

基于改进卷积神经网络的红枣缺陷识别

Research on jujube defect recognition method based on improved convolution neural network

张忠志¹薛欢庆²范广玲³ZHANG Zhong-zhi¹ XUE Huan-qing² FAN Guang-ling³

(1. 吉利学院, 四川 成都 641423; 2. 大庆师范学院, 黑龙江 大庆 163712;

3. 东北石油大学, 黑龙江 大庆 163311)

(1. Geely University of China, Chengdu, Sichuan 641423, China; 2. Daqing Normal University, Daqing, Heilongjiang 163712, China; 3. Northeast Petroleum University, Daqing, Heilongjiang 163311, China)

摘要:目的:建立一种基于改进的卷积神经网络的红枣缺陷自动识别方法。方法:采用双分支卷积神经网络结构,分支 1 结合迁移学习策略进行预训练,分支 2 基于轻量级网络融合特征图提取红枣图像中的特征信息。通过对比实验验证了该方法的优越性。结果:与改进前相比,改进后的缺陷识别方法优化了卷积神经网络的结构,检测准确率进一步提高,从 96.02% 提高到 99.50%。结论:该方法提高了网络学习速度和收敛速度,具有较好的分类识别效果。

关键词:红枣缺陷;卷积神经网络;自动识别;迁移学习策略;轻量级网络

Abstract: Objective: An automatic identification method of jujube defects based on improved convolution neural network was established. Methods: Using the dual branch convolution neural network structure, branch 1 combined with the transfer learning strategy for pre training, analysis 2 extracted the feature information from the jujube image based on the lightweight network fusion feature map. The superiority of this method was verified by comparative experiments. Results: Compared with the improvement before, the improved defect recognition method optimized the structure of the convolutional neural network, and the detection accuracy was further improved, from 96.02% to 99.50%. Conclusion: This method improved the network learning speed and convergence speed, and had good classification and recognition effect.

Keywords: jujube defect; convolutional neural network; automatic identification; transfer learning strategy; lightweight network

目前中国对红枣缺陷的检测方法大多通过人工进行筛选,劳动强度大且效率低,而且红枣的品质受分拣人员的影响较大,难以满足中国食品安全相关标准的要求^[1]。研究人员对食品缺陷检测技术进行了研究,并取得了一定的成果。杨森等^[2]提出了一种基于轻量级卷积网络的马铃薯外部缺陷无损检测与分类方法,当训练率为 0.000 001 时,网络模型的整体性能最好,训练精度为 98.88%。与传统方法相比,轻量级网络模型平均表现出较好的识别效果,平均识别率为 96.04%。张思雨等^[3]提出了一种将机器视觉与自适应卷积神经网络相结合的花生质量检测方法,该法对花生常见缺陷的平均识别率为 99.7%,比传统的深度网络具有更高的收敛速度和识别精度。海潮等^[4]提出了一种基于机械视觉检测红枣表面缺陷的方法,其颜色空间模型使用 Blob 分析算法将红枣与背景分离,并识别红枣上的表面缺陷,准确率在 90% 以上。然而,上述食品缺陷检测方法的研究往往局限于单一缺陷,识别准确率和效率不高,在实际应用中无法满足要求。

针对目前红枣人工缺陷识别技术的现状,研究拟提出一种用于红枣缺陷自动识别的多分类方法,通过双分支深度融合卷积神经网络(Double branch deep fusion convolutional neural network, DBDFCNN)进行缺陷识别。采用双分支卷积神经网络结构,分支 1 结合迁移学习策略进行预训练,分支 2 基于轻量级网络融合特征图提取红枣图像的特征信息。通过对比实验验证该方法的优越性。旨在为食品缺陷检测方法的研究提供一定的依据。

基金项目:黑龙江省教育科学规划“十四五”规划重点课题(编号: JJB1421006)

作者简介:张忠志,男,吉利学院讲师,硕士。

通信作者:薛欢庆(1970—),女,大庆师范学院副教授,硕士。

E-mail: Zzly310@126.com

收稿日期:2021-03-06

1 系统概述

红枣缺陷检测系统结构如图 1 所示,其工作原理:进料机构可将枣从混乱状态转变为单一进料状态,将枣有序地引入输送机的辊列中^[5]。输送系统可实现红枣的自动翻转,在正向运输的同时,可以在摄像机采集范围内查看枣的各个侧面,进行全方位采集,获取红枣的全部表面信息^[6]。图片处理系统经过处理后将结果传到分拣系统,分拣系统通过封嘴将不同缺陷枣移动到指定位置,利用挡板进行收集,正常红枣会自动落入输送带末端的储存箱中,实现红枣缺陷的分选。

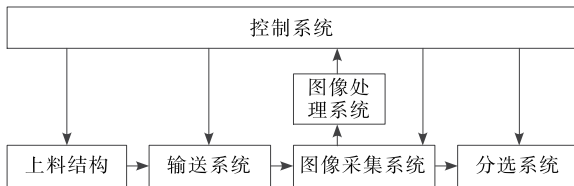


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

2 缺陷识别方法

在食品图像检测识别领域,种类繁多、特征相似、数据集匮乏等问题提高了对模型迁移能力的要求,限制了传统深度学习模型的应用^[7]。因此,提出一种双分支深度融合卷积神经网络用于自动识别红枣中的缺陷。

2.1 深度融合卷积神经网络

轻量级网络 SqueezeNet 以 1×1 卷积核来代替部分 3×3 的卷积核,减少了卷积神经网络模型的训练参数,压缩了网络模型的大小^[8]。同时,通过延迟池化层来获得更大的特征图,使识别的准确率得到极大的提高。SqueezeNet 网络结构如图 2 所示,主要由卷积层、池化层、Fire 模块、激活层 ReLU 组成。其中 Fire 模块是 SqueezeNet 网络的核心部分^[9]。文中红枣输入图像数据大小为 227×227 ,卷积层 Conv1 卷积核大小为 7×7 ,步长为 2,卷积层 Conv10 的卷积核大小为 1×1 ,步长为 1,通过 Conv10 代替全连接层进行分类^[10]。输出为红枣分类结果,分为 5 类,对应红枣的各类别。SqueezeNet 网络参数如表 1 所示。

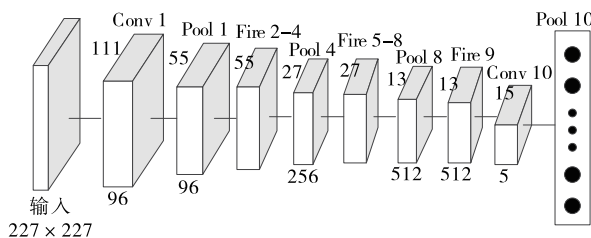


图 2 SqueezeNet 网络结构

Figure 2 SqueezeNet network structure

表 1 SqueezeNet 网络参数

Table 1 SqueezeNet network parameters

类别	卷积核大小	步长	特征图大小
Conv1	7×7	2	$111 \times 111 \times 96$
POOL1	3×3	2	$55 \times 55 \times 96$
Fire2	—	—	$55 \times 55 \times 128$
Fire3	—	—	$55 \times 55 \times 128$
Fire4	—	—	$55 \times 55 \times 256$
POOL4	3×3	2	$27 \times 27 \times 256$
Fire5	—	—	$27 \times 27 \times 256$
Fire6	—	—	$27 \times 27 \times 384$
Fire7	—	—	$27 \times 27 \times 384$
Fire8	—	—	$27 \times 27 \times 512$
POOL8	3×3	2	$13 \times 13 \times 256$
Fire9	—	—	$13 \times 13 \times 512$
Conv10	1×1	1	$13 \times 13 \times 2$
POOL10	13×13	1	$1 \times 1 \times 2$

为了进一步提高模型识别的准确率,对轻量级网络进行改进,将 Fire 模块的 3 个卷积层 Squeeze 1×1 、expand 1×1 、expand 3×3 通过 Concat 层进行融合,形成融合模块(Fusion module),并将相邻 Fusion 模块提取的特征信息进行融合,融合后的特征图作为下一层网络的输入^[11]。增加了特征图在网络中的分支数量,使网络的特征信息更加丰富^[12]。在卷积操作后,都会加入一个 BN 批量标准操作层,并使用 PReLU 函数代替 ReLU 函数作为网络激活层。深度融合卷积神经网络的结构如图 3 所示。

使用 Fusion 模块与 Fire 模块进行替换,相邻 Fusion 模块进行特征融合,所以称为深度融合卷积神经网络^[13]。该网络的结构由 2 个卷积层、8 个 Fusion 模块、4 个池化层和 1 个 Dropout 层组成^[14]。在每次卷积操作之后,进行 BN 批量标准操作层和 PReLU 激活层,8 个 Fusion 模块两两进行融合(2 和 3、4 和 5、6 和 7、8 和 9),通过融合优化特征信息流^[15]。

每一层特征数据输入之前都要进行归一化处理,均值 0,方差 1。如果 BN 层输入有 d 维数据 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_d\}$,则批量数据特征均值如式(1)所示,方差如式(2)所示^[16]。

$$u_B = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i, \quad (1)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (x_i - u_B)^2. \quad (2)$$

2.2 双分支深度融合卷积神经网络

在深度融合卷积神经网络的基础上,提出了一种 DBDFCNN 结构来解决红枣缺陷识别问题。如图 4 所

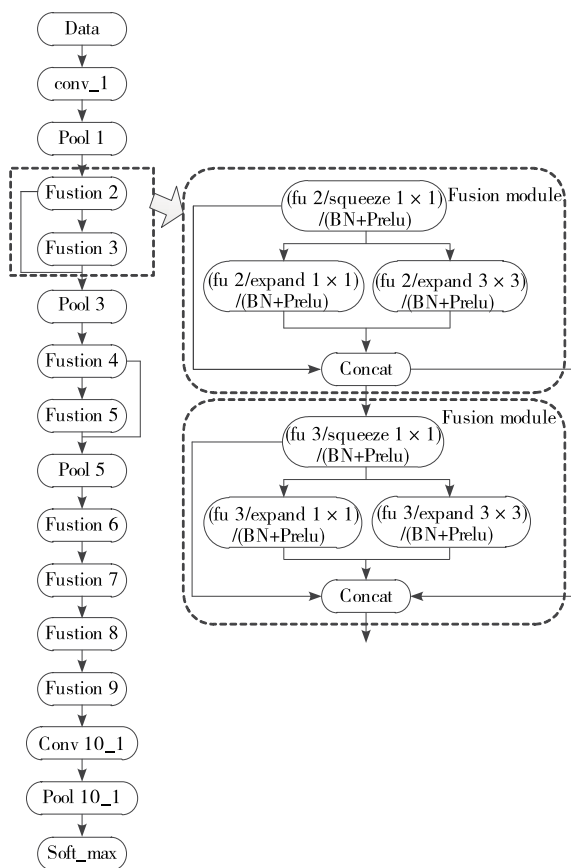


图 3 深度融合卷积神经网络结构

Figure 3 Deep fusion convolutional neural network structure

示,DBDFCNN 网络是双分支结构,第 1 个分支使用训练好的 SqueezeNet 网络模型对文中模型进行预训练。第 2 个分支通过 Fusion 模块提取枣图像的特征信息^[17]。

DBDFCNN 结构的设计是在卷积神经网络结构中使用迁移学习策略,利用训练好的 SqueezeNet 网络模型对 DBDFCNN 网络模型进行预训练,提高了网络训练整体收敛速度^[18]。同时拓宽了网络结构的宽度,提高了 DBDFCNN 模型的分类精度和泛化能力^[19]。

3 结果与分析

3.1 试验参数

相机:mer-503-20gc-p 型,北京大恒图像视觉有限公司;
镜头:m0814-mp2 型,日本康标达公司;
计算机:联想启天 M435 型,联想(北京)有限公司;
Halcon:德国 MVtec 公司;

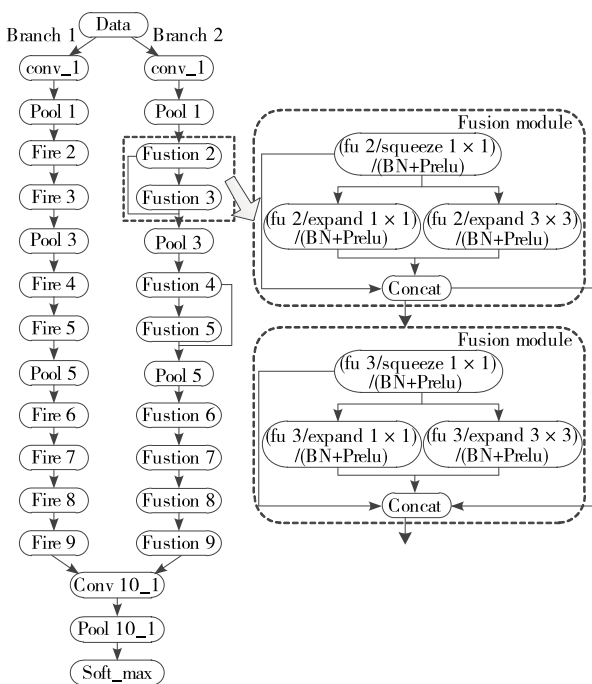


图 4 双分支深度融合卷积神经网络结构

Figure 4 Double branch deep fusion convolutional neural network structure

Visual Studio 2018;微软公司。

网络输入层红枣图像的大小统一裁剪为 227×227 ,该数据集包含干条、黄皮、霉变、破头和正常枣(各 2 000 张),分为训练集和测试集,训练集和测试集比例为 $1:1$ ^[20]。最大迭代数为 10 000,学习率为 0.000 1。DBDFCNN 网络参数如表 2 所示。

对不同卷积神经网络性能对比分析,以验证 DBDFCNN 网络模型的有效性。与传统缺陷识别方法和改进的卷积神经网络方法进行比较,验证该方法的优越性^[21]。图 5 为红枣的分类图。

3.2 试验分析

从图 6(a)可以看出,迭代 0~500 时 DBDFCNN 网络模型识别准确率快速上升,在 500~3 000 时上升较为缓慢,之后准确率趋于稳定,最终稳定在 99% 以上。从图 6(b) 可以看出,迭代 0~500 时 DBDFCNN 网络模型的损失值迅速下降,在 500~3 000 时下降缓慢,之后趋于稳定。

使用 DBDFCNN 网络模型对红枣图像测试集数据进行识别和分类,测试集中共有 5 000 张红枣图片,分 5 种

表 2 参数设置
Table 2 Parameter setting

参数	Conv_1	squezel 1×1	expand 1×1	expand 3×3	Conv_10	Pool_1/3/5
卷积核大小	3×3	1×1	1×1	3×3	1×1	3×3
步长	2	1	1	1	1	2

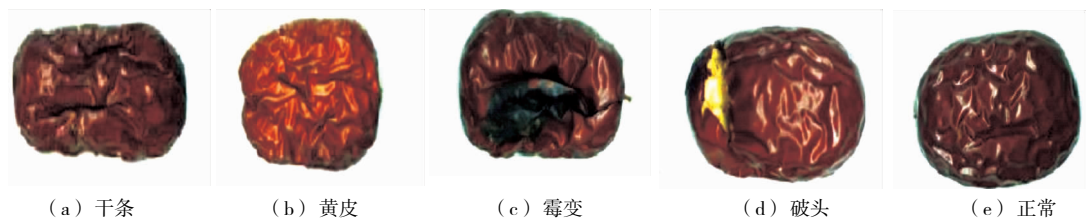


图 5 红枣分类图

Figure 5 System structure

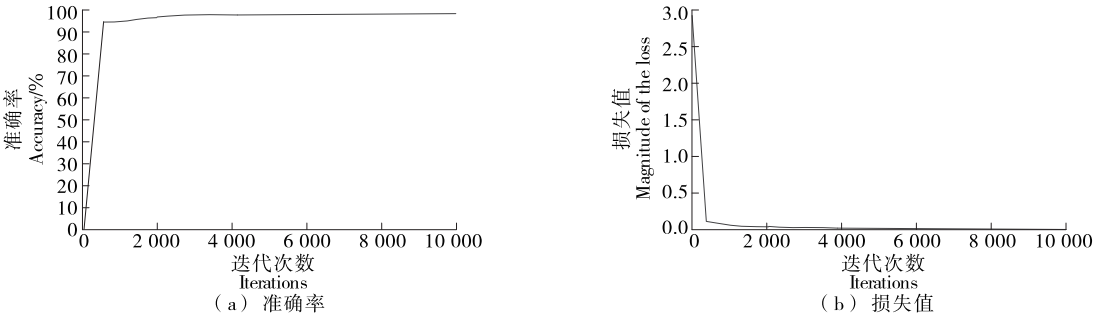


图 6 DBDFCNN 网络的准确率和损失值变化

Figure 6 Changes in accuracy and loss of the DBDFCNN network

类型,每种类型各 1 000 张。表 3 为 DBDFCNN 网络模型识别结果。

由表 3 可知,网络模型识别准确率分别为 99.8%, 99.6%, 99.4%, 98.7%, 100.0%, 总体分类准确率为 99.5%。

为了验证 DBDFCNN 网络模型的有效性,将网络模型与 SqueezeNet 网络模型进行对比分析。迭代次数设置为 10 000,干条、黄皮、霉变、破头和正常枣各 2 000 张为

试验集进行实验验证。由图 7 可知,文中网络模型的分类准确率和网络学习速度都优于 SqueezeNet 网络模型,而且网络收敛速度快,损失值小,网络学习速度快。

通过红枣数据集对 DBDFCNN 网络和 SqueezeNet 网络进行训练和测试,准确率分别为 96.2% 和 99.5%。每张红枣图像的平均分类和识别时间分别为 3.7, 8.2 ms。

由表 4 可以看出,SqueezeNet 网络模型的分类识别时间相对较短,且其准确率较文中网络模型低了 3.43%。虽然文中网络模型增加了红枣缺陷分类所需的时间,但仍能满足红枣分类识别的工程应用。

为了验证 DBDFCNN 算法的优越性,将其与网中网卷积神经网络(Network in network-convolutional neural networks, NIN-CNN)算法^[22]和粒子群优化的最小二乘法支持向量机(Particle swarm optimization-least squares support vector machine, PSO-LS-SVM)算法^[23]进行比较。PSO-LS-SVM 算法用于提取和识别红枣单一特征,未进行多种缺陷分类。而 DBDFCNN 算法和 NIN-CNN

表 3 识别结果

Table 3 Recognition results

数据集	识别错误数	准确率/%
干条	2	99.8
黄皮	4	99.6
霉变	6	99.4
破头	13	98.7
正常	0	100.0
总计	25	99.5

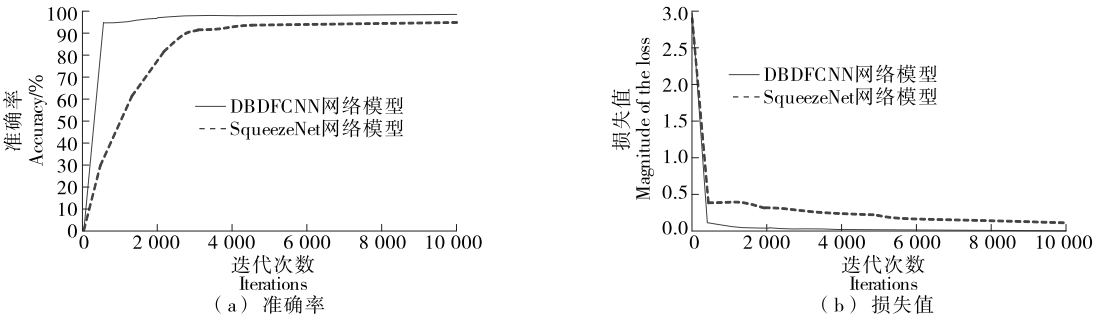


图 7 不同网络的准确率和损失值变化

Figure 7 Changes in accuracy and loss values of different networks

表 4 不同网络模型对比

Table 4 Comparison of different network models

网络模型	时间/ms	准确率/%
SqueezeNet 网络	3.7	96.2
DBDFCNN 网络	7.9	99.5

算法针对不同枣品质实现多分类,相比于传统识别方法,在识别准确率和效率上都有一定的提升。从表 5 可以看出,传统的红枣缺陷识别和检测方法仅关注缺陷的存在与否,不会对缺陷进行分类。卷积神经网络的出现解决了红枣缺陷的多分类问题,网络通过原始图片进行训练,无需复杂的图像预处理操作,分类识别准确率较高,DBD-FCNN 网络模型的识别准确率达到 99.5%。

表 5 不同识别方法对比

Table 5 Comparison of different recognition methods

算法	准确率/%	识别结果
NIN-CNN ^[22]	94.91	正常和 6 种缺陷
PSO-LS-SVM ^[23]	98.00	仅识别是否缺陷
DBDFCNN	99.50	正常和 4 种缺陷

4 结论

基于双分支深度融合的卷积神经网络的红枣缺陷识别方法,提高了网络学习速度和收敛速度,具有较好的分类识别效果。相比于 SqueezeNet 网络,文中提出的网络模型将红枣缺陷分类准确率提高了 3.43%,识别准确率达到 99.5%。鉴于试验设备和数据规模,文中研究仍处于起步阶段,仅进行试验分析,后期将不断提高该方法的性能。

参考文献

[1] 姜洪权, 贺帅, 高建民, 等. 一种改进卷积神经网络模型的焊缝缺陷识别方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(8): 235-242.
JIANG Hong-quan, HE Shuai, GAO Jian-min, et al. An improved method of welding seam defect recognition based on convolutional neural network model[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(8): 235-242.

[2] 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 Sen, FENG Quan, ZHANG Jian-hua, et al. Non-destructive classification of potato external defects based on lightweight convolutional network[J]. Food Science, 2021, 42(10): 284-289.

[3] 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 Si-yu, ZHANG Qiu-ju, LI Ke. Using machine vision and adaptive convolutional neural network to detect the quality of peanut kernels[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 269-277.

[4] 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 Chao, ZHAO Feng-xia, SUN Shuo. On-line detection technolo-

gy of red jujube surface defects based on Blob analysis[J]. Food & Machinery, 2018, 34(1): 126-129.

[5] 周伟, 徐颖若. 基于 PLC 和图像处理的水果分类智能控制系统[J]. 农机化研究, 2021, 12(5): 235-239.
ZHOU Wei, XU Ying-ruo. Intelligent control system of fruit classification based on PLC and image processing[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(5): 235-239.

[6] 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 Xiao-xia, LI Zhi-qiang. Research on automatic fruit grading system based on PLC and machine vision[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(8): 75-79.

[7] 李雅倩. 并联机器人夹持机构串类水果夹取控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020: 27-29.
LI Ya-qian. Research on the control of parallel robot clamping mechanism for serial fruit clamping[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020: 27-29.

[8] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
YANG Shuang-yan, YANG Zi-gang, ZHANG Si-wei, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.

[9] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
WANG Yang-yang, HUANG Xun, CHEN Hao, et al. Apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.

[10] 王立扬, 张瑜, 沈群, 等. 基于改进型 LeNet-5 的苹果自动分级方法[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(7): 105-110.
WANG Li-yang, ZHANG Yu, SHEN Qun, et al. Automatic apple classification method based on improved lenet-5[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.

[11] 于蒙, 李雄, 杨海潮, 等. 基于图像识别的苹果的等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43.
YU Meng, LI Xiong, YANG Hai-chao, et al. Apple grading based on image recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2019, 34(7): 39-43.

[12] 樊泽泽, 柳倩, 柴洁玮, 等. 基于颜色与果径特征的苹果果实检测与分级[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(9): 1 599-1 607.
FAN Ze-ze, LIU Qian, CHAI Jie-wei, et al. Apple fruit detection and grading based on color and fruit diameter characteristics[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1 599-1 607.

[13] 王冉冉, 刘鑫, 尹孟, 等. 面向苹果硬度检测仪的声振信号激励与采集系统设计[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2020, 46(1): 111-118.
WANG Ran-ran, LIU Xin, YIN Meng, et al. Design of acoustic vibration signal excitation and acquisition system for Apple hardness tester[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences Edition), 2020, 46(1): 111-118.

(下转第 192 页)

- [21] 景永帅, 张丹参, 张瑞娟, 等. 北沙参多糖复合酶提取工艺及理化性质研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(11): 191-197.
JING Yong-shuai, ZHANG Dan-shen, ZHANG Rui-juan, et al. Study on the compound enzyme extraction process of *Glehniae Radix* and its physicochemical properties[J]. Food Science, 2019, 35(11): 191-197.
- [22] 白生文, 汤超, 田惊, 等. 沙棘果渣总黄酮提取工艺及抗氧化活性分析[J]. 食品科学, 2015, 36(10): 59-64.
BAI Sheng-wen, TANG Chao, TIAN Jing, et al. Extraction and antioxidant activity of total flavonoids from sea buckthorn pomace[J]. Food Science, 2015, 36(10): 59-64.
- [23] 顾浩峰. 酶法辅助提取猴头菇中硒多糖工艺中复合酶用量的优化[J]. 食品与发酵科技, 2017, 53(4): 39-44.
GU Hao-feng. The optimization of dosage of complex enzymes in enzyme-assisted hericium se-polysaccharides extraction[J]. Food and Fermentation Sciences & Technology, 2017, 53(4): 39-44.
- [24] 齐睿婷, 黄菊青, 高汪磊, 等. 竹茹多糖提取工艺优化及其理化性质分析[J]. 食品工业科技, 2015, 36(16): 299-303.
QI Rui-ting, HUANG Ju-qing, GAO Wang-lei, et al. Extraction and physicochemical properties of the polysaccharides from bamboo shavings[J]. Science and Technology of Food Industry, 2015, 36(16): 299-303.
- [25] 王莹, 陈圆, 聂倩倩, 等. 复合酶法辅助提取柚子皮多糖的工艺优化[J]. 湖南农业科学, 2018(5): 86-88, 91.
WANG Ying, CHEN Yuan, NIE Qian-qian, et al. Optimization of polysaccharides extraction from pomelo peel by compound enzymes method[J]. Hunan Agricultural Sciences, 2018(5): 86-88, 91.
- [26] 杨蓉生, 陈炼红, 唐俊妮, 等. 复合酶法提取红雪茶粗多糖工艺优化研究[J]. 食品工业科技, 2012, 33(12): 285-288.
YANG Rong-sheng, CHEN Lian-hong, TANG Jun-ni, et al. Optimization of polysaccharide extraction from *Lethariella Cladonioides* by compound enzymes method[J]. Science and Technology of Food Industry, 2012, 33(12): 285-288.
- [27] 陈艳, 姚密, 李美凤, 等. 超声波辅助复合酶法提取松茸多糖的工艺研究[J]. 中国酿造, 2017, 36(10): 139-143.
CHEN Yan, YAO Mi, LI Mei-feng, et al. Ultrasound-assisted compound enzyme extraction technology of polysaccharide from *Tricholoma matsutake*[J]. China Brewing, 2017, 36(10): 139-143.
-
- (上接第 162 页)
- [14] 刘英, 周晓林, 胡忠康, 等. 基于优化卷积神经网络的木材缺陷检测[J]. 林业工程学报, 2019, 4(1): 115-120.
LIU Ying, ZHOU Xiao-lin, HU Zhong-kang, et al. Wood defect detection based on optimized convolutional neural network[J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(1): 115-120.
- [15] 王泽霞, 陈革, 陈振中. 基于改进卷积神经网络的化纤丝饼表面缺陷识别[J]. 纺织学报, 2020, 41(4): 115-120.
WANG Ze-xia, CHEN Ge, CHEN Zhen-zhong. Surface defect recognition of chemical fiber cake based on improved convolutional neural network[J]. Journal of Textile Research, 2020, 41(4): 115-120.
- [16] 王志中. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2018, 12(1): 242-244.
WANG Zhi-zhong. Research on mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018, 12(1): 242-244.
-
- (上接第 179 页)
- [18] 史鸿乐, 汪诗翔, 刘义青, 等. 亚铁改性沸石活化过氧乙酸降解水中双氯芬酸的研究[J]. 中国环境科学, 2020, 40(5): 2 116-2 123.
SHI Hong-le, WANG Shi-xiang, LIU Yi-qing, et al. Enhanced degradation of diclofenac by catalytic peracetic acid using Fe^{2+} modified zeolite[J]. China Environmental Science, 2020, 40(5): 2 116-2 123.
- [19] 胡卫珍, 齐振宇, 陈晓芳, 等. 凝胶渗透色谱联用多角度激光散射测定铁皮石斛多糖分子量及其分布[J]. 浙江农业科学, 2020, 61(6): 1 166-1 167, 1 175.
HU Wei-zhen, QI Zhen-yu, CHEN Xiao-fang, et al. Determination of molecular weight and distribution of polysaccharides in *Dendrobium officinale* by size exclusion chromatography-multi angle laser light scattering[J]. Journal of Zhejiang Agricultural Sciences, 2020, 61(6): 1 166-1 167, 1 175.
- [20] PINIER M, VERDU E F, NASSER-EDDINE M, et al. Polymeric binders suppress gliadin-induced toxicity in the intestinal epithelium[J]. Gastroenterology, 2009, 136(1): 288-298.
- [21] HU Y Q, YIN S W, ZHU J H, et al. Fabrication and characterization of novel Pickering emulsions and Pickering high internal emulsions stabilized by gliadin colloidal particles[J]. Food Hydrocolloids, 2016, 61(1): 300-310.
- [22] PAANANEN A, TAPPURA K, TATHAM A S, et al. Nanomechanical force measurements of gliadin protein interactions[J]. Biopolymers: Original Research on Biomolecules, 2006, 83(6): 658-667.