

# 基于改进 CNN 的苹果缺陷检测方法研究

## Research on apple defect detection method based on improved CNN

杜国真<sup>1</sup> 卢明星<sup>1</sup> 季泽旭<sup>2</sup> 刘继超<sup>3</sup>

DU Guo-zhen<sup>1</sup> LU Ming-xing<sup>1</sup> JI Ze-xu<sup>2</sup> LIU Ji-chao<sup>3</sup>

(1. 河南护理职业学院, 河南 安阳 455000; 2. 中国科学技术大学, 安徽 合肥 230026;

3. 郑州大学, 河南 郑州 450006)

(1. Henan Vocational College of Nursing, Anyang, Henan 455000, China; 2. University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230026, China; 3. Zhengzhou University, Zhengzhou, Henan 450006, China)

**摘要:**目的:解决现有苹果缺陷检测方法存在的精度低、效率差等问题。方法:基于水果图像采集系统,提出一种改进的卷积神经网络用于苹果表面缺陷检测;引入深度可分离卷积代替原网络标准卷积,提高特征提取速度;引入 Leaky ReLU 激活函数代替 ReLU 激活函数,提高计算效率和精度;引入全局平均池化替换全连接层,降低网络模型的计算量;并在每层卷积后加入批量归一化层,通过试验与常规方法进行对比分析,验证其优越性。结果:与常规方法相比,所提方法在苹果缺陷检测中具有较高的检测准确率和速度,且模型参数量少,准确率达 99.60%,检测速度(每秒帧数)达 526,模型参数量为 389 072。结论:该苹果缺陷检测方法能有效降低模型参数和检测时间,具有较高的准确率和速度。

**关键词:**缺陷检测;苹果;卷积神经网络;深度可分离卷积;Leaky ReLU 激活函数;全局平均池化

**Abstract: Objective:** To solve the problems of low accuracy and poor efficiency in existing apple defect detection methods. **Methods:** Based on a fruit image acquisition system, an improved convolutional neural network was proposed for detecting surface defects in apples. Deep separable convolution was introduced to replace the original network standard convolution, to improve the speed of feature extraction. The Leaky ReLU activation function was introduced to replace the ReLU activation function to improve the calculation efficiency and accuracy. Global average pooling was introduced to replace the fully connected layer, to reduce the computational complexity of the network model. After each layer of convolution, a batch normalization layer was added,

**基金项目:**河南省高等学校青年骨干教师培养计划项目(编号:2016GGJS-285);河南省教育厅教学改革研究与实践项目(编号:豫教[2023]03010)

**作者简介:**杜国真(1984—),男,河南护理职业学院讲师,学士。E-mail:dgz143@163.com

**收稿日期:**2023-01-26 **改回日期:**2023-05-15

and its superiority was verified through comparative analysis between experiments and conventional methods. **Results:** Compared with conventional methods, the proposed method had higher detection accuracy and speed in apple defect detection, and had fewer model parameters, with an accuracy rate of 99.60%, a detection speed of 526 FPS, and a model parameter quantity of 389 072. **Conclusion:** This apple defect detection method can effectively reduce model parameters and detection time, with high accuracy and speed.

**Keywords:** defect detection; apple; convolutional neural network; depth separable convolution; Leaky ReLU activation function; global average pooling

作为苹果等级的重要组成,缺陷检测一直是研究的热点问题<sup>[1]</sup>。随着信息技术发展的加快,将人工智能中的理论与苹果的分选交叉融合是一种大趋势<sup>[2]</sup>。深度学习方法以其优异的特征提取和分类能力被广泛应用于缺陷检测中。因此,将深度学习用于苹果缺陷检测具有重要的实际意义。

近年来,水果缺陷检测方法发展迅速,但能快速检测水果缺陷的方法较少,国内对该技术的研究主要集中在深度学习和智能算法上<sup>[3-4]</sup>。程磊<sup>[5]</sup>提出了一种改进的粒子群算法用于苹果表面缺陷检测,其轮廓检测较为清晰,耗时较少,漏检率指标最大为 4.50%。刘云等<sup>[6]</sup>提出了一种卷积神经网络用于苹果缺陷检测,其检测速度和准确率较优(分别为 5 个/s 和 97.30%)。周雨帆等<sup>[7]</sup>提出了一种改进的卷积神经网络用于苹果表面缺陷检测,该方法具有较高的检测速度和准确率,分别比改进前提高了 1.55% 和 33.28%。梅金波等<sup>[8]</sup>提出了用于苹果表面缺陷检测的 Mo-M 2 Det 模型,模型的检测精度较高,准确率达 98.45%。Geetharamani 等<sup>[9]</sup>提出了一种改进的深度卷积神经网络用于植物病虫害检测,与改进前相

比,该模型具有较高的准确率。Liu 等<sup>[10]</sup>提出了一种改进的深度卷积神经网络用于苹果病虫害检测,具有较高的检测精度和较少的参数量。上述方法可以实现水果缺陷检测,但在实际应用中特征提取过程比较复杂,准确率有待进一步提高。

研究拟提出一种用于苹果表面缺陷检测的改进卷积神经网络(Convolutional neural networks,CNN),通过深度可分离卷积、Leaky ReLU 激活函数<sup>[11]</sup>、全局平均池化<sup>[12]</sup>和批量归一化层<sup>[13]</sup>处理提高方法的计算效率和准确性,并与常规方法进行对比分析,旨在为水果自动化分拣提供一定的参考和借鉴。

### 1 系统概述

图像采集系统(图 1)通过相机实现苹果图像的采集。首先,用相机拍摄样品图像,发送至计算机进行处理。通过数字处理可以得到形状、颜色等特征。再对其进行判定,确定检测结果。

### 2 缺陷检测方法

#### 2.1 卷积神经网络(CNN)

CNN是典型的前馈神经网络,也是深度学习的代表

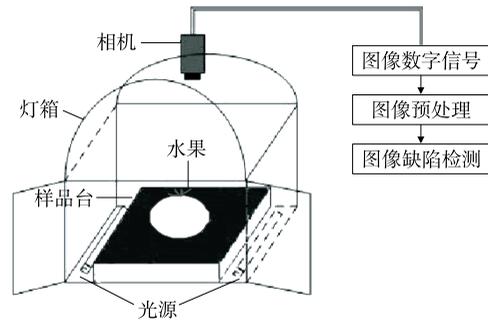


图 1 图像采集系统结构  
Figure 1 Mechanical vision system structure

算法。与一般前馈神经网络不同的是增加了卷积和池化操作<sup>[14]</sup>。LeNet-5 是用于解决手写数字识别视觉任务的网络(见图 2)。CNN 的基本结构主要包括卷积层、池化层和全连接层。近年来,CNN 被广泛应用于计算机视觉、自然语言处理等领域<sup>[15]</sup>。

卷积层主要是实现自动提取输入特征的功能,是 CNN 中最核心的结构,同时承担了大部分计算量。一般的卷积核尺寸有 5×5,3×3,1×1 等,其最重要的特点是局部连接和权重共享<sup>[16]</sup>。

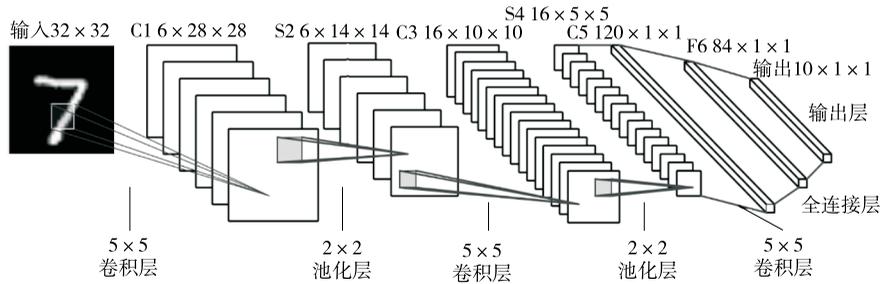


图 2 LeNet-5 结构  
Figure 2 LeNet-5 structure

其中,需要设置 3 个超参数,包括卷积核大小(F)、步长(S)和填充(P)。这些超参数共同决定了经过该卷积层输出特征图的尺寸,并按式(1)和式(2)进行计算<sup>[17]</sup>。

$$W_{out} = (W_{in} + 2 \times P - F) / S + 1, \tag{1}$$

$$H_{out} = (H_{in} + 2 \times P - F) / S + 1, \tag{2}$$

式中:

$W_{in}, H_{in}$ ——原始图形的宽度和高度;

$W_{out}, H_{out}$ ——经过卷积之后的宽度和高度。

完成卷积操作后,还将使用激活函数。

池化层通常在卷积层后使用。池化层是对前级特征图的下采样处理,可以在一定程度上减少过拟合。一般的池化方法有最大池化和平均池化<sup>[18]</sup>。

全连接层通常用作特征提取或分类层使用。它通常位于 CNN 模型的最后一层或最后几层,相当于一个多层感知器,整合图像特征<sup>[19]</sup>。

#### 2.2 改进的卷积神经网络

(1) 引入深度可分离卷积:深度可分离卷积是一种改进卷积神经网络中标准卷积计算的算法,可降低参数量和um提高卷积核参数应用效率。深度可分离卷积由深度卷积和逐点卷积两部分组成<sup>[20]</sup>,其卷积过程见图 3。

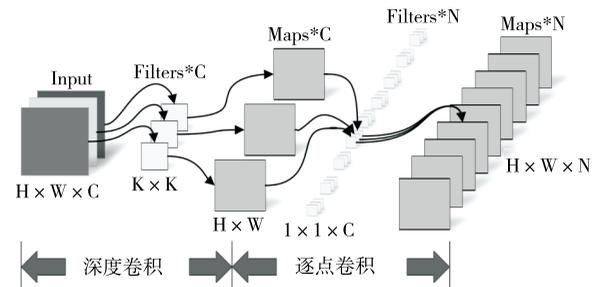


图 3 卷积过程  
Figure 3 Convolution process

深度可分离卷积与标准卷积计算量比值按式(3)计算<sup>[21]</sup>。

$$\frac{H \times W \times K \times K \times C + H \times W \times 1 \times 1 \times C \times N}{H \times W \times K \times K \times C \times N} = \frac{1}{N} + \frac{1}{K^2}, \quad (3)$$

式中:

- $H$ ——输入特征图的高;
- $W$ ——输入特征图的宽;
- $C$ ——输入特征图的通道数;
- $N$ ——输出特征图通道数;
- $K$ ——卷积核大小。

(2) 引入 Leaky ReLU 激活函数:为了解决 ReLU 激活函数中的梯度消失问题,Leaky ReLU 函数对输入数据中的负值给定非零的斜率,Leaky ReLU 函数如式(4)所示<sup>[22]</sup>。

$$\text{Leaky\_ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ ax, & x < 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

- $x$ ——输入数据;
- $a$ ——Leaky ReLU 激活函数的超参数。

(3) 全局平均池化:引入全局平均池化替换全连接层,降低网络模型计算量。全局平均池化 GAP 计算一个平均值,并按式(5)计算<sup>[23]</sup>。

$$y_G^k = \frac{1}{mn} \times \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} x_{ij}^k, \quad (5)$$

式中:

- $x_{ij}^k$ ——卷积层第  $k$  个特征图中的第  $(i, j)$  个元素;

$y_G^k$ ——GAP 层的输出;

$m \times n$ ——最后卷积层大小。

(4) 批量归一化层:批量归一化层布置在卷积层之后,可以加快网络训练并防止梯度消失,即在进入下一层之前,对上一层的输入进行归一化<sup>[24]</sup>。

$$\mu_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{ij}^k, \quad (6)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_{ij}^k - \mu_{ij})^2 + \epsilon, \quad (7)$$

$$y_{ij}^k = \frac{x_{ij}^k - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}}, \quad (8)$$

$$y'_{ij} = \alpha \cdot y_{ij}^k + \beta, \quad (9)$$

式中:

$x_{ij}^k$ ——第  $j$  层的第  $i$  神经元模型在训练第  $k$  条数据时的输出值;

$m$ ——每个标准化样本;

$\mu$ ——输出值平均值;

$\sigma_{ij}^2$ ——输出值方差;

$\epsilon$ ——一个很小的常数;

$\alpha, \beta$ ——学习参数(由 CNN 训练得到,用来代替偏置)。

图 4 为改进的 CNN 架构示意图。

### 3 试验结果与分析

#### 3.1 试验参数

为了验证试验方法的优越性和可行性,在 Python 环境下基于 Tensorflow 深度学习框架进行分析。使用

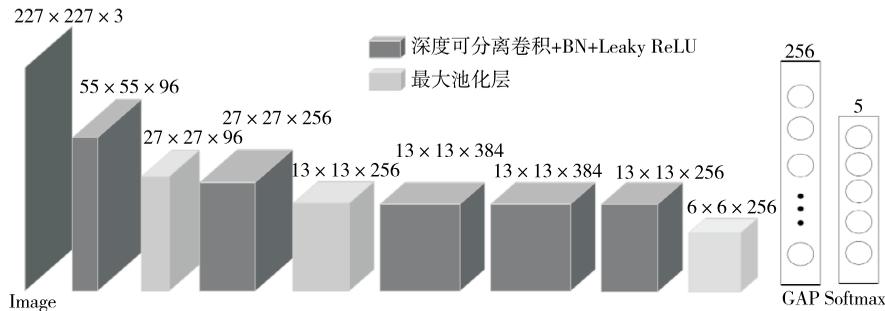


图 4 改进卷积神经网络结构

Figure 4 Improved convolutional neural network structure

OpenCV 进行图像处理,相机为 mer-503-20gc-p,镜头为 m0814-mp2,光源为圆顶光源,完成苹果缺陷图像的采集。系统参数见表 1。

通过苹果样本集的训练对所提模型的初始参数进行微调,试验参数见表 2。

苹果缺陷图像通过相机进行采集,选取 5 种缺陷水果作为检测目标,各 1 000 张图像,共 5 000 张,尺寸大小为 600 像素×600 像素,按 4 : 1 分为训练集和测试集。苹果缺陷可分为正常果、碰伤果、虫害果、裂纹果和腐烂果。

表 1 系统参数

Table 1 System parameters

配置	参数
操作系统	Windows 10
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-9750H
显卡	GTX 1660
深度学习框架	Tensorflow
Python 环境	Python3.7.7

表 2 试验参数  
Table 2 Test parameters

参数	数值	参数	数值
训练尺寸	227×227	衰减率	0.9,0.99
批量大小	16	LeakyReLU	0.2
迭代次数	24	输入图像通道数	3
初始学习率	0.001		

在苹果缺陷检测方面,选择准确性、精确度、召回率、 $F_1$  值、每秒帧数 5 个指标对检测模型进行评价。

(1) 准确率(A):检测正确数与样本总数的比值,如式(10)所示。

$$A = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \quad (10)$$

式中:

- A——准确率, %;
- TP——真正例;
- TN——真负例;
- FP——假正例;
- FN——假负例。

(2) 精确度(P):检测结果中实际包含的正样本数,如式(11)所示。

$$P = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (11)$$

式中,

- P——精确度, %。

(3) 召回率(R):所有正样本都有两个可能的检测结果,如式(12)所示。

$$R = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (12)$$

- R——召回率, %。

(4)  $F_1$  值:为了能够评价不同算法的优劣,基于 Precision 和 Recall 提出了  $F_1$  值的概念,如式(13)所示。

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP+FP+FN}, \quad (13)$$

- $F_1$ —— $F_1$  值, %。

(5) 每秒帧数(FPS):采用每秒图像检测帧数作为模型运行速度的评估指标。

### 3.2 试验分析

为了验证试验方法的有效性,将其与改进前方法进行比较。对网络模型进行训练,图 5 为改进前后模型的准确率变化曲线,图 6 为改进前后模型的损失值变化曲线。

由图 5 和图 6 可知,与改进前的 CNN 相比,试验方法在迭代停止时具有较高的检测精度和更低的测试损失值,收敛速度较快。从收敛速度可以看出,试验方法在 11 次迭代开始收敛,CNN 模型在 21 次迭代开始收敛。试验方法准确率收敛在 99.60% 左右,损失收敛在 0.02 左

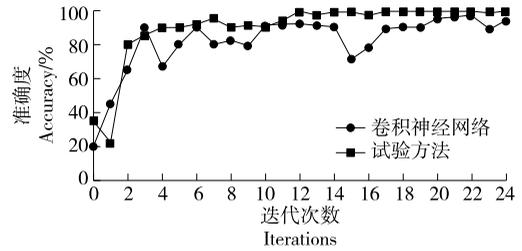


图 5 改进前后网络的准确率变化

Figure 5 Changes in network accuracy before and after improvement

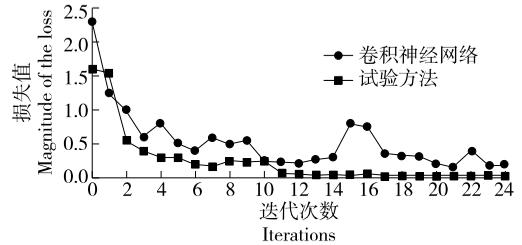


图 6 改进前后网络的损失值变化

Figure 6 Changes in network loss values before and after improvement

右,是因为试验方法通过 4 个方面优化降低了模型参数量,避免了网络过拟合,并加速了模型的收敛速度和模型性能。

为了进一步验证试验方法的有效性,将其与改进前方法在各评价指标上进行对比分析,改进前后模型在各评价指标(准确率、精度、召回率和  $F_1$  值)上的比较情况见表 3。

表 3 改进前后各指标情况对比

Table 3 Comparison of indicators before and after improvement

方法	准确率/%	精确度/%	召回率/%	$F_1$ 值/%	损失值
卷积神经网络	95.60	96.30	94.30	95.30	0.120 0
试验方法	99.60	99.60	99.60	99.60	0.020 1

由表 3 可知,试验方法的各项指标与 CNN 相比均有一定的提高,准确率、精确度、召回率和  $F_1$  值分别提高了 4.00%, 3.30%, 5.30%, 4.30%, 损失值降低了 0.099 9。这是因为参数庞大的全连接层对 CNN 产生过拟合现象,降低了测试准确率等指标,说明试验方法一定程度上降低了参数量,提高了测试准确率。

模型改进前后的训练时间、检测速度和参数量的比较见表 4。

由表 4 可知,与 CNN 相比,试验方法的效果有明显提高,训练时间下降了 74.66 s, FPS 上升了 126,参数量下降了 57 918 281。综上,试验方法在苹果缺陷检测中具有较高的检测准确率和速度,且模型参数量少,检测实时性较强。

表 4 改进前后训练时间、FPS 和参数量对比

Table 4 Comparison of training time, FPS, parameter quantity before and after improvement

方法	训练时间/s	FPS	参数量
卷积神经网络	205.07	400	58 307 353
试验方法	130.41	526	389 072

表 5 不同方法检测指标

Table 5 Test indicators by different methods

方法	准确率/%	精确度/%	召回率/%	F <sub>1</sub> 值/%	FPS	参数量
文献[25]	97.20	97.50	96.20	95.30	53	124 400 000
试验方法	99.60	99.60	99.60	99.60	526	389 072

展现的性能最好。

#### 4 结论

研究提出了一种用于苹果表面缺陷检测的改进卷积神经网络,通过对卷积神经网络进行优化来提高缺陷检测的性能。结果表明,试验方法具有较高的检测准确率和速度,且模型参数量较少。与文献[25]的缺陷检测方法相比,准确率、精确度、召回率和 F<sub>1</sub> 值分别提高了 2.40%,2.10%,3.40%,4.30%,每秒帧数增加了 473,参数量降低了 124 010 928,具有一定的实用价值。试验仅对苹果常见缺陷进行了分析,后续可在此基础上进行逐步完善和改进。

#### 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 C Q, HE S, GAO J M, 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] 项辉宇, 薛真, 冷崇杰, 等. 基于 Halcon 的苹果品质视觉检测试验研究[J]. 食品与机械, 2016, 32(10): 123-126.  
XIANG H Y, XUE Z, LENG C J, et al. Experimental study on visual inspection of apple quality based on Halcon [J]. Food & Machinery, 2016, 32 (10): 123-126.

[3] 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 classification of potato external defects based on lightweight convolutional network[J]. Food Science, 2021, 42(10): 284-289.

[4] 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 convolutional neural network to detect the quality of peanut kernels [J]. Transactions of the Chinese Society of

为了验证试验方法的优越性,与文献[25]的缺陷检测方法进行对比分析,结果见表 5。

由表 5 可知,与文献[25]的缺陷检测方法相比,试验方法具有较高的精度、精度、召回率、F<sub>1</sub> 值和 FPS,以及较少的参数量,准确率、精确度、召回率和 F<sub>1</sub> 值分别提高了 2.40%,2.10%,3.40%,4.30%,FPS 增加了 473,参数量减少了 124 010 928,表明试验方法在苹果表面缺陷检测中

Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 269-277.

[5] 程磊. 基于改进粒子群算法的苹果表面缺陷检测[J]. 食品与机械, 2018, 34(3): 141-145.  
CHENG L. Apple surface defect detection based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2018, 34(3): 141-145.

[6] 刘云, 杨建滨, 王传旭. 基于卷积神经网络的苹果缺陷检测算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(3): 108-112.  
LIU Y, YANG J B, WANG C X. Apple defect detection algorithm based on convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(3): 108-112.

[7] 周雨帆, 李胜旺, 杨奎河, 等. 基于轻量级卷积神经网络的苹果表面缺陷检测方法[J]. 河北工业科技, 2021, 38(5): 388-394.  
ZHOU Y F, LI S W, YANG K H, et al. Apple surface defect detection method based on lightweight convolutional neural network[J]. Hebei Industrial Technology, 2021, 38(5): 388-394.

[8] 梅金波, 李涛, 秦寅初. 苹果采摘机器人监测系统和表面缺陷检测方法研究[J/OL]. 计算机测量与控制. (2023-01-19) [2023-02-04]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.tp.20230118.1122.006.html>.  
MEI J B, LI T, QIN Y C. Research on apple picking robot monitoring system and surface defect detection methods [J/OL]. Computer Measurement and Control. (2023-01-19) [2023-02-04]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4762.tp.20230118.1122.006.html>.

[9] GEETHARAMANI G, ARUN PANDIAN J. Identification of plant leaf diseases using a nine-layer deep convolutional neural network [J]. Computers and Electrical Engineering, 2019, 76: 323-338.

[10] LIU B, ZHANG Y, HE D J, et al. Identification of apple leaf diseases based on deep convolutional neural networks [J]. Symmetry, 2017, 10(1): 11.

[11] 董腾, 秦腾飞, 张如如, 等. 基于机器视觉的水果分拣系统[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2017, 30(1): 93-96.  
DONG T, QIN T F, ZHANG R R, et al. Fruit sorting system based on machine vision [J]. Journal of Liaocheng University (Natural Science Edition), 2017, 30(1): 93-96.

[12] 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 W, XU Y R. Intelligent control system of fruit classification based on PLC and image processing[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(5): 235-239.

[13] 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.

[14] 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 red jujube surface defects based on Blobanalysis [J]. Food & Machinery, 2018, 34(1): 126-129.

[15] 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 S Y, YANG Z G, ZHANG S W, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm [J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.

[16] 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 Y Y, HUANG X, CHEN H, et al. Apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means[J]. Food & machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.

[17] 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 L Y, ZHANG Y, SHEN Q, et al. Automatic apple classification method based on improved lenet-5[J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2020, 41(7): 105-110.

[18] 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 M, LI X, YANG H C, et al. Apple grading based on image recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2019, 34(7): 39-43.

[19] 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 Z Z, LIU Q, CHAI J W, 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.

[20] 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 R R, LIU X, YIN M, 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.

[21] 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 Y, ZHOU X L, HU Z K, et al. Wood defect detection based on optimized convolutional neural network [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(1): 115-120.

[22] 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): 39-44.  
 WANG Z X, CHEN G, CHEN Z Z. Surface defect recognition of chemical fiber cake based on improved convolutional neural network[J]. Journal of Textile Research, 2020, 41(4): 39-44.

[23] 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 Z Z. Research on mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2018, 12(1): 242-244.

[24] 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. Defect detection of jujube based on convolutional neural network of net in net[J]. Food & Machinery, 2020, 36(2): 140-145, 181.

[25] 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): 1 137-1 149.

---

(上接第 154 页)

[16] ZHAO X, YANG Z, GAI G, et al. Effect of superfine grinding on properties of ginger powder[J]. Journal of Food Engineering, 2009, 91(2): 217-222.

[17] 许晴晴, 陈杭君, 郜海燕. 真空冷冻和热风干燥对蓝莓品质的影响[J]. 食品科学, 2014, 35(5): 64-68.  
 XU Q Q, CHEN H J, GAO H Y. Effects of vacuum freeze-drying and hot-air drying on the quality of blueberry fruits [J]. Food Science, 2014, 35(5): 64-68.

[18] 王丰, 李保国, 申江, 等. 胡萝卜冰温干燥实验研究[J]. 食品与发酵工业, 2012, 38(1): 101-104.  
 WANG F, LI B G, SHEN J, et al. Study on controlled freezing-point dried processing of carrot [J]. Food and Fermentation Industries, 2012, 38(1): 101-104.

[19] 李恩婧, 李次力, 王吉, 等. 干燥方式对野生蒲公英品质的影响[J]. 食品与机械, 2012, 28(6): 70-73.  
 LI E J, LI C L, WANG J, et al. Effect of drying methods on the physico-chemical and sensory quality of taraxacum officinale [J]. Food & Machinery, 2012, 28(6): 70-73.

[20] 李静, 李顺峰, 王安建, 等. 适宜热烫条件保持双孢蘑菇片品质和颜色[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 268-273.  
 LI J, LI S F, WANG A J, et al. Appropriate water blanching treatment to keep quality and color of agaricus bisporus slices [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(7): 268-273.