与搭载激光雷达传感器的飞行平台的高度和速度相关, 而且还与飞行条带重叠率有关。不少学者对点云密度对森林遥感反演指数提取的影响进

收稿日期: 2022-06-21

项目资助: 湖南省自然科学基金(2020JJ4941), 2021年湖南省安全生产预防及应急专项资金资助(2021-QYC-10008-24956)。

第一作者: 段祝庚, 博士, 教授, 主要从事摄影测量学、遥感方面的研究。duanzg@csuft.edu.cn

行了研究,普遍认为点云密度对森林遥感反演指数的提取存在一定程度的影响。高密度的点云可以较好地描述地物的结构特征,过低的点云密度描述森林结构特征会出现失真的情况,森林遥感反演指数提取精度不高<sup>[5-6]</sup>。Kandare等<sup>[7]</sup>分析了不同点云密度对描绘树冠形态结构的影响,随着点云密度的增加,树冠结构刻画的准确度增加,抽稀数据和原始数据刻画树冠的准确度存在统计差异。庞勇等<sup>[8]</sup>的研究结果显示,不同密度的点云进行林分平均高的估计,二者差异结果不显著,但高密度的点云可以进行更小尺度的林分高估计和单木树高的估计。尤号田等<sup>[9]</sup>研究了点云密度对森林样方平均高的影响,结果显示不同点云密度对模型拟合相关性及精度的影响差异不大。这些研究大多针对较低密度(一般小于 $10\text{ p/m}^2$ )的机载激光雷达数据。大型载人飞机通常搭载大型的激光雷达传感器,由于飞行相对高度较高(一般大于 $2000\text{ m}$ ),采集的激光点云数据密度通常较低(一般小于 $10\text{ p/m}^2$ )。无人机通常搭载小型的激光雷达传感器,飞行相对高度相对较低(一般低于 $600\text{ m}$ ),采集的激光点云数据密度通常较高(一般大于 $10\text{ p/m}^2$ )。无人机飞行的高度越低,速度越慢,点云密度越大。高密度的点云可以较好地描述地物的结构特征,但同时会导致点云数据量大、大量数据冗余及数据处理速度压力大的问题。过低的飞行高度和速度容易存在无人机飞行安全隐患,并会增加数据采集的经济成本,对于大面积的森林地区数据采集而言更为明显<sup>[10]</sup>。无人机飞行的高度越高,速度越快,点云密度越小。较低密度的点云数据在森林资源调查方面具有一定经济成本优势<sup>[11]</sup>。

选择合适的点云密度,既有利于保证较好地描述森林结构特征,准确地提取森林遥感反演指数,又能降低点云数据量,减小数据冗余,降低数据处理压力,同时有利于选择无人机航飞相对高度,保证无人机飞行安全,提高激光雷达数据采集的经济效益<sup>[12]</sup>。因此,本研究试图探索无人机激光雷达数据点云密度对林分郁闭度、间隙率、叶面积指数、点云高度和密度分位数等森林遥感反演指数的影响,可为无人机激光雷达传感器的选择、无人机航飞高度的选择、点云密度指标确定等关键技术提供参考和借鉴。

## 1 森林参数遥感反演理论计算

本研究选择的森林遥感反演指数有:对不同密度的归一化点云数据提取林分的郁闭度、间隙率、叶面积指数和高度、密度分位数统计量。

### 1.1 郁闭度(Canopy Closure, CC)

在森林经营管理中,郁闭度是确定抚育采伐强度的重要指标,也是进行森林蓄积量估测不可或缺因子。郁闭度是林分冠层的垂直投影面积占林地面积的百分比,反映了林分的密度。郁闭度由单位面积内植被点数与总点数的比值计算得到<sup>[13-14]</sup>。主要参数设置:高度阈值设置为 $2\text{ m}$ ,网格间距设置为 $15\text{ m}$ 。

$$CC = \frac{n_{veg}}{n} \quad (1)$$

CC为郁闭度, $n_{veg}$ 是提取的高度值高于高度阈值( $2\text{ m}$ )的植被点数, $n$ 是总点数。

### 1.2 间隙率(Gap Fraction, GF)

森林间隙主要是指森林群落中老龄树死亡或者因为偶然因素导致成熟阶段优势树种死亡,从而在林冠层造成空隙的现象<sup>[15]</sup>。间隙率为单位面积内地面点数与总点数的比值,即

$$GF = \frac{n_{ground}}{n} \quad (2)$$

GF为间隙率, $n_{ground}$ 是提取的高度值低于高度阈值( $2\text{ m}$ )的地面点数, $n$ 是总点数。特别注意,归一化的点云数据中所有低于高度阈值( $2\text{ m}$ )的点在间隙率的计算过程中都被视为地面点。间隙率像元大小为 $15\text{ m}$ 。

### 1.3 叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)

叶面积指数表征植被冠层结构最基本的参量之一,它的定义为单位地表面积上所有叶片表面积的一半<sup>[16]</sup>,由归一化后的点云数据中的植被点计算得到<sup>[17]</sup>。计算公式为式(3)。

$$LAI = \frac{\cos(ang) * \ln(GF)}{k} \quad (3)$$

其中, $ang$ 是计算LAI区域内点云的平均扫描角,每一个激光点都对一个扫描角,从在点的属性值里可直接提取; $GF$ 是间隙率; $k$ 是消光系数,消光系数与树冠的叶倾角分布紧密相关,通常根据经验确定,本研究为 $0.5$ ; $\ln$ 是自然对数。

网格间距设置为 15m, 主要参数设置: 叶倾角分布为 0.5, 植被高度阈值为 2m。

#### 1.4 点云高度、密度变量

点云高度、密度变量采用分位数统计计算, 即将林分单元面积内的点云按高度进行排序, 小于某值的点云数占总点云数的百分比, 该值即为对应百分比的点云分位数<sup>[18]</sup>。本研究选择的高度、密度变量有高度、密度的 10%, 30%, 60%, 90% 分位数及高度最大值、高度平均值, 分别记为  $h_{10}$ 、 $h_{30}$ 、 $h_{60}$ 、 $h_{90}$ 、 $d_{10}$ 、 $d_{30}$ 、 $d_{60}$ 、 $d_{90}$ 、 $h_{max}$ 、 $h_{mean}$ 。对原始数据及抽稀数据的归一化高度点云数据分别计算高度、密度变量, 并计算抽稀数据提取变量与原始数据提取变量的差值, 以定量评价点云密度对高度、密度变量提取的影响。

## 2 研究区域与数据

### 2.1 研究区域

研究区位于湖北省罗田县大别山国家森林公园, 实验样地为一块大小为 1600m×1450m 阔叶林区域。海拔高度在 224.0-428.0m 之间, 局部地形较为陡峭, 最大坡度为 54°, 平均坡度 17°, 森林类型较为复杂, 以香樟(*Cinnamomum camphora Presl*)、桦树(*Betula L.*)、白杨(*Populus tomentosa Carr*)等阔叶人工成熟林为主, 郁闭度为 0.762 (取原始点云的郁闭度), 其中香樟(*Cinnamomum camphora Presl*)、桦树(*Betula L.*)、白杨(*Populus tomentosa Carr*)的株树比例约为 38%、35% 和 19%。无人机激光雷达数据采用 LiHawk 固定翼激光雷达扫描系统搭载 Riegl VUX-1LR 传感器获取, 无人机平均飞行速度为 55 m/s, 平均相对航高 180m, 点云平均密度为 311.5 p/m<sup>2</sup>。

### 2.2 原始数据预处理

先对数据进行预处理, 去除点云数据中的噪声, 如低飞的飞行物(比如鸟类或者飞机)的影响。由于点云主要包括地面点与植被点, 将点云分类为地面点与植被点, 利用改进的渐进加密三角网滤波算法(Improved Progressive TIN Densification, IPTD)<sup>[19]</sup>分类地面点。对植被点按高度进行分类, 2m 以上为植被点, 高度值低于 2m 的点云不参与

植被参数提取计算。将分类后的地面点按不规则三角网(TIN, Triangulated Irregular Network)<sup>[20]</sup>插值生成数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM), 并对原始数据进行归一化, 得到归一化高度点云数据。数字表面模型(Digital Surface Model, DSM)和数字高度模型(Canopy Height Model, CHM)均采用反距离权重插值法(Inverse Distance Weighted, IDW)<sup>[21]</sup>插值。为了保证数据的可比性, 避免因插值分辨率的影响, 所有数字模型的插值间隔均为 1m。

### 2.3 不同密度点云数据集获取

为了探索点云密度对森林遥感反演指数提取的影响, 需要获取不同点云密度数据集。不同点云密度数据集获取方法主要有两种: 一是指选择不同点云密度的激光雷达传感设备对同一森林区域实施航飞, 采集不同密度的点云数据; 二是对原始数据集进行抽稀得到不同密度的点云数据集。采用不同点云密度的激光雷达传感设备进行航飞采集实验数据成本较高, 且数据受航飞环境、条件的影响较大, 提取的森林遥感反演指数不可避免地受数据质量的影响, 难以归因于点云密度。利用抽稀方法得到不同密度的点云数据集研究点云密度对森林遥感反演指数提取的影响可避免航飞数据质量的影响, 不失为一种简便、可行的方法。本研究采用后者得到不同密度点云数据集作为实验数据, 对实验区归一化高度点云数据进行抽稀, 得到不同密度的点云数据, 利用抽稀数据模拟真实不同点云密度数据, 分别对不同密度的点云数据进行森林遥感反演指数提取, 并对提取的森林遥感反演指数进行对比分析。为了保证数据的可比性, 采用分级随机抽稀法, 即采用一定的百分比随机抽取点云, 下一次抽稀从上一次抽稀的结果数据中抽取点云数据, 确保下一次抽稀结果数据为上一次抽稀结果数据的子集。每次保留的点数分别为抽稀前点云总数的 50%, 10%, 5%, 2%, 1%。原始数据编号为数据 1, 抽稀得到的数据集分别编号为数据 2、数据 3、数据 4、数据 5、数据 6, 实验数据集基本信息如表 1 所示。

表 1 原始及抽稀归一化点云实验数据集基本信息  
Tab. 1 Basic information of original and thinned normalized point cloud experimental data sets.

数据编号 No. Data set	点云密度比例 The ratio of point cloud density	点云平均密度 Point cloud average density (p/m <sup>2</sup> )	总点数 Total points	地面点数 Number of ground points	植被点数 Number of vegetation points	其他点数 Number of other points	最小高度 Minimum height (m)	最大高度 Maximum height (m)	平均高度 Average height (m)	高度标准差 Height standard deviation (m)
1	100%	311.5	721609055	5475396	716050568	83091	0	28.274	8.141	5.052
2	50%	155.9	362553362	3590112	358921699	41551	0	28.009	8.136	5.050
3	10%	31.4	72458210	1874068	70569867	14275	0	27.024	8.044	5.050
4	5%	15.9	36231632	1231184	34993337	7111	0	27.002	7.970	5.042
5	2%	6.6	15296135	459483	14833766	2886	0	26.958	7.865	5.046
6	1%	3.6	7249484	299740	6948300	1444	0	26.520	7.771	5.044

### 3 评价指标及方法

点云密度较大更能准确描述森林结构参数，本研究以原始数据（点云密度最大）提取的森林遥感反演指数为基准，将抽稀后数据提取的森林遥感反演指数与之进行比较，以评价点云密度对森林遥感反演指数提取的影响。在实验区内进行随机抽样，提取随机抽样检查点的森林遥感反演指数，比较抽稀数据和原始数据提取的抽样检查点森林遥感反演指数的差值，并计算差值的统计量，即平均值(Average value, AV)、最小值(Minimum value, MinV)、最大值(Maximum value, MaxV)及标准差(Standard deviation, SD)，以定量评价不同点云密度对森林遥感反演指数提取的影响。利用 Arcgis10.0 软件在实验区内随机生成 100 个检查点，为了避免边缘效应的影响，随机检查点离边缘试验区边缘的距离不小于 10m；当个别随机检查点落于森林间隙区时，人工增加检查点替代。数据 1 生成的 DSM 及 100 个随机抽样检查点分布如图 1 所示。

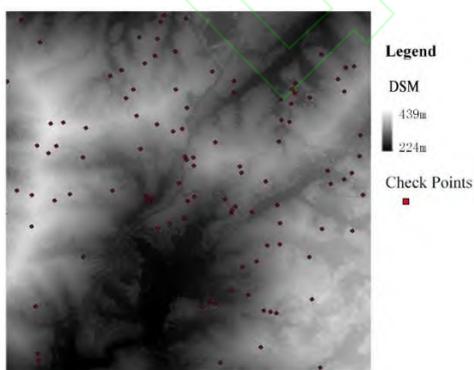


图 1 数据 1 生成的 DSM 及随机抽样检查点分布  
Fig. 1 The DSM generated by Data 1 and the distribution of random sampled check points.

### 4 结果与讨论

#### 4.1 点云密度对林分郁闭度、间隙率、叶面积指数的影响

利用数据 1-6 分别提取郁闭度、间隙率和叶面积指数等森林结构参数，计算数据 2-6 与数据 1 相应森林结构参数在 100 个抽样点的差值，并计算差值的统计量。其中 CCAV、CCMAX、CCMIN、CCSTD 分别表示 CC 差值的平均值、最大值、最小值和标准差，GF、LAI 的统计量也类似表示。实验结果显示：

(1) 对于郁闭度而言，随着抽稀程度的增加，数据 2-6 地面点提取的郁闭度与数据 1 提取的郁闭度的差值平均值为负，从 0.00% 减小到 -0.16%；差值标准差从 0.04 增加到 0.14%，略有增加但其值均很小；差值的极值在 0.74% 以内（图 2）。总体上，点云密度越低，提取的郁闭度略微减少点云密度对郁闭度的影响很小。

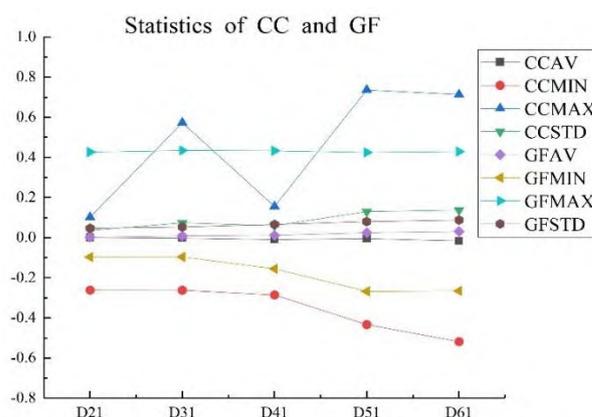


图 2 抽稀点云与原始数据提取的郁闭度和间隙率的差值统计量(%)

Fig. 2 The difference statistics of CC and GF extracted from thinned data and raw data in the 100 sampled points (%).

(2) 对于间隙率而言，随着抽稀程度的增加，数据 2-6 地面点提取的间隙率与数据 1 提取的间

隙率的差值平均值为正，从 0.00% 增加到 0.03%；差值标准差从 0.05 增加到 0.09%，略有增加但其值均很小；差值的极值在 0.43% 以内（图 2）。点云密度越低，提取的间隙率略微增加，但总体上点云密度对郁闭度的影响很小，间隙率与郁闭度具有相反的特征。

(3) 对于叶面积指数而言，随着抽稀程度的增加，数据 2-6 地面点提取的叶面积指数与数据 1 提取的叶面积指数的差值平均值从 -0.50% 逐渐减小到 -4.23%，差值标准差从 0.93% 逐渐增加到 1.88%，差值极值在 ±2.5%~9.2% 之间（图 3）。当点云密度由 311.5p/m<sup>2</sup> 降为 155.9p/m<sup>2</sup> 时，叶面积指数差值平均值仅为 -0.50%，变化不明显；当点云密度由 155.9p/m<sup>2</sup> 降为 3.6p/m<sup>2</sup> 时，叶面积指数差值的平均值由 -1.68% 减小至 -4.23%，变化略微增大。因此，总体上，适当降低点云密度，对叶面积指数的提取影响不大，但点云密度太小，对叶面积指数提取的影响稍微明显，个别区域叶面积指数存在急剧变化的情况。

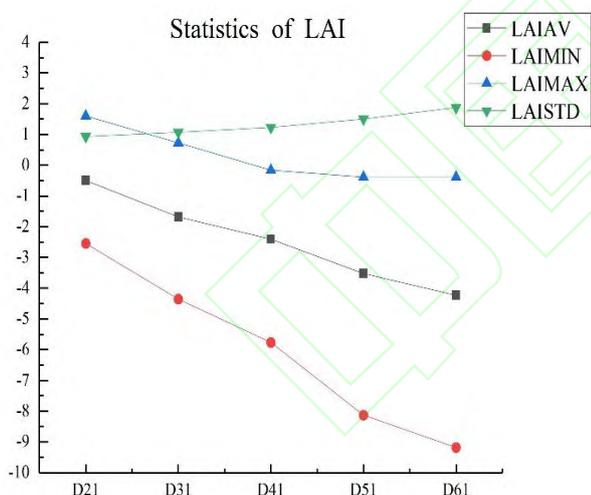


图 3 抽稀点云与原始数据提取的 LAI 差值统计量(%)

Fig. 3 The difference statistics of LAI extracted from thinned data and raw data in the 100 sampled points (%).

#### 4.2 点云密度对林分高度、密度变量的影响

数据 2、数据 3、数据 4、数据 5、数据 6 计算的密度和高度变量与数据 1 计算的密度和高度变量之差分别记为  $dd_{10}$ ,  $dd_{30}$ ,  $dd_{60}$ ,  $dd_{90}$ ,  $dh_{10}$ ,  $dh_{30}$ ,  $dh_{60}$ ,  $dh_{90}$ ,  $dh_{max}$ ,  $dh_{mean}$ (表 2)，实验结果显

示：

(1) 对于密度分位数变量而言，密度分位数变量的差值平均值、标准差均在 3% 以内，总体上，抽稀得越多，点云密度越小，其差值平均值、标准差逐渐增大，点云密度对密度分位数变量影响不大。但当点云密度为原始点云密度的 2% 和 1% 时，其差值极值约为 ±4~10%，个别区域密度分位数变量会出现约 ±10% 以内的突变。

(2) 对于  $h_{10}$ 、 $h_{30}$ 、 $h_{60}$ 、 $h_{90}$  高度分位数变量而言，高度分位数变量差值平均值在 ±0.5m 以内，标准差在 ±2.0m 以内，总体上，抽稀得越多，点云密度越小，其差值平均值、标准差逐渐增大，点云密度对高度分位数变量影响不大。但其差值极值在 ±3.8~16.5m 之间，个别区域高度分位数变量会出现较大的突变。

(3) 对于高度最大值分位数变量而言，抽稀点云与原始点云高度最大值分位数变量的差值平均值由 -0.024m 变为 -0.719m，说明随着点云密度的降低，对高度最大值分位数变量的影响逐渐增大，且高度最大值分位数变量逐渐减小，其差值的标准差在 1.328~2.180m 之间，差值的极值最大可达 16.814m。主要是由于点云抽稀时，树木的最高点点云可能被删除，对应点云密度降低时树木最高处没有激光回波。相比较而言，点云密度对于高度平均值分位数变量的影响小一些，其差值的平均值在 -0.015~-0.342m 之间，差值的标准差在 0.946~1.366m 之间。但差值的极值仍然较大可达 13.132m。

#### 4.3 讨论

(1) 点云密度对森林遥感反演指数提取的影响受森林类型、枝叶数量和密度的制约。对于针叶林、落叶季的阔叶林，叶片的数量和密度较低，树冠之间相互压盖的情况不明显，激光点云更容易穿过冠层到达地面，利用点云估算的森林间隙更大，而郁闭度更低。而对于未落叶阔混交林、阔叶林为主的森林，树冠之间相互压盖的情况会更严重，激光点云难以穿过冠层到达地面，利用点

云估算的森林间隙更小，而郁闭度更大。本研究的森林类型为较为郁闭的阔叶林，对于其他不同森林类型的林分，可能会有与本文不一致的结果，

表 2 抽稀点云与原始数据提取的高度、密度分位数的差值统计量

Tab. 2 The difference statistics of the height and density variables extracted from thinned data and raw data in the 100 sampled points.

变量 Variables	数据集 Data Sets	平均值 AV	最大值 MaxV	最小值 MinV	标准差 SD
dd10(%)	D21	0.275	3.172	-2.092	1.313
	D31	0.828	3.841	-0.563	1.293
	D41	0.951	3.800	-0.419	1.260
	D51	1.193	5.089	-0.531	1.561
	D61	1.381	4.632	0.415	1.625
dd30(%)	D21	0.622	3.561	-2.614	1.112
	D31	1.365	7.066	-4.935	1.798
	D41	1.469	6.930	-5.509	1.718
	D51	2.011	6.937	-5.468	1.954
	D61	2.356	8.569	-5.114	2.354
dd60(%)	D21	0.061	2.377	-3.504	0.861
	D31	0.156	5.960	-7.734	1.846
	D41	0.295	5.647	-5.981	1.730
	D51	0.346	6.353	-7.629	2.033
	D61	0.370	9.282	-9.456	2.505
dd90(%)	D21	-0.260	2.711	-7.239	1.461
	D31	-0.198	6.941	-6.962	2.429
	D41	-0.048	6.590	-8.277	2.357
	D51	-0.152	6.227	-6.932	2.588
	D61	-0.150	8.845	-5.061	2.946
dh10(m)	D21	-0.052	3.882	-3.975	0.744
	D31	-0.051	9.685	-7.190	1.295
	D41	-0.117	3.898	-8.143	1.045
	D51	-0.284	3.991	-8.967	1.387
	D61	-0.296	3.880	-5.367	1.374
dh30(m)	D21	0.012	5.493	-5.732	0.999
	D31	-0.071	11.175	-5.666	1.313
	D41	-0.234	6.775	-5.764	1.255
	D51	-0.459	3.297	-7.224	1.466
	D61	-0.462	4.616	-6.810	1.492
dh60(m)	D21	0.047	4.351	-11.133	1.224
	D31	-0.013	14.301	-11.073	1.712
	D41	-0.202	4.458	-11.174	1.422
	D51	-0.341	5.690	-11.797	1.666
	D61	-0.378	5.425	-11.797	1.678
dh90(m)	D21	0.040	5.038	-11.432	1.346
	D31	0.047	16.493	-11.659	1.950
	D41	-0.083	5.089	-11.399	1.512
	D51	-0.169	4.440	-12.450	1.739
	D61	-0.174	4.008	-12.333	1.804
dhmax(m)	D21	-0.024	6.647	-9.044	1.328
	D31	-0.192	16.814	-9.302	1.933
	D41	-0.315	6.422	-9.272	1.580
	D51	-0.448	4.922	-12.828	2.034
	D61	-0.719	4.669	-12.931	2.180
dhmean(m)	D21	-0.015	4.365	-7.799	0.946
	D31	-0.018	13.132	-7.797	1.431
	D41	-0.168	4.445	-7.821	1.135
	D51	-0.312	3.388	-8.399	1.348
	D61	-0.342	3.112	-8.339	1.366

有待于今后进一步研究。

(2) 有关点云密度对森林遥感反演指数的影

响实验结果受森林遥感反演指数提取算法、数字模型的插值方法及相应参数设置的影响，不同遥感反演指数提取算法和不同数字模型的插值方法及相应参数可能得不到完全的实验结果，但总体趋势是一致的。但本研究不同点云密度提取的遥感反演指数均采用相同的提取算法，相同的数字模型插值方法及参数，不同点云密度对遥感反演指数提取的影响通过求差，即相减可以抵消遥感反演指数提取算法、数字模型插值方法及相应参数设置引起的大部分误差。

(3) 另外，本研究采用的随机抽稀法主要保证总采样率一致，由于选取的点云是随机的，若重复试验，每次抽稀后的点云都不一样，可能出现因随机抽稀法而导致的试验结果存在细微差异。利用随机抽稀法模拟实际作业时不同点云密度数据情况，这二者之间也存在一定的区别，即实际不同点云密度数据与随机抽样点云的分布特征不一致，因此，对于实际不同点云密度对森林参数的影响，本研究仅具借鉴、参考意义。另外，检查点也是采用随机抽取的，随机抽取时主要确保设定检查点总数，若重复抽取检查点，检查点的分布是不一样的，可能给实验结果带来细微差异。

## 5 结论

无人机激光雷达系统往往能获取高密度的点云数据，点云密度是激光雷达技术的关键参数，对数据处理、遥感反演指数提取有重要影响。本研究采用随机抽稀法对实验区点云数据进行抽稀，得到不同密度的点云数据集，以模拟实际作业中不同密度点云情况，探索不同密度点云对遥感反演指数提取的影响。实验研究结果显示：

(1) 随着点云密度降低，郁闭度、间隙率变化较小，郁闭度略有减小，而间隙率略有增加，总体上点云密度对郁闭度和间隙率影响均不大，。对于叶面积指数而言，随着抽稀程度的增加，适当降低点云密度，对叶面积指数的提取影响不大，但点云密度太小，对叶面积指数的提取影响较大。

(2) 在点云密度较大时, 点云密度对密度、高度密度分位数的影响不明显, 但当点云密度降至  $3.6\text{p}/\text{m}^2$  时, 可能会出现个别区域密度、高度密度分位数突变的情况。对于高度最大值而言, 随着点云密度的降低, 对高度最大值的影响逐渐增大, 且高度最大值逐渐减小, 点云密度对于高度平均值的影响不明显。

## 参考文献

- [1] Dong Xiujun, Xu Qiang, She Jinxing, et al. Preliminary Study on Interpretation of Geological Hazards in Jiuzhaigou Based on Multi-Source Remote Sensing Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(3): 432-441 (董秀军, 许强, 余金星, 等. 九寨沟核心景区多源遥感数据地质灾害解译初探[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(3): 432-441)
- [2] Cao Wei, Chen Dong, Shi Yufeng, et al. Progress and Prospect of LiDAR Point Clouds to 3D Tree Models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 203-220 (曹伟, 陈动, 史玉峰, 等. 激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(2): 203-220)
- [3] Yang Fan, Yang Guijun, Li Zhenhai, et al. High Precision Analysis of Low Vegetation for UAV LiDAR[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(9): 151-157 (杨凡, 杨贵军, 李振海, 等. 低矮植被的无人机激光雷达测高精度分析[J]. 测绘科学, 2017, 42(9): 151-157)
- [4] Lai Xudong, Liu Yushan, Li Yongxu et al. Application and Progress of Point Cloud Density Feature of LiDAR[J]. *Geospatial Information*, 2018, 16(12): 1-5 (赖旭东, 刘雨杉, 李咏旭等. 机载激光雷达点云密度特征应用现状及进展[J]. 地理空间信息, 2018, 16(12): 1-5)
- [5] Pang Yong, Jia Wen, Qin Xianlin, et al. Forest Fire Monitoring Using Airborne Optical Full Spectrum Remote Sensing Data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(10): 1280-1292 (庞勇, 英文, 覃先林, 等. 机载光学全谱段遥感林火监测[J]. 遥感学报, 2020, 24(10): 1280-1292)
- [6] Huo Langning, Zhang Xiaoli. Individual Tree Information Extraction and Accuracy Evaluation Based on Airborne LiDAR Point Cloud by Multilayer Clustering Method[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2021, 57(1): 85-94 (霍朗宁, 张晓丽. 基于机载 LiDAR 点云多层聚类的单木信息提取及其精度评价[J]. 林业科学, 2021, 57(1): 85-94)
- [7] Kandare K, Ørka H O, Chan J C W, et al. Effects of Forest Structure and Airborne Laser Scanning Point Cloud Density on 3D Delineation of Individual Tree Crowns[J]. *European Journal of Remote Sensing*, 2016, 49(1): 337-359
- [8] Pang Yong, Li Zengyuan, Tan Bingxiang, et al. The Effects of Airborne LiDAR Point Density on Forest Height Estimation[J]. *Forest Research*, 2008, 21(S1): 14-19 (庞勇, 李增元, 谭炳香, 等. 点云密度对机载激光雷达林分高度反演的影响[J]. 林业科学研究, 2008, 21(S1): 14-19)
- [9] You Haotian, Xing Yanqiu, Wang Zheng, et al. Effects of LiDAR Point Density on Tree Height Estimation in Plots Level[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2014, 42(5): 143-148 (尤号田, 邢艳秋, 王铮, 等. 点云密度对激光雷达估计森林样方平均树高的影响[J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(5): 143-148)
- [10] White J C, Wulder M A, Varhola A, et al. A Best Practices Guide for Generating Forest Inventory Attributes from Airborne Laser Scanning Data Using an Area-Based Approach[J]. *The Forestry Chronicle*, 2013, 89(6): 722-723
- [11] 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
- [12] Guimarães N, Pádua L, Marques P, et al. Forestry Remote Sensing from Unmanned Aerial Vehicles: A Review Focusing on the Data, Processing and Potentialities[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(6): 1046
- [13] Jennings S, Brown N, Sheil D. Assessing Forest Canopies and Understorey Illumination: Canopy Closure, Canopy Cover and other Measures[J]. *Forestry: an International Journal of Forest Research*, 1999, 72(1): 59-74
- [14] Ma Q, Su Y J, Guo Q H. Comparison of Canopy Cover Estimations from Airborne LiDAR, Aerial Imagery, and Satellite Imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(9): 4225-4236
- [15] Danson F M, Hetherington D, Morsdorf F, et al. Forest Canopy Gap Fraction from Terrestrial Laser Scanning[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(1): 157-160
- [16] Chen J M, Black T A. Measuring Leaf Area Index of Plant Canopies with Branch Architecture[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1991, 57(1/2/3): 1-12
- [17] Richardson J J, Moskal L M, Kim S H. Modeling Approaches to Estimate Effective Leaf Area Index from Aerial Discrete-Return LIDAR[J]. *Agricultural and Forest*

*Meteorology*, 2009, 149(6/7): 1152-1160

[18] Pang Yong, Zhao Feng, Li Zengyuan, et al. Forest Height Inversion Using Airborne Lidar Technology[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(1): 152-158 (庞勇, 赵峰, 李增元, 等. 机载激光雷达平均树高提取研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(1): 152-158)

[19] Zhao X Q, Guo Q H, Su Y J, et al. Improved Progressive TIN Densification Filtering Algorithm for Airborne LiDAR Data in Forested Areas[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 117: 79-91

[20] Graham A, Coops N, Wilcox M, et al. Evaluation of Ground Surface Models Derived from Unmanned Aerial Systems with Digital Aerial Photogrammetry in a Disturbed Conifer Forest[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(1): 84

[21] Duan Zhugeng, Xiao Huashun, Yuan Weixiang. Comparison of Interpolation Methods of Forest Canopy Height Model Using Discrete Point Cloud Data[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2016, 52(9): 86-94 (段祝庚, 肖化顺, 袁伟湘. 基于离散点云数据的森林冠层高度模型插值方法[J]. 林业科学, 2016, 52(9): 86-94)

# Effect of point cloud density on forest remote sensing retrieval index extraction based on Unmanned Aerial Vehicle Lidar Data

DUAN Zhugeng<sup>1</sup> WU Lingxiao<sup>1</sup> JIANG Xueliang<sup>1</sup>

1. Department of Civil Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410082, China

**Abstract:** 【Objective】 Point cloud density is an important parameter of lidar technology. Point cloud density has an important impact on the extraction of remote sensing retrieval index for forest. 【Methods】 The experimental data, sized by 1600m\*1450m, had been obtained by UAV Lidar and thinned by the graded random thinning method in order to simulate different point cloud density during actual operation, which was used to extract the remote sensing retrieval index for forest such as Canopy Closure(CC), Gap Fraction (GF), Leaf Area Index (LAI), height quantile variables and density quantile variables. Then these parameters were used to make difference comparison with the indexes extracted through raw data. 【Results】 (1) The lower the point cloud density is, the lower the extracted Canopy Closure is slightly, while the extracted Gap Fraction is slightly increased. The point cloud density has little influence on the extracted Canopy Closure and Gap Fraction. (2) When the point cloud density is high, it has little impact on Leaf Area Index, but when the point cloud density is small, it has a great impact on Leaf Area Index, and some areas may have sudden changes on Leaf Area Index. (3) When the point cloud density is large, the effect of point cloud density on height and density quantile variables is not obvious, but when the point cloud density drops to 3.6 p/m<sup>2</sup>, there may be sudden changes in density and height density quantile variables in some areas. 【Conclusions】 In short, the point cloud density has an important impact on the description of forest structural characteristics. The appropriate point cloud density is conducive to describe the forest structure morphology more accurately, but the low point cloud density affects the extraction of remote sensing retrieval index for forest. This study has certain guidance and reference for selection of point cloud density to estimate the remote sensing retrieval index with UAV Lidar on forestry.

**Key words:** light detection and ranging (LiDAR); point cloud density; the remote sensing retrieval index for forest; unmanned aerial vehicle (UAV)

**First author:** Duan Zhugeng, PhD, professor, specializes in the theories and methods of photogrammetry and remote sensing research. E-mail: duanzg@csuft.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of Hunan Province (2020JJ4941); the Special Foundation of Hunan Province for Work Safety Prevention and Emergency Response in 2021 (2021-QYC-10008-24956).

网络首发:

标题: 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响

作者: 段祝庚, 吴凌霄, 江学良

DOI: 10.13203/j.whugis20210719

收稿日期: 2022-06-21

引用格式:

段祝庚, 吴凌霄, 江学良. 无人机激光雷达点云密度对森林遥感反演指数提取的影响[J]. 武汉大学学

报·信息科学版, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210719 (DUAN Zhugeng, WU Lingxiao, JIANG Xueliang. Effect of point cloud density on forest remote sensing retrieval index extraction based on Unmanned Aerial Vehicle Lidar Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, DOI: 10.13203/j.whugis20210719)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

利用无人机激光雷达提取玉米叶面积密度

雷蕾, 李振洪, 杨浩, 杨贵军

武汉大学学报·信息科学版, 2021, 46(11): 1737-1745

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200674>

