

改进的 YOLOv5 蛋类缺陷自动检测模型

An improved automatic detection model for egg defection based on YOLOv5

姚学峰¹ 李超²

YAO Xue-feng¹ LI Chao²

(1. 沈阳职业技术学院, 辽宁 沈阳 110045; 2. 辽宁科技大学, 辽宁 鞍山 114051)

(1. *Shenyang Vocational and Technical College, Shenyang, Liaoning 110045, China;*

2. *Liaoning University of Science and Technology, Anshan, Liaoning 114051, China*)

摘要:目的:解决现有蛋类缺陷图像自动检测方法存在的检测效率低、精度差等问题。方法:在蛋类检测系统的基础上,提出一种改进的 YOLOv5 自动检测模型。将轻量级网络 MobileNetv3 添加到 YOLOv5 模型中,以降低模型复杂度,删除颈部网络和输出端小目标检测。结果:与传统的控制方法相比,该方法能够更准确、高效地实现蛋类目标表面缺陷检测,复杂度降低了 35% 以上,单幅图像的检测时间为 14.25 ms,检测准确率 > 95%,满足食品缺陷检测的需要。结论:改进的 YOLOv5 检测模型可以有效提高蛋类缺陷检测效率。

关键词:蛋类缺陷;自动检测;YOLOv5;MobileNetv3 网络;轻量化网络

Abstract: Objective: To solve the problems of low detection efficiency and poor accuracy of existing automatic detection methods for egg defect images. **Methods:** Based on the egg detection system, an improved YOLOv5 automatic detection model was proposed. Added the lightweight network MobileNetv3 to YOLOv5 model to reduce the complexity of the model, and deleted the neck network and small target detection at the output end. **Results:** Compared with the traditional control method, this method can detect the surface defects of egg targets more accurately and efficiently, with the complexity of more than 35% reducing, the detection time of a single image of 14.25 ms, and the detection accuracy rate over 95%, which meet the needs of food defect detection. **Conclusion:** The improved YOLOv5 detection model can effectively improve the detection efficiency of egg defects.

Keywords: egg defect; automatic detection; YOLOv5; MobileNetv3 network; lightweight network

基金项目:辽宁省自然科学基金项目(编号:20LN90102)

作者简介:姚学峰(1977—),男,沈阳职业技术学院副教授,硕士。

E-mail: yaoball@163.com

收稿日期:2022-08-04 改回日期:2022-10-22

目前,中国蛋类缺陷检测仍以人工为主,成本高、效率低。随着计算机视觉的不断发展,图像检测技术在食品缺陷检测中发展迅速^[1]。对利用计算机视觉的核心技术,对蛋类缺陷图像的自动检测方法进行研究具有重要的现实意义^[2]。

目前,国内外有关食品缺陷图像检测方法的研究主要集中在支持向量机和卷积神经网络等方面^[3-4]。肖旺等^[5]提出了一种改进的 GoogLeNet 用于食品表面缺陷检测,相比传统的缺陷检测方法,该方法具有更高的精度、更好的泛化能力和鲁棒性。杨志锐等^[6]提出了一种改进的卷积神经网络用于食品缺陷检测,与传统检测方法相比,该方法具有更好的分类精度(95%以上)。王云鹏等^[7]提出了一种通过卷积神经网络 AlexNet 模型融合可见光和红外图像来检测食品表面缺陷的方法,比传统检测方法检测精度更高,能够满足在线食品分类的需要,检测准确率在 95% 以上。薛勇等^[8]提出了一种用于食品缺陷检测的 GoogLeNet 深度迁移模型,与传统的检测方法相比,该方法具有更好的泛化能力和鲁棒性,检测精度在 92% 以上。研究拟将改进的 YOLOv5 模型应用于蛋类缺陷图像的自动检测中,将轻量级网络 MobileNetv3 添加到 YOLOv5 模型中,以降低模型的复杂性,去除颈部网络和输出端小目标检测,从而为图像识别技术的发展提供依据。

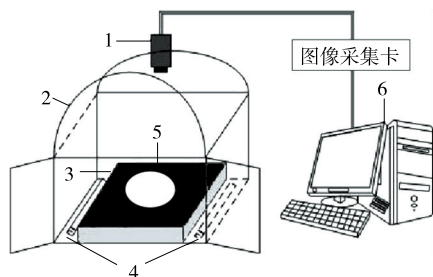
1 系统结构

图像缺陷检测是对相机采集的图像进行特征提取,判断目标状态^[9]。视觉技术与图像处理技术结合,形成了相对简单、强大的抗干扰能力,适合大规模检测。蛋类缺陷检测系统结构(图 1)主要由上位机和图像采集系统两部分组成。

2 蛋类缺陷检测模型

2.1 YOLOv5 模型

YOLOv5 模型是在 YOLOv3 模型的基础上进行改



1. 相机 2. 灯箱 3. 样品台 4. 光源 5. 样本 6. 计算机

图 1 系统结构

Figure 1 System structure

进的^[10],主要包括 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 4 种^[11]。YOLOv5 模型主要由输入端、骨干网、颈部网络和输出端组成(见图 2)。

YOLOv5 在输入端使用图像缩放和 Mosaic 数据增强,在主干网络使用 Focus 和 CSP 结构,在输出端使用 GIOU_Loss 损失函数计算方法。

(1) Focus 模块^[11]:Focus 是 YOLOv5 中的一个新模块,其结构如图 3 所示,主要功能是并行分割输入图像,切片通过增加特征图中的通道数来减小图像大小。以一张 3 通道图像为例,经过切片,可以得到 4 × 3 通道的小

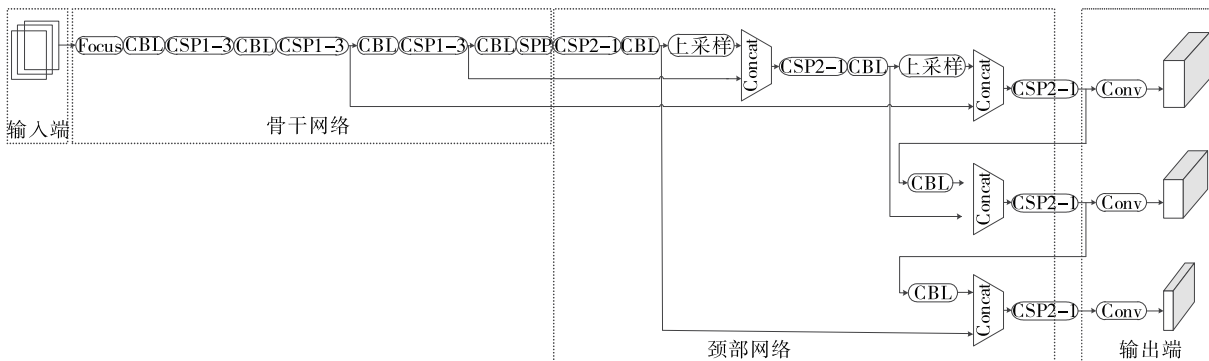


图 2 YOLOv5 结构

Figure 2 YOLOv5 structure

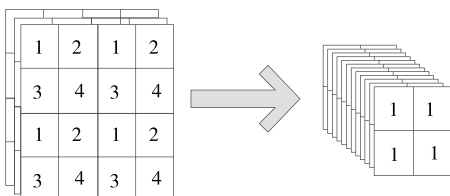


图 3 Focus 结构

Figure 3 Focus structure

尺寸特征图,最后叠加成 12 通道的特征图。与卷积相比,切片的优点是保留了所有原始信息。

(2) CBL 模块^[12]:该模块由卷积神经网络的卷积层(Conv)、批量标准化层(BN)和激活层(Leaky-Relu)组成(见图 4)。

(3) CSP 模块^[13]:CSP 模块由 CSP1_x 控制和 CSP2_x



图 4 CBL 模块结构

Figure 4 CBL module structure

两部分组成(见图 5)。CAPNet 设计的初衷是减少网络计算量,获得更丰富的梯度组合。在 YOLOv4 中,CSP 应用于骨干网络,而在 YOLOv5 中,CSP 模块仍然保留,扩大了应用范围。YOLOv5 除骨干网络外,还在颈部网络中加入了 CSP 模块。

(4) SPP 模块^[14]:SPP 位于主干网络的最后一层,可以输出任何大小的特征图。SPP 的内部在开始和结束时由两个 CBL 模块及在中间的 3 个最大池化通道组成(见图 6)。3 通道池化层的池化内核大小为 5 × 5, 9 × 9, 13 × 13。

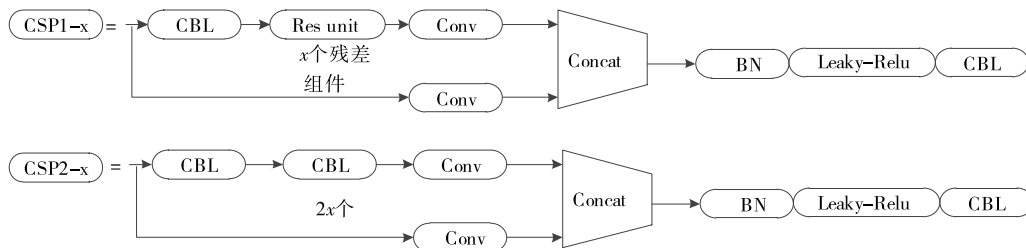


图 5 CSP 模块结构

Figure 5 CSP module structure

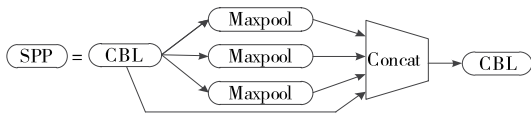


图 6 SPP 模块结构

Figure 6 SPP module structure

2.2 改进的 YOLOv5 模型

在实际检测环境中,计算资源非常有限,因此为了降低模型的复杂性,需要对网络进行轻量化设计^[15]。MobileNet 系列是典型的轻量化作品之一^[16]。MobileNet 系列网络是由 Google 提出的一种轻量化卷积神经网络,已发展到 MobileNetv3 版本。模型将轻量化网络 MobileNetv3 引入到 YOLOv5 结构中,以取代 YOLOv5 的骨干网络,并对 YOLOv5 模型进行优化,实现轻量化设计。为了确保改进后的网络平稳运行,调整了原始网络的输入大小,使 MobileNetv3 的输出与 YOLOv5 的输入相匹配。

MobileNetV3 综合了 3 种模型的思想:MobileNetV1 的深度可分离卷积、MobileNetV2 的具有线性瓶颈的逆残差结构和 MnasNet 基于 SE 结构的轻量化注意力模型。将最后一步的平均池化层前移并移除最后一个卷积层,引入 h-swish 激活函数。

深度可分离卷积在模型轻量化中被广泛应用,以输

入为 $a \times b \times 3$ 的图像为例,使用常规卷积运算,其参数量计算为:

$$N = 4 \times 3 \times 3 \times 3 \times a \times b = 108ab. \quad (1)$$

使用深度可分离卷积运算,其参数量计算为:

$$N = 3 \times 3 \times 3 \times a \times b + 1 \times 1 \times 3 \times 4 \times a \times b = 39ab. \quad (2)$$

MobileNetv3 采用一种新的激活函数:

$$H_s(x) = x \cdot \frac{ReLU(x+3)}{6}. \quad (3)$$

为了进一步降低 MobileNetV3 网络的计算量,对模型进行优化,去掉中间的两层卷积层,同时将最大池化层提到 1×1 卷积层之前,先对特征图尺寸进行池化降低,再进行升维。

YOLO 模型结构设计有 3 个输出,每个输出都有不同的输出张量大小,分别检测大、中、小尺寸的目标^[17]。文中采集的蛋类图像在图像预处理中经过目标提取后设置为 $640 \text{ 像素} \times 640 \text{ 像素}$,因为图像已被去除且蛋类面积占图像面积的 90% 以上。因此,除了使用轻量化 MobileNetv3 网络替换 YOLOv5 的骨干网络以进一步压缩模型大小外,还改进了 YOLOv5 网络的 Neck 和 Prediction 部分,删除了 YOLOv5 中用于小目标检测的输出层^[18],改进后的网络结构如图 7 所示,其中 bneckm_n 表示 n 个 $m \times m$ bneck 模块。

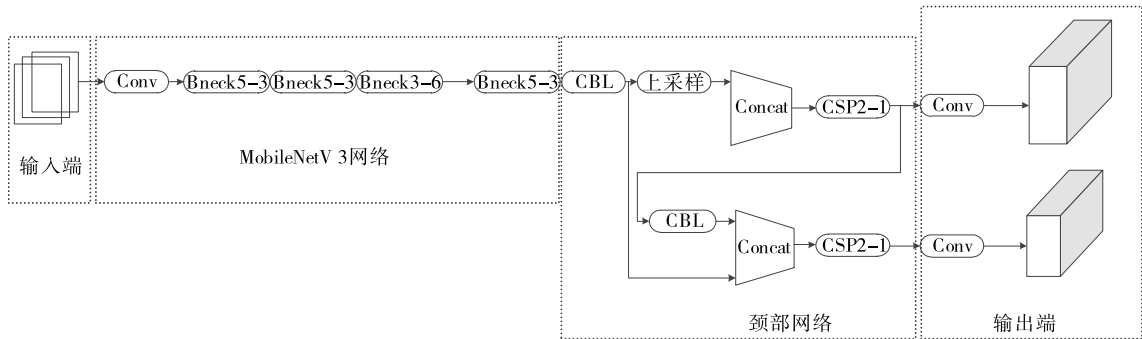


图 7 改进的 YOLOv5 结构

Figure 7 Improved YOLOv5 structure

3 试验与结果分析

3.1 试验参数

为了验证所提控制方法的有效性,以蛋类食品为例,针对各种缺陷进行了对比试验。该试验基于 Python 环境中的 Python-深度学习框架^[19]。表 1 为系统参数,表 2 为试验参数。

将原始的 1 万个图像数据集经图像预处理后合并为 $640 \text{ 像素} \times 640 \text{ 像素} \times 3 \text{ 像素}$ 的图像,并使用 LabelImg 工具对蛋类食品图像进行标记^[20]。训练集和测试集比例为 $4:1$ 。其中正常、孔洞、裂纹及脏污蛋各 2 500 个。

目标检测网络的主要功能是对检测到的目标进行发现和分类。除了用于图像识别的模型精度指标外,模型

表 1 系统参数

Table 1 System parameters

配置	参数
CPU	Intel Xeon E5 2683v3
GPU	NVIDIA Titan x(Pascal)12G×2
操作系统	Ubuntu 16.04
深度学习框架	pytorch 1.5
Python 环境	Python 3.7.7

速度指标也是用于评估目标检测网络性能的一个重要指标类别。文中选择准确率、召回率和平均准确率均值进行评价。

表 2 试验参数
Table 2 Test parameters

参数	数值
原图尺寸	640 像素×640 像素×3 像素
批量大小	16 个
迭代次数	500 次
线程数	0

(1) 准确率: 预测结果中实际包含的阳性样本数, 按式(4)计算准确率。

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \tag{4}$$

式中:

P ——预测准确率, %;

T_P ——正确预测数;

F_P ——错误预测数。

(2) 召回率: 按式(5)计算召回率。

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \tag{5}$$

式中:

R ——预测召回率, %;

T_P ——正确预测数;

F_N ——未预测数。

(3) 平均准确率均值: 按式(6)计算平均精度均值。

$$m_{AP} = \sum_{i=1}^N \frac{P_i(r)}{N}, \tag{6}$$

式中:

m_{AP} ——平均精度均值;

$P_i(r)$ ——第 i 类的平均精度;

N ——类别数。

由于模型的速度指标不仅与模型自身的结构和复杂性有关, 还与硬件性能有关, 因此模型的速度指数与硬件相结合。文中, 每秒检测到的图像帧数用于评估模型的速度。

3.2 试验结果

为了验证文中模型的效果, 将试验方法与 YOLOv5l、YOLOv5m、YOLOv5s 和文献[21]进行对比分析。

由表 3 可知, 与 YOLOv5 系列中最小的模型 YOLOv5s 相比, 试验方法的网络模型参数量降低了 2.5 Mb, 比文献[21]中的网络模型参数量降低了 119.8 Mb。试验方法每秒检测的图像数为 70.2, 单个图像处理时间为 14.24 ms。就检测速度而言, 试验方法优于 YOLOv5 系列中最快的模型 YOLOv5s, 每秒检测到的图像数量增加了 4.3, 比文献[21]中每秒检测到的图像多 17.2, 表明试验模型在缺陷检测速度上具有一定的优势。

由表 4 可知, 试验模型的准确率最高为 98.4%, 为所

表 3 不同模型参数量和检测图像数

Table 3 Different model parameters and number of detected images

模型	参数量/Mb	FPS
试验方法	4.6	70.2
YOLOv5l	46.1	34.4
YOLOv5m	20.9	50.4
YOLOv5s	7.1	65.9
文献[21]	124.4	53.0

有模型中检测精度最高的。在召回率和平均准确率两个评价指标中, YOLOv5s 模型表现最好, 其次是试验模型和文献[21]。YOLOv5l 和 YOLOv5m 模型的 3 个评价指标最低, 这类模型都是大型检测网络, 具有更深的网络层次和相对复杂的结构。试验方法的检测精度较低, 可能是由于数据集类型不足和数据集数量有限, 导致网络的最终检测效果不佳。文献[21]的方法具有较高的精度, 但检测速度最慢。试验模型为了追求轻量化设计而改变了网络结构, 并引入了一个轻量化检测网络, 使其在检测精度上有一定的损失, 与原型网络 YOLOv5s 相比, 网络大小压缩了 35%, 每秒检测的图像数增加了 4.3, 且检测精度和检测速度均衡, 更符合实际生产线蛋类缺陷检测的硬件要求。

由表 5 可知, 在各种蛋类图像缺陷检测中, 试验方法的检测精度由高到低依次为孔洞、脏污、正常、裂纹, 检测准确率均在 97.8% 以上。孔洞和正常蛋类的召回率可达 100.0%, 总召回率为 97.2%。综合考虑各类评价指标, 试验方法是孔洞特征检测的最佳方法。虽然类别的检测结果存在差异, 但总体差异较小, 表明试验方法的检测精度

表 4 检测结果

Table 4 Detection result %

模型	准确率	召回率	平均准确率均值
试验方法	98.4	97.2	97.8
YOLOv5l	96.2	92.7	94.2
YOLOv5m	95.2	88.8	93.8
YOLOv5s	98.2	97.5	97.9
文献[21]	97.6	96.2	97.2

表 5 试验方法检测结果

Table 5 Test results of experiment method %

缺陷类别	准确率	召回率	平均准确率均值
孔洞	98.8	100.0	99.2
裂纹	97.8	93.6	96.4
脏污	98.6	95.2	98.2
正常	98.4	100.0	97.4
总计	98.4	97.2	97.8

较高,综合检测性能稳定,能够适应蛋类缺陷的图像检测。此外,裂纹检测的准确率和召回率较低,可能是因为采集的蛋类图像未被清理,并且覆盖了一些蛋类表面特征,进一步说明了模型的优越性。

4 结论

研究提出了一种基于改进的 YOLOv5 模型用于蛋类缺陷图像自动检测,增加了 MobileNetv3 网络以降低模型的复杂性,并删除了颈部网络和输出端对小目标检测的部分。结果表明,相比于传统方法,试验所提网络模型对蛋类缺陷图像的检测准确率为 98.4%,单幅图像检测时间为 14.24 ms,在准确率和速度方面优势明显,满足了食品缺陷检测的需要。后续应进一步增加食品的种类并不断完善整个系统。

参考文献

- [1] 杨森,冯全,张建华,等.基于轻量卷积网络的马铃薯外部缺陷无损分级[J].食品科学,2021,42(10):284-289.
YANG S, FENG Q, ZHANG J H, et al. Non destructive grading of potato external defects based on lightweight convolution network[J]. Food Science, 2021, 42(10): 284-289.
- [2] 张思雨,张秋菊,李可.采用机器视觉与自适应卷积神经网络检测花生仁品质[J].农业工程学报,2020,36(4):269-277.
ZHANG S Y, ZHANG Q J, LI K. Using machine vision and adaptive convolution neural network to detect peanut kernel quality[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 269-277.
- [3] 海潮,赵凤霞,孙烁.基于 Blob 分析的红枣表面缺陷在线检测技术[J].食品与机械,2018,34(1):126-129.
HAI C, ZHAO F X, SUN S. On line detection technology of jujube surface defects based on Blob analysis[J]. Food & Machinery, 2018, 34(1): 126-129.
- [4] 张涛,刘玉婷,杨亚宁,等.基于机器视觉的表面缺陷检测研究综述[J].科学技术与工程,2020,20(35):14366-14376.
ZHANG T, LIU Y T, YANG Y N, et al. Review of research on surface defect detection based on machine vision [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(35): 14366-14376.
- [5] 肖旺,杨煜俊,申启访,等.基于改进的 GoogLeNet 鸭蛋表面缺陷检测[J].食品与机械,2021,37(6):162-167.
XIAO W, YANG Y J, SHEN Q F, et al. Detection of duck egg surface defects based on improved GoogLeNet[J]. Food & Machinery, 2021, 37(6): 162-167.
- [6] 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.
- [7] 王云鹏,司海平,宋佳珍,等.基于红外与可见光图像融合的苹果表面缺陷检测方法[J].食品与机械,2021,37(12):127-131.
WANG Y P, SI H P, SONG J Z, et al. Apple surface defect detection method based on infrared and visible image fusion[J]. Food & Machinery, 2021, 37(12): 127-131.
- [8] 薛勇,王立扬,张瑜,等.基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J].农业机械学报,2020,51(7):30-35.
XUE Y, WANG L Y, ZHANG Y, et al. Apple defect detection method based on GoogLeNet deep migration learning[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 30-35.
- [9] 周靖宇,孙锐,余多,等.基于近红外技术和偏最小二乘判别法对无花果成熟度的快速判别[J].食品与机械,2020,36(11):107-111.
ZHOU J Y, SUN R, YU D, et al. Rapid identification of fig maturity based on near infrared technology and partial least squares method[J]. Food & Machinery, 2020, 36(11): 107-111.
- [10] 张铮,熊盛辉,王孙强,等.基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法[J].食品与机械,2020,36(7):150-154.
ZHANG Z, XIONG S H, WANG S Q, et al. Prediction method of banana pulp defects based on machine vision [J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 150-154.
- [11] 张义勇,王瑞,张伟峰,等.高光谱技术检测农产品成熟度研究进展[J].湖北农业科学,2020,59(12):5-8,12.
ZHANG Y Z, WANG R, ZHANG W F, et al. Research progress on detecting maturity of agricultural products by hyperspectral technology[J]. Hubei Agricultural Science, 2020, 59(12): 5-8, 12.
- [12] 杨晨昱,袁鸿飞,马惠玲,等.基于傅里叶近红外光谱和电子鼻技术的苹果霉心病无损检测[J].食品与发酵工业,2021,47(7):211-216.
YANG C Y, YUAN H F, MA H L, et al. Nondestructive detection of apple mycoheart disease based on Fourier near infrared spectroscopy and electronic nose technology[J]. Food and Fermentation Industry, 2021, 47(7): 211-216.
- [13] 任二芳,牛德宝,温立香,等.电子鼻和电子舌在水果检测中的应用进展[J].食品工业,2019,40(10):261-264.
REN E F, NIU D B, WEN L X, et al. Application progress of electronic nose and electronic tongue in fruit detection[J]. Food Industry, 2019, 40(10): 261-264.
- [14] 赵小霞,李志强.基于 PLC 和机器视觉的水果自动分级系统研究[J].农机化研究,2021,12(8):75-79.
ZHAO X X, LI Z Q. Research on automatic fruit grading system based on PLC and machine vision[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(8): 75-79.
- [15] 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229-237.
- [16] 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]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(5): 134-138.

(下转第 183 页)

- screening strategies and the effect mechanism researches of food-derived immunopeptides[J]. *Food & Machinery*, 2020, 36(2): 7-11, 37.
- [10] 胡昂, 段蕊, 胡志东, 等. 响应面法优化中性蛋白酶解海湾扇贝副产物制备抗氧化酶解物研究[J]. *海洋渔业*, 2020, 42(1): 98-109.
- HU A, DUAN R, HU D D, et al. Optimization of hydrolysis conditions on the antioxidant hydrolysates from *Argopecten irradians* by-product using neutral protease[J]. *Marine Fisheries*, 2020, 42(1): 98-109.
- [11] 李丽, 曹亚男, 姜雯, 等. 栉孔扇贝中蛋白质的提取条件优化[J]. *鲁东大学学报(自然科学版)*, 2021, 37(2): 157-161, 182.
- LI L, CAO Y N, JIANG W, et al. Optimized extraction conditions of protein from scallop *Chlamys farreri* [J]. *Journal of Ludong University (Natural Science Edition)*, 2021, 37(2): 157-161, 182.
- [12] 刘泰标, 梁兴唐, 尹艳镇, 等. 牡蛎碱溶法提取含硒蛋白质工艺优化[J]. *广州化工*, 2021, 49(10): 63-66.
- LIU T B, LIANG X T, YIN Y Z, et al. Optimization of extraction process of selenium containing protein from Oyster[J]. *Guangzhou Chemical Industry*, 2021, 49(10): 63-66.
- [13] O'SULLIVAN J, MURRAY B, FLYNN C, et al. The effect of ultrasound treatment on the structural, physical and emulsifying properties of animal and vegetable proteins [J]. *Food Hydrocolloids*, 2016, 53: 141-154.
- [14] NOWAK M, TRYNISZEWSKI W, SARNIAK A, et al. Light Emission from the Fe^{2+} -EGTA- H_2O_2 System: Possible application for the determination of antioxidant activity of plant phenolics [J]. *Molecules*, 2018, 23(4): 866.
- [15] WANG Y, WANG C Y, WANG S T, et al. Physicochemical properties and antioxidant activities of tree peony (*Paeonia suffruticosa* Andr.) seed protein hydrolysate obtained with different proteases [J]. *Food Chemistry*, 2021, 345: 128765.
- [16] 黄伟乾, 霍致希, 罗浩, 等. 凝胶色谱法(GPC)检测特殊膳食食品中小分子肽的分子量分布的研究[J]. *现代食品*, 2021(17): 192-195.
- HUANG W Q, HUO W X, LUO H, et al. Research on molecular weight distribution of small molecule peptides in special dietary foods in gel chromatography[J]. *Xiandaishipin*, 2021(17): 192-195.
- [17] 国家药品监督管理局. 食品中氨基酸的测定: GB/T 5009.124—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- National Medical Products Administration. Method for determination of amino acids in foods: GB/T 5009.124—2016[S]. Beijing: China Quality and Standards Publishing, 2016.
- [18] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 肉与肉制品羟脯氨酸含量测定: GB/T 9695.23—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008.
- General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. Meat and meat products-Determination of hydroxyproline content: GB/T 9695.23—2008 [S]. Beijing: China Quality and Standards Publishing, 2008.
- [19] LIU C F, SUGITA K, NIHEI K I, et al. Absorption of hydroxyproline-containing peptides in vascularly perfused rat small intestine in situ[J]. *Bioscience, Biotechnology, and Biochemistry*, 2009, 73(8): 1741-1747.
- [20] FENG M M, BETTI M. A novel collagen glycopeptide, Pro-HypCONH-GlcN, stimulates cell proliferation and hyaluronan production in cultured human dermal fibroblasts[J]. *Journal of Functional Foods*, 2018, 45: 277-287.
- [21] SHIGEMURA Y, SUZUKI A, KUROKAWA M, et al. Changes in composition and content of food-derived peptide in human blood after daily ingestion of collagen hydrolysate for 4 weeks [J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2018, 98(5): 1944-1950.
- [22] QU T, HE S, NI C, et al. In Vitro anti-inflammatory activity of three peptides derived from the byproduct of rice processing[J]. *Plant Foods for Human Nutrition*, 2022, 77: 172-180.
- (上接第 159 页)
- [17] 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 & Control Technology*, 2019, 38(7): 19-23.
- [18] 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): 1545-1552.
- 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): 1545-1552.
- [19] 冯喆, 李卫豪, 崔喆. 基于高光谱成像和深度学习的山核桃内源性异物检测[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(S0): 466-471.
- FENG Z, LI Z H, CUI D. Detection of endogenous foreign bodies in pecan based on hyperspectral imaging and deep learning[J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2021, 52(S0): 466-471.
- [20] 王红霞, 周家奇, 辜承昊, 等. 用于图像分类的卷积神经网络中激活函数的设计[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2019, 53(7): 1363-1373.
- WANG H X, ZHOU J Q, GU C H, et al. Design of activation function in convolutional neural network for image classification[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Edition)*, 2019, 53(7): 1363-1373.
- [21] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.