

机载激光雷达单木识别研究进展

刘会玲^{1,2,3**}, 张晓丽^{1,2,3*}, 张莹^{1,2,3}, 朱云峰⁴, 刘辉⁴, 王龙阳⁵

¹北京林业大学林学院, 北京 100083;

²北京林业大学精准林业北京市重点实验室, 北京 100083;

³北京林业大学省部共建培育与保护重点实验室, 北京 100083;

⁴中国海监南海航空支队, 广东 广州 510310;

⁵北京鼎创力维科技有限公司, 北京 100083

摘要 随着激光雷达的发展,基于机载激光雷达提取单木及林分参数是目前的研究热点之一。准确的单木识别是后续林木参数提取的重要基础。机载激光雷达单木识别方法可以分为基于冠层高度模型(CHM)的单木识别法和基于点云分布的单木识别法两类。基于CHM的单木识别方法通过CHM分割确定树冠边界或通过局部最大值识别树冠顶点并且进行区域生长或图像分割。基于点云分布的单木识别法在三维空间上采用区域生长或聚类算法识别树冠。分析不同方法在单木识别中的优缺点,对比不同单木识别法对单木识别精度、欠分割误差、过分割误差的影响。分析数据类型、点云密度、季节和林木生长状况等多个影响识别精度的因素,分析可得全波形数据优于离散回波识别精度,点云数据密度10 pt/m²即可满足单木识别要求,冬季识别精度优于夏季识别精度。探讨机载激光雷达数据的局限性及其在单木识别中的缺陷,从数据获取时间、获取方式及类型、数据组织管理、多源数据融合、多种识别算法综合应用、机器学习增加训练集寻找最优模型等方面展望了未来单木识别的发展方向,拓宽我国森林资源调查及相关领域的研究思路。

关键词 遥感; 激光雷达; 单木识别; 影响因素

中图分类号 S771 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.082805

Review on Individual Tree Detection Based on Airborne LiDAR

Liu Huiling^{1,2,3**}, Zhang Xiaoli^{1,2,3*}, Zhang Ying^{1,2,3}, Zhu Yunfeng⁴,
Liu Hui⁴, Wang Longyang⁵

¹The College of Forestry of Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

²Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

³Provincial Key Laboratory of Forest Cultivation and Conservation, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

⁴South China Sea, Air-Borne Detachment of China Marine Surveillance, Guangzhou, Guangdong 510310, China;

⁵Beijing DCLW Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China

Abstract As light detection and ranging (LiDAR) develops, the extraction of forest structure parameters has been one of hot topics in related fields in the past years. However, the accuracy of detection is the key factor in obtaining the forest individual tree parameters. The individual tree detection methods can be divided to two types: one is based on the canopy height model (CHM) and the other is based on the point cloud distribution. We can identify an individual tree by using the method of the crown boundary segmentation. Also, we can identify the tree top by local maximum algorithms and then perform the regional growth or image segmentation. Based on the point cloud distribution, the canopy is identified by region growing or clustering algorithms in three-dimensional space. We analyze the advantages and disadvantages of different individual tree detection methods in terms of precision of individual tree detection, and compare their effects on omission errors and commission errors in different regions. The factors influencing the precision of data such as data type, point cloud density, season and tree growth status

收稿日期: 2018-03-09; 修回日期: 2018-04-17; 录用日期: 2018-04-23

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项(2013YQ12034304)

* E-mail: zhang-xl@263.net; ** E-mail: liuhuilin19871006@163.com

are discussed. It is found that the accuracy of the full-waveform data is higher than that of discrete-echo data. The density of the point cloud data of 10 pt/m² can meet the individual tree detection requirement. The accuracy of data obtained in winter is higher than that in summer. The limitation of airborne LiDAR data and its shortcomings in individual tree detection are discussed. In the end, the future directions of individual tree detection are described, from the aspects of data acquisition type, data acquisition time, data organization and management, multi-source data fusion, comprehensive application of multi-detection algorithms, and machine learning increasing the training set to find the optimal model, to help with the research and management of forest and related fields.

Key words remote sensing; LiDAR; individual tree detection; influencing factor

OCIS codes 280.3420; 280.3640

1 引言

森林是地球生物圈中最重要生态环境之一,具有涵养水源、维护生态平衡等作用。传统的人工测量耗时耗力,不宜进行大区域推广;摄影测量技术只能获取二维的水平空间影像,在森林垂直结构方面有明显的不足,且易受天气条件影响。机载激光雷达对森林植被有较强的穿透能力,能够直接、快速获取大面积、高精度的植被三维信息^[1],不仅能提供水平结构的地形信息,而且能生成垂直结构的森林冠层空间信息,实现森林调查机械化和自动化,减少测量周期,满足精准林业需求^[2]。

早期的机载激光雷达技术在林业方面的应用主要为建立林地特征^[3],现阶段研究重点为单木识别、树种分类、单木及林分参数的反演^[4-6]。可以由单木识别结果推导得到单木及林分参数,因此,单木识别精度直接影响后续单木参数提取的准确度。本文系统分析了当前基于机载激光雷达单木识别的方法与影响识别精度的因素,并对未来单木识别的技术和方法进行展望。

2 单木识别方法分类

机载激光雷达早期的单木识别方法主要依据栅格化的冠层高度模型(CHM),利用局部最大值搜索方法确定单木位置,应用分割算法分割单木。随着机载激光雷达硬件技术的发展,越来越多的学者开始关注利用点云数据直接在三维空间中进行单木识别。

2.1 基于 CHM 识别单木

冠层高度模型是林业应用的一个重要模型,是一个表达植被距离地面高度的表面模型,能够提供冠层的水平及垂直分布情况^[7]。CHM 获取方法为:对原始点云数据进行滤波处理,分离出地面点和地物点,分别进行插值运算,得到数字地面模型(DSM)和数字高程模型(DEM),两者作差值运算求得 CHM。

CHM 上会存在一些不自然的灰色空洞,这些空洞表示树冠区域高程突变。造成空洞的原因有二:一方面是自然现象,由树冠周围的裸露地表、低矮植被造成,通常称为冠层间隙;第二种称为无效值,无效值的存在会使树冠区域不完整,需在进行单木分割之前进行填充,通常采用滤波平滑的方法进行无效值填充。MacMillan 等^[8]应用一系列均值滤波填充裸地 DEM 坑洞,但是采用全局滤波的方法会造成大量的信息丢失。Ben-Arie 等^[9]使用拉普拉斯算子提取边界图像,将边界图像上小于阈值的像素用中值滤波方法进行填充,得到一个相对平滑的 CHM。该方法快速、有效,操作简便,无效值的确定仅需要一个阈值参数,缺点是会带来填充错误,尤其是过填充。赵旦^[10]首先使用拉普拉斯算子寻找可能的无效值,采用形态学闭操作判断其是否落入冠层区域,最后采用中值滤波方法对无效值进行填充。该算法一定程度上抑制了冠层间隙和边缘的过填充,缺点是算法稳定性受树冠垂直投影形状影响,运算量较大,需要大量数据的填充实验来判断拉普拉斯阈值和冠层控制阈值选择是否合适。

机载激光雷达获取的单木点云具有以下特征:树冠顶部高程大于树冠边缘高程;单个树冠顶部高程最大值为该单株木的树顶。因此,基于 CHM 识别单木的方法一般分为两种。

第一种方法是通过局部最大值判断树冠顶点,然后根据树冠形状特征识别树冠边缘或树冠主方向^[11]。局部最大值探测(LM)是指目标点在其自身为中心的识别窗口内高程最大。窗口较小,可识别出较多的局部最大值,但较大的树冠被分为多个植被;窗口较大,识别的局部最大值数量较少,多颗较小的树冠被合并为同一树冠。Popescu 等^[12]根据实测树高和冠幅的线性回归关系式,提出可变窗口单木识别。Koch 等^[13]提出在 CHM 上使用局部最大值滤波器探测可能的树顶位置,然后使用分水岭分割算法勾绘树冠,实现单木的自动提取,结果表明,在 CHM 上应用图像分割算法在针叶树林分表

现较好,而对于高郁闭度的阔叶树林分很容易造成树冠合并。Chen 等^[14]提出通过可变窗口寻找局部极值,并采用高斯平滑方法有效消除了不真实的树顶,避免过分割现象。刘清旺^[15]通过可变窗口识别方法确定单木株数,根据机载激光雷达能够详细描述森林冠层的三维结构特征,提出双正切角树冠边界识别算法,分别进行了单木树冠顶点、树冠边界和树冠底点的识别。尹艳豹^[16]对比方形、圆形固定窗口和圆形可变窗口对单木识别的影响,发现圆形窗口较方形窗口的单木识别株数更多且相对稳健,可变窗口单木匹配率为 97.36%,圆形固定窗口的单木匹配率为 93.26%。

第二种方法是通过 CHM 分割确定树冠边缘,然后提取单个树冠的局部最大值作为树顶。赵丹^[10]为多尺度的森林资源调查提出一种结合形态学冠层控制的分水岭分割方法,该方法使用外部标记的局部极值在平滑 CHM 中寻找内部标记,采用形态学冠层控制确定外标,基于分水岭变换进行重建。Duncanson 等^[17]在 CHM 上应用标记约束分水岭方法进行分割,根据分水岭区域高程直方图进行峰值检测,对含有多棵树的 CHM 区域进行分层处理,并对下层 CHM 进一步采用分水岭分割,基于该方法中层木及下层木的单木识别率分别提高到 35%和 21%。Wu 等^[18]基于 CHM 生成等值线,采用局部轮廓树法进行分层,建立谷底线层次树,根据等值线的几何和拓扑属性分离单木。

多数研究表明,基于 CHM 进行单木识别的分割精度并不理想,究其原因,DEM 和 DSM 的生成需要进行点云数据栅格化、点云数据内插,同时对 DSM 进行无效值填充,因此 CHM 生产过程中会对数据进行移除、平滑等操作,因而会丢失包含在原始点云数据中的部分信息,例如多层树冠之间的下层结构信息丢失,误差累计对最终识别结果造成一定影响。此外,为了得到明确的树冠边界,需要对 CHM 进行平滑处理,平滑处理会对识别的树冠边界产生影响。因此,基于 CHM 进行单木识别在密林地区适用性较弱,往往会遗漏低矮植被,造成单木遗漏分割。

2.2 基于点云分布识别单木

基于点云分布方式提取单木消除了冠层高度模型生成栅格曲面和模型时丢失数据的现象。目前,直接基于三维点云提取单株木的研究还比较少。大多数基于点云分布识别单木的方法作用于离散化的归一化点云。归一化点云获取方法为:对原始点云

数据进行滤波处理,分离出地面点和地物点,插值生成 DEM,地物点数据与 DEM 作差值求解。基于点云分布识别的方法多样,包括基于体素的聚类方法、K 均值聚类方法、马尔科夫聚类方法、基于全局的聚类方法。Morsdorf 等^[19]在平滑后的 DSM 中识别局部最大值,然后采用 K 均值聚类法实现对原始激光点云数据的单木分割。Wang 等^[20]首次提出对原始点云数据划分体素,统计每个体素内的高程分布,分层进行水平投影提取树冠边缘。Reiterger 等^[21-22]提出基于分水岭分割和拟合树干确定单木位置,然后采用归一化分割方法(NCut)进行分割,单木识别率得到显著提高,森林抑制层的单木识别率甚至提高了 20%。Ferraz 等^[23]直接采用均值漂移算法对原始三维点云数据进行统计,共分为靠近地面的植被、林下植被和上层植被三类。该算法只需设置一个参数,计算量小,运行时间短。Li 等^[24]将全局最大值点作为最高木的树冠顶点,根据树冠形状特征将目标点分类,单木识别率达 90%,但该方法无法准确分割树冠边界,对阔叶林的识别精度有待验证。刘峰等^[25]用高斯分解算法对全波形激光雷达数据进行波形分解,获得高密度点云数据,标记树冠顶点后再利用分水岭算法进行树冠边缘提取,然后基于马尔科夫模型组织点云,利用 Bayesian 理论将单木点云先验知识转换为先验分布模型,采用最大后延估计得到点云标号的分布,最后得到的单木识别率为 76%,位置误差均值和方差分别为 0.67 m 和 0.19 m²。Vega 等^[26]采用 K 均值聚类方法对原始点云数据进行多尺度聚类,判断给定评分标准下不同尺度的最优树顶并进行树冠聚类。Lu 等^[27]采用从下往上的搜索方法,根据点云的强度和回波特征分离树干,依据树冠形状特征将点分为目标木点和其他点,迭代循环,直到所有的点被分到相应集合。Mongus 等^[28]分割 CHM 分水岭后采用最小生成森林进行区域合并,对原始点云数据划分体素,采用拉普拉斯高斯法准确生成树干位置,改善了单木提取中的过分割现象。

与基于 CHM 的单木识别方法相比,基于点云分布识别单木不仅能探测出受上层木抑制的小树,消除单木遗漏分割,提高识别精度,而且还能从分割得到的单木模型中反演出更为精细的森林参数,如林分密度等,构建三维虚拟现实系统。机载激光雷达采集数据量大,且全部数据参与运算,因此,基于点云分布识别单木的方法往往比基于 CHM 的方法耗时长。

2.3 单木识别算法比较

Kaartinen 等^[4,29-34]和 Vauhkonen 等^[35]从识别对象、识别思想及参与单木识别的数据结构等方面对相应的一些单木识别算法进行了分析比较,其中部分算法的统计分析如表 1 所示。实验数据来源于文献^[34-35],共分为 2 组。第 1 组数据来源于南芬兰赫尔辛基森林,主要树种为樟子松、云杉和白桦;第 2 组数据来源于德国,针叶林主要树种为樟子松,阔叶林主要树种为桉树、山毛榉和白桦。以单木识别率(R_{DET})、单木匹配率(R_{MAT})、过分割误差(E_{OM})和欠分割误差(E_{COM})为评价指标,综合评价不同算法在不同森林类型下的表现,如表 2 所示。设样地实地调查单木株数为 n ,算法识别的单木株数为 n_1 ,识别单木与调查单木匹配株数为 n_2 ,则

$$R_{\text{DET}} = \frac{n_1}{n}, \quad (1)$$

$$R_{\text{MAT}} = \frac{n_2}{n}, \quad (2)$$

$$E_{\text{OM}} = \frac{n_1 - n_2}{n}, \quad (3)$$

$$E_{\text{COM}} = \frac{n - n_2}{n}. \quad (4)$$

从表 2 可以看出,实验区 1 的单木识别算法均为基于 CHM 的单木识别法,算法 1~5 的单木识别精度较低,欠分割误差较小,因为采用 CHM 进行单木识别时只识别了高大的优势木。算法 1 的单木识别精度与单木匹配率最低,且过分割误差较大,原因在于树冠垂直投影形状并非规则图形。实验区 2 的单木识别率范围为 65.3%~100.7%。算法 2 的单木识别精度最高,算法 3 的单木识别精度最低,并且基于点云分布方法的过分割误差大于采用 CHM 方法的过分割误差。所有算法并不能完全识别所有单木,影响识别结果的因子将在第 3 节中详细阐述。Vastaranta 等^[36]表明自动识别单木的方法优于目视解译的结果。

3 单木识别影响因子

3.1 数据类型

传统机载激光雷达系统往往只记录离散的回波信号或首末次回波信号,在多次离散回波中,首次回波的信号数量约占总反射信号的 85%,第 2 次回波信号数量占 8%~10%,第 3 次回波数量占 3%~5%,末次回波数量相当少,最高占 4%。由于穿透树木的中下部分和灌木到达地面的回波多为中间次

回波和末次回波,因此相当数量来自冠层、地面以及不同层次面的有效回波信息未被记录。同时,离散激光雷达提供的强度信息中含有大量噪声,在实际应用中较少。对于植被覆盖度较高的区域,如南京、海南等地,离散回波激光雷达的单木识别率较差。小光斑全波形激光雷达记录了较小能量信息在内的回波信息,除了提供点云的三维坐标外还提供宽幅、振幅、强度信息,能够监测更多的目标特征信息^[37]。最新的 Rigel 系统可以提供 10 次以上回波(最多为 40 次),这意味着全波形激光雷达系统可以提供更详细的点云数据和地物特征,仅仅百分之几的穿透率也能够获得更准的地形信息。全波形激光雷达的波形数据处理包括两个方面,一方面是将波形数据进行分解,生成高密度的激光点云^[38];另一方面是模拟波形来研究不同森林参数对回波波形的影响^[39]。Reiterger 等^[22]高度强调了全波形数据的有效性,基于小光斑全波形激光雷达数据的三维分割率最高时可比分水岭分割算法高 12%。Rees 等^[40]和 Thieme 等^[41]对高度 1 m 以上的小树进行探测,针叶林的成功率超过 90%,山桦的成功率超过 84%。Stumberg 等^[42]提出一种基于不断可变栅格二叉树的非监督分类方法。该方法将含有至少一个激光回波的栅格单元标记为 1,空栅格标记为 0。从最大栅格单元开始划分并重新标记,重复此过程,直到栅格单元被标记为 0 或达到最小单元尺寸为止。最后,将标记为 1 的栅格单元进行聚类。研究表明,下层植被单株木的识别精度与栅格尺寸和高程阈值有关,高程阈值超过 20 cm 时欠分割误差大大降低。虽然全波形激光雷达提供了较高的点云密度及完整的波形数据,但是森林结构较为复杂,组成的单木通常树种多样,形态各异,且下木、灌草并存,林下地形也复杂多变,数据的应用仍不能满足林下植被提取、茂密复杂林地中细小树木识别的需求。

3.2 采样密度

激光雷达采样密度较低的情况下,由于单个树冠激光点太少而容易错失树顶及树冠边缘,高密度激光点云数据可以进行更小尺度的单木树高估计和树冠分割^[43]。虽然点云密度的提升会提高识别精度,但同时也增加了数据处理成本。大多数研究表明,点云密度为 10 pt/m²(每平方米内点云数量)时单木识别精度即可满足林业生产需求,点云密度大于 10 pt/m² 时单木识别率无显著变化,但数据处理时间显著增加。Kaartinen 等^[34]分析了芬兰赫尔辛基森林在点云密度分别为 2, 4, 8 pt/m² 时 8 种单木

表 1 单木识别算法描述

Table 1 Description of individual tree recognition algorithms

Detection object	Detection idea	No.	Ref.	Data structure	Algorithm	Software application
CHM		1	[29]	Pixels	Tree model	Treefinder
	Watershed transforms	2	[30]	Pixels	Poisson forest stand model	
		3	[31]	Pixels	Different Gaussian filters	
	LM	4	[4]	Pixels	LM with varying window sizes	TreeVaw
		5	[32]	Pixels	Positive difference	eCogonition
	Minimum curvature computation	6	[33]	Pixels	Random forests	
Point cloud distribution	LM	7	[35]	Point cloud	Modified K-means	
	Region-growing	8	[20]	Voxels	Hierarchical morphology	

表 2 单木识别精度

Table 2 Individual tree recognition precision

Site	Algorithm No.	$R_{DET}/\%$	$R_{MAT}/\%$	$E_{OM}/\%$	$E_{COM}/\%$
1	1	25	63	37	0
	3	60	99	1	6.1
	4	62	92	8	6.1
	5	31	97	3	0.6
	6	102	90	10	38.8
	2	100.7		39.0	39.4
2	3	65.3		48.8	21.6
	7	69.5		53.4	32.9
	8	83.9		54.8	46.1

提取算法提取的单木数量、单木位置及精度,研究表明,单木提取精度随着点云密度增大而显著提高。Smits 等^[44]发现当点云密度从 $1.4 \text{ pt}/\text{m}^2$ 增大到 $9 \text{ pt}/\text{m}^2$ 时,单木识别率从 43.4% 增长到 87.5% 。Mongus 等^[28]发现随着点云密度增加单株木探测准确率有所提高,过分割误差随之下降。Yao 等^[45]证明点云密度为 $10 \text{ pt}/\text{m}^2$ 时单木识别精度最高,且下层木和中层木探测率提高了 16% ,上层木探测率提高了 12% 。

3.3 季节及林木生长状况

林木在不同季节的树冠形态和叶面积指数对采集的激光雷达数据有直接影响,当然地形起伏程度的影响也十分明显,有时尽管穿透率只有 $20\% \sim 30\%$ 也能获得较好的结果^[46]。冬季或有些树种的树叶稀少时,单木识别率优于植被生长旺盛的时间段,针叶林比阔叶林识别精度高,低郁闭林区比高郁

闭林区的识别精度高,人工纯林比混合林识别精度高,上层木识别精度高于下层木^[12,47-48]。Yao 等^[49]研究表明植被生长旺盛时期和冬季单木识别率分别为 94% 和 95% ,而底层植被的单木识别率从 86% 提高到 95% 。Amiri 等^[50]采用目标追踪算法形成初始类别,然后采用 NCut 算法对下层木点云数据进行聚类分割。他们发现数据获取时间为夏季时,获取的上层木密度增加 10% ,相应地,阔叶林下层木的识别精度会随之降低约 6% ,针叶林识别精度降低约 4% 。

4 结束语

由于机载激光雷达在森林规划和管理需求中的不断增加,机载激光雷达识别单木和提取单木、林分等林木参数已经成为目前的研究热点。但是由于系统本身及数据处理所用技术手段的限制,在实际应

用中存在一定的局限性。激光雷达价格昂贵,测量区域较小,在高郁闭林区激光雷达脉冲穿透率较低,如何提高林下植被及密闭林区的单木识别精度是激光雷达技术在林业应用中的一大难点。同时,单木识别算法参数多,数据处理计算量大,单木识别结果的精度和可靠性有待验证。大多数算法在特定区域下应用结果良好,区域改变后识别精度下降,不具有普遍适用性,仍需要深入研究。

针对机载激光雷达在单木识别中存在的局限性,给出以下几点建议。

可由国产机载激光雷达系统获取相关数据。目前国外的一些商业公司已推出了林业用小光斑激光雷达系统,但其价格昂贵,不利于大面积飞行。与之相比,由中国科学院组织、上海光学精密机械研究所研发的机载双频激光雷达数据获取成本低,可提供波形和点云两种数据,低密度的点云数据可以反演林分尺度上的垂直结构与生物量等参数,波形数据通过改进拟合函数实现波形的去噪、分解从而获取高精度的点云数据,充分运用全波形数据提供的强度、脉宽信息;根据林分结构选择数据获取时间,林分结构简单,如林分结构简单的同龄林,林冠层匀称齐一,可选择夏天进行采样,林分结构复杂的异龄林,可选择冬天进行采样,可以增大打到下层木的脉冲比例,减小邻近木树冠重叠的影响;通过低采样密度激光雷达获取全覆盖数据,仅对样地数据进行高密度采样,降低数据获取及处理成本并保证一定的估测精度;通过合理的数据管理结构(如 K-D 树)实现点云数据的快速查询;高采样密度点云数据可作抽稀处理,保持点云密度为 10 pt/m^2 ,减少数据运算量。

采用多源数据融合的方式提高分割精度。例如摄影测量可以提供植被的光谱信息,摄影测量与机载激光雷达相结合可以实现树种分类并监测森林动态变化。地基激光雷达用于林下测量,可以提供更加详细的胸径、树木干支结构、孔隙度等林分结构参数,从而验证机载激光雷达提供的数据,同时可以作为机载激光雷达的补充。地基激光雷达和机载激光雷达相结合,可获取尺度更大且更为详细的森林结构参数。

加强机载激光雷达数据与森林相互作用机理的研究。根据林分属性的不同,采用机器学习方法将不同区域、不同树种作为训练集,寻找最优模型和算法,并针对不同算法优势进行互补,实现算法改进,满足工程自动化需求,进而实现大区域推广。

参 考 文 献

- [1] Tang F F, Ruan Z M, Liu X, *et al.* A new method of individual tree recognition based on airborne LiDAR data [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(2): 196-201.
唐菲菲, 阮志敏, 刘星, 等. 基于机载激光雷达数据识别单株木的新方法 [J]. *遥感技术与应用*, 2011, 26(2): 196-201.
- [2] Liu F, Gong J Y. Individual trees recognition in dense forest based on airborne LiDAR [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(7): 200-203.
刘峰, 龚健雅. 基于机载激光雷达技术的茂密林地单株木识别 [J]. *农业机械学报*, 2011, 42(7): 200-203.
- [3] Lefsky M A, Cohen W B, Parker G G, *et al.* Lidar remote sensing for ecosystem studies: lidar, an emerging remote sensing technology that directly measures the three-dimensional distribution of plant canopies, can accurately estimate vegetation structural attributes and should be of particular interest to forest, landscape, and global ecologists [J]. *BioScience*, 2002, 52(1): 19-30.
- [4] Popescu S C. Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar [J]. *Biomass and Bioenergy*, 2007, 31(9): 646-655.
- [5] Pang Y, Tan B, Solberg S, *et al.* Forest LAI estimation comparison using LiDAR and hyperspectral data in boreal and temperate forests [J]. *Proceedings of SPIE*, 2009, 7454: 745490.
- [6] Sheridan R, Popescu S, Gatzliolis D, *et al.* Modeling forest aboveground biomass and volume using airborne LiDAR metrics and forest inventory and analysis data in the Pacific Northwest [J]. *Remote Sensing*, 2014, 7(1): 229-255.
- [7] Koukoulas S, Blackburn G A. Quantifying the spatial properties of forest canopy gaps using LiDAR imagery and GIS [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(15): 3049-3072.
- [8] MacMillan R A, Martin T C, Earle T J, *et al.* Automated analysis and classification of landforms using high-resolution digital elevation data: applications and issues [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2014, 29(5): 592-606.
- [9] Ben-Arie J R, Hay G J, Powers R P, *et al.* Development of a pit filling algorithm for LiDAR canopy height models [J]. *Computers &*

- Geosciences, 2009, 35(9): 1940-1949.
- [10] Zhao D. Individual tree parameters extraction based on LiDAR and hyper-spectrum data [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2012.
赵旦. 基于激光雷达和高光谱遥感的森林单木关键参数提取[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2012.
- [11] 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.
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.
- [12] Popescu S C. Seeing the trees in the forest: using LiDAR and multispectral data fusion with local filtering and variable window size for estimating tree height[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(5): 589-604.
- [13] Koch B, Heyder U, Welnacker H. Detection of individual tree crowns in airborne LiDAR data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(4): 357-363.
- [14] Chen Q. Isolating individual trees in a savanna woodland using small footprint LiDAR data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(8): 923-932.
- [15] Liu Q W. Research on the estimation method of forest parameters using airborne lidar [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2009.
刘清旺. 机载激光雷达森林参数估测方法研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2009.
- [16] Yin Y B. Study on simultaneous estimation of forest resource survey factors based on airborne lidar measurement data[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2010.
尹艳豹. 基于机载激光雷达测量的森林资源调查因子联立估计研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2010.
- [17] Duncanson L I, Cook B D, Hurtt G C, *et al.* An efficient, multi-layered crown delineation algorithm for mapping individual tree structure across multiple ecosystems [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 154: 378-386.
- [18] Wu B, Yu B, Wu Q, *et al.* Individual tree crown delineation using localized contour tree method and airborne lidar data in coniferous forests [J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2016, 52: 82-94.
- [19] Morsdorf F, Meier E, Allgöwer B, *et al.* Clustering in airborne laser scanning raw data for segmentation of single trees [C] // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 3-D Reconstruction from Airborne Laser Scanner and InSAR Data. Dresden, Germany, 2003.
- [20] 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): 3938-3951.
- [21] Reitberger J, Schnörr C, Krzystek 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.
- [22] Reitberger J, Krzystek P, Stilla U, *et al.* 3D segmentation and classification of single trees with full waveform LIDAR data. [C] // International Conference on Lidar Applications in Forest Assessment and Inventory, 2008: 17-19.
- [23] 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(138): 210-223.
- [24] 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, 78(1): 75-84.
- [25] Liu F, Tan C, Zhang G, *et al.* Estimation of forest parameter and biomass for individual pine trees using airborne LiDAR [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 219-224.
刘峰, 谭畅, 张贵, 等. 长白落叶松单木参数与生物量机载 LiDAR 估测 [J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 219-224.
- [26] Vega C, Hamrouni A, El Mokhtari S, *et al.* PTrees: a point-based approach to forest tree extraction from lidar data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 33: 98-108.
- [27] Lu X C, Guo Q H, Li W K, *et al.* A bottom-up approach to segment individual deciduous trees using leaf-off lidar point cloud data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 94: 1-12.
- [28] Mongus D, Žalik B. An efficient approach to 3D single tree-crown delineation in LiDAR data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 219-233.
- [29] Wolf (né Straub) B M, Heipke C. Automatic

- extraction and delineation of single trees from remote sensing data [J]. *Machine Vision and Applications*, 2007, 18(5): 317-330.
- [30] Ene L, Næsset E, Gobakken T. Single tree detection in heterogeneous boreal forests using airborne laser scanning and area-based stem number estimates [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(16): 5171-5193.
- [31] Pitkänen J, Maltamo M, Hyyppä J, *et al.* Adaptive methods for individual tree detection on airborne laser based canopy height model [C] // *Proceedings of ISPRS Workshop Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment*, 2004: 187-191.
- [32] Baatz M, Benz U, Dehghani S, *et al.* eCognition Version 4 User Guide [EB/OL]. [2018-02-01]. http://www.irfanakar.com/gis_remote_sensing_files/eCognition%20Definiens/Elementd%204.0%20User%20Guide.pdf
- [33] Yu X W, Hyyppä J, Vastaranta M, *et al.* Predicting individual tree attributes from airborne laser point clouds based on the random forests technique [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(1): 28-37.
- [34] 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.
- [35] Vauhkonen J, Ene L, Gupta S, *et al.* Comparative testing of single-tree detection algorithms under different types of forest [J]. *Forestry*, 2011, 85(1): 27-40.
- [36] Vastaranta M, Kankare V, Holopainen M, *et al.* Combination of individual tree detection and area-based approach in imputation of forest variables using airborne laser data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 73-79.
- [37] Xu G C. Research on airborne LIDAR waveform data processing and classifying [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2010.
徐光彩. 机载 LIADR 波形数据处理及分类研究 [D]. 南京: 南京林业大学, 2010.
- [38] Höfle B, Hollaus M, Hagenauer J. Urban vegetation detection using radiometrically calibrated small-footprint full-waveform airborne LiDAR data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 134-147.
- [39] Yang X Y, Strahler A H, Schaaf C B, *et al.* Three-dimensional forest reconstruction and structural parameter retrievals using a terrestrial full-waveform lidar instrument (Echidna ©) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 135: 36-51.
- [40] Rees W G. Characterisation of Arctic treelines by LiDAR and multispectral imagery [J]. *Polar Record*, 2007, 43(4): 345-352.
- [41] Thieme N, Bollandsås O M, Gobakken T, *et al.* Detection of small single trees in the forest-tundra ecotone using height values from airborne laser scanning [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2011, 37(3): 264-274.
- [42] Stumberg N, Bollandsås O, Gobakken T, *et al.* Automatic detection of small single trees in the forest-tundra ecotone using airborne laser scanning [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(10): 10152-10170.
- [43] Pang Y, Li Z Y, Tan B X, *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.
- [44] Smits I, Dagus S, Dubrovskis D, *et al.* Individual tree identification using different LIDAR and optical imagery data processing methods [J]. *Biosystems and Information Technology*, 2012, 1(1): 19-24.
- [45] Yao W, Krull J, Krzystek P, *et al.* Sensitivity analysis of 3D individual tree detection from LiDAR point clouds of temperate forests [J]. *Forests*, 2014, 5(6): 1122-1142.
- [46] Baltasvias E P. Airborne laser scanning: existing systems and firms and other resources [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1999, 54(2/3): 164-198.
- [47] Brandtberg T, Warner T A, Landenberger R E, *et al.* Detection and analysis of individual leaf-off tree crowns in small footprint, high sampling density lidar data from the eastern deciduous forest in North America [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(3): 290-303.
- [48] Khosravipour A, Skidmore A K, Wang T J, *et al.* Effect of slope on treetop detection using a LiDAR canopy height model [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 104: 44-52.
- [49] Yao W, Krzystek P, Heurich M. Tree species classification and estimation of stem volume and DBH

based on single tree extraction by exploiting airborne full-waveform LiDAR data [C] // Proceedings of the 12th WSEAS International Conference on Automatic Control, Modelling & Simulation. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), 2012: 248-252.

[50] Amiri N, Yao W, Heurich M, *et al.* Estimation of regeneration coverage in a temperate forest by 3D segmentation using airborne laser scanning data [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 52: 252-262.