DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2022.005.002

基于实例分割的高郁闭度林分单木树冠 无人机遥感提取

谢运鸿,荆雪慧,孙 钊,丁志丹,李 睿,李豪伟,孙玉军*

(北京林业大学森林资源和环境管理国家林业和草原局重点开放性实验室, 北京 100083)

摘要:[目的]利用遥感影像获取高郁闭度林分树冠信息。[方法]试验了一种基于实例分割模型的无人机遥感影像单木树冠提取方法,选用7种残差网络用于模型的特征提取,逐一对不同郁闭度杉木纯林进行单木树冠提取。[结果]表明,7个实例分割模型对低郁闭度林分树冠分割的边界框 AP值和掩膜 AP平均值分别为55.89%、57.29%,林分东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取均方根误差平均值分别为0.161、0.179和0.341,平均预测决定系数 R^2 分别为0.912、0.918和0.957;对高郁闭度林分树冠分割的边界框 AP值和掩膜 AP平均值分别为46.00%、44.45%,单木东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取均方根误差平均值分别为0.479、0.497和1.256,平均预测 R^2 分别为0.806、0.762和0.936。[结论]各参数提取精度均优于传统调查精度,该方法能自动化、快速化、精准化获取树冠信息。

关键词: 遥感; 无人机; 深度学习; 实例分割; Mask R-CNN; 树冠提取

中图分类号: S757.2 文献标志码: A 文章编号: 1001-1498(2022)05-0014-08

树冠是森林资源调查与监测中重要的树木测量指标之一[1],基于实地调查的树冠测量虽然能够提供可靠的相关信息^[2-3],但耗时耗力。因此,迫切需要一种快速、准确地检测树冠的新思路。遥感技术在森林调查中的应用提供了有效准确的树木测量,例如,无人机可以在高空间分辨率下探测到详细的森林信息^[4]。史结清等^[5] 指出,无人机遥感在高郁闭度或植被茂密的林分无法被充分利用,只能通过人工判读获取目标林分的郁闭度,但因为高郁闭度林分中树冠特征复杂,人工判读也会存在一定的偏差。包括局部最大/最小检测^[6]、边缘检测^[7]、分水岭^[8]、区域生长^[9] 和模板匹配^[10] 等传统分割方法,无法充分挖掘或提取无人机图像中的所有可用信息,利用新的方法快速、准确、自动测量和监测森林属性越来越引起人们的兴趣。实例分割^[11] 是

基于图像深度学习的一种技术,它不再依赖于一致的光谱特征或基于规则的算法,并已被证明能够超越经典的遥感技术。在林业方面,深度学习已成功应用于单木检测^[9]、植物病害和健康检测^[12]、森林树种制图^[13]等等。Mask R-CNN 作为基于掩码区域的卷积神经网络^[14],是近年来前沿的模型,它集成了目标检测任务和语义分割任务来执行实例分割。本研究试验了基于无人机 RGB 影像和 Mask R-CNN 实例分割的一种适合高郁闭度人工纯林单木树冠提取的模型,比较低郁闭度与高郁闭度林分的树冠提取效果,为高郁闭度单木树冠提取提供新思路。

1 研究区概况与数据来源

本研究共选择了2个研究区, 高郁闭度林分的

收稿日期: 2022-01-23 修回日期: 2022-04-20

基金项目:国家自然科学基金"基于树木生长过程的长白落叶松树冠模型"(No. 31870620);林业科学技术推广项目"基于分水岭算法的森林植被碳储量监测技术成果推广应用"([2019]06)

^{*}通讯作者: 孙玉军,博士,教授。主要研究方向:森林资源监测、林业遥感。Email: sunyj@bjfu.edu.cn

影像采集点位于福建省三明市将乐县国有林场(26°41′N,117°27′E),低郁闭度林分的影像取自于江西省赣州市大余县集体林区(25°21′N,114°19′E)。2个研究区均为杉木纯林,其中于福建获取影像总面积13.7 hm²,2021年7月使用大疆悟2无人机拍摄,影像地面采样距离(GSD)为4 cm;于江西获取影像总面积为27.8 hm²,2018年8月使用大疆精灵4Pro无人机拍摄,GSD

为 4 cm。影像均采用瑞士 Pix4d 公司的无人机数据处理软件 Pix4dmapper 进行图像处理,合成的数字正射影像如图 1 所示。各选取 94 份 512 × 512 像素的影像,分别包含 3 769、5 170 个树冠,利用 VIA 软件手动勾绘单木树冠边缘以完成树冠标注,输出的标注和影像作为模型的样本,分为训练集 40 张,验证集 24 张,测试集 30 张,示例样本见图 1 (d~g),数据集各参数统计见表 1。

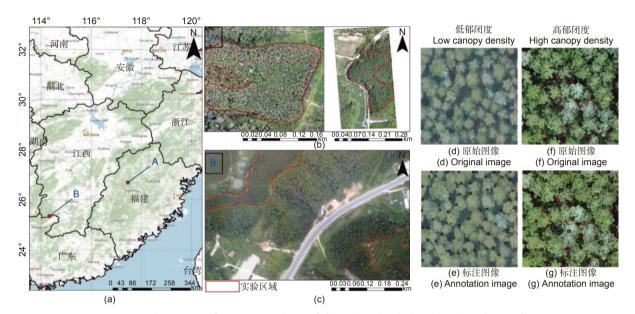


图 1 研究区概况示意图 (b 和 c 分别为高郁闭度林分和低郁闭度林分无人机影像)

Fig. 1 Survey map of the study area (b and c are UAV images of high canopy density forest and low canopy density forest, respectively)

表 1 数据集参数统计

Table 1 Parameters statistics of dataset

低郁闭度林分

参数 Parameters	低郁闭度林分 Low canopy density stand	高郁闭度林分 High canopy density stand		
拍摄地 Area	江西省赣州市大余县杉木纯林	福建省三明市将乐县杉木纯林		
拍摄工具 Shooting tool	大疆精灵4Pro无人机	大疆悟2无人机		
地面采样距离/m GSD	0.04	0.04		
平均郁闭度 Average canopy density	0.45	0.75		
株数密度/(株·hm ⁻²) Plant density	1 310	976		
树冠平均面积/m² Average crown area	1.01	3.51		

2 研究方法

2.1 实例分割模型: Mask R-CNN

Mask R-CNN 作为 Faster R-CNN^[15] 的扩展模型,以 Faster R-CNN 为基础在目标检测末端框架中加入 1 个掩膜分支,借助全连接层(FC)使得

每个输出建议框实现实例分割。Mask R-CNN的架构分为3个阶段,第一阶段通过主干网络从输入图像中提取特征图,分别选取7种主干网络,如表2所示,第二阶段将特征图传输给区域建议网络(RPN)生成兴趣区域(Rols),最后阶段由

RPN 生成的 ROIs 映射至共享特征图中提取相应的目标特征,经过兴趣区域对齐层(ROIAlign)对齐,然后分别输出到 FC 和全卷积网络(FCN)中进行目标分类和实例分割,在此过程中生成了分类置信度、边界框和分割实例之间的掩膜。

表 2 模型主干 Table 2 Backbone of model

主干 Backbone	FPN结构 FPN structure
Backbone	1111011401410
ResNet50-Conv4	×
ResNet50-Conv5	×
ResNet50	\checkmark
ResNet101-Conv4	×
ResNet101-Conv5	×
ResNet101	\checkmark
ResNetXt101	\checkmark
	ResNet50-Conv4 ResNet50-Conv5 ResNet50 ResNet101-Conv4 ResNet101-Conv5 ResNet101

2.2 模型训练

模型训练环境为 Windows 10 操作系统,显示核心(GPU)为 NAVIDIA RTX2070,显存为 8 GB,中央处理器(CPU)为英特尔 i7-9750,内存为 32 GB,基于 Python3.6 编程平台,利用 Pytorch搭建实例分割 Mask R-CNN 各个模型。各模型参数设置基本一致,学习率设置为 0.000 25,各部分损失权重初始值设为 1,权重衰减系数设为 0.000 1,批量为 1,置信度阈值设为 0.7。模型输出结果包括每张图像中每个实例的类别预测、边界框预测、置信度以及掩膜预测,模型的训练损失主要包括 2 个部分:RPN 的训练损失和多分支预测网络中的训练损失,训练过程中损失值稳定后代表训练完成,所有模型迭代 4 000 次后总损失值均达到稳定状态。

2.3 林分参数提取与精度评价

训练完成后,每个模型对应 1 个权重文件,将预测图像和权重文件输入至模型中,实例分割结果经过 OpenCV 工具包的转换,在图像中每个实例绘画掩膜、边界框和标注类别,因为本试验实例只含单个类别而且图像大小较小,在结果后处理过程中将不标注类别。实例分割结果中的掩膜和边界框是以数组的形式展现的,掩膜数组包含所有实例边缘像素的图像空间坐标,边界框数组涵盖 4 个角点的图像空间坐标,由此可进行林分参数提取。假设

模型对一张影像(默认 xy 像元一致,影像宽高为 w和h) 预测出n株树,影像的地面采样距离为gsd, y_3, y_4), 类别为 C_i (C_i 值为0或1, 0代表背景, 1代 表杉木),掩膜为 M_i (M_i 内元素个数等于影像的 高与宽的乘积,内部元素值为0或1,0元素代表 背景像素,1元素代表树冠像素),整张图像的预 测 结果 $S = ((B_1, C_1, M_1), \dots, (B_i, C_i, M_i), \dots, (B_n, C_n)$ M_n))。则该影像中单木株树N = n,第i株单木东西冠 幅 $EW_i = |y_3 - y_1| \times gsd^2$, 第i株单木南北冠幅 $SN_i =$ $|y_4 - y_2| \times gsd^2$,第*i*株单木树冠面积 $G_i = sum(M_i) \times$ qsq² (sum为元素求和函数),整张影像的林分郁 闭度 $D = \sum_{i=1}^{n} (\operatorname{sum}(M_i)) /_{w \times h'}$ 。采用交并比(IoU)、 边界框平均精度(Box-AP)和分割平均精度 (Segm-AP)对树冠实例分割结果进行评价,采 用均方根误差和预测决定系数进行单木参数和林分 参数提取的评估。

3 结果

3.1 树冠实例分割结果

7个模型的实例分割结果如图 2 所示, c~ i 为低郁闭度林分可视化结果,影像中林分稀疏, 单木树冠之间边缘可明显区分; I~r为高郁闭度 林分可视化结果,由于林分密集,树冠与树冠之间 重叠比例比低郁闭度林分高,相邻树冠之间较难区 分边缘,而且树冠边缘复杂,对树冠分割是一项挑 战。各个模型均能够分割相邻树冠,得到较为清晰 的树冠边缘。对7个模型进行精度评价,不同郁闭 度各模型的 Box-AP 和 Segm-AP 值如图 3 所示, 低郁闭度测试集的 Box-AP 和 Segm-AP 平均值分 别为 55.89%、57.29%, 比高郁闭度测试集的 Box-AP平均值(46.00%)和 Segm-AP平均值 (44.45%) 高出 9.89%、12.84%。低郁闭度测试 集中,分割性能最优的模型为 R50-DC5, Box-AP和 Segm-AP值分别为 57.63%、58.83%; 高 郁闭度测试集中,各模型 AP 值差异不明显,分割 性能最优的模型为 R101-DC5, Box-AP 和 Segm-AP 值分别为 47.93%、47.22%。

3.2 单木参数提取

分别在 7 个模型测试集中抽取 300 个 IoU≥ 0.5 树冠,进行精度评价(见表 3)。低郁闭度林分东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取平均

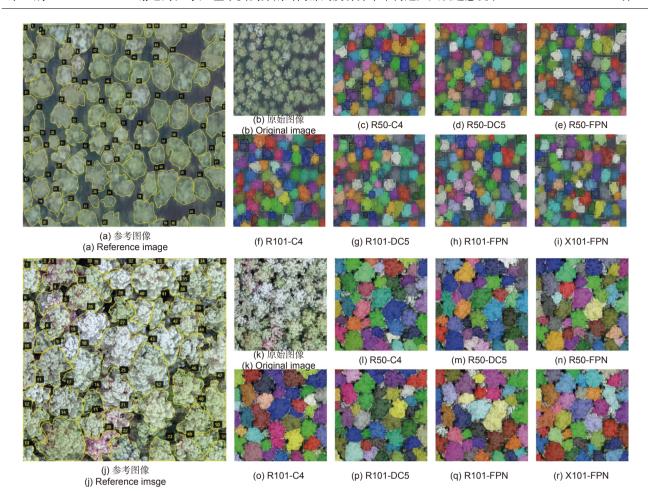


图 2 低/高郁闭度林分影像分割结果可视化($c\sim i$, $I\sim r$ 分别为 R50-C4、R50-DC5、R50-FPN、R101-C4、R101-DC5、R101-FPN 和 X101-FPN 实例分割结果)

Fig. 2 Visual segmentation results of low/high canopy density forest images(c \sim i, I \sim r are R50-C4, R50-DC5, R50-FPN, R101-C4, R101-DC5, R101-FPN and X101-FPN instance segmentation results)

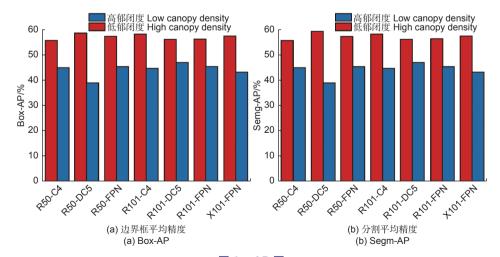


图 3 AP 图 Fig. 3 AP figure

RMSE 分别为 0.161、0.179 和 0.341, 平均 R^2 分别为 0.912、0.918 和 0.957, 东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取最优模型分别为 R101-

FPN、R101-C4 和 R101-C4。ResNet101 在树冠 提取性能优于 ResNet50,更深层次的残差网络对 特征的准确提取有着一定的优势,但是在低郁闭度

林分中优势不明显。高郁闭度林分东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取平均 *RMSE* 分别为 0.479、0.497 和 1.256,平均 *R*² 分别为 0.806、0.762 和 0.936。随着林分郁闭度的增加,影像中单木特征逐渐复杂,参数提取偏差变大,但是低/高郁闭度 林分单木树冠面积提取的 *R*² 仅相差 0.021,说明

实例分割模型在高郁闭度林分仍能够做到较准确提取树冠参数。高郁闭度林分中各参数提取最佳模型均为R101-FPN,RMSE分别为0.369、0.395和1.079, R^2 分别为0.886、0.861和0.948,R101-FPN更适应于高郁闭度林树冠参数的提取。

表 3 单木树冠冠幅和面积提取评价

Table 3 Evaluation table of crown width and area extraction of single tree

林分 Stand	参数 Parameter	评价指标 Evaluating indicator	R50-C4	R50-DC5	R50-FPN	R101-C4	R101-DC5	R101-FPN	X101-FPN
East-we 低郁闭度 South-ne	东西冠幅 East-west crown width	<i>RMSE</i> /m	0.156 0.922	0.171 0.904	0.205 0.859	0.138 0.937	0.159 0.906	0.137 0.933	0.160 0.924
	南北冠幅	<i>RMSE</i> /m	0.169	0.177	0.216	0.148	0.178	0.933	0.184
	South-north crown width	R^2	0.924	0.917	0.887	0.943	0.918	0.917	0.917
	树冠面积	<i>RMSE</i> /m	0.328	0.373	0.350	0.309	0.339	0.331	0.357
	Crown area	R^2	0.960	0.950	0.955	0.966	0.956	0.959	0.956
Eas 高郁闭度 High canopy density Sout	东西冠幅 East-west crown width	<i>RMSE</i> /m	0.390	0.643	0.490	0.397	0.591	0.369	0.476
		R^2	0.850	0.703	0.818	0.859	0.718	0.886	0.810
	南北冠幅 South-north crown width	<i>RMSE</i> /m	0.366	0.672	0.487	0.414	0.620	0.395	0.523
		R^2	0.856	0.624	0.805	0.821	0.630	0.861	0.734
	树冠面积 Crown area	<i>RMSE</i> /m	1.132	1.316	1.195	1.333	1.500	1.079	1.240
		R^2	0.931	0.940	0.942	0.911	0.924	0.948	0.944

3.3 林分参数提取

各实例分割模型低、高郁闭度测试集的林分单 木株数提取结果如图 4 所示, 纵坐标为单木株数, 折线的每个折点代表不同单木株数的等面积样地。 低郁闭度林分影像中各模型单木株数提取偏差均比 高郁闭度低,且随着林分单木株数的增加偏差也不 会呈明显的增加的趋势, 反观高郁闭度林分单木株 数提取结果, 随着林分单木株数的增加偏差呈一定 的增加趋势, 代表株数密度越大, 提取性能呈下降 趋势。R101-FPN 模型在高郁闭度测试集的表现最 好,根据图4(m)中随着样地内单木株数越来越多, 参考株数与预测株数的偏差没有呈现越来越大的趋 势, 因此该模型对各株数密度的林分的提取有着 一定的稳定性。如图 5 所示, 在对测试集的林分 郁闭度预测中,低、高郁闭度林分郁闭度预测性 能最优的模型均为 R101-FPN, R^2 分别为 0.873、 0.865。综上所述,在7个实例分割模型中,各郁 闭度的林分参数提取综合性能最优的为 R101-FPN 模型。

4 讨论

依托 7 个 Mask R-CNN 实例分割模型,利用 无人机遥感影像,展示了一种自动化、准确、计算 高效的提取杉木纯林单木树冠的方法。与冯静静 等[16] 对组成结构简单目分辨率为 0.2 m 的青海云 杉成熟纯林进行灰度梯度图像分割方法的树冠提取 相比, 本研究的高郁闭度复杂特征林分单木树冠面 积预测(以 R101-FPN 为例) R2 与简单特征青海 云杉成熟纯林灰度梯度图像分割方法相当, 均为 0.95, 本研究的实例分割模型可以实行批量分割, 容错率更高, 更轻易获得每个单木树冠的冠幅、面 积和林分的郁闭度参数。面对无人机影像中树冠之 间相互粘连的情况, 传统数字图像处理的树冠提取 方法的图像分割参数需要多次试验后手动设定,且 较难做到精准提取单木和应用于不同的场景。例如 李明华等[17] 对水杉人工林影像(分辨率为 0.3 m) 进行分水岭分割,树冠面积预测 R^2 高于 0.9 的区 域只存在单木分布均一、树冠之间有明显间隙、树

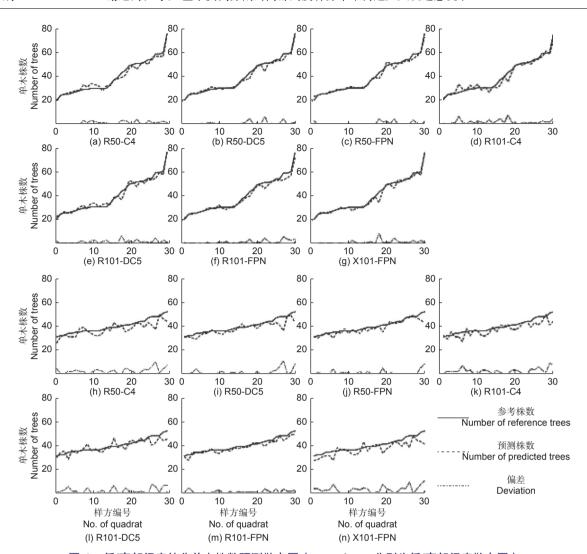


图 4 低/高郁闭度林分单木株数预测散点图(a \sim g, h \sim n 分别为低/高郁闭度散点图)

Fig. 4 Scatter plots of single tree number prediction in low/ high canopy density forest $(a\sim g, h\sim n \text{ are low/high canopy density scatterplots, respectively})$

木冠幅和长势基本一致的林分。面对高郁闭度林分树冠的提取,实例分割模型做到了一定精度的单木树冠提取。影响实例分割模型提取树冠精度的因素除了林分条件外,还有影像分辨率,在林分稀疏且结构组成简单、分辨率为亚米级的影像,各种分割方法^[8, 18-19] 能够做到单木计数和粗略的树冠边缘描绘,适用于不要求高精度的大范围林分树冠信息获取。但是要求在林分树冠特征复杂的动态变化监测^[20]、树冠形态检测、建立以树冠参数为基础的林分模型等高精度研究试验中,性价比高且便捷的无人机则更适合,其分辨率为厘米级的影像与合适的方法能更精准地描绘树冠的边缘,更准确地进行单木计数。无人机厘米级影像可以依靠神经网络提取更多的树冠特征以及更多的树冠边缘信息,神经网络相

比其他传统图像处理方法,能提取到更多特征信息 从而做到精准单木树冠提取。本研究中也有不少模 型对高郁闭度林分存在漏分割的现象,所以在后续 工作中,将无人机航拍影像生成的数字表面模型与 数字高程模型运算而得的冠层高度模型加入实例分 割的运算中,冠层高度模型蕴含丰富的树冠 3D 信 息,与之前的 RGB 影像 2D 信息结合或许将得到 更高的单木树冠提取精度。

5 结论

本研究试验了基于实例分割模型进行从低到高 郁闭度的杉木纯林单木树冠提取的方法,实现了高 精度、自动化树冠提取。主要结论:1)7个实例 分割对单木树冠的提取精度能够达到林业生产实践

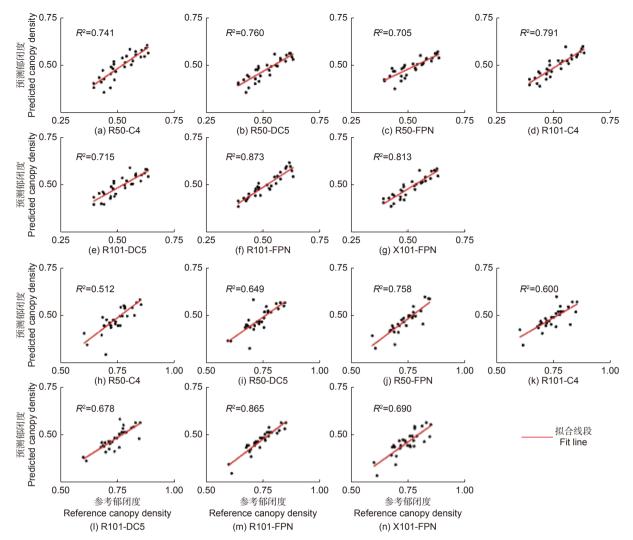


图 5 低/高郁闭度林分郁闭度预测散点图($\mathbf{a}\sim\mathbf{g}$, $\mathbf{h}\sim\mathbf{n}$ 分别为低/高郁闭度散点图)

Fig. 5 Scatter plots of canopy density number prediction in low/high canopy density forest (a \sim g, h \sim n are low/high canopy density scatterplots, respectively)

的需求,所有模型对低郁闭度测试集的 Box-AP和 Segm-AP平均值分别为 55.89%、57.29%,对高郁闭度测试集的 Box-AP和 Segm-AP平均值分别为 46.00%、44.45%; 2)低郁闭度林分东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取平均 RMSE分别为 0.161、0.179和 0.341,平均 R²分别为 0.912、0.918和 0.957,高郁闭度林分东西冠幅、南北冠幅和树冠面积参数提取平均 RMSE分别为 0.479、0.497和 1.256,平均预测 R²分别为 0.806、0.762和 0.936; 3) R101-FPN模型在高郁闭度测试集的表现最好,对各株数密度的林分的提取有着一定的稳定性; 4)低郁闭度林分郁闭度预测性能最好的模型为 R101-FPN,预测 R²可达 0.873,高郁闭度林分郁闭度预测性能最好的为 R101-FPN模型,预测 R²可达 0.865; 5)综合各评价指标,R101-FPN

模型具有树冠提取精度高的特点。

参考文献:

- [1]潘 磊, 王轶夫, 孙 钊, 等. 基于管道模型理论的长白落叶松叶生物量与径向生长关系研究[J]. 林业科学研究, 2022, 35(2): 118-128.
- [2] 孙 钊,潘 磊, 乔晶晶,等. 偏冠对树冠垂直投影面积计算的影响[J]. 林业科学研究, 2022, 35(1): 166-171.
- [3] 徐志扬, 刘浩栋, 陈永富, 等. 基于无人机LiDAR的杉木树冠上部外轮廓模拟与可视化研究[J]. 林业科学研究, 2021, 34(4): 40-48
- [4] 李 丹, 张俊杰, 赵梦溪. 基于FCM和分水岭算法的无人机影像中林分因子提取[J]. 林业科学, 2019, 55(5): 180-187.
- [5] 史洁青, 冯仲科, 刘金成. 基于无人机遥感影像的高精度森林资源 调查系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 82-90.
- [6] Hao Z B, Lin L L, Post C J., et al. Assessing tree height and density of a young forest using a consumer unmanned aerial

- vehicle (UAV)[J]. New Forests, 2021, 52(5): 843-862.
- [7] Özcan A H, Hisar D, Sayar Y, et al. Tree crown detection and delineation in satellite images using probabilistic voting[J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(8): 761-770.
- [8] 孙 钊,潘 磊,谢运鸿,等.分水岭算法在林业中的应用[J].世界林业研究,2020,34(3):63-67.
- [9] Hao Z B, Lin L L, Post C J., et al. Automated tree-crown and height detection in a young forest plantation using mask regionbased convolutional neural network (Mask R-CNN)[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 178: 112-123.
- [10] Pollock R. The automatic recognition of individual trees in aerial images of forests based on a synthetic tree crown image model [Z]. University of British Columbia, 1996
- [11] Romera-Paredes B, Torr P H S. Recurrent instance segmentation[J]. European Conference on Computer Vision, 2016, 1(1): 312-329
- [12] 李凤迪. 基于深度学习和无人机遥感的松材线虫病树监测系统研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2020
- [13] 业巧林, 许等平, 张 冬. 基于深度学习特征和支持向量机的遥感 图像分类[J]. 林业工程学报, 2019, 4(2): 119-125.

- [14] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask r-cnn[J]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017, 13(1): 2961-2969
- [15] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [16] 冯静静, 张晓丽, 刘会玲. 基于灰度梯度图像分割的单木树冠提取研究[J]. 北京林业大学学报, 2017, 39(3): 16-23.
- [17] 李明华, 陈雨竹, 周淑芳, 等. 运用分水岭算法对航片数据的单木信息提取与识别[J]. 东北林业大学学报, 2019, 47(9): 58-62.
- [18] 郭昱杉, 刘庆生, 刘高焕, 等. 基于标记控制分水岭分割方法的高分辨率遥感影像单木树冠提取[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18 (9): 1259-1266.
- [19] 周艳飞, 张绘芳, 李 霞, 等. 基于高分辨遥感数据的胡杨与柽柳树冠提取[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30 (3): 510-517.
- [20] Wang L, Tian W X, Zhao X Y, et al. Numerical simulation of the effects of canopy properties on airflow and pollutant dispersion in street canyons[J]. Indoor and Built Environment, 2021, 12: 142-153.

Tree Crown Extraction of UAV Remote Sensing High Canopy Density Stand Based on Instance Segmentation

XIE Yun-hong, JING Xue-hui, SUN Zhao, DING Zhi-dan, LI Rui, LI Hao-wei, SUN Yu-jun

(National Forestry & Grassland Administration Key Laboratory of Forest Resources & Environmental Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: [**Objective**] To obtain canopy information in high canopy density forest by remote sensing images. [**Method**] A single tree crown extraction method of UAV remote sensing image based on instance segmentation model was tested. Seven residual networks were selected for feature extraction of the model, and the single tree crowns of pure Chinese fir forests with different canopy density were extracted one by one. [**Result**] The results showed that the average boundary AP value and mask AP value of seven instance segmentation models for canopy segmentation of low canopy density forest were 55.89% and 57.29%, respectively. The average *RMSE* of east-west crown width, north-south crown width and crown area parameters was 0.161, 0.179 and 0.341, respectively. The *R*² was 0.912, 0.918 and 0.957, respectively. The average boundary AP value of canopy segmentation and the average AP value of canopy cover of high canopy density forest were 46.00% and 44.45%, respectively. The average *RMSE* of east-west crown width, north-south crown width and crown area parameters was 0.479, 0.497 and 1.256, respectively. The average predicted *R*² was 0.806, 0.762 and 0.936, respectively. [Conclusion] The extraction accuracy of each parameter is higher than the traditional survey accuracy, and this method can obtain crown information automatically, rapidly and accurately.

Keywords: remote sensing; UAV; deep learning; instance segmentation; Mask R-CNN; crown extraction