

基于无人机多光谱和 SOLO 模型的 防护林枯树提取方法

王学文^{1,2}, 赵庆展^{1,2}, 隆学丰^{1,2}, 胡 斌^{1,2}

(1.石河子大学信息科学与技术学院,新疆 石河子 832003)

(2.兵团空间信息工程技术研究中心,新疆 石河子 832003)

[摘要] 针对三北防护林树种混交比例低、灌水不足、空间分布不均匀、病虫害时发造成的防护林衰退问题,提出了一种小样本下基于无人机多光谱波段生成的 SOLO(segmenting objects by locations)实例分割提取枯树的方法.通过无人机搭载 Micro MCA12 Snap 多光谱相机获取高空间分辨率影像,将多光谱可见光波段(波段 5、波段 3、波段 1)导出并标注样本,基于最佳指数因子选出排名前 10 的波段组合进行数据集的扩充,最后基于实例分割 SOLO 模型进行防护林枯树的提取.实验结果表明,加入健康树样本,基于 ResNet-101+FPN 的 SOLO 模型 AP 从 61.3%提升到 63.8%,ResNet-50+FPN 组合 AP 从 60.7%提升到 63.6%,同时进一步验证了这种样本增强方式的有效性.

[关键词] 无人机多光谱影像,最佳指数因子,样本生成,SOLO,防护林枯树提取

[中图分类号] TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2022)01-0046-06

Extraction of Dead Trees from Shelter-Forest Based on UAV Multispectral and SOLO Model

Wang Xuewen^{1,2}, Zhao Qingzhan^{1,2}, Long Xuefeng^{1,2}, Hu Bin^{1,2}

(1.College of Information Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832003, China)

(2.Geospatial Information Engineering Research Center, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832003, China)

Abstract: Aiming at the decline of three-north shelter-forest caused by low mixed proportion of tree species, insufficient irrigation, uneven spatial distribution and frequent occurrence of diseases and pests, a method of extracting dead trees based on SOLO generated by UAV multi-spectral band under few-shot is proposed in this paper. The UAV is equipped with a Micro MCA12 Snap multispectral camera to obtain high spatial resolution images, derive and label samples of multispectral visible bands(band 5, band 3, band 1). Based on the selected top 10 band combinations according to the best exponential factor, the dataset is expanded, and finally dead trees of shelter-forest are extracted based on the instance segmentation SOLO model. The experimental results show that with the addition of health tree samples, the SOLO model AP based on ResNet-101+FPN is increased from 61.3% to 63.8%, and the combined ResNet-50+FPN AP is increased from 60.7% to 63.6%. At the same time, the effectiveness of this sample enhancement method is further verified.

Key words: UAV multispectral image, optimal exponential factor, sample generation, SOLO model, dead tree extraction of shelterbelt

防护林具有预防土地荒漠化、防风固沙的作用,可以使生态系统自我调节能力增强.减缓土地沙化扩展,是沙漠边缘的一道绿色屏障.近年来,由于自然灾害、生态环境恶劣导致防护林衰退,中国政府相继提出三北防护林计划(three-north shelterbelt project, TNSP)、退耕还林计划(grain to green programme, GCP)等生态恢复项目^[1-2],以改善防护林生态环境.防护林通常由于病树不及时治理,使病菌蔓延,且种植结构单一,使得防护林生态系统稳定性下降,基于林快速衰退.目前,最常用的林业健康状况监测手段是利用人

收稿日期:2021-08-31.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0504203)、中央引导地方科技发展专项资金项目(201610011).

通讯作者:赵庆展,硕士,教授,研究方向:深度学习、机器学习、农业信息化、空间信息系统集成与服务研究. E-mail:zqz_inf@shzu.edu.cn

工进行监测,会耗费较大的人力和物力,判断也存在一定的主观性,且不能及时将信息反馈至决策者。传统的人工监测方法已经远远不能满足日益严峻的林地健康状况监测的需要。遥感技术的快速发展为防护林监测提供了新的技术手段,可快速得到防护林枯树信息,对及时采伐和补植补种提供数据基础,维持防护林健康生态系统具有重要意义。

基于遥感技术的枯、受害木的识别已经有大量的研究报道。遥感影像是地面调查的较好补充,可以提供快速的大面积监测。Coops 等^[3]利用卫星影像定量评估当地的枯树程度。一些研究将多时相遥感数据与增强型湿度差值指数(enhanced wetness difference index, EWDI)相结合,以检测大范围的枯树面积^[4]。然而,卫星遥感的分辨率已经不能满足目前枯树识别的需要,枯树通常是在单个目标下,低精度的卫星影像无法识别出来,要检测独立个体的枯树,往往需要更高分辨率的影像才能解决这个问题。陶欢等^[5]对获取的无人机影像采用 HSV(色调、饱和度、明度)阈值法实现死松树的识别,能有效提高人工判断的效率。吕晓君等^[6]根据感病松树树冠颜色的变化,对无人机采集的数字正射图像进行目视判读。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是一种以监督方式训练的前馈神经网络,由于其在计算机视觉中的应用而引起人们的关注,主要用于解决遥感场景中的地物分割问题^[7-8]。大多数研究人员已使用语义分割模型(例如 U-Net^[9]、DeepLab^[10])来实现从高分辨率遥感图像中高效且自动的单木提取。尽管语义分割模型已经取得不错的效果,仍然存在一定的弊端,如语义分割不能区分同一类别的对象,在复杂多变的地理环境下,可能会导致树冠边缘黏连,不利于单个树的定量研究。与语义分割相比,实例分割可以将每棵树作为一个目标识别出来,是防护林枯树提取的一种新思路。

随着深度学习、遥感图像解译的发展,在卫星影像解译、无人机动态实时跟踪等场景发挥着至关重要的作用。深度学习凭借强大的自学习能力和模型泛化能力,已经在遥感影像解译方面有大量的研究^[11]。深度学习模型复杂度较高,过度依赖样本的数量和质量,但遥感场景包含大量复杂背景和多类目标,常面临样本不均衡问题。因此,降低对遥感样本数据量需求的同时,能够有效完成遥感影像的解译依然是热点问题,即如何解决小样本遥感完成高效的影像解译。

本文的主要贡献包括 2 个方面:

(1)我们提出了一种基于多光谱波段选择的样本生成方法,通过最佳指数因子建立不同波段组合达到样本数据增强的目的。

(2)应用 SOLO 实例分割模型验证在防护林枯树提取的可行性和有效性。

1 相关工作

在深度学习算法中,通常会面临着小样本问题,对于出现频率较低的目标,实际只能获取几幅到几十幅的样本数据。基于样本生成的小样本学习方法研究如何自动化地完成高质量遥感数据集的生成,生成后样本可满足深度学习模型对样本量的需求。传统数据扩充方法采用对原始样本平移、旋转一定角度、添加噪声的方式进行,然而这种数据增强方式往往不够智能、且新样本与原样本差距不大,纹理、光谱等信息丰富度有限^[12-13]。而且目前数据集的扩充是基于 ImageNet 等 RGB 波段的可见光遥感,对于光谱信息较为缺失,在多光谱、高光谱遥感解译任务中,缺乏合适的样本来验证模型的复用能力。本研究所使用 Micro MCA12 Snap 多光谱相机,共有 12 个波段,可通过波段组合的方式对样本进行扩充,即提高了样本的数量,也对扩充样本的丰度有所提升,在纹理维、光谱维等上扩充了数据,可以有效提高传统深度学习仅基于 RGB 波段完成遥感影像解译任务的不足。

目前实例分割主要为两种:两阶段的实例分割,如 Mask R-CNN^[14],首先通过目标检测方法找出实例所在的区域,然后在检测框内进行语义分割,每个分割结果都作为一个不同的实例输出。单阶段的实例分割,如 YOLACT^[15]、CenterMask^[16]、SOLO^[17]。在遥感影像两种实例分割模型均有所应用,邓颖等^[18]基于 Mask R-CNN 对柑橘花朵及花量进行统计,误差率在 12%左右。JOSÉ 等^[19]从高分辨率的 WordView-2 卫星影像数据中使用 Mask R-CNN 模型来提取树冠, F1 值达到 0.86,该研究可为林业资源清查和规划提供理论依据。Mask R-CNN 模型已经在遥感影像分割中应用广泛,并且在树冠提取也有不错的效果,堪称实例分割的典范。

YOLOACT 模型是被认为最早的单阶段实例分割模型,使用 RetinaNet 作为基本网络,并添加了两个并行分支来完成模板预测任务:第一个分支使用 FCN 去产生一系列独立于单一实例的原型 mask;第二个分支在检测分支上添加额外的头去预测 mask 系数,以用于编码一个实例在原型 mask 空间的表示.最后,在 NMS 步骤后,通过将两分支的输出结果进行线性组合得到最后的预测结果.在 YOLOACT 中,FC 层负责预测语义标签,Conv 层负责预测原型 mask 和 mask 系数.两分支并行,最后通过矩阵乘法组装,这样一来既保留了空间的相关性,又保持了 One-stage 的模型结构,速度极快. Wang 等^[17]考虑实例是否可以通过中心位置和对对象的尺寸大小直接进行区分,于是提出了一种新的实例分割方法,即 SOLO 网络.网络先由 FPN 进行特征提取,然后划分为 2 个分支.一个负责预测该物体语义类别,另一个负责预测该物体的实例掩码.本文提出使用最佳指数因子进行多光谱波段选择扩充样本,将 SOLO 模型应用到防护林枯树提取中,可有效完成枯树的单颗树提取,以期获得高精确率的提取效果.

2 基于无人机多光谱波段选择的样本生成方法

2.1 数据来源

采用成都纵横 CW-20 垂直起降固定翼 CW-20 无人机搭载 Micro MCA12 snap 多光谱相机获取的无人机影像作为数据源.该无人机具有全自主起飞、快速安装等优势,属于专业级航测无人机,巡航速度 26–40 m/s,续航时间 3 h,配合 GCS-202 地面站和 CWCommander 软件,并借助 RTK/PPK 定位技术,将获取到的遥感影像位置信息可达厘米级别,已在中航时、大范围农林业遥感数据获取得到广泛应用.拍摄选择 2019 年 10 月 9 日,相对航高 400 m,为满足拼接需求, Micro MCA12 snap 多光谱相机(波段参数见表 1)设置航线重叠率 60%,旁向重叠率 70%,相对航高 400 m,空间分辨率 0.2 m.

2.2 波段选择方法

最佳指数因子(optimum index factor, OIF)是基于波段间相关性系数以及波段间的标准差来反映波段组合信息质量的一种方法,计算公式为^[20]:

$$O = \frac{\sum_{i=1}^n S_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |R_{ij}|}. \quad (1)$$

式中, O 为最佳指数因子; S_i 为第 i 个波段的标准差; R_{ij} 为第 i 和 j 波段的相关系数; n 为所选波段的波段数(本研究为 3 波段).

所选择的最佳波段应该满足以下条件:

- (1) 波段间的相关性较小.
- (2) 波段所包含信息量较大且丰富.
- (3) 所选波段组合可以提升模型提取精度.

将最佳指数因子排名前 10 的波段组合选出,将 3 波段 TIFF 格式的影像转换为 jpg 格式,制作成 COCO 数据集格式,以便后续进行模型训练.

3 基于 SOLO 模型的防护林枯树提取

SOLO 实例分割^[17]模型是目前较好的单阶段实例分割框架(如图 1 所示),与 Mask R-CNN 这类两阶段实例分割相比,SOLO 不必检测目标框,可以直接得到实例的像素分割结果,提出以目标的中心位置和对对象大小分离对象实例,简化了实例分割的模型大小与计算机复杂性.

表 1 Micro MCA12 snap 传感器波段参数

Table 1 The band feature parameters of Micro MCA12 snap sensor

波段	波长/nm	波宽/nm	波段特征
1	470	10	区分植被和土壤岩石表层
2	515	10	可见光光谱中的绿波波峰
3	550	10	对水质浑浊变化敏感
4	610	10	植被光谱反射曲线中红光初始波段
5	656	10	重新归一化植被指数
6	710	10	植被光谱反射曲线的红边波段
7	760	10	植被光谱反射曲线的红边波段
8	800	10	归一化植被指数
9	830	10	区别植被种类
10	860	10	与植物总叶绿素含量显著相关
11	900	20	计算特定作物水分敏感指数
12	950	40	计算水波段指数

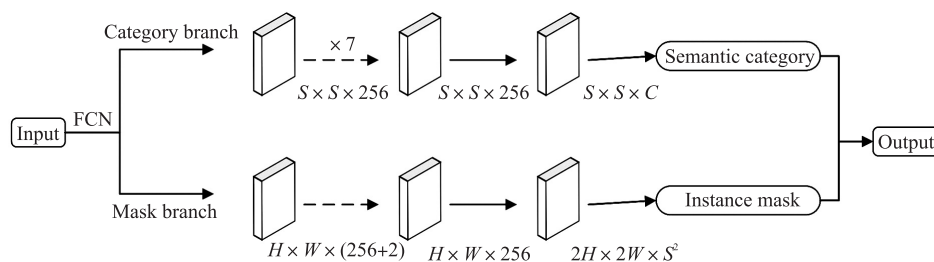


图 1 SOLO 网络结构

Fig.1 The SOLO network structure

将输入的原始遥感影像经过特征金字塔网络(feature pyramid networks, FPN)网络,从而将不同尺寸的对象分配到不同层次的特征图中,分别送入 SOLO 网络的两个分支,Category Branch 和 Mask Branch, Category Branch 分支特征图为 $S \times S \times C$,用于预测各个位置目标的类别, C 为类别数. Mask Branch 分支特征图为 $H \times W \times S^2$,因为 Mask Branch 分支有 S^2 个位置,因此 Mask Branch 分支会生成 S^2 个 $H \times W$ 的特征图,用于目标的全图位置预测.

在 Category Branch 分支中,经过 FPN 得到的特征图为 $H \times W$ 经过上采样变为 $S \times S$,预测 $S \times S$ 区域中每个区域所属类别,网格落到中心区域则为正样本,否则为负样本.在 Mask Branch 分支,生成 mask 的分支类似于语义分割,是全卷积神经网络(fully convolutional networks, FCN),具有平移不变性.因此在 FCN 基础上增加两个通道,增加坐标信息,将像素纵横坐标 x, y ,归一化到 $[-1, 1]$,如图 3 所示,将 FCN 生成特征图 $H \times W \times 256$ 增加 2 个通道.

采用损失函数公式如下:

$$L = L_{\text{cate}} + \lambda L_{\text{mask}}. \quad (2)$$

式中, L_{cate} 是 Category Branch 分支的损失函数,用的 Focal Loss, L_{mask} 是 Mask Branch 分支的损失函数,用的是 Dice Loss.

最后使用置信度阈值 0.1 过滤掉分数比较低的预测,然后选取前 500 个排好序的 mask 进行非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)操作,然后用 0.5 的阈值进行 mask 二值化,保留前 100 个 instance mask 进行评估.

4 实验结果分析

4.1 数据集

对原始多光谱影像的边缘无用信息裁剪,选取可见光波段(波段 5、波段 3、波段 1)进行组合,裁剪成 128×128 的图片,共计 136 张.使用 Labelme 进行防护林标注,枯树标签为 dead_tree,共标注 1 087 颗,健康(活)树标签为 live_tree,共标注 1 488 颗树,并在 python 中编写程序将数据集制作成 COCO 标准格式,所以 json 文件合并到一个 json 文件.

根据最佳指数因子对多光谱原始波段进行计算,得到如表 2 所示的 OIF 值排名前 10 的波段组合.

表 2 OIF 值排名前 10 的波段组合
Table 2 Top 10 combination of OIF values

序号	波段组合	OIF	序号	波段组合	OIF
1	9、11、12	116.90	6	7、9、12	104.12
2	9、10、12	109.62	7	1、9、12	101.79
3	10、11、12	107.16	8	7、11、12	101.66
4	8、9、12	106.75	9	6、9、12	100.15
5	8、11、12	104.30	10	2、9、12	99.42

对排名前 10 的波段组合使用 ArcGIS 导出,由于与可见光波段的图片位置、大小均相同,不再需要标注,使用波段 5、波段 3、波段 1 的标注结果即可,扩充后的数据集共计 1 496 张.

4.2 实例分割结果

实验都是基于安装 Ubuntu 16.04 操作系统上的 MMDetection^[21]对象检测工具箱和 PyTorch^[22]进行的,同时配备 NVIDIA 2080Ti 进行 GPU 加速.动量为 0.9 的随机梯度下降(SGD)用于优化网络,使用了预先训

训练的模型,将批次大小设置为 2,并训练了 80 个 epoch. 初始学习率设置为 0.0025,在 27 和 33 个 epoch 时降低学习率,选择平均精度(mean average precision,mAP)作为精度评价指标.

将数据集按照 7:2:1 划分训练集、验证集、测试集,输入到网络中进行训练,在第 40 个 epoch 左右 loss 趋于稳定,达到收敛. 得到如图 2 所示的实例分割效果图.

从图 2 可以看出,整体上看 SOLO 实例分割模型在防护林枯树提取上取得了不错的效果,整体吻合度较高. 图 2(a)、图 2(b)、图 2(d)、图 2(f)的枯树均有不同程度的漏分现象,这可能是由于冠层面积较小,将预测分值较小的 mask 过滤掉了,导致冠层面积较小的枯树漏分.

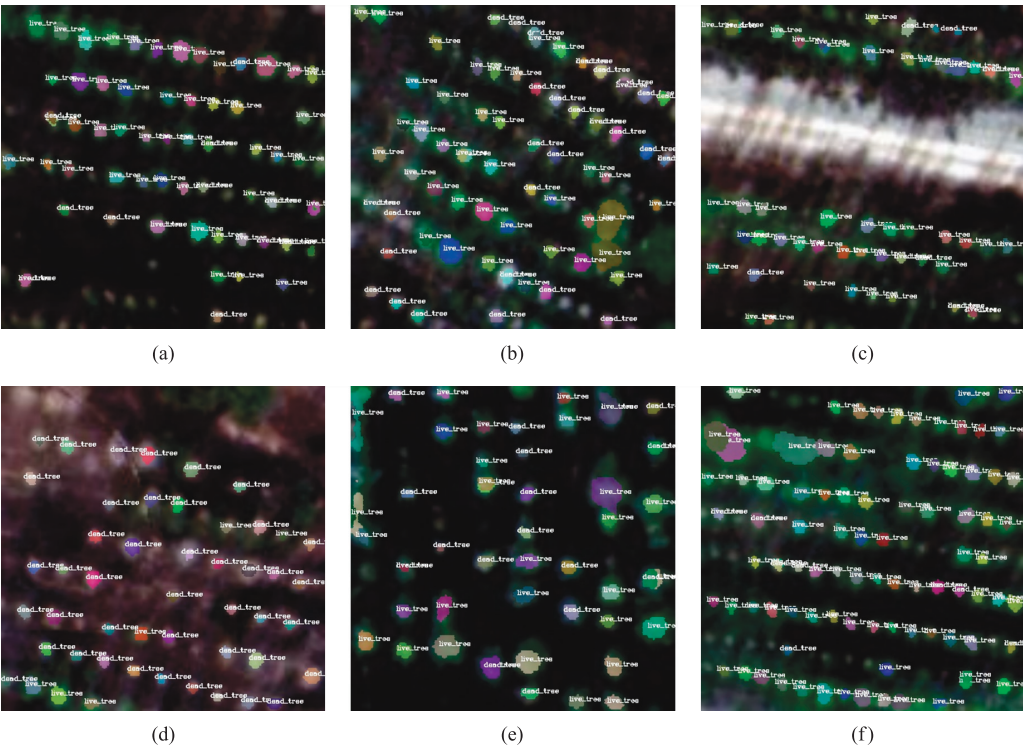


图 2 基于 SOLO 模型的实例分割效果部分展示

Fig. 2 Partial display of instance segmentation effect based on SOLO model

从表 3 可以看出,基于 ResNet-101+FPN 和数据集 2 得到了最佳的分割结果,相对于 ResNet-50+FPN+数据集 1、ResNet-101+FPN+数据集 1、ResNet-50+FPN+数据集 2,AP 分别提高了 3.1%、2.5%、0.2%. 结果表明,该方法在空间上获得了较为准确的预测结果. 此外,ReseNet-101+FPN+数据集 2 的 AP_{75} 、 AP_{50} 相较于其他组合均有所提高. 健康树数据集的加入使得枯树预测整体结果有所提升,ReseNet-101+FPN 组合提升了 2.5%,ReseNet-50+FPN 组合提升了 2.9%. 因此,可以推断出,基于 ResNet-101+FPN 的 SOLO 模型可以较好地完成防护林枯树的提取,且健康数据集加入对枯树提取的精度有着显著的提升.

5 结论

本文提出了一种小样本下基于无人机多光谱样本生成的 SOLO 实例分割模型,能够有效完成防护林枯树提取,且具有较高的提取精度. 最佳指数因子的波段组合是一种新的数据集扩充方式,在深度学习实例分割模型中得到了验证. 当增加健康树的样本信息,能够提高枯树的提取效果和检测精度,枯树提取的 AP 达到 63.8%. 本文方法可以及时发现因病或干旱死亡的枯树,有效监测防护林的长势情况和发展动态,可为林业管理人员提供准确的信息. 后期可设计轻量化实例分割模型,减少模型的大小,对模型进行智能终端的部署,为林业管理部门的森林资源调查提供客观依据.

表 3 不同骨干网络和数据集的精度评价结果

Table 3 Accuracy evaluation results of different backbone networks and data sets

序号	数据集	方法	AP	AP ₅₀	AP ₇₅
1	1	ResNet-50+FPN	60.7	79.3	70.5
2		ResNet-101+FPN	61.3	80.2	72.5
3	2	ResNet-50+FPN	63.6	82.6	71.6
4		ResNet-101+FPN	63.8	84.1	78.3

注:数据集 1:只包含枯树标签;数据集 2:包含枯树和健康树标签.

[参考文献] (References)

- [1] WANG F, PAN X, GERLEIN S, et al. Vegetation restoration in Northern China: A contrasted picture[J]. Land Degradation & Development, 2020, 31(6): 669–676.
- [2] DENG C, ZHANG B, CHENG L, et al. Vegetation dynamics and their effects on surface water-energy balance over the Three-North Region of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 275: 79–90.
- [3] COOPS N C M, JOHNSON M A, WULDER M A, et al. Assessment of quickbird high spatial resolution imagery to detect red attack damage due to mountain pine beetle infestation[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103(1): 67–80.
- [4] SKAKUN R S, WULDER M A, FRANKLIN S E. Sensitivity of the thematic mapper enhanced wetness difference index to detect mountain pine beetle red-attack damage[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 86(4): 433–443.
- [5] 陶欢, 李存军, 谢春春, 等. 基于 HSV 阈值法的无人机影像变色松树识别[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2019, 43(3): 99–106.
- [6] 吕晓君, 王君, 喻卫国, 等. 无人机监测林业有害生物初探[J]. 湖北林业科技, 2016, 45(4): 30–33.
- [7] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy, 2017: 2961–2969.
- [8] 任媛媛, 张显峰, 马永建, 等. 基于卷积神经网络的无人机遥感影像农村建筑物目标检测[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2019, 19(3): 29–36.
- [9] 李越帅, 郑宏伟, 罗格平, 等. 集成 U-Net 方法的无人机影像胡杨树冠提取和计数[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 939–949.
- [10] 王学文, 赵庆展, 韩峰, 等. 机载多光谱影像语义分割模型在农田防护林提取中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(8): 1702–1713.
- [11] GAO X, SUN X, YAN M L, et al. 2018. Road extraction from remote sensing images by multiple feature pyramid network[C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE: 6907–6910.
- [12] WANG Z C, DU L, MAO J S, et al. SAR target detection based on SSD with data augmentation and transfer learning[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(1): 150–154.
- [13] 孙显, 梁伟, 刁文辉, 等. 遥感边缘智能技术研究进展及挑战[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(9): 1719–1738.
- [14] POTLAPALLY A, MISHRA N, SAI P, et al. Instance segmentation in remote sensing imagery using deep convolutional neural networks[C]//2019 International Conference on Contemporary Computing and Informatics. Singapore: IEEE, 2019.
- [15] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. YOLACT: Real-time instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Seoul, South Korea, 2019: 9157–9166.
- [16] WU T, HU Y, PENG L, et al. Improved anchor-free instance segmentation for building extraction from high-resolution remote sensing images[J]. Remote Sensing, 2020, 12: 2910.
- [17] WANG X, KONG T, SHEN C, et al. SOLO: segmenting objects by locations[C]//European Conference on Computer Vision. Glasgow: Springer, 2020.
- [18] 邓颖, 吴华瑞, 朱华吉. 基于实例分割的柑橘花朵识别及花量统计[J]. 农业工程学报, 2020, 36(7): 200–207.
- [19] JOSÉ R G, BRAGRA V P, DALAGNOL R, et al. Tree crown delineation algorithm based on a convolutional neural network[J]. Remote Sensing, 2020, 12(8): 1–27.
- [20] JI W, WANG Z Y, WEN Q. A fusion method of hyperspectral image based on spectral high fidelity applied in spectrum retrieval of vegetation species[J]. Multispectral Hyperspectral and Ultraspectral Remote Sensing Technology Techniques and Applications, 2014: 9263.
- [21] CHEN K, WANG J, PANG J, et al. MMDetection: open mmlab detection toolbox and benchmark[J]. arXiv Preprint arXiv: 1906.07155, 2019.
- [22] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. Pytorch: an imperative style, high-performance deep learning library [C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada, 2019.

[责任编辑: 陈 庆]