

doi:10.3969/j.issn.1006-8023.2024.02.011

# 基于自适应核带宽度 Mean Shift 算法的单木识别研究

马秀<sup>1,2</sup>, 陈伟<sup>2\*</sup>, 徐雁南<sup>1</sup>, 张舒<sup>3</sup>, 王国宏<sup>4</sup>

(1. 南京林业大学 林学院, 南京 210037; 2. 国家林业和草原局华东调查规划院, 杭州 310019;

3. 杭州兆圆科技有限公司, 杭州 310020; 4. 黟县宏村林业工作站, 安徽 黄山 245531)

**摘要:**为提高多树种森林中单木识别的精度,利用机载激光雷达点云数据作为研究对象,提出一种基于自适应核带宽度 Mean Shift 算法的单木识别方法。该方法先采用直方图分析法分离树冠点云和冠层下点云,再采用基于二维增量网格投影的区域生长法,估算单木冠幅有效半径,然后以单木冠幅有效半径作为自适应核带宽度,对树冠点云进行自适应 Mean Shift 聚类分析,得到树冠点簇,最后采用包络盒方法根据树冠点簇和树干点云的空间关系识别单木。试验结果表明,检测树与实际树的位置、树冠形态近似一致,单木召回率达到 86.1%,准确率达到 91.5%,高于 2 个对比试验的结果。研究证明设置的自适应核带宽度能够自动调整以反映局部树冠的实际大小,在多树种森林的单木识别中表现良好。

**关键词:**激光雷达;单木识别;Mean Shift 算法;核带宽度;自适应

中图分类号:S758.5

文献标识码:A

文章编号:1006-8023(2024)02-0092-10

## Study on Single Tree Recognition Based on Adaptive Kernel Band Width Mean Shift Algorithm

MA Xiu<sup>1,2</sup>, CHEN Wei<sup>2\*</sup>, XU Yannan<sup>1</sup>, ZHANG Shu<sup>3</sup>, WANG Guohong<sup>4</sup>

(1. College of Forestry, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 2. East China Inventory and Planning Institute of the State Administration of Forestry and Grassland, Hangzhou 310019, China; 3. Hangzhou Zhaoyuan Technology Co., Ltd, Hangzhou 310020, China; 4. Yixian Hongcun Forestry Workstation, Huangshan 245531, China)

**Abstract:**To improve the accuracy of single tree recognition in multi tree forests, a single tree recognition method based on adaptive kernel band width Mean Shift algorithm was proposed using airborne LiDAR point cloud data as the research object. Firstly, this method used histogram analysis to separate the crown point cloud and the point cloud below the canopy. Then, a region growth method based on two-dimensional incremental grid projection was used to estimate the effective radius of a single tree crown. Then, the effective radius of a single tree crown was used as the adaptive kernel band width to perform adaptive Mean Shift clustering analysis on the crown point cloud, obtaining the crown point cluster. Finally, the envelope box method was used to identify a single tree based on the spatial relationship between the crown point cluster and the trunk point cloud. The experimental results showed that the position and crown shape of the detected and actual trees were approximately consistent, with a single tree recall rate of 86.1% and an accuracy rate of 91.5%, which was higher than the results of two comparative experiments. It was proved that the adaptive kernel band width can be automatically adjusted to reflect the actual size of local tree crowns, and performed well in single tree recognition in multi tree forests.

**Keywords:**LIDAR; single tree recognition; Mean Shift algorithm; kernel band width; self-adaption

## 0 引言

单木识别是森林调查中一项基础而关键的任

收稿日期:2023-06-11

基金项目:国家自然科学基金(41401508)。

第一作者简介:马秀,博士研究生,工程师。研究方向为林业机载 LiDAR。E-mail: axiuhdy@163.com

\* 通信作者:陈伟,博士,高级工程师。研究方向为林业机载 LiDAR。E-mail: lajiao.1225@163.com

引文格式:马秀,陈伟,徐雁南,等. 基于自适应核带宽度 Mean Shift 算法的单木识别研究[J]. 森林工程, 2024, 40(2): 92-101.

MA X, CHEN W, XU Y N, et al. Study on single tree recognition based on adaptive kernel band width Mean Shift algorithm [J]. Forest Engineering, 2024, 40(2): 92-101.

务,准确、高效地识别单木,对提高森林蓄积量估算精度具有重要意义。近年来,随着遥感技术的快速发展,基于激光点云的单木识别方法展现出了巨大的潜力和优势。激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)技术是使用激光测定传感器与目标物之间距离的主动遥感技术<sup>[1-2]</sup>,具有主动性强、穿透性高、精度高等特点<sup>[3-4]</sup>。LiDAR 技术通过主动获取三维坐标信息来定量估测森林参数,尤其在林木高度测量与林分垂直结构信息获取方面具有其他遥感技术无可比拟的优势<sup>[5-7]</sup>。激光点云数据是一组离散的三维点数据,包括很多属性因子,如三维坐标值、回波次数和激光强度等,可以利用激光点云的空间位置、点之间距离的相干性和连通性<sup>[8-9]</sup>等特征来提取单木。

Mean Shift 算法是一种基于密度的非参数聚类

方法,很适合处理散乱无序的点云数据<sup>[10-11]</sup>。该算法不用事先假设聚类分簇的数量,也不用事先对点云进行几何形状定义,必须指定的唯一参数是核带宽度,因此可以聚类任意形状的簇。已有文献证实 Mean Shift 算法能够更好地识别林下较小的受压木,这是使用其他方法做不到的<sup>[12]</sup>。Ferraz 等<sup>[13]</sup>对 Mean Shift 算法在森林点云分割的应用方面开展了比较深入的研究,采用多尺度 Mean Shift 算法对地中海区域的多层森林树冠同时进行垂直和横向分割,其内核带宽随着森林植被高度的增加而不断增加。

目前,基于 Mean Shift 算法的森林点云分割研究多采用固定核带宽度,在多树种的森林空间中使用单一尺度或多尺度固定核带宽度不是最优的方法,因为一个或多个全局值可能导致欠分割或过分割。针对上述问题,本研究提出了一种改进的 Mean Shift 算法用于单木识别:先使用一种基于二维增量网格投影的区域生长法估算单木冠幅有效半径,然后以单木冠幅有效半径作为自适应核带宽度,对树冠点云进行 Mean Shift 聚类分割。该方法使得空间域中的核带宽度能自动调整以反映每个树冠的大小,因此其分割结果更能反映冠层实际情况。在大兴安岭针阔混交林样地的单木识别试验中,该方法识别到了 86.1% 的单木。

## 1 研究方法

### 1.1 Mean Shift 算法

Mean Shift<sup>[14]</sup>算法是一种特征空间分析法,通过核函数密度估计来进行特征数据的概率密度分布估计,进而求出相应的概率模式点。其核心思想是让样本点沿着概率密度增大的方向聚类,直至收敛达到稳态点(即峰值、模点)为止。

假设  $d$  维空间中  $n$  个采样点  $x_i (i = 1, \dots, n)$  位于兴趣区域内,则对于样本点  $x$ ,其 Mean Shift 向量 ( $M$ ) 的基本形式为

$$M(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - x_i) \quad (1)$$

引入核函数和权重系数后,Mean Shift 向量的形式更改为

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) w(x_i) (x - x_i)}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) w(x_i)} \quad (2)$$

式中: $w(x_i) \geq 0$ ,是赋给采样点  $x_i$  的权重; $K(x)$  为核函数; $h$  为核带宽度。

核函数  $K(x)$  与其轮廓函数  $k(x)$  满足  $K(x) = k(\|x\|^2)$ ,轮廓函数  $k(x)$  的负导数记为  $g(x)$ ,即  $g(x) = -k'(x)$ ,那么,Mean Shift 向量的形式可更改为

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i)} - x \quad (3)$$

对于样本点  $x$ ,下一步迭代的中心点  $m(x) = x + M(x)$ ,因此

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) w(x_i)} \quad (4)$$

给定初始点  $x$ 、核函数  $K(x)$  以及容许误差  $\varepsilon$ ,Mean Shift 算法将循环执行下面 3 个步骤,直到满足结束条件

- 1) 计算  $m(x)$ 。
- 2) 把  $m(x)$  赋给  $x$ 。
- 3) 如果  $\|m(x) - x\| \leq \varepsilon$ ,结束循环,否则继续执行步骤 1)。

上述计算步骤是一个不断沿着概率密度的梯度方向移动的过程。

Mean Shift 算法的性能取决于核带宽度的选择。如果带宽过大,算法可能会对数据进行过度平滑处理,无法捕捉到局部的细节和特征,造成分割结果不准确;因为需要处理更多的点来计算漂移向量,还会增加计算复杂度。过小的带宽只包含较少的点,可能会丢失一些重要的细节和特征,无法获得足够的统计信息来进行准确的分割。

在多树种森林冠层识别中,选择合适的核带宽度是一个挑战,因为冠层结构在横向和纵向上都存在显著的变化,简单地设置一个或多个固定带宽会使分割结果不准确,因为不同树种形态各异,这样的算法也不具备普遍适用性。

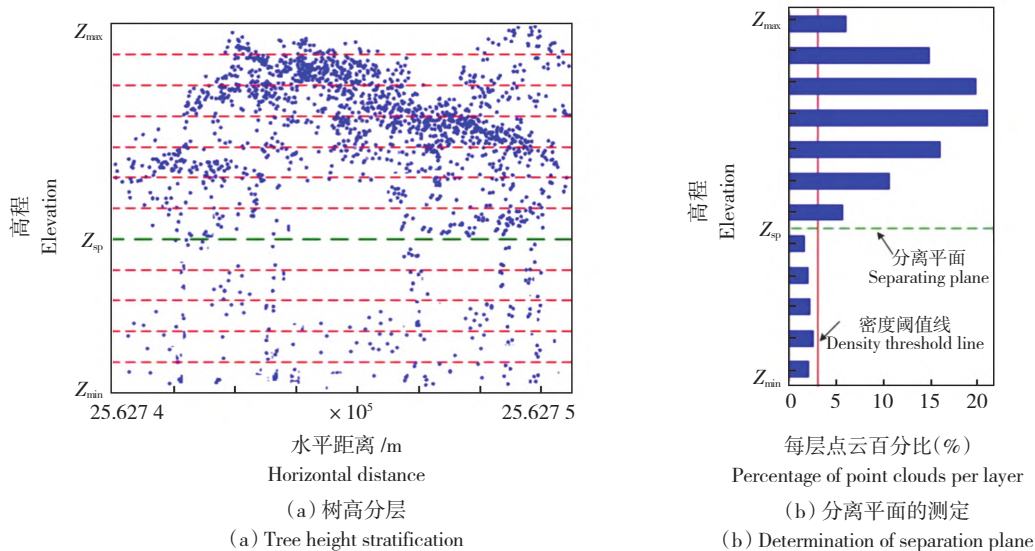
### 1.2 垂直直方图分析

为了减少树干点云对聚类的干扰,需要分离树冠点云和树干点云。考虑到冠层下点云较为稀疏,可以采用垂直直方图分析法将一个样方内所有潜在树冠点云和冠层下点云进行分离。其原理类似于文献<sup>[15]</sup>中提出的方法,如图 1 所示。首先, $Z_{\min}$  和  $Z_{\max}$  分别表示所有分区中数据点的最小和最大

高程值,将  $Z_{\min}$  和  $Z_{\max}$  之间的 LiDAR 数据点划分为  $N$  个水平层;接下来,计算每层点的数量,将每层点的数量除以分区中数据点的总数,以实现结果归一化,从而生成垂直方向的点分布的直方图;最后,通过搜索点密度超过设定阈值 ( $T_{\text{DPL}}$ ) 的最低水平层 (高程值为  $Z_{\text{sp}}$ ) 来确定分离平面,从而将树冠点云与冠层下点云进行分离。根据以往研究经验,点密度阈

值设定在 0.03~0.04 较为合理,本研究试验中,点密度阈值设定在 0.036 能取得较好的分离效果。

获得的树冠点云可供后面聚类分析用。由图 1 可知,冠层下点云中高程值最高的一层点云基本为接近树冠基部的树干点云,保留这一层点云,以便在后续步骤中,根据树冠和树干的空间位置关系辅助识别单木。



在本例中  $N=12$  个水平层和  $T_{\text{DPL}}=3\%$

$N=12$  horizontal layers and  $T_{\text{DPL}}=3\%$  in this example

图 1 从分区中分离出树冠点和树干点

Fig. 1 Separating crown points and trunk points from the partition

### 1.3 自适应 Mean Shift 算法聚类分析

机载激光雷达点云可以看作是三维特征空间中的样本点,以样本点的三维坐标值作为特征值,可采用 Mean Shift 算法进行聚类。

森林冠层结构复杂,固定带宽的 Mean Shift 算法并不是最优选择,本研究提出以单木有效冠幅半径作为自适应核带宽度进行聚类,基本思路是:使用一种基于二维增量网格投影的区域生长法,估算单木冠幅有效半径,单木冠幅有效半径能够反映冠层中每个树冠的实际情况,以此作为自适应核带宽度,可对树冠点云进行较为准确的聚类分割。过程主要分为两步:自适应核带宽度的确定; Mean Shift 聚类分析。

#### 1.3.1 确定自适应核带宽度

为了方便处理,将样方内树冠看作球体或半球体,通过找到每个树冠的最大近似截留面积估算其有效半径。点云数据中的首次回波数据大部分来

自树冠表面,可以利用这些首次回波数据来估算树冠半径。这个过程分为 2 个步骤:第 1 步,树冠的二维轮廓提取;第 2 步,有效冠幅半径的确定。

#### 1) 树冠的二维轮廓提取

本研究采用一种基于二维增量网格投影的简单区域生长法,来对该区域中的树冠进行粗分割,得到树冠的粗略边界,方法如下。

假设有一个水平面悬挂在森林样方上,将首次回波数据点投影到水平面上,树冠的三维空间分布降维成二维水平特征。投影在水平面上的二维点簇代表在一定水平高度的树冠分布特征,当水平面从上到下移动时,树冠尺寸会增加。将水平面从上到下以相等的间距移动,水平面的高程值 ( $Z$  坐标) 在均匀减小,此水平面上的所有点向下投影到二维平面上,可以得到单个树冠在不同水平高度的二维水平分布。将  $Z_{\min}$  和  $Z_{\max}$  定义为轴对齐的数据集的最小包围盒  $Z$  轴的最小和最大坐标值,  $I$  为移位

的总层数(每层对应一次区域生长迭代过程)。第  $i$  个移位层使用的投影平面的高程值可以这样确定

$$Z_i = Z_{\max} - \frac{i}{I}(Z_{\max} - Z_{\min}), i = 1, \dots, I。 (5)$$

因此,检测树冠的任务变成了提取树梢的聚类特征,并从顶部到底部跟踪树冠轮廓的问题。

2)有效冠幅半径的确定

图 2 描绘了这样一个区域生长过程,其目的是根据每个树冠的网格单元数获得近似截面积。轴对齐的 2D 水平面被划分成网格大小为  $0.25 \text{ m} \times 0.25 \text{ m}$  的网格单元。在每次迭代中,假如现有聚类的距离超过阈值  $(Z_{\max} - Z_{\min})/I$ ,则把不低于移动

投影面高程的点垂直映射到相应的网格单元中,而每个非空单元可以被确定为一个新种子,否则就基于空间邻接关系,邻接则将其添加到现有组中。最后一次迭代完成区域生长过程,区域中最外层网格单元包围的区域将被视为对特定树冠的截面的估计。 $N_{\text{GC}}$  表示生长区域中网格单元的数目,相应树冠的近似截留面积将是  $0.25 \times 0.25 \times N_{\text{GC}} = 1/16N_{\text{GC}}$ ,面积单位  $\text{m}^2$ 。因此,对于一个特定单木的有效树冠半径( $R_{\text{eff}}$ )可以采用式(6)表示

$$R_{\text{eff}}(X) = \frac{1}{4} \sqrt{\frac{N_{\text{GC}}(X)}{\pi}}。 (6)$$

其中, $X$  代表一个特定的树冠分区序号。

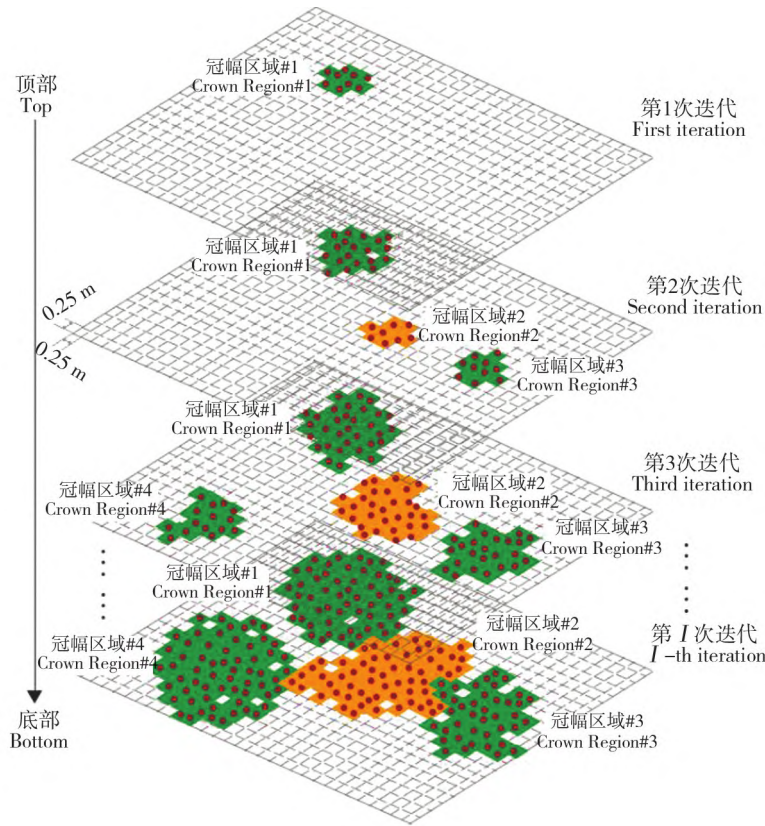


图 2 基于二维增量网格投影的区域生长

Fig. 2 Region growth based on two-dimensional incremental grid projection

1.3.2 Mean Shift 聚类分析

在执行上述二维树冠分割后,可以根据样本点的三维坐标值判断其属于哪个树冠分区,从而进行样本点聚类,但是因为存在树冠枝叶连接导致的欠分割现象,不能简单地以此分割结果作为最终树冠聚类结果,需要使用 Mean Shift 算法进行更精细的分割。

在以往的数据分类研究中,高斯核函数被广泛

应用<sup>[16]</sup>,表现出了良好的性能,因此这里采用高斯核函数进行聚类,容许误差设置为 0.002。迭代步骤如下。

1) 给定初始点  $x$ , 将其投影到上述二维平面上,判断属于哪个树冠分区,如果都不属于,则将其归属到最接近的那个树冠分区,然后以此树冠分区的冠幅有效半径作为核带宽度计算公式(4)中的  $m(x)$ 。

2) 把  $m(x)$  赋给  $x$ 。

3) 如果  $\|m(x) - x\| \leq 0.002$ , 结束循环, 否则继续执行步骤 1)。

算法代码采用 matlab 语言编写。迭代步骤的

详细逻辑如下:

```

对于待聚类数据集 data 中的每个样本  $i$ , 从 1 到样本总数 numSamples:
    如果样本  $i$  所属的簇标签 labels( $i$ ) 等于 0, 则:
        将  $x$  设置为样本  $i$ 
        对于每个树冠分区  $j$ , 从 1 到树冠分区总数 numCrowns:
            计算分区  $j$  的最大横坐标  $X_{\max}$  和最小横坐标  $X_{\min}$ 
            计算分区  $j$  的最大纵坐标  $Y_{\max}$  和最小纵坐标  $Y_{\min}$ 
            如果样本  $i$  的横坐标小于  $X_{\max}$  大于  $X_{\min}$ , 而且纵坐标小于  $Y_{\max}$  大于  $Y_{\min}$ :
                将  $j$  的冠幅半径 crownRadius( $j$ ) 赋值给核带宽度 bandwidth, 退出循环
            否则, 将  $j$  加 1
        如果  $j$  大于树冠分区总数 numCrowns:
            计算样本  $i$  到各树冠分区的欧式距离, 找出离样本  $i$  最近的树冠分区  $k$ 
            将  $k$  的冠幅半径 crownRadius( $k$ ) 赋值给 bandwidth, 退出循环

无限循环直到满足退出条件:
    计算 data 和  $x$  之间的欧氏距离, 并取平方根 dist
    找到 dist 小于等于 bandwidth 的样本的索引 inRangeIndices
    将  $x$  赋值给上一次迭代的聚类中心 oldX
    将 inRangeIndices 对应的样本作为 data 的子集, 计算其均值, 更新  $x$ 
    计算新旧  $x$  之间的欧氏距离 shift
    如果 shift 小于等于收敛阈值 convergenceThreshold, 则退出循环

统计位于带宽范围内的样本数量 numInCluster
将位于带宽范围内的样本的簇标签设置为聚类中心的索引 centroidIndex
将  $x$  作为聚类中心点记录在 centroids 的第 centroidIndex 行
将 centroidIndex 加 1

```

#### 1.4 树干点云辅助识别

由于森林结构复杂, 基于上述自适应 Mean Shift 算法得到的树冠点簇可能存在过分割或欠分割现象。图 3(a) 为树冠相互遮挡所产生的欠分割现象, 图 3(b) 为树冠结构松散所产生的过分割现象。

因为树冠遮挡, 单木树干点云较为稀少甚至缺失, 不可直接用于识别单木, 但是可以利用 1.2 节中分离出的树干点云辅助识别单木, 进一步提高分割精度。

首先, 画出每个树冠点簇的轴对齐包络盒, 然后, 判断包络盒里是否包含树干点云:

1) 如果包络盒中只有一个树干点云, 则认为这是一棵完整的单木, 属于完美分割的情况, 如图 4(a) 所示。

2) 如果包络盒中没有树干点云, 则认为这不是一个完整的树冠, 属于过分割的情况, 需要合并到相邻的树冠点簇上, 如图 4(b) 所示。

3) 如果包络盒中不止 1 个树干点云, 那么属于

欠分割的情况, 该包络盒中的点簇需要再次分裂成多个, 然后再次与树干点云匹配, 如图 4(c) 所示。

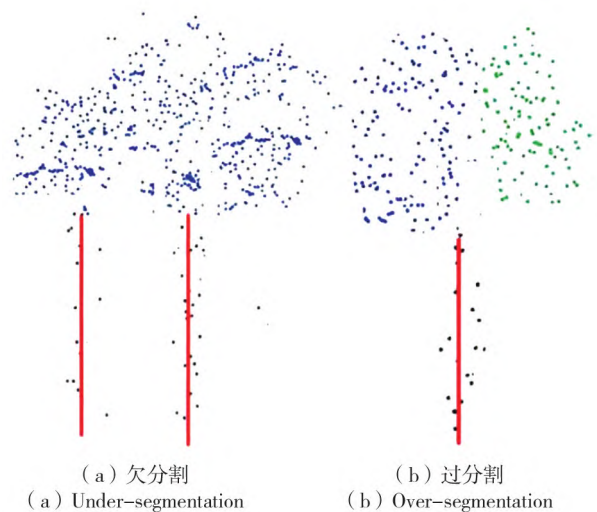


图 3 分割结果中主要存在的错误分割现象

Fig. 3 Main wrong segmentation phenomena in segmentation results

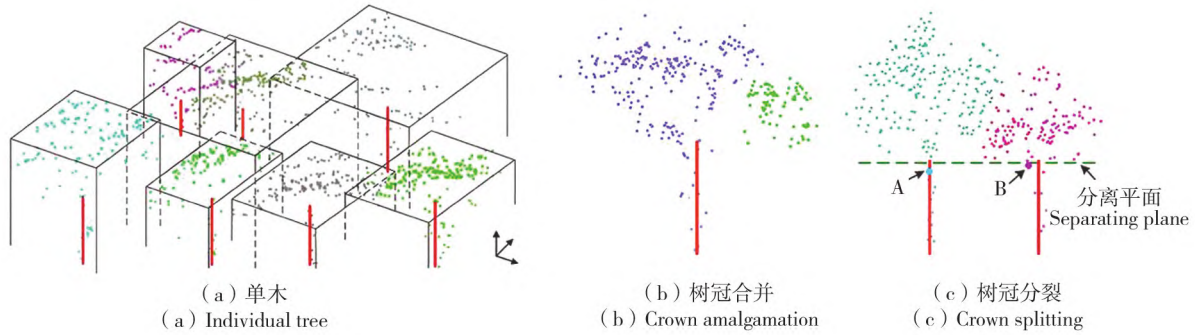


图 4 分割结果的空间关系判断

Fig. 4 Spatial relation judgment of segmentation results

### 1.5 算法执行

数据处理流程如图 5 所示,其中倾斜的矩形表示数据或参数,矩形表示计算或处理过程。具体流程如下:

1)使用 LIDAR360 软件对原始点云进行预处理,分离出地面点和植被点,保留植被点云。

2)对样方内点云进行垂直直方图分析,设定高度分层和点密度阈值,识别出树冠点云和冠层下点云之间的分离界限。

3)过滤与去噪,剔除树冠点云和细碎点簇,得到接近树冠基部的那部分树干点云。

4)采用基于二维增量网格投影的简单区域生长法估算单木冠幅有效半径,并以此作为自适应核带宽度,对点云进行 Mean Shift 聚类分析,得到单木树冠点簇,根据树冠点簇和树干点云的空间关系识别单木。

整个处理过程包含 2 个关键点,一是如何分离出树冠点云和接近树冠基部的树干点云;二是如何选择 Mean Shift 算法的自适应核带宽度。

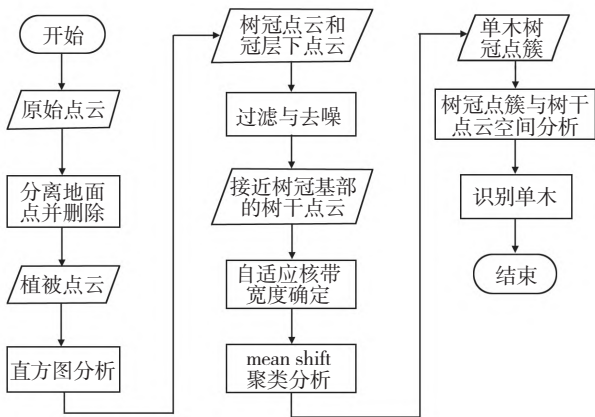


图 5 单木识别流程图

Fig. 5 Flow chart of single tree recognition

## 2 试验与分析

### 2.1 研究数据

研究区域为东北大兴安岭地区,位于内蒙古自治区呼伦贝尔盟根河市西北部(121°20'32.54"~121°38'34.98" E, 50°51'14.43"~51°1'49.93" N),面积为 200 km<sup>2</sup>,如图 6 所示。机载数据包括机载 LiDAR 点云数据和全波形数据、高分辨率 CCD 影像。机载 LiDAR 使用的设备为 ALS60,其中激光扫描仪为 ALS60,最大脉冲频率为 200 kHz,最大视场角为 75°,相对航高为 750 m 时,平面和高程精度均能达到 8 cm,带有全波形记录仪。CCD 相机为 LiDAR 系统同步搭载,型号为 RCD105,成像传感器的像元分辨率为 7 213 像素×5 408 像素。获得的成果数据包括密度超过 15 点/m<sup>2</sup> 的点云数据、LiDAR 全波形记录数据、地面分辨率 0.2 m 的 CCD 影像、测区高分辨率 DEM(数字高程模型)、CHM(冠层高度模型)等。

研究区设定样地大小为 100 m×100 m,样方大小为 30 m×30 m,样地属于针阔混交林,主要树种为樟子松、落叶松、红皮云杉和蒙古栎等。选取 20 个样地开展调查,共获得 30 m×30 m 的样方 37 个,在每个样方内调查了叶面积指数、郁闭度、坡度坡向、林下灌草,以及所有胸径大于 5 cm 的单木的胸径、树高、枝下高和冠幅等,并在样方的四角使用 GPS 进行定位。调查数据从森林类型、地形地貌和空间分布等方面做到了较为全面的覆盖。

### 2.2 提取结果

本研究对 10 个样地(20 个样方)的所有树木进行了试验,通过对聚类结果的定性分析来评价自适应 Mean Shift 方法的有效性。图 7(a)显示对典型样方(DXAL001)分割后的侧视视图,图 7(b)显示样方(DXAL001)的俯视图。为了验证检测树(聚类

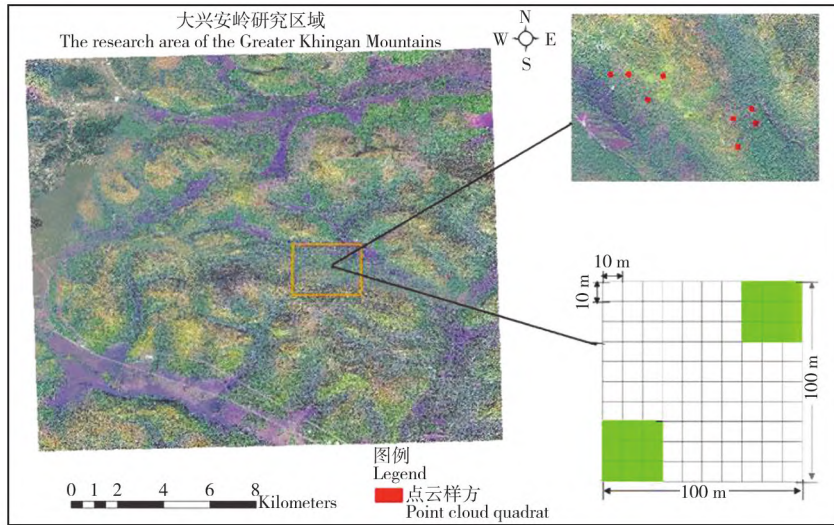
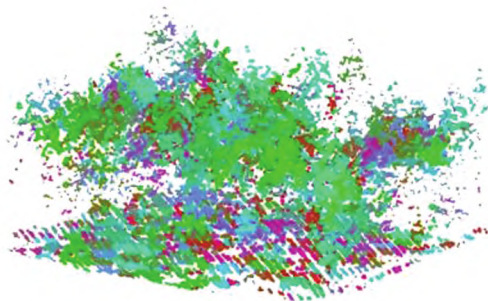
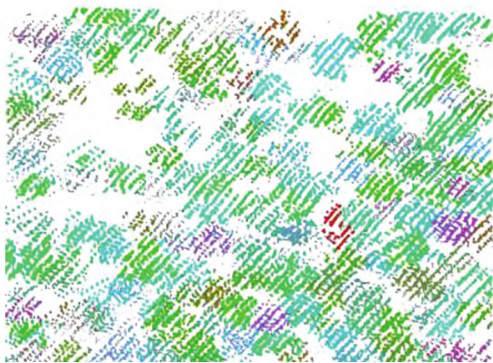


图6 研究区域位置图

Fig. 6 Location map of the study area



(a) 样方DXAL001侧视图  
(a) Side view of sample DXAL001



(b) 样方DXAL001俯视图  
(b) Top view of sample DXAL001

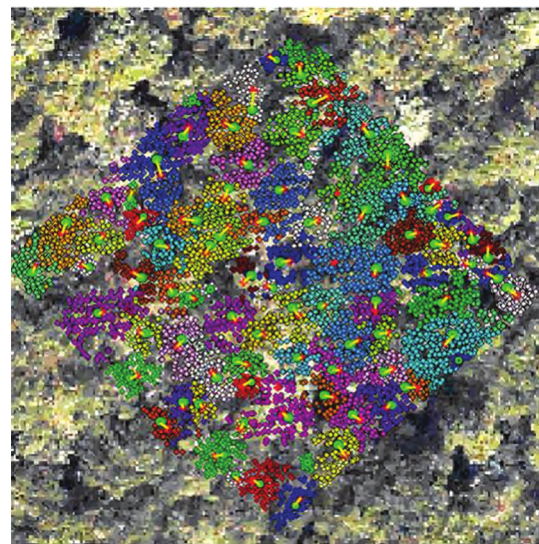
相同颜色表示森林三维点云分割后的点簇。

The same color represents the point cluster after forest three-dimensional point cloud segmentation.

图7 试验样方(DXAL001)聚类分析结果

Fig. 7 Cluster analysis results of experimental plot (DXAL001)

出的树)与实际树的位置一致性,本研究使用树高和距离作为匹配标准,将每棵实际树与最近的检测树进行匹配。如果检测树到实际树的距离小于样方内平均树距离的60%,并且检测树的高度和实际树高之间的差小于样方顶部高度的15%,则检测树与实际树连接。匹配的结果如图8所示。图9(a)为单木密度较大的针阔混交林实际树与检测树的位置匹配,图9(b)为单木密度较小的针阔混交林实际树与检测树的位置匹配。



+实际位置 Actual tree location  
●检测位置 Detection tree location  
—成对树的连接 Connection of paired trees

图8 试验样方检测树的近似位置与DOM叠加显示

Fig. 8 Superposition display of single tree approximate position detected by experimental plot and DOM

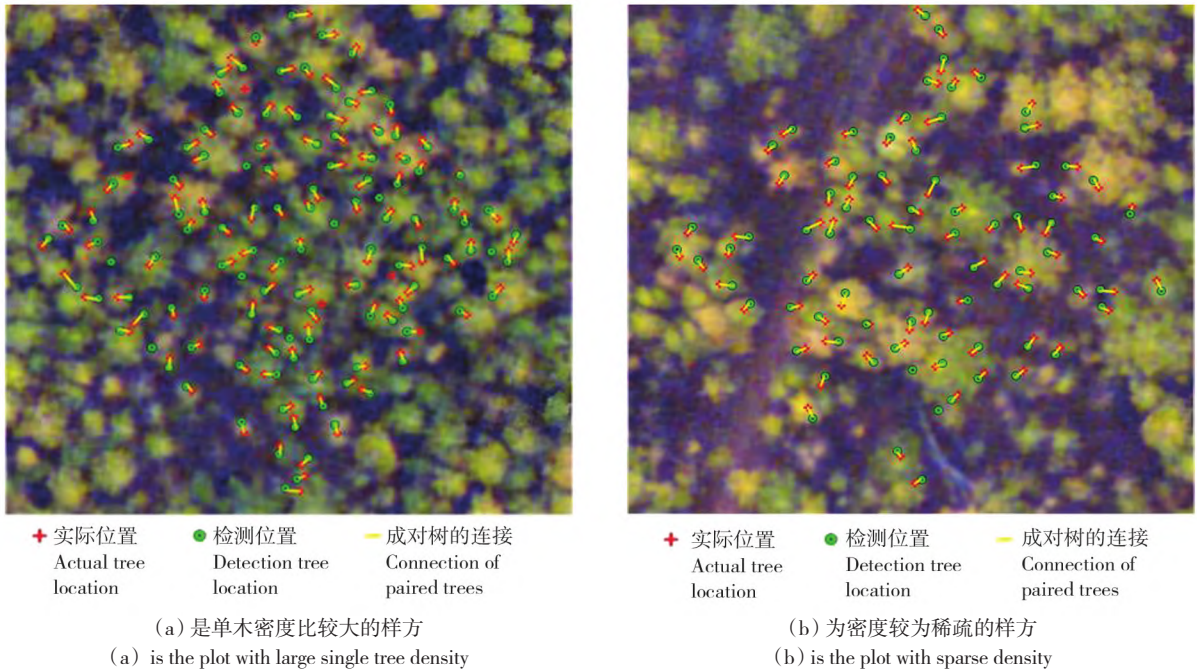


图 9 2 个不同试验样方的实际树与检测树匹配

Fig. 9 the matching between the actual tree and detected tree of two different experimental plot

试验结果显示:

- 1) 检测树与实际树的树冠形态近似一致。
- 2) 检测树与实际树的位置近似一致。
- 3) 单木密度较为稀疏的点云聚类效果比单木密度高的点云好。

### 2.3 精度分析

为了定量评估检测结果的准确性,在 20 个样方将检测树和实际树进行比较。如果一棵检测树和一棵实际树建立了一对一的连接,则认为该检测树属于完美分割的情况( $P_s$ ),代表了一棵实际树;如果多棵实际树和同一棵检测树建立了多对一的连接,则认为该检测树属于欠分割的情况( $U_s$ );如上文 1.4 节中所述,过分割的树冠点簇已经合并到其他树冠点簇中,所以结果中不存在过分割的情况。

以召回率( $R$ )表示完美分割的树占总实际树的比率,召回率越高,算法的检测精度越高;以准确率( $P$ )表示完美分割的树占总检测树的比率,准确率越高,算法的效率越高。二者数值越高,算法性能越好。计算公式如下

$$R = \frac{P_s}{N} \quad (7)$$

$$P = \frac{P_s}{D} \quad (8)$$

式中: $N$  为实际树总数; $D$  为检测树总数, $D = P_s + U_s$ 。

为了验证本研究提出的自适应带宽 Mean Shift 算法的性能,设置了 2 个对比试验,试验 1 采用 Ferraz 等<sup>[13]</sup>提出的多尺度 Mean Shift 算法检测单木,用以对比多尺度带宽和自适应带宽在 Mean Shift 算法中的性能差异;试验 2 采用谷志新等<sup>[17]</sup>提出的多层 K-means 算法检测单木,用以对比其他方法和自适应带宽 Mean Shift 算法的性能。

表 1 列出了本研究的检测结果和试验 1 的检测结果。表 2 列出了本研究的检测结果和试验 2 的检测结果。从表 1 和表 2 中列出的数据中可以看出,本研究提出的自适应核带宽的 Mean Shift 方法,无论是跟多尺度的 Mean Shift 算法相比,还是跟多层 K-means 算法相比,都能够产生更好的总体检测指标(即“召回率”和“准确率”)。

## 3 讨论与结论

### 3.1 讨论

1) 造成上述试验结果的原因在于:Ferraz 等<sup>[13]</sup>提出的多尺度 mean shift 算法虽然核带宽度随着森林植被高度的增加而不断增加,但是并不能反映冠层的实际情况。谷志新等<sup>[17]</sup>提出的多层 K-means 算法,虽然在单一树种的冠层分割上表现优秀,但

表1 本研究方法和 Ferraz 等<sup>[13]</sup>的方法试验结果比较Tab.1 Comparison of experimental results between the method of this study and that of Ferraz et al. <sup>[13]</sup>

样地号 Plot ID.	实际树棵数 Actual trees	本研究方法 Methods of this study				Ferraz 等 <sup>[13]</sup> 方法 Ferraz et al. <sup>[13]</sup> method			
		检测树 Detected trees	$P_S$	$R$	$P$	检测树 Detected trees	$P_S$	$R$	$P$
DXAL001	96	90	82	0.854	0.911	86	77	0.802	0.895
DXAL002	101	93	85	0.842	0.914	89	80	0.792	0.899
DXAL003	111	104	93	0.838	0.894	98	84	0.757	0.857
DXAL004	153	140	124	0.810	0.886	128	113	0.738	0.883
DXAL005	128	116	105	0.820	0.905	107	94	0.734	0.878
DXAL006	98	93	85	0.867	0.914	89	81	0.826	0.910
DXAL007	87	84	79	0.908	0.940	78	71	0.816	0.910
DXAL008	71	70	64	0.901	0.928	65	60	0.845	0.923
DXAL009	68	66	61	0.897	0.924	62	57	0.838	0.919
DXAL010	74	72	66	0.892	0.917	68	62	0.838	0.912
DXAL011	116	106	98	0.845	0.924	102	91	0.784	0.892
DXAL012	105	100	91	0.867	0.910	94	84	0.800	0.894
DXAL013	71	68	64	0.901	0.941	65	59	0.831	0.908
DXAL014	67	64	61	0.910	0.953	60	56	0.836	0.933
DXAL015	112	103	91	0.812	0.883	101	89	0.795	0.881
DXAL016	75	72	67	0.893	0.931	69	62	0.827	0.898
DXAL017	78	75	68	0.872	0.907	73	66	0.846	0.904
DXAL019	111	101	92	0.829	0.911	98	87	0.784	0.888
DXAL020	28	28	28	1.000	1.000	28	26	0.928	0.928
DXAL021	29	29	28	0.966	0.966	29	26	0.896	0.896
合计 Total	1 779	1 674	1 532	0.861	0.915	1 589	1 425	0.801	0.897

注: $P_S$  为完美分割, $R$  为召回率, $P$  为准确率

Note:  $P_S$  is perfect segmentation,  $R$  is recall rate,  $P$  is accuracy rate

表2 本研究方法和谷志新等<sup>[17]</sup>的方法试验结果比较Tab.2 Comparison of experimental results between method of this study and that of Gu Zhixin et al. <sup>[17]</sup>

方法 Method	检测树 Detected trees	$P_S$	$R$	$P$
本研究方法 Method of this study	1 674	1 532	0.861	0.915
谷志新等 <sup>[17]</sup> Gu Zhixin et al. <sup>[17]</sup>	1 408	1 191	0.669	0.846

注: $P_S$  为完美分割; $R$  为召回率; $P$  为准确率。

Note:  $P_S$  is perfect segmentation,  $R$  is recall rate,  $P$  is accuracy rate.

是在多树种的冠层分割上表现欠佳。本研究提出的自适应带宽 Mean Shift 算法,可自动调整核带宽度以适应局部树冠大小,即使在多树种的冠层分割中,也能表现出较好的检测性能。

2)从试验结果来看,本研究方法对森林植被的郁闭度较为敏感。森林植被郁闭度过高,特别是纯

阔叶林树种结构,穿透打在树干上的点云也是偏少,不易识别。

3)Mean Shift 算法对点云空间三维坐标敏感度较大,但激光强度、激光点云三维拓扑关系需要进一步融合进来,提高复层林的森林结构参数识别精度。激光强度可以进行地物分类,通过三维点云的空间拓扑关系,更能识别出不同树种的几何形态,更有利于提高不同树种的森林结构参数的精度。Mean Shift 算法的本质是对点云进行聚类分析。由于自然森林结构的复杂性,不一定所有的树干或树冠都能被正确检测出来。比如大兴安岭地区白桦纯林,由于历史采伐原因,目前基本都属于次生林,且株密度很大,胸径很小,激光点云很难打到其树冠或树干上,这样就难免会出现欠分割现象。针阔混交林也存在一些受压木或者小树在大树之下的情况,这种情况激光点云也很难检测到。山形地貌

对林木高度提取也有一定的影响,如何精准测定 DEM 和 DSM(数字表面模型),进一步得到精细化的 CHM 或归一化植被点云也是提高单木检测精度的重要因素。

4)点云密度对单木检测和森林结构参数估计影响较大<sup>[18-20]</sup>。为此,单木检测精度可以通过以下几个方面提升:一是提高激光雷达传感器的脉冲频率、光束发射角、扫描频率和水平垂直精度等参数,快速获取大面积、高精度、高密度点云;二是降低飞行平台的飞行速度和飞行高度,增加飞行航线的重叠率,来获取高密度点云;三是通过航拍影像提供更多的纹理和光谱信息,结合点云来进一步提升单木检测精度。大密度的点云,不仅可以采用聚类分析方法,也可以从几何形态学的角度来检测单木,还可以进一步研究其他方法。

### 3.2 结论

本研究提出了一种基于自适应核带宽度的 Mean Shift 算法,对三维森林点云数据进行分割,从而识别单木,并在研究区的试验样方上进行了验证。本研究具体结论如下。

1)设置自适应核带宽度,能够反映出森林冠层结构的实际情况,提高树冠点云的分割精度,结合单木树冠点簇和树干点云的空间关系分析,可以进一步提高单木识别的精准度。

2)结果表明,本研究方法识别出的树在位置和树冠形态上与实际情况近似,单木密度较为稀疏的点云识别效果比单木密度高的点云好。通过与野外实测数据比较,该方法能够很好地从点云中检测出单木。与多尺度带宽的 Mean Shift 算法和多层 K-means 算法相比,该方法在召回率和准确率方面性能更好。该方法在林业资源清查和森林资源监测领域具有良好的应用前景。

### 【参 考 文 献】

- [1] 周杨,王春林,薛艳丽,等. 无人机 LiDAR 森林蓄积量估测方法[J]. 遥感信息, 2023, 38(2): 142-149.  
ZHOU Y, WANG C L, XUE Y L, et al. Estimation method of forest volume with UAV LiDAR technology[J]. Remote Sensing Information, 2023, 38(2): 142-149.
- [2] JANICKA L, DAVULIENE L, BYCENKIENE S, et al. Long term observations of biomass burning aerosol over Warsaw by means of multiwavelength LiDAR[J]. Optics Express, 2023, 31(20): 33150-33174.
- [3] 杨丽. 基于机载 LiDAR 数据的杉木人工林蓄积量估测模型研究[D]. 南京:南京林业大学, 2023.  
YANG L. A study on the volume estimation model of Chinese fir plantation based on ALS data[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2023.
- [4] 刘浩然,范伟伟,徐永胜,等. 基于无人机激光雷达点云数据的单木分割研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2022, 42(1): 45-53.  
LIU H R, FAN W W, XU Y S, et al. Research on single tree segmentation based on UAV LiDAR point cloud data[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2022, 42(1): 45-53.
- [5] 刘浩然,范伟伟,徐永胜,等. 基于无人机激光雷达点云的单木生物量估测[J]. 中南林业科技大学学报, 2021, 41(8): 92-99.  
LIU H R, FAN W W, XU Y S, et al. Single tree biomass estimation based on UAV LiDAR point cloud[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2021, 41(8): 92-99.
- [6] 余铸,李春,黄媛. 基于机载激光雷达的杉木林分高生长变化分析[J]. 广西林业科学, 2023, 52(5): 581-588.  
YU Z, LI C, HUANG Y. Height growth changes of *Cunninghamia lanceolata* stands based on airborne LiDAR[J]. Guangxi Forestry Science, 2023, 52(5): 581-588.
- [7] 霍建文,胡旭林,王君玲,等. 移动机器人未知环境下辐射场分布地图构建算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(6): 24-31.  
HUO J W, HU X L, WANG J L, et al. An algorithm for reconstructing radiation distribution map in unknown environment based on mobile robots[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(6): 24-31.
- [8] FERRAZ A, SAATCHI S, MALLET C, et al. Lidar detection of individual tree size in tropical forests[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 183: 318-333.
- [9] 李佳明,刘扬,张雨欣,等. 基于机载激光雷达数据的老街基林场样地单木分割方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(S1): 212-215.  
LI J M, LIU Y, ZHANG Y X, et al. Individual-tree segmentation method in the sample plot of Laojieji Forest Farm based on airborne LiDAR data[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(S1): 212-215.
- [10] HAN M, WANG J Q, WANG J T, et al. Research on target tracking algorithm based on mean shift with adaptive bandwidth[J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2022, 22(2): 661-675.
- [11] HERMANN M, UMLAUF G, GOLDRUCKE B, et al. Fast and efficient image novelty detection based on mean-shifts[J]. Sensors, 2022, 22(19): 7674.

(下转第 126 页)

- (2): 8-13.
- [25] 贺泽宇. 基于 Google Earth Engine 的祁连山国家公园土地覆被时空变化分析[D]. 兰州:兰州大学, 2022.  
HE Z Y. Spatial-temporal analysis of land cover changes in Qilian Mountain National Park based on google earth engine[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2022.
- [26] WANG M C, LI M J, WANG F Y, et al. Exploring the optimal feature combination of tree species classification by fusing multi-feature and multi-temporal Sentinel-2 data in Changbai Mountain[J]. *Forests*, 2022, 13(7): 1058.
- [27] 赵阳, 田震, 李尉尉, 等. 基于 Sentinel-2MSI 影像与面向对象相结合的红树林树种精细化分类方法研究[J]. *海洋通报*, 2023, 42(3): 352-360.  
ZHAO Y, TIAN Z, LI W W, et al. Study on the refined classification method of mangrove tree species based on Sentinel-2 MSI images combined with object-oriented[J]. *Marine Science Bulletin*, 2023, 42(3): 352-360.
- [28] HOLOGA R, SCHEFFCZYK K, DREISER C, et al. Tree species classification in a temperate mixed mountain forest landscape using random forest and multiple datasets[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(22): 4657.
- [29] CHEN Y L, ZHAO S A, XIE Z L, et al. Mapping multiple tree species classes using a hierarchical procedure with optimized node variables and thresholds based on high spatial resolution satellite data[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2020, 57(4): 526-542.
- [30] 赵帅, 曹美芹, 蒋先蝶, 等. 安徽省利辛县平原区人工林树种分类研究[J]. *遥感技术与应用*, 2022, 37(3): 589-598.  
ZHAO S, CAO M Q, JIANG X D, et al. Man-made tree species classification in Lixin County, Anhui Province[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2022, 37(3): 589-598.
- [31] CHIANG S H, VALDEZ M. Tree species classification by integrating satellite imagery and topographic variables using maximum entropy method in a Mongolian forest[J]. *Forests*, 2019, 10(11): 961.
- [32] KOLLERT A, BREMER M, LOW M, et al. Exploring the potential of land surface phenology and seasonal cloud free composites of one year of Sentinel-2 imagery for tree species mapping in a mountainous region[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 94: 102208.
- [33] HOSCIŁO A, LEWANDOWSKA A. Mapping forest type and tree species on a regional scale using multi-temporal Sentinel-2 data[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(8): 929.

(上接第 101 页)

- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 李钧, 唐德谦, 宋刚伟, 等. 改进的 Mean Shift 分割算法在安全区域识别中的研究[J]. *信息技术*, 2021, 45(4): 6-10.  
LI J, TANG D Q, SONG G W, et al. Research on improved mean shift segmentation algorithm in safe area recognition[J]. *Information Technology*, 2021, 45(4): 6-10.
- [15] 林一, 苑玮琦. 基于特征直方图的轮胎 X 光图像杂质检测算法[J]. *微处理机*, 2023, 44(5): 35-39.  
LIN Y, YUAN W Q. Impurity detection algorithm of tire X-ray image based on feature histogram[J]. *Microprocessors*, 2023, 44(5): 35-39.
- [16] 张忠琼, 赵颖, 钱淑渠. 改进高斯混合模型的激光点云数据分类[J]. *激光杂志*, 2023, 44(6): 215-219.  
ZHANG Z Q, ZHAO Y, QIAN S Q. Classification of laser point cloud data based on improved Gaussian mixture model[J]. *Laser Journal*, 2023, 44(6): 215-219.
- [17] 谷志新, 裴方睿. 基于多层 K-means 在森林点云中的单木识别算法[J]. *林业资源管理*, 2022(1): 124-131.  
GU Z X, PEI F R. Single tree recognition algorithm based on multi-layer K-means in forest point cloud[J]. *Forest Resources Management*, 2022(1): 124-131.
- [18] HAO Y S, WIDAGDO F R A, LIU X, et al. Estimation and calibration of stem diameter distribution using UAV laser scanning data: a case study for larch (*Larix olgensis*) forests in Northeast China[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268: 112769.
- [19] YAN W Q, GUAN H Y, CAO L, et al. An automated hierarchical approach for three-dimensional segmentation of single trees using UAV LiDAR data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(12): 1999.
- [20] 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.