

基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法

熊俊涛¹ 郑镇辉¹ 梁嘉恩¹ 钟灼¹ 刘柏林¹ 孙宝霞²

(1. 华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642; 2. 广东机电职业技术学院, 广州 510515)

摘要: 为研究夜间环境下采摘机器人的视觉检测技术, 实现采摘机器人的夜间作业, 提出了一种多尺度卷积神经网络 Des-YOLO v3 算法, 可实现夜间复杂环境下成熟柑橘的识别与检测。借鉴残差网络和密集连接网络, 设计了 Des-YOLO v3 网络结构, 实现了网络多层特征的复用和融合, 加强了小目标和重叠遮挡果实识别的鲁棒性, 显著提高了果实检测精度。柑橘识别试验结果表明, Des-YOLO v3 网络的精确率达 97.67%、召回率为 97.46%、F1 值为 0.976, 分别比 YOLO v3 网络高 6.26 个百分点、6.36 个百分点和 0.063。同时, 经过训练的模型在测试集下的平均精度 (mAP) 为 90.75%、检测速度达 53 f/s, 高于 YOLO v3_DarkNet53 网络的平均精度 88.48%, mAP 比 YOLO v3_DarkNet53 网络提高了 2.27 个百分点, 检测速度比 YOLO v3_DarkNet53 网络提高了 11 f/s。研究表明, 本文提出的 Des-YOLO v3 网络对野外夜间复杂环境下成熟柑橘的识别具有更强的鲁棒性和更高的检测精度, 为柑橘采摘机器人的视觉识别提供了技术支持。

关键词: 柑橘; 采摘机器人; YOLO v3; 夜间图像; 密集连接网络; 残差网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)04-0199-08

OSID:



Citrus Detection Method in Night Environment Based on Improved YOLO v3 Network

XIONG Juntao¹ ZHENG Zhenhui¹ LIANG Jiaen¹ ZHONG Zhuo¹ LIU Bolin¹ SUN Baoxia²

(1. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. Guangdong Mechanical and Electrical Polytechnic, Guangzhou 510515, China)

Abstract: In China, citrus production occupies an important position in agriculture and has great economic benefit. For a long time, most of citrus harvesting relies on manual work, which has low efficiency and high labor cost. The labor cost accounts for almost one-half of total labor cost in citrus production process. In addition, citrus picking is usually carried out during the day, while makes less use of night time. Therefore, it is of great significance to develop a fruit picking robot working at nighttime. Focusing on citrus picking process, a multi-scale convolution neural network named Des-YOLO v3 was proposed and used to detect citrus at nighttime under natural environment. By using ResNet and DenseNet for reference, the Des-YOLO v3 network was designed to realize the reuse and fusion of multi-layer features of the network, which strengthened the robustness of small target and overlapping occlusion fruit recognition, and significantly improved the precision of fruit detection. The experimental results showed that the precision, recall rate and F1 value of the Des-YOLO v3 network were 97.67%, 97.46% and 0.976, respectively, while those of YOLO v3 network were 91.41%, 91.10% and 0.913, respectively. At the same time, the mean average precision of the trained model under the test set was 90.75%, and the detection speed was 53 f/s, which was 2.27 percentage points and 11 f/s higher than those of YOLO v3_DarkNet53, respectively. The final results showed that the Des-YOLO v3 recognition network had stronger robustness and higher detection precision for the recognition of mature citrus in the complex field environment at night, which provided technical support for the visual

收稿日期: 2019-08-01 修回日期: 2019-11-08

基金项目: 广东省重点领域研究计划项目(2019B020223002)、国家级大学生创新创业训练计划项目(201810564013)、广东省大学生科技创新培育专项资金项目(Pdjh2018b0079)和广东省普通高校特色创新类项目(2018GKTSCX014)

作者简介: 熊俊涛(1981—),男,副教授,主要从事农业机器人和智能设计与制造研究,E-mail: xiongji2340@163.com

通信作者: 孙宝霞(1981—),女,副教授,主要从事计算机视觉和生产自动化技术研究,E-mail: sunbaoxia@126.com

recognition of citrus picking robot.

Key words: citrus; picking robot; YOLO v3; nighttime image; DenseNet; ResNet

0 引言

我国为世界上重要的水果生产国之一,截至2017年,我国柑橘产量3 816.78万t,占世界柑橘产量的四分之一。采摘是水果生产过程中劳动力投入最大的作业环节,柑橘采摘劳动量占整个生产过程工作量的50%~70%,而所处环境的复杂性导致水果采摘仍然以人工作业为主^[1]。随着控制技术和计算机的发展,水果采摘机器人得以快速发展,并投入农业生产^[2],对推动农业自动化、智能化生产具有极其重要的价值和意义。目前,大部分采摘机器人都是白天作业,如能充分利用夜间时间进行采摘作业,将提高全天平均生产效率^[3]。在野外复杂环境下,果实精准识别与定位是采摘机器人高效完成采摘任务的先决条件,其中识别精度决定了采摘机器人对采摘位置定位的精确性,对成功采摘至关重要。

LU等^[4]提出的水果识别方法需要在白天提供人工照明的条件下才有稳定的识别准确率,识别算法受到光照因素影响。LINKER等^[5]开发并验证了一种用于估算自然光照下果园彩色图像中苹果数量的算法,其检测正确率达85%以上,但白天光照造成大量的假阳性检测,对检测算法影响巨大。近年来,一些研究者对夜间水果识别进行了探索,XIONG等^[6]利用RGB颜色空间的R分量图结合改进的C-V水平集模型,实现了夜间绿色葡萄的识别,其算法识别正确率为92%。项荣等^[7]利用夜间主动照明在重叠区域内形成的阴影,采用基于重叠边缘距离就近法实现了夜间双果重叠番茄的前后位置关系判断及未被遮挡番茄的识别,算法识别正确率在83.3%以上。PAYNE等^[8]利用密集像素分割方法,提取超级像素中SIFT算子,结合使用支持向量机(SVM)和基于颜色和椭圆形状的模型,实现了夜间树木冠层图像中芒果的分割和检测,算法检测正确率达84%以上。

可见,夜间采摘在提供稳定的人工光照条件下,减弱了白天不同时间段光强不同和光照不均匀对水果识别的影响,提高了水果的识别正确率,这为夜间采摘机器人的投入应用提供了技术支撑^[9]。夜间水果识别研究存在以下难点:夜间小体积果实、重叠果实的识别率较低;夜间识别方法步骤复杂,采用多阶段人工特征提取方法,不适合大样本数据集,识别效果有待进一步提升;目前,夜间水果识别方法效率

不高。此外,一些研究表明,采用的检测方法受限于温度、设备成本、拍摄角度等因素,导致果实检测成本和复杂性升高^[10-14]。

本文提出通过深度学习方式对柑橘类果实进行检测识别。目前,目标检测领域的深度学习方法主要分为两类:一是基于区域生成网络(Region proposal network, RPN)的检测方法,该方法先由算法生成一系列作为样本的候选框,再通过卷积神经网络(CNN)进行样本分类;二是基于回归的检测方法,该方法不用产生候选框,直接将目标边框定位的问题转化为回归问题处理。前者在检测准确率和定位精度上占有优势,后者在算法速度上占有优势。为了进一步提高后者的检测精度,研究者常常通过深层CNN^[15-16]等网络来提取更抽象、更高维的特征,以获得更优的检测效果。但深层CNN往往导致更高的计算复杂度,同时存在浅层信息随着卷积操作而丢失和梯度消失的问题^[17]。Dense Net是GAO等^[18]提出的一种高效卷积神经网络,通过建立前面所有层与后面层的密集连接,使得后面层融合了前面所有层的信息,在高层特征中保留各级底层特征,实现了特征重用,有效解决了网络深度和梯度消失问题,进一步提高了模型检测的分类精度^[19]。

对树上目标果实识别的精准性和实时性是影响采摘机器人高效作业的重要因素,为实现野外夜间复杂环境下成熟柑橘的精确、快速识别和高效采摘,本文对YOLO v3深度卷积神经网络进行改进,借鉴残差网络和密集连接网络,提出Des-YOLO v3网络结构,有效减少模型参数,同时保证浅层特征不丢失,进一步实现网络多层特征的复用和融合,以提高对小目标和重叠遮挡果实识别的鲁棒性。

1 材料与方法

1.1 图像采集

图像采集于广东省广州市华南农业大学的柑橘园,拍摄相机为Kinect V2,夜间柑橘图像采集示意图如图1所示。对果园柑橘进行不同角度的拍摄,图像尺寸为1 920像素×1 080像素,彩色图像保存为png格式,共拍摄了2 000幅图像,并筛选出清晰的、具有代表性的、遮挡和完整的柑橘图像1 600幅。遮挡图像是指柑橘面积遮挡超过1/3,遮挡图像为749幅,完整图像为851幅,其中1 200幅作为训练集,剩余400幅作为测试集。这些图像于20:00—22:30之间拍摄,当晚没有月光,柑橘园中除了环形

光源系统外无其他光源,环形光源品牌为鹰视科技,外径为 100 mm,内径为 40 mm,高为 22 mm,输入电压为 12 V,其中光源系统最大光照强度为 35 000 lx,光源放大图如图 2 所示,相机放大图如图 3 所示。



图1 夜间柑橘图像采集示意图

Fig.1 Image acquisition of mature citrus at nighttime



图2 环形光源放大图

Fig.2 Enlarged view of circular light source



图3 相机放大图

Fig.3 Local enlarged image of camera

1.2 YOLO v3 网络

相对于其它目标检测与识别方法(如 R-CNN 系列),YOLO v3 网络基于回归的方法来提取特征,无需生成大量的候选窗口,而直接采用单个神经网络对输入的图像进行目标预测和分类,实现了端到端的物体检测。该算法在保证准确率较高的情况下,可快速预测并分类目标,更加适合现场应用环境。

如图 4 所示,YOLO v3 网络将输入图像按特征图尺寸划分成 $S \times S$ ($S=7$) 的网格,如果一个物体的中心落在某个单元格内,则由该单元格负责检测该物体。单元格会输出多个预测框和每个预测框的置信度,抛弃置信度低的预测框并通过非极大值抑制算法最终定位柑橘位置。其中预测框包含参数 c, x, y, w, h , (x, y) 为候选框的中心坐标, w, h 为候选框的宽度和高度, c ($c=1$) 为类型。

1.3 改进 YOLO v3 网络

YOLO v3 网络是目标检测算法 YOLO 系列的第

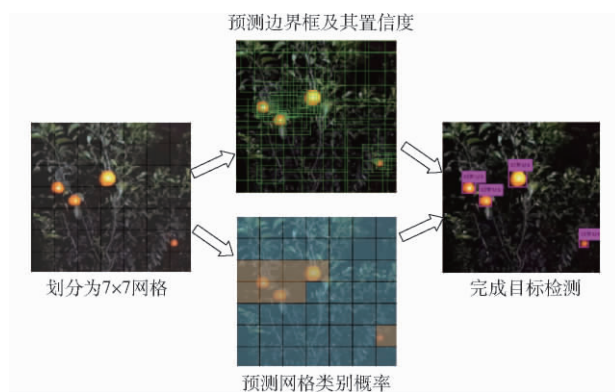


图4 YOLO v3 检测网络

Fig.4 YOLO v3 detection network

3 个版本,该网络在 VOC2007 数据集上具有较高的检测精度和速度,检测性能优异,优于 Faster R-CNN、SSD 和 YOLO 等算法。但在进行夜间成熟柑橘识别试验中发现,YOLO v3 网络存在小目标漏检的缺点,检测精度有待提高。同时该网络采用 DarkNet53 作为 backbone 网络,该框架性能强大但网络层数太多,导致运算量较大。针对以上缺点,本文借鉴残差网络和密集连接网络思想,提出了 Des-YOLO v3 网络结构,进一步提高了算法性能、缩小了运算成本。

1.3.1 残差网络

网络深度对于网络的性能至关重要,深层网络可以提取到高效特征进行识别,但网络的性能(准确率)会随着网络深度的增加迅速达到饱和,甚至开始迅速下降,称其为退化问题。为了解决网络退化问题并能够训练上千层的网络,何凯明等于 2015 年提出了残差网络(ResNet)模型,其核心为残差单元,如图 5 所示。

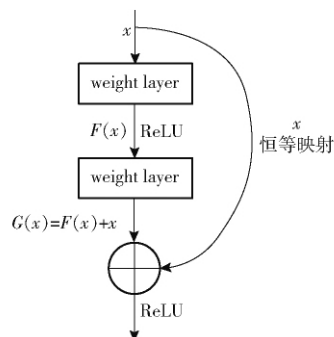


图5 残差网络基本模块

Fig.5 Basic module of residual network

图 5 中 x 为网络输入, $G(x)$ 为期望输出, ResNet 只是学习输出和输入的差 $G(x) - x$, 即残差 $F(x)$ 。通过执行恒等映射,后面的层可通过支路 x 直接学习残差,并且反向传播更易将梯度回传。当网络达到最优,该模块将被置 0,由恒等映射向下方传递特征同时保持网络能一直处于最优状态,而不受层数

过多的影响。残差单元可定义为

$$y_k = f(x_k + F(x_k, w_k)) \tag{1}$$

其中

$$f = \max(0, x)$$

式中 x_k, y_k ——第 k 个残差单元的输入和输出

f ——激活函数,一般为修正线性单元 (Rectified linear unit, ReLU)

w_k ——卷积核^[20]

1.3.2 密集连接网络

为了有效减少模型参数,同时尽可能在高层特征中保留各级底层特征(包括原始图像信息),进一步实现网络多层特征的复用和融合,本文借鉴了密集连接网络(Dense Net)的思想。

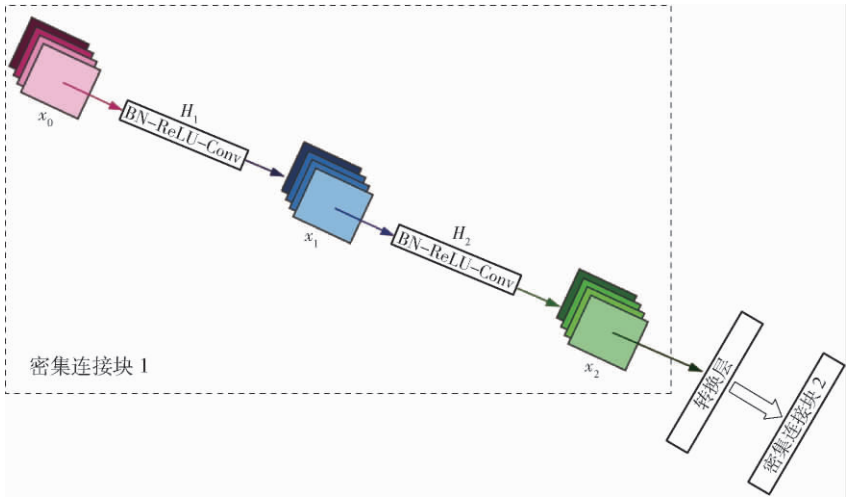


图 6 密集网络结构图

Fig. 6 Dense network structure diagram

1.3.3 Des-YOLO v3 网络

在保证算法的实时性同时,应尽可能满足并提高采摘机器人对树上目标果实识别的精准性。相比 YOLO v3_Tiny 的轻量和高速, YOLO v3_DarkNet53 网络则是在保证实时性的基础上追求更高的性能。因此本文选取具有较高检测精度和速度的 DarkNet53 作为 YOLO v3 的基础网络。通过借鉴残差网络和密集连接网络,在 YOLO v3 深度卷积神经网络的基础上进行多次改进和试验验证,提出了 Des-YOLO v3 网络,其网络参数如表 1 所示。

如表 1 所示, Des-YOLO v3 网络对输入图像进行 1 次密集连接卷积和 3 次残差卷积提取特征,与原框架 DarkNet53 相比, Des-YOLO v3 浅层网络采用密集连接卷积块,浅层特征可以更好更快地传达到深层卷积,实现网络多层特征的复用和融合,进一步改善了整个网络的信息传递效率和梯度传递效率,有利于回归预测中上采样与浅层特征的结合以进行目标检测。在特征提取网络的后半部分, Des-YOLO v3 网络保持采用残差网络,通过 3 组残差块加深特征提取网络结构,提高模型对图像深层特征

如图 6 所示,密集连接网络由密集连接块 (Dense Block) 和转换层(Transition Layer) 两种基本结构组成。在密集连接块 1 中,模块的层间变换可表示为

$$x_k = H_k([x_0, x_1, \dots, x_{k-1}]) \tag{2}$$

式中 x_0 ——密集连接块的输入特征图

x_k ——第 k 层的输出

H_k ——层间变换函数

$[x_0, x_1, \dots, x_{k-1}]$ 表示从输入层到第 $k-1$ 层网络特征图的连接。 H_k 包含 6 个连续非线性变换,依次为 BN、ReLU、Conv (1, 1)、BN、ReLU、Conv (3, 3)^[21]。

的选择与提取能力。最后 Des-YOLO v3 网络使用类似 FPN 网络的尺度金字塔结构,通过 2 次上采样并与网络上层中相同尺寸的特征图谱拼接,进行

表 1 Des-YOLO v3 网络参数

Tab. 1 Network parameters of Des-YOLO v3

网络层	卷积核数量	卷积核尺寸	输出尺寸
Conv1	32	3 × 3 / 1	208 × 208
Conv2	64	3 × 3 / 1	208 × 208
Conv3	128	3 × 3 / 2	208 × 208
Max pooling		2 × 2 / 2	104 × 104
Dense Block		$\begin{bmatrix} 64 & 1 \times 1 \\ 128 & 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 2$	104 × 104
		3 × 3 / 2	52 × 52
Res Block (1)	256	$\begin{bmatrix} 128 & 1 \times 1 \\ 256 & 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 6$	52 × 52
		3 × 3 / 2	26 × 26
Res Block (2)	512	$\begin{bmatrix} 256 & 1 \times 1 \\ 512 & 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 6$	26 × 26
		3 × 3 / 2	13 × 13
Res Block (3)	1 024	$\begin{bmatrix} 512 & 1 \times 1 \\ 1024 & 3 \times 3 \end{bmatrix} \times 4$	13 × 13

3 次回归预测,实现对不同尺寸目标的多尺度检测。此外,Des-YOLO v3 网络在保证模型具有较高预测准确率的基础上缩减了网络的卷积层数量,减小了模型尺寸和计算量。

Des-YOLO v3 网络架构如图 7 所示。CBR 是 Des-YOLO v3 网络的基本组件,包括卷积、批量归一

化 (Batch normalization, BN)、ReLU (Leaky ReLU) 操作; Dense 为密集连接块,其中包含 2 个卷积操作,该模块将卷积操作前后的特征图进行拼接,实现网络多层特征的复用和融合; Res Block 为残差块,其中 Res_unit * n 表示含有 n 个残差单元,使用残差结构可以让网络结构更深,获得高维特征以提

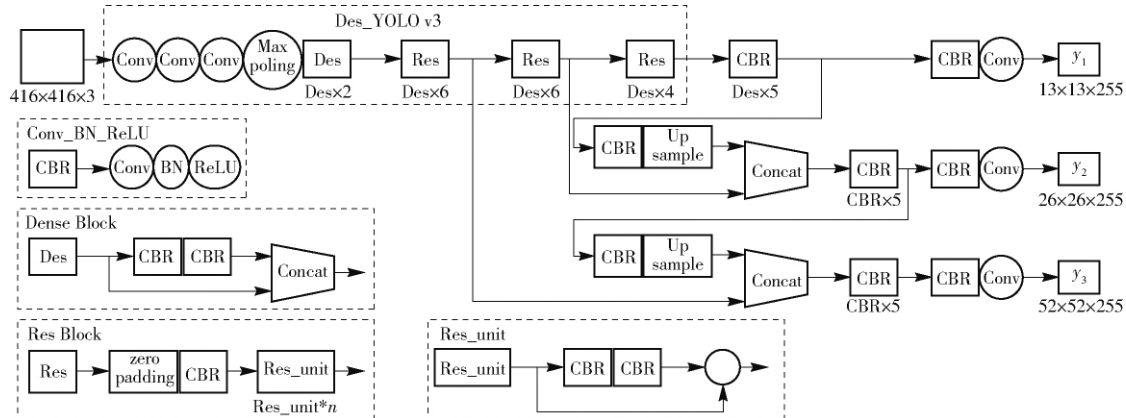


图 7 Des-YOLO v3 架构图

Fig. 7 Des-YOLO v3 architecture diagram

高预测准确率。

2 试验结果与分析

2.1 试验配置与识别效果

试验采用 DarkNet53 深度学习框架,计算机配置为 Intel Core i7-8700HQ CPU, 3.20 GHz × 12, 显卡为 GeForce GTX 1080, 操作系统为 Ubuntu 16.04 LTS, NVIDIA 430.26 驱动, CUDA 8.0.61 版本, CUDNN 神经网络加速库版本为 5.1.1, 训练设置如下:

(1) 参数设置: 每次迭代训练的样本数为 64, 共 16 批次, 进行 50 000 次迭代; 动量因子设为 0.9; 衰减系数设为 0.000 5; 学习率调整策略采用 steps, 初始学习率设为 0.001, 当网络迭代 40 000 次和 45 000 次时, 学习率依次降低为 0.000 1 和 0.000 01。

(2) 训练策略: 在训练过程中, 采用多尺度训练策略, 同时通过调整饱和度、曝光量以及色调等方式来生成更多训练样本, 提高网络对不同分辨率图像的鲁棒性和准确率。

图 8 为 Des-YOLO v3 网络在训练时的平均损失值随迭代次数的变化曲线, 从图中可以看到, 当网络迭代超过 24 000 次后, 损失值基本趋于平稳, 下降到 0.24 左右。从参数收敛情况来看, 网络训练结果理想。

Des-YOLO v3 网络对测试集中各种环境下的柑橘果实进行识别的效果如图 9 所示。

2.2 柑橘识别试验和结果分析

本研究设计并进行了夜间成熟柑橘识别试验, 由于在实际柑橘图像中果实对象的信息往往不同,

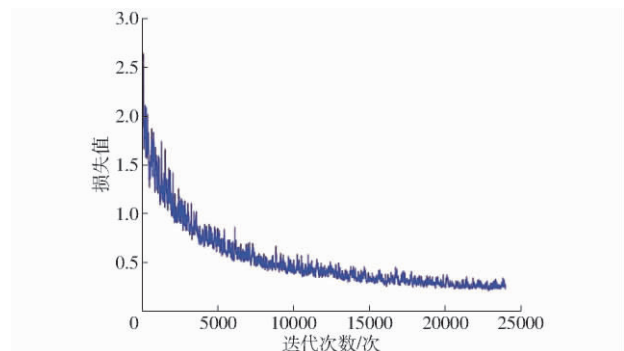


图 8 损失值变化曲线

Fig. 8 Loss changing graph

相应地算法检测效果会受到不同程度的影响, 如在果实稀疏完整的图像中, 果实对象比较完整清晰, 识别难度低; 而在果实重叠遮挡图像中, 有可能存在果实过小、粘连、相互遮挡或被果树枝叶遮挡等情况, 增加了果实检测的难度^[22]。因此在本节中, 设计了 YOLO v3 和 Des-YOLO v3 的对比识别试验, 将原始测试集分为果实稀疏完整和果实遮挡 2 个梯度, 目的是对比分析 2 种识别网络在以上两种情况下的检测性能。试验采用精确率 (precision)、召回率 (recall) 和 F1 值作为评价标准, 计算公式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (3)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (4)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (5)$$

式中 T_p ——真正例数 F_p ——假正例数
 F_N ——假负例数

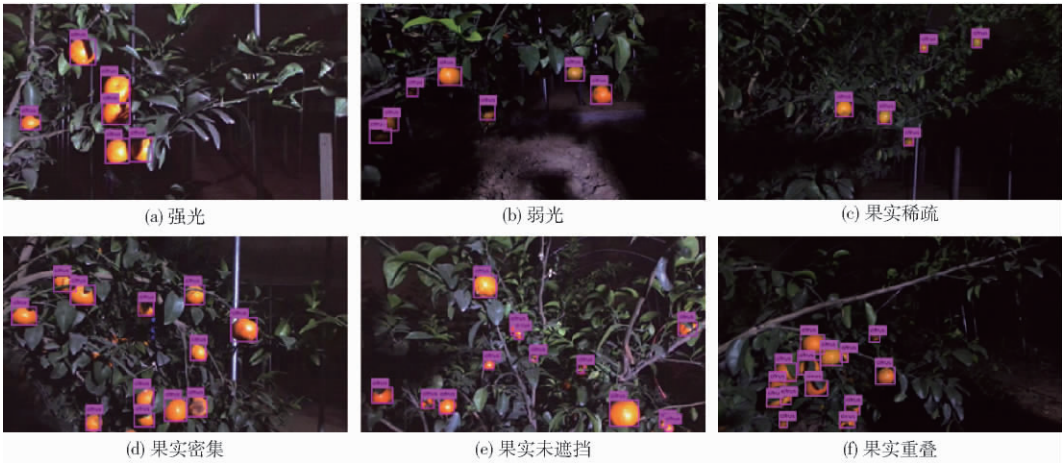


图 9 Des-YOLO v3 网络检测效果图
Fig. 9 Des-YOLO v3 detection results

F_1 ——查准率与查全率的调和平均数
 P ——精确率 R ——召回率

柑橘识别试验将 400 幅原始测试图像分成 2 个梯度,每个梯度包括 200 幅图像作为数据集。分别使用 YOLO v3 网络和 Des-YOLO v3 网络对两个梯度的数据集进行检测,图 10 为两种网络 P 、 R 关系曲线,图 11 为 2 种网络的识别效果图。

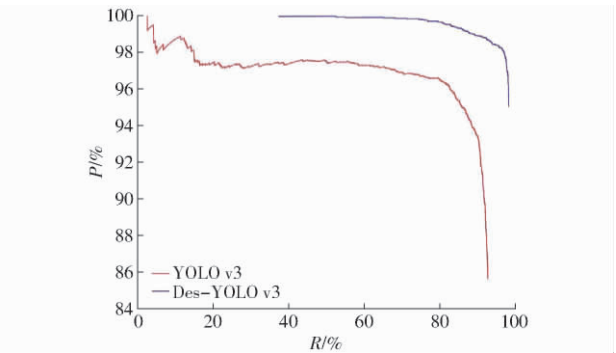


图 10 YOLO v3 网络与 Des-YOLO v3 网络的 P 、 R 关系曲线对比
Fig. 10 Comparison of P and R curves for YOLO v3 network and Des-YOLO v3 network

从图 10 和图 11 可以看出,Des-YOLO v3 网络整体性能明显优于 YOLO v3 网络。Des-YOLO v3 网络通过应用密集连接模块与残差模块,进一步提高网络对图像深层高效特征的提取能力,同时加强网络多层特征的复用和融合,很好地克服了 YOLO v3 网络漏检小柑橘目标的缺点。此外,与 YOLO v3 网络相比,Des-YOLO v3 网络在果实密集遮挡较为严重的情况下可以分别识别并框出每个柑橘,具有更优的鲁棒性和准确率。

表 2 为 YOLO v3 网络和 Des-YOLO v3 网络的性能对比结果。从表中可知,对于 3 种柑橘状态,Des-YOLO v3 网络的精确率、召回率以及 F1 值均

表 2 YOLO v3 网络与 Des-YOLO v3 网络在不同柑

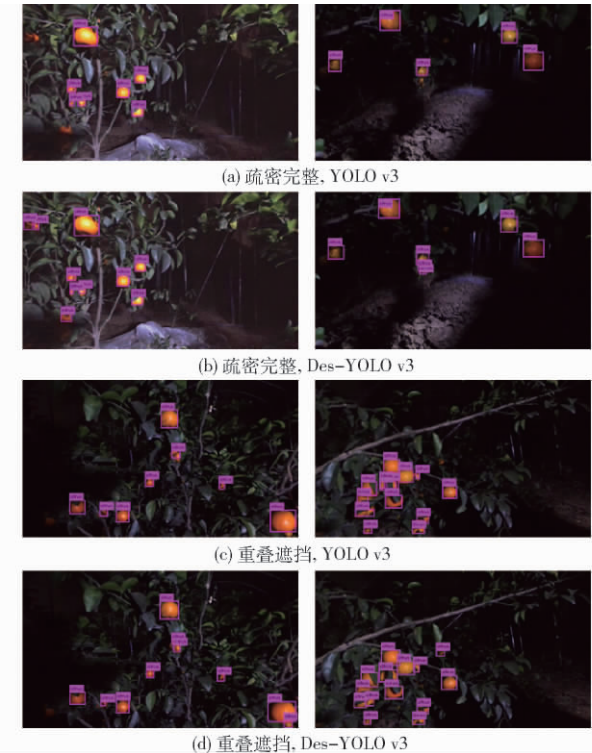


图 11 识别效果对比
Fig. 11 Comparison diagrams of detection effect

橘场景下性能对比
Tab. 2 YOLO v3 and Des-YOLO v3 performance comparison under different citrus scenarios

柑橘状态	精确率/%		召回率/%		F1	
	YOLO v3	Des-YOLO v3	YOLO v3	Des-YOLO v3	YOLO v3	Des-YOLO v3
完整	91.27	98.09	91.10	97.82	0.912	0.980
遮挡	90.78	96.63	90.48	96.60	0.906	0.966
原始测试集	91.41	97.67	91.10	97.46	0.913	0.976

高于 YOLO v3 网络。结果表明,本文算法具有更优的检测效果。检测错误的主要原因可能是:①部分柑橘果实半径太小。②某些图像光照太暗难以识

别。③多个果实靠得太近容易被识别成一个区域。

为了更直观地验证本文方法的效果,考虑不同网络在不同光线强度、果实密集度遮挡等因素下性

能不同,随机抽取两幅测试图像,分别使用 YOLO v3_DarkNet53、Des-YOLO v3、Faster R-CNN 3 种网络进行测试,试验结果如图 12 所示。

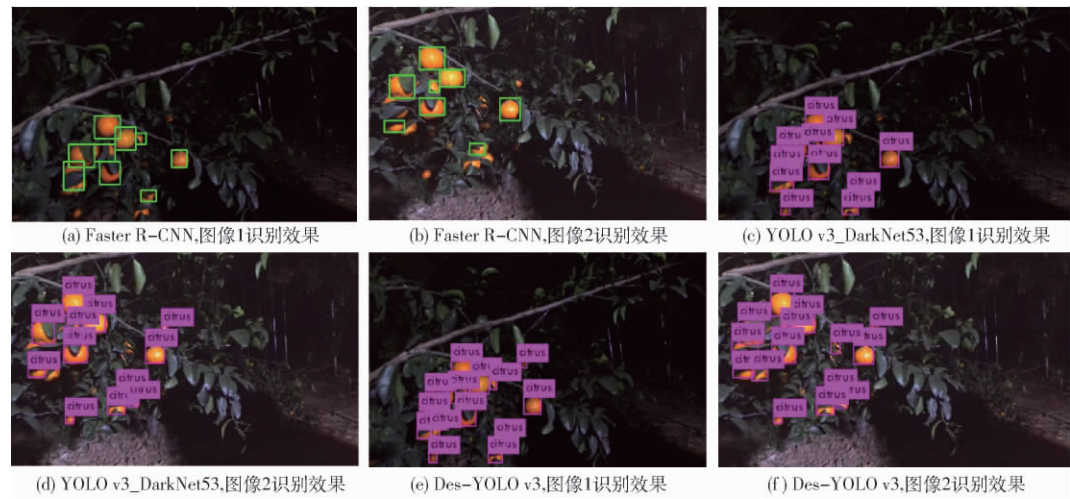


图 12 不同算法识别效果对比
Fig. 12 Comparison effects among different algorithms

图 12 表明,测试图像 1 中有 14 个目标柑橘, Faster R-CNN 算法识别出 11 个,把遮挡的 3 个柑橘识别成 1 个; YOLO v3_DarkNet53 识别出 12 个,但在遮挡处仍未能成功识别;而 Des-YOLO v3 的识别效果最佳,识别出 14 个目标。测试图像 2 中有多个目标柑橘,从图 12b、12d 可以看出, Faster R-CNN 和 YOLO v3_DarkNet53 均存在果实漏检情况,而图 12f 表明 Des-YOLO v3 成功识别出所有柑橘目标。两组测试均说明了 Des-YOLO v3 算法性能更优。

表 3 为本文网络与其他网络的性能对比。Des-YOLO v3 网络更小,识别速度更快;相比于 YOLO v3_DarkNet53, mAP 提高了 2.27 个百分点。Des-YOLO v3 网络与 Faster R-CNN 网络相比,少了生成候选区域这一步,所以 mAP 比 Faster R-CNN 低了 0.5 个百分点,但是 Des-YOLO v3 网络的速度为 53 f/s,明显快于 Fater R-CNN,可用于果园采摘机器人的定位检测。结果表明, Des-YOLO v3 网络进一步缩减了网络规模,提高了识别精度和速度。

3 结论

(1) 针对采摘机器人在果园夜间复杂环境下果

表 3 Des-YOLO v3 与其他 CNN 网络性能对比

Table 3 Comparison of Des-YOLO v3 and other algorithm network performance			
模型	mAP/%	帧速度/(f·s ⁻¹)	网络大小/MB
YOLO v3_DarkNet53	88.48	42.00	246.3
Des-YOLO v3	90.75	53.00	225.5
Faster R-CNN	91.25	1.59	108.5

实识别准确率较低的问题,提出了一种多尺度卷积神经网络 Des-YOLO v3 网络,实现对成熟柑橘的识别与检测,最终在测试集上的 mAP 为 90.75%,与 YOLO v3_DarkNet53 网络相比,提高了 2.27 个百分点。

(2) 为了验证本文算法的有效性和可行性,设计了不同柑橘场景下改进前后识别网络的性能对比试验。结果表明,Des-YOLO v3 网络在原始测试集上精确率达 97.67%,召回率达 97.46%,F1 值达 0.976,3 个指标均高于 YOLO v3 网络,表明本文算法具有更优的检测识别效果。

(3) Des-YOLO v3 网络借鉴残差网络和密集连接网络,加强对小目标果实的识别和对遮挡重叠目标的鲁棒性,并且有效缩减了原有网络的卷积层数量,显著提高了果实检测精度和速度,为水果采摘机器人提供了新的视觉识别思路。

参 考 文 献

[1] 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?file_no=20190521&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-4298.2019.05.021. (in Chinese)

[2] MEHTA S S, MACHUNIS W, BURKS T F. Robust visual servo control in the presence of fruit motion for robotic citrus

- harvesting [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 362–375.
- [3] XIANG R. Image segmentation for whole tomato plant recognition at night [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 434–442.
- [4] LU J, LEE W S, GAN H, et al. Immature citrus fruit detection based on local binary pattern feature and hierarchical contour analysis [J]. Biosystems Engineering, 2018, 171: 78–90.
- [5] LINKER R, COHEN O, NAOR A. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 81: 45–57.
- [6] XIONG J, LIN R, LIU Z, et al. The recognition of litchi clusters and the calculation of picking point in a nocturnal natural environment [J]. Biosystems Engineering, 2018, 166: 44–57.
- [7] 项荣, 段鹏飞. 基于重叠边缘的夜间重叠番茄识别 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(5): 68–72.
XIANG Rong, DUAN Pengfei. Recognition of overlapping tomatoes based on overlapping edges at night [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2019, 47(5): 68–72. (in Chinese)
- [8] PAYNE A B, WALSH K B, SUBEDI P P, et al. Estimation of mango crop yield using image analysis-segmentation method [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 91: 57–64.
- [9] 熊俊涛, 林睿, 刘振, 等. 夜间自然环境下荔枝采摘机器人识别技术 [J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(11): 28–34.
XIONG Juntao, LIN Rui, LIU Zhen, et al. Visual technology of picking robot to detect litchi at nighttime under natural environment [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 28–34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20171104&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-4298.2017.11.004. (in Chinese)
- [10] BULANON D M, BURKS T F, ALCHANATIS V. Study on temporal variation in citrus canopy using thermal imaging for citrus fruit detection [J]. Biosystems Engineering, 2008, 101(2): 161–171.
- [11] OKAMOTO H, LEE W S. Green citrus detection using hyperspectral imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(2): 201–208.
- [12] LINKER R, KELMAN E. Apple detection in nighttime tree images using the geometry of light patches around highlights [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 114: 154–162.
- [13] ZHUANG J J, LUO S M, HOU C J, et al. Detection of orchard citrus fruits using a monocular machine vision-based method for automatic fruit picking applications [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 152: 64–73.
- [14] LIU T, EHSANI R, TOUDESCHI A, et al. Identifying immature and mature pomelo fruits in trees by elliptical model fitting in the Cr–Cb color space [J]. Precision Agriculture, 2019, 20(1): 138–156.
- [15] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770–778.
- [16] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1–9.
- [17] 薛月菊, 黄宁, 涂淑琴, 等. 未成熟芒果的改进 YOLOv2 识别方法 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 173–179.
XUE Yueju, HUANG Ning, TU Shuqin, et al. Immature mango detection based on improved YOLOv2 [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(7): 173–179. (in Chinese)
- [18] GAO H, ZHANG L. Densely connected convolutional networks [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1–28.
- [19] 唐周. 基于深度卷积神经网络的相机模式识别 [J]. 时代金融, 2019(17): 128–129.
TANG Zhou. Camera pattern recognition based on depth convolution neural network [J]. Times Finance, 2019(17): 128–129. (in Chinese)
- [20] 戴加明, 佟继周. 基于深度残差网络的星系形态分类 [J]. 天文学进展, 2018, 36(4): 384–397.
DAI Jiaming, TONG Jizhou. Galaxy morphology classification using deep residual networks [J]. Progress in Astronomy, 2018, 36(4): 384–397. (in Chinese)
- [21] 龙鑫, 苏寒松, 刘国华, 等. 一种基于角度距离损失函数和卷积神经网络的人脸识别算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 408–419.
LONG Xin, SU Hansong, LIU Gaohua, et al. A face recognition algorithm based on angular distance loss function and convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 408–419. (in Chinese)
- [22] 熊俊涛, 刘振, 汤林越, 等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 45–52.
XIONG Juntao, LIU Zhen, TANG Linyue, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 45–52. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180405&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-4298.2018.04.005. (in Chinese)