

智慧农业

基于Darknet深度学习框架的桃花检测方法*

郭涛¹, 郭家², 李宗南¹, 邱霞¹, 王思^{1*}

(1. 四川省农业科学院遥感与数字农业研究所, 成都 610066; 2. 福州大学, 数字中国研究院 (福建), 福建福州 350108)

摘要:【目的】为实现果园自然场景下智能农业机器人对桃花的准确、快速、有效检测。【方法】文章采用相机获取桃花图片数据, 通过LabelImg软件进行人工标记建立桃花目标识别的检测样本数据集, 训练Darknet深度学习框架下的YOLO v4模型对桃花进行识别。【结果】模型精度评估表明, YOLO v4模型的平均准确率MAP值(86%)比Faster R-CNN的MAP值(51%)高出35%。【结论】YOLO v4与经典的算法相比, 对各种自然环境下的桃花检测具有较好的实时性和鲁棒性, 可为精准识别桃花提供重要参考价值, 桃花精准识别为疏花疏果作业奠定了基础。

关键词: Darknet; Faster R-CNN; 桃花识别; 目标检测; 自然场景

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20210603

0 引言

目前, 果园数字化研究手段和技术发展相对滞后, 主要体现在管理粗放、数字化水平低等方面。提升果树数字化和构建园区精准管理体系是实现果园数字化和智能化的主要方式^[1-2]。借助机器视觉、大数据和智能农业机器人实现花果的快速有效检测是果园精准管理研究的热点方向。

国内外关于机器视觉方法在花果自动化检测方面的研究取得了一定的进展。Philippe等^[3]采用深度学习提取苹果花特征, 采用SVM进行训练, 识别精度约90%。赵春江等^[4]提出了级联卷积神经网络对番茄花期进行识别, 改进了金字塔花束提取神经网络, 实现了番茄局部特征提取, 并在机器人上进行了验证, 准确度达85.18%。赵辉等^[5]基于改进YOLO v3在复杂环境下识别苹果果实, 主要结合了Darknet53中残差网络与CSPNet, 将NMS替换为Soft NMS, 在测试集上MAP值达到96.3%, 同时体现出良好的鲁棒性和实时性。为了对苹果果实遮挡情况进行识别, 荆伟斌等^[6]采用以VGG16为特征网络的Faster R-CNN对苹果遮挡进行识别, 识别精度91%。陈柯屹等^[7]通过融合动态区域卷积神经网络, 改进Faster R-CNN对田间棉花顶芽进行识别, 识别平均准确率98.1%。在轻

收稿日期: 2021-10-20

第一作者简介: 郭涛(1990—), 硕士、工程师。研究方向: 模式识别与人工智能、数字农业、智慧农业。

Email: guotao3s@163.com

* 通信作者简介: 王思(1985—), 硕士、副研究员。研究方向: 数字农业、智慧农业。Email: frankly@163.com

基金项目: 四川省科技计划项目“农业大数据资产管理及智能分析应用系统”(2021YFG0028)

量化视觉算法方面,吕石磊等^[8]基于改进YOLO v3-LITE轻量级神经网络,对柑橘进行识别,使用MobileNet-v2作为模型的骨干网络,将混合训练和迁移学习相结合,具有识别准确率高及速度快等优点。综上所述,在农业工程中应用的机器视觉算法以深度学习框架和迁移学习为主体,在原有基础上拓展出一系列变体^[9]。

Darknet是一个开源的深度学习框架,它具有运算时间短、速度快等优点,将Tiny Darknet、Darknet Go、RNNs in Darknet和YOLO等这些模型集成到Darknet框架中^[10]。基于此,文章以成都市龙泉驿现代农业园区基地的桃花作为对象,基于采集的大量桃花初花期、盛花期和末花期阶段样本,利用Darknet深度学习框架的YOLO v4模型识别桃花,并与Faster R-CNN模型结果进行对比,评估模型精度。该文拟通过桃花的精准识别,建立桃花树形和生长数字库,以期为桃花精准疏花疏果作业奠定基础,为果园数字化的精准管理提供决策服务。

1 研究数据与方法

1.1 研究数据

(1) 图像获取

2021年2—4月在成都市龙泉驿现代农业园区基地收集不同桃花期的图片数据1 300张。在拍摄过程中模拟机器人的操作过程,以不同角度和不同拍摄距离,使得采集的图像基本上包括了不同姿态、大小、光照、背景及花朵重叠或遮挡等情况。对每幅图像进行质量检查,将无效的图像剔除,最终筛选出732张桃花及花形图像(图1),分辨率为4 032×3 024(像素),用于模型训练、验证和测试。



图1 自然场景下的桃花图像示例

Fig.1 Examples of peach blossom images in natural scene

(2) 数据集制作

利用Labellmg软件将图像中目标花所在区域进行手工标注矩形框,其中有桃花的地方标签类别设置为taohua。标注完成后,将xml格式的标签数据转成YOLO v4模型所需的.txt文件,Faster R-CNN采用.xml格式的标签数据。将数据集按照7:2:1的比例随机划

2021年12月

分为训练、验证和测试数据集。

(3) 数据增强

在模型输入之前, 为了能够使样本识别复杂场景, 对样本进行了数据增强处理, 即随机裁剪、随机翻转、随机拉伸、随机失真、加入马赛克干扰等操作, 以扩充检测目标的样本背景, 同时增加了目标样本数量。

1.2 研究方法

桃花检测技术(图2), 分3个步骤: (1) 建立样本库, 以不同拍摄角度和距离收集不同花期桃花样本, 并进行筛选、人工标注和数据增强等预处理, 建立训练样本数据集; (2) 搭建训练桃花检测模型, 采用Darknet深度学习框架下的YOLO v4模型, 加入样本数据集提取桃花特征, 训练最优网络模型, 最终实现桃花识别; (3) 评估模型精度, 采用平均损失率、平均准确率、召回率等参数对模型进行精度评估, 对比分析经典Faster R-CNN模型, 测试YOLO v4模型的鲁棒性。

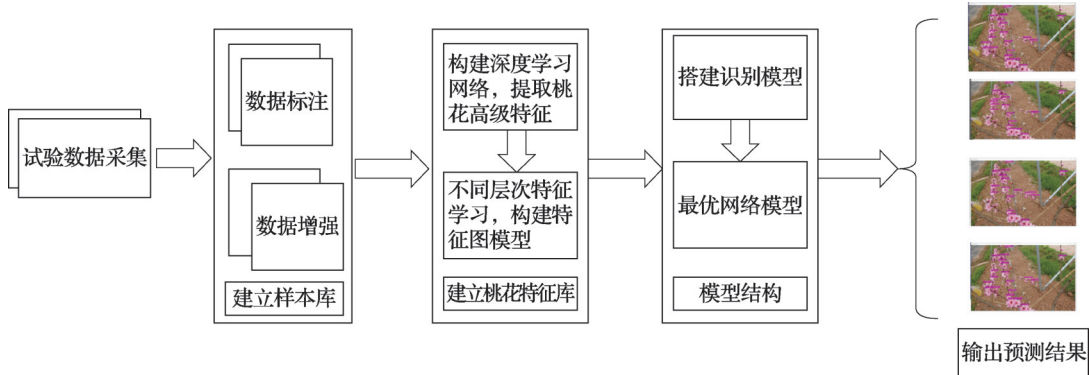


图2 桃花识别技术流程

Fig.2 A technical framework for peach blossom identification

1.2.1 Darknet深度学习框架

该研究采用Darknet轻型的基于C和CUDA的开源深度学习框架, 具有易于安装且移植性好的特点, 支持CPU和GPU计算方式^[11]。

YOLO v4是Darknet深度学习框架的模型之一, 已有研究表明YOLO v4检测速度和精度表现出较好的鲁棒性, 也是应用最广泛的目标检测算法^[12-13]。YOLO v4主要由4部分组成, 即输入、主干网络、颈部网络和预测输出。该文针对自然环境下不同花期的桃花, 采用YOLO v4进行识别, 主干网络采用CSPDarknet53网络、Mish激活函数和Dropblock, 增强了CNN的学习能力同时确保了准确性, 其次降低了计算瓶颈。颈部网络在主干网络和最后输出层之间插入了SPP模块和FTP+PAN结构。在预测输出采用CIOW_LOSS损失函数^[14]。为了能够让该算法高效识别桃花, 主要针对width、height、weights等算法参数进行调优^[15]。

1.2.2 Faster R-CNN模型结构

Faster R-CNN是由Ren S等^[16]提出的一种用于目标检测的学习模型, 它是基于

RCNN和Fast-RCNN模型改进的模型，主要对候选框方法进行改进，即舍去了选择性搜索法，新提出了区域候选网络用于生成桃花检测的候选区域^[17-18]，大大减少了区域生产数量，并确保了目标检测的精度。Faster R-CNN模块是一个两阶段目标检测主流框架，两个阶段是以分类为基础的目标检测^[16]。采用Faster R-CNN进行桃花识别即按两阶段思想开展（图3），（1）卷积神经网络对输入的桃花样本进行特征提取，并产生特征图，获取目标物每张样本上位置，并在上面生成网络RPN，然后对样本上候选区域目标划分前景、后景进行分类计算并对计算得分，生成目标候选区。（2）对目标候选区进行进一步分类和边框回归来预测桃花识别的置信度及所在位置的边框。

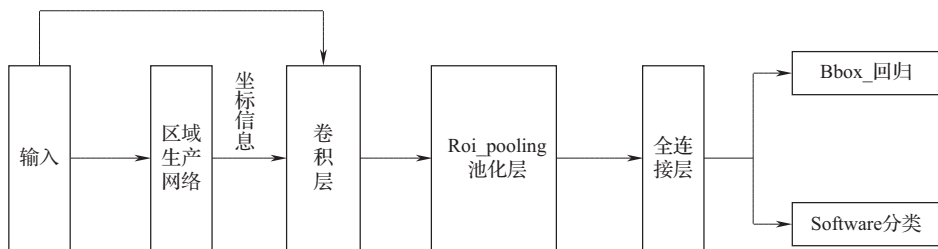
图3 Faster R-CNN网络结构^[16,20]

Fig.3 Faster R-CNN network structure

实验采用VGG16^[19]作为桃花特征提取的网络模型。利用VGG16的多层次网络信息，通过调整模型的运行学习率、权重和迭代次数等参数，对模型进行训练。将图像输入到Faster_RCNN网络结构中，batch_size设置为64，迭代2万次，每一次迭代之后用验证数据集计算平均损失率、平均准确率和召回率这3个指标。

1.3 精度评估

该研究采用平均损失率L、平均准确率MAP、召回率R这3项指标对YOLO v4和Faster R-CNN模型计算结果进行精度评估。将整个数据集按照7:2:1的比例分为训练数据集512个，验证数据集146个和测试数据集74个。Faster_RCNN和YOLO V4选用的训练数据集、验证数据集和测试数据集完全一致。Faster_RCNN模型都是迭代2万次，设置每隔2 000次自动保存一次模型。在训练完成之后，选取不同图片背景下拍摄的桃花（包括蓝天背景、土地背景和其它桃花背景）用不同网络训练所得精度最高的模型作对比，分析不同模型在不同拍摄背景下的识别效果。

2 结果与分析

2.1 实验运行环境

该研究实验Darknet和Faster-RCNN所用环境部署在塔式服务器，具体配置是：处理器Intel Xeon (R) CPU E5-2650 V4@2.20GHZ，运行内存为64G，固态硬盘4TB；NVIDIA CUDA 10.2，windows 10专业版。编程语言是Python，深度学习框架是TensorFlow和OpenCV 3.4，源码在Visual studio 2019中进行编译和运行。

2021 年 12 月

2.2 实验设计

2.2.1 不同参数下的桃花识别结果

为了获得更高的桃花识别准确率,采用微调模型结果方法对 YOLO v4 模型进行微调。研究了 4 种不同参数下(表 1)的桃花识别结果(图 4a~d)。微调模型步骤:(1)固定 batch=64 和 width=608, height=608 情况下,选择 subdivision=32 和 64, stride=2 和 4 进行桃花识别(第一组和第二组参数对比),识别结果如图 4a~b 所示;(2)在步骤 1 基础上,固定 batch=64 和 subdivision=64 情况下,选择 width=640, height=640, stide=4, (第三组参数和第四组参数),识别结果如图 4c~d 所示。同理,固定 batch=64, subdivision=32 或 64, width=608 或 640, height=608 或者 640, stride=2 或者 4, 依次类推,比较第一组和第四组等。如表 2 所示,不同参数模型平均准确率由高到低依次是:第二组参数、第三组参数、第一组参数和第四组参数。其中,第二组参数结果比较理想。

表 1 YOLO v4 桃花识别结果不同参数设置

Table 1 Different parameter Settings of YOLO V4 peach blossom identification results

第一组参数	第二组参数	第三组参数	第四组参数
batch=64	batch=64	batch=64	batch=64
subdivisions=64	subdivisions=32	subdivisions=64	subdivisions=64
width=608	width=608	width=640	width=640
height=608	height=608	height=640	height=640
stride=2	stride=4	stride=2	stride=4

表 2 YOLO v4 不同参数下的模型精度

Table 2 YOLO v4 model accuracy under different parameters

	第一组参数	第二组参数	第三组参数	第四组参数
平均损失率 L	13.11	17.03	16.44	18.95
平均准确率 MAP	0.85	0.86	0.85	0.83
召回率 R	0.97	0.97	0.98	0.97

2.2.2 自然场景下的桃花识别结果

该研究利用制作的数据集对参数下的 YOLO v4 进行训练,得到最优模型(表 1 第二组参数)之后。用 Faster R-CNN 在不同场景下(背景值是蓝天、土地和其他)进行训练。其中, YOLO v4 具体训练参数为: batch=64, subdivisions=32, 网络的宽度和高度都为 608, 网络的通道数为 3, 初始学习率 0.001, 衰减系数为 0.9, 动量设置为 0.949。不同拍摄背景下图片的检测结果如图 5 所示。同理,对 Faster R-CNN 进行训练,具体训练初始参数学习率=0.001, batch_size=64, 迭代 20 000 次,在分割阈值为 0.1 的情况下,桃花检测结果如图 6 所示。由表 3 可知, Faster R-CNN (阈值 0.5) MAP 值只有 0.42。为了研究分割阈值如何作用于识别精度,分别取阈值等于 0.1 和 0.01, Faster R-CNN (阈值 0.1) 和 Faster R-CNN (阈值 0.001) 的 MAP 是 0.5 和 0.51 (表 3),表明随着分割阈值减少,平均准确率有所提升,桃花预测结果如图 7~8 所示。



图 4 YOLO v4 模型不同参数下桃花检测结果

Fig.4 Peach blossom detection results under different parameters in YOLO v4 model.



图 5 YOLO v4 模型自然场景下(蓝天、土地和其他)的桃花检测结果

Fig.5 Peach blossom detection results of YOLO v4 model under natural scenarios (blue sky, land and others)

2021 年 12 月

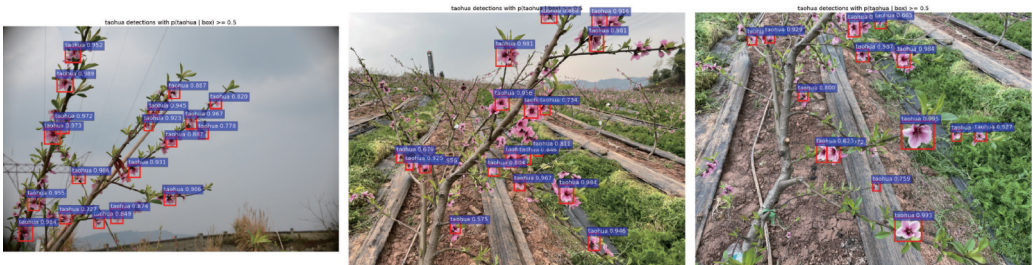


图6 Faster_RCNN 模型背景为 (蓝天、土地和其他) 概率大于 0.5 下的桃花检测结果
Fig.6 Peach blossom detection results of the Faster RCNN model with the probability of the background (blue sky, land and others) greater than 0.5.

表 3 不同模型桃花识别算法精度实验对比

Table 3 Experimental comparison of accuracy of peach blossom identification algorithm in different models

	YOLO v4(閾值0.5)	Faster R-CNN (閾值0.5)	Faster R-CNN (閾值0.1)	Faster R-CNN (閾值0.01)
平均损失率L	17.03	0.80	0.80	0.80
平均准确率MAP	0.86	0.42	0.51	0.51
召回率R	0.97	0.36	0.39	0.39

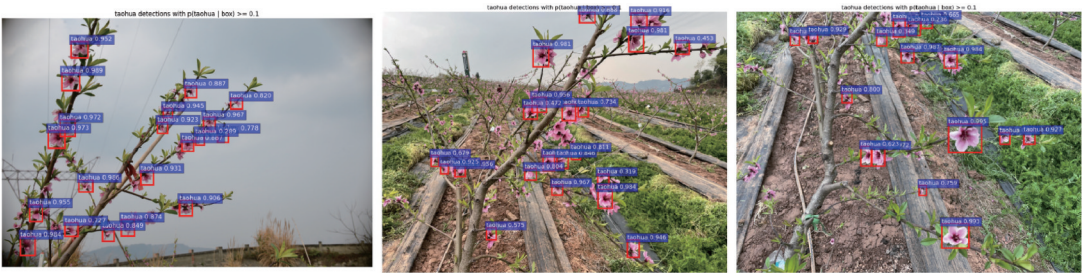


图7 Faster_RCNN 模型背景为 (蓝天、土地和其他) 概率大于 0.1 下的桃花检测结果
Fig.7 Peach blossom detection results of the Faster RCNN model with the probability of the background (blue sky, land and others) greater than 0.1.



图8 Faster_RCNN 模型背景为 (蓝天、土地和其他) 概率大于 0.01 下的桃花检测结果
Fig.8 Peach blossom detection results of the Faster RCNN model with the probability of the background (blue sky, land and others) greater than 0.01.

3 结论与讨论

为快速准确识别自然环境下果园的桃花, 该研究基于Darknet深度学习框架, 建立YOLO v4模型, 对不同拍摄角度、距离和不同花期的桃花进行了识别, 并以经典的Faster R-CNN模型为参照, 精度评价结果显示Darknet框架在提取桃花特征和预测方面具有一定的优势, 识别准确率较高, 整体性能优于Faster R-CNN模型, 能满足在自然场景下桃花自动识别的准确性和实时性要求。该模型可应用于其他果园品类的花识别机器人视觉系统中, 具有较好的泛化性。

该研究可为果园智能感知提供有效的技术支持, 但受限于系统环境和GPU等硬件设备, 目前只能在服务端环境下进行研究。为了能够使得该研究成果能够在果园落地, 后期研究将考虑优化的轻量级模型, 以便移植到便携式设备, 如树莓派、智能农业机器人、智能手机等平台中, 并搭载相机, 进行桃花识别和计数。此外, 该研究主要是针对果园桃花进行了识别, 在后续研究中可将迁移学习算法结合进来, 进行模型参数和共性特征迁移, 实现果园不同品种的果树和不同场景中下的目标物识别, 从而提高模型识别泛化能力。

参考文献

- [1] 吴升, 温维亮, 王传宇, 等. 数字果树及其技术体系研究进展. 农业工程学报, 2021, 37(9): 350-360.
- [2] 吴文斌, 史云, 段玉林, 等. 天空地遥感大数据赋能果园生产精准管理. 中国农业信息, 2019, 31(4): 1-9.
- [3] Philipe A. Dias, Amy Tabb, Henry Medeiros. Apple flower detection using deep convolutional networks. *Computers in Industry*, 2018, 99: 17-28.
- [4] 赵春江, 文朝武, 林森, 等. 基于级联卷积神经网络的番茄花期识别检测方法. 农业工程学报, 2020, 36(24): 143-152.
- [5] 赵辉, 乔艳军, 王红军, 等. 基于改进YOLO V3的果园复杂环境下苹果果实识别. 农业工程学报, 2021, 37(16): 127-135.
- [6] 荆伟斌, 李存军, 竟霞, 等. 基于深度学习的苹果树侧视图果实识别. 中国农业信息, 2019, 31(5): 75-83.
- [7] 陈柯屹, 朱龙付, 宋鹏, 等. 融合动态机制的改进型Faster R-CNN田间棉花顶芽识别. 农业工程学报, 2021, 37(16): 161-168.
- [8] 吕石磊, 卢思华, 李震, 等. 基于改进YOLO V3-LITE轻量级神经网络的柑橘识别方法. 农业工程学报, 2019, 35(17): 205-214.
- [9] 张瑞青, 李张威, 郝建军, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络花生荚果等级图像识别. 农业工程学报, 2020, 36(23): 171-180.
- [10] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. Scaled-YOLOv4: scaling cross stage partial network. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2021, 13029-13038.
- [11] Hendry, Chen R C. Automatic license plate recognition via sliding-window Darknet-Yolo deep learning. *Image and Vision Computing*, 2019, 87: 47-56.
- [12] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M, et al. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection. arXiv preprint arXiv, 2020: 2004.10934.
- [13] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection. *Computer Vision & Pattern Recognition*, 2016.
- [14] 蔡舒平, 孙仲鸣, 刘慧, 等. 基于改进型YOLOV4的果园障碍物实时检测方法. 农业工程学报, 2021, 37(2): 36-43.
- [15] 张兆国, 张振东, 李加念, 等. 采用改进YoloV4模型检测复杂环境下马铃薯. 农业工程学报, 2021, 37(22): 170-178.
- [16] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *In*

2021 年 12 月

- IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [17] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2014: 580–587.
- [18] Girshick R. Fast r-cnn. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. IEEE*, 2015: 1440–1448.
- [19] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv*, 2014: 1409. 1556.
- [20] 王兴, 康俊锋, 刘学军, 等. 实施农业典型地物改进 Faster R-CNN 识别方法. *地球信息科学学报*, 2019, 21(9): 1444–1454.

The peach blossom detection method based on darknet deep learning framework

Guo Tao¹, Guo Jia², Li Zongnan¹, Qiu Xia¹, Wang Si^{1*}

(1. Institute of Remote Sensing and Digital Agriculture, Sichuan Academy of Agricultural Sciences, Chengdu 610066, China; 2. The Academy of Digital China (Fujian), Fujian Fuzhou 350116, China)

Abstract: [**Purpose**] The purpose is realize the accurate, rapid and effective detection of peach blossom by intelligent agricultural robot in natural orchard scene. [**Method**] the camera is used to get peach blossom's image data, and Labellmg software is used for manual marking to establish a detection sample dataset for peach blossom target identification, and YOLO v4 model under Darknet deep learning framework is trained to identify peach blossom. [**Result**] The accuracy evaluation of the model showed that the MAP accuracy of YOLO v4 model is 86%, 35% higher than that of Faster R-CNN, which was 51%. [**Conclusion**] Compared with the traditional algorithm, the YOLO v4 algorithm has better real-time performance and robustness for peach blossom detection in various natural environments, which has important reference value for accurate peach blossom recognition identification which further lays a foundation for accurate peach blossom and fruit thinning.

Key words: Darknet; Faster R-CNN; peach blossom identification; target detection; natural scene