

基于机器视觉的轻量化芒果果面缺陷检测

Light weight detection of mango surface defects based on machine vision

聂衍文 杨佳晨 文慧心 高路 徐建

NIE Yan-wen YANG Jia-chen WEN Hui-xin GAO Lu XU Jian

(武汉轻工大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430023)

(School of Electrical and Electronic Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan, Hubei 430023, China)

摘要:目的:降低自动化芒果分级检测设备的制造成本。

方法:对比了 3 种常用的目标检测算法在芒果缺陷检测中的效果,并以轻量化、移动设备可移植性为目标,提出了一种基于 YOLOv5 的轻量化芒果果面缺陷检测算法。

结果:试验算法在满足芒果表面缺陷检测要求的前提下,相较于原算法可使参数量减少 45.9%,浮点运算次数减少 46.7%,权重文件大小减小 45.2%。**结论:**试验算法有效降低了对部署设备的性能需求,在降低芒果分级检测设备的制作成本方面具有潜在价值。

关键词:芒果;果面检测;神经网络;轻量化;机器视觉;图像识别

Abstract: **Objective:** Reduce the manufacturing cost of automated mango grading equipment. **Methods:** The effects of three commonly detection algorithms for mango defect detection were compared, and a defect detection algorithm based on YOLOv5 for mango surface was proposed for the light weight design to work on mobile devices. **Results:** Compared with the original algorithm, the experimental algorithm can reduce the number of parameters by 45.9%, the number of floating point operations by 46.7%, and the weight file size by 45.2% under the premise of meeting the requirements for mango surface defect detection. **Conclusion:** the experimental algorithm effectively reduces the performance requirements for deployment equipment, and has potential value in reducing the manufacturing cost of mango grading detection equipment.

Keywords: mango; fruit surface detection; neural network; light weight; machine vision; image identification

对芒果品质分级可以提高芒果的附加值。目前,中国普遍采用人工对芒果品质进行分级^[1],耗时耗力且效

率低下。随着人工智能的发展,计算机视觉技术被广泛应用到工农业领域中,成为推动工农业发展的有力工具,并逐渐被应用于水果的缺陷检测与分级中。刘静等^[2]使用了图像数学处理方法,基于灰度转换、边缘检测与图像分割等方法开发视觉系统模块在芒果果面缺陷检测中的应用;张烈平等^[3]提出了使用计算机视觉系统获取芒果图像,人工提取特征的方式提取芒果的基本特征作为 BP 神经网络模型的输入对芒果进行了检测与等级分类;李国进等^[4]采用粒子群优化算法结合极限学习机神经网络对芒果进行了检测与分级。Sahu 等^[5]开发了基于 Matlab 的芒果缺陷检测工具箱,使用单幅图像完成了缺陷检测;Mim 等^[6]基于相关性和信息增益评估的方式,人工提取特征,使用决策树对芒果进行了分级。

在芒果品质分级应用中,芒果的果面状态是重要的评价指标,可以针对这一状态采用目标检测算法实现自动化检测与分级。目前主流的目标检测算法主要分为一阶段目标检测算法和二阶段目标检测算法。其中具有代表性的一阶段目标检测算法有 Redmon 等^[7]提出的 YOLO(You only look once)系列和 Fu 等^[8]提出的 SSD(Single shot detector)系列。一阶段目标检测算法采用的是回归的方法进行物体分类和候选框的预测。二阶段目标检测算法以 Ren 等^[9]提出的 Faster R-CNN(Faster region CNN)为代表。二阶段目标检测算法分两步完成:① 根据获取的图像产生候选区域;② 与卷积神经网络相结合来完成特征提取。传统的二阶段目标检测算法的检测速度一般不及 YOLO 系列等一阶段目标检测算法,经过发展改进,以 Faster R-CNN 为代表的二阶段目标检测算法在保持检测精度的同时也具有了比传统二阶段检测算法更快的检测速度。一阶段目标检测算法相比二阶段目标检测算法具有更快的检测速度,比如 YOLO 在一般情况下检测速度约为 Faster R-CNN 的 10 倍^[10]。这种端到端的目标检测方法极大地提高了运算速度,满足了实时目标检测场景的应用需求。但该算法较少被应用于芒

基金项目:湖北省科技厅基金项目(编号:CXYH2019000535)

作者简介:聂衍文,男,武汉轻工大学在读硕士研究生。

通信作者:高路(1976—),男,武汉轻工大学副教授,博士。

E-mail:expressway_cn@126.com

收稿日期:2022-07-08 **改回日期:**2022-11-07

果的分级检测,且未对有关该算法所应用的数据集的适用性进行讨论。研究拟从数据集制作入手,对比 SSD、Faster R-CNN 以及 YOLOv5 3 种算法在芒果分级检测中的效果,并在综合考虑图片中检测目标占比和识别目标特征的前提下,给出最优的目标占比和检测算法,旨在为保证芒果表面缺陷检测算法识别性能的同时,降低自动化芒果分级检测设备的制造成本。

1 数据集制作与芒果缺陷检测算法模型比较

1.1 数据集制作

依据 NY/T 3011—2016,可以将芒果表面缺陷划分为 3 类:斑点(sopt)、斑痕(scar)和腐烂(rot)。斑点为芒果果面坏点,一般为类圆形。斑痕为芒果表皮因病害、日灼等造成的损伤。腐烂为芒果表面的果皮出现大片的不规则的黑斑。

为得到不同类型的芒果果面缺陷,从半成熟状态到成熟直至腐烂的不同阶段对芒果的状态进行拍照记录,共获得 3 类检测目标 879 张图片。为了防止出现样本分布不均匀的概率,采用 Pytorch 深度学习框架,使用包含缩放、旋转、添加噪声和 HSV 随机变换等方式,在无需增加原始数据量的情况下扩充数据样本,增强训练的效果,将原本的 879 张图片进行增强并扩充至 3 024 张图片,并使用 LabelImg 开源软件对相关数据参数进行标注。最后,将数据样本按照常用的划分比例(8:2)划分为训练集和验证集。图 1 为 3 类检测目标和部分增强处理后的图片以及数据集标定展示。

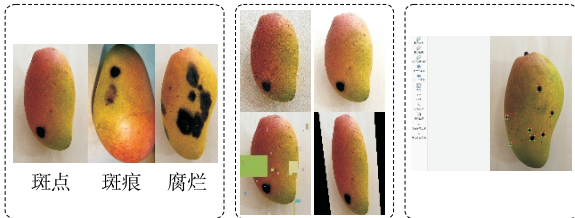


图 1 检测目标类别和数据集制作

Figure 1 Detect target categories and dataset production

1.2 数据集对比测试

为研究数据集图片对算法的影响,先将所记录图片的像素尺寸固定为 568 像素×320 像素,再通过批量处理的方式,分别按照 0.50,0.75,1.00,1.25,1.50,1.75,2.00 缩放原图片,并进行像素填充以得到尺寸为 1 136 像素×640 像素的测试图片。经处理后的图片以及原图片所占测试图片的像素比和对应的编号见表 1。测试共分为 7 组,每组 102 张图片。

分别采用 YOLOv5、SSD、Faster R-CNN 3 种算法对

表 1 按照比例缩放处理后的图片

Table 1 Pictures are scaled to scale

缩放倍数	原图片所占测试图片的像素比/%	编号
0.50	6.25	A
0.75	14.06	B
1.00	25.00	C
1.25	39.06	D
1.50	56.25	E
1.75	76.56	F
2.00	100.00	G

数据集进行测试,测试结果如图 2 所示。由图 2 可知,YOLOv5 算法的平均精度均值(mAP)明显优于其他两种算法。为进一步验证数据集对算法效果的影响,分别对 YOLOv5、SSD、Faster R-CNN 3 种算法使用增强型数据集进行训练,为了与原算法模型区分,标定为 Au YOLOv5、Au SSD 和 Au Faster R-CNN,测试结果见图 2。由图 2 可知,无论是否采用增强型数据集,YOLOv5 在测试集上的 mAP 值均优于其他两种算法。使用图像增强手段后,当芒果原图片所占测试图片像素比为 25%时,可达到理想的检测效果。

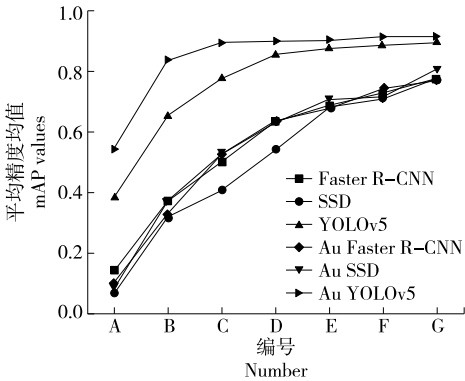


图 2 测试集上不同模型的 mAP 值

Figure 2 mAP values of different models for the test dataset

2 基于 YOLOv5 的轻量化芒果缺陷检测算法

YOLOv5 算法结构主要分为输入端、Backbone、Neck 网络和 Head 检测输出端 4 部分。其中输入端包含了图像的预处理,Backbone 是主干特征提取网络,用来提取检测目标的特征,Neck 网络为 YOLOv5 的加强特征提取网络,目的是为了将在主干部分获得的有效特征层进行特征融合。在 Neck 网络中已经获得的有效特征层会被用于特征提取,使用 Panet 结构来对有效特征层实现上采样和下采样的特征融合。YOLOv5 的 Head 分为分类器和回归器,通过判断是否有物体与特征点对应来完成目标

检测结果的输出。为轻量化检测模型和弥补因减小模型带来的精度损失,同时获得更加精确的预测边界框,试验在 YOLOv5s 模型的基础上,使用 Han 等^[11]提出的 GhostNet 中的 GhostModule 结构来轻量化 YOLOv5 检测算法;加入注意力机制弥补模型轻量化带来的精度损失;使用 Zhang 等^[12]提出的 EIOU 损失函数代替原算法中的 CIOU 损失函数获得更精确的预测边界框。

为减少模型参数量,使用 GhostConv 代替 Conv,其结构如图 3 所示,先将输入特征经过一个 Conv 模块,其输出通道数是最终输出通道数的 1/2,然后将输出的结果再经过一个 Conv 模块,其中输出通道数等于输入通道数。为了获得适中的感受野,尽量小的卷积运算,使用 5×5 的卷积核,且 Stride 为 1。第一个 Conv 模块的输出结果与第二个 Conv 模块的输出结果 Concat 来获得最终结果。

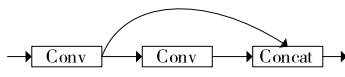


图 3 GhostConv 结构图

Figure 3 GhostConv structure chart

为进一步减少模型参数,使用 C3_Ghost 来替代原 YOLOv5s 网络结构中的 C3 模块。C3_Ghost 为 C3 结构中使用 GhostModule 构建 BottleNeck 的模块,其中 GhostModule 用来代替普通的卷积操作。GhostModule 分为 3 步实现特征输出:① 使用普通的卷积来获得必要的特征;② 使用深度可分离卷积获取与第一步必要特征相似的 Ghost 特征图;③ 将前两步获得的特征叠加作为输出特征层。GhostModule 和 C3_Ghost 结构如图 4、图 5 所示。

为提升网络的检测性能,在 YOLOv5s 的 Backbone 网络中使用 Hou 等^[13]提出的 CA(Coordinate attention)机制作为一个独立模块,用来提升网络对芒果表面斑点、斑痕和腐烂的关注度。CA 注意力机制也称为坐标注意力机制,不同于 Hu 等^[14]提出的 SE,SE 只考虑了通道的重要性,忽略了位置信息,而 CA 兼容了 SE 的优点,同时

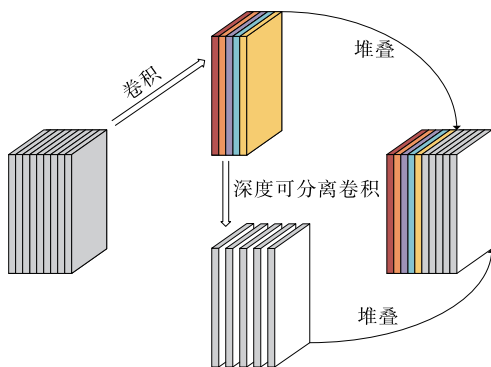


图 4 GhostModule 结构

Figure 4 GhostModule structure

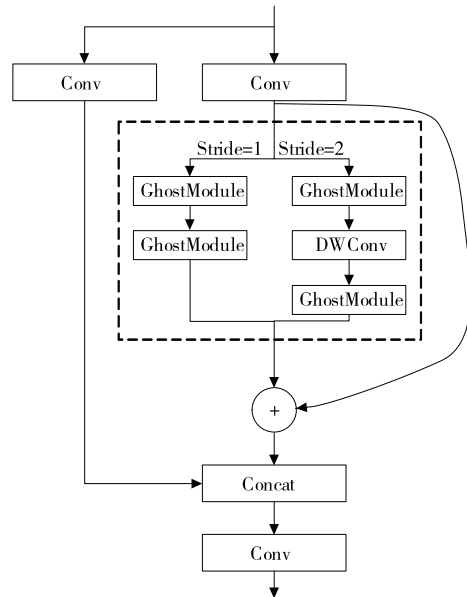


图 5 C3_Ghost 模型结构

Figure 5 C3_Ghost structure

还能捕获方向感知与位置信息。注意力机制结构如图 6 所示。

CA 中使用 $(H, 1)(1, W)$ 大小的池化核将通道沿长度方向和宽度方向编码,使用 1×1 大小的卷积核卷积运算和非线性激活函数,输出为包含空间信息的水平方向和垂直方向编码的中间特征图。沿空间维度将中间特征图拆解为两个独立的分量,使用 1×1 大小的卷积核变为具有相同通道数的张量,以及激活函数得到注意力权重,最后对水平方向和垂直方向的结果进行融合。

在 YOLOv5 中使用 CIOU 损失函数作为定位损失函数。CIOU 损失函数中预测框的纵横比是相对值,不是宽高的真实差异值,对于边界框的预测存在局限。为了解决这个问题,EIOU 损失函数在其基础上改进,通过计算

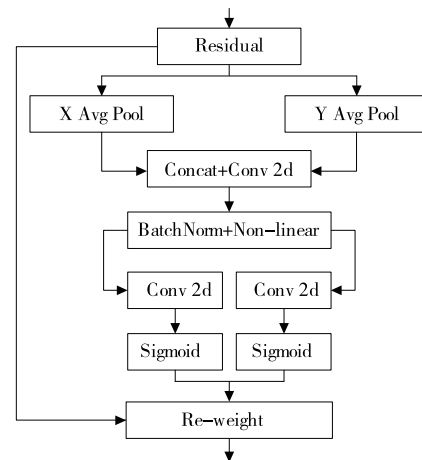


图 6 CA 结构

Figure 6 CA structure

宽高的差异值取代纵横比。其表达式为：

$$L_{\text{EIOU}} = 1 - \text{IOU} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{\text{gt}})}{C_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{\text{gt}})}{C_h^2}, \quad (1)$$

式中：

C_w, C_h ——包含了真实框和预测框的最小外接矩形的宽度和高度。

在芒果表面缺陷检测网络中使用 EIOU 损失函数代替 CIOU 损失函数作为定位损失函数。芒果表面的斑点

作为主要检测目标且通常较小,为了便于计算斑点的损失,对 EIOU 损失函数进行改进,将预测框和真实框的中心点的欧式距离、预测框的宽高和真实框的宽高的欧式距离进行开平方处理。改进后的表达式为：

$$\text{Loss} = 1 - \text{IOU} + \frac{\sqrt{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}}{c^2} + \frac{\sqrt{\rho^2(w, w^{\text{gt}})}}{C_w^2} + \frac{\sqrt{\rho^2(h, h^{\text{gt}})}}{C_h^2}. \quad (2)$$

采用上述的改进方法,得到的轻量化 YOLOv5 芒果果面检测模型如图 7 所示。

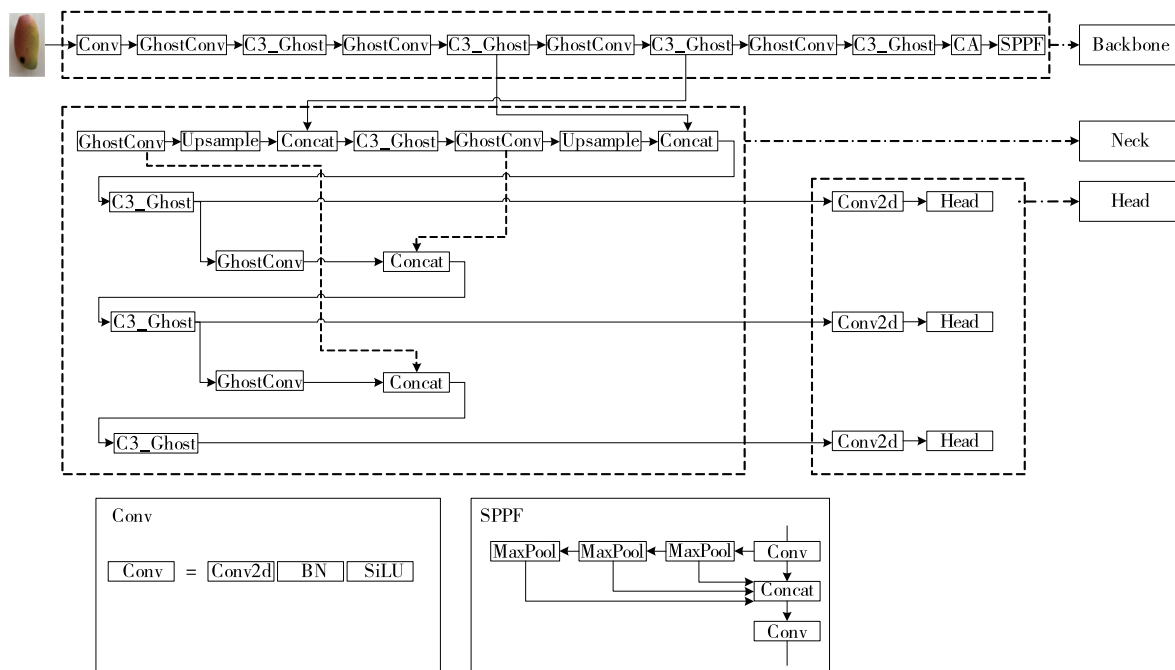


图 7 轻量化的 YOLOv5 芒果检测模型

Figure 7 Lightweight YOLOv5 model for mango detection

3 轻量化的芒果缺陷检测模型测试

两种算法均使用了同样的训练环境,处理器为 AMD Ryzen 7 4800H,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 2060。软件运行环境为在 win10 操作系统下使用的 Pytorch 1.10 深度学习框架和 Cudnn 11.3 计算架构。使用迁移学习的方式获得初始训练参数,使用 SGDM 作为优化器,其中动量参数设置为 0.93;使用余弦退火算法动态调整学习率,其中初始学习率设置为 0.01,余弦退火算法超参数设置为 0.1。

基于上述的软硬件环境和参数设置,使用 3 024 张图片按照 8:2 划分为训练集和验证集来训练轻量化后的 YOLOv5s 算法以及原 YOLOv5s 算法。由图 8(a)可知,改进后的算法在训练迭代次数为 20 轮时接近收敛,与原算法相比,改进后的算法收敛速度更快。图 8(b)和图 8(c)的分类和置信度损失函数值变化基本一致,均保

持了较好的收敛效果。

两种算法采用了同样的测试集,测试集图片数量为 604 张且芒果原图片所占测试图片的像素比至少为 25%,测试集包含斑点、斑痕、腐烂 3 类检测目标共 1 069 个。以 3 类检测目标的平均准确率、平均召回率以及 IOU 阈值设为 0.5 时的 mAP 值作为评价指标来评估模型的检测性能;以参数量、浮点运算次数(FLOPs)以及权重文件所占字节的大小来评估模型的大小。测试试验对比结果见表 2。

由表 2 可知,YOLOv5s 的平均检测精度可达 98.5%,试验算法相对下降了 0.6%,主要是试验使用基于 GhostNet 中的 GhostModule 构建的轻量化特征提取网络的特征提取能力不如原算法,但试验算法的平均检测精度仍可达 97.9%,能够满足实际应用的需求。试验使用轻量化的设计,使得网络模型参数量减少了约 45.9%,FLOPs 减少了约 46.7%,权重文件大小也减小了约

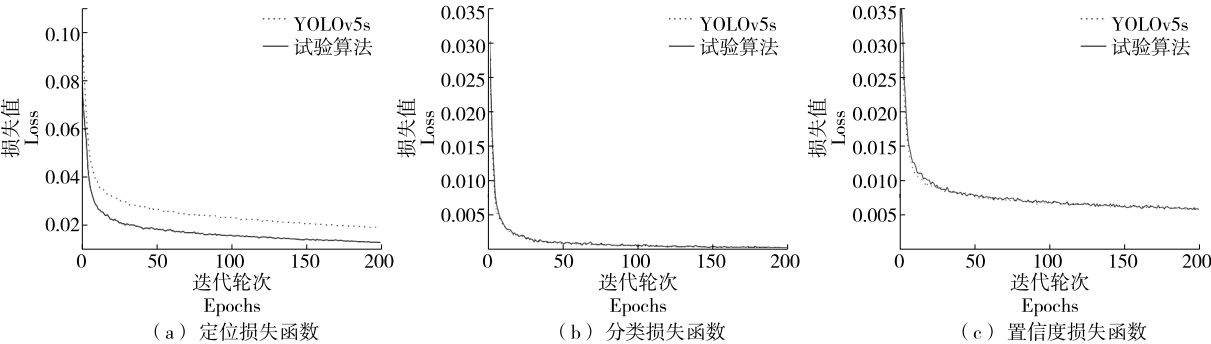


图 8 损失函数变化曲线
Figure 8 Loss function variation curve

表 2 模型的各项性能指标对比结果

Table 2 Comparison of performance indicators of the model

算法	平均准确率/%	平均召回率/%	mAP 值/%	参数量/M	FLOPs/G	权重文件大小/MB
YOLOv5s	98.5	97.2	98.5	7.24	16.5	13.7
试验算法	97.1	96.1	97.9	3.92	8.8	7.5

45.2%。就模型占用内存量和计算复杂度而言,改进后的网络模型相比原算法模型更适合在低算力的嵌入式设备上部署。

4 结论

试验表明,YOLOv5 在芒果果面缺陷检测中有较优的检测性能,且当芒果原图片所占测试图片像素比至少为 25%时达到理想的检测效果。为了实现轻量化的芒果果面检测,试验基于 YOLOv5s 检测算法,改进了检测算法中的部分结构,将参数量减少了约 45.9%,浮点运算次数减少了约 46.7%,权重文件大小也减小了约 45.2%,检测性能仍能够满足芒果表面的缺陷检测要求。基于机器视觉,结合深度学习的目标检测算法来检测芒果表面缺陷并用于品质分级的技术,可以代替传统的人工分级,降低成本,同时提高作业效率。芒果缺陷检测算法的轻量化设计中,牺牲了少许的检测性能。后续将研究模型裁剪、知识蒸馏等方式来减小模型体积,设计更优秀的轻量化方案,使得目标检测算法可以更好地部署在低算力的嵌入式设备中,降低自动化芒果分级检测设备的制作成本。

参考文献

[1] 李日旺, 黄国弟, 苏美花, 等. 我国芒果产业现状与发展策略[J]. 南方农业学报, 2013, 44(5): 875-878.
LI R W, HUANG G D, SU M H, et al. Status and developmental strategies of mango industry in China [J]. Journal of Southern Agriculture, 2013, 44(5): 875-878.
[2] 刘静, 黄勇平, 章程辉. 视觉系统开发模块在芒果果面缺陷检测中的应用[J]. 食品与机械, 2009, 25(2): 82-85.
LIU J, HUANG Y P, ZHANG C H. Application of NI vision

development module in mango surface defect detection[J]. Food & Machinery, 2009, 25(2): 82-85.
[3] 张烈平, 曾爱群, 陈婷. 基于计算机视觉和神经网络的芒果检测与等级分类[J]. 农机化研究, 2008(10): 57-60.
ZHANG L P, ZENG A Q, CHEN T. Mango examination and rank classification research based on computer vision and neural network [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008(10): 57-60.
[4] 李国进, 董第永, 陈双. 基于计算机视觉的芒果检测与分级研究[J]. 农机化研究, 2015, 37(10): 13-18, 23.
LI G J, DONG D Y, CHEN S. Research on mango detection and classification by computer vision [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2015, 37(10): 13-18, 23.
[5] SAHU D, POTDAR R M. Defect identification and maturity detection of mango fruits using image analysis[J]. American Journal of Artificial Intelligence, 2017, 1(1): 5-14.
[6] MIM F S, GALIB S M, HASAN M F, et al. Automatic detection of mango ripening stages: An application of information technology to botany[J]. Scientia Horticulturae, 2018, 237: 156-163.
[7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.
[8] FU C Y, LIU W, RANGA A, et al. DSSD: Deconvolutional single shot detector[J/OL]. Computer Science. (2017-01-23) [2022-07-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.06659>.
[9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2015: 91-99.

(下转第 240 页)

- 125: 109216.
- [58] JIN G, WANG Y G, LI M H, et al. Rapid and real-time detection of black tea fermentation quality by using an inexpensive data fusion system[J]. Food Chemistry, 2021, 358: 129815.
- [59] AN T, HUANG W Q, TIAN X, et al. Hyperspectral imaging technology coupled with human sensory information to evaluate the fermentation degree of black tea[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2022, 366: 131994.
- [60] JANDRIC Z, TCHAIKOVSKY A, ZITEK A, et al. Multivariate modelling techniques applied to metabolomic, elemental and isotopic fingerprints for the verification of regional geographical origin of Austrian carrots[J]. Food Chemistry, 2021, 338: 127924.
- [61] ZHOU L, ZHANG C, QIU Z G, et al. Information fusion of emerging non-destructive analytical techniques for food quality authentication: A survey[J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 2020, 127: 115901.
- [62] LI L Q, JIN S S, WANG Y J, et al. Potential of smartphone-coupled micro NIR spectroscopy for quality control of green tea [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 247: 119096.
- [63] WANG Y J, LI T H, LI L Q, et al. Evaluating taste-related attributes of black tea by micro-NIRS [J]. Journal of Food Engineering, 2021, 290: 110181.
- [64] TOZLU B H, OKUMUS H I. A new approach to automation of black tea fermentation process with electronic nose[J]. Automatika: Journal for Control, Measurement, Electronics, Computing & Communications, 2018, 59(3/4): 373-381.
- [65] 李杨, 董春旺, 陈建能, 等. 茶叶智能采摘技术研究进展与展望[J]. 中国茶叶, 2022, 44(7): 1-9.
- LI Y, DONG C W, CHEN J N, et al. Research progress and prospect of intelligent tea picking technology[J]. China Tea, 2022, 44(7): 1-9.
- [66] 沈帅, 袁海波, 朱宏凯, 等. 茶叶数字化加工技术研究进展[J]. 中国茶叶, 2022, 44(8): 1-8.
- SHEN S, YUAN H B, ZHU H K, et al. Research progress of tea digital processing technology[J]. China Tea, 2022, 44(8): 1-8.
- [67] 宁井铭, 颜玲, 张正竹, 等. 祁门红茶加工中氨基酸和儿茶素快速检测模型建立[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(12): 3 422-3 426.
- NING J M, YAN L, ZHANG Z Z, et al. Establishment of a rapid detection model for amino acids and catechins in Qimen black tea processing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(12): 3 422-3 426.
- [68] 宁井铭, 孙京京, 朱小元, 等. 基于图像和光谱信息融合的红茶萎凋程度量化判别[J]. 农业工程学报, 2016, 32(24): 303-308.
- NING J M, SUN J J, ZHU X Y, et al. Quantitative discrimination of black tea withering degree based on fusion of image and spectral information [J]. Chinese Journal of Agricultural Engineering, 2016, 32(24): 303-308.
- [69] WANG Y W, LIU Y, CUI Q Q, et al. Monitoring the withering condition of leaves during black tea processing via the fusion of electronic eye (e-eye), colorimetric sensing array (CSA), and micro-near-infrared spectroscopy (NIRS) [J]. Journal of Food Engineering, 2021, 300: 110534.
-
- (上接第 95 页)
- [10] 包晓敏, 王思琪. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(4): 5-9.
- BAO X M, WANG S Q. Survey of object detection algorithm based on deep learning [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(4): 5-9.
- [11] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: More features from cheap operations[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 1 580-1 589.
- [12] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J/OL]. Computer Science. (2021-01-20) [2022-07-18]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.08158>.
- [13] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[J/OL]. Computer Science. (2021-03-04) [2022-07-20]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.02907>.
- [14] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: Institute of Electrical and Electronics Engineering, 2018: 7 132-7 141.
-
- (上接第 206 页)
- [24] 刘云宏, 李晓芳, 苗帅, 等. 南瓜片超声—远红外辐射干燥特性及微观结构[J]. 农业工程学报, 2016, 32(10): 277-286.
- LIU Y H, LI X F, MIAO S, et al. Drying characteristics and microstructures of pumpkin slices with ultrasound combined far-infrared radiation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(10): 277-286.
- [25] FERNANDES F A N, GALLO M I, RODRIGUES S. Effect of osmotic dehydration and ultrasound pre-treatment on cell structure: Melon dehydration [J]. LWT-Food Science and Technology, 2008, 41(4): 604-61.
- [26] 靳力为, 任广跃, 段续, 等. 超声预处理对杏片微波冻干过程中水分迁移的影响[J]. 食品与机械, 2020, 36(8): 15-21, 81.
- JIN L W, REN G X, DUAN X, et al. Effect of ultrasonic pretreatment on water migration of apricot slices during microwave freeze-drying[J]. Food & Machinery, 2020, 36(8): 15-21, 81.