doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.01.019

基于 LiDAR 数据与光谱影像融合的单木提取方法

孟小前[1]　李俊磊[1]　胡　伟[1]　田茂杰[1]　马春田[1]　王瑞瑞[2]
(1. 国网电力空间技术有限公司, 北京 102209; 2. 北京林业大学林学院, 北京 100083)

摘要: 针对现有的机载数据单木分割方法对林型的普适度不高,尤其在高郁闭度阔叶林地带提取精度偏低的问题,选用海南省海口市热带阔叶林地带的光谱影像和 LiDAR 数据,先采用基于距离阈值的单木分割方法,利用高分光谱影像分割得到的树冠边缘,对初始探测树顶点进行位置约束。获得单木顶点的精确定位后,采用基于种子点的单木分割方法分割,完成了阔叶林的单木提取。结果显示,与已有的基于单木间相对间距单木分割方法相比,本研究通过选取最佳分割尺度结合光谱影像进行精确定位,改善了原有单一尺度分割方法导致的过分割现象,将单木识别精确率由 0.67 提升至 0.92。该方法在使用遥感对森林单木进行分割工作中,可以更好地识别单木,对不同林型适用度较高,可以为后续的单木信息提取工作提供数据基础。

关键词: 针阔叶混交林; 单木分割; 机载 LiDAR; 光谱影像; 数据融合
中图分类号: TP751.1　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2024)01-0203-09　　**OSID**:

Single Wood Extraction Method Combining LiDAR Data and Spectral Images

MENG Xiaoqian[1]　LI Junlei[1]　HU Wei[1]　TIAN Maojie[1]　MA Chuntian[1]　WANG Ruirui[2]
(1. *State Grid Power Space Technology Co., Ltd., Beijing* 102209, *China*
2. *College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Existing airborne data single-tree segmentation methods exhibit low universality for different forest types, particularly in areas with high canopy closure where the extraction accuracy is notably compromised. Spectral images and LiDAR data from the tropical broad-leaved forest region within the jurisdiction of Haikou City, Hainan Province, China, were employed. Initially, a distance threshold-based single-tree segmentation method was employed to extract tree crown edges from the high-resolution spectral image. Subsequently, the obtained positions of initial detected tree vertices were constrained using the segmented tree crown edges, and precise positioning of single-tree vertices was achieved. Following this, a seed-point-based single-tree segmentation method was applied for final tree extraction in the broad-leaved forest. The results indicated that compared with existing single-tree segmentation methods based on the relative distances between trees, by selecting the optimal segmentation scale in combination with spectral imagery for precise positioning, the issue of over-segmentation caused by traditional single-scale segmentation methods was ameliorated. The accuracy of single-tree identification was improved from 0.67 to 0.92. This method proved to be more effective in the segmentation of forest trees using remote sensing, demonstrating high applicability across various forest types. It established a solid data foundation for subsequent single-tree information extraction and held promising prospects for practical applications.

Key words: coniferous and broad-leaved mixed forest; single tree segmentation; airborne LiDAR; spectral image; data fusion

0　引言

森林是人类可持续发展的重要保障,在维持地球生态系统平衡方面发挥着无法替代的作用,森林资源信息调查对可持续的森林管理非常重要[1]。森林资源调查包括单木参数调查[2],而所有单木参

收稿日期: 2023-06-30　修回日期: 2023-10-10
基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5500-202220144A-1-1-ZN)
作者简介: 孟小前(1985—),男,高级工程师,博士,主要从事电网三维数字化和高光谱植被精细分类等研究,E-mail: 5478853269@qq.com

数的测量都建立在单木精确提取基础上,因此单木提取在林业上有着不可估量的意义。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,因此当前被大规模应用于森林单木调查工作中[3-5]。

当前激光雷达点云的单木分割方法可分为两大类:一是利用冠层高度模型(Crown height model, CHM)进行分割,另一类是直接基于点云进行单木分割[6]。CHM 由数字表面模型(Digital surface model, DSM)减去数字高程模型(DEM)获取,或由归一化点云插值栅格化得到[7]。这类算法之间的差异通常表现在采用不同的方法对 CHM 进行平滑滤波处理,包括中值滤波、低通滤波和高斯滤波,此外不同算法间表现为局部极大值搜索中采用不同的窗口和窗口尺寸[8-9]。HOLMGREN 等[10]通过二维高斯滤波器来生成平滑的 CHM 并通过搜索局部最大值来分割并确定树的位置。WOLF 等[11]通过 CHM 和区域增长的方法分别对松树和落叶树进行了树木数量和树高的估算。ULLAH 等[12]利用滤波器搜索树顶,然后利用“注水”算法进行针叶林和阔叶林的树冠分割,整体分割精度达 62%。但此类单木分割方法在生成 CHM 的差值过程中存在着固有误差和不确定性,例如,在从点云到网格高度模型的插值过程中,可能引入空间误差,降低单木分割的精度。杨全月等[13]提出一种无需高度归一化的无人机影像 CHM 分割算法,利用 SfM 技术建立三维模型,先通过高程和图像信息检测树木初始位置,再采用 k-NN 邻域分水岭算法进行精确单木分割,实现了在地形起伏较大区域使用 CHM 对树木进行分割并提升精度。

基于点云进行单木分割前提是将点云进行归一化处理后,根据点云的空间分布特征对其直接进行分割得到单木,它相较于基于 CHM 的算法更直接。WOLF 等[11]使用 K-means 聚类算法直接从针叶林点云中分割出单木。MAGGI 等[14]提出了一种区域增长结合阈值判断的方法用于针阔叶林单木分割,利用了树的顶部存在一定距离这一现象,用点云之间的水平和欧氏距离作为判别依据进行单木提取,该方法在针叶林中具有良好的效果,但在落叶林中的应用效果并不佳。SAČKOV 等[15]参考实测数据总结了树木分布与树高之间、树高和树冠尺寸之间的关系,结合移动窗口探测树梢对阔叶林进行单木分割,但是存在所使用的树木生长规则并不具有普适性的缺点。陈崇成等[16]利用无人机影像匹配构建植被冠层高度模型,标记种子点迭代计算影像匹配点云用以提取单木树冠。

综上,当前单木分割算法大都受制于林地类型的影响,在分割高郁闭度阔叶林时无法同时准确探测出冠幅覆盖度较高的单木树冠范围。本文针对这一现象提出结合高分影像和 LiDAR 数据的单木分割方法,可以应对在高郁闭度阔叶林分割中同时出现过检和漏检的问题,形成高郁闭度阔叶林单木精准分割的解决方案。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

本文研究区域位于海南省海口市,原始密林中心地带,海拔 0 ~ 60 m。主要植被有椰子树(*Cocos nucifera* L.)、槟榔树(*Areca catechu* L.)、橡胶树(*Hevea brasiliensis*)、菠萝蜜树(*Artocarpus heterophyllusLam.*)、榕树(*Ficus microcarpa* L. f.)、苦楝树(*Melia azedarach*)、桉树(*Eucalyptusspp.*)、竹林(Bambusoideae)和松树(Pinaceae)等。研究区的地理位置以及光谱影像如图 1 所示。区域内树种成分复杂,各类常绿阔叶树、乔木交错分布且树木之间互有重叠,因此单木分割工作十分困难,由于该区域面积过大,导致点云单木分割处理耗时过长,效率较低,因此选用其中一小块地块作为研究区域进行点云单木分割,该区域总面积约 8.59 hm^2,LiDAR 影像如图 1c 所示。

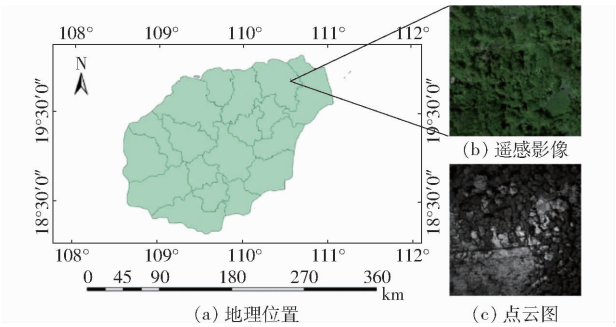

图 1 研究区域地理位置及影像图和点云图

Fig. 1 Geographical location of study area, image map and point cloud map

1.2 数据来源

研究数据采集于 2022 年 6 月,由 M300 型无人机搭载激光雷达扫描仪和航摄相机扫描得到。进行数据采集当日,天气情况良好,适合无人机进行航拍作业,无人机进行航拍作业时飞行高度为 120 m,旁向重叠度约为 45%,航向重叠度为 65%,搭载的激光雷达传感器为 Galaxy PRIME 型扫描仪,具体参数如表 1 所示,采集所得到的激光雷达数据如图 1c 所示。搭载的航摄相机为长光禹辰 MS600 Pro 型无人机载多光谱相机,所得航摄影像含有红、绿、蓝 3 个波段,空间分辨率达到 0.03 m,如图 1b 所示。

表 1　Galaxy PRIME 型扫描仪参数

Tab. 1　Scanner parameters

参数	数值
测绘带宽/m	2 790
地面测量率/(m·s^{-2})	900 000
飞行高度/m	500
激光波长/nm	1 064
扫描视角/(°)	10 ~ 60
脉冲频率/kHz	50 ~ 1 000
点云平均密度/(点·m^{-2})	160

2　研究方法

本研究所使用 LiDAR 数据和高分影像数据由机载平台在森林顶部进行采集，而且研究区内森林冠层生长茂密，所以采集到的 LiDAR 数据在森林冠层下半部分有信息缺失。针对这一特点和研究区内树种分布结构，为了解决传统距离判别单木提取方法在针阔叶混交林地带提取精度较低的问题，先对研究区 LiDAR 数据进行初始树顶点探测，然后使用多尺度的分割方法对高分辨率影像进行树冠边缘分割，用树冠边缘对单木定点探测的结果进行约束，得到精确的单木顶点信息，并以此作为种子点完成基于 LiDAR 数据的单木分割。数据预处理和分割方法流程如图 2 所示。

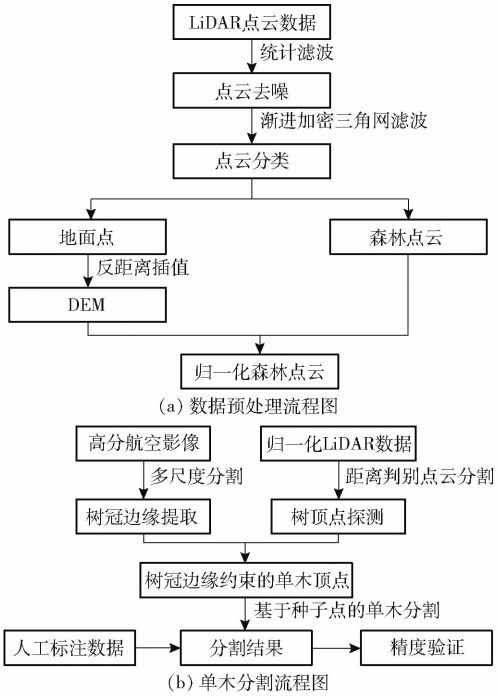

图 2　研究流程图

Fig. 2　Research flowchart

2.1　数据预处理

2.1.1　基于距离判别的点云去噪

在机载激光雷达点云数据采集的过程中会因为激光雷达设备、被测物的特征和测区的环境产生一些误差，这些误差产生的噪声点会影响后续点云处理，因此需要先对点云数据进行去噪处理[17]。本研究采用基于距离的噪点算法进行去噪处理，将点云数据看作空间中点的集合，噪点则是距离其他多数对象均较远的点，搜索每个点指定数目的相邻点，计算每个点到相邻点的距离平均值 D，然后计算所有 D 的中值 D_{mean} 和标准差 S 以及最大值 D_{max}

$$D_{max} = D_{mean} + K_{mean}S \tag{1}$$

式中　K_{mean}——所有点云点的 K-means 聚类值

如果某点的 D 大于 D_{max}，则该点被认为是噪点，应被去掉[18]。

根据国家森林资源二类调查中测得研究区内森林的林分密度，设定最佳邻域点实验组为 4、6、8 个，最佳邻域搜索半径实验组为 8、10、12 m，将 2 个实验组的参数进行两两组合共得到 9 个实验组合，经过逐组实验，去噪邻域点 6 个，搜索半径 10 m 时，去噪效果最佳，结果如图 3 所示，本研究区初始点云总数为 6 661 026 个，经去噪共剔除噪点 23 305 个。最后将极少量无法剔除的孤立噪点通过人工修正后，完成初始 LiDAR 数据的去噪。

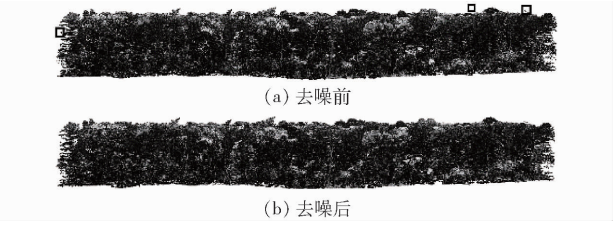

图 3　点云去噪对比图

Fig. 3　Point cloud denoising comparison charts

2.1.2　基于渐进加密三角网方法的点云粗分类

LiDAR 数据是由传感器接收地物反射的激光雷达信号得到，因此 LiDAR 数据的高程信息是由单木高度与地形高程相叠加得到，因此在单木分割前，要对去噪后的点云进行归一化处理，消除地形对分割结果的影响。首先采用渐进加密三角网滤波算法[19]（Improved progressive TIN densification，IPTD）将点云划分为地面点和非地面点。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，它首先构建一个默认规格的格网，取格网内的最低点作为起始种子点，利用起始种子点构建初始三角网，随后遍历所有待分类的点，查询各点水平面投影所落入的三角形[20]，具体计算方法为先计算点 P 到三角形的距离 d 及点 P 到三角形 3 个顶点 V_1、V_2、V_3 与三角形所在平面所成角的最大值 α_1、α_2 和 α_3，将其分别与迭代距离和迭代角度进行比较，如果小于对应阈值，则将此点判定为地面点，并加入三角网中。重复此过程，直至所有地面点分类完毕[21]。

为了确定最佳的地面点分离参数,共设置 9 个实验组,迭代角度分别为 10°、20°、30°,迭代距离设置为 1、1.5、2 m,通过目视对比和剔除噪声点对比,确认在迭代角度为 30°、迭代距离为 1.5 m 时,滤波效果最佳,通过滤波处理共分离出 97 562 个地面点,地面点平均高度为 31 m,如图 4 所示。

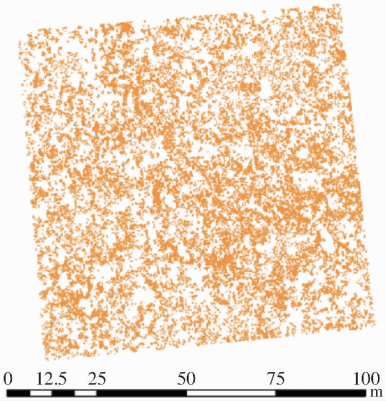

图 4 分离后的地面点

Fig. 4 Separated ground point

随后使用反距离权重插值法对地面点云进行加密插值[22],得到研究区的 DEM,结果如图 5 所示。将单木的高程与 DEM 做差值运算,便得到不受地形影响的真实树高,此过程叫做点云的归一化,结果如图 6 所示。由图 6 可见,归一化之前的树木高程为 1 094 ~ 1 137 m,经过归一化处理之后的树木高度为 0 ~ 37 m,符合研究区内树木高度真值。经过归一化后的点云数据不仅消除了研究区地形因素的影响,还完整地保留了点云多次回波信息[23]。

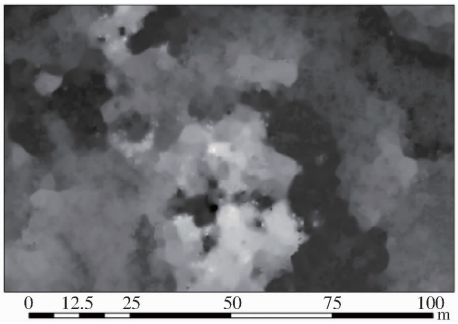

图 5 插值得到的 DEM

Fig. 5 DEM obtained by interpolation

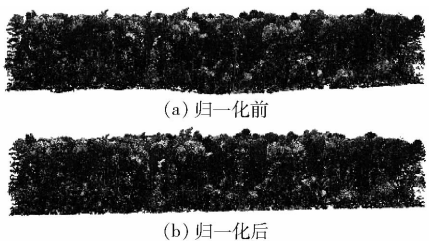

图 6 点云归一化处理前后研究区侧视图对比

Fig. 6 Comparison before and after point cloud normalization

2.2 基于多源遥感结合方法的单木提取

2.2.1 基于 PCS 的初始单木顶点探测

采用点云分割算法[14](Point cloud segmentation,PCS)进行单木顶点探测,该方法基于树木顶部存在一定距离的规律,先对离散的点云做局部最大值探测,假设点云局部最高点为树顶点,以该点为种子点进行区域增长,分割出一棵树。以此迭代,直至分割结束。该算法原理为在 2 株单木点云数据中,选取区域内高程最高的点 A,将其设为目标树顶点,在剩余点云中高程最高点设为点 B,d_{AB} 是点 A、B 之间的水平距离,若 d_{AB} 大于设定的水平距离阈值,则点 B 被视为树 2 的顶点。随后在待分类点云数据中找出高程最高点 C(d_{AC} 小于设定阈值),计算点 C 与点 A、B 之间水平距离 d_{AC}、d_{BC}。若 d_{AC} 大于 d_{BC},则点 C 属于树 2,否则点 C 属于树 1,依次类推直到所有点云分类完成[14]。

该方法分割阈值通常设置为样地内所有单木的平均冠幅半径。由于缺少平均冠幅半径数据,先在固定分割尺度上随意设定初始阈值对样地进行初次分割,将初次分割的结果进行统计计算,以初次分割的单木冠幅半径平均值作为距离阈值进行第 2 次的单木分割。如此循环,直至最后 2 次的单木平均冠幅直径之差小于 0.1 m,结束分割。结果显示,在分割尺度确定的情况下,不论初始分割阈值设定结果如何,经过不断迭代后,分割所得单木总数和单木平均冠幅总会趋近于一个固定数值。选取 3 个分割尺度:1.0、1.1、1.2,分别使用这 3 个分割尺度对 LiDAR 数据进行单一尺度分割,由图 7 可见,在分割尺度固定的情况下,初始单木分割阈值都设定为 9,分割所得的到单木冠层平均直径会按照递增的趋势增长,并在经历几次迭代之后趋于固定值。对 3 个分割尺度下最终的分割结果与光谱影像进行了比对,综合过检、漏检、错检等精度评价指标,最终选用分割尺度 1.1 的单木分割结果作为本研究单木分割的初始结果,提取所得到的单木顶点如图 8 所示。

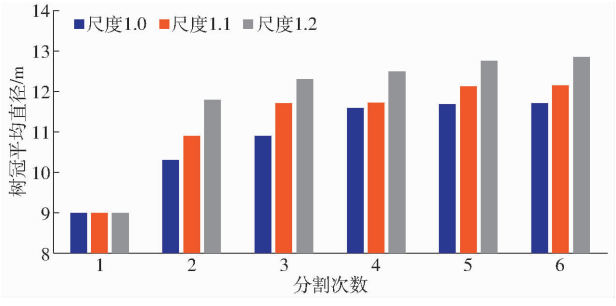

图 7 单木分割树冠平均直径

Fig. 7 Variation diagram of average crown diameter of single tree division

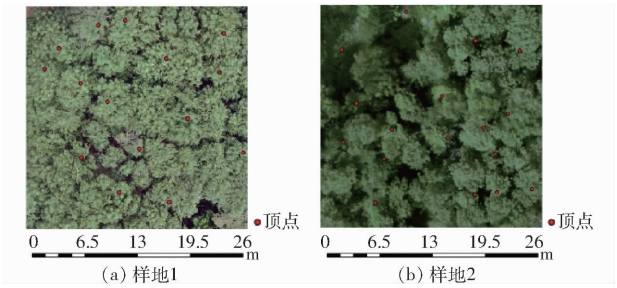

图 8　单木顶点初始识别结果

Fig. 8　Initial identification results of single tree vertices

2.2.2　结合多源数据的单木精确点位探测

将光谱影像和 LiDAR 数据定义在同一投影坐标系(WGS84/UTM zone 49N)。

2.2.2.1　单木树冠边缘提取

选择多尺度分割算法[23-26]提取单木树冠。为了准确分割得到树冠边缘,需要进行多组分割尺度的实验,选用 eCognition 中的比例参数估计(ESP2)插件来确定最佳尺度范围,选用 ESP 工具计算所有图像对象的局部方差(LV)评估分割结果,LV 变化率(Roc-LV)用于评估给定对象的最佳分割比例,LV 折线图如图 9 所示。对 LV 折线图中峰值所对应的分割尺度进行测试,最终确定最佳分割尺度,得到树冠边缘分割结果。

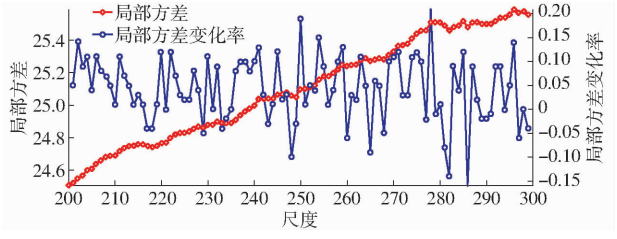

图 9　ESP 插件 LV 折线图

Fig. 9　ESP plug-in LV line chart

2.2.2.2　单木精确定位探测

经过初始顶点探测,共识别得到 378 个顶点,通过将顶点和分割得到的树冠边缘进行详细比对和分析,初始探测得到的顶点可分为 4 类:正确识别、单木过分割、单木错分割以及单木漏检。针对以上情况,对正确检测的单木顶点进行了保留,对于其他 3 种情况的初始顶点则分别采取不同的方法进行处理。

(1)单木过分割。阔叶树冠幅较大且树冠形状不规则,在树顶点识别步骤中会将单个冠幅不同位置的高程极大值识别为单株树木的顶点,由此导致冠幅较大的阔叶树出现过分割现象,如图 10a 所示。本研究将单个树冠范围内探测得到的初始树顶点作为真实树顶点候选点,如图 10b 所示,筛取其中高程最大值点作为真实单木顶点。如果高程最大值点所在位置靠近树冠边缘区域,则舍弃该点,选取次高点作为单木顶点。

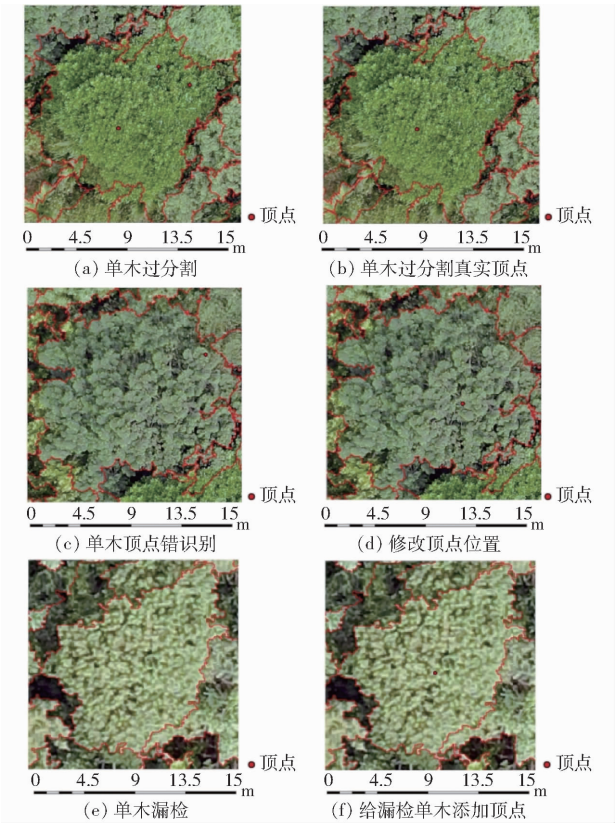

图 10　单木分割修正

Fig. 10　Single tree split correction

(2)单木错分割和漏检。当单木树顶点识别结果为唯一值且该点位位置明显偏离树冠时,如图 10c 所示,则删除该点位,添加一个树冠中心的点位作为单木顶点,如图 10d 所示。除此之外,进行单一尺度分割时,树高较低或者树冠较小的单木可能会出现漏检的现象,如图 10e 所示,同理在其树冠中心位置添加一个点位作为单木顶点,如图 10f 所示。

以上依据光谱影像中树冠范围所添加的树顶点没有携带高程信息,与实际的树顶点位置必然存在一定误差,所以需要将其结合 LiDAR 数据定位出真实的树木顶点。利用单木树冠边缘进行约束,然后手动添加的树顶点因其携带的位置信息会落在单木树冠在地面的投影中,如图 11 所示,通过正视、侧视、俯视图可目视确定其所属单木,在该单木树冠顶点处添加点位,即完成单木顶点的精确定位,如图 12 所示。本研究添加如图 13 中所示顶点号为 213 ~ 220 的树顶点,共 23 株,平均高度 23.1 m。

2.2.3　基于单木树顶点的单木提取

经过单木初始顶点探测和单木顶点精确定位,使用基于树顶点的单木分割方法进行最后的单木提取。该方法的基本原理与初始单木顶点探测相似,都是基于点云之间相对距离进行点云分类的区域增长算法,在给定种子点即单木顶点的前提下进行点

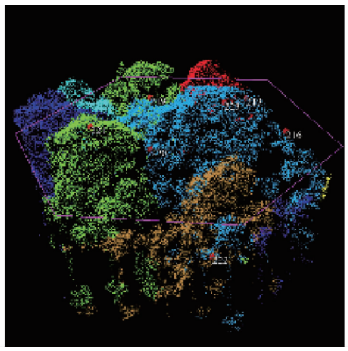

图 11 添加得到的部分顶点

Fig. 11 Adding resulted partial vertices

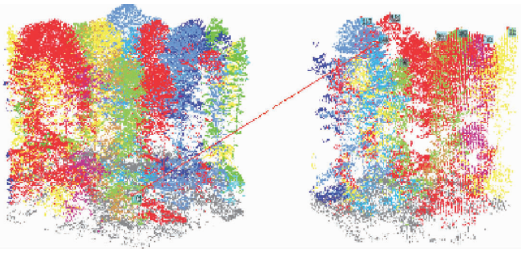

图 12 添加高程后的添加顶点图

Fig. 12 Added vertex map after adding elevation

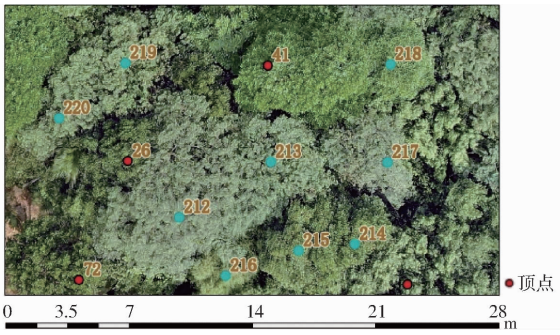

图 13 增添的顶点位置图

Fig. 13 Added vertex position map

云属类判别,最终完成单株树木的树冠探测。

2.3 实验环境和参数设置

在本文的实验环境中,CPU 为 AMD Ryzen 7 4800H with Radeon Graphics, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU 6 GB,主板为 LENOVO,内存容量为 16 GB。使用的软件为 Lidar360 V5.2.2.0 和 eCognition V10.2 版本。

2.4 精度评价

为了评估单木分割的精度,使用高分辨率影像上人工标记的单木作为真值,将 LiDAR 分割得到的单木与之对比。在每个样地内随机选择 10 个等面积的矩形样地,使用 4 个指标评估单木分割的效果:检测率 R、召回率 r、精确率 p 和 F1 值[27],其中 R 计算式为

$$R = n/N \tag{2}$$

式中 N——样地实际单木数

n——算法分割单木数

基于单木点云数量,使用正确分割点云比例 N_{TP}、欠分割点云比例 N_{FN}和过分割点云比例 N_{FP}[26]评估单木分割的点云完整度,计算公式分别为

$$N_{TP} = n_1/n_0 \times 100\% \tag{3}$$

$$N_{FN} = (n - n_2)/n_0 \times 100\% \tag{4}$$

$$N_{FP} = (n_1 - n_2)/n_0 \times 100\% \tag{5}$$

式中 n_0——人工判读获取的单木点云数量

n_1——算法获取的单木点云数量

n_2——正确分类的单木点云数量

3 结果与分析

3.1 最优分割尺度选取

在利用高分影像数据对单木树冠边缘进行提取中,对 LV 折线图中峰值所对应的分割尺度进行测试,测试对比图如图 14 所示。由图 14 可知,尺度为 241 时的分割效果最好,因此选用 241 为最优分割尺度。

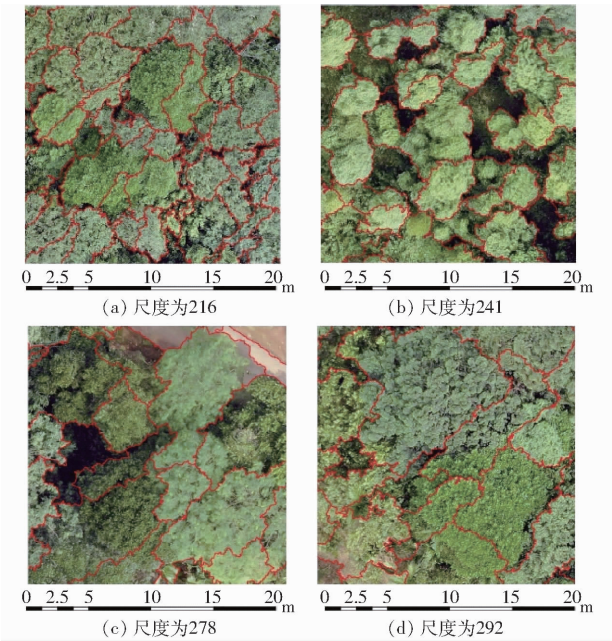

图 14 不同尺度分割效果对比

Fig. 14 Comparison of segmentation effects at different scales

选用分割尺度 241 测试不同的形状因子和紧致度的参数组合。形状因子用来描述分割矢量的破碎程度,紧致度的参数用来描述分割矢量边界的不规则性,采用参数固定法,通过视觉评估对比度和分割性能来确定最佳参数组合,并挑选出其中典型的 4 种参数组合对比展示,如图 15 所示。经过实验对比测试,当尺度为 241,形状因子为 0.5,紧致度的参数为 0.5 时,获得最佳分割结果,最佳分割效果见图 16。

3.2 单木提取精度评估

在本研究样地的阔叶林中共分割得到 401 株单

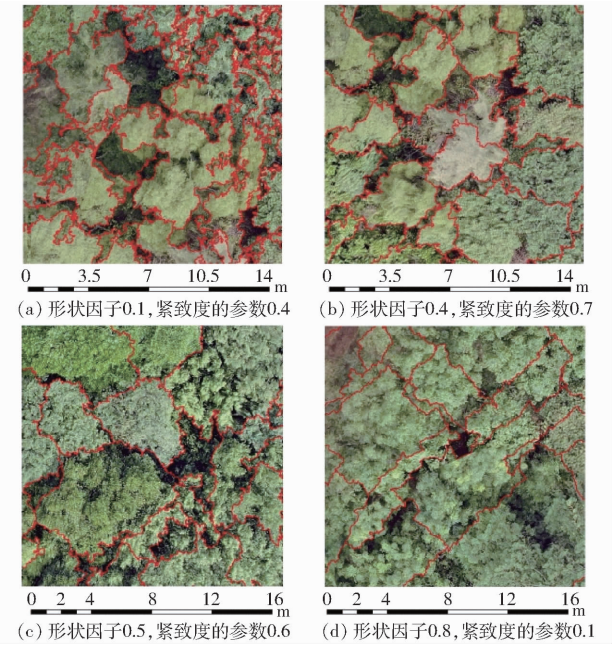

图 15　参数组合对比

Fig. 15　Parameter combination comparison display chart

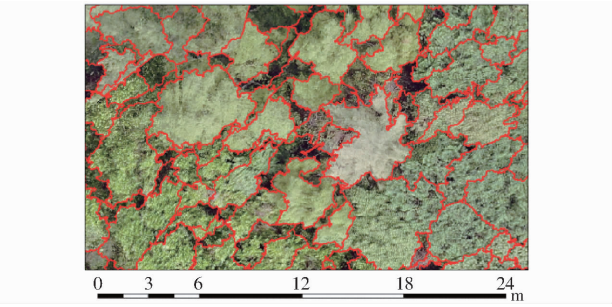

图 16　最佳分割结果

Fig. 16　Best segmentation results display

木，总体分割结果如图 17 所示。表 2 给出了研究区域的部分单木参数提取结果，主要包括单木地理位置、树高和冠幅，该部分所有提取结果均在 WGS84 坐标系和 UTM 投影（北半球纬度 6°第 49 条带）下进行。在精度评价过程中，在样地范围内随机选取 10 块等面积的矩形样地手动标注真值进行精度评估。

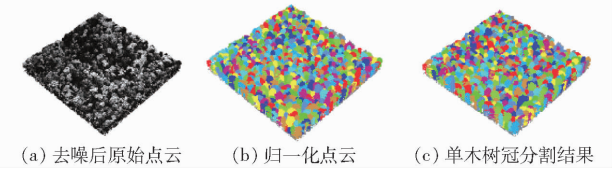

图 17　单木点云分割结果

Fig. 17　Segmentation result of single tree point cloud

为了验证采用 LiDAR 数据和光谱影像相结合的单木提取方法是否达到预期的精度提升效果，选择使用单一尺度分割方法得到的结果作为对比数据，同样选择上述的 10 块验证样地进行精度评价，各项精度评估数值对比如表 3 所示。

表 2　分割所得部分单木参数

Tab. 2　Part of single wood parameters obtained by splitting　m

X	*Y*	树高	冠幅直径
454 373. 808	2 200 112. 018	22. 7	7. 0
454 362. 444	2 200 111. 569	15. 9	2. 1
454 332. 326	2 200 141. 448	18. 1	2. 4
454 367. 958	2 200 131. 662	19. 1	6. 4
454 358. 802	2 200 135. 552	17. 9	4. 9
454 380. 982	2 200 105. 362	25. 5	9. 2
454 334. 962	2 200 135. 471	21. 0	11. 3
454 345. 484	2 200 144. 317	21. 6	7. 7
454 337. 452	2 200 142. 076	17. 2	3. 1
454 360. 606	2 200 118. 645	21. 4	11. 5
454 317. 817	2 200 103. 446	26. 1	8. 1
454 321. 660	2 200 110. 141	19. 0	7. 5
454 342. 824	2 200 136. 24	20. 2	5. 8
454 368. 845	2 200 118. 706	16. 4	8. 5

表 3　基于初始的距离判别聚类单木分割方法和本研究改进后的分割方法的精度对比

Tab. 3　Accuracy comparison between initial distance discriminant clustering single tree segmentation method and improved segmentation method

方法	*N*	*n*	*R*	*r*	*p*	F1 值	N_{TP}/%	N_{FN}/%	N_{FP}/%
初始	175	243	1. 39	0. 86	0. 67	0. 75	139	27	66
改进	175	170	0. 97	0. 95	0. 92	0. 93	97	4	9

由表 3 中各项评价指标可知：精度评价所选取样地内实际单木总数量为 175 株，原有基于距离判别分割算法提取出的单木数量为 243 株，而本研究单木分割算法共提取得到 170 株树，2 种分割方法对应的精度指标数值相差较大的分别是检测率 *R*、精确率 *p* 以及过分割点云比例 N_{FP}，其中，精确率由 0. 67 提升至 0. 92。传统单木分割方法识别率甚至超过了 1，考虑到该样地在分割过程中同时出现的矮小单木漏检现象会相对降低研究区单木总体识别率，可以推断出原有的单一尺度分割方法在针阔叶混交林中过分割现象极为严重，导致分割所得单木总数高于实际单木株树。而本研究因为结合了光谱影像对初始识别单木顶点进行位置和高程筛选，使得单一尺度分割方法所产生的过分割现象有了明显改善，如图 18 所示。此外，有些单木因为低矮在单一尺度分割中被漏检，本研究结合 LiDAR 和高分影像对其进行识别，如图 19 所示，对原单一尺度分割方法所产生的漏检现象也有了明显改善。因此，本研究在单木检测率 *R*、精确率 *p*、F1 值上都有较大提升。总体来看，原有的单一尺度分割方法在本研究区域内共识别得到 379 株单木，树木平均高度 23. 48 m，而本研究所采用的分割方法共识别 401 株

单木,平均树高 23.46 m,分析可得,因为本研究解决了原有分割方法中出现的树木高郁闭度区域欠分割现象,因此在识别所得单木总数上会出现上升的趋势,同时因为本研究识别了较多原本未被识别的矮小单木,因此在总体单木树高均值方面也会出现下降的趋势。

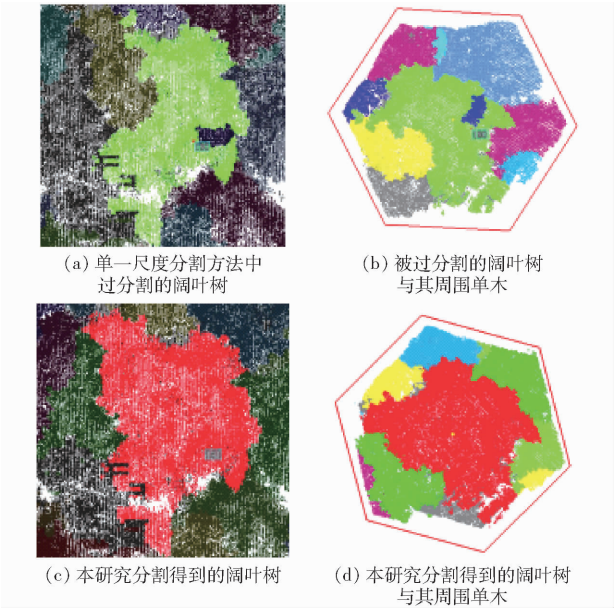

图 18 阔叶树分割效果图

Fig. 18 Effect drawing of broad-leaved tree division

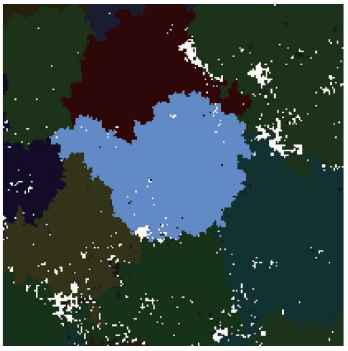

图 19 分割得到的矮小单木

Fig. 19 Split dwarf tree

4 讨论

采取 LiDAR 和光谱数据结合的单木分割算法对一块高郁闭度针阔叶混交林进行单木分割,分割时充分考虑了冠形、树形以及树木点云分布方式,先采用迭代阈值分割算法识别单木顶点,随后对高分影像进行多尺度分割得到树冠的边缘,利用树冠的边缘对探测到的树顶点进行水平方向的位置约束,再利用 LiDAR 数据的空间三维信息给树顶点添加高程信息,得到真正的树顶点,最后完成单木分割。与传统的基于距离判别聚类的单木分割方法相比,该算法对不同叶型的林地适应程度更强,分割精度更高。分析二者的精度差异,可能的原因有以下两方面:①传统基于距离判别聚类的分割方法在进行单木定点探测时,为了尽可能识别出所有树顶点就必须把分割尺度尽量设置为较小数值,这种情况下,阔叶树因其树冠面积大且形状多为不规则,被误分为多株树冠较小的单木,由此造成树顶点提取的误差,这类过分割现象在样地阔叶树占比相对较多时表现得尤为明显。②一些较矮的单木会被其附近的高大乔木遮挡,若分割尺度设置的不够小,在进行树顶点识别时,这类矮小单木会被认作是其附近高大乔木的分支,因此造成顶点的漏检。

使用高分影像的树冠分割结果对使用 LiDAR 数据识别的树顶点进行位置约束,解决了以上 2 个问题,使得单木分割准确率提升 8%。相较于传统的基于距离判别的点云分割方法,提出的结合 LiDAR 和高分影像的单木分割方法可以有效解决传统方法对针阔叶混交林适应性不强、分割阈值难以确定、分割精度不高的问题。

然而本研究所涉及到的工作量较大,进行树顶点精确定位过程需要耗费大量时间进行比对,比较适用于研究区域不大,但是对单木参数提取精度要求较高的研究工作。而且本研究所采用的方法对于遥感数据的丰富性以及精度要求较高。因此后续将考虑将二维图像分割方法中的局部阈值和多阈值法引入三维点云单木分割中,根据样地内不同区域不同叶型和树种的单木分布情况,在同一地块的不同区域内使用不同点云分割阈值进行单木分割,从而提高单木分割准确率。

5 结束语

利用无人机平台搭载传感器拍摄得到 LiDAR 数据和高分影像数据,提出了一种结合 LiDAR 和高分影像进行单木分割的方法。该方法从 LiDAR 数据中检测和识别树顶点,利用迭代阈值方法对 LiDAR 数据的树冠进行单木分割;将检测到的单木顶点与高分影像中的树冠轮廓进行匹配,对识别得到的单木顶点修改,最后完成单木分割。对比传统的单一尺度下的单木分割方法,单木分割精确率由 0.67 提升至 0.92。分割精度评估指标表明,该方法在高郁闭度的针阔叶混交林中效果良好。在单木分割的整体准确性和单木尺度上的参数提取准确性都有改进。为森林点云单木分割工作提供了方法,可以为精准林业和数字林业提供数据支撑。

参 考 文 献

[1] 王燕,朱婷茹,何立恒. 森林资源遥感调查研究进展[J]. 现代测绘, 2022, 45(6): 1 – 6.
WANG Yan, ZHU Tingru, HE Liheng. Research progression forest resources inventory based on remote sensing[J]. Modern Surveying and Mapping,2022, 45(6): 1 – 6. (in Chinese)

[2] 于东海. 森林资源一类清查、二类调查、三类调查的区别[J]. 新疆林业, 2023(1): 38 – 39.

[3] 王佳雯. 点云滤波算法及单木信息提取研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2022.

[4] 张翔,刘洋,玉山,等. 基于无人机激光雷达和多光谱数据的森林树高提取方法研究[J]. 森林工程, 2023, 39(1): 29 – 36.
ZHANG Xiang, LIU Yang, YU Shan, et al. Research on extraction method of forest tree height based on unmanned aerial vehicle LiDAR and multispectral data[J]. Forest Engineering, 2023, 39(1): 29 – 36. (in Chinese)

[5] 徐红. 激光雷达:助力森林资源调查智慧化、精准化[J]. 中国测绘, 2022(11): 28 – 31.

[6] 刘欢,王玥,艾明耀. 融合 LiDAR 点云与高分影像的单木检测方法研究[J]. 地理空间信息, 2021, 19(10): 1 – 4.
LIU Huan, WANG Yue, AI Mingyao. Research on the individual trees detection method based on LiDAR combined with high-resolution image[J]. Geospatial Informstion,2021, 19(10): 1 – 4. (in Chinese)

[7] 张丽,王健,曲相屹,等. 机载激光点云单木分割方法对比及精度分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(5): 34 – 37.
ZHANG Li, WANG Jian, QU Xiangyi, et al. Comparison and accuracy analysis of airborne laser point cloud individual tree segmentation methods[J]. Geomatics & Spatial Information Technology,2023, 46(5): 34 – 37. (in Chinese)

[8] 朱泊东,罗洪斌,金京,等. 高郁闭度人工林无人机激光雷达单木分割方法优化[J]. 林业科学, 2022, 58(9): 48 – 59.
ZHU Bodong, LOU Hongbin, JIN Jing, et al. Optimization of individual tree segmentation methods for high canopy density plantation based on UAV LiDAR[J]. Scientia Silvae Sinicae,2022, 58(9): 48 – 59. (in Chinese)

[9] 王瑞瑞,李文静,石伟,等. 基于多源遥感数据的输电线走廊树种分类[J]. 农业机械学报, 2021,52(3):226 – 233.
WANG Ruirui, LI Wenjing, SHI Wei, et al. Tree species classification of power line corridor based on multi-source remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(3):226 – 233. (in Chinese)

[10] HOLMGREN J, PERSSON Å. Identifying species of individual trees using airborne laser scanner[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(4): 415 – 423.

[11] WOLF B M, WU J, YU X, et al. An international comparison of individual tree detection and extraction using airborne laser scanning[J]. Remote Sensing, 2012, 4(4): 950 – 974.

[12] ULLAH S, ADLER P, DEES M, et al. Comparing image-based point clouds and airborne laser scanning data for estimating forest heights[J]. iForest-Biogeosciences and Forestry, 2017, 10(1):273.

[13] 杨全月,董泽宇,马振宇,等. 基于 SfM 的针叶林无人机影像树冠分割算法[J]. 农业机械学报,2020,51(6):181 – 190.
YANG Quanyue, DONG Zeyu, MA Zhenyu, et al. Coniferous forest crown segmentation algorithm of UAV images based on SfM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6):181 – 190. (in Chinese)

[14] MAGGI L W G Q. A new method for segmenting individual trees from the LiDAR point cloud[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2012, 78(1): 75 – 84.

[15] SAČKOV I, KARDOŠ M. Forest delineation based on LiDAR data and vertical accuracy of the terrain model in forest and non-forest area[J]. Annals of Forest Research, 2014, 57(1):119 – 136.

[16] 陈崇成,李旭,黄洪宇. 基于无人机影像匹配点云的苗圃单木冠层三维分割[J]. 农业机械学报,2018,49(2):149 – 155,206.
CHEN Chongcheng, LI Xu, HUANG Hongyu. 3D segmentation of individual tree canopy in forest nursery based on drone image-matching point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(2):149 – 155,206. (in Chinese)

[17] 徐旺. 机载 LiDAR 点云数据滤波算法研究[D]. 抚州:东华理工大学, 2022.
XU Wang. Study on filtering algorithm of airborne LiDAR point cloud data[D]. Fuzhou: East China University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)

[18] 赵鹏,柴会轩. 基于不同尺度算法的激光雷达点云去噪研究[J]. 应用激光, 2023, 43(1): 66 – 75.
ZHAO Peng, CHAI Huixuan. Research on LiDAR point cloud denoising based on different scale algorithm[J]. Applied Laser, 2023, 43(1): 66 – 75. (in Chinese)

[19] 王效盖,王健,刘翔宇,等. 改进的渐进加密三角网机载点云滤波方法[J]. 北京测绘, 2023, 37(2): 178 – 184.
WANG Xiaogai, WANG Jian, LIU Xiangyu, et al. An improved progressive TIN densification filtering method for airborne point clouds[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2023, 37(2): 178 – 184. (in Chinese)

[20] 姚杰. 机载 LiDAR 点云滤波及分类研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2022.

[21] 陈曦亮. 渐进加密三角网和布料模拟组合的点云数据滤波方法研究[D]. 西安:长安大学, 2021.
CHEN Xiliang. Research on point cloud data filtering method of the combination of progressive triangulation and cloth simulation[D]. Xi'an:Chang'an University, 2021. (in Chinese)

[22] 刘政奇. 机载 LiDAR 数据滤波方法优化研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2022.

(下转第 262 页)

Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.
[27] 刘建伟,刘俊文,罗雄麟. 深度学习中注意力机制研究进展[J]. 工程科学学报, 2021, 43(11): 1499 - 1511.
LIU Jianwei, LIU Junwen, LUO Xionglin. Research progress in attention mechanism in deep learning[J]. Chinese Journal of Engineering, 2021, 43(11): 1499 - 1511. (in Chinese)
[28] 皇甫晓瑛,钱惠敏,黄敏. 结合注意力机制的深度神经网络综述[J]. 计算机与现代化, 2023(2): 40 - 49.
HUANGFU Xiaoying, QIAN Huimin, HUANG Min. A review of deep neural networks combined with attention mechanism[J]. Computer and Modernization, 2023(2): 40 - 49. (in Chinese)
[29] 任欢,王旭光. 注意力机制综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(增刊 1): 1 - 6.
REN Huan, WANG Xuguang. Review of attention mechanism[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(Supp. 1): 1 - 6. (in Chinese)
[30] 王东方,汪军. 基于迁移学习和残差网络的农作物病害分类[J]. 农业工程学报, 2021, 37(4): 199 - 207.
WANG Dongfang, WANG Jun. Crop disease classification with transfer learning and residual networks[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(4): 199 - 207. (in Chinese)
[31] 庄福振,罗平,何清,等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26 - 39.
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on transfer learning research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26 - 39. (in Chinese)
[32] SELVARAJU R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad - CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[C]// IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.

(上接第 211 页)

[23] 王照利,王浩伟,杨佳乐,等. 基于归一化植被点云的林分平均高及蓄积量反演[J]. 林业资源管理, 2021(6): 37 - 42.
WANG Zhaoli, WANG Haowei, YANG Jiale, et al. The inversion of average stand height and stock volume based on normalized vegetation point cloud[J]. Forest Resources Management, 2021(6): 37 - 42. (in Chinese)
[24] 潘俊虹,梁明. 多尺度分割的高分辨率遥感影像分类对比研究[J]. 现代计算机, 2022, 28(22): 56 - 60.
PAN Junhong, LIANG Ming. A comparative study of high-resolution remote sensing image classification based on multi-scale segmentation[J]. Modern Computer, 2022, 28(22): 56 - 60. (in Chinese)
[25] 赵各进,孙梦莲,宋贤芬,等. 无人机可见光遥感木麻黄人工林株数提取方法比较研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2023, 43(3): 127 - 135.
ZHAO Gejin, SUN Menglian, SONG Xianfen, et al. A comparative study of *Casuarina equisetifolia* number extraction methods based on UAV visible light remote sensing data[J]. Journal of Southwest Forestry University (Natural Science), 2023, 43(3): 127 - 135. (in Chinese)
[26] 刘旭光,肖啸,兰玉彬,等. 应用可见光遥感影像的林区植被分割方法[J]. 东北林业大学学报, 2023, 51(4): 62 - 67.
LIU Xuguang, XIAO Xiao, LAN Yubin, et al. Forest vegetation segmentation method with UAV visible light remote sensing images[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2023, 51(4): 62 - 67. (in Chinese)
[27] 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 Haoran, FAN Weiwei, XU Yongsheng, 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. (in Chinese)