

基于 Mask R - CNN 的单株柑橘树冠识别与分割

王 辉¹ 韩娜娜¹ 吕程序¹ 毛文华¹ 李沐桐² 李 林³

(1. 中国农业机械化科学研究院土壤植物机器系统技术国家重点实验室, 北京 100083;

2. 广东省现代农业装备研究所, 广州 510630; 3. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013)

摘要: 针对在复杂果园背景中难以识别分割单株果树树冠的问题,研究了基于 Mask R - CNN 神经网络模型实现单株柑橘树冠识别与分割的方法。通过相机获取柑橘园图像数据,利用 Mask R - CNN 神经网络实现单株柑橘树冠的识别与分割,根据测试集的预测结果评估模型的性能和可适应性,并分析模型的影响因素。结果表明:参与建模的果园单株树冠识别分割准确率为 97%,识别时间为 0.26 s,基本上可满足果园精准作业过程中的树冠识别要求;未参与建模果园的单株树冠识别分割准确率为 89%,说明模型对不同品种、不同环境的果园具有一定的适应性;与 SegNet 模型相比,本文模型准确率、精确率和召回率均约高 5 个百分点,说明在非目标树冠较多的复杂果园图像中具有较好的识别分割效果。本研究可为对靶喷药、病虫害防护、长势识别与预估等果园精准作业提供重要依据。

关键词: 柑橘树冠; Mask R - CNN; 图像识别; 图像分割

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)05-0169-06

OSID:



Recognition and Segmentation of Individual Citrus Tree Crown Based on Mask R - CNN

WANG Hui¹ HAN Na'na¹ LÜ Chengxu¹ MAO Wenhua¹ LI Mutong² LI Lin³

(1. State Key Laboratory of Soil - Plant - Machine System Technology,

Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China

2. Guangdong Institute of Modern Agricultural Equipment, Guangzhou 510630, China

3. School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The topography of the orchard is variable. The planting density of the fruit trees is large, and the shape of the crown is different. Therefore, it is difficult to recognize the crown of an individual fruit tree in a complex orchard background. A novel method of crown recognition and segmentation based on Mask R - CNN neural network model was studied. The image data of the citrus orchard was obtained through the camera, and the Mask R - CNN neural network was used to realize the recognition and segmentation of the crown of an individual citrus plant. The research results showed that the recognition accuracy of the individual tree crown of the orchard participating in the modeling was 97%, and the recognition time was 0.26 s, which can basically meet the requirements of tree crown recognition in the process of precise orchard operation. The recognition accuracy of the single tree crown of the orchard not participating in the modeling was 89%, which showed that the model was suitable for different kinds and environments of orchards. Compared with the SegNet model, the accuracy of the used model was about 5 percentage points higher, indicating that it had a better recognition and segmentation effect in complex orchard images with more non-target tree crowns. Therefore, the recognition and segmentation method can achieve rapid and accurate recognition and segmentation of single tree crown, which provided an important basis for accurate orchard operations such as target spraying, pest protection, growth recognition and prediction.

Key words: citrus tree crown; Mask R - CNN; image recognition; image segmentation

收稿日期: 2020 - 08 - 04 修回日期: 2020 - 09 - 02

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2019B090922001)和江苏省现代农业装备与技术协同创新中心开放基金项目(4091600016)

作者简介: 王辉(1980—),男,研究员,主要从事农业电气化与自动化技术在农业工程中的应用研究,E-mail: huicaams@163.com

0 引言

精准管理是现代果业发展的必然趋势,其关键在于根据果园的果树个体差异,定位、定时、定量开展农事作业。冠层尺寸或三维体积是精准管理中非常重要的参数,可为对靶喷药、病虫害防护、作物长势识别与预估等提供重要依据,对管控化学药品过量投入、高效利用农业资源、提高果园生产效益具有重要意义^[1]。

我国大多数果园处于非标准化经营状态,同一果园中果树的冠形、间距、树龄、树高等均不相同^[2],果园地形多变、种植密度不确定,这些都增加了在复杂果园背景中快速识别并分割单株果树冠层的难度。目前,果树树冠识别与分割包括超声波^[3-4]、激光雷达^[5-6]、多光谱^[7-8]、机器视觉和图像处理^[9-10]等方法。虽然这些方法可精准识别分割单株树冠,但是超声波的识别结果易受到地形的影响,激光雷达和多光谱方法的硬件成本较高,因此一些学者尝试利用低成本的机器视觉和图像处理方法来进行果树树冠的识别和分割。传统图像处理方法分割复杂果园背景中目标的识别精度不能满足精准果园作业需求,研究表明,深度学习方法可高精度识别果园复杂环境中的树枝和果实^[11-15]。但目前对单株果树冠层相关分割方法的研究较少。

Mask R-CNN 是文献[16]提出的对复杂背景中目标进行检测与分割的卷积神经网络模型,该模型采用特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)^[17]与 Anchor 技术优化不同尺度目标的检测效果,并结合全卷积网络(Fully convolutional networks, FCN)^[18],从而实现目标的精准分割。Mask R-CNN 是先由区域推荐网络产生兴趣区域,而后进行对象检测和分割的两步探测器。该方法检测准确率高、分割速度快,在复杂果园环境下具有准确检测目标树冠、精准分割冠层的潜力。

本文构建单株树冠的 Mask R-CNN 识别与分割模型,并从预测准确率、精确率、召回率、平均精度、扩展性等方面对模型进行评估,分析影响模型性能的关键因素,提出模型改进及应用建议,以期实现柑橘单株树冠的精准识别。

1 材料与方法

1.1 图像采集

本文设计的图像采集平台如图 1a 所示,将 ZED stereo(Stereolabs)相机搭载在手推车上,离地高度为 80 cm,与地面平行,采集的图像存储于计算机中。相机参数为视频模式 720P、60 f/s、单目分辨率

1 280 像素×720 像素、深度范围 0.5~20 m,计算机配置为 Windows 10、CORE i7、8 GB 内存、NVIDIA GeForce 940MX。图像采集于广东省广州市从化区和江门市新会区 2 个柑橘种植园,采集时间为 2019 年 11 月,采集距离保持在 90~130 cm,采集天气晴朗,采集场景如图 1b 所示。广州市从化区的柑橘品种为玫瑰柑,果园地形为丘陵,树形为自然圆头形;江门市新会区柑橘品种为新会柑,果园地形为坡地,树形为自然开心形。

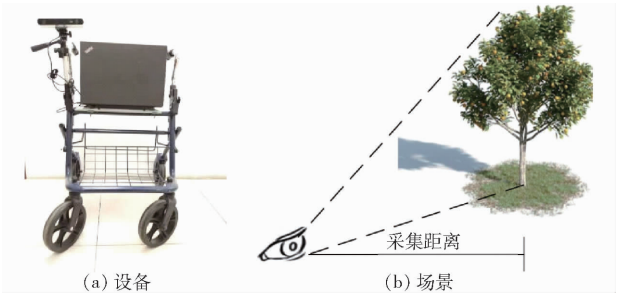


图 1 图像采集设备及场景

Fig. 1 Image acquisition platform

1.2 数据集构建

从化区果园(果园 1)地形复杂、杂草茂密,单株树冠识别难度较大,共采集柑橘图像 1 700 幅,构建了数据集 D_1 ,其中 1 200 幅图像用于模型训练,200 幅用于模型验证,300 幅用于模型测试。为了测试模型的适应性,在新会区果园(果园 2)采集了柑橘图像 500 幅,构建了数据集 D_2 ,只用于模型测试,未参与模型训练。为了对比数据集参与建模与未参与建模对识别结果的影响,构建了数据集 D_3 ,训练集 1 400 幅图像,包含果园 1 图像 1 200 幅、果园 2 图像 200 幅;验证集只包含果园 1 图像 200 幅;测试集只包含果园 2 图像 300 幅。数据集结构如表 1 所示。

表 1 数据集结构
Tab. 1 Data set structure

数据集	地点	树形	训练集	验证集	测试集
D_1	果园 1	自然圆头形	1 200	200	300
D_2	果园 2	自然开心形	0	0	500
D_3	果园 1	自然圆头形	1 200	200	
	果园 2	自然开心形	200		300

柑橘图像采用 LabelMe^[19]进行人工手动标注,生成 json 标签文件。本文主要针对当前作业的柑橘树冠(目标树冠)进行识别分割,因此在标签制作时只考虑将柑橘图像分为目标树冠与背景两类,只需标注目标树冠即可,图像其他部分 LabelMe 自动标注为背景。标记结果如图 2 所示。

1.3 基于柑橘树冠识别与分割算法

基于 Mask R-CNN 的柑橘树冠识别与分割算法主要由两部分组成:①利用 Mask R-CNN 网络识



图 2 图像标注结果

Fig. 2 Image annotation results

别分割图像中的树冠;由于单株树冠背景复杂,图像中不止一株树冠,模型可能会识别出多株树冠。
②过滤多余的非目标树冠,计算每株树冠的面积,面积最大的树冠即为目标树冠。算法流程如图 3 所示。

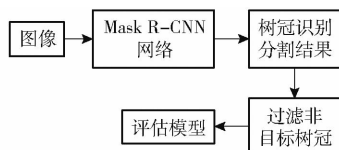


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm process

1.3.1 Mask R-CNN 网络

Mask R-CNN 由特征提取网络、区域推荐网络 (Region proposal network, RPN)、感兴趣对齐层 (RoIAlign)、目标检测和分割 4 部分组成。将采集的柑橘园图像数据,首先利用卷积神经网络提取特征,然后 RPN 推荐可能存在目标的候选框 (Region of interest, RoI),RoIAlign 将 RoI 映射成固定尺寸的特征图,特征图通过检测分支的全连接层进行分类和边界框回归,通过分割分支的 FCN 进行上采样得到分割图。

特征提取网络利用卷积神经网络进行单株树冠特征提取和组合。特征提取选用 ResNet101^[20-21],特征深度分为 5 个阶段,得到特征图 C1~C5,并输入特征组合阶段。特征组合选用 FPN,特征 C1~C5 组合生成特征图 P2~P6。组合方式如图 4 所示。

RPN 利用 Anchor 技术在 P2~P6 每层中产生不同尺度和长宽比的多个 RoI,输出每个 RoI 的目标与背景的置信度、边界框的 4 个坐标修正值,完成一次边界框修正。根据置信度和非极大值抑制算法 (Non-maximum suppression, NMS)^[22]选出较为精准的 RoI 输入到 RoIAlign。

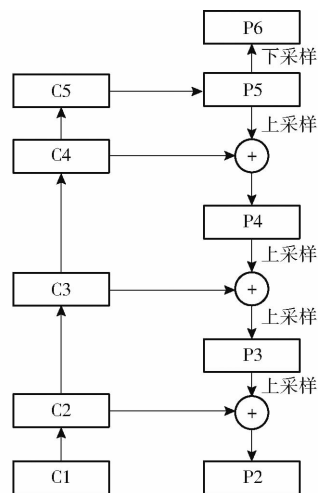


图 4 特征组合

Fig. 4 Feature combination

RoIAlign 主要作用是将特征图中的 RoI 池化为固定尺寸的特征图。RoIAlign 将 RoI 划分为 7×7 个单元,每个单元的像素由原图四周真实像素利用双线性插值计算该点像素。整个过程中没有用到量化操作,原图像素和特征图像素是完全对齐的,与 Faster R-CNN^[23]中的 RoIPooling 相比,避免了两次量化导致 RoI 与原位置产生偏差,提高了目标检测和分割准确率。

目标检测与分割是对 RoIAlign 输出的固定尺寸的特征图进行分类、回归和分割。检测分支产生每个 RoI 的类别和边界框坐标信息;分割分支针对每个 RoI 产生 K 个分辨率为 $m \times m$ 的二值掩膜, K 为分类物体的种类数目。Mask R-CNN 损失函数 L_{loss} 表示为

$$L_{\text{loss}} = L_{\text{cls}} + L_{\text{box}} + L_{\text{mask}} \quad (1)$$

式中, L_{cls} 为分类损失值, L_{box} 为边界框回归损失值, L_{mask} 为分割损失值,只计算分类结果所属类的损失。

1.3.2 模型训练

试验平台操作系统为 Ubuntu 19.04, GPU 型号为 GTX 1060、运行内存为 8 GB,显存容量为 6 GB。本文所有模型训练及测试都在此环境下运行。采用随机梯度下降 (Stochastic gradient descent, SGD) 训练 Mask R-CNN 模型 (数据集为 D_1),模型训练具体流程如下:①加载训练集和验证集图像数据,建立原图像和标签的对应关系。②修改模型配置参数,包括图像分类数目、图像输入尺寸、RPN 的 Anchor 尺度、学习率、步长等参数。③加载 Microsoft COCO 数据集预训练模型。④设置迭代次数,训练模型并利用验证集验证模型的损失值。⑤根据训练集和验证集损失值,重复步骤②~④,得到最优模型。⑥利用最优模型对测试集中的柑橘树冠进行预测,计算树冠的面积,过滤非目标树冠。⑦根据目标树冠计

算评价指标,评估模型性能。

最优模型的参数设置为:学习率为 0.001、权重衰减率为 0.000 1、动量值为 0.9、IoU 为 0.7、迭代轮数为 100(每轮 100 次),RPN 的 Anchor 尺度为 48、96、192、384、768。

1.4 模型评估

为了研究预测树冠与标注树冠之间的匹配程度,采用准确率(Accuracy, A)、精确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、调和平均数(F_1 score)作为评价指标^[24],计算公式为

$$A = \frac{T_c + T_b}{N} \times 100\%$$

$$P = \frac{T_c}{N_p} \times 100\%$$

$$R = \frac{T_c}{N_t} \times 100\%$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R}$$

式中 T_c ——图像中预测树冠与标注树冠匹配像素数

T_b ——图像中预测背景与真实背景匹配像素数
 N ——图像像素总数
 N_p ——图像中预测树冠像素数
 N_t ——图像中标注树冠像素数

2 结果与分析

2.1 参与建模与未参与建模果园的预测结果对比

用构建的模型对数据集 D_1 和 D_2 测试集中的柑橘树冠进行预测,根据树冠面积过滤非目标树冠,过滤前后对比如图 5 所示。由图 5 可以看出,过滤前图像中识别出多个树冠,过滤后可以得到目标树冠。根据目标树冠的识别和分割结果计算准确率、精确率、召回率和调和平均数,如表 2 所示。由表 2 可以得出, D_1 测试集的准确率、精确率和召回率均达到 91% 以上,表明模型可实现参与建模果园的单株树冠的精准识别与分割;数据集 D_2 未参与建模,并且与 D_1 在地理位置、地形、柑橘品种和树形等方面存在一定的差异,但是 D_2 测试集的单株树冠准确率、

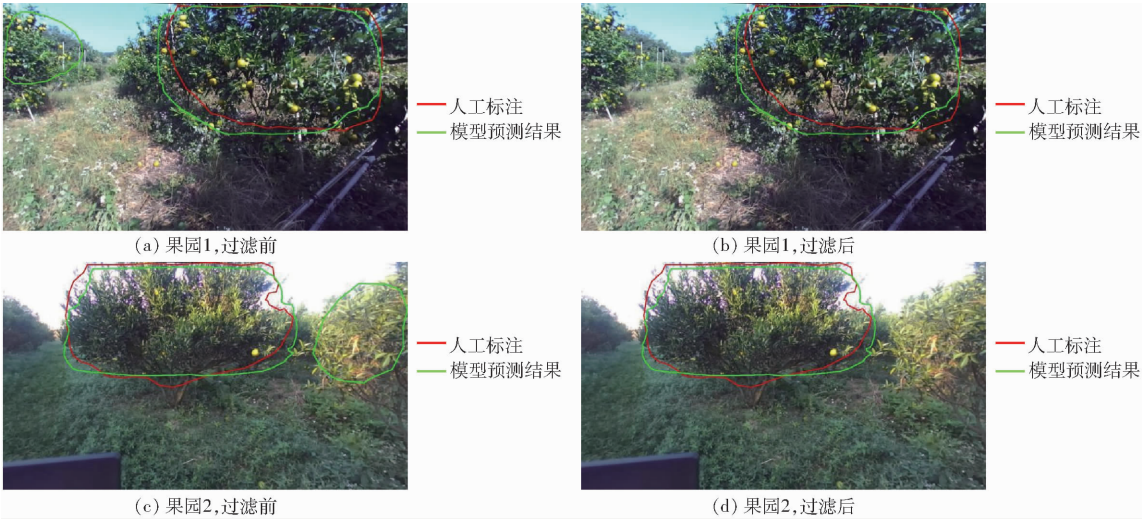


图 5 过滤前后对比图

Fig.5 Comparison before and after filtration

表 2 参与建模和未参与建模果园的预测结果

Tab.2 Test results of orchard with and without participation in modeling

评价指标	D_1	D_2	D_3
准确率/%	97	89	93
精确率/%	91	84	87
召回率/%	91	85	87
调和平均数/%	91	84	87
识别时间/s	0.26	0.26	0.26

精确率和召回率均在 84%~89% 之间,略低于 D_1 ,本测试集结果表明模型对于不同果园环境的单株树冠识别分割具有一定的适应性,可实现未参与建模果园的单株树冠的精准识别与分割。模型对 D_1 和

D_2 测试集中的单幅图像识别时间均为 0.26 s,因此可满足对靶喷药、病虫害防护、作物长势识别等作业的实时性要求。

为了进一步对比参与建模与未参与建模果园图像的识别结果,利用数据集 D_3 重新训练模型,模型参数与最优模型保持一致。用构建的新模型对 D_3 的 300 幅测试集图像中的柑橘树冠进行预测,结果如表 2 所示,相较于数据集 D_2 的准确率提高了 4 个百分点,精确率和调和平均数提高了 3 个百分点,召回率提高了 2 个百分点。此结果表明果园参与建模可获得更好的识别效果,应使模型训练集尽可能包含不同的果园,增加数据多样性。

综上所述,参与建模果园与未参与建模果园相

比,单株树冠预测结果的准确率、精确率和召回率高,识别分割效果更好。因此,后续研究中将增加模型训练集数据多样性,包括品种、季节、高度、树龄、采集时间、相机角度等,尽可能使类似预测的数据存在于数据集中。针对模型用于指定果园作业的情况,后续在建模过程中增加作业果园图像,以提高模型识别和分割性能。

2.2 与 SegNet 模型预测结果对比

SegNet^[25]与 Mask R-CNN 同样是基于 FCN 的语义分割网络,结构简单,在道路场景分割、行人检测和工件缺陷检测等任务中有较高的准确率,因此将 SegNet 模型对树冠识别效果与本文对比。SegNet 主要包括编码(Encoder)和解码(Decoder)2个过程。在 Encoder 过程中,利用卷积进行下采样提取特征;在 Decoder 过程中,利用卷积进行上采样,变大图像丰富信息,使得在 Pooling 过程丢失的信息可以通过学习在 Decoder 中得到。SegNet 中的卷积与传统 CNN 的卷积并没有区别。2种模型识别结果如图 6 所示,SegNet 模型背景的误识别区域更多。



图 6 2 种模型预测结果对比

Fig. 6 Comparison of prediction results of two algorithms

表 3 为本文模型和 SegNet 模型在数据集 D_1 和 D_2 测试集上的评价指标结果,SegNet 模型的召回率高于精确率,进一步说明 SegNet 模型更容易将背景误识别为目标树冠;并且与本文模型相比准确率、精

表 3 2 种模型评价指标结果对比

Tab.3 Comparison of evaluation index results of two algorithms

评价指标	本文模型		SegNet 模型	
	D_1	D_2	D_1	D_2
准确率/%	97	89	93	84
精确率/%	91	84	85	79
召回率/%	91	85	86	80
调和平均数/%	91	84	85	79
识别时间/s	0.26	0.26	0.26	0.26

确率、召回率低约 5 个百分点,识别分割效果略差,表明本文模型相较于 SegNet 模型有更好的识别分割效果。

2.3 模型影响因素分析

通过对准确率和调和平均数较低图像的共性分析,确定模型的影响因素。准确率和调和平均数较低图像(图 7)的共性主要有 2 点:①图像树冠中树枝暴露、叶片较少,健康状态欠佳。②非目标树冠占比较多,目标树冠边缘不明显,且由于图像光线暗、饱和度低,人工标注目标树冠难度已较大。因此,模型的影响因素为树冠形态、非目标树冠占比、光线强度。图像中目标树冠和非目标树冠深度信息有所不同,在接下来的研究中将尝试利用 3D 相机,结合图像深度信息,提高单株树冠识别准确率。



图 7 准确率低的图像分割结果

Fig.7 Prediction image with low accuracy

3 结论

(1)构建的基于 Mask R-CNN 单株树冠的识别与分割模型,能精准快速识别并分割复杂环境下的单株柑橘树冠,基本上可满足果园精准作业过程中的树冠识别要求。分割参与建模的果园树冠,准确率为 97%,识别时间为 0.26 s。该模型对不同品种、不同环境的果园具有一定的适应性,对未参与建模的新柑橘品种和不同地貌环境的果园预测准确率为 89%。

(2)与 SegNet 模型相比,本文模型准确率、精确率和召回率均高约 5 个百分点,说明在非目标树冠较多的复杂果园图像中具有较好的识别分割效果。

(3)所建模型的影响因素为树冠形态、非目标树冠占比以及光线强度。在后续研究中将利用 3D 相机,结合图像深度信息,进一步提高单株树冠识别准确率。

参 考 文 献

[1] 刘爱民,封志明,徐丽明. 现代精准农业及我国精准农业的发展方向[J]. 中国农业大学学报,2000,5(2):20-25.
LIU Aimin, FENG Zhiming, XU Liming. The modern precision agriculture and technological system[J]. Journal of China Agricultural University, 2000, 5(2): 20-25. (in Chinese)

[2] 王永振,樊桂菊,张昊. 果园作业平台的研究现状及发展趋势[J]. 中国果树,2018(1):105-108.

[3] 王万章,洪添胜,陆永超,等. 基于超声波传感器和 DGPS 的果树冠径检测[J]. 农业工程学报,2006,22(8):158-161.
WANG Wanzhang, HONG Tiansheng, LU Yongchao, et al. Performance of tree canopy diameter measurement based on

- ultrasonic sensor and DGPS[J]. Transactions of the CSAE,2006,22(8):158-161. (in Chinese)
- [4] 俞龙,洪添胜,赵祚喜,等. 基于超声波的果树冠层三维重构与体积测量[J]. 农业工程学报,2010,26(11):204-208.
YU Long, HONG Tiansheng, ZHAO Zuoxi, et al. 3D-reconstruction and volume measurement of fruit tree canopy based on ultrasonic sensors [J]. Transactions of the CSAE,2010,26(11):204-208. (in Chinese)
- [5] 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 and Geoinformation,2016,52:82-94.
- [6] WANG J, CHEN X, CAO L, et al. Individual rubber tree segmentation based on ground-based LiDAR data and Faster R-CNN of deep learning[J]. Forests,2019,10(9):793-813.
- [7] CSILLIK O, CHERBINI J, JOHNSON R, et al. Identification of citrus trees from unmanned aerial vehicle imagery using convolutional neural networks[J]. Drones,2018,2(4):39-45.
- [8] YIANNIS A, VICTOR P. UAV-based high throughput phenotyping in citrus utilizing multispectral imaging and artificial intelligence[J]. Remote Sensing,2019,410(11):1-19.
- [9] 张富贵,袁奎,沈明明,等. 变量喷雾中果树图像不同分割方法[J]. 中国农机化学报,2014,35(5):81-86.
ZHANG Fugui, YUAN Kui, SHEN Mingming, et al. Different methods of fruiter image segmentation in variable-rate spray[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2014,35(5):81-86. (in Chinese)
- [10] 沈明明,张富贵,吴雪梅,等. 变量喷雾系统中果树冠幅检测方法研究[J]. 图学学报,2013,34(5):119-124.
SHEN Mingming, ZHANG Fugui, WU Xuemei, et al. A method for detecting fruiter crown diameter in variable-rate spray system[J]. Journal of Graphics,2013,34(5):119-124. (in Chinese)
- [11] YAQOOB M, JIN Z, XIN Z, et al. Apple tree trunk and branch segmentation for automatic trellis training using convolutional neural network based semantic segmentation[J]. IFAC PapersOnLine,2018,51(17):75-80.
- [12] 杨长辉,王卓,熊龙烨,等. 基于 Mask R-CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(8):22-30.
YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R-CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(8):22-30. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190803&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.003. (in Chinese)
- [13] LIU Y P, YANG C H, LING H, et al. A visual system of citrus picking robot using convolutional neural networks[C]//The 2018 5th International Conference on Systems and Informatics, 2018:344-349.
- [14] 毕松,高峰,陈俊文,等. 基于深度卷积神经网络的柑橘目标识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(5):188-193.
BI Song, GAO Feng, CHEN Junwen, et al. Detetion method of circuit based on deep convolution neutral work [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(5):188-193. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190521&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.021. (in Chinese)
- [15] 刘小刚,范诚,李佳念,等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(2):237-244.
LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(2):237-244. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=2002026&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.026. (in Chinese)
- [16] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017:2980-2988.
- [17] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2017:936-944.
- [18] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T, et al. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactionson Pattern Analysis and Machine Intelligence,2017,39(4):640-651.
- [19] RUSSELL B C, TORRALBA A, MURPHY K P, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. International Journal of Computer Vision,2008,77(1-3):157-173.
- [20] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016:770-778.
- [21] XIE S, GIRSHICK R, DOLLAR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), Honolulu, USA,2017:5987-5995.
- [22] ALEXANDER N, GOOL L V. Efficient non-maximum suppression[C]//18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR),2006:850-855.
- [23] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile,2015:1440-1448.
- [24] 张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2010.
- [25] VIJAY B, ALEX K, ROBERTO C. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2017,39(12):2481-2495.