

基于连通性标记优化的地基 LiDAR 点云单木分割方法

惠振阳, 李娜, 程朋根*, 李卓宣, 蔡诏晨

东华理工大学测绘工程学院, 江西 南昌 330013

摘要 针对地面激光雷达(TLS)进行单木分割时存在复杂林地欠分割或者过分割等问题,提出了一种基于连通性标记优化的单木分割方法。首先构建冠层高度模型(CHM)。再采用移动窗口进行局部极大值探测,实现候选树顶点探测。然后对初始树顶点进行连通性生长,通过探测连通区域的最高点,实现树顶点的优化提取,避免局部极大值误判为树顶点。接着采用基于标记的分水岭分割方法获取树木的初始分割结果。最后基于单木密度的分布特性对欠分割的树木进行优化,获取准确的单木分割结果。采用不同植被类型的点云数据进行实验分析,实验结果表明,所提方法在不同植被环境下均能获得良好的单木分割效果,平均探测精度均优于 Meanshift 单木分割方法和基于标记的分水岭单木分割方法。

关键词 遥感; 地基激光雷达; 冠层高度模型; 树顶点优化探测; 单木分割优化

中图分类号 P237 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL220535

1 引言

森林资源作为地球上最重要的资源之一,对人类的生存和发展有着重要的意义^[1-2]。植被通过光合作用,能有效地抵消部分二氧化碳,因此开展林业调查、探清森林的碳汇能力是实现碳中和的关键一环,具有重要的现实意义。但传统的遥感技术受外界环境限制,获取的森林数据包含着十分有限的内部结构信息。激光雷达(LiDAR)技术的出现使森林资源调查有了新的突破^[3-4]。

LiDAR 技术可以快速、准确、高效获取森林树木的三维结构信息^[5-6]。LiDAR 系统主要包括机载激光雷达(ALS)、地基激光雷达(TLS)、移动激光雷达(MLS)^[7]。在获取森林内部信息方面,TLS 较其余激光雷达系统具有显著优势。TLS 数据具有高密度、高精度的特点,可以在不破坏森林的情况下,精确获取树木的三维结构信息^[8]。因此,TLS 的出现提高了林业调查的精度^[9]。

单木分割是森林资源调查的重要环节^[10]。单木分割的好坏直接影响树高、树冠直径、树冠高度、胸径等单木参数的准确性^[11]。现有的单木分割方法主要分为两类:一是基于点云三维信息的单木分割方法,直接利用点云的三维信息及单木的几何信息进行单木分割;二是基于冠层高度模型(CHM)的单木分割方法,该算法将搜索窗口应用于 CHM,首先找到冠层的局部最大值,识别树顶的位置,然后基于分割算法对单株树进行分离^[12]。

基于点云三维信息的单木分割方法直接利用点云的三维信息和单木的几何特征进行单木分割。Ayrey 等^[13]提出层堆叠算法,将森林的点云数据在竖直方向上进行分层切割,以获取每个分割层内的单木轮廓,最后将各层的树的轮廓合并,从而实现单木树分割。Ferraz 等^[14]将均值漂移方法应用于单木提取,利用树木的特征参数,迭代移动特征点,将点云分割为与单木树特征相对应的目标类别,该方法已被证明是一种有效的基于点云三维信息的单木分割方法。Dai 等^[15]将均值移位分割方法应用于多光谱激光雷达数据中,单木分割精度较高。由于传统的均值漂移分割方法的单木提取效果受参数设置的影响。Hui 等^[16]提出一种自适应计算核函数带宽的均值漂移方法,不需要复杂的参数设置也能够获得较好的单树提取结果。Ma 等^[17]提出了一种区域生长法与形态学法相结合的单木分割算法,首先采用区域生长算法进行粗分割,生成单木边缘,再采用形态学分割算法进行细化分割,该算法解决了区域生长法中阈值设置不合理造成的欠分割问题。霍朗宁等^[18]对基于点云的单木分割算法进行改进,将点云数据进行水平分层,依据局部最大值进行聚类,依据融合条件对不同层的点云簇进行合并,改善了下层林木复杂环境下的分割效果。

基于 CHM 的单木探测方法则是利用所有点云生成数字表面模型(DSM)且采用地面点生成数字地面

收稿日期: 2022-01-26; 修回日期: 2022-05-10; 录用日期: 2022-06-07; 网络首发日期: 2022-06-17

基金项目: 国家自然科学基金(42161060, 41801325)、中国博士后科学基金(2019M661858)、江西省自然科学基金(20192BAB217010)、江西省教育厅科技项目(GJJ170449)、江西省数字国土重点实验室开放基金(DLLJ201806)、东华理工大学博士启动基金(DHBK2017155)

通信作者: *198560017@ecut.edu.cn

模型(DTM),对二者进行差值计算得到冠层高度模型^[19];再将CHM与局部最大值算法相结合,利用点云的冠层高度模型检测树顶;最后采用图像处理算法对冠层高度模型进行分割,实现单木树分割。

虽然基于CHM的方法具有较好的单木分割效果,但由于点云数据复杂的空间形状和噪声点的影响,仅用局部极大值来定义树顶会不可避免地产生过分割结果。为了克服这个问题,Chen等^[20]提出了一种基于标记控制的分水岭分割方法,该方法利用可变的窗口尺寸遍历CHM来识别树顶,然后将这些树顶作为标记,避免了分水岭算法的过分割问题。Jing等^[21]提出了基于多尺度的标记控制的分水岭算法,首先确定树冠的尺寸,在多个尺度下对树冠高度模型进行局部最大值探测,生成多尺度的分割图,最后通过整合生成最终树冠图。Zhao等^[22]提出了一种基于形态学树冠控制的分水岭方法,采用形态学算法生成平滑的CHM,将基于平滑CHM的局部极大值视为潜在树顶点,避免了局部最大值识别错误造成的过分割问题,采用两次分水岭变换,重建盆地,实现了对树冠边界的提取。Liu等^[23]提出了一种基于形态学重建的树冠提取方法,通过整合多尺度的下检测,获取了准确的树顶标记点,利用分水岭分割算法更准确地检测和分割树冠。

近年来,基于点云的单木分割算法和基于CHM的单木分割算法日益完善。基于点云的单木分割算法可通过点云数据的空间分布特征直接进行单木分割,相较于基于CHM的单木分割算法,避免了点云数据栅格化造成的信息丢失。但由于离散点云数据的非结构化特

性,基于点云的方法通常需要利用大量的先验知识进行单木提取,且在处理数据量较大的点云数据时,存在运算效率低的问题。基于CHM的单木分割算法的运算效率普遍比基于点云的单木分割算法高,但精度一般比基于点云的单木分割算法低。造成该现象的主要原因是基于CHM的单木分割算法通常利用局部最大值进行单木分割,而局部最大值识别不准确会造成漏分割、过分割的情况。标记点选取的准确性对于后续的单木分割有着至关重要的影响。为提升树顶点识别的准确性,本文首先采用移动窗口进行局部极大值探测,实现候选树顶点探测。接着,对初始树顶点进行连通性生长,通过探测连通区域的最高点,实现树顶点的优化提取。然后,采用基于标记的分水岭分割方法获取树木的初始分割结果。最后,基于单木密度的分布特性对欠分割的树木进行优化,获取高精度的单木分割结果。

2 地基LiDAR点云单木分割新方法

本文所提方法的技术路线如图1所示。首先,进行点云滤波建立林地CHM。再采用移动窗口进行局部极大值探测,实现候选树顶点探测。接着,对初始树顶点进行连通性生长,通过探测连通区域的最高点,实现树顶点的优化提取。然后,采用基于标记的分水岭分割方法获取树木的初始分割结果。最后,基于单木密度的分布特性对欠分割的树木进行优化,获取高精度的单木分割结果。具体包括以下四个步骤:CHM提取、基于连通性的树顶点优化探测、基于标记的分水岭分割、单木分割优化。

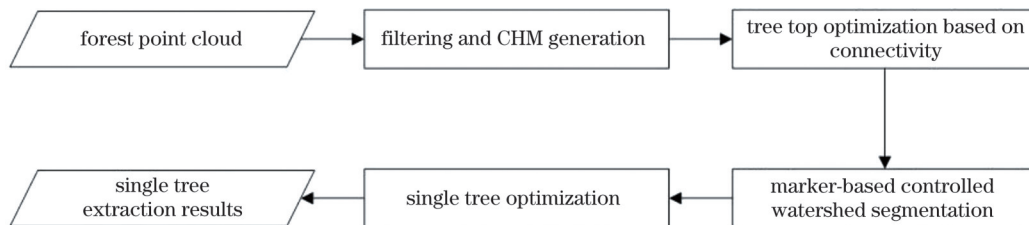


图1 所提方法的流程图

Fig. 1 Flow diagram of proposed method

2.1 CHM提取

CHM能够表达森林中每棵树木的枝叶到地面的垂直距离。CHM的获取可有效消除地形起伏对树冠高度的影响,准确反映森林冠层高度的波动,在单木分割过程中发挥重要作用。本文首先采用布料模拟滤波(CSF)算法进行点云滤波,实现地面点和非地面点的分离^[24]。再利用CSF算法分出的地面点云数据,进行栅格化处理并将最高点赋值至格网中,对空白格网进行插值处理,生成DTM。同时,对初始点云数据进行栅格化处理,将点云最高值赋值至格网中,对空白格网进行插值生成DSM。CHM由DSM减去DTM获得。

2.2 基于连通性的树顶点优化探测

依据树木的形状特征可知,树顶点通常位于树木

中央的最高点,如图2所示。因此,可以用较小的搜索窗口遍历CHM栅格格网,获取对应窗内的高程最大值。此时,移动窗口所检测到的高程最大值的点云集合可视为研究区内的所有潜在树顶点集合 $P(x_i, y_i)$,其中, (x_i, y_i) 为第 i 个树顶点的格网坐标, $i=1, \dots, n$, n 为潜在树顶点个数。但在这些潜在树顶点中,仍然混杂着其他局部高程最大值点。因此,须对该潜在树顶点集合进行筛选处理。

在潜在树顶点集合中,各个树顶点周围通常分布有其他邻近窗口探测出的局部最大值点,而这些邻近的局部极大值点不能作为树顶点。由此,本文依据单木树的形态特征,采用最邻近点连通性判断对树顶点进行过滤筛选。计算步骤如下:

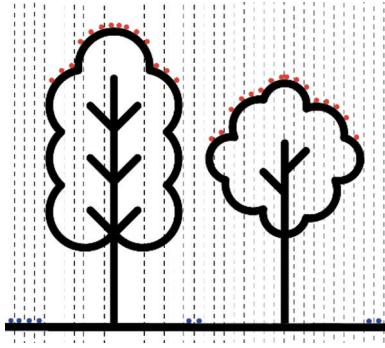


图 2 局部极值点探测

Fig. 2 Local extreme point detection

1) 连通性生长聚类。从潜在树顶点集合中随机选取一点 P_1 , 进行八连通性判断, 即

$$P_{L_{label}} = P(x_i \pm 1, y_i \pm 1), \quad (1)$$

式中: $P_{L_{label}}$ 为经过连通性判断后同一棵树的潜在树顶点集合; L_{label} 为同一棵树的潜在树顶点标签。若该点邻近的 8 个格网内有其他潜在树顶点 P_2 , 则将其连通

为一类。然后以 P_2 点为初始点, 继续进行八连通性分析, 直到该类所有潜在树顶点无法连通其他点, 则停止生长。潜在树顶点连通分析的结果如图 3(a) 所示。

2) 滤除枝干类。待连通性生长完毕, 由于移动窗口尺寸的限制, 探测生长结果中存在部分树木分支的单独类别, 如图 3(b)、(c) 所示, 该部分类别个数较少, 且生长方向较为单一, 不具有以树顶点为中心向外扩充生长的特性。因此, 对于类别中连通性生长后个数少于 4 的类别进行剔除。

3) 准确树顶点获取。依据八连通性生长后的潜在树顶点的类数, 有

$$T_{L_{label}}(x, y) = \max[H(P_{L_{label}})], \quad (2)$$

式中: $H(P_{L_{label}})$ 为标签为 L_{label} 的潜在树顶点的高程值集合; $T_{L_{label}}(x, y)$ 为标签为 L_{label} 的树的顶点坐标集合。分别从各类潜在树顶点中提取出最高点, 即为该类的树顶点, 从而获取该区域内所有树顶点。最终搜索结果如图 3(d) 所示。

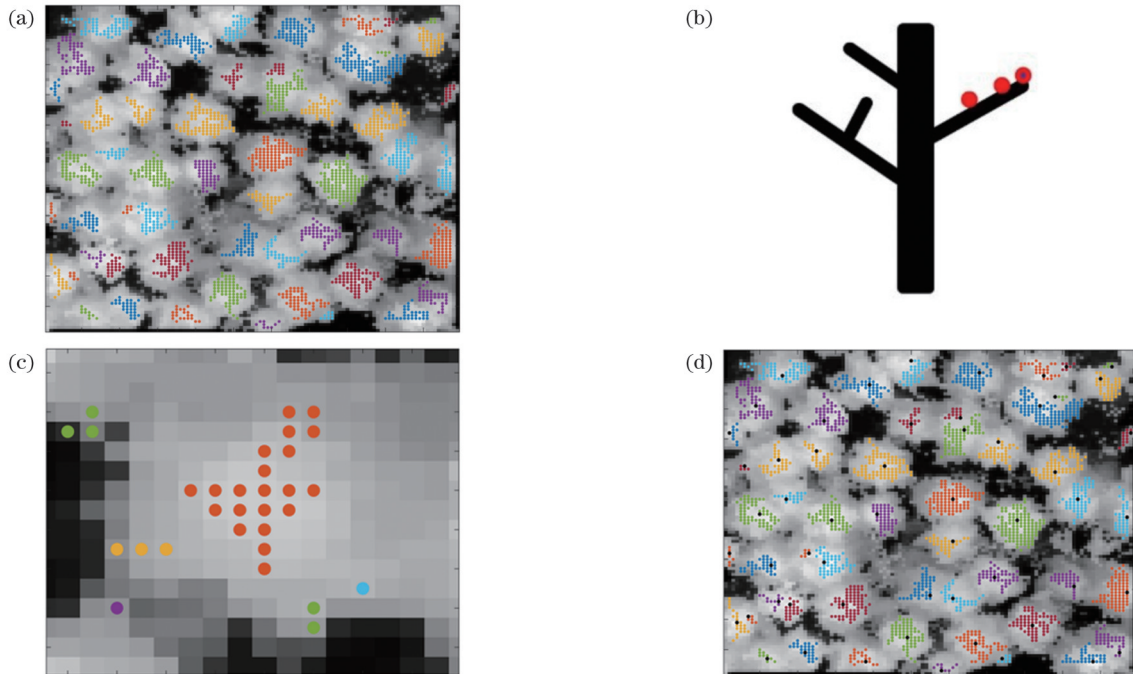


图 3 局部极值点搜索结果。(a) 连通性生长聚类结果; (b) 三维枝干聚类示意图; (c) 枝干聚类状况; (d) 树顶点提取结果

Fig. 3 Search results of local extreme points. (a) Clustering result of connectivity growth; (b) three-dimensional clustering diagram of branches and trunks; (c) clustering status of branches and trunks; (d) result of extracting tree vertices

2.3 基于标记的分水岭分割

分水岭分割是一种基于二值数学形态学的分割算法, 其基本思想是将 CHM 中的局部极小值及其周围影响区域作为局部“积水盆”, 并在每个局部“积水盆”底部“凿洞”, 将整个模型缓慢浸入水中, CHM 中的极小值周围会形成集水盆地, 在各个盆地的水汇集之前, 在盆地交界处构建堤坝, 形成分水岭。但分水岭容易产生过分割, 对树冠中的局部极值点较为敏感, 同一棵树易探测出多个“积水盆”, 导致过分割现象。基于标记的分水岭算法依据合适的标记方法, 设置每个区域

相关的标记作为分水岭的初始点, 可以确定分割后的区域数目, 有效减少传统分水岭算法中的过分割现象。

基于标记的分水岭算法则是将 CHM 进行正负取反操作, 并采用预先探测树冠顶点的方法, 将探测结果强制标定为分水岭的局部“积水盆地”极小值, 并给予各自唯一的标记, 再由各个局部极小值点向外遍历搜索, 进行排序和淹没处理。利用局部极小值将区域内的高程按从大到小的顺序进行排列, 然后从低到高进行淹没, 进行判断和标注, 直到水体即将淹没时, 获取集水盆之间的边界点, 即为分水岭。为求得树冠边缘

信息,可先求出区域内的梯度值,计算方法为

$$g(x, y) = \sqrt{[h(x, y) - h(x - 1, y)]^2 + [h(x, y) - h(x, y - 1)]^2}, \quad (3)$$

式中: $h(x, y)$ 为对 CHM 取反后格网中所对应的高程值; $g(x, y)$ 为相应格网中的梯度值。当检索完当前盆地后,将该盆地内的所有格网统一标注为一个标记,如此反复进行迭代搜索,直到分水岭变换完成,实现单木树的提取分割。

2.4 单木分割优化

在基于标记的分水岭算法完成单木分割后,提取出的单棵树中依旧存在个别低矮植被归为同一棵树的情况。针对该种情况,本文提出了一种利用密度等值线的欠分割识别方法。主要思路如下:依据树木的结

构特征,俯视投影二维树木,中间树干区域的点云较为聚集,密度较大,以此为中心密度,向外密度减低。因此,如图 4(a)所示,在二维平面中,通过判断密度等值线中是否存在互不嵌套的多条等高线,能够将欠分割的单木树区分出来。图 4(a)中的两棵欠分割单木树各自以单木树中点云密度最大的树干为圆环中心,点密度逐渐向外扩张减小,密度等值线最后合并为同一个同心圆。因此,通过绘制单木树的二维俯视密度等值线,统计密度等值线中的同心圆类别个数,能够较好地检测出单木树欠分割状况以及欠分割单木树的个数。

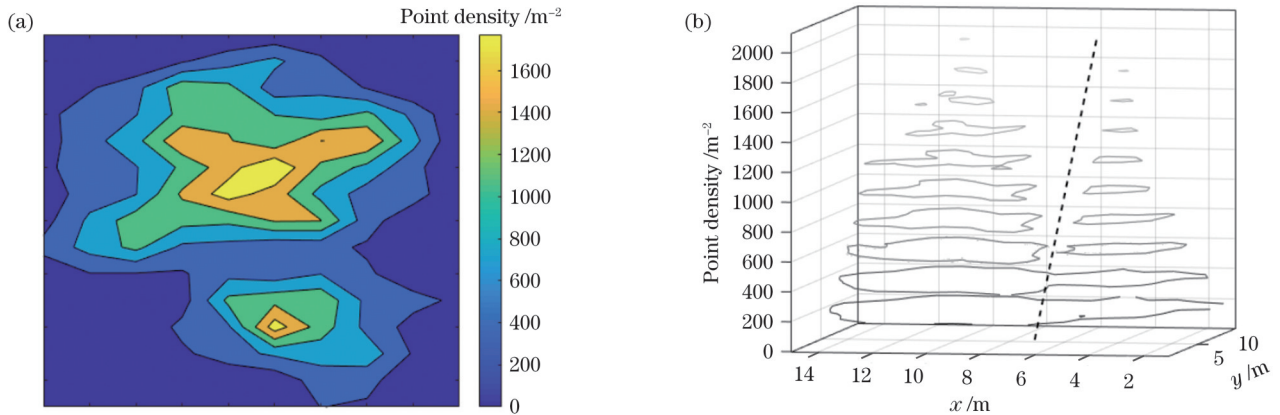


图 4 密度等值线示意图。(a)欠分割二维密度等值线示意图;(b)欠分割三维密度等值线示意图

Fig. 4 Schematics of density contour. (a) Schematic of under-segmented two-dimensional density contours; (b) schematic of under-segmented three-dimensional density contours

当单木树被判定出存在欠分割情况时,如图 4(b)所示,利用三维密度等值线将每一层的密度等值线更为形象地显示出来,这有利于单木树的进一步分割。密度等值线的要素之间存在相互嵌套、自我闭合且互不交叉的拓扑关系。本文基于这种特性,利用三维密

度等值线从上至下(密度逐渐降低)对欠分割单木树进行搜索,并找出两棵单木树的密度等值线在合并前的邻接等高线(两条密度等值线边界相交),最后以邻接等高线为两棵单木树的分割位置对其进行分割。分割结果如图 5 所示。

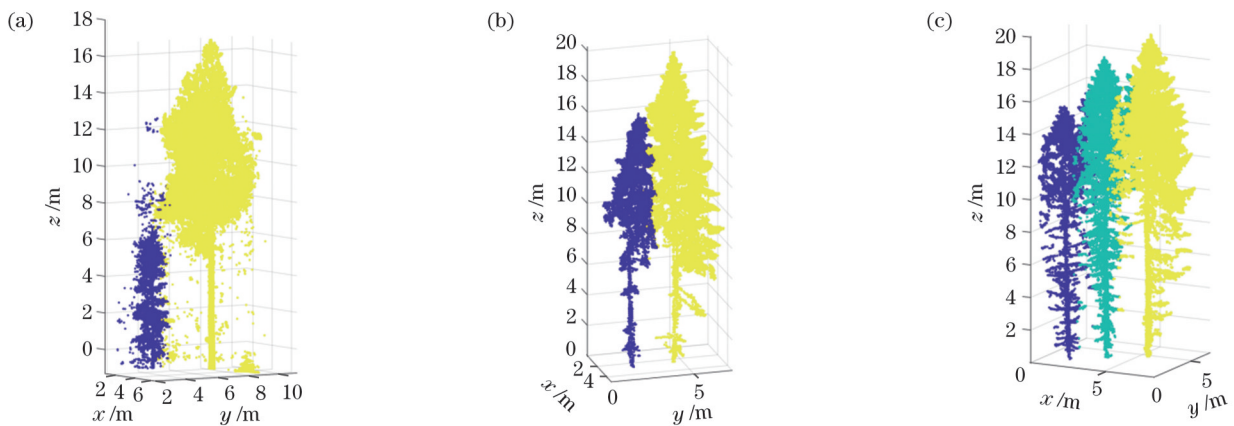


图 5 欠分割示意图。(a)低矮植被分割结果;(b)双木树分割结果;(c)三木树分割结果

Fig. 5 Schematics of under-segmentation. (a) Result of low vegetation segmentation; (b) result of double tree segmentation; (c) result of three wood tree segmentation

3 实验分析

3.1 实验数据

为验证本文单木分割方法在 TLS 点云数据中的可行性,本文选取 3 组 TLS 森林点云数据进行测试。测试数据为配准融合后的站心坐标系下的三维点云坐标,点间距为毫米级。图 6 所示为本文 3 组 TLS 点云

数据所处的地形场景,其中,样本 1 采集于荷兰,点云数据包括针叶林和落叶林^[25],样本 2 和样本 3 采集于芬兰南部和北部森林,数据集包含多种不同的植被类型^[26]。三组数据分别通过人工分类添加标签。本实验运行平台为 64 位 Windows 10 操作系统,实验采用 Matlab R2018a 软件实现。

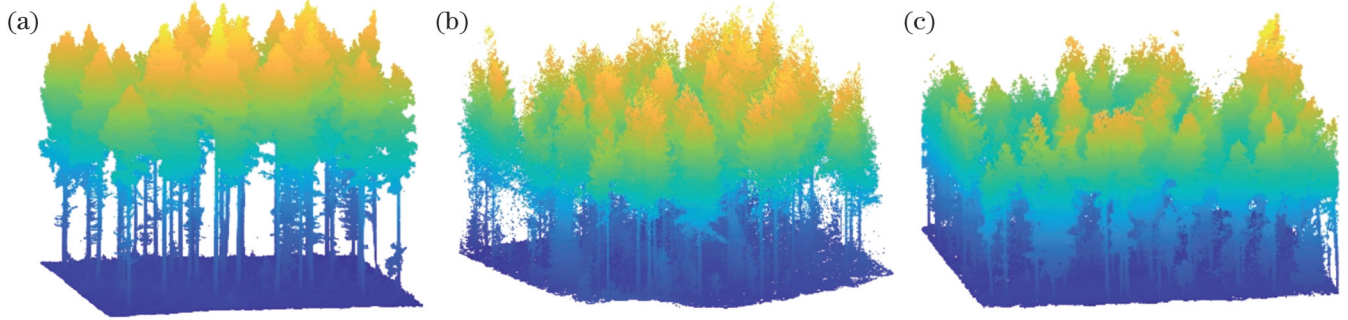


图 6 TLS 点云数据。(a)样本 1;(b)样本 2;(c)样本 3

Fig. 6 TLS point cloud data. (a) Sample 1; (b) sample 2; (c) sample 3

3.2 评价指标

在单木分割实验中,单木提取的输出结果主要包括:正确分割的数量(N_{match})、参考树木的数量(N_{ref})和分割出的总树木数量(N_{extr})。当提取的单木点云数量大于该棵树总点云数量的 80% 时,本文视其为正确分割的单木。为了定量评价本文所提方法的优劣,本文采用树木探测的完整率($C_{\text{completeness}}$)、树木探测的正确率($C_{\text{correctness}}$)和树木的平均探测精度(A_{accuracy})三个评价指标进行评价。树木探测的完整率表示正确探测的单木株数占参考树木株数的比例,树木探测的正确率表示正确探测的单木株数占整个提取单木株数的比率。以上三个指标的计算方式为

$$C_{\text{completeness}} = \frac{N_{\text{match}}}{N_{\text{ref}}}, \quad (4)$$

$$C_{\text{correctness}} = \frac{N_{\text{match}}}{N_{\text{extr}}}, \quad (5)$$

$$A_{\text{accuracy}} = \frac{2N_{\text{match}}}{N_{\text{ref}} + N_{\text{extr}}}, \quad (6)$$

式中: N_{match} 为正确检测到的树木个数; N_{ref} 为参考树木个数; N_{extr} 为提取出的树木个数。

3.3 实验结果分析

为验证本文单木分割方法的有效性,分别选取了 Meanshift 算法和基于标记的分水岭单木分割算法进行对比分析。表 1 为三种单木分割方法对样本 1、样本 2 和样本 3 的 TLS 点云数据进行单木分割的结果。如图 7 所示,样本 1、样本 2 和样本 3 分别包含 35、52、80 棵单株树木,本文方法在三组样本中的平均探测精度分别为 76.06%、74.29% 和 50.70%。Meanshift 方法在三组样本中的平均探测精度分别为 37.04%、51.8% 和 30.69%,基于标记的分水岭分割方法在三

组样本中的平均探测精度分别为 53.33%、55.07% 和 37.93%。通过对比可以看出,本文方法的平均探测精度高于 Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法。

本文方法分别在三组样本中检测到 36、53、62 棵单株树木。而 Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法在样本 1 中分别检测到 100 棵和 55 棵树木,在样本 2 中分别检测到 87 棵和 86 棵树木,在样本 3 中分别检测到 122 棵和 94 棵树木。通过对比可以看出,Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法识别出的单株树木个数明显高于样本中的正确树木个数,存在严重的过分割现象。本文方法识别出的单株树木个数与正确的树木个数的差距最小,表明本文方法可有效减少过分割现象,本文单木分割方法相对于其他两种方法提取精度更高、适应性更强。

本文分别对样本 1 中的 3 处树木、样本 2 中的 4 处树木以及样本 3 中的 3 处树木进行具体分析。如图 8 所示,第一列为三组样本数据中树木的真实标签图,第二列为 Meanshift 方法、第三列为基于标记的分水岭分割方法以及第四列为本文所提方法的单木分割结果。

在样本 1 中,第 1 处包含 1 棵高大树木和 1 棵低矮树木,可以看出 Meanshift 方法、基于标记的分水岭分割方法均无法提出低矮树木,而本文方法可有效提取该处的低矮植被;第 2 处为 1 棵树木,本文方法和 Meanshift 方法均可正确提取,而基于标记的分水岭分割方法出现过分割结果,将其分为 2 棵树木。第 3 处包含 3 棵树木,其中 Meanshift 方法将其分为 1 棵树木,基于标记的分水岭分割方法可正确识别 2 棵树木,本文

表 1 三种单木分割方法的结果
Table 1 Results of three single tree segmentation methods

Sample	Parameter	Meanshift method	Marker-based watershed method	Proposed method
Sample 1	$C_{\text{completeness}} / \%$	71.43	68.57	77.14
	$C_{\text{correctness}} / \%$	25.00	43.64	75.00
	$A_{\text{accuracy}} / \%$	37.04	53.33	76.06
	N_{ref}	35	35	35
	N_{extr}	100	55	36
	N_{match}	25	24	27
Sample 2	$C_{\text{completeness}} / \%$	69.23	73.08	75.00
	$C_{\text{correctness}} / \%$	41.38	44.19	73.58
	$A_{\text{accuracy}} / \%$	51.80	55.07	74.29
	N_{ref}	52	52	52
	N_{extr}	87	86	53
	N_{match}	36	38	39
Sample 3	$C_{\text{completeness}} / \%$	38.75	41.12	45.00
	$C_{\text{correctness}} / \%$	25.40	35.10	58.06
	$A_{\text{accuracy}} / \%$	30.69	37.93	50.70
	N_{ref}	80	80	80
	N_{extr}	122	94	62
	N_{match}	31	33	36

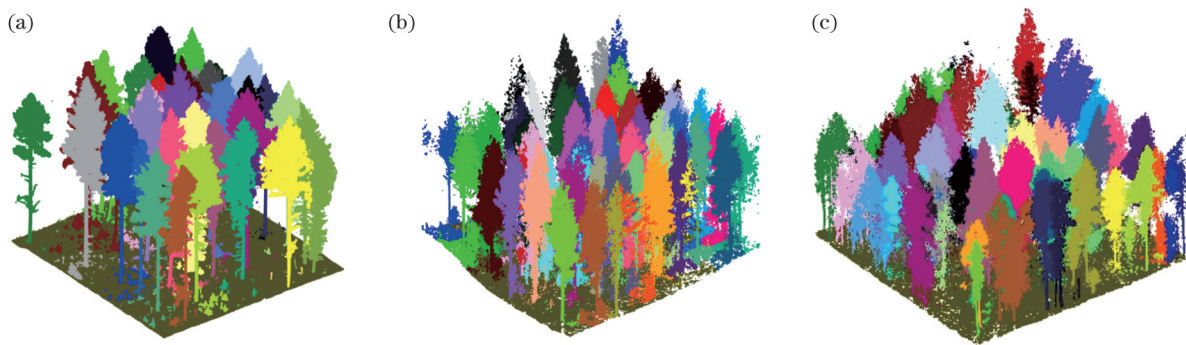


图 7 本文单木分割结果。(a)样本 1;(b)样本 2;(c)样本 3

Fig. 7 Single tree segmentation results in this study. (a) Sample 1; (b) sample 2; (c) sample 3

方法可将 3 棵树木均识别出来。

在样本 2 中,第 1 处和第 2 处均包含 2 棵树木,Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法由于欠分割,均将其误检测为 1 棵树木,本文方法可正确检测出该处树木。第 3 处和第 4 处均为 1 棵树木,本文方法和 Meanshift 方法均可正确检测,但基于标记的分水岭分割方法均出现过分割结果。

在样本 3 中,第 1 处为 2 棵树木,本文方法和 Meanshift 方法可正确识别此处的 2 棵树木,而基于标记的分水岭分割方法将该处树木误分为 1 棵树木;第 2 处为 2 棵树木,本文方法可实现正确分割,Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法将其误分为 1 棵树;

第 3 处为 3 棵树木,Meanshift 方法和基于标记的分水岭分割方法均只识别出 2 棵树木,本文方法可将 3 棵树木检测出来。相较于其他两种单木分割方法,本文方法的单木识别更为准确,有效减少了分水岭算法中的过分割问题。

为进一步验证本文方法对混合林地的单木提取效果,本文选用了图 9(a)所示数据进行测试。可以看出,林地包含多种不同类型的植被,便于检测本文方法对单木提取的有效性。图 9(b)为本文方法提取的结果。在该林地区域中,有 15 棵树木被正确提取,其中相对独立分布的树木具有较好的单木提取效果。这是因为这些树木往往呈圆锥体形态,树顶点比较容易探

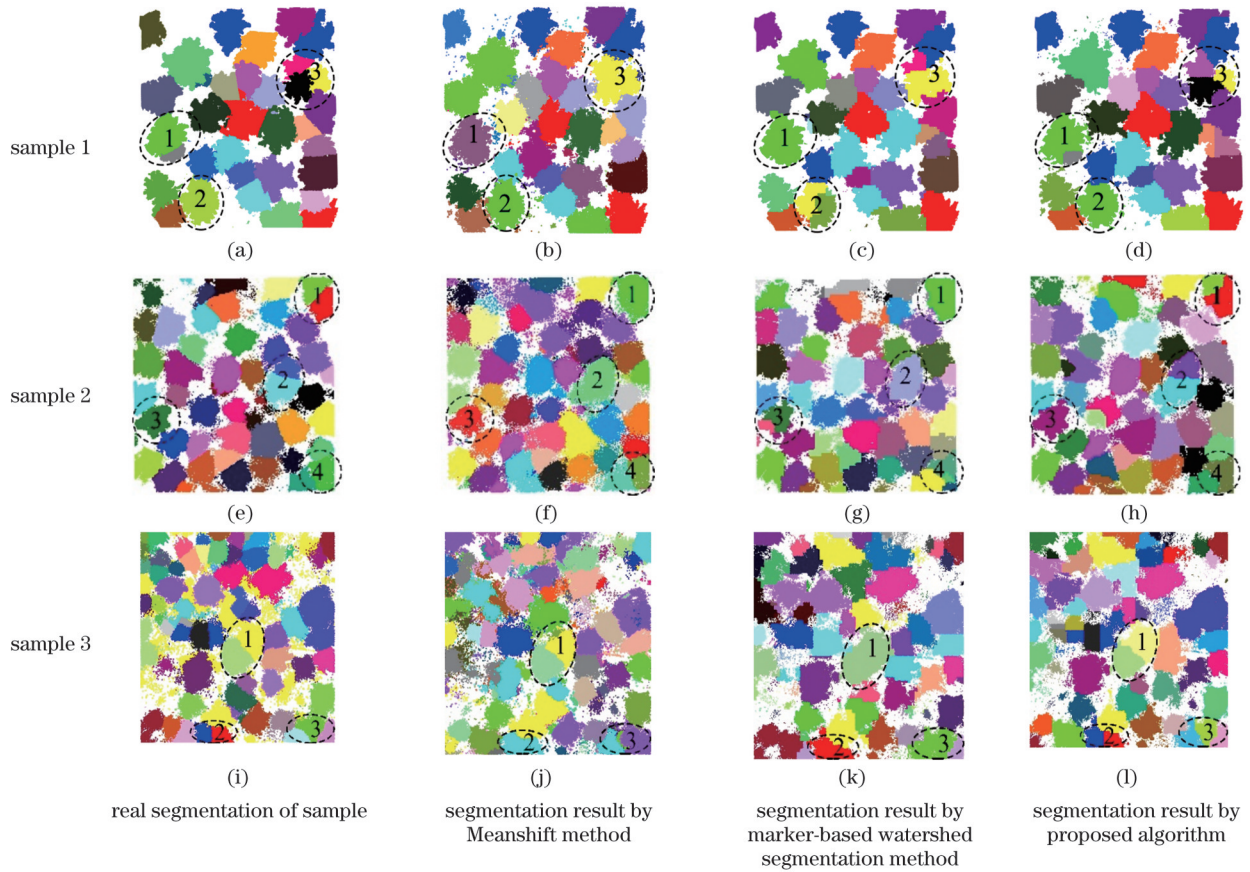


图 8 不同单木分割方法的分割结果

Fig. 8 Segmentation results by different single tree segmentation methods

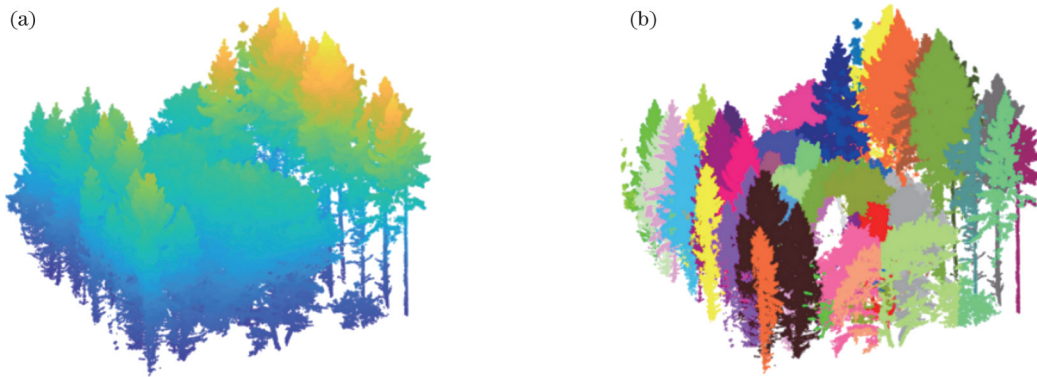


图 9 混合林地的单木提取结果。(a)混合林地三维点云数据;(b)本文方法分割结果

Fig. 9 Single tree extraction result of mixed woodland. (a) 3D point cloud data of mixed woodland; (b) segmentation result of proposed method

测。此外,采用本文所提出的基于连通性的树顶点优化探测方法,能够有效地将部分错误的树顶点去除。因此,能够获得较好的单木分割结果。但是本文方法对部分紧密相连的树木进行单木提取时精度较低。这是因为在这些区域内,树木密集生长在一起,很难获取准确的树顶点,故而难以获得较高的单木分割精度。

4 结 论

提出了一种基于连通性标记优化的单木分割方法。首先对初始树顶点进行连通性生长,通过探测连

通区域的最高点,实现树顶点的优化提取,避免将局部极大值误判为树顶点,有效降低了误判率,有利于提高基于树顶标记的单木分割准确率。对于局部欠分割树木点云,基于单木点云密度的特性,提出了一种基于密度等值线的单木欠分割优化方法,对欠分割树木进行优化分割,显著提升了单木分割的准确率。采用三组不同区域的森林 TLS 点云数据进行实验,结果表明,所提方法能够获得 76.06%、74.29% 和 50.70% 的平均探测精度,均优于 Meanshift 分割方法和传统的基于标记的分水岭分割方法。由此可见,所提方法具有一定

的鲁棒性,针对不同区域的植被点云数据均可实现较高精度的单木分割。

参 考 文 献

- [1] 李增元, 庞勇, 刘清旺. 激光雷达森林参数反演技术与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
Li Z Y, Pang Y, Liu Q W. Technology and method of lidar forest parameter inversion[M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [2] 邢万里. 林地 TLS 点云数据自动配准算法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2018.
Xing W L. Study of forest TLS point cloud data automatic registration algorithm[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2018.
- [3] 李增元, 刘清旺, 庞勇. 激光雷达森林参数反演研究进展[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1138-1150.
Li Z Y, Liu Q W, Pang Y. Review on forest parameters inversion using LiDAR[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1138-1150.
- [4] 何兴元, 任春颖, 陈琳, 等. 森林生态系统遥感监测技术研究进展[J]. 地理科学, 2018, 38(7): 997-1011.
He X Y, Ren C Y, Chen L, et al. The progress of forest ecosystems monitoring with remote sensing techniques[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018, 38(7): 997-1011.
- [5] 谢凡, 杨风暴, 卫红. 基于 LiDAR 数据和正射影像的城区树木提取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(4): 0428005.
Xie F, Yang F B, Wei H. Urban tree extraction method based on LiDAR data and orthophoto[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(4): 0428005.
- [6] 陈向宇, 云挺, 薛联凤, 等. 基于激光雷达点云数据的树种分类[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 122801.
Chen X Y, Yun T, Xue L F, et al. Classification of tree species based on LiDAR point cloud data[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12): 122801.
- [7] Zhong L S, Cheng L, Xu H, et al. Segmentation of individual trees from TLS and MLS data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(2): 774-787.
- [8] 步国超, 汪沛. 基于单站地面激光雷达数据的自适应胸径估计方法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 082803.
Bu G C, Wang P. Adaptive estimation method for diameter at breast height based on terrestrial laser scanning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(8): 082803.
- [9] 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.
- [10] 杨玉泽. 基于地基激光雷达的树木点云数据处理及三维建模[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2020.
Yang Y Z. Tree point cloud data processing and 3D modeling based on terrestrial LiDAR[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2020.
- [11] 刘鲁霞. 机载和地基激光雷达森林垂直结构参数提取研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2014.
Liu L X. Retrieving vertical structural parameters of forest using terrestrial and airborne laser scanning data[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2014.
- [12] Kaartinen H, Hyyppä J, Yu X W, et al. An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning[J]. Remote Sensing, 2012, 4(4): 950-974.
- [13] Ayrey E, Fraver S, Kershaw J A, et al. Layer stacking: a novel algorithm for individual forest tree segmentation from LiDAR point clouds[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2017, 43(1): 16-27.
- [14] Ferraz A, Bretar F, Jacquemoud S, et al. 3-D mapping of a multi-layered Mediterranean forest using ALS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 121: 210-223.
- [15] Dai W X, Yang B S, Dong Z, et al. A new method for 3D individual tree extraction using multispectral airborne LiDAR point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 144: 400-411.
- [16] Hui Z, Li N, Xia Y, et al. Individual tree extraction from UAV lidar point clouds based on self-adaptive Mean shift segmentation [J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2021, V-1-2021: 25-30.
- [17] Ma Z Y, Pang Y, Wang D, et al. Individual tree crown segmentation of a larch plantation using airborne laser scanning data based on region growing and canopy morphology features[J]. Remote Sensing, 2020, 12(7): 1078.
- [18] 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.
Huo L N, Zhang X L. 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.
- [19] 郝红科. 基于机载激光雷达的森林参数反演研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2019.
Hao H K. Inversion of forest parameters using airborne LiDAR[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2019.
- [20] Chen Q, Baldocchi D, Gong P, et al. Isolating individual trees in a savanna woodland using small footprint lidar data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(8): 923-932.
- [21] Jing L H, Hu B X, Li J L, et al. Automated delineation of individual tree crowns from lidar data by multi-scale analysis and segmentation[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2012, 78(12): 1275-1284.
- [22] Zhao D, Pang Y, Li Z Y, et al. Isolating individual trees in a closed coniferous forest using small footprint lidar data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014, 35(20): 7199-7218.
- [23] Liu L, Lim S, Shen X S, et al. A hybrid method for segmenting individual trees from airborne lidar data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104871.
- [24] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.
- [25] Brede B, Sarmiento A I L, Raunonen P, et al. Speulderbos terrestrial (TLS) and unmanned aerial vehicle laser scanning (UAV-LS) 2017[EB/OL]. [2021-02-05]. <https://doi.org/10.4121/13061306.v1>.
- [26] Liang X L, Hyyppä J, Kaartinen H, et al. International benchmarking of terrestrial laser scanning approaches for forest inventories[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 144: 137-179.

Single Tree Segmentation Method for Terrestrial LiDAR Point Cloud Based on Connectivity Marker Optimization

Hui Zhenyang, Li Na, Cheng Penggen*, Li Zhuoxuan, Cai Zhaochen

Faculty of Geomatics, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China

Abstract

Objective To cope with severe global climate change and achieve green development, China pledged at the 75th Session of the United Nations General Assembly to achieve a carbon peak by 2030 and carbon neutrality by 2060. Through photosynthesis, vegetation can effectively offset a fraction of the carbon dioxide emissions; therefore, it is of great practical significance to investigate forests and explore their carbon sink capacity to achieve carbon neutrality. However, traditional remote sensing technology is limited by the external environment and the lack of the internal structure data of forests. The emergence of LiDAR technology has made a breakthrough in forest resource surveying. Individual tree segmentation is an important component of forest resource investigation. The accuracy of the identified tree height, crown diameter, crown height, diameter at breast height (DBH), and other tree parameters is directly affected by the segmentation of single trees. However, at present, the research on single tree segmentation based on terrestrial LiDAR is still faced with the difficult problem of low precision of single tree segmentation in complex forest areas. Therefore, it is important to develop a single tree segmentation method with high precision and robustness.

Methods Point cloud filtering is conducted using the cloth simulation filter (CSF) to obtain the ground points. Thereby, the digital terrain model (DTM) can be generated using the ground points. By subtracting the DTM from the digital surface model (DSM) generated by the point clouds, the forest canopy height model (CHM) can be established. Then, the moving window is used to detect the local maximum and candidate treetops. When the moving window is small, many local points that are extremely high can be detected. Note that not all of these high points are treetops. To optimize treetop detection results, these high points should be processed further. In this study, connectivity growth clustering is conducted on these high points. As a result, only the highest point of each cluster is selected as the treetop. After treetop detection, the marker-controlled watershed segmentation method is applied to the CHM. Thereafter, single tree detection results can be obtained. However, some neighboring trees cannot be separated successfully by the marker-controlled watershed segmentation method. Thus, the single tree detection results should be optimized further. In this study, a method for under-segmented trees based on density isolines is proposed. In general, for a single tree, the density at the tree's center should be the largest. From the center to the canopy margin, the density decreases. Based on this characteristic, the under-segmented trees can be optimized by detecting the density isoline.

Results and Discussions To verify the feasibility of the proposed method, three groups of terrestrial LiDAR forest point cloud data are selected for testing (Fig. 6). The three groups of data are labeled by manual classification. Three evaluation indices are used to evaluate the performances of the proposed method, including completeness, correctness, and average accuracy. In this study, the Meanshift and marker-controlled watershed segmentation algorithms are selected for comparative analysis. The average detection accuracy of the proposed method for the three groups of samples is 76.06%, 74.29%, and 50.70%, respectively (Table 1). The Meanshift method has an average detection accuracy of 37.04%, 51.8%, and 30.69% for the three groups of samples, and the marker-controlled watershed method has an average detection accuracy of 53.33%, 55.07%, and 37.93% for the three groups of samples, respectively (Table 1). The comparison shows that the average detection accuracy of the proposed method is higher than those of the Meanshift and the marker-controlled watershed segmentation methods.

Conclusions In this study, connectivity growth is performed on the initial treetops, and optimization extraction of treetops is achieved by detecting the highest point of the connected region. This helps avoid the misjudgment of local maximum as tree vertices, effectively reduces the misjudgment rate of local maxima as tree vertices, and promotes the subsequent improvement of accuracy of single tree segmentation based on treetop markers. For locally under-segmented trees, this study proposes a single tree under-segmented optimization method based on density isolines, which can optimize the segmentation of under-segmented trees and improve the accuracy of single tree segmentation. Three samples of forest TLS point cloud data from different regions are used for experimentation. Experimental results show that the proposed method can achieve average detection accuracies of 76.06%, 74.29%, and 50.70%, which are better than those of the Meanshift segmentation method and traditional marker-controlled watershed segmentation methods. It can be seen that the proposed method has a certain robustness and achieves high-precision single wood segmentation for vegetation point cloud data in different regions.

Key words remote sensing; terrestrial laser scanning; canopy height model; optimized detection of tree top; segmentation optimization of single tree