

基于改进 YOLOv3 模型的软包装食品自动识别方法

Automatic recognition method for soft packaged food based on improved YOLOv3 model

张志凯¹ 韩红章² 赵雪芊³ 李忠⁴

ZHANG Zhi-kai¹ HAN Hong-zhang² ZHAO Xue-qian³ LI Zhong⁴

(1. 江苏省苏州丝绸中等专业学校, 江苏 苏州 215228; 2. 江苏理工学院, 江苏 常州 213000;

3. 南京大学, 江苏 南京 210023; 4. 江苏联合职业技术学院常州刘国钧分院, 江苏 常州 213000)

(1. Jiangsu Suzhou Silk Secondary Professional School, Suzhou, Jiangsu 215228, China; 2. Jiangsu University of Technology, Changzhou, Jiangsu 213000, China; 3. Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210023, China; 4. Changzhou Liu Guojun Branch, Jiangsu United Vocational and Technical College, Changzhou, Jiangsu 213000, China)

摘要:目的:解决现有包装食品自动识别方法存在的识别精度差、效率低等问题。方法:基于软包装食品自动识别系统,提出一种改进的 YOLOv3 模型用于软包装食品的自动识别。将 Kmeans++ 算法引入模型中解决小目标不敏感问题,将 Mish 激活函数引入模型中提高识别的准确性,将注意力机制 Senet 引入模型中提高特征提取能力。通过试验分析了该识别模型的性能,验证了模型的优越性。结果:与常规识别方法相比,所提方法能更准确、高效地实现软包装食品的自动识别,识别准确率为 95.40%,识别效率为 23.80 帧/s,满足包装食品识别的需要。结论:通过对现有食品识别模型的优化,可以有效提高识别模型的性能。

关键词:软包装食品;自动识别;YOLOv3 模型;Kmeans++ 算法;Mish 激活函数;注意力机制 Senet

Abstract: Objective: To solve the problems of poor recognition accuracy and low efficiency of existing automatic recognition methods for packaged food. **Methods:** Based on the automatic identification system of packaged food, an improved YOLOv3 model was proposed for the automatic identification of soft packaged food. The Kmeans++ algorithm was introduced into the model to solve the problem of small target insensitivity, the Mish activation function was introduced into the model to improve the accuracy of recognition, and the attention mechanism

Senet was introduced into the model to improve the ability of feature extraction. The performance of the recognition model was analyzed through experiments, and the superiority of the model was verified. **Results:** Compared with the conventional recognition methods, the proposed method can more accurately and efficiently realize the automatic recognition of flexible packaging food, the recognition accuracy rate was 95.40%, and the recognition efficiency was 23.80 f/s, which meets the needs of packaging food recognition. **Conclusion:** By optimizing the existing food recognition model, the performance of the recognition model can be effectively improved.

Keywords: packaged food; automatic identification; YOLOv3 model; Kmeans++ algorithm; Mish activation function; attention mechanism Senet

软包装由于成本低和重量轻等优势,在食品包装中应用广泛。目前,中国大多数软包装食品识别方法存在识别精度低、速度慢等问题,不适应当前食品企业自动化的发展需求^[1]。国内外已有不少学者对食品识别方法进行了研究,取得了一些显著的成果^[2]。赵腾飞等^[3]提出了一种用于食品分类识别的改进卷积神经网络模型。结果表明,与优化前相比,优化后模型在准确率和实时性方面有明显提高,优化后的卷积神经网络模型能很好地满足食品分类识别要求,具有一定的适用性。吕麒麟等^[4]提出了一种用于食品塑料包装袋识别的卷积神经网络模型。结果表明,与常规方法相比,卷积神经网络模型在食品包装袋的分类速度和精度上具有明显的优势,为食品分拣

基金项目:江苏省自然科学基金项目(编号:21JS23879023)

作者简介:张志凯(1981—),男,江苏省苏州丝绸中等专业学校高级讲师,硕士。E-mail: waqc01@sohu.com

收稿日期:2022-11-23 **改回日期:**2023-04-17

提供了一定的依据。郑如新等^[5]提出了一种用于食品分类的高斯混合模型。结果表明,该方法能准确、有效地识别和区分食品,识别平均精度在 95%左右,验证了高斯混合模型应用于食品分类识别的有效性。刘宇昕等^[6]提出了一种用于食品图像识别的多尺度拼图重建网络。结果表明,与常规食品图像识别方法相比,所提方法具有较好的性能,在多个数据库中取得了最佳识别效果。虽然上述方法可以满足食品识别的一般要求,但识别精度和识别效果有待进一步提高。

在上述研究的基础上,研究拟提出一种改进的 YOLOv3 模型用于软包装食品的自动识别。通过 3 个方面(Kmeans++ 算法、Mish 激活函数和注意力机制 Senet)的优化提高模型的准确性、特征提取能力以及小目标的不感性问题,以期软包装食品的自动识别方法研究提供参考。

1 试验系统

图像分类识别系统主要通过相机对食品进行采集,并通过计算机对图像进行识别和分类^[7],具有抗干扰能力强和用途广等优点^[8]。该系统将图像处理和视觉技术相融合,由上位机和图像采集系统两部分组成,通过图像采集系统采集图像,将相关信息转发给上位机进行处理,由上位机识别并采集图像。

2 识别方法

2.1 YOLOv3 模型

YOLO 算法是目前目标检测领域性能最优算法之一,在各个行业应用广泛^[9]。YOLO 模型如图 1 所示。

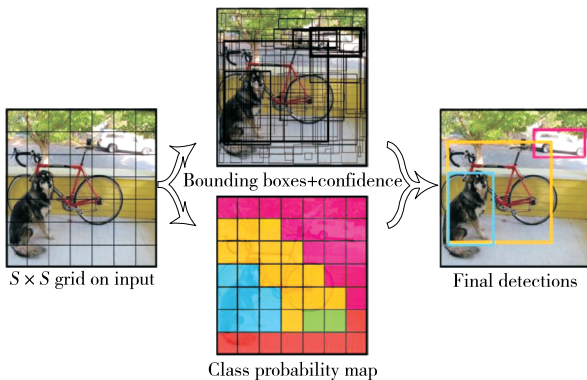


图 1 YOLO 模型图

Figure 1 YOLO model diagram

将原始输入图像分成 $S \times S$ 个网格。如果目标位于网格上,则该网格负责识别目标。网格包含 5 个参数($x, y, w, h, c_{confidence}$),分别为边界框的中心坐标(x, y)、宽度、高度和置信度。置信度如式(1)所示^[10]。

$$c_{confidence} = P_r(O_{object}) \times IOU_{pred}^{truth}, \quad (1)$$

式中:

$c_{confidence}$ ——置信度;

O_{object} ——检测目标;

$P_r(O_{object})$ ——边框是否包含目标,包含 $P_r(O_{object}) = 1$,否则 $P_r(O_{object}) = 0$;

IOU_{pred}^{truth} ——真实框和预测框的交互比。

如果有 C 类目标,则网格预测的各类目标在框线置信度的条件概率为 $P_r(C_{class,i} | O_{object})$,基于此,能够计算各框线类别置信度,如式(2)所示^[11]。

$$P_r(C_{class,i}) \times IOU_{pred}^{truth} = P_r(C_{class,i} | O_{object}) \times P_r(O_{object}) \times IOU_{pred}^{truth}. \quad (2)$$

式中:

$C_{class,i}$ ——检测的目标类别;

$P_r(C_{class,i})$ ——边框是否包含目标类别 i 。

YOLO 的损失函数采用均方误差,研究在深度学习检测方式中采用了基于 YOLOv3 的包装食品识别方法, YOLOv3 的网络结构由基础特征提取网络 DarkNet-53、特征融合层和输出层组成^[12],如图 3 所示。YOLOv3 网络包括 53 个卷积层和 5 个最大残差层,同时,在每个卷积层之后添加批量归一化和去除 Dropout 操作,防止出现过拟合^[13]。YOLOv3 网络结构如图 2 所示。

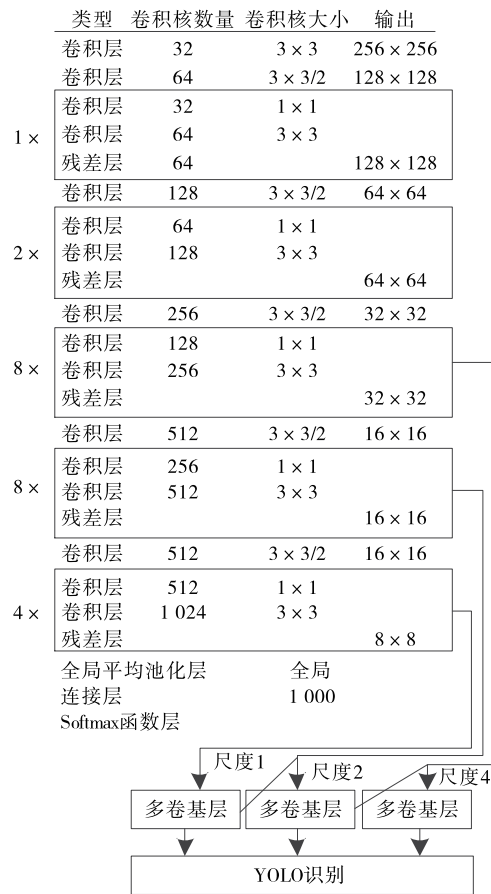


图 2 网络结构

Figure 2 Structure of the network

2.2 改进 YOLOv3 模型

利用相机采集图像,提出了一种基于改进 YOLOv3 的食品包装检测方法。使用 YOLOv3 网络识别时,准确性、特征提取能力和小目标敏感性需要提高,分别引入 Kmeans++ 算法^[14]、注意力机制 Senet^[15] 和 Mish 激活函数^[16] 对其进行优化。

2.2.1 先验框优化 YOLOv3 通过 K-means 算法聚类数据集,并找到锚框宽度和高度的规律性。但聚类算法的初始聚类中心需要手动设置,比较适合位置变化较小的目标。由于图片位置相对随机,因此,引入 K-means++ 算法聚类数据集聚类,步骤如下:

步骤 1:在 D 中随机选择聚类中心 c_1 ^[17]。

步骤 2:对样本点 x 到 c_1 的最短距离 $d(x)$ 进行计算。

步骤 3:计算每个 x 被选为聚类中心的概率 p ,如式(3)所示^[18]。

$$p = \frac{d(x)^2}{\sum_{x \in D} d(x)^2}, \quad (3)$$

式中:

x ——样本点;

$d(x)$ ——采样点 x 到聚类中心 c 的最短距离;

D ——样本集。

步骤 4:循环选择下一个聚类中心 c_2 。

步骤 5:重复步骤 2~步骤 4,直到选择了 K 个聚类中心 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$ 。

步骤 6:对 D 中各数据 x 到聚类中心的距离进行计算,并划分到对应簇中^[19]。

步骤 7:如式(4)所示更新聚类中心^[20]。

$$c_i = \frac{1}{|c_i|} \sum_{x \in c_i} x, i \in (1, K), \quad (4)$$

式中:

c_i ——第 i 个聚类中心;

K ——聚类中心数。

步骤 8:重复步骤 6~步骤 7 直到聚类中心不再变化。

步骤 9:输出结果。

2.2.2 激活函数优化 YOLOv3 网络的激活函数使用 Leaky ReLU 激活函数,只有最后一层使用线性激活函数,但零点有一个明显的拐点,在描述图像特征信息时可能会出现无法预料的问题。

Mish 激活函数是 Digantamisra 在 2019 年提出的非单调激活函数,数学定义如式(5)所示^[21]。

$$M_{ish}(x) = x \times t_{anh}(\ln(1 + e^x)), \quad (5)$$

式中:

$\ln(1 + e^x)$ ——softmax 激活函数和;

$M_{ish}(x)$ ——Mish 激活函数;

$t_{anh}(x)$ ——双曲正切函数。

Diganta Misra 对 ImageNet 可视化数据库采用不同的网络架构进行图像识别测试,发现使用 Mish 激活特征优于 ReLU 激活特征。

2.2.3 特征提取网络优化 YOLOv3 在检测中仅采用了 3 个尺度特征,小目标区域特征易丢失,对检测结果影响较大。因此,在特征提取阶段,将注意力机制 Senet 引入特征提取网络 Darknet53 中,提高特征提取能力。改进的 YOLOv3 模型检测流程如图 3 所示。

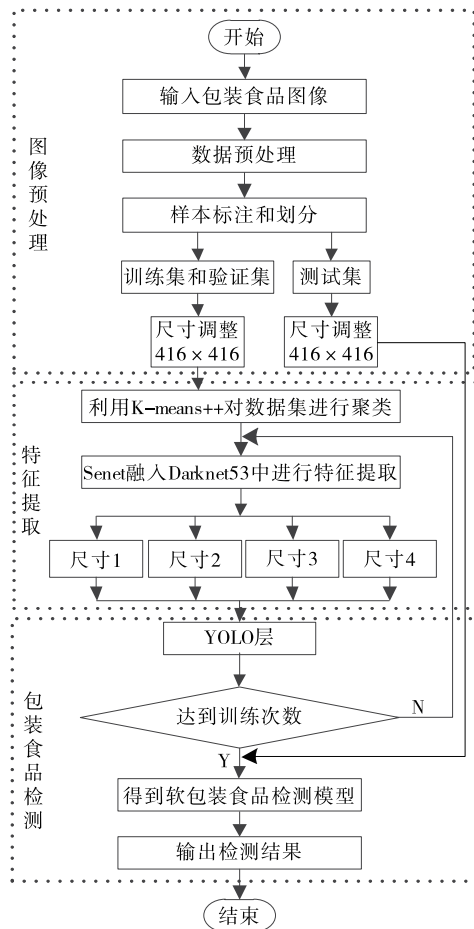


图 3 模型检测流程

Figure 3 The testing process of the model

3 试验结果与分析

3.1 试验参数

为了验证所提方法的正确性和优越性,在 Python 环境下基于 Pytorch 深度学习框架进行了试验。系统参数 CPU 为 intel Core E4-2620 v3、GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti、操作系统为 Window10、深度学习框架为 Pytorch1.6.0、Python 环境为 Python3.7.7。

通过食品样本集的训练对 YOLOv3 初始参数进行微调,试验参数为训练尺寸 416×416 、批量大小 16、迭代次数 10 000、初始学习率 0.01、动量值 0.9、权重衰量 0.001。

软包装食品数据集主要来自 RealSense D435 相机采集的包装食品图像,选取 6 种软包装食品作为食品目标,每种 1 000 张图片,共 6 000 张,分为训练集和试验集,训练集:试验集=4:1。

不同的指标通常会产生不同的评价结果,因此需要选择有效的指标进行评价。研究选取精确率、召回率、平均准确率均值和模型速度对模型进行评估。

(1) 精确率:预测结果中实际包含的正样本数。只有两种可能的预测结果:正确的预测数 T_P 和错误的预测数 F_P 。按式(6)计算精确率。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (6)$$

式中:

P ——精确率, %。

(2) 召回率:所有正样本都有两个可能的预测结果。正确的预测数 T_P 和未预测数 F_N 。按式(7)计算召回率。

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (7)$$

式中:

R ——召回率, %。

(3) 平均精度均值:要计算平均精度均值,首先计算某个类别的平均精度,如式(8)所示。

$$A_P = \frac{1}{11} \sum_{r \in \{0, 0.1, 0.2, \dots, 1.0\}} p(r), \quad (8)$$

式中:

A_P ——平均精度均值, %;

$p(r)$ ——某类别样本的精确率, %。

在平滑 PR 曲线中,召回率 R 为 0.1, 0.2, ..., 1.0 等 11 处精度的均值。

平均精度均值 m_{AP} 对所有 A_P 求出均值,如式(9)所示。

$$m_{AP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_{P,i}, \quad (9)$$

式中:

$A_{P,i}$ ——第 i 个类别的平均精度, %;

n ——类别数。

(4) 模型速度:采用每秒检测帧数作为评估指标。

3.2 试验分析

3.2.1 优化前后的损失曲线 为了验证研究所提方法的

优越性,将其与优化前 YOLOv3 模型进行性能对比分析。软包装食品识别模型在训练期间可以微调网络参数,在训练阶段可以使用 4 800 张随机选择的图像对模型进行训练,迭代次数为 10 000 次。改进前后随迭代变化的损失曲线如图 4 所示。

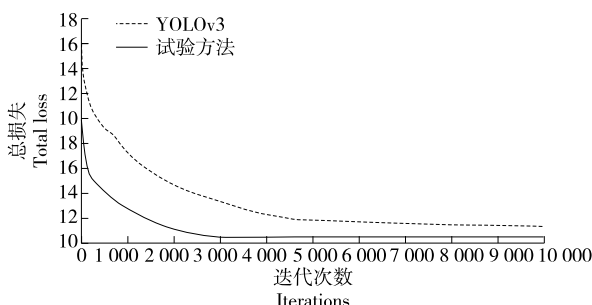


图 4 改进前后随迭代变化的损失曲线

Figure 4 The loss curve that changes with iteration before and after improvement

从图 4 可以看出,随着迭代的增加,损失函数逐渐降低并最终稳定。其中, YOLOv3 识别模型的损失在训练中有较大变动。试验所提软包装食品识别模型损失低于改进前,波动较小。在约 4 000 次迭代后收敛,最终稳定在 0.23 左右。

3.2.2 单一优化方法试验结果分析 为了验证单一优化方法的有效性,比较了几种单一优化方法优化前后的性能,采用训练好的模型对测试集(1 200 张)进行识别,单一优化方法的检测结果对比如表 1 所示。

由表 1 可以看出,相比于优化前,优化后的识别精确率、召回率、平均精度均值有一定的提高,检验速度有一定的降低,但相对准确率的提高,检测时间的降低可以忽略不计。这是因为将 Kmeans++ 算法引入模型,提高了小目标的敏感性,将 Mish 激活函数引入模型,提高了模型识别的准确性,将注意力机制 Senet 引入模型,提高了模型的特征提取能力。验证了所提优化方法的有效性。

3.2.3 不同方法试验结果分析 为了进一步验证试验模型的优越性,结合评价指标,将试验所提方法与文献[22]和 YOLOv3 模型进行了对比分析。表 2 为不同方法在各指标中的检测结果。

由表 2 可以看出,相比于文献[22]和 YOLO3,试验

表 1 单一优化方法的检测结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of a single optimization method

算法	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)
YOLOv3	86.00	88.90	86.40	24.39
先验框优化	87.20	90.20	88.40	24.39
激活函数优化	91.60	94.80	94.10	24.12
特征提取网络优化	93.15	95.80	94.50	23.89

表 2 不同方法的检测结果

Table 2 Test results of different methods

算法	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	检测速度/(帧·s ⁻¹)
试验所提方法	95.40	96.20	95.20	23.80
文献[22]	94.10	94.50	93.10	23.50
YOLOv3	86.00	88.90	86.40	24.39

所提方法精确率、召回率、平均精度均值均有一定的提高,识别速度优于文献[22],略慢于 YOLOv3,但相对 YOLOv3 精确率、召回率、平均精度均值的提高,检测时间的降低可以忽略。与文献[22]相比,试验所提方法的精确率、召回率、平均精度均值分别提高了 1.49%, 1.80%, 2.25%, 检测速度提高了 1.67%。与 YOLOv3 模型相比,试验所提方法的精确率、召回率、平均精度均值分别为提高了 10.93%, 8.21%, 10.18%, 检测速度下降了 2.06%。这是因为试验所提方法引入注意力机制 Senet 进行优化,追求特征提取的准确性,给识别速度带来了一定的损失,但识别精度和识别速度更加均衡,更加符合实际需要。

4 结论

将改进的 YOLOv3 模型用于软包装食品的自动识别,通过 3 个方面的优化提高识别的准确性、特征提取能力及小目标不敏感问题,将 Kmeans++ 算法引入模型解决小目标不敏感问题,将 Mish 激活函数引入模型提高识别的准确性,将注意力机制 Senet 引入模型提高特征提取能力。结果表明,与常规检测方法相比,试验所提方法能够比较准确、高效地实现软包装食品的自动识别,其精确率、召回率、平均精度均值分别提高 1.49%, 1.80%, 2.25%, 识别速度提高 1.67%, 满足软包装食品识别的需要。试验在软包装食品识别方面取得了一定的成果,但仍有一些需要完善的地方。如数据集仅采用软包装食品进行研究,后续将进一步增加食品种类,不断完善整个系统。

参考文献

[1] 郝琳, 张坤平. 基于并联机器人的食品分拣控制系统设计[J]. 食品工业, 2020, 41(4): 209-212.
HAO L, ZHANG K P. Design of food sorting control system based on parallel robot[J]. The Food Industry, 2020, 41(4): 209-212.

[2] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145, 181.
YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Chinese date defect detection based on net in net convolution neural network[J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.

[3] 赵腾飞, 胡国玉, 周建平, 等. 卷积神经网络算法在核桃仁分类

中的研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(6): 181-189.

ZHAO T F, HU G Y, ZHOU J P, et al. Research on convolution neural network algorithm in walnut kernel classification[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(6): 181-189.

- [4] 吕钊麟, 贾镇, 胡益滔, 等. 基于卷积神经网络的食物塑料包装袋光谱识别[J]. 包装工程, 2022, 43(3): 121-128.
LU R B, JIA Z, HU Y T, et al. Spectral recognition of food plastic packaging bags based on convolution neural network[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(3): 121-128.
- [5] 郑如新, 孙青云, 马素慧, 等. 基于高斯混合模型的水果分类识别方法研究[J]. 制造业自动化, 2022, 44(12): 16-19.
ZHENG R X, SUN Q Y, MA S H, et al. Research on fruit classification and recognition method based on Gaussian mixture model[J]. Manufacturing Automation, 2022, 44(12): 16-19.
- [6] 刘宇昕, 闵巍庆, 蒋树强, 等. 多尺度拼图重构网络的食物图像识别[J]. 软件学报, 2022, 33(11): 4 379-4 395.
LIU Y X, MIN W Q, JIANG S Q, et al. Food image recognition based on multi-scale mosaic reconstruction network[J]. Journal of Software, 2022, 33(11): 4 379-4 395.
- [7] 严培培. 面向非典型食品生产的高速机器人分拣系统设计[J]. 食品与机械, 2016, 32(2): 94-97.
YAN P P. Design of high-speed robot sorting system for atypical food production[J]. Food & Machinery, 2016, 32(2): 94-97.
- [8] 柳振宇, 薛毓强, 谢祖强. 基于闭环和前馈控制的高速食品分拣机器人控制技术[J]. 食品与机械, 2021, 37(7): 87-93.
LIU Z Y, XUE Y Q, XIE Z Q. Control technology of high-speed food sorting robot based on closed-loop and feedforward control[J]. Food & Machinery, 2021, 37(7): 87-93.
- [9] 吴旭清, 黄家才, 周磊, 等. 并联机器人智能分拣系统设计[J]. 机电工程, 2019, 36(2): 224-228.
WU X Q, HUANG J C, ZHOU L, et al. Design of intelligent sorting system for parallel robot[J]. Electromechanical Engineering, 2019, 36(2): 224-228.
- [10] 倪鹤鹏, 刘亚男, 张承瑞, 等. 基于机器视觉的 Delta 机器人分拣系统算法[J]. 机器人, 2016, 38(1): 49-55.
NI H P, LIU Y N, ZHANG C R, et al. Algorithm of delta robot sorting system based on machine vision[J]. Robot, 2016, 38(1): 49-55.
- [11] 郝大孝, 舒志兵, 孙学. 基于机器视觉的 Delta 机器人分拣与跟踪系统设计[J]. 机床与液压, 2019, 47(17): 36-42.
HAO D X, SHU Z B, SUN X. Design of Delta robot sorting and

- tracking system based on machine vision[J]. *Machine Tool and Hydraulic*, 2019, 47(17): 36-42.
- [12] 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]. *农业机械学报*, 2020, 51(6): 229-237.
LIU F, LIU Y K, LIN S, et al. Rapid identification method of tomato fruit in complex environment based on improved Yolo[J]. *Acta Agriculturae Sinica*, 2020, 51(6): 229-237.
- [13] 赵利平, 吴德刚. 融合 GA 的三点定位夜间苹果目标的识别算法研究[J]. *中国农机化学报*, 2020, 41(5): 134-138.
ZHAO L P, WU D G. Research on recognition algorithm of three-point positioning night apple target based on GA [J]. *China Agricultural Machinery Chemical Journal*, 2020, 41(5): 134-138.
- [14] 朱建宝, 许志龙, 孙玉玮, 等. 基于 OpenPose 人体姿态识别的变电站危险行为检测[J]. *自动化与仪表*, 2020, 35(2): 47-51.
ZHU J B, XU Z L, SUN Y W, et al. Detection of dangerous behaviors in substations based on OpenPose human posture recognition[J]. *Automation and Instrumentation*, 2020, 35(2): 47-51.
- [15] 陶浩, 李笑, 陈敏. 基于改进 ORB 特征的遥操作工程机器人双目视觉定位[J]. *测控技术*, 2019, 38(7): 19-23.
TAO H, LI X, CHEN M. Binocular vision of teleoperation engineering robot based on improved ORB feature [J]. *Measurement and Control Technology*, 2019, 38(7): 19-23.
- [16] 宋海涛, 何文浩, 原魁. 一种基于 SIFT 特征的机器人环境感知双目立体视觉系统[J]. *控制与决策*, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
SONG H T, HE W H, YUAN K. A robot environment perception binocular stereo vision system based on SIFT feature[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
- [17] 马伟苹, 李文新, 孙晋川, 等. 基于粗一精立体匹配的双目视觉目标定位方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(1): 227-232.
MA W P, LI W X, SUN J C, et al. Binocular vision target location method based on coarse fine stereo matching [J]. *Computer Applications*, 2020, 40(1): 227-232.
- [18] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 240-247.
LUO J F, QIU G, ZHANG Y, et al. Research on surf binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold[J]. *Journal of Instrumentation*, 2020, 41(3): 240-247.
- [19] 程禹, 王晓华, 王文杰, 等. 基于改进 AKAZE 算法的图像特征匹配方法[J]. *西安工程大学学报*, 2020, 34(8): 51-56.
CHENG Y, WANG X H, WANG W J, et al. Image feature matching method based on improved AKAZE algorithm[J]. *Journal of Xi'an Engineering University*, 2020, 34(8): 51-56.
- [20] 曾劲松, 薛文凯, 徐博凡, 等. 双目视觉引导机器人定位抓取技术的研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2019, 12(1): 131-137.
ZENG J S, XUE W K, XU B F, et al. Research on positioning and grasping technology of binocular vision guided robot[J]. *Modular Machine Tools and Automatic Machining Technology*, 2019, 12(1): 131-137.
- [21] 林义忠, 陈旭. 基于机器视觉的机器人定位抓取的研究进展[J]. *自动化与仪器仪表*, 2021, 11(3): 9-12.
LIN Y Z, CHEN X. Research progress of robot positioning and grasping based on machine vision [J]. *Automation and Instrumentation*, 2021, 11(3): 9-12.
- [22] 蒋熔彬, 彭月平, 谢文宣, 等. 嵌入 scSE 模块的改进 YOLOv4 小目标检测算法[J]. *图学学报*, 2021, 42(4): 546-555.
JIANG R Q, PENG Y P, XIE W X, et al. Improved YOLOv4 small target detection algorithm embedded in scSE module[J]. *Journal of Graphics*, 2021, 42(4): 546-555.

(上接第 63 页)

- [20] 汪霞丽, 言剑, 张丽, 等. 市售韭菜中农药残留及重金属污染状况[J]. *食品与机械*, 2022, 38(10): 76-81.
WANG X L, YAN J, ZHANG L, et al. Analysis of pesticide residues and heavy metal pollution in leek[J]. *Food & Machinery*, 2022, 38(10): 76-81.
- [21] GOLGE O, KABAK B. Determination of 115 pesticide residues in oranges by high-performance liquid chromatography-triple quadrupole mass spectrometry in combination with QuEChERS method[J]. *Journal of Food Composition & Analysis*, 2015, 41: 86-97.
- [22] 张志恒, 汤涛, 徐浩, 等. 果蔬中氯吡脞残留的膳食摄入风险评估[J]. *中国农业科学*, 2012, 45(10): 1 982-1 991.
ZHANG Z H, TANG T, XU H, et al. Dietary intake risk assessment of forchlorfenuron residue in fruits and vegetables[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2012, 45(10): 1 982-1 991.
- [23] 韦凯丽, 周晓龙, 闫巧俐, 等. 新疆甜瓜农药残留膳食风险评估[J]. *食品与机械*, 2019, 35(8): 90-95.
WEI K L, ZHOU X L, YAN Q L, et al. Risk assessment of pesticide residues in muskmelon in Xinjiang [J]. *Food & Machinery*, 2019, 35(8): 90-95.
- [24] 叶孟亮, 聂继云, 徐国锋, 等. 果品农药残留风险评估研究现状与展望[J]. *广东农业科学*, 2016, 43(1): 117-124.
YE M L, NIE J Y, XU G F, et al. Research status and prospects of risk assessment of pesticide residues in fruits [J]. *Guangdong Agricultural Sciences*, 2016, 43(1): 117-124.
- [25] 化学物质索引数据库 [DB/OL]. (2016-03-03) [2022-09-11]. <http://www.drugfuture.com/chemdata/>.
Chemical index database [DB/OL]. (2016-03-03) [2022-09-11]. <http://www.drugfuture.com/chemdata/>.
- [26] 郝变青, 秦曙, 王霞, 等. 山西果品主产区苹果、梨、桃和枣果实农药残留水平及评价[J]. *山西农业科学*, 2015, 43(4): 452-455.
HAO B Q, QIN S, WANG X, et al. Detection and evaluation of pesticide residues in apple, pear, peach and jujube in Shanxi[J]. *Journal of Shanxi Agricultural Sciences*, 2015, 43(4): 452-455.