

基于改进 CNN-SVM 和机器视觉的苹果自动分级方法研究

张瑞琪¹ 杨 宁² 张一枫³

(1. 长春工业大学人文信息学院, 吉林 长春 130122; 2. 中央民族大学, 北京 100081;
3. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 吉林 长春 130000)

摘要: [目的] 解决现有苹果自动分级方法存在的分级精度差和效率低等问题。[方法] 在基于机器视觉的苹果自动分级系统基础上, 提出一种结合卷积神经网络、全局平均池化、批量归一化和支持向量机的苹果自动分级方法。通过全局平均池化, 降低模型参数量。通过批量归一化技术提高模型的泛化能力。通过支持向量机替换卷积神经网络的 Softmax 分类器, 提高分类的准确性, 并进行验证实验。[结果] 与常规的苹果分级方法相比, 试验方法在苹果自动分级中具有更高的检测准确和效率, 分级准确率达到 98.50%, 分级速度达到 209 帧/s, 满足食品加工自动化要求。[结论] 通过优化现有苹果自动分级方法, 在一定程度上提高了检测性能。

关键词: 苹果; 自动分级; 卷积神经网络; 支持向量机; 全局平均池化; 批量归一化

An automatic grading method for apples based on improved CNN-SVM and machine vision

ZHANG Ruiqi¹ YANG Ning² ZHANG Yifeng³

(1. College of Humanities and Information, Changchun University of Technology, Changchun, Jilin 130122, China;
2. Minzu University of China, Beijing 100081, China; 3. Northeast Institute of Geography and
Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130000, China)

Abstract: [Objective] To solve the problems such as poor grading accuracy and low efficiency existing in the current automatic grading methods for apples. [Methods] On the basis of the automatic grading system for apples based on machine vision, an automatic grading method combining convolutional neural network, global average pooling, batch normalization, and support vector machine is proposed for apples. Through global average pooling, the number of model parameters is reduced. The generalization ability of the model is improved by batch normalization. The Softmax classifier of the convolutional neural network is replaced by a support vector machine to improve the grading accuracy. Finally, verification tests are carried out. [Results] Compared with conventional grading methods for apples, the automatic grading method established in this study has increased accuracy and efficiency, with the grading accuracy of 98.50% and the grading speed of 209 FPS, which meets the requirements of food processing automation. [Conclusion] By optimizing the existing automatic grading methods for apples, the detection performance is improved to a certain extent.

Keywords: apple; automatic grading; convolutional neural network; support vector machine; global average pooling; batch normalization

水果分级是商品化处理中最重要的一环, 目前中国进行分级, 但人工分级存在劳动强度大、经济效益低等问题^[1]。随着人工智能技术的不断发展, 机器视觉技术被广

基金项目: 吉林省高等教育学会科技支持项目(编号: JGJX24D1045, JGJX25C286)

通信作者: 张瑞琪(1992—), 女, 长春工业大学讲师, 硕士。E-mail: zbf56@sina.com

收稿日期: 2025-02-11 改回日期: 2025-08-09

引用格式: 张瑞琪, 杨宁, 张一枫. 基于改进 CNN-SVM 和机器视觉的苹果自动分级方法研究[J]. 食品与机械, 2025, 41(9): 75-81.

Citation: ZHANG Ruiqi, YANG Ning, ZHANG Yifeng. An automatic grading method for apples based on improved CNN-SVM and machine vision[J]. Food & Machinery, 2025, 41(9): 75-81.

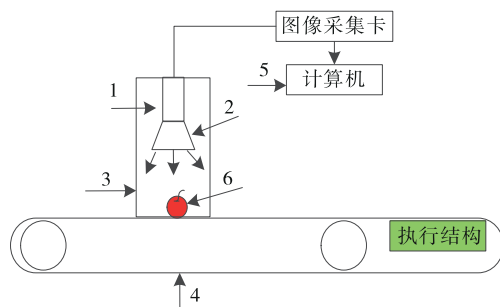
泛应用于食品行业,特别是产品的质量控制和分类,逐步取代人工分类^[2]。

目前,国内外对基于机器视觉的苹果自动分级方法进行了大量研究,主要集中在支持向量机、卷积神经网络等方法上^[3-4]。使用向量机等常规机器学习算法识别苹果图像,首先要从苹果图像中识别苹果颜色、大小,需要提取果实形状等特征参数,然后进行分级操作^[5]。卷积神经网络可以直接对苹果图像进行模式识别^[6]。赵利平等^[7]提出了一种结合小波和模糊方法的苹果分级方法,该方法对3个级别苹果的分级精度在98.00%左右。但对于不同品种、不同生长环境下的苹果适应性有待进一步提高。王迎超等^[8]提出了一种融合K-means算法和KNN算法的苹果等级分类方法,在优于传统图像阈值分割效果的基础上,对4种等级苹果的综合分级精度达到97.00%。但该方法的参数选择较为复杂,需要大量的试验进行调整,且对于一些边界模糊的苹果图像可能存在误判的情况。王阳阳等^[9]提出了一种融合同态滤波和K-means算法的苹果等级分类方法,该方法可大大提高苹果分级的准确性,在4个等级苹果分类中分级准确率达97.00%。但同态滤波的参数设置可能会影响图像增强的效果,从而对最终的分级结果产生一定的不确定性。林海波等^[10]提出了一种用于苹果多特征融合分层的改进支持向量机,该分级方法在3个分级苹果分类中的准确率达96.72%,可实现高精度的苹果自动分级。但在实际应用中,多特征融合可能会导致维度灾难问题,增加模型的复杂度和训练难度。上述研究均能实现基于机器视觉的苹果自动分级,但苹果自动分级的准确性和快速性仍有待提高。

试验拟提出一种结合机器视觉和改进卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的苹果自动分级方法。在模型结构优化上,引入全局平均池化层替代传统全连接层,以大幅减少模型参数量,降低计算复杂度。应用批量归一化层可有效缓解梯度消失与梯度爆炸问题,加快模型收敛速度。同时,将支持向量机(SVM)与改进后的CNN相结合,利用SVM在小样本分类中的优势,进一步提升分级准确性。在处理效率与泛化能力方面,通过优化网络结构与算法融合,在保证高准确率的同时可提升模型对不同品种、不同生长环境下苹果图像的适应性,并通过试验验证所提方法的可行性,旨在为食品生产自动化的发展提供一定的助力。

1 基于机器视觉的苹果自动分级系统

图1为基于机器视觉的苹果自动分级系统结构。该系统主要由CCD传感器、光源、暗箱、传输装置、计算机、苹果样本和执行结构等组成^[11]。分级过程:传送装置将苹果传送到暗箱中,3个CCD传感器对苹果图像进行采集,采集后上传计算机,由计算机进行预处理、特征提取、分类等操作完成苹果自动分级,根据分级结果控制执行



1. CCD传感器 2. 光源 3. 暗箱 4. 传送装置 5. 计算机 6. 苹果样本

图1 基于机器视觉的苹果分级系统结构

Figure 1 Structure of the grading system for apples based on machine vision

机构动作。

2 苹果自动分级模型

试验提出一种结合机器视觉、卷积神经网络、全局平均池化、批量归一化和支持向量机的苹果自动分级方法,分级流程如图2所示。

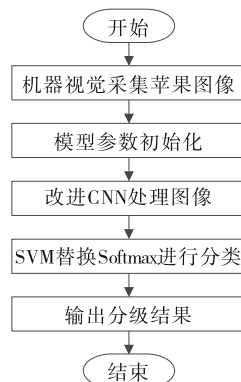


图2 基于机器视觉的苹果分级流程

Figure 2 Grading process for apples based on machine vision

2.1 CNN

CNN模型以其独特的结构和强大的特征提取能力,在深度学习领域具有重要地位^[12-13]。随着计算能力的提升和大数据的普及,CNN的应用前景更加广阔。其结构如图3所示。

(1) 卷积层:负责提取输入数据的特征,通过定义一组卷积核,对输入数据进行卷积运算,得到一系列的特征图^[14]。

在卷积神经网络(CNN)中,为了确保模型能够有效地学习数据的特征,卷积核的大小、步长以及填充决定了输出特征图尺寸大小,对于网络的学习能力和泛化能力具有重要影响^[15]。卷积后图像的宽、高计算公式如式(1)

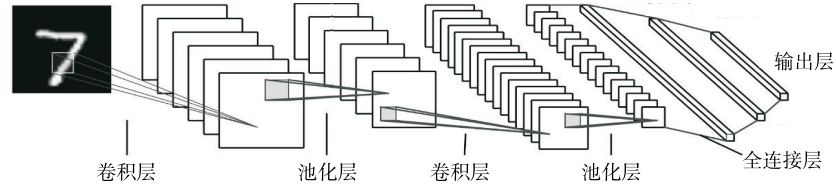


图3 CNN 结构

Figure 3 CNN structure

和式(2)所示。

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

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

式中:

F ——卷积核大小;

S ——卷积核步长;

P ——卷积核填充;

W_{in}, H_{in} ——原始图像宽和高;

W_{out}, H_{out} ——卷积后图像宽和高。

(2) 池化层:完成降维和抽样,常见的池化操作包括最大池化和平均池化。

(3) 全连接层:通常位于卷积神经网络的最后几层,负责将前面层提取的特征整合起来,形成最终的输出结果。

2.2 改进 CNN

传统的 CNN 模型在苹果分级中存在模型复杂、实时性差、泛化能力弱等不足。针对传统 CNN 模型的不足,提出了一种改进 CNN 模型用于苹果等级分类。通过全局平均池化、批量归一化、支持向量机 SVM 优化 CNN,降低模型的参数量,提高模型的泛化能力和准确性。

(1) 全局平均池化:引入全局平均池化来替代传统的全连接层,以减少模型的计算复杂度。具体来说,全局平均池化通过计算每个特征图的平均值来实现。这种方法不仅简化了模型结构,还减少了参数数量,从而降低了计算成本。特征图 k 输出可通过式(3)计算^[16]。

$$y_G^k = \frac{1}{mn} \times \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} x_{ij}^k, \quad (3)$$

式中:

y_G^k, x_{ij}^k ——特征图 k 输出和第 i 行第 j 列元素;

m, n ——特征图高和宽。

(2) 批量归一化层:卷积后加上批量归一化层,可以在进入下一层之前对前一层的输入进行归一化处理,使得每一层的输入数据分布更加稳定,进而加快收敛速度。相关计算公式如式(4)~式(7)所示^[17]。

$$\mu_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{ij}^k, \quad (4)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_{ij}^k - \mu_{ij})^2 + \epsilon, \quad (5)$$

$$y_{ij}^k = \frac{x_{ij}^k - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}}, \quad (6)$$

$$y_{ij}^{tk} = \alpha \cdot y_{ij}^k + \beta, \quad (7)$$

式中:

x_{ij}^k —— j 层神经元 i 训练样本 k 的输出值;

m ——样本数;

μ ——平均值;

σ_{ij}^2 ——方差;

ϵ ——常数;

α, β ——学习参数。

(3) 支持向量机 SVM:在 CNN 中,Softmax 层根据所有输出数据进行决策,而 SVM 样本较少,仅依赖支持向量,可提高分类速度和精度^[18]。

试验苹果分类有 4 个等级,属于多分类问题。有两种分类方法:一对一 OVO 和一对多 OVR^[19-20]。OVO 方法通过将某一种样本训练成一个类,并将剩余样本训练成另一个类,从而 k 个类的样本构建 k 个 SVM 分类器。OVR 方法需要设计 $k(k-1)/2$ 个 SVM。试验选择 OVR 方法进行分类。

改进 CNN 结构如图 4 所示。

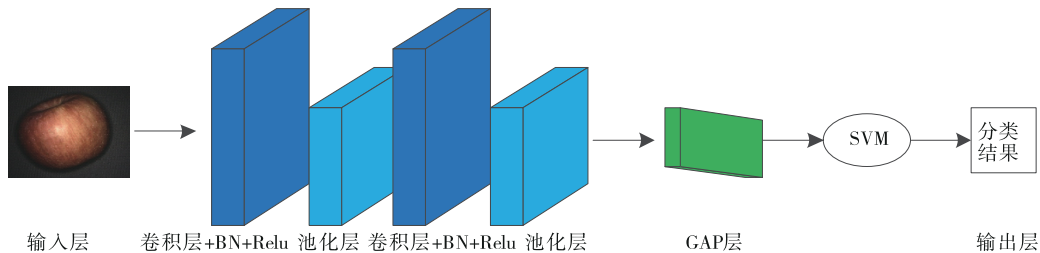


图4 改进 CNN 结构

Figure 4 Improved CNN structure

3 苹果分级试验

3.1 参数设置

为了验证试验方法的有效性和优越性,将试验方法与 CNN、CNN-SVM 和文献[21]中的改进 Lenet-5 模型进行对比。系统参数见表 1,试验参数见表 2。学习率通过动态调整验证,观察训练过程中的损失曲线和验证集准确率,当验证集准确率停滞时,学习率从 0.01 降至 0.001,这一策略参考了“ReduceLROnPlateau”机制。超参数通过网格搜索,在对数尺度上设置候选值(如 $C=[10^{-3}, 10^{-2}, \dots, 10^3]$),通过 5 折交叉验证评估每个 C 值对应的 SVM 分类准确率,这一策略参考了穷举搜索机制和交叉验证评估机制。

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

表 2 试验参数

Table 2 Test parameters

参数	数值	参数	数值
原图尺寸	100×100×3	学习率	0.000 1
批量大小	128	优化器	Admin
随机失活率	0.5	超参数	$C=1$

采用基于机器视觉的苹果自动分级系统采集苹果图像,该试验中苹果均为同一地区的山东烟台苹果,裁剪背景区域以减小图像帧中背景区域的比例。每个级别选择 1 000 个苹果样品,4 个等级共 4 000 个苹果样品,将数据集按 3:1:1 分为训练集、验证集和测试集。图 5 为不同等级苹果图像,等级标准见表 3,苹果等级划分标准参考 GB/T 10651—2008 和 NY/T 1793—2009。

经过良好训练的模型应选择适当的评估指标来评估其性能,试验选择准确率、精确度、召回率、 F_1 值和每秒帧数进行性能评估。

(1) 准确率(A):指分级正确的样本数与总样本数的比值,如式(8)所示。

$$A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}, \quad (8)$$

式中:

T_p 、 T_n ——实际为正类、负类的样本,被模型正确预测的数量;

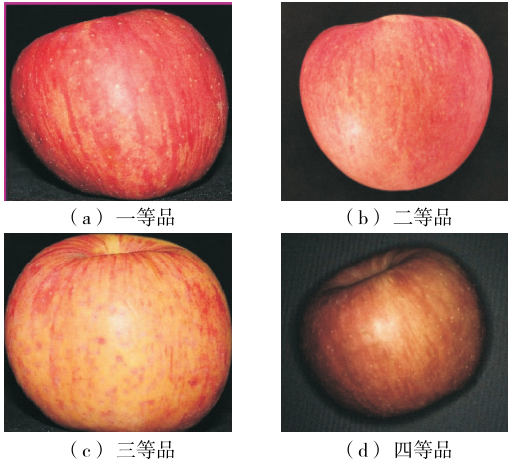


图 5 苹果等级图片

Figure 5 Images of different grades of apples

表 3 苹果分级标准

Table 3 Apple grading standards

等级	数量	质量/g	红色率/%	圆度/%
一等品	1 000	230~250	>90	>85
二等品	1 000	200~230	80~90	80~85
三等品	1 000	180~200	60~80	70~80
四等品	1 000	150~180	<60	<70

F_p 、 F_n ——实际为正类、负类的样本,被模型错误预测的数量。

(2) 精确度(P):检测结果中包含正样本的实际数量,如式(9)所示。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}. \quad (9)$$

(3) 召回率(R):所有正样本都有两个可能的检测结果,如式(10)所示。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n}. \quad (10)$$

(4) F_1 值:用于评价不同算法的优劣,如式(11)所示。

$$F_1 = \frac{2P \times R}{P + R}. \quad (11)$$

(5) 每秒帧数(FPS):采用每秒检测帧数评估模型速度。

3.2 试验结果与分析

为全面验证试验方法的有效性,对训练集和验证集损失以及准确率随迭代的变化进行深入分析。图 6 为训练集和验证集随迭代变化的损失值,图 7 为训练集和验证集随迭代变化的准确率,以评估模型的性能表现与泛化能力。

由图 6 可知,随着迭代次数的增加,训练集和验证集的损失值均逐渐下降。初始阶段,损失值下降较为明显,

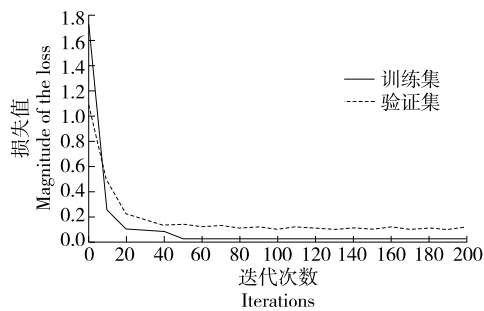


图6 训练集和验证集随迭代变化的损失值

Figure 6 Loss values of the training set and validation set with iterations

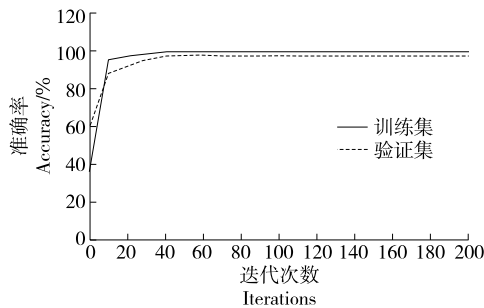


图7 训练集和验证集随迭代变化的准确率

Figure 7 Changes in accuracy of training set and validation set with iterations

表明模型在不断学习数据中的规律,优化自身的参数以更好地拟合数据。迭代50次后,训练集和验证集的损失值均趋于平稳,不再出现大幅度的波动。这种趋于稳定的状态意味着模型在经过一定次数的迭代后,已经达到了一个相对最优的参数配置,继续增加迭代次数可能对损失值的改善效果有限。由图7可知,训练集和验证集的准确率随着迭代次数的增加逐步提高。初始阶段,准确率上升速度较快,说明模型在快速学习并掌握数据的模式。当迭代次数为50次左右时,两者的准确率也趋于平稳,且此时训练集和验证集的准确率均达到了98%以上。表明模型具有良好的性能表现和泛化能力,未出现过拟合问题,能够有效处理给定的数据任务。

为深入探究全局平均池化、批量归一化及支持向量机对试验所提苹果自动分级方法性能的具体贡献,进行消融试验。采用相同的苹果图像数据集,通过依次去除模型中的全局平均池化层、批量归一化层,以及将支持向量机换回 Softmax 分类器,对比不同模型配置下的分级准确率与速度。消融试验结果见表4。

由表4可知,全局平均池化层对降低模型计算复杂度、提升运行速度作用显著,去除后模型参数量增加,导致分级速度下降24帧/s,准确率也有所降低。批量归一化层有效增强了模型的稳定性和泛化能力,其缺失使模

表4 消融试验结果

模型	准确率/%	精确度/%	召回率/%	F ₁ 值/%	FPS/帧
试验方法	98.50	98.70	98.60	98.60	209
去除局平均池化层	97.20	97.70	97.60	97.65	185
去除批量归一化层	96.80	97.30	97.10	97.20	192
换回 Softmax 分类器	97.60	97.90	97.80	97.85	200

型训练过程中易出现梯度波动,准确率下降了1.7%,速度降低了17帧/s;支持向量机凭借在小样本分类中的优势,替换 Softmax 分类器后,分级准确率提升了0.9%,进一步验证了其对提高分类准确性的积极作用。因此,试验方法中各关键技术相互协同,共同保障了苹果自动分级的高效性与准确性。

为了验证试验模型的优越性,将试验方法与 CNN、CNN-SVM 和文献[21]中的改进 YOLOv5 模型进行对比分析。不同模型的指标比较结果见表5。

表5 不同模型指标比较结果

Table 5 Comparison of performance indicators among different models

模型	准确率/%	精确度/%	召回率/%	F ₁ 值/%	FPS/帧
试验方法	98.50	98.70	98.60	98.60	209
CNN	95.00	95.30	95.20	95.10	53
CNN-SVM	97.50	98.00	97.90	97.80	175
文献[21]	97.75	98.20	98.20	98.00	90

由表5可知,与 CNN、CNN-SVM 和文献[21]相比,试验方法各指标均有一定提高,准确率为98.50%,分别提高了3.68%,1.03%,0.77%。试验方法精确度为98.70%,分别提高了3.57%,0.71%,0.51%。试验方法召回率为98.60%,分别提高了3.57%,0.72%,0.41%。试验方法 F₁ 值为98.60%,分别提高了3.68%,0.82%,0.61%。试验方法 FPS 为209帧,分别提高了294.34%,19.43%,132.22%。综上,试验方法在准确率、精确度、召回率、F₁ 值和 FPS 等方面均优于 CNN、CNN-SVM 和文献[21]中的改进 YOLOv5 模型,表明试验方法在模型性能上具有显著的优势,能够更准确、高效地完成苹果自动分级任务。这种优势主要源于对 CNN 模型的有效优化,降低了模型参数量并提高了模型分级准确率。

为了进一步验证试验模型的优越性,进行苹果分级试验,苹果数800个,每个等级200个,采用试验训练后模型对其进行分级试验,对不同模型的分级结果进行统计,不同模型的分级结果见表6。

表 6 不同模型分级结果

Table 6 Grading results of different models						
分类方法	苹果等级	1 级	2 级	3 级	4 级	错误率/%
试验方法	1	197	2	1	0	1.5
	2	1	196	2	1	2.0
	3	0	1	198	1	1.0
	4	0	1	2	197	1.5
CNN	1	188	11	1	0	6.0
	2	3	190	6	1	5.0
	3	1	5	189	5	5.5
	4	0	1	6	193	3.5
CNN-SVM	1	194	4	2	0	3.0
	2	2	196	2	0	2.0
	3	0	2	196	2	2.0
	4	0	1	5	194	3.0
文献[21]	1	196	2	2	0	2.0
	2	2	195	3	0	2.5
	3	1	2	198	2	2.5
	4	0	2	2	196	2.0

由表 6 可知,试验方法在不同等级苹果的分级中准确率较高且波动较小,苹果 1 级分级错误率为 1.50%,其中分为 2 级的 2 个,占 1%,分为 3 级的 1 个,占 0.50%;苹果 2 级分级错误率为 2.00%,其中分为 1 级的 1 个,占 0.50%,分为 3 级的 2 个,占 1.00%,分为 4 级的 1 个,占 0.50%;苹果 3 级分级错误率为 1.00%,其中分为 2 级的 1 个,占 0.50%,分为 4 级的 1 个,占 0.50%;苹果 4 级分级错误率为 1.50%,其中分为 2 级的 1 个,占 0.50%,分为 3 级的 2 个,占 1.00%。综上,试验方法在基于机器视觉的苹果分级中具有较高的精度和较快的分类速度。在不同等级苹果的分级中,试验方法的平均错误率约为 1.50%,明显低于 CNN 模型、CNN-SVM 模型和文献[21]模型,表明试验方法能够更准确地对苹果进行等级分类。

4 结论

该研究提出了一种结合机器视觉和改进 SVM-CNN 的苹果自动分级方法。结果表明,结合机器视觉和改进 SVM-CNN 的分级方法在苹果自动分级领域具有明显优势,能够显著提升分级的准确性和效率。通过引入改进的 SVM-CNN 模型,克服了以往方法在特征提取和分类决策上的一些不足,进一步提高了分级的精度和效率。但该研究也存在一些不足之处,如模型未对苹果缺陷进行检测,这在一定程度上影响了分级的全面性和准确性。后续研究将聚焦于完善和优化模型,着重解决苹果缺陷检测问题,进一步提升模型的性能和实用性,以更好地满足苹果自动分级的实际需求。

参考文献

[1] 李英辉, 王晓寰, 赵翠俭. 多特征融合方法在马铃薯图像快速检测中的应用[J]. 机械设计与制造, 2024(8): 54-58.
LI Y H, WANG X H, ZHAO C J. Application of multi-feature fusion method in fast detection of potato images[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(8): 54-58.

[2] 康明月, 王成, 孙鸿雁, 等. 基于改进的 WOA-LSSVM 樱桃番茄内部品质检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(11): 3 541-3 550.
KANG M Y, WANG C, SUN H Y, et al. Research on internal quality detection method of cherry tomatoes based on improved WOA-LSSVM[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(11): 3 541-3 550.

[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 S Y, ZHANG Q J, LI K. Detection of peanut kernel quality based on machine vision and adaptive convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 269-277.

[4] 樊泽泽, 柳倩, 柴洁玮, 等. 基于颜色与果径特征的苹果树果实检测与分级[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 detection and grading based on color and fruit-diameter[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1 599-1 607.

[5] 崔天宇, 卢中领, 薛琳, 等. 基于近红外反射光谱的番茄糖分快速检测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(4): 1 218-1 224.
CUI T Y, LU Z L, XUE L, et al. Research on the rapid detection model of tomato sugar based on near-infrared reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1 218-1 224.

[6] 万薇, 卜莹雪, 王祥, 等. 基于改进 ResNet 模型的食品新鲜度识别方法[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 123-127.
WAN W, BU Y X, WANG X, et al. Food freshness recognition method based on improved ResNet model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 123-127.

[7] 赵利平, 吴德刚. 基于小波与模糊相融合的苹果分级算法[J]. 食品与机械, 2020, 36(4): 142-145.
ZHAO L P, WU D G. Research on apple classification algorithm based on wavelet and fuzzy[J]. Food & Machinery, 2020, 36(4): 142-145.

[8] 王迎超, 张婧婧, 达新民, 等. 基于 K-means 与 KNN 的多特征苹果在线分级[J]. 新疆农业科学, 2023, 60(3): 643-650.
WANG Y C, ZHANG J J, DA X M, et al. Design of multi-feature apple online grading system based on K-means and KNN [J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2023, 60(3): 643-650.

[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 Y Y, HUANG X, CHEN H, et al. Research on apple

- classification algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means algorithm[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- [10] 林海波, 卢元栋, 丁荣诚, 等. 基于图像处理与改进 SVM 的苹果多特征融合分级方法[J]. 山东农业科学, 2022, 54(6): 141-149.
- LIN H B, LU Y D, DING R C, et al. A multi-feature fusion classification method for apple based on image processing and improved SVM[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2022, 54(6): 141-149.
- [11] 刘燕德, 王舜. 基于图像和光谱融合的脐橙货架期高光谱成像无损检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(6): 1 792-1 797.
- LIU Y D, WANG S. Research on non-destructive testing of navel orange shelf life imaging based on hyperspectral image and spectrum fusion[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(6): 1 792-1 797.
- [12] 文韬, 代兴勇, 李浪, 等. 基于机器视觉与光谱融合的柑橘品质无损检测分级系统设计与试验[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 38-45.
- WEN T, DAI X Y, LI L, et al. Design and experiment of non-destructive testing and grading system for citrus quality based on machine vision and spectral fusion[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(1): 38-45.
- [13] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于 Fisher 判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. 食品工业科技, 2023, 44(4): 361-368.
- SHEN H J, ZHANG T L, XU Z X, et al. Recognition of apple freshness based on fisher discriminant analysis[J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44(4): 361-368.
- [14] 夏军勇, 王康宇, 周宏娣. 基于改进 Faster R-CNN 的食品包装缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- XIA J Y, WANG K Y, ZHOU H D. Food packaging defect detection by improved network model of Faster R-CNN[J]. Food & Machinery, 2023, 39(11): 131-136, 151.
- [15] 孙宇朝, 李守豪, 夏秀波, 等. 利用改进 YOLOv5s 模型检测番茄果实成熟度及外观品质[J]. 园艺学报, 2024, 51(2): 396-410.
- SUN Y C, LI S H, XIA X B, et al. Detecting tomato fruit ripeness and appearance quality based on improved YOLOv5s[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2024, 51(2): 396-410.
- [16] 丛军, 李星. 基于电子鼻、电子舌技术的荣昌猪肉及其制品贮藏过程新鲜度检测研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(7): 192-201.
- CONG J, LI X. Detection of freshness of Rongchang pork and its products during storage based on electronic nose and electronic tongue technology[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(7): 192-201.
- [17] 杨明丽, 纠海峰, 邓薇. 基于气味检测的红富士苹果新鲜度识别方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(10): 91-101.
- YANG M L, JIU H F, DENG W. Research on the freshness recognition method of red Fuji apples based on odor detection[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(10): 91-101.
- [18] 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 excitation and acquisition system of acoustic vibration signal for apple hardness tester[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture & Life Sciences), 2020, 46(1): 111-118.
- [19] YANG J Y, LIU S D, MENG Y, et al. Self-powered tactile sensor for gesture recognition using deep learning algorithms[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2022, 14(22): 25 629-25 637.
- [20] 徐杰, 刘畅. 基于改进 ELM 和计算机视觉的核桃缺陷检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(5): 122-127.
- XU J, LIU C. Walnut defect detection based on improved ELM and computer vision[J]. Food & Machinery, 2024, 40(5): 122-127.
- [21] 王红君, 刘紫宾, 赵辉, 等. 基于改进 YOLOv5 的苹果轻量化检测算法[J]. 农机化研究, 2025, 47(7): 65-71.
- WANG H J, LIU Z B, ZHAO H, et al. Lightweight apple detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(7): 65-71.