

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.017

基于改进卷积神经网络的在体青皮核桃检测方法

樊湘鹏¹ 许 燕^{1,2} 周建平^{1,2} 刘新德¹ 汤嘉盛¹ 魏禹同¹

(1.新疆大学机械工程学院, 乌鲁木齐 830047; 2.新疆维吾尔自治区农牧机器人及智能装备工程研究中心, 乌鲁木齐 830047)

摘要: 采摘机器人对核桃采摘时,需准确检测到在体核桃目标。为实现自然环境下青皮核桃的精准识别,研究了基于改进卷积神经网络的青皮核桃检测方法。以预训练的 VGG16 网络结构作为模型的特征提取器,在 Faster R - CNN 的卷积层加入批归一化处理、利用双线性插值法改进 RPN 结构和构建混合损失函数等方式改进模型的适应性,分别采用 SGD 和 Adam 优化算法训练模型,并与未改进的 Faster R - CNN 对比。以精度、召回率和 F1 值作为模型的准确性指标,单幅图像平均检测时间作为速度性能评价指标。结果表明,利用 Adam 优化器训练得到的模型更稳定,精度高达 97.71%,召回率为 94.58%,F1 值为 96.12%,单幅图像检测耗时为 0.227 s。与未改进的 Faster R - CNN 模型相比,精度提高了 5.04 个百分点,召回率提高了 4.65 个百分点,F1 值提升了 4.84 个百分点,单幅图像检测耗时降低了 0.148 s。在园林环境下,所提方法的成功率可达 91.25%,并且能保持一定的实时性。该方法在核桃识别检测中能够保持较高的精度、较快的速度和较强的鲁棒性,能够为机器人快速长时间在复杂环境下识别并采摘核桃提供技术支撑。

关键词: 青皮核桃; 采摘机器人; 目标检测; 卷积神经网络; 改进 Faster R - CNN

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0149-07 OSID: 

Green Walnut Detection Method Based on Improved Convolutional Neural Network

FAN Xiangpeng¹ XU Yan^{1,2} ZHOU Jianping^{1,2} LIU Xinde¹ TANG Jiasheng¹ WEI Yutong¹

(1. College of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China
2. Agriculture and Animal Husbandry Robot and Intelligent Equipment Engineering Research Center of Xinjiang Uygur Autonomous Region, Urumqi 830047, China)

Abstract: In order to realize precise detection of green walnut in natural environment, Faster R - CNN algorithm was improved with three methods for higher adaptability, including batch normalization processing of convolution layer, improved RPN using bi-linear interpolation and the establishment of mixed loss function to strengthen the cohesion of the model. The pre-trained VGG16 network was used as feature extractor, and SGD and Adam optimization methods were adopted to training model respectively. The improved Faster R - CNN model was compared with Faster R - CNN model under the same test conditions. Images of different resolution were used as inputs to explore the impact of image sizes on model performance. Precision, recall rate and F1 value were used as the accuracy indexes of the model, and average detection time per image was used to evaluate the speed performance. The investigation showed that the model trained by Adam optimizer was more stable, its precision was 97.71%, the recall rate was 94.58%, and the F1 value was 96.12%. The single image detection time was 0.227 s. The precision of improved Faster R - CNN was 5.04 percentage points higher than that of the unimproved Faster R - CNN model, the recall rate was increased by 4.65 percentage points and the F1 index was increased by 4.84 percentage points. Besides, image detection time per image was decreased by 0.148 s. The proposed method was verified to obtain the success rate of 91.25% in the walnut garden environment. The proposed method had high precision, fast speed and good robustness for walnut recognition under natural condition, which can provide a basis for the robot to recognize and pick walnuts in a complex environment quickly for a long time.

Key words: green walnut; harvesting robot; target detection; convolutional neural network; improved Faster R - CNN

收稿日期: 2020 - 10 - 02 修回日期: 2020 - 10 - 26
基金项目: 新疆维吾尔自治区研究生科研创新项目(XJ2019G033)、国家级大学生创新创业训练项目(201810755079S)和叶城县农产品销售“双线九进”和沪喀品牌推广项目(KSHSY - 2019 - 09 - 01)
作者简介: 樊湘鹏(1993—),男,博士生,主要从事机电控制与农业信息化研究,E-mail: 1509324673@163.com
通信作者: 周建平(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事机电控制与机器人和农业信息化研究,E-mail: linkzhou@163.com

0 引言

新疆是中国第二大核桃主产区,种植面积达 35 万 hm^2 ,年产量近 70 万 t,核桃产业收入占产区农民总收入的 40% 以上,已成为新疆地区国民经济支柱之一^[1]。传统依靠人工用长杆对核桃枝敲打使其振落的方式劳动强度大且效率低、成本高。采用大型振动机收获时,如果振动幅度和频率过小则落果效能低,若振动过大则损伤树枝树体。利用机器人采摘系统可以减轻果园劳动者的负担,提高核桃收获效率,避免对核桃树体的损伤。在自然条件下,核桃园林存在光线变化大、相互遮挡等现象,对核桃的精准检测至关重要。

传统机器视觉方法虽然可以实现基本的果实识别^[2],但复杂环境中的目标特征提取困难、准确率低且鲁棒性差,通常情况下一次只能识别单个果实目标,很难满足实际工作需求。随着深度学习和 GPU 技术的不断发展,基于卷积神经网络的机器视觉目标检测方法表现出巨大的优越性^[3],已被广泛应用于非线性目标检测和图像识别领域^[4-6],在植物分类^[7]、病虫害草识别^[8-10]、表型信息解析^[11]和果实识别分类^[12-13]等方面均有较大进展。

研究人员利用卷积神经网络及其改进算法对果实进行检测识别,并取得了较好的成果^[2,14-20],但在该领域仍然存在以下问题:现有研究多集中于桃子、苹果、柑橘、番茄等较大目标,对于自然环境下的青皮核桃识别鲜有研究,核桃目标小且颜色与背景相近,上述方法直接用于核桃识别效果不佳;多数研究方法未能将建立的方法和模型部署到采集设备

中,缺乏实际应用的效果检验。因此,本文以自然环境下的青皮核桃为研究对象,以 Faster R-CNN 模型作为卷积神经网络主体,利用预训练的 VGG16 作为 Faster R-CNN 的特征提取器,对模型结构进行适应性改进并开展核桃检测试验验证。

1 数据集获取和数据增强

1.1 试验数据的获取

试验所需图像在新疆维吾尔自治区叶城县巴仁乡核桃产业研究示范园中采集,利用华为 Honor play 手机拍摄,采集周期为 20 d,分别在晴天和阴天的早、中、晚不同时刻(10:00—18:00)进行。画面背景包括均匀光照、不均匀光照、重叠、遮挡、风沙覆盖等类型,拍摄时相机和最近的目标距离保持在 30~70 cm,图像保存格式为 JPG,尺寸为 4 608 像素×3 456 像素(宽高比为 4:3),选取符合条件的图像共 3 000 幅。

1.2 数据增强和标注

卷积神经网络往往需要大量的训练样本才能有效提取图像特征输出识别结果。为增加数据特征多样性和数据库的大小,采用有监督的几何变换、颜色变换等增强方式扩充数据集(增强后的样本效果如图 1 所示),将相应的数据集扩充到原来的 8 倍,图像数量为 24 000 幅。通过数据增强可以减少模型训练阶段的过拟合现象,提升网络的泛化性能。利用 Labellmg 工具标注出核桃,按照 PASCAL VOC2007 标准存储,将图像尺寸缩放至 768 像素×576 像素。总样本的 80% 用于模型训练,剩余的 20% 用于测试。

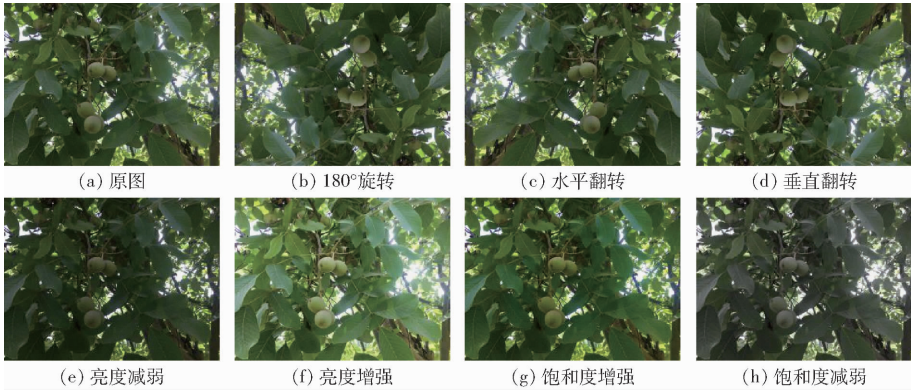


图 1 原图及图像增强效果

Fig. 1 Original image and image augmentation effects

2 基于改进 Faster R-CNN 的核桃识别模型

2.1 Faster R-CNN 算法

Faster R-CNN 算法是 REN 等^[21]提出的二阶段检测算法,该算法采用快速的 RPN 代替费时的

Select research 算法。Faster R-CNN 模型结构和原理如图 2 所示,其主要包括特征提取器(Feature extractor)、RPN 和 Fast R-CNN 模块。特征提取器能够自动提取图像目标特征,并将所得特征共享给后续的 RPN 和 Fast R-CNN,从而将 RPN 与 Fast

R-CNN 组合成一个网络,有效提高了候选框的生成速度和检测效率。在 Faster R-CNN 模型框架下,常用的特征提取器结构有 ZFNet、VGGNet、ResNet 和 Inception 等系列^[22]。VGG16 特征提取器采用了相对较小的卷积核尺寸(3×3)和最大池化尺寸(2×2),在保证感受野的同时可有效提取细粒度特征,因此选取 VGG16 作为模型的特征提取器。

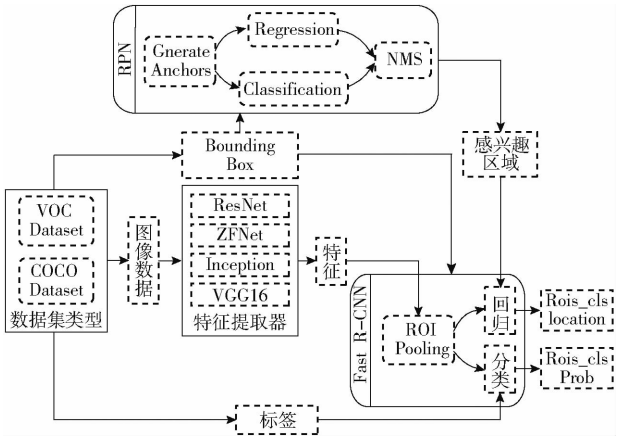


图 2 Faster R-CNN 模型结构和原理

Fig. 2 Structure and principle of Faster R-CNN model

2.2 Faster R-CNN 的结构改进

准确检测自然条件下获取图像中的核桃目标的关键是提取目标的多种有效特征。将 Faster R-CNN 直接用于自然环境下的核桃目标检测时效果不佳,原因在于:①Faster R-CNN 虽然具有较高的精度,但是速度上并不能满足实时的要求。②Faster R-CNN 区域建议网络在选择感兴趣区域后的 ROI Pooling 操作过程中对采样点的取整量化会导致精度损失。③在自然条件下,核桃的颜色和叶片的颜色具有很高的相似性,容易导致识别错误。因此,本文对这些方面进行改进,来加快网络收敛速度,提高模型精度和泛化能力。

2.2.1 批归一化处理

通过在每层卷积层后加入批归一化处理层,对图像特征值进行归一化处理,可以把逐渐在非线性函数映射后向取值区间极限饱和区靠拢的输入分布强制拉回到均值为 0、方差为 1 的标准正态分布范围,能够有效避免梯度消失和梯度爆炸,提高收敛速度和准确率,起到增益网络的作用。

2.2.2 双线性插值算法改进区域建议网络

区域建议网络在 ROI Pooling 操作时会把缩放后的非整数采样点坐标进行 2 次取整量化,导致小数点后的精度损失,使得特征图上映射的区域建议框产生偏差。因此,本文采用 HE 等^[23]提出的双线性插值算法处理特征图来改进区域建议网络。如图 3 所示,双线性插值算法基本原理是将某点的坐

标值先在 x 轴方向上进行一次线性插值,再在 y 轴方向上进行一次线性插值。双线性插值算法最大的优点在于计算得到的目标点坐标值可以保留浮点数,减少特征图尺度标准化过程中因取整量化产生的精度损失,提高目标检测精度。

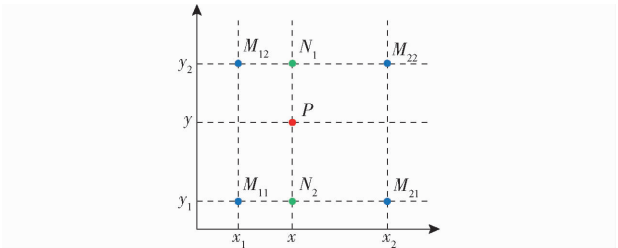


图 3 双线性插值算法示意图

Fig. 3 Schematic of bi-linear interpolation algorithm

在已知周围 4 个点坐标的条件下,利用双线性插值算法求点 P 坐标值 $f(x, y)$ 的表达式为

$$f(x, y) \approx \frac{f(M_{11})(x_2 - x)(y_2 - y)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + \frac{f(M_{12})(x_2 - x)(y - y_1)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + \frac{f(M_{21})(x - x_1)(y_2 - y)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} + \frac{f(M_{22})(x - x_1)(y - y_1)}{(x_2 - x_1)(y_2 - y_1)} \quad (1)$$

式中 M_{11} ——坐标为 (x_1, y_1) 的点
 M_{12} ——坐标为 (x_1, y_2) 的点
 M_{21} ——坐标为 (x_2, y_1) 的点
 M_{22} ——坐标为 (x_2, y_2) 的点

2.2.3 混合损失函数

青皮核桃与叶片的颜色相近,即目标和非目标物的特征类间差异不大,这会导致不规则生长的核桃无法被准确识别。为了解决这一问题,实现特征类内差距最小化、类间差距最大化效果,本文引入中心代价函数(Center loss, L_c)与 Softmax 损失函数构建混合损失函数,增大类间特征差异,加强类内特征内聚,提高模型的特征区分能力。 L_c 函数表达为

$$L_c = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|F(x_i) - c_{y_i}\|_2^2 \quad (2)$$

式中 N ——训练中的小批量(mini-batch)数量
 $F(x_i)$ ——RPN 生成的第 y_i 类第 i 个感兴趣区域的特征

c_{y_i} ——第 y_i 类特征的中心值

卷积神经网络的训练是损失函数最优化的过程,在训练过程中 L_c 逐渐变小,即 $F(x_i)$ 逐渐接近第 y_i 类特征的中心,随着迭代训练的增加,每类特征的分布将向其对应的特征中心聚集,从而实现类内特征聚合性和类间差异最大化。混合损失函数(C-S 函数)的表达式为

$$L=L_s+\lambda L_c\tag{3}$$

式中 L ——混合损失函数

L_s ——Softmax 损失函数

λ ——中心代价函数的权重

λ 的作用为平衡 2 个函数值,较小的值会使得中心代价损失项对网络几乎没有影响,而较大值会导致网络出现不收敛的情况。本文经过多次试验,将 λ 设为 0.02。

2.3 试验环境与模型训练

2.3.1 试验环境

试验运行环境为 Windows 7(64 位)操作系统,安装 Anaconda 3.5.0 和 CUDA 8.0,采用 cuDNN 6.0 深度学习库,利用 Python 3.6 进行编程,搭载 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2630 v4 @ 2.20 GHz 处理器,使用开源深度学习框架 Tensorflow 作为开发环境,计算机内存为 16 GB。

2.3.2 模型训练方式

在深度学习型网络训练过程中,不同的训练策略对模型的优化性能有所不同,为探究更适合于本研究的训练方式,本文分别采用带动量的随机梯度下降算法(Stochastic gradient descent, SGD)和 Adam 优化器分别训练模型的参数。训练结束后,利用测试集对模型效果进行验证,并且在测试集的图像数据中输出核桃目标的位置和概率。SGD 算法是目前使用最多的一种梯度下降型优化方法,该方法依据每个训练数据计算误差,并立即调整权重。Adam 优化器是结合 AdaGrad 和 RMSProp 两种优化算法所提出的利用梯度一阶矩和二阶矩计算参数的自适应学习率方法^[24],和 PID 控制器的思想有相通之处。

2.4 模型评价指标

为了评价所提方法对青皮核桃检测的效果,对样本进行测试后分别计算精度(Precision)和召回率(Recall),利用综合评价指标 F1 值作为准确率和召回率的评估值,同时引入单幅图像检测耗时 t 作为检测速度的评价指标。

3 结果与分析

3.1 不同训练方式对模型性能的影响

在相同网络结构下,以预训练的 VGG16 作为 Faster R-CNN 的特征提取器,分别利用 SGD 和 Adam 优化器训练改进后的模型,最大迭代次数设为 5 000,两种训练方式的初始学习率均设为 0.01,输入图像尺寸为 768 像素×576 像素。图 4 为改进 Faster R-CNN 模型在两种训练方式下的损失值和精度随迭代次数的变化情况。可以发现利用 Adam 优化器训练的模型损失值最先达到收敛,在 3 500 次迭代时趋于平稳,收敛后的损失值最终为 0.032;而利用 SGD 方法训练的模型收敛较慢,在迭代 4 500 次后开始收敛,收敛后的损失值最终为 0.061,高于利用 Adam 优化器训练的模型损失值。由于 SGD 训练算法是针对每个数据点调整权重,网络的性能在训练过程中存在较多上下波动的情况,而 Adam 优化器由于采用了自适应学习率调节方法,在迭代训练中平稳性较好。利用 Adam 优化器训练的模型精度最先收敛,模型最终达到的精度为 97.71%,SGD 训练方法得到的模型精度始终低于前者,最终达到的精度仅为 92.97%。总体来看,Adam 优化器算法比 SGD 训练算法具有使模型更快达到收敛的性能且更稳定,因此训练模型选用 Adam 优化器。

3.2 模型识别效果

为验证改进 Faster R-CNN 模型的有效性,将改进 Faster R-CNN 模型与 Faster R-CNN 模型进行对比,均采用 VGG16 特征提取器,除加入批归一化处理层、利用双线性插值算法改进区域建议网络和构建混合损失函数之外,其他结构和参数均保持一致,均利用 Adam 优化器训练模型。改进 Faster R-CNN 模型精度为 97.71%,召回率为 94.58%,综合指标 F1 值为 96.12%,单幅图像检测耗时为 0.227 s,与未改进的 Faster R-CNN 模型

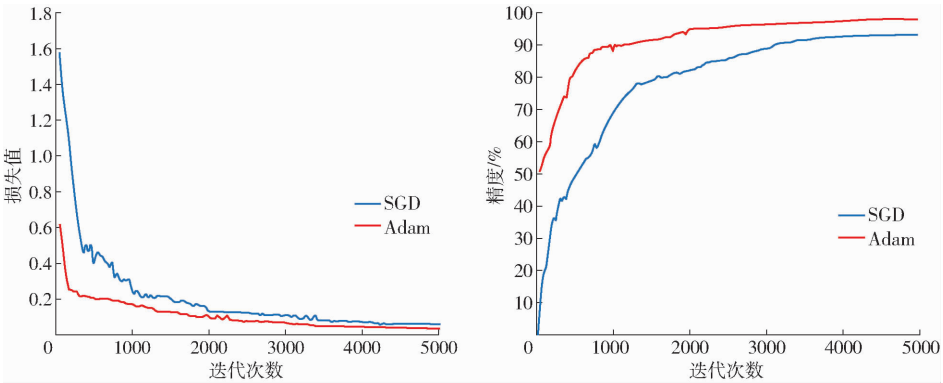


图 4 两种训练方式的模型损失值和精度变化曲线

Fig.4 Model loss and accuracy variation curves of two training methods

相比,精度提高了 5.04 个百分点,召回率提高了 4.65 个百分点,F1 值提升了 4.84 个百分点,单幅图像检测耗时降低了 0.148 s。综合来看,改进后的模型单幅图像识别速度的提升不大,但是当图像数量增多时,模型处理速度可大幅提高。改进模型对自然环境中的核桃目标的检测精度和召回率有显著提升,原因是利用双线性插值算法对 RPN 中滑动窗口进行了改进,避免了目标像素标准化过程中的精度损失;另外,引入中心代价函数构建混合损失函数后提高了核桃类内特征的内聚性,使核桃和背景叶片的类间差异最大化,有效降低了核桃的漏检率和错误识别率。



图 5 Faster R-CNN 在不同环境条件下的识别效果

Fig. 5 Recognition effects of Faster R-CNN under various conditions



图 6 改进 Faster R-CNN 在不同环境条件下的识别效果

Fig. 6 Recognition effects of improved Faster R-CNN under various conditions

3.3 输入图像尺寸对模型性能的影响

为进一步探究输入图像尺寸对模型性能的影响,分别选取 5 种不同分辨率的图像作为输入对象进行对比试验,试验结果如表 1 所示。由表 1 可知,模型精度随输入图像像素数的增大逐渐升高,单幅图像检测耗时也相应增加。当训练图像分辨率为 128 像素 × 96 像素时,精度最低,为 83.26%,单幅图像识别耗时为 0.176 s;当分辨率由 512 像素 × 384 像素提升至 768 像素 × 576 像素时,虽然模型的检测耗时增加了 0.022 s,但精度有明显提升,增加了 5.86 个百分点。当输入图像尺寸变为 1 024 像素 × 768 像素时,模型精度仅比 768 像素 × 576 像素图像提高了 0.33 个百分点,单幅图像识别耗时增加了 0.232 s。因此,综合考虑精度和实时性的要求,选择输入图像尺寸为 768 像素 × 576 像素。

3.4 噪声干扰对模型性能的影响

为检验噪声干扰下的模型性能,在测试集中

改进 Faster R-CNN 模型和 Faster R-CNN 模型对在自然环境中获取的不同光照条件和不同生长状态的核桃识别结果如图 5、6 所示。从图中可以发现,Faster R-CNN 模型在不同环境条件下的核桃识别漏检的情况较多,且定位框偏移较大。改进 Faster R-CNN 可以对核桃进行更加精准的定位,且漏检的核桃目标较少。图 6c 中因个别核桃果实过小、遮挡严重或者模糊不清而未能检测到,但总体而言,改进 Faster R-CNN 模型在不同光照条件、噪声影响以及遮挡、重叠较多的条件下对核桃识别有着较强的鲁棒性,可以满足对自然园林环境中核桃的识别与检测。

表 1 不同输入图像尺寸的模型性能结果

Tab. 1 Influence of different input training sets on model performance

图像尺寸/ (像素 × 像素)	精度/%	召回率/ %	F1 值/ %	单幅图像 识别耗时/s
128 × 96	83.26	80.79	82.01	0.176
256 × 192	87.93	85.74	85.75	0.188
512 × 384	91.85	88.09	89.93	0.205
768 × 576	97.71	94.58	96.12	0.227
1 024 × 768	98.04	95.13	96.56	0.459

选取 500 幅核桃图像作为测试子集,图像尺寸为 768 像素 × 576 像素,分别添加不同程度的高斯噪声模拟自然环境中的干扰因素,以评估模型在自然环境中的鲁棒性。图 7 为改进 Faster R-CNN 模型和 Faster R-CNN 模型在测试子集中的精度对比结果。从图 7 可以看出,两种模型受噪声干扰较大,识别精度均随着噪声级别的增大呈现明显的下降趋势。改

进 Faster R - CNN 模型应对噪声干扰的能力强于 Faster R - CNN,表明 Faster R - CNN 的改进可以提高模型的鲁棒性。

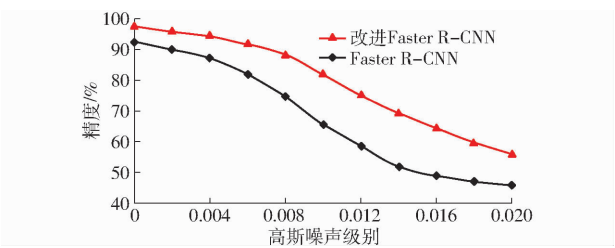


图 7 高斯噪声对模型精度的影响
Fig. 7 Effects of Gaussian noise on model precision

3.5 自然环境中核桃识别试验

为进一步验证本文方法在自然环境中实时获取图像的应用效果,将训练好的模型保存至 NVIDIA Jetson TX2 嵌入式开发板并集成在收获机自动采摘系统中,如图 8 所示,该收获机自动采摘系统还包括机械臂、通信线缆、视觉感知模块(摄像头)和末端执行器等,在自然环境中开展核桃识别与定位采摘试验。分别利用 Faster R - CNN 和改进 Faster R - CNN 算法进行验证,通过采摘成功率和检测耗时评价试验效果,最终试验结果如表 2 所示。

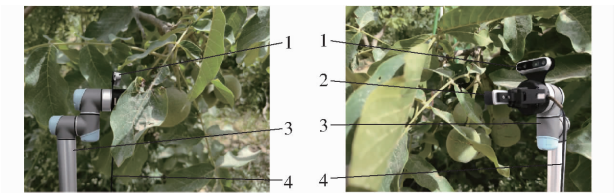


图 8 自然环境中核桃机器视觉识别与定位采摘试验
Fig. 8 Photos of identification and location experiment of walnut in garden environment

1. 摄像头 2. 末端执行器 3. 采摘机械臂 4. 通信线缆

由表 2 可知,Faster R - CNN 模型成功率仅为 82. 83%,单幅图像检测耗时为 0. 638 s,所提基于改进 Faster R - CNN 模型试验时成功率为 91. 25%,单幅图像检测耗时为 0. 474 s,具有更高的鲁棒性。两种模型在自然环境下的试验结果比 3. 2 节的试验性能均有所下降,原因在于摄像头拍摄画面时含有的噪声比用手机拍摄时多,且存在一定的抖动,降低了识别定位效果、减小了检测速度。

表 2 自然环境下的核桃识别试验结果
Tab. 2 Recognition experiment results of walnuts under natural condition

模型	核桃数量	成功识别数量	成功率/%	单幅图像识别时间/s
Faster R - CNN	240	197	82. 83	0. 638
改进 Faster R - CNN	240	219	91. 25	0. 474

4 结论

(1)本文方法能够在不同光照、具有重叠遮挡等复杂背景的图像中检测出核桃,为核桃果实生长信息监测和自动化采摘提供了技术支撑。利用预训练的 VGG16 卷积神经网络作为 Faster R - CNN 模型的特征提取器,在卷积层加入批归一化处理层加快网络收敛,利用双线性插值算法改进模型中的区域建议网络提高网络精度,并构建混合损失函数以实现类内特征的内聚性和类间差异的最大化,建立了适用于自然环境下的青皮核桃识别模型。

(2)对采集核桃图像进行数据增强和人工标注后,选择损失值更低、更稳定的 Adam 作为训练优化器,得到的改进 Faster R - CNN 模型测试精度为 97. 71%,召回率为 94. 58%,F1 值为 96. 12%,平均检测时间为 0. 227 s,与 Faster R - CNN 模型相比,精度提高了 5. 04 个百分点,召回率提高了 4. 65 个百分点,F1 值提升了 4. 84 个百分点,单幅图像检测时间降低了 0. 148 s。

(3)利用不同分辨率的输入图像分别训练相同结构的模型,模型的精度随着输入图像像素的增大而升高,平均检测时间也相应加长。经试验对比,在兼顾模型精度和实时性的情况下,选择尺寸为 768 像素×576 像素的图像作为本模型的输入样本;利用训练好的模型在自然环境下进行试验验证,模型成功率可达 91. 25%,平均检测时间为 0. 474 s,可以保持较高的准确率和实时性;在测试集中添加噪声处理后,模型性能有所降低,但改进 Faster R - CNN 模型对噪声的抗干扰能力强于 Faster R - CNN 模型,表明本文方法更适合于复杂自然环境下的青皮核桃机器人识别和定位采摘。

参 考 文 献

[1] 李源,马文强,朱占江,等. 新疆核桃产业发展现状及对策建议[J]. 农学学报,2019,9(7): 80 - 86.
LI Yuan, MA Wenqiang, ZHU Zhanjiang, et al. Xinjiang walnut industry: the development status and countermeasures[J]. Journal of Agriculture,2019,9(7): 80 - 86. (in Chinese)

[2] 黄小玉,李光林,马驰,等. 基于改进判别区域特征融合算法的近色背景绿色桃子识别[J]. 农业工程学报,2018,34(23): 142 - 148.
HUANG Xiaoyu, LI Guanglin, MA Chi, et al. Green peach recognition based on improved discriminative regional feature integration algorithm in similar background[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(23): 142 - 148. (in Chinese)

[3] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature,2015,521(5): 437 - 444.

- [4] 刘颖,刘红燕,范九伦,等.基于深度学习的小目标检测研究与应用综述[J].电子学报,2020,48(3):590-601.
LIU Ying, LIU Hongyan, FAN Jiulun, et al. A survey of research and application of small object detection based on deep learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(3): 590-601. (in Chinese)
- [5] 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):181-186.
BI Song, GAO Feng, CHEN Junwen, et al. Detection method of citrus based on deep convolution neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 181-186. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190521&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.021. (in Chinese)
- [6] 孟球,孙霄宇,赵滨,等.基于卷积神经网络的铁路路牌识别方法[J].自动化学报,2020,46(3):518-530.
MENG Lu, SUN Xiaoyu, ZHAO Bin, et al. Street tracks recognition method based on convolution neural network[J]. Journal of Automation, 2020, 46(3): 518-530. (in Chinese)
- [7] 郑一力,张露.基于迁移学习的卷积神经网络植物叶片图像识别方法[J/OL].农业机械学报,2018,49(增刊):354-359.
ZHENG Yili, ZHANG Lu. Plant leaf image recognition method based on transfer learning with convolutional neural networks[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 354-359. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2018s047&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.047. (in Chinese)
- [8] 孙俊,谭文军,毛罕平,等.基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J].农业工程学报,2017,33(19):209-215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 209-215. (in Chinese)
- [9] ABDUL W, MUSKAN G, DEEPAK G, et al. An optimized dense convolutional neural network model for disease recognition and classification in corn leaf[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105456.
- [10] BORJA E, NIKOS M, LOUKAS A, et al. Towards weeds identification assistance through transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105306.
- [11] 袁培森,李润隆,任守纲,等.表示学习技术研究进展及其在植物表型中应用分析[J/OL].农业机械学报,2020,51(6):1-14.
YUAN Peisen, LI Runlong, REN Shougang, et al. State of the art review for representation learning and its application in plantphenotypes[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 1-14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200601&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.001. (in Chinese)
- [12] 周云成,许童羽,郑伟,等.基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法[J].农业工程学报,2017,33(15):219-226.
ZHOU Yuncheng, XU Tongyu, ZHENG Wei, et al. Classification and recognition approaches of tomato main organs based on DCNN[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(15): 219-226. (in Chinese)
- [13] 刘小刚,范诚,李加念,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?flag=1&file_no=2002026&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.026. (in Chinese)
- [14] 刘芳,刘玉坤,林森,等.基于改进型YOLO的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J/OL].农业机械学报,2020,51(6):229-237.
LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen, et al. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229-237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200624&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.024. (in Chinese)
- [15] 赵德安,吴任迪,刘晓洋,等.基于YOLO深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J].农业工程学报,2019,35(3):164-173.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network for picking robot in complex background[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 164-173. (in Chinese)
- [16] 武星,齐泽宇,王龙军,等.基于轻量化YOLO v3卷积神经网络的苹果检测方法[J/OL].农业机械学报,2020,51(8):17-25.
WU Xing, QI Zeyu, WANG Longjun, et al. Apple detection method based on light-YOLO v3 convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 17-25. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200802&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.002. (in Chinese)
- [17] 王丹丹,何东健.基于R-FCN深度卷积神经网络的机器人疏果前苹果目标的识别[J].农业工程学报,2019,35(3):156-163.
WANG Dandan, HE Dongjian. Recognition of apple targets before fruits thinning by robot based on R-FCN deep convolution neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 156-163. (in Chinese)

- [18] DORR G J, HEWITT A J, ADKINS S W, et al. A comparison of initial spray characteristics produced by agricultural nozzles [J]. *Crop Protection*, 2013, 53: 109 – 117.
- [19] 许林云,周宏平,高绍岩. 稳态烟雾机烟化管结构参数对烟化效果的影响[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(1): 40 – 46.
XU Linyun, ZHOU Hongping, GAO Shaoyan. Effect of structure parameters of exhausted tube in steady fogger on thermalatomizing effect of hot fogging concentrate[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(1): 40 – 46. (in Chinese)
- [20] 胡红,李洪文,王庆杰,等. 玉米行间定点扎穴深施追肥机的设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(24): 26 – 35.
HU Hong, LI Hongwen, WANG Qingjie, et al. Design and experiment of targeted hole-pricking and deep-application fertilizer applicator between corn rows[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(24): 26 – 35. (in Chinese)
- [21] LI Z Q, CHEN L Q, ZHEN Q, et al. Control of a path following caterpillar robot based on a sliding mode variable structure algorithm[J]. *Biosystems Engineering*, 2019, 186(11): 293 – 306.
- [22] 宋树杰,瞿济伟,李靖宁,等. 农用车底盘偏置转向轴驱动轮运动与动力特性试验[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(23): 28 – 34.
SONG Shujie, QU Jiwei, LI Yining, et al. Test on motion and dynamic characteristics of driving wheel of steering shaft with offset chassis of agricultural vehicle[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(23): 28 – 34. (in Chinese)
- [23] 陈莉,丁克坚,程备久,等. 沉降剂控制热雾机热雾滴扩散范围及防效的研究[J]. *植物保护*, 2011, 37(3): 157 – 160.
CHEN Li, DING Kejian, CHENG Beijiu, et al. Application of sedimentation agent to controlling the droplet spread of thermal fogger and control effect to crop diseases[J]. *Plant Protection*, 2011, 37(3): 157 – 160. (in Chinese)
- [24] 戴飞,赵武云,马明义,等. 双垄耕作施肥喷药覆膜机工作参数优化[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(1): 83 – 90.
DAI Fei, ZHAO Wuyun, MA Mingyi, et al. Parameters optimization of operation machine for tillage-fertilization and spraying-filming on double ridges[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(1): 83 – 90. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160112&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.012. (in Chinese)
- [25] JB/T 9782—2014 植物保护机械 通用试验方法[S]. 2014.
- [26] 蒋焕煜,周鸣川,李华融,等. PWM 变量喷雾系统动态雾滴分布均匀性实验[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 73 – 77.
JIANG Huanyu, ZHOU Mingchuan, LI Huarong, et al. Experiment on dynamic droplet distribution uniformity for PWM variable spray system [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 73 – 77. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150310&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.010. (in Chinese)
- [27] 郭娜,刘思瑶,须晖,等. 雾滴沉积特性参数的图像检测算法改进[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(17): 176 – 182.
GUO Na, LIU Siyao, XU Hui, et al. Improvement on image detection algorithm of droplets deposition characteristics[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(17): 176 – 182. (in Chinese)

(上接第 155 页)

- [18] TIAN Y, YANG G, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO – V3 model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 417 – 426.
- [19] 李寒. 基于机器视觉的目标检测在精细农业中的关键技术研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2014.
LI Han. Study on target detection technology applied on precision agriculture based on machine learning[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- [20] 张恩宇,成云玲,胡广锐,等. 基于 SSD 算法的自然条件下青苹果识别[J]. *中国科技论文*, 2020, 15(3): 274 – 281.
ZHANG Enyu, CHENG Yunling, HU Guangrui, et al. Recognition of green apple in natural scenes based on SSD algorithm [J]. *China Sciencepaper*, 2020, 15(3): 274 – 281. (in Chinese)
- [21] REN S, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal net-works [C] // *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems*. Montreal, Quebec, Canada: NIPS, 2015: 91 – 99.
- [22] 樊湘鹏,周建平,许燕,等. 基于优化 Faster R – CNN 的棉花苗期杂草识别与定位[J/OL]. *农业机械学报*, 2021, 52(5): 26 – 34.
FAN Xiangpeng, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Identification and localization of weeds based on optimized Faster R – CNN in cotton seedling stage[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(5): 26 – 34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20210503&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.05.003. (in Chinese)
- [23] HE K M, GKIOXARI G, DOLL Á R P, et al. Mask R – CNN [C] // *Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980 – 2988.
- [24] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C] // *In the 4th International Conference on Learning Representations (ICLR) 2015*. arXiv preprint arXiv:1412.6980v9.