

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S1.054

基于数据平衡深度学习的不同成熟度冬枣识别

王铁伟¹ 赵瑶¹ 孙宇馨² 杨然兵¹ 韩仲志³ 李娟¹

(1. 青岛农业大学机电工程学院, 青岛 266109; 2. 山东省胶州市第一中学, 青岛 266300;

3. 青岛农业大学理学与信息科学学院, 青岛 266109)

摘要:为解决不同成熟度冬枣的样本数量相差悬殊导致的识别率低的问题,本文提出了一种基于数据平衡的Faster R-CNN的冬枣识别方法。该方法针对自然环境下不同成熟度的冬枣,首先从不同角度进行了数据平衡的Faster R-CNN冬枣识别方法研究,然后将所提出的方法与基于YOLOv3的识别方法进行了对比试验研究。研究表明:所提出的数据平衡的Faster R-CNN方法在样本数量不足和类别不平衡的情况下,增强了模型的泛化效果,对片红冬枣识别的平均精确度达到了98.50%,总损失值小于0.5,其识别平均精确度高于YOLOv3。该研究对解决冬枣自动化和智能化采摘的识别问题具有一定的实际意义和应用价值。

关键词:冬枣;深度学习;数据平衡;图像识别;Faster R-CNN

中图分类号:TP393 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2020)S1-0457-07

Recognition Approach Based on Data-balanced Faster R-CNN for Winter Jujube with Different Levels of Maturity

WANG Tiewei¹ ZHAO Yao¹ SUN Yuxin² YANG Ranbing¹ HAN Zhongzhi³ LI Juan¹

(1. School of Electrical and Mechanical Engineering, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China

2. Jiaozhou No. 1 Middle School of Shandong Province, Qingdao 266300, China

3. School of Science and Information Science, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

Abstract: Winter jujube has the characteristics of thin peel and crisp flesh, and winter jujube can only be picked by hand at present, so it is urgent to solve the problem of automatic and intelligent picking of winter jujube. Whereas, the recognition of winter jujube is the premise and foundation to solve this problem. In order to solve the problem of low recognition rate caused by the large number difference of samples with different levels of maturity, this paper proposes a recognition approach based on data-balanced Faster R-CNN for winter jujube. For the winter jujube with different levels of maturity in natural environment, this paper researches the Faster R-CNN recognition approach with data balance from different angles, and then the proposed method is compared with the recognition approach based on YOLOv3. The results show that: the proposed data-balanced Faster R-CNN method enhances the generalization effect of the model in the case of insufficient samples and unbalanced categories; the average recognition accuracy of the proposed approach is 98.50% which is higher than YOLOv3, and the total loss is less than 0.5. What's more, the feature extraction of the foreground image is not obvious because the distance is far between the lens and the foreground image, which will reduce the recognition accuracy of the overall data set. This research has certain practical significance and application value for solving the recognition problem of automatic and intelligent picking winter jujube.

Key words: winter jujube; deep learning; data balance; image recognition; Faster R-CNN

收稿日期:2020-08-10 修回日期:2020-08-30

基金项目:国家自然科学基金项目(41674037,32073029,31872849)、山东省研究生教育质量提升计划项目(SDYJG19134)、山东省重点研发项目(2019GNC106037)和山东省大数据驱动的复杂系统安全控制技术重点实验室(筹)开放基金项目(SKDK202002)

作者简介:王铁伟(1996—),男,硕士生,主要从事深度学习和图像识别研究,E-mail:615760247@qq.com

通信作者:李娟(1969—),女,教授,博士生导师,主要从事图像处理和人工智能、故障诊断研究,E-mail:jdgcy602@sina.com

0 引言

冬枣甘甜味美,营养丰富,富含人体所需的多种氨基酸和维生素^[1],具有果皮薄,果肉酥脆等特点。传统的杆振法存在损伤果实、不易贮藏和长途运输等问题,目前冬枣全部采用人工采摘,费时费力,自动化和智能化采摘成为冬枣采摘的当务之急。为解决这个问题,首先要解决基于计算机视觉的冬枣识别问题。

冬枣识别属于植物果实识别领域^[2-5],在这一领域许多学者都取得了很好的研究成果。文献[6]研究在阴影和目标遮挡情况下的果实识别,提出基于 K-means 算法的苹果识别方法能更好地定位和识别被遮挡的苹果。针对基于颜色、形状、纹理的果实识别^[7-8],文献[9]提出的方法适用于颜色差异较大、形状特征较为明显和纹理特征提取较为简单的果实,分割和识别效果有待提高。文献[10]针对阴影、重叠和遮挡的果实识别,提出了一种基于局部极大值的重叠圆定位方法,首先用 K-means 算法进行分割,然后利用侵蚀和膨胀提取苹果的外形,计算每个内部点到边缘的最小距离,通过寻找这些距离之间的最大值得到苹果的中心,但是当图像较大时,算法的运行时间较长,果实被树叶或者树枝遮挡时中心位置不准确。文献[11]研究基于支持向量机的果实识别,支持向量机是利用二次规划来求解支持向量,但是对于大批量的图像数据的学习策略难以实施。文献[12]研究基于聚类算法的果实识别,聚类算法技术简单,效果直观,但没有进行全局的优化处理,与监督学习相比,其层数增加时会导致收益递减。文献[13]利用神经网络进行果实的识别,虽然能保持非线性算法的高精度和快速收敛,但是可能存在过拟合、学习率低的问题,导致网络的识别准确率和效率难以满足要求。针对基于深度学习的果实识别^[14-15],文献[16]提出的方法对梨的平均识别精度为 92.01%,与传统的神经网络相比,其连接方式更加复杂,有更多的节点,需要强大的计算能力用于训练,卷积神经网络能从大量数据的卷积运算中学习数据的特征。

上述研究大都是针对果实个体较大且试验对象较为明显的识别,研究方法也较为传统,而冬枣识别存在个体较小、部分成熟后的冬枣颜色特征不明显、果树叶片茂密等问题,目前还未见到用深度学习的方法对冬枣进行识别的研究。深度学习方法^[17]能够自主提取冬枣的特征,结合数据平衡方法^[18],解决冬枣识别所存在的困难,本文提出基于数据平衡深度学习的不同成熟度冬枣识别方法,对不同成熟

度冬枣采用 Faster R - CNN 模型进行自动识别,为提高模型识别准确率和采摘机器人识别系统提供理论基础。

1 材料与方法

1.1 图像采集

本试验以山东省滨州市的“沾化冬枣二代”为研究对象。成熟的冬枣形状呈扁圆、表面呈点红、大小均匀且单个质量为 18 ~ 25 g。为保证拍摄时光线充足,选取拍摄时间段为 13:00—14:00,连续并且随机拍摄果园内的冬枣,拍摄工具为 OPO - A73 型手机,分辨率为 3 120 像素 × 4 160 像素,拍摄冬枣图像 856 幅。

1.2 试验设备

运行深度学习模型 YOLOv3^[19] 和 Faster R - CNN^[20] 使用的硬件配置以及相应的操作环境如表 1 所示。在此硬件和配置环境下,使用 TensorFlow 搭建试验平台,运行 YOLOv3 程序的 batch_size 设置为 8,训练集、验证集、测试集的比例设置为 8:1:1,运行 Faster R - CNN 程序的 batch_size 设置为 256。计算机配置两个 NVIDIA RTX2080 Ti 的 GPU 和 1TB 的存储容量,因此计算机硬件条件的配置能达到两种深度学习模型的要求。

表 1 硬件和软件的配置

Tab.1 Hardware and software configuration

硬件或软件	技术参数
操作系统	Windows 10 × 64 Home
GPU	NVIDIA RTX2080 Ti
CPU	Intel Xeon E5 - 4627 v4
内存	64GB
存储容量	1TB
深度学习库	TensorFlow
标记软件	Labelimg
编程语言	Python
TensorFlow 版本	TensorFlow 1.15.0

1.3 深度学习 YOLOv3 模型

YOLO 是一种目标检测模型,目标检测是计算机视觉中比较简单的任务,用来在一幅图像中找到某些特定的物体,目标检测不仅要求识别出物体的种类,同时要求能够标出物体的位置信息。改进后的 YOLOv3,优势主要体现在 3 方面:①网络特征提取方面,将原来的 Darknet - 19 做了优化处理,并且优化后的特征提取器为 Darknet - 53,其包含 52 层卷积层和 1 层全连接层。②多尺度预测方面,由 1 个尺度改进为 3 个尺度,分别是 1 个下采样的尺度,其 Feature map 为 13 × 13,还有

2 个上采样的尺度,其 Feature map 为 $26 \times 26, 52 \times 52$ 。③ Bounding Box 的预测和 Loss 方面,边界框的预测仍然使用维度聚类方法,但是 K-means 聚类个数增加到 9 个,并且使用多个单独的逻辑回归(主要用 sigmoid 函数)预测代替之前的 Softmax 分类,能够减少重叠的漏检现象, YOLOv3 识别流程图如图 1 所示, YOLOv3 的 Bounding Box 坐标转换公式为

$$\begin{aligned} b_x &= \sigma(t_x) + c_x \\ b_y &= \sigma(t_y) + c_y \\ b_w &= p_w e^{t_w} \\ b_h &= p_h e^{t_h} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 σ 是 Sigmoid 函数, (t_x, t_y, t_w, t_h) 是预测目标, (b_x, b_y, b_w, b_h) 是真实坐标, (c_x, c_y) 是 Feature map 某一单元偏移图像左上角坐标, p_w, p_h 是 Bounding box 的预选框尺寸,即 anchor 的尺寸。

YOLOv3 的损失函数 $L^{[21]}$ 为

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{10\ 647} \lambda_{obj} \left((2 - t_w t_h) \sum_{r \in (x, y, w, h)} (t_r - p_r)^2 + \sum_{r=0}^{k-1} ((r = t_{class})? 1:0 - p_{class_r})^2 \right) + (t_{conf} - p_{conf})^2 \quad (2)$$

式中 λ_{obj} ——当前单元格是否存在物体,存在时为 1,不存在时为 0
 t_w ——真实宽度 t_h ——真实高度
 t_r ——真实坐标损失
 p_r ——预测的坐标损失
 t_{class} ——真实的分类
 k ——类别数
 p_{class_r} ——预测的分类
 t_{conf} ——真实的置信度
 p_{conf} ——预测的置信度

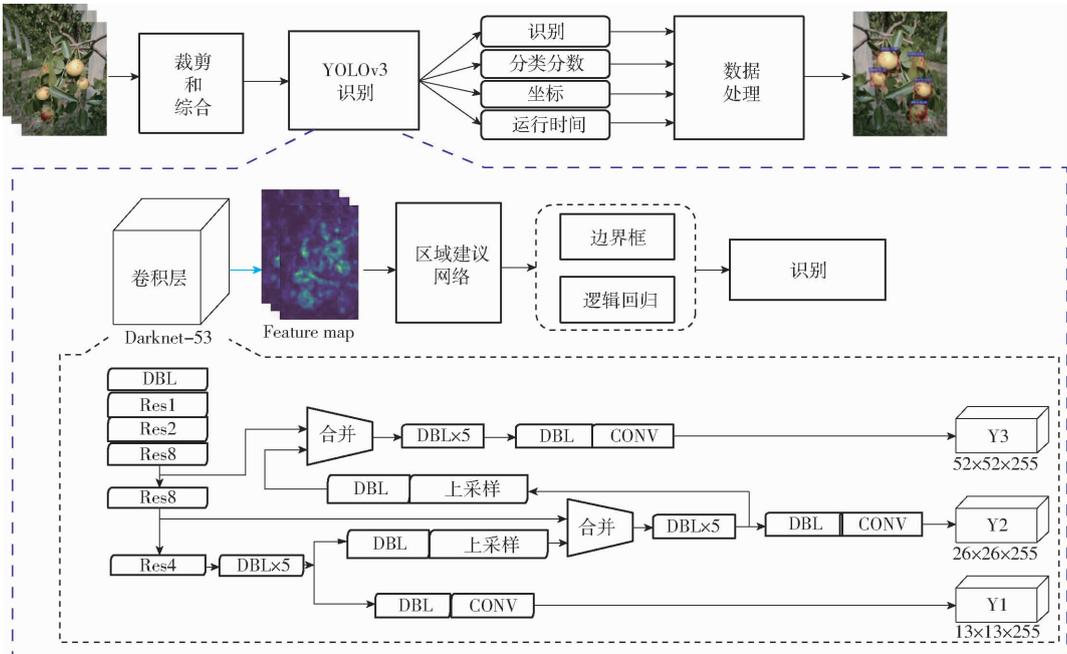


图 1 YOLOv3 识别流程图

Fig.1 YOLOv3 recognition flow chart

1.4 深度学习 Faster R - CNN 模型

在本文中, Faster R - CNN 网络主要包括 4 部分:用 VGG16 网络进行图像特征的提取;用 RPN (Region proposal network) 进行区域建议;边界框回归;非极大值抑制。本文主要结合 Faster R - CNN 的 RPN 结构用于冬枣的识别, Faster R - CNN 识别流程图如图 2 所示。

Faster R - CNN 模型首先对图像使用裁剪和综合操作变为固定的尺寸,然后输入到 VGG16 网络中, VGG16 网络由 13 个卷积层、13 个激活层、4 个池化层组成,卷积层的卷积核(kernel_size)设置为

3、步长(stride)设置为 1,池化层的卷积核尺寸设置为 2、步长设置为 2,使用几组基本的 conv + relu + pooling 层从而提取图像的特征图,特征图后续被共享用于 RPN 层和全连接层。RPN 网络首先通过 3×3 的卷积,再经过并行的两条通道,一条是针对锚点边界框的回归偏移量的计算来获得精准的建议区域,另一条是通过 Softmax 分类器进行分类锚点得到 positive 和 negative,最后的区域建议层用来综合 positive anchors 和对应边界框的回归偏移量获取区域建议,同时去除过小的和超出边界框的区域建议。总体来说, Faster R - CNN 没有使用传统的滑动

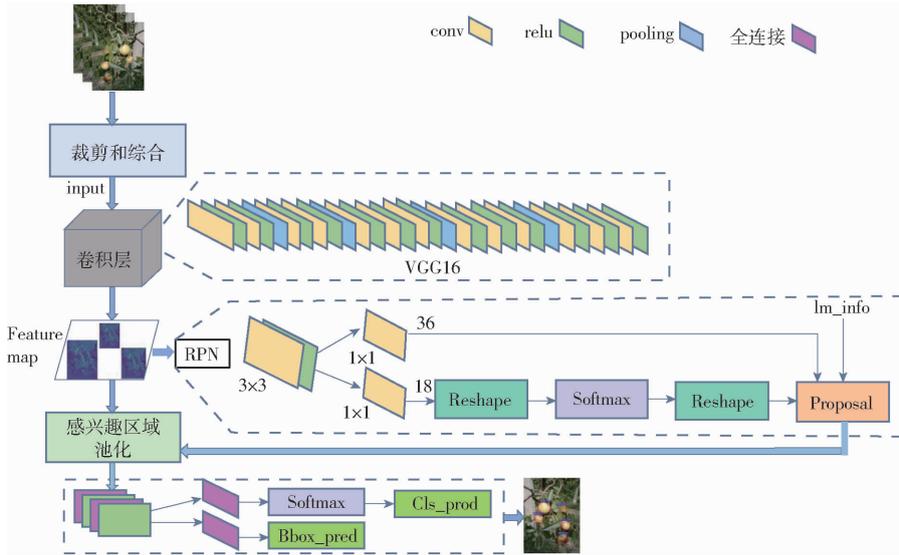


图2 Faster R-CNN 识别流程图

Fig.2 Faster R-CNN recognition flow chart

窗口检测方式,而是通过 RPN 层来提取精确的候选框,大大减少了候选框的数量,并采用多任务损失函数来回归候选框位置信息,同时将 RPN 网络与多任务分类网络相结合,实现端到端的网络结构,能够在保证速度的同时提升检测精度。

2 图像预处理

2.1 原始数据集

深度学习模型的生成需要大量的图像提前训练模型。在国内冬枣产量最大的示范基地滨州市冬枣基地,实地拍摄冬枣图像,拍摄的数据集被分为两大类,一类是呈现青色的冬枣图像,如图 3a 所示;另一类呈现片红的冬枣图像,如图 3b 所示。青色冬枣图像为 772 幅,注释的数量为 10 421;呈现片红冬枣图像 84 幅,注释的数量为 1 533,原始冬枣数据集共有 856 幅图像,冬枣标签数量为 11 954 个。



图3 部分冬枣样本图像

Fig.3 Some images of winter jujube samples

2.2 图像增强

本文利用 ROI(感兴趣区域)提取的方法,通过对灰度处理以后的图像进行冬枣的感兴趣区域提取,如图 4a~4c 分别是原图、灰度处理图、绘制重心图。将原始图像利用 OTSU 方法获取二值化阈值,其 level 设置为 0.55,然后通过先腐蚀再膨胀的方法消除图像中小的干扰区域并且去除噪点,最后绘制

感兴趣区域并且标记出冬枣重心。从效果图可以看出,图像中较亮的地方也会被误认为是冬枣,此 ROI 提取方法有待进一步改进。

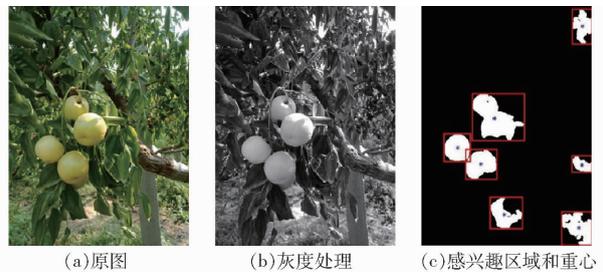


图4 感兴趣区域提取

Fig.4 Region of interest extraction

2.3 数据平衡

考虑到原始数据集的图像数量较少可能会出现数据不平衡的问题,把原始数据集通过调用 Python 程序进行数据扩增,数据扩增示例如图 5 所示。

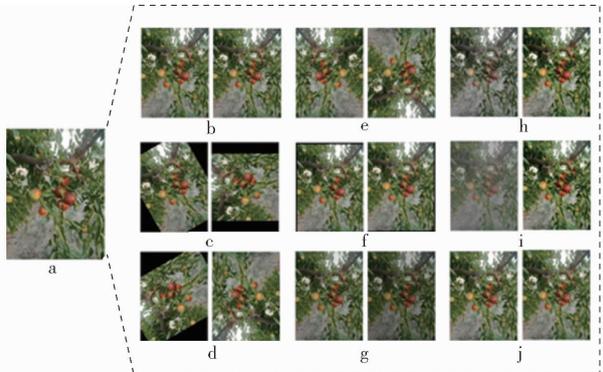


图5 数据扩增示例

Fig.5 Example of data amplification

图 5 中 a 是原图,b、c、d、e、f、g、h、i、j 分别是对原图进行尺寸调整、旋转 30°和 90°、旋转 120°和 180°、镜像、平移、调整亮度、调整色度、调整对比度、调整锐度。尺寸调整是对图像的大小进行了调整,

并没有改变原图像的内部信息;旋转变换,将原始图像进行 30°、90°、120°、180°的旋转;镜像变换是进行水平翻转和垂直翻转;调整亮度、调整色度、调整对比度、调整锐度等方式都改变了图像的颜色信息。通过数据扩增将原来的 772 幅图像扩增到 2 000 幅,输入到深度学习网络模型进行训练。

2.4 试验对象标记

冬枣标记使用 Labelimg 软件完成,标记过程中通过创建方框和坐标轴来人工标记冬枣,如图 6 所示,标记完成的冬枣图像文件存储类型为 XML 格式。带注释的样本与每个图像中标记的方框一一对应,每幅图像可以包含多个注释,注释的多少取决于图像中冬枣的数量。



图 6 Labelimg 标记的冬枣

Fig.6 Winter jujube labeled by Labelimg

3 试验结果与分析

3.1 模型的评价指标

深度学习中最具挑战性的任务之一是在不受过度拟合、拟合不足或泛化故障影响的情况下拆分数据。考虑到简单随机抽样(Simple random sampling, SRS)技术在实现方面的有效性和简便性,本文选择了简单随机抽样技术,将数据集随机划分为 80%、10%、10%,分别用于训练、验证和测试。当训练模型迭代次数较少时,会出现过拟合现象,导致大量的误检和漏检,即会把树叶误检识别为冬枣,也会有部分冬枣识别不出。随着训练迭代次数的不断增加,冬枣的平均识别准确率相对提高,漏检率和错误检测率也相对减小。随着迭代次数的不断增加,模型的损失值也在逐渐下降,当迭代到一定次数时,损失值降到最低,之后随着迭代次数的增加损失值不再变化。本文采用平均精确度作为冬枣识别评价指标,平均精确度与准确率 P 、召回率 R 有关,平均精确度的计算公式为

$$I_{AP} = \int_0^1 PRdR \times 100\% \quad (3)$$

其中 $P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\%$ $R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\%$

式中 T_p ——被正确划分到正样本的数量
 F_p ——被错误划分到正样本的数量
 F_n ——被错误划分到负样本的数量

3.2 远景图像结果分析

由于 772 幅青色冬枣图像数据集中包含远景拍摄的冬枣图像(远景图像示例如图 7 所示),这可能会降低识别的准确率,因此在进行 YOLOv3 测试准确率试验时将 772 幅青色冬枣图像数据集中包含的 8 幅远景图像删除,平均精确度为 87.05%,相比于删除前准确率仅提高了 0.02%,可以看出稍微改动测试集对最终的平均精确度几乎没影响。为了进一步验证只有远景图像数据集的识别效果,将 8 幅远景图像进行数据扩增,扩充到标签数为 2 899 的 84 幅远景图像,用 YOLOv3 和 Faster R-CNN 模型进行训练,结果显示测试的平均精确度分别为 72.33%、89.22%,相对于 84 幅近景冬枣图像数据集,平均精确度分别降低了 15.08%、3.19%,模型平均精确度如图 8 所示,因此只有远景图像作为训练集时对模型的泛化效果影响较大。



图 7 远景图像示例

Fig.7 Perspective image example

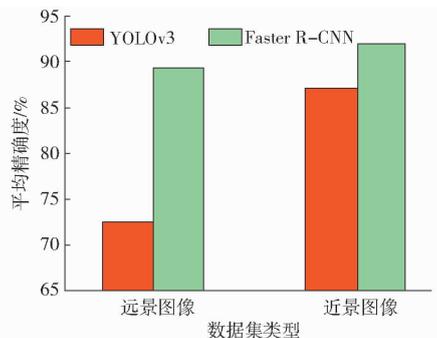


图 8 远 近景识别平均精确度

Fig.8 Far and near view recognition accuracy

3.3 数据平衡结果分析

本文数据平衡采用数据扩增方式,将 84 幅呈现片红的冬枣图像进行数据扩增,分别扩充为 772 幅和 2 000 幅。对呈现片红冬枣的 3 种数据集分别用 YOLOv3 和 Faster R-CNN 模型进行训练,结果显示测试的平均精确度分别为 87.40%、90.34%、

90.48% 和 92.41%、98.37%、98.50%，模型测试平均精确度如图 9 所示，应用数据平衡后的各个数据集深度学习平均精确度都有一定程度的提高。

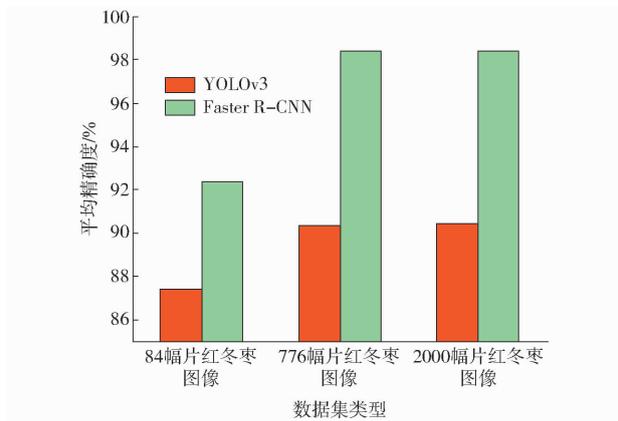


图 9 模型平均精确度

Fig. 9 Model accuracy

Faster R-CNN 模型对各个数据集的损失曲线如图 10 所示。从图中可以看出，当数据集都为 84 幅图像时，远景的损失曲线比片红冬枣稳定，如

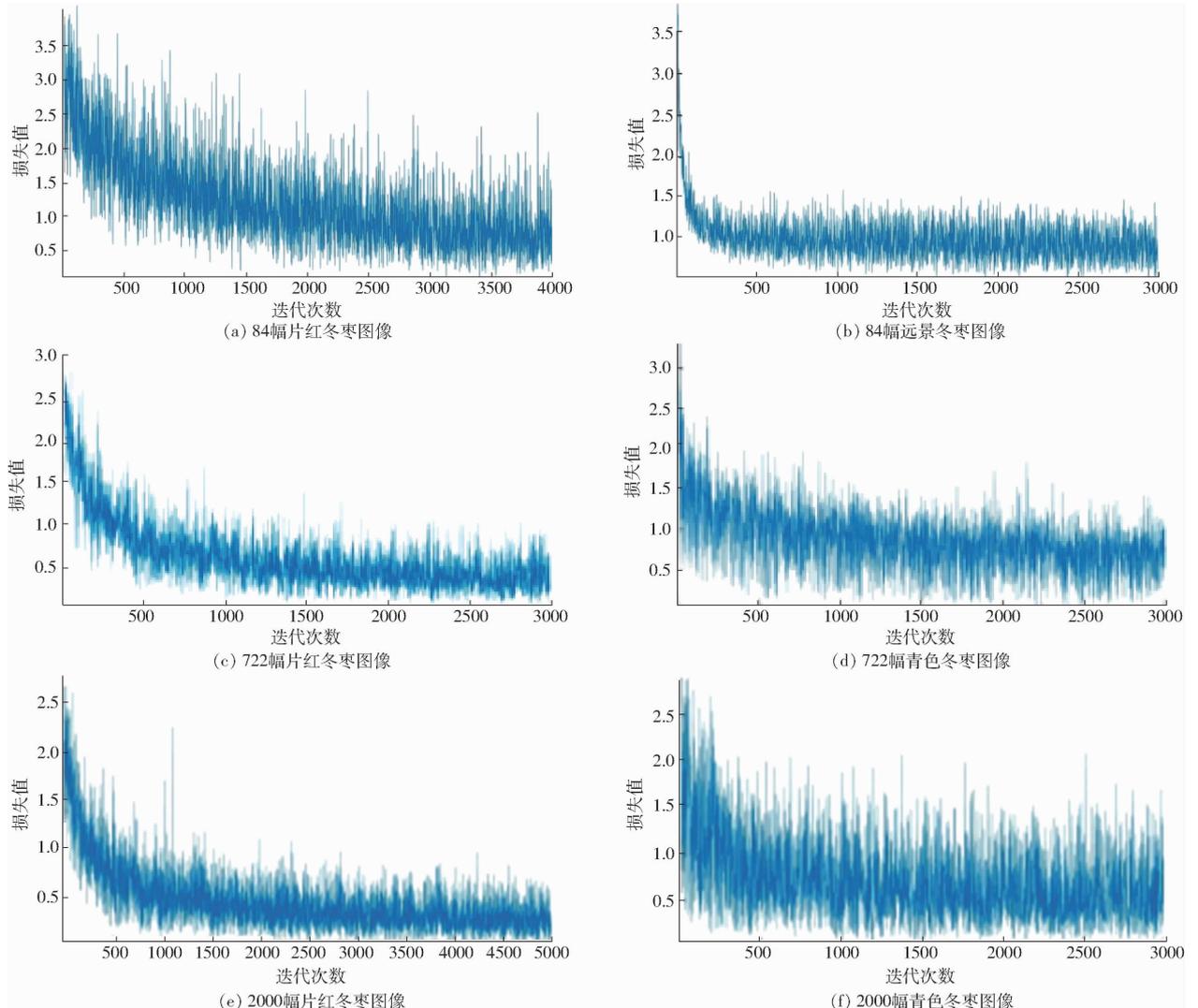


图 10 Faster R-CNN 模型的损失曲线

Fig. 10 Loss curves of Faster R-CNN model

图 10a、10b 所示，分析原因可能是远景图像中的标签数量较多使得损失曲线较为稳定。如图 10 所示，青色冬枣损失曲线不稳定可能是由于特征不够明显导致特征提取效果较差，呈现片红冬枣数据集的损失函数曲线要优于青色冬枣图像数据集，且经过数据平衡后，数据集越大损失函数曲线越稳定，Faster R-CNN 模型总损失值小于 0.5。

4 讨论

(1) 实地采集的冬枣图像，环境较为复杂，冬枣在图像中分布位置差异较大，且部分被树叶和树枝遮挡，给图像的认识工作带来一定的难度。因此不仅可以扩大数据集来发挥深度学习的优势，还可以考虑加入图像分割的方法，可能会大大提高模型的准确率和鲁棒性。

(2) 考虑到本文的原始数据集数量较少，可能原始数据集的效果更好，下一步应扩大实地采集的数据量。

(3) 本试验拍摄工具为 OPPO 手机, 手机便于携带, 且像素能达到模型识别的要求, 在方法中加入数据扩增, 增加了各种色彩的变化, 增强了模型的鲁棒性。受光照亮度和聚焦等因素的影响, 工业相机拍摄的数据集识别率可能会有所提高。

5 结束语

本文提出基于数据平衡 Faster R-CNN 的不同成熟度冬枣识别方法, 在冬枣数据集类别不均衡和

原始样本数据量相差较大的情况下, 应用数据平衡结合深度学习的方法对冬枣进行自动识别, 能提高模型的泛化效果。Faster R-CNN 模型是一种端到端的网络结构, 通过 RPN 层来精确提取候选框, 减少候选框的数量, 能够在保证速度的同时提升检测精度。呈现片红冬枣数据集的平均精确度比青色冬枣数据集高, 应用数据平衡后的图像比原始图像识别平均精确度提高了 6.09 个百分点, 模型总损失值小于 0.5, 平均精确度为 98.50%。

参 考 文 献

- [1] 赵爱玲, 李登科, 王永康, 等. 枣品种资源的营养特性评价与种质筛选[J]. 植物遗传资源学报, 2010, 11(6): 811-816.
ZHAO Ailing, LI Dengke, WANG Yongkang, et al. Evaluation on nutritious characteristics and germplasm screening of different Chinese jujube cultivars[J]. Journal of Plant Genetic Resources, 2010, 11(6): 811-816. (in Chinese)
- [2] 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)
- [3] 王富春, 徐越, 宋怀波. 西红柿果实目标识别方法研究——基于模糊聚类算法[J]. 农机化研究, 2015, 37(10): 24-28, 33.
WANG Fuchun, XU Yue, SONG Huaibo. Study on identification of tomatos—based on fuzzy clustering algorithm[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015, 37(10): 24-28, 33. (in Chinese)
- [4] MAO Shihan, LI Yuhua, MA You, et al. Automatic cucumber identification algorithm for harvesting robots in the natural environment using deep learning and multi-feature fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 1-12.
- [5] 杨帆, 李鹏飞, 刘庚, 等. 橘子采摘机器人目标识别定位方法与实验研究[J]. 西安理工大学学报, 2018, 34(4): 460-467.
YANG Fan, LI Pengfei, LIU Geng, et al. Objective identification and location method of orange picking robot and experimental research[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2018, 34(4): 460-467. (in Chinese)
- [6] WANG Dandan, SONG Huaibo, TIE Zhihui, et al. Identification and localization of occluded apples using K-means clustering algorithm and convex hull theory: a comparison[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(6): 3177-3198.
- [7] PATEL H N, JAIN R K, JOSHI M V. Automatic segmentation and yield measurement of fruit using shape analysis[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 45(7): 19-24.
- [8] LI B, LONG Y, SONG H. Detection of green apples in natural scenes based on saliency theory and gaussian curve fitting[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(1): 192-198.
- [9] ZHOU Rong, LUTZ D, SUN Yurui, et al. Using colour features of cv. 'Gala' apple fruits in an orchard in image processing to predict yield[J]. Precision Agriculture, 2012, 13(5): 568-580.
- [10] JIAO Yuhua, LUO Rong, LI Qianwen, et al. Detection and localization of overlapped fruits application in an apple harvesting robot[J]. Electronics, 2020, 9(6): 1-14.
- [11] JI W, ZHAO D, CHENG F, et al. Automatic identification vision system guided for apple harvesting robot[J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186-1195.
- [12] 杨长辉, 刘艳平, 王毅, 等. 自然环境下柑橘采摘机器人识别定位系统研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 14-22, 72.
YANG Changhui, LIU Yanping, WANG Yi, et al. Research and experiment on recognition and location system for citrus picking robot in natural environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 14-22, 72. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191202&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.002. (in Chinese)
- [13] BARGOTI S, UNDERWOOD J P. Image segmentation for fruit detection and yield estimation in apple orchards[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6): 1039-1060.
- [14] 伍锡如, 雪刚刚, 刘英璇. 基于深度学习的水果采摘机器人视觉识别系统设计[J]. 农机化研究, 2020, 42(2): 177-182, 188.
WU Xiru, XUE Ganggang, LIU Yingxuan. Design of vision recognition system for fruit picking robot based on deep learning[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(2): 177-182, 188. (in Chinese)

- [17] 代建武. 基于 PTHICD 的倾斜料盘式气流冲击干燥装置设计与试验[D]. 北京: 中国农业大学, 2015.
DAI Jianwu. The design and experiment of tilted tray air-impingement drying equipment with process-based on temperature and humidity integration control drying (PTHICD)[D]. Beijing: China Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- [18] 瞿丽霞, 王福军, 丛国辉, 等. 双吸离心泵叶片区压力脉动特性分析[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 79-84.
QU Lixia, WANG Fujun, CONG Guohui, et al. Pressure fluctuations of the impeller in a double-suction centrifugal pump[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 79-84. (in Chinese)
- [19] 翟之平, 王春光. 叶片式抛送装置气流场数值模拟与优化[J]. 农业机械学报, 2008, 39(6): 84-87.
ZHAI Zhiping, WANG Chunguang. Numerical simulation and optimization for air flow in an impeller blower[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(6): 84-87. (in Chinese)
- [20] 黎耀军, 王福军. 双方程湍流模型在高雷诺数水翼绕流模拟中应用[J]. 农业机械学报, 2007, 38(12): 45-48, 52.
LI Yaojun, WANG Fujun. Assessment of two-equation turbulence modeling for hydrofoil flows at high Reynolds number[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(12): 45-48, 52. (in Chinese)
- [21] 丁欣硕, 焦楠. FLUENT14.5 流体仿真计算从入门到精通[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- [22] 丁欣硕, 凌桂龙. ANSYS Workbench14.5 有限元分析案例详解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- [23] 于勇, 张俊明, 姜连田, 等. FLUENT 入门与进阶教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [24] 雷贤良, 李会雄, 张庆, 等. 锅炉转向室烟气调节屏的调节性能与优化设计[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(10): 128-132.
LEI Xianliang, LI Huixiong, ZHANG Qing, et al. Regulation performance and optimal design of the gas adjust-screen in boiler steering rooms[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(10): 128-132. (in Chinese)
- [25] 韩文霆, 吴普特, 杨青, 等. 喷灌水量分布均匀性评价指标比较及研究进展[J]. 农业工程学报, 2005, 21(9): 172-177.
HAN Wenting, WU Pute, YANG Qing, et al. Advances and comparisons of uniformity evaluation index of sprinkle irrigation [J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(9): 172-177. (in Chinese)
- [26] 高振江, 曹崇文, 王德成. 气体射流冲击下颗粒物料流态化参数的试验研究[J]. 中国农业大学学报, 2001, 6(2): 82-86.
GAO Zhenjiang, CAO Chongwen, WANG Decheng. Experimental research on fluidization parameters of air impingement jet of particulate material[J]. Journal of China Agricultural University, 2001, 6(2): 82-86. (in Chinese)
- [27] SANDU C. Infrared radiative drying in food engineering—a process analysis[J]. Biotechnology Progress, 1986, 2(3): 109-119.
- [28] 维益民, 王振华, 于晓磊, 等. 挂面干燥工艺能耗分析[J]. 中国粮油学报, 2020, 35(4): 1-5.
WEI Yimin, WANG Zhenhua, YU Xiaolei, et al. Analysis of energy consumption of drying process for Chinese dried noodles [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2020, 35(4): 1-5. (in Chinese)

(上接第 463 页)

- [15] 曾平平, 李林升. 基于卷积神经网络的水果图像分类识别研究[J]. 机械设计与研究, 2019, 35(1): 23-26, 34.
ZENG Pingping, LI Linsheng. Research on fruit image classification and recognition based on convolutional neural network [J]. Mechanical Design and Research, 2019, 35(1): 23-26, 34. (in Chinese)
- [16] 闫建伟, 赵源, 张乐伟, 等. 改进 Faster-RCNN 自然环境下识别刺梨果实[J]. 农业工程学报, 2019, 35(18): 143-150.
YAN Jianwei, ZHAO Yuan, ZHANG Lewei, et al. Recognition of *Rosa roxbunghii* in natural environment based on improved Faster-RCNN[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(18): 143-150. (in Chinese)
- [17] LI Xiaofeng, JIAO Hongshuang, WANG Yanwei. Edge detection algorithm of cancer image based on deep learning[J]. Bioengineered, 2020, 11(1): 693-707.
- [18] LEI Han, WANG Shuai, ZHENG Dezhi, et al. Improving active learning by data balance to reduce annotation efforts[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(23): 8650-8653.
- [19] 李星辰, 柳晓鸣, 成晓男. 融合 YOLO 检测的多目标跟踪算法[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(4): 665-672.
LI Xingchen, LIU Xiaoming, CHENG Xiaonan. A multi-target tracking algorithm based on YOLO detection[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(4): 665-672. (in Chinese)
- [20] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [21] 吕铄, 蔡烜, 冯瑞. 基于改进损失函数的 YOLOv3 网络[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(2): 1-7.
LÜ Shuo, CAI Xuan, FENG Rui. YOLOv3 network based on improved loss function[J]. Application of Computer System, 2019, 28(2): 1-7. (in Chinese)