

基于 LiDAR 数据的单木提取算法研究

王瑞瑞¹, 李怡燃¹, 石伟², 李文静¹

(1. 北京林业大学 精准林业北京市重点实验室, 北京 100083; 2. 中国科学院 地理科学与资源研究所, 北京 100083)

摘要:有效了解森林生长变化信息对森林资源的保护以及生态环境的研究具有重要意义。近年来,激光雷达数据是森林清查中主要的 LiDAR 数据源。但是现有机载 LiDAR 数据单木分割算法在密集林区应用精度较低,尤其在中下层冠层单木提取精度不高,存在漏检的现象。针对以上问题,采用归一化割(normalized cut, Ncut)方法直接对激光点云数据进行初始分割,然后设定冠层的形状参数与点云数量阈值,利用全局最大值重复 Ncut 方法,对林区下层冠层进行探测,实现单木的精确提取。结果表明,与只利用归一化割方法提取单木结果相比,本研究方法使单木提取误判率由 22.66% 降至 3.9%,识别率由原先的 68.49% 提升至 86.63%,有效规避了上层冠木对下层遮盖导致的下层单木漏检情况,提高了在冠层中间层和下层树木的识别率,可为今后森林清查、森林资源管理提供分割方法的选择,也为森林分类、单木分割提供样例。

关键词:机载激光雷达;点云;Ncut;单木分割

中图分类号:S758.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-7461(2021)03-0182-08

Single Wood Extraction Algorithm Based on LIDAR Data

WANG Rui-rui¹, LI Yi-ran¹, SHI Wei², LI Wen-jing¹

(1. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

2. China Academy of Aerospace Systems Science and Engineering, Beijing 100083, China)

Abstract: It is of great significance to effectively understand the forest growth and change information for the protection of forest resources and the study of ecological environment. In recent years, LiDAR data have been the main sources in forest inventory. However, the accuracy of single tree segmentation algorithms based on airborne LiDAR data is low when it is applied in dense forest areas, especially in the middle and lower canopy. In order to solve the above problems, the normalized cut (Ncut) method was used to segment the laser point cloud data directly, then the shape parameters of canopy and the number of point clouds threshold were set, and the global maximum repeated NCUT method was used to detect the lower canopy of forest region, so as to realize the accurate extraction of individual trees. The results showed that, compared with the results of single tree extraction only using normalized cut method, this method reduced the error rate of single tree extraction from 22.66% to 3.9%, and improved the recognition rate from the original 68.49% to 86.63%. It effectively avoided the missing detection of lower single tree caused by the cover of upper canopy to lower canopy, and improved the recognition rate of middle canopy and lower canopy. The results can provide a choice of segmentation methods for future forest inventory and forest resource management, and also provide an example for forest classification and individual tree segmentation in Anhui Province.

Key words: airborne LiDAR; point cloud; normalized cut; tree segmentation

森林被称为“地球之肺”,具有防风固沙、涵养水源以及调节气候等作用^[1,2],有效了解森林生长变

化信息对森林资源的保护以及生态环境的研究具有重要意义^[3,4]。近年来,激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)技术因精度高,分辨力、抗干扰能力和冠层穿透力强等优点^[5]被广泛应用于单木树高、冠幅、胸径等森林信息的调查。激光点云的单木探测在处理中不需要对数据进行栅格化或内插等操作,减少了数据操作时间,避免了原始点云信息的缺失^[6],提高了森林中下层冠木探测的精确率,但树干的探测精度易受点云密度与冠层间隙率影响。因此,国内外很多学者对如何提高分割精度以及减少点云密度的影响等方面做出了研究。J. Reitberger *et al*^[7] 基于机载全波形激光雷达数据用标准化切割(normalized cut)方法进行单木分割,有效地改善了传统的分水岭算法,将森林中的低矮树木探测率大大提升。Y. Wang *et al*^[8] 根据对归一化点云高度分布概率的统计分析来检测主树冠层和各层的高度范围,以此提取单个树木,但该方法易受激光点密度的影响从而使精度降低。刘峰等^[9] 利用标记分水岭算法确实单木初步位置,然后利用马尔可夫模型(markov random field, MRF)进行单木分割。W. Li *et al*^[10] 将研究区域图像的全局最大值视为该区最高木的树冠顶点,以树冠形状特征为依据进行单木识别,该方法虽然单木识别率高达 90%,但无法准确分割树冠边界,并且识别精度在阔叶林地区有待验证。F. Morsdorf *et al*^[11] 为避免 CHM 模型数据本身的误差,使用 *K* 均值聚类算法对针叶林单木进行分割,以局部最高点代替树木最高点进行聚类。邢万里等^[12] 以地基激光雷达(terrestrial laser scanning, TLS)点云数据为基础对落叶期的蒙古栎(*Quercus mongolica*)人工林进行单木分割研究,提出了基于体元逐层聚类的单木分割算法,表明体元在竖直方向的 *z* 值序列与单木的位置具有相关性,可利用此实现单木的分割。

综上所述,虽然针对单木提取存在的各种问题前人提出了不同的解决方案,但目前基于密集林区的重叠冠层分割、中下层单木探测等方面存在的漏检测、精度低等问题还未有较明确的方法解决,这方面的研究成果也较少。因此本研究结合森林冠层结构分层的特点,采用归一化割(normalized cut, Ncut)方法对研究区内位于输电线下方的密集林区进行单木提取,以提高在密集林区的单木探测精度,也为安徽省树木提取分割提供方法样例。

1 研究区概况

1.1 研究区概况

研究区位于安徽省池州市青阳县东北部输电线

下的密集林区(30°40′—30°41′N, 117°48′—117°54′E),地跨池州市和青阳县,海拔 1.8~112.2 m 由图 1 可见,右侧条带影像为研究区激光点云数据图。研究区总面积为 190 万 m²,地势西南高东北低,属于亚热带季风气候,夏季炎热,日照时间长,但雨量充沛,有约 40 d 的梅雨期。该区属于常绿和落叶交替的过渡地带,主要优势树种类型为杉木(*Cunninghamia lanceolata*)、栎树(*Quercus*)、枫杨(*Pterocarya stenoptera*)及灌木等。由于该林区是位于输电线下行的通道走廊,具有受干扰大、更复杂等特殊性。

1.2 数据源

研究区数据为 2016 年获取的安徽省青阳县东北部输电线下行通道点云数据,基于 Galaxy PRIME 机载激光雷达系统获取,传感器参数见表 1。研究区数据最大点云密度达 93 pts·m⁻²,最小点云密度为 0.6 pts·m⁻²,平均点云密度为 36 pts·m⁻²;其最大点云强度达 651,最小点云强度为 10,平均为 144.87。采集目的主要为观测数据质量及对该区域输电线下行树木的生长情况进行监测与分析。

表 1 传感器配置参数
Table 1 Sensor configuration parameters

传感器参数	规格
定位定向系统	POS AV TM AP60(OEM); 220 信道双频 GNSS 接收器; 带铱滤波器的 GNSS 机载天线; 高准确度 AIMU(Type 57);非-ITAR
扫描视角(FOV)	10°~60°
扫描带宽	AGL 在 10%~115%之间
扫描频率	0~120 Hz(0~240 条扫描线·s ⁻¹)
飞行管理系统	有操作员平台的 Optech FMS(飞行任务管理与导航)
滚动补偿	最小±5°
电源要求	28 V;400 W
尺寸和重量	传感器:0.34×0.34×0.25 m,27 kg; PDU:0.42×0.33×0.10 m,6.5 kg
工作温度	0℃~±35℃

对研究区的 LiDAR 点云数据信息进行统计,按高程统计分布见图 2。可以看出,多数点云高程集中在 0~20 m,符合地形特点,即研究区域为植被分布密集的林区。

2 研究方法

本研究针对林区中下层冠层或树木密集的区域单木提取精度较低的问题,提出了采用 Ncut 方法直接对激光点云数据进行初始分割,然后设定冠层的形状参数与点云数量阈值,利用全局最大值重复

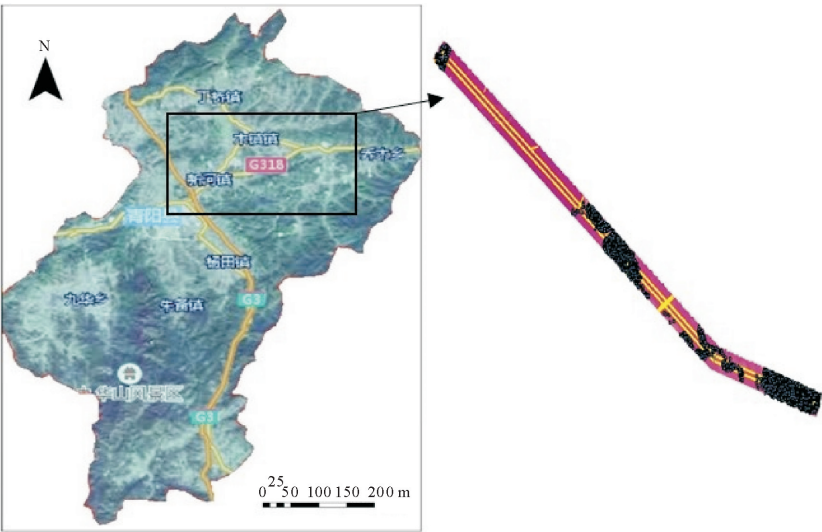


图 1 研究区域

Fig.1 Study area

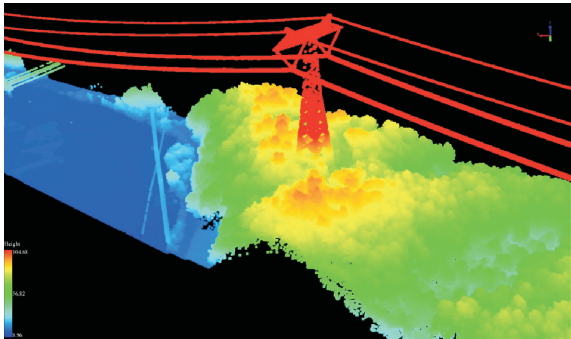


图 2 研究区点云数据

Fig.2 Point cloud data graph in the study area

Ncut 方法,对林区下层冠层进行探测,以此提高单木提取的精度(图 3)。

2.1 点云数据预处理

该部分包括点云数据去噪和滤波。点云数据中不仅包括我们所需的单木信息,还包含了周围环境地物以及非地面点等无关数据,因此需要对其进行去噪和滤波处理^[13,14]。LiDAR 中的噪点主要包括低空噪点、空中噪点和孤立点。本研究采用单一高差阈值法剔除低点^[15],采用邻域判定法剔除空中噪点^[16-18],采用孤立点法剔除孤立点。

经反复试验后,发现设定分类点领域范围参数为 0.8 m,区域高差阈值为 0.4 m,剔除低点效果最佳,共剔除低点共 14 482 个,结果见图 4。空中噪点分布较偶然和普遍,采用邻域判定法,以被判断点为中心,将邻域点数默认为 10,计算点云的平均高程及标准差,若被判断点与平均高程的差值大于标准差的 5 倍,划分至空中噪点类别中,结果见图 5,剔除空中噪点 10 个。孤立点需基于激光雷达点密度和可计入分析体积的激光脚点数来反映,首先建立半

径为 0.4 m 判定柱体容器,再将阈值点云数目设置为 3,由此对点云进行依次判定得到试验区域中的孤立噪声点。结果见图 6,剔除孤立点 1 169 611 个。

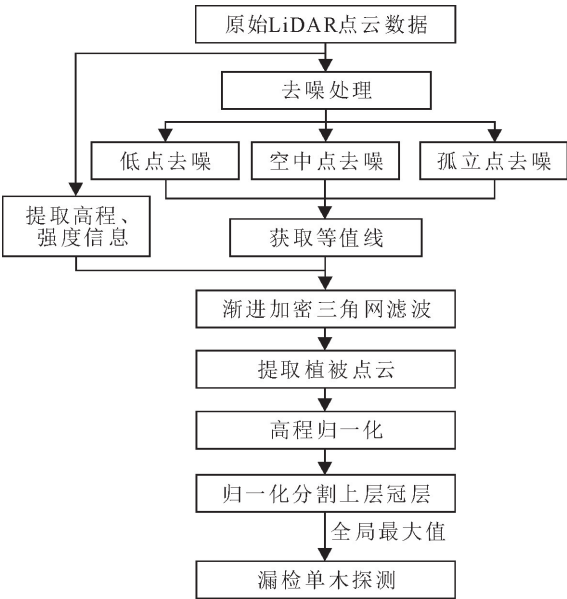


图 3 研究技术路线

Fig.3 Research technology roadmap

渐进加密三角网滤波算法是目前点云滤波中较为常用的算法^[19],但它在地形起伏较大或植被分布较为密集的区域,对于地形数据中的地面点区别并不精确,常常会误除去真实地面点^[20]。本研究采用改进的渐进加密三角网滤波方法对去噪后数据进行滤波处理^[21],采用距离权重法对去噪后点云数据进行栅格插值,由此生成等值线,依据所提取的等值线信息对点云数据进行区域分割,并结合高程、强度信息等多种辅助信息,针对不同区域,采用相应的不同参数设置。经 3 组参数(最大地形坡度为 60°及迭代

角度为 6°、最大地形坡度为 75°及迭代角度为 6°、最大地形坡度为 88°及迭代角度为 8°)设置对比后,择优选择在地形平缓的区域,采用最大地形坡度为 60°及迭代角度为 6°的迭代参数进行滤波;在地形起

伏较大的区域,采用最大地形坡度为 88°及迭代角度为 8°的迭代参数进行渐进加密三角网滤波处理,以此将可能漏选的陡坡边缘点添加到最终地形数据中^[22]。

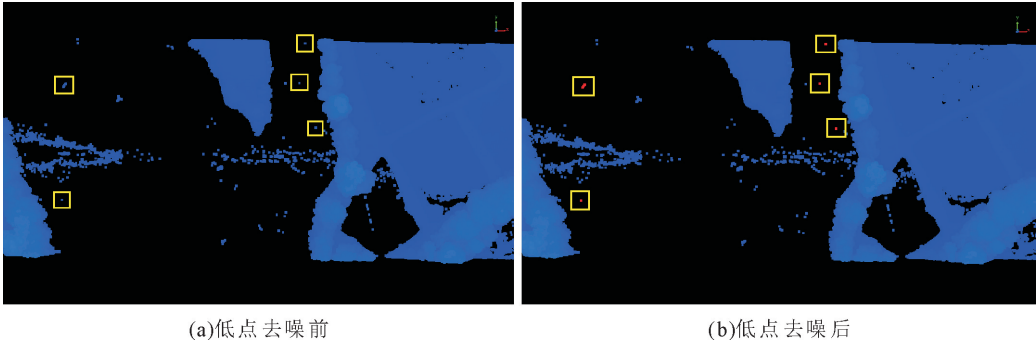


图 4 低点去噪

Fig. 4 Low point denoising

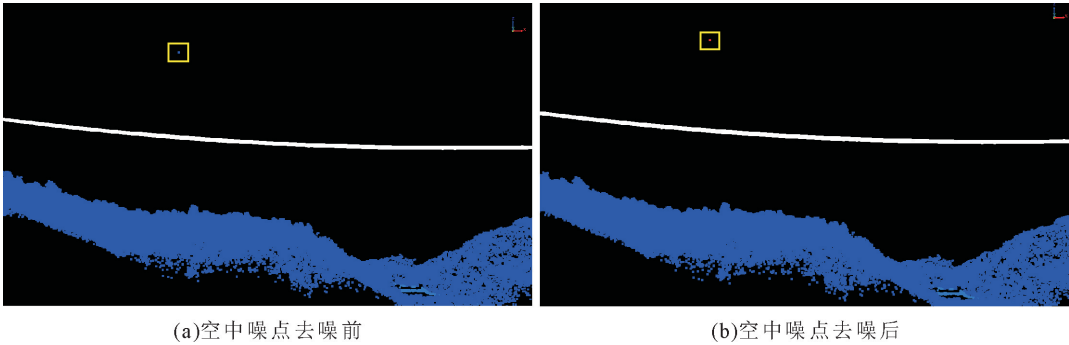


图 5 空中噪点去噪

Fig. 5 Noise removal in the air

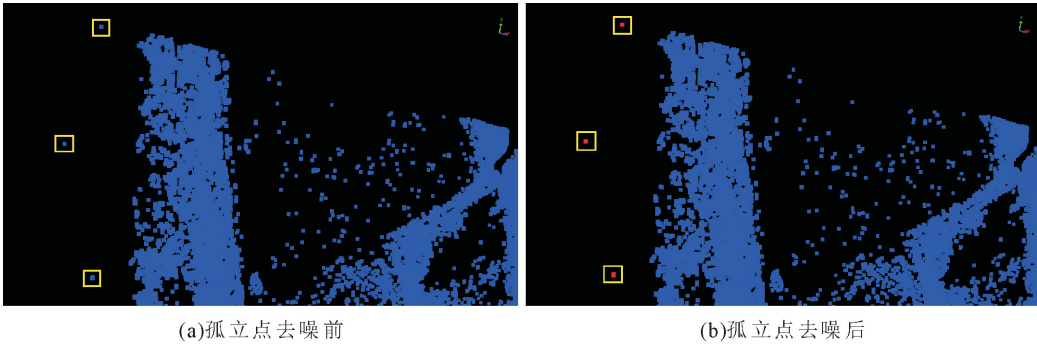


图 6 孤立点去噪

Fig. 6 Outlier denoising

由图 7 可见,地形平缓区域点云总数为 5 635 504 个,平均高程为 12.329 m,平均强度为 152.535,去除噪声点 5 243 个,分离地面点 4 528 264 个;在地形起伏较大的区域共 8 924 504 个激光点,平均高程为 27.05 m,平均强度为 140.036,去除噪声点 18 165 个,分离地面点 2 856 264 个。未进行区域分割所采用的渐进加密三角网滤波法去除的噪声点个数为 22 414,分离地

面点 7 385 004 个。

2.2 植被点云提取

为有效区分植被和输电线,对植被点进行提取,以 LiDAR 点云首、尾 2 次回波数据为基础,通过对点云进行高程分割与梯度分割,设置高、中、低 3 类植被的高度范围与差值参数(低植被为 0~0.5 m、中植被为 0.5~1.5 m,高植被为 1.5~10 m),去除建筑物边界线以及电力线等激光脚点,得到点云数

据的植被分类图(图 8)。

2.3 高程归一化

森林冠层高度是进行单木冠层分割必需的基础数据,在机载 LiDAR 数据里可用 CHM 和高程归一化的点云数据来表示。获取的机载 LiDAR 点云数据中,所包含的参数除了基本的地物的高程值外,还有地面的高程值,为消除地形因素对后续树高估测以及单木分割产生的影响,即对分类后的植被点云数据进行高程归一化处理^[23]。将原始植被点云数据实际高程值和上述 2.2 处理之后产生的植被高程值进行相减(公式 1),得到归一化的点云数据 DEM_0 。这时点云数据的 Z 值代表该点到地面的垂直高度,这时便近似认为最高点处 Z 值是这棵树的树高^[24]。这样不仅从空间的角度消除了研究区地形的影响,还使点云数据能够显示树木在垂直方向上的冠层信息,使信息量没有缺损。

$$DEM_0 = DEM_U - DEM_V \quad (1)$$

式中, DEM_U 为植被点云数据实际高程值, DEM_V 为滤波所得植被点生成的高程值。

2.4 单木提取

采用归一化割方法进行单木冠层分割。J. Reiberger *et al*^[7] 和 W. Yao *et al*^[25] 用归一化割方法结合树干、树顶位置信息进行单木探测,在冠层中下层该方法显示出较高的识别率。本研究为了进一步提高单木分割的精度,直接对点云数据采用 Ncut 方法进行冠层初始分割,以全局最大值作规则约束,完成对漏检单木(主要冠层中下层单木)的进一步探测,进而实现森林单木的精确探测。

Ncut 算法中重要的一步便是权值矩阵的构建,进而利用权值矩阵的特征向量来分割图像或点集。将激光点云数据中的三维点云进行数学映射,构造无向带权图 $G=(V,E)$, V 表示激光点的节点, E 为连接每一对节点的边。权重 W_{ij} 表示两节点 $\{i,j\} \in V$ 之间的相似性^[26],权重的计算函数见公式(2):

$$W_{ij} = \begin{cases} \frac{-(\frac{D_{ij}^{XY}}{\sigma_{XY}})^2}{\times e} \times \frac{-(\frac{D_{ij}^Z}{\sigma_Z})^2}{\times e} \times \frac{-(\frac{G_{ij}^{\max}}{\sigma_G})^2}{\times e}, & D_{ij}^{XY} < r_{XY} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, D_{ij}^{XY} 表示两节点 $\{i,j\}$ 的水平距离, D_{ij}^Z 表示它们的垂直距离, $G_{ij}^{\max} = \max(D^{XY}(i, \text{treeTop}), D^{XY}(j, \text{treeTop}), D^{XY}(i, \text{treeTop}), D^{XY}(j, \text{treeTop}))$ 分别表示节点 i,j 与最近树顶之间的水平距离。 $\sigma_{XY}, \sigma_Z, \sigma_G$ 分别表示 $D_{ij}^{XY}, D_{ij}^Z, G_{ij}^{\max}$ 的标准差, r_{XY} 表示节点间相似性的水平方向作用距离,水平距离超过该距离的节点之间无相似性。

Ncut 算法将影像通过切除一些边,使得类内相

似度最大、类间相似度最小来达成分割,即将图 $G=(V,E)$ 分割成为 2 个无连接性子图 A,B ,且满足 $A \cap B = \emptyset$ 和 $A \cup B = V$ 。 $Ncut(A,B)$ 表示两类间的相识度,其值越小说明类内越相似,分割效果越好,如式(3):

$$Ncut(A,B) = \frac{Cut(A,B)}{Assoc(A,V)} + \frac{Cut(A,B)}{Assoc(B,V)} \quad (3)$$

式中, $Cut(A,B) = \sum_{i \in A, j \in B} W_{ij}$,表示割集 A 和 B 中节点的权值之和; $Assoc(A,V) = \sum_{i \in A, j \in V} W_{ij}$,表示割集 A 内节点和整幅影像节点之间的权值之和; $Assoc(B,V) = \sum_{i \in B, j \in V} W_{ij}$,表示割集 B 节点和整幅影像节点之间的权值之和^[27]。

本研究利用高等数学常规的矩阵求解方法对 $Ncut(A,B)$ 进行求解,计算矩阵的特征值与特征向量得出解^[28],即公式(4)。

$$(D-W)y = \lambda Dy \quad (4)$$

式中, W 为权重矩阵, $W(i,j) = W_{ij}, \{i,j\} \in V$; D 为对角矩阵, $D(i,i) = \sum_j W(i,j)$; y 为特征向量,且 $y^T D I = 0, I$ 为单位向量,值为 1。

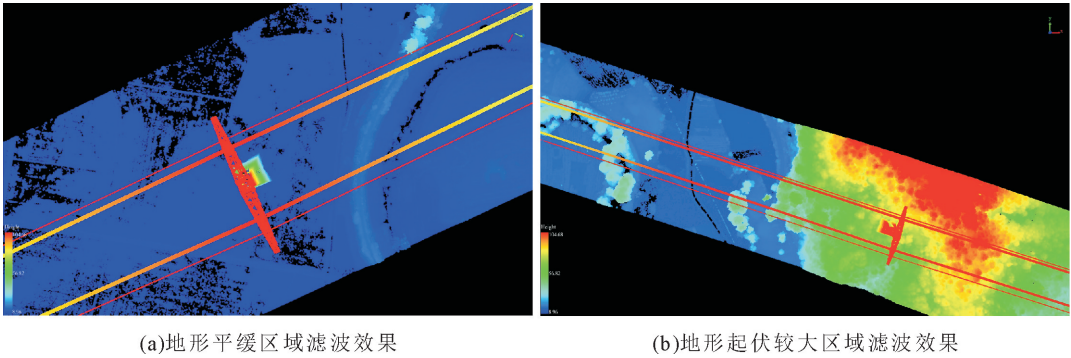
为使分割效果达到最好,求取 $Ncut(A,B)$ 最小值,该最小值视为其最优解。利用高等数学求最值方法将该问题进行转化求解,进而对图进行分割。 $Ncut$ 方法初次分割提取单木可能出现漏检情况,将统计得到的全局最大值作为 $Ncut$ 方法的先验知识,对未分类点云中可能存在的单木或树梢从高到低依次进行迭代检测^[24],以防漏检单木,最终冠层分割结果见图 9。

3 结果与分析

3.1 分割结果

对 Ncut 算法获取的目标树木进行了三维构图(图 10),其中,同一颜色的点云数据代表来自于同一株树木的点云,在同一株树木的点云中,高程值最大的点云判断为该棵树木的树顶点,以树顶点的坐标值信息设定为此株树木的坐标信息,取东西、南北的最大水平距离值,设定为该株树木的冠幅大小,并通过求取二者平均值设定为该株树木的冠幅值。

通过以全局最大值作为先验知识进行迭代检测,在不同密度的研究区域中的单木三维分割结果见图 11。从图 11 可以看到,所测林地的郁闭度较高,而在坡度较大、较小以及平坦地形处的单木提取效果均较好,与预期一致。因此在森林中、低层次的单木识别方面, $Ncut$ 算法提取效果较好,经漏检单木探测后,单木提取结果能达到理想的识别精度。



(a)地形平缓区域滤波效果 (b)地形起伏较大区域滤波效果

图 7 渐进加密三角网滤波效果

Fig. 7 Filtering effect of progressive encryption triangulation network

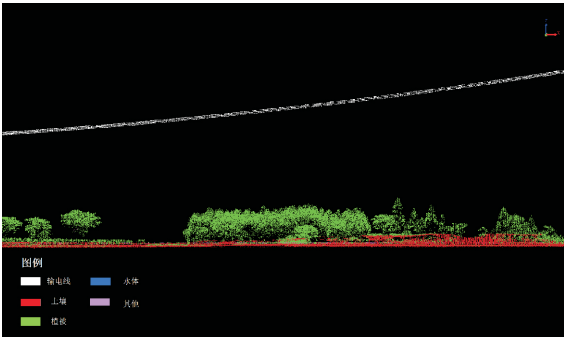


图 8 植被分类提取图

Fig. 8 Vegetation classification extraction map

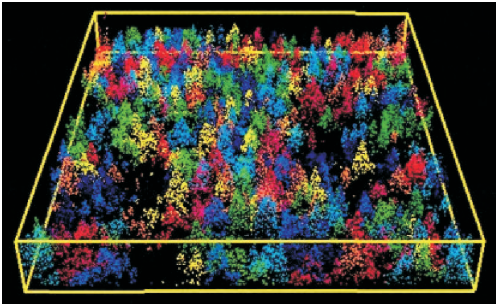


图 10 单木提取三维展示

Fig. 10 Single wood extraction three-dimensional display

3.2 精度评价

为保证研究的实际可用性,对单木识别算法准确性及可靠性进行了评价。采用 Ncut 方法初始分割得到的树木与人工识别的参照树木进行对比,设定距离阈值为 2 m,树木高差阈值为 5%,若标记树木树梢与参照树木树梢满足阈值范围内,则认为该标记树木为此参照树木的识别结果;反之,如果在参照树木没有与之对应的标记树木,为“未识别树木”;而对于没有对应参照树木的标记树木,为“误判树木”。表 2 展示了漏检单木探测前的单木识别算法,在不同坡度地形的研究区域中的识别精度。将经过

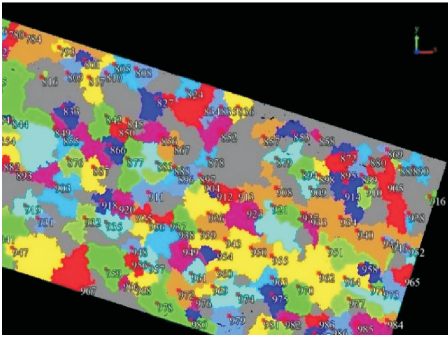
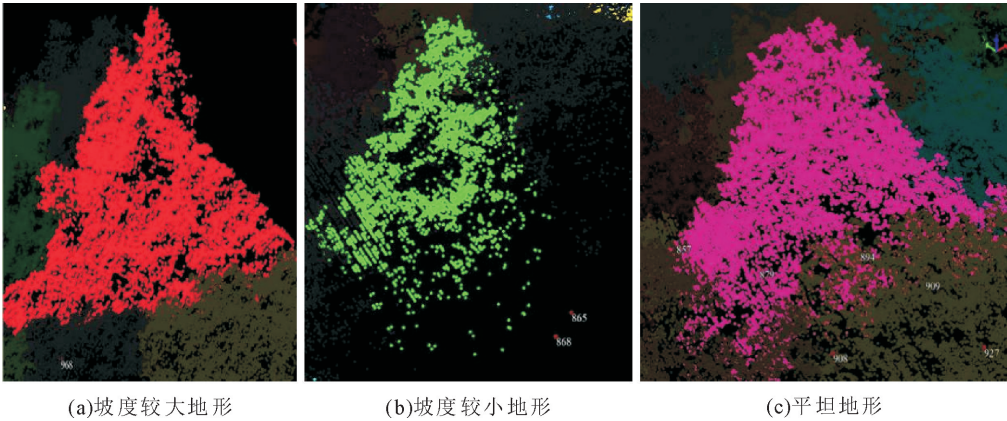


图 9 单木冠层分割结果

Fig. 9 Segmentation result of single wood canopy



(a)坡度较大地形 (b)坡度较小地形 (c)平坦地形

图 11 单木三维结果展示

Fig. 11 Three-dimensional display of single wood

漏检单木迭代探测得到对误判树木的单木三维分割结果进行人工辨别,对比树木的点云空间分布与现实树冠形状进行,若类似则认为此树被“正确识别”;若其点云在三维空间中,无明显梢头形状,则认为此树仍为“漏检误判树木”。经漏检单木探测后的算法精度见表 3,其中,误判树木主要由 Ncut 算法的过度分割导致。

表 2 漏检单木探测前提取精度

Table 2 Accuracy of extraction before the detection of missing single wood

地形起伏程度	识别数木	未识别树木	误判树木
较大区域	47	0	0
较小区域	82	13	34
平坦区域	134	21	53

表 3 漏检单木探测后提取精度

Table 3 Accuracy of extraction after the detection after the detection of missing single wood

地形起伏程度	识别数木	未识别树木	误判树木
较大区域	49	0	0
较小区域	95	13	9
平坦区域	167	21	5

对比漏检探测单木前后提取精度,结果见表 4,发现在不同地形起伏程度下,以统计得到的全局最大值作为先验知识进行漏检单木的迭代探测后,误判树木明显减少,地形起伏较小区域减少 25 棵,地形平坦区域减少 48 棵,误判率由 22.66% 降至 3.9%;识别率由原先的 68.49% 提升至 86.63%,对树木位置的识别度提高明显。研究表明直接对点云数据采用 Ncut 方法进行冠层初始分割,以全局最大值作规则约束,完成对漏检单木的迭代检测,有效规避了上层冠木对下层遮盖导致的下层单木漏检情况,提高了在冠层中间层和下层树木的识别率。

表 4 漏检单木探测前后对比

Table 4 Comparison before and after the detection of missing single wood

	识别率	未识别率	误判率
漏检单木探测前	68.49	8.85	22.66
漏检单木探测后	86.63	9.47	3.90

4 结论与讨论

选取安徽省池州市青阳县东北部输电线下的密集林区,基于激光点云数据数据,采用归一化割方法直接对激光点云数据进行初始分割,然后设定冠层的形状参数与点云数量阈值,利用全局最大值重复 Ncut 方法,对林区下层冠层进行探测,实现单木的精确提取。结果表明,与只利用归一化割方法提取

单木结果相比,利用全局最大值重复 Ncut 方法对林区下层冠层进行漏检探测,使误判率由 22.66% 降至 3.9%,识别率由原先的 68.49% 提升至 86.63%,有效规避了上层冠木对下层遮盖导致的下层单木漏检情况,提高了在冠层中间层和下层树木的识别率。

研究还存在着以下不足之处:1)采用 Ncut 方法对激光点云数据进行林区上层冠层分割,增加了处理的工作量,降低了算法的效率,因此未来需要在保证单木分割精度的同时提高分割效率等方面进行重点研究。2)本研究仅基于 LiDAR 点云数据进行处理,下一步可以以多种数据源提取单木为方向,如结合于 LiDAR 点云数据与高光谱影像等。

参考文献:

[1] 刘恋,陈文波,谢弟炳. 森林景观对区域生物多样性的影响[J]. 安徽农业大学学报,2016,43(3):387-393.

[2] 宋庆丰. 中国近 40 年森林资源变迁动态对生态功能的影响研究[D]. 北京:中国林业科学研究院,2015.

[3] 常新华. 长白山阔叶红松林生态系统管理研究[D]. 北京:北京林业大学,2009.

[4] 李俊枝. 森林生态功能区适应性管理研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2016.

[5] JENNINGS S B, BROWN N D, SHEILD. Assessing forest canopies and understorey illumination: canopy closure, canopy cover and other measures[J]. Narnia, 1999, 72(1): 59-74.

[6] 汤旭光. 基于激光雷达与多光谱遥感数据的森林地上生物量反演研究[D]. 长春:中国科学院,2013.

[7] REITBERGER J, SCHNORR C, KRZYTEK P, et al. 3D segmentation of single trees exploiting full waveform LIDAR data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(6): 561-574.

[8] WANG Y, WEINACKER H, KOCH B. A lidar point cloud based procedure for vertical canopy structure analysis and 3D single tree modelling in forest[J]. Sensors, 2008, 8(6): 3939-3951.

[9] 刘峰,杨志高,龚健雅. 利用机载激光雷达的林木识别与参数反演[J]. 中国农学通报, 2012, 28(1): 80-84.

LIU F, YANG Z G, GONG J Y. The recognition and parameter inversion of individual trees based on LiDAR[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2012, 28(1): 80-84. (in Chinese)

[10] LI W, GUO Q, JAKUBOWSKI M K, et al. A new method for segmenting individual trees from the LiDAR point cloud[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2012, 78(1): 75-84.

[11] MORSDORF F, MEIER E, KOTZ B, et al. LiDAR-based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(3): 353-362.

[12] 邢万里, 邢艳秋, 黄杨, 等. 基于体元逐层聚类的 TLS 点云数据单木分割算法[J]. 中南林业科技大学学报, 2017, 37(12): 58-64, 71.

XING W L,XING Y Q,HUANG Y,*et al.* Individual tree segmentation of TLS point cloud data based on clustering of voxels layer by layer[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2017,37(12):58-64,71. (in Chinese)

[13] 张珊珊,孟园,林文树. 基于三维激光扫描技术的单木参数提取精度研究[J]. 西北林学院学报,2017,32(5):189-196.

ZHANG S S,MENG Y,LIN W S. Extraction precision of forest parameters at single-tree level based on 3D laser scanning technology [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017,32(5):189-196. (in Chinese)

[14] 赵勋,岳彩荣,李春干,等. 基于 DOM 航空影像单木树冠提取[J]. 西北林学院学报,2020,35(2):160-168.

ZHAO X,YUE C R,LI C G,*et al.* Individual canopy boundary extraction based on DOM aerial images [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35 (2): 160-168. (in Chinese)

[15] 朱俊锋,胡翔云,张祖勋,等. 多尺度点云噪声检测的密度分析法[J]. 测绘学报,2015,44(3):282-291.

ZHU J F,HU X Y,ZHANG Z X,*et al.* Hierarchical outlier detection for point cloud data using a density analysis method [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44 (3): 282-291. (in Chinese)

[16] 董静. 融合多特征的机载 LiDAR 点云数据滤波方法研究[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2011.

[17] 刘竿含. 基于机载激光雷达的单木分割算法研究及系统开发[D]. 成都:电子科技大学,2020.

[18] 杨秋丽. 机载 LiDAR 单木分割方法对比及其影响因素分析[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2018.

[19] 王金亮,陈联君. 激光雷达点云数据的滤波算法述评[J]. 遥感技术与应用,2010,25(5):632-638.

WANG J L,CHEN L J. Review on filtering algorithm for LiDAR points cloud data[J]. Remote Sensing Technology, Application,2010,25(5):632-638. (in Chinese)

[20] 万幼川,徐景中,赖旭东,等. 基于多分辨率方向预测的 LiDAR 点云滤波方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2007(11):1011-1015.

WANG Y C,XU J Z,LAI X D,*et al.* Filtering of LiDAR points clouds based on multi-resolution directional prediction [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2007(11):1011-1015. (in Chinese)

[21] 门林杰,潘中华,张阳阳,等. 基于改进的坡度滤波算法的 LiDAR 数据滤波[J]. 测绘信息与工程,2011,36(2):4-5,21.

MEN L J,PAN Z H,ZHANG Y Y,*et al.* Filtering of LiDAR data based on modified slope filtering algorithm[J]. Journal of Geomatics,2011,36(2):4-5,21. (in Chinese)

[22] 苏伟,孙中平,赵冬玲,等. 多级移动曲面拟合 LIDAR 数据滤波算法[J]. 遥感学报,2009,13(5):827-839.

[23] LEE H,SLATTON K C,ROTH B E,*et al.* Adaptive clustering of airborne LiDAR data to segment individual tree crowns in managed pine forests[J]. International Journal of Remote Sensing,2010,31(1):117-139.

[24] 王濮. 基于机载 LiDAR 的森林单木识别研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2018.

[25] YAO W,KRZYSSTEK P,HEURICH M. Enhanced detection of 3D individual trees in forested areas using airborne full-waveform LiDAR data by combining normalized cuts with spatial density clustering[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry,Remote Sensing and Spatial Information Sciences,2013, II-5/W2(1):349-354.

[26] 鄂雪,程朋乐. 基于改进归一化割的立木边缘识别技术研究[J]. 西北林学院学报,2018,33(3):232-237.

E X,CHENG P L. Edge recognition technology of livieng trees based on improved normalized cut[J]. Journal of Northwest Forestry University,2018,33(3):232-237. (in Chinese)

[27] 王濮,邢艳秋,王成,等. 一种基于图割的机载 LiDAR 单木识别方法[J]. 中国科学院大学学报,2019,36(3):385-391.

WANG P,XING Y Q,WANG C,*et al.* A graph cut-based approach for individual tree detection using airborne LiDAR data [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019,36(3):385-391. (in Chinese)

[28] 许晓丽. 基于聚类分析的图像分割算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2012.