

基于改进 PSO-SVM 的生产线分拣机器人 罐装食品识别方法

Identification method of canned food for production line
sorting robot based on improved PSO-SVM

高海燕¹ 高晋阳² 王伟成³

GAO Haiyan¹ GAO Jinyang² WANG Weicheng³

(1. 晋中职业技术学院, 山西 晋中 030600; 2. 中北大学, 山西 太原 030051; 3. 山西农业大学, 山西 太原 030031)
(1. Jinzhong Vocational & Technical College, Jinzhong, Shanxi 030600, China; 2. North University of China,
Taiyuan, Shanxi 030051, China; 3. Shanxi Agricultural University, Taiyuan, Shanxi 030031, China)

摘要:目的:解决现有食品生产线分拣机器人目标识别方法存在的准确率差和效率低等问题。方法:在对基于双目视觉食品分拣系统进行分析的基础上,提出了一种将改进的粒子群算法和支持向量机相结合用于食品分拣机器人的目标识别。通过改进粒子群算法寻优支持向量机参数,获得优化的支持向量机分类模型,对全局特征和局部特征分别进行分类器训练,动态分配特征权重系数,得到最佳识别率。通过试验分析所提方法的性能,验证其可行性。结果:与常规方法相比,所提方法在食品分拣机器人的目标识别中具有较高的识别精度和效率,准确率为 99.50%,平均识别时间为 0.048 s,满足机器人的分拣需要。结论:所提方法能有效识别罐装食品,提高了分拣机器人分拣准确率和效率。

关键词:食品生产线;分拣机器人;目标识别;粒子群算法;支持向量机

Abstract: Objective: To solve the problems of poor accuracy and low efficiency in target recognition methods for existing sorting robots in food production lines. **Methods:** On the basis of the analysis of the binocular vision food sorting system, a combination of improved particle swarm optimization algorithm and support vector machine was proposed for target recognition of food sorting robots. By improving the particle swarm optimization algorithm to optimize support vector machine parameters, an optimized support vector machine classification model was obtained. The classifier was trained for both global and local

features, and feature weight coefficients were dynamically assigned to obtain the best recognition rate. Analyzed the performance of the proposed method through experiments, and verified its feasibility. **Results:** Compared with conventional methods, the proposed method had high recognition accuracy and efficiency in target recognition of food sorting robots, with an accuracy rate of 99.50% and an average recognition time of 0.048 s, which meet the needs of robot sorting. **Conclusion:** The proposed method can effectively identify canning, improved sorting accuracy and efficiency of sorting robots.

Keywords: food production line; sorting robot; target recognition; particle swarm optimization algorithm; support vector machine

“中国制造 2025”和“工业 4.0”的提出,推动了智能制造不断向前发展,制造型企业对工业机器人的智能化要求也越来越高^[1]。Delta 机器人凭借速度快、精度高等优点在食品生产领域得到了广泛应用,而目标识别是机器人技术领域的热点研究问题。传统目标识别方法无法提取目标深度特征,识别准确率较低^[2]。

近年来,机器人目标识别技术研究主要集中在支持向量机和卷积神经网络等方法上^[3-6],在食品生产线中的应用较少。王成军等^[7]对基于机器视觉技术的分拣机器人的研究进行了综述,指出现有的识别方法耗时长,难以实现准确、高效分拣目标。融合 5G 和深度学习的机器视觉将成为未来的发展方向。伍锡如等^[8]提出了一种用于工业分拣机器人识别和定位的深度学习方法,其定位误差 <0.8 mm,最快识别速度可达 0.049 s/个,在试验环境中识别精度可保持在 98%以上。王银明等^[9]提出了一种能识别异物缺陷和折痕缺陷的分拣系统,识别率达

基金项目:山西省应用基础研究计划青年科技研究基金项目(编号:201801D221201)

作者简介:高海燕(1983—),女,晋中职业技术学院讲师,硕士。
E-mail:ghy1983@aliyun.com

收稿日期:2023-02-26 **改回日期:**2023-08-30

95.00%，能准确有效地分拣出单片火腿，分拣成功率达 98.00%，筛选效率为 160 包/min。王新龙等^[10]将分类特征提取与深度学习相结合用于食品品质识别。所提模型识别精度相比于常规方法提高了 14.00% 左右，可提高食品品质识别精度。虽然上述方法可以实现食品的目标检测，但在实际应用中识别的准确性和效率还有待进一步提高。

研究拟提出将改进的粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法与支持向量机 (support vector machine, SVM) 相结合用于食品分拣机器人的目标识别。通过改进 PSO 算法寻优 SVM 参数，对全局特征和局部特征分别进行分类器训练并结合，通过试验进行验证，以期作为机器人技术在食品生产线中的应用提供一定参考。

1 系统结构

基于双目视觉的食品分拣机器人系统结构如图 1 所示，主要由视觉系统、计算机系统、Delta 机器人本体等组成^[11]。由视觉系统采集图像并发送到计算机进行处理，识别目标并计算目标位置，控制 Delta 机器人到达指定位

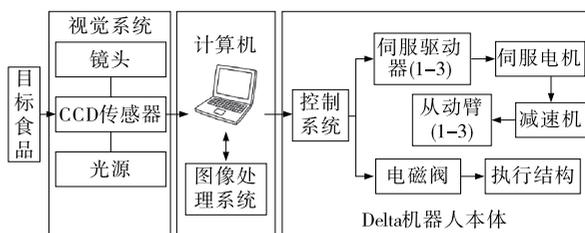


图 1 系统结构

Figure 1 System structure

置进行准确分拣。

2 识别方法

试验提出一种基于双目视觉的食品分拣系统识别方法，结合 PSO 算法和 SVM 模型，通过改进 PSO 算法寻优 SVM 参数，得到优化的 SVM 分类模型，对全局特征和局部特征分别进行训练，动态分配特征权重系数。识别方法流程如图 2 所示。基于双目视觉原理，根据相机标定数据完成三维重建，控制机器人到指定位置进行分拣。

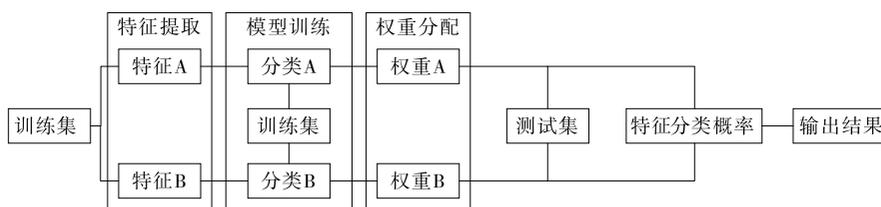


图 2 识别方法流程

Figure 2 Process of identification method

2.1 全局特征提取

Hu 几何不变矩是一种高度浓缩的图像特征，具有平移、灰度、尺度和旋转不变性^[12]。试验利用 Hu 几何不变矩提取双目视觉采集图像的全局特征。

通过 Hu 不变矩公式提取图像特征值，特征值组成特征向量 $Hu = [h_1 \ h_2 \ h_3 \ h_4 \ h_5 \ h_6 \ h_7]$ 。为了减少计算量 and 提高算法效率，对数据范围进行压缩，如式(1)所示。

$$h_i = -\text{sgn}(h_i) \log_{10}(|h_i|), i = 1, 2, \dots, 7, \quad (1)$$

式中：

h_i ——第 i 个特征值。

2.2 局部特征提取

使用方向梯度直方图 HOG 提取双目视觉采集图像的局部特征，HOG 特征提取步骤为：

(1) 步骤 1: 图像预处理，通过灰度变换、Gamma 校正等对采集图像进行预处理。

(2) 步骤 2: 通过梯度算子 $[-1 \ 0 \ 1]$ 和 $[-1 \ 0 \ 1]^T$ 对图像进行 x 方向和 y 方向的卷积运算，可以得到像素点 (x, y) 处的梯度振幅大小和梯度方向^[13]。

(3) 步骤 3: 计算 cell 单元梯度方向直方图，有利于后续的特征提取。

(4) 步骤 4: 组合 block 特征向量，并对直方图进行归一化。

(5) 步骤 5: 将所有 block 进行串联，得到 HOG 特征。

2.3 改进 PSO 算法

PSO 算法基本原理: 用 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 描述粒子在 D 维搜索空间构成的种群，且粒子数量为 n ，用 X_i 描述每个粒子的位置， X_i 可以根据目标函数计算相应的适应值。在不断更新的情况下，可以使用个体极值 $pbest$ 与全局极值 $gbest$ 更新粒子的速度和位置，如式(2)、式(3)所示^[14]。

$$V_{id}(t+1) = \omega v_i V_{id}(t) + c_1 r_1 (pbest_{id}(t) - X_{id}(t)) + c_2 r_2 (gbest - X_{id}(t)), \quad (2)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad (3)$$

式中：

ω ——惯性权重；

c_1, c_2 ——学习因子；

$X_{id}(t), V_{id}(t)$ —— d 维空间中粒子 i 在迭代 t 次后

的位置和速度;

r_1, r_2 —— $[0, 2]$ 随机数。

(1) 优化 ω : ω 值越高, 全局搜索能力越强, 反之局部搜索能力越强。因此, 引入动态 ω , 初期加强全局搜索, 后期加强局部搜索, 如式(4)所示^[15]。

$$\omega = \lambda \cdot \frac{|pbest_{id}(t) - gbest|}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (pbest_{id}(t) - gbest)}, \quad (4)$$

式中:

λ ——系数, 取 0.01。

(2) 优化 c_1 和 c_2 : c_1 越大, 全局搜索能力越强, c_2 越大, 本地搜索能力越强。文中对 c_1 采用线性递减, 对 c_2 采用线性递增, 初期加强全局搜索, 后期加强局部搜索, 如式(5)、式(6)所示^[16]。

$$c_1(t+1) = c_{1max} - (c_{1max} - c_{1min}) \frac{t}{t_m}, \quad (5)$$

$$c_2(t+1) = c_{2min} + (c_{2max} - c_{2min}) \frac{t}{t_m}, \quad (6)$$

式中:

t, t_m ——当前和最大迭代次数;

c_{1max}, c_{2max} ——最大学习因子;

c_{1min}, c_{2min} ——最小学习因子。

2.4 改进 SVM

支持向量机是 Vapnik 等为了解决小样本、非线性问题而提出的一种机器学习方法, 被广泛应用于目标识别、状态评估等^[17]。

设置可分样本 $X = \{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, l$, 其中 $x_i \in R^n, n$ 为样本空间维数。 $y_i \in \{-1, +1\}$ 为样本类别标记。如果存在最优超平面, 则可以最大间隔地分割两个采样。最优超平面为

$$\omega \cdot x + b = 0, \quad (7)$$

式中:

ω ——权重向量;

b ——偏差值。

根据式(8)所示的约束条件求解^[18]。

$$\begin{cases} Obj. \min L(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ s.t. y_i(\omega x + b) \geq +1 \end{cases} \quad (8)$$

对于线性不可分样本, 最优超平面由式(9)中的约束来求解。

$$\begin{cases} Obj. \min L(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ s.t. y_i(\omega x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:

C ——控制误差的惩罚程度;

ξ_i ——松弛变量。

引入拉格朗日乘子, 式(9)转化为对偶问题:

$$\begin{cases} Obj. \max \omega(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \\ \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle \\ s.t. \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad (10)$$

由 KKT 条件求解式(10)得到最优解^[19]:

$$\omega^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* x_i, \quad (11)$$

式中:

α_i^* ——支持向量。

如式(12)所示, 获得最优分类函数。

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \langle x_i \cdot x \rangle + b). \quad (12)$$

通过定义核函数 $K(x_i, x_j)$, 在映射空间中找到最优超平面, 并区分样本。对应的最优分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b). \quad (13)$$

文中主要将 RBF 核函数用于 SVM。RBF 核函数^[20]为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), \quad (14)$$

式中:

g ——核参数。

SVM 模型的性能取决于惩罚参数 C 和核函数参数 g 的选择, 参数的质量对算法的精度有显著影响。因此, 选择改进 PSO 算法寻优 SVM 参数, 以确保算法选择的参数是模型的最优参数。利用改进 PSO 算法的全局搜索能力, 可以快速准确地搜索 SVM 的最优参数。使用 $pbest$ 和 $gbest$ 分别描述 PSO 优化 SVM 惩罚参数 C 和核函数的参数 g 。

优化过程为:

(1) 步骤 1: 初始化, 对粒子群算法进行初始化, 并给出 SVM 参数范围。

(2) 步骤 2: 计算各粒子的适应度值, 适应度函数取均方误差 MSE。

(3) 步骤 3: 根据适应度值更新 $pbest$ 与 $gbest$, 再更新粒子速度和位置。

(4) 步骤 4: 是否满足停止条件(迭代和误差), 满足执行下一步, 不满足转到步骤 2。

(5) 步骤 5: 通过训练样本对优化的 SVM 模型进行训练。

(6) 步骤 6: 通过测试样品验证改进的 PSO-SVM, 并输出测试结果。

基于改进 PSO-SVM 的优化流程图如图 3 所示。

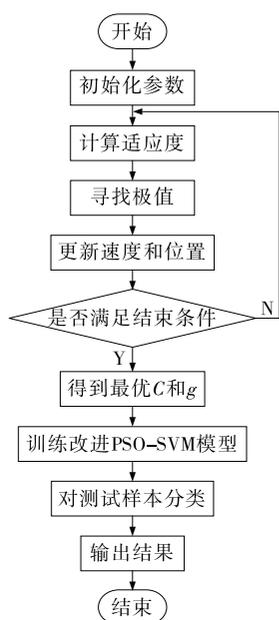


图 3 优化流程

Figure 3 Optimal process

3 试验结果与分析

3.1 试验参数

为了验证所提方法的有效性,对不同输入特征的识别结果进行分析。粒子群算法参数:种群 50、权重系数 [0.4,0.9]、学习因子 [1,2]、迭代次数 100、惩罚因子和参数 g 的取值范围为 $[2^{-10}, 2^{10}]$,适应度函数为均方误差 MSE。文中以罐装食品为例进行说明,共采集罐装食品图像 1 000 张,其中 100 g 罐装食品图像 500 张,210 g 罐装食品图像 500 张,按 4 : 1 分为训练集和试验集。为了确保准确度,在多次测试中取平均值。测试装置为华为 PC,操作系统为 Windows 11 64 位旗舰,英特尔 i513400CPU,2.5 GHz 主频,16 GB 内存。采用 MER-125-30GM-PS 相机,光源采用白色 LED 带状光源,伺服电机采用松下 MSME202SGM。试验参数见表 1。

3.2 试验分析

为了验证多特征融合的优越性,根据前面提出的改

表 1 试验参数

Table 1 Test parameters

设备	具体参数
试验目标	100,210 g 罐头食品
机器人	三轴 Delta 机器人
相机工作范围	550 mm
相机视场范围	256 mm×192 mm
传送带	速度可调
光源	长、宽、高分别为 380,40,30 mm
机器人运动距离	500 mm

进 PSO-SVM 特征组合算法,对 H_u 不变矩和 HOG 特征分别进行训练,并进行单特征和组合特征对比试验,将 210 g 罐头定义为 1,100 g 罐头定义为 2。 H_u 几何不变矩特征分类器测试集识别结果如图 4 所示,HOG 特征分类器测试集识别结果如图 5 所示,融合分类器测试集识别结果如图 6 所示。不同特征测试集的识别准确率见表 2。

由图 4~图 8 和表 2 可知, H_u 几何矩不变特征分类器在 210 g 罐装食品识别中出错 7 次,在 100 g 罐装食品识别中出错 8 次,识别准确率为 92.50%,HOG 特征分类器在 210 g 罐装食品识别中出错 8 次,在 100 g 罐头识别

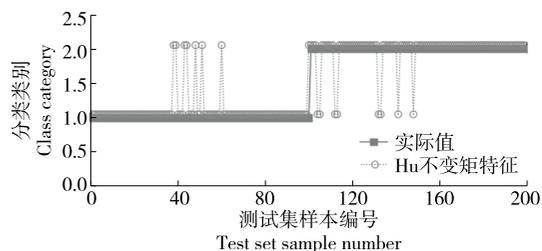


图 4 H_u 几何不变矩特征识别结果

Figure 4 Results of feature recognition on Hu geometric moment invariant

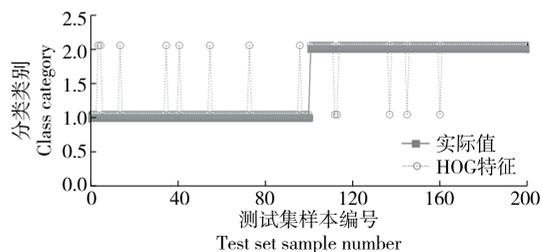


图 5 HOG 特征识别结果

Figure 5 Results of HOG feature recognition

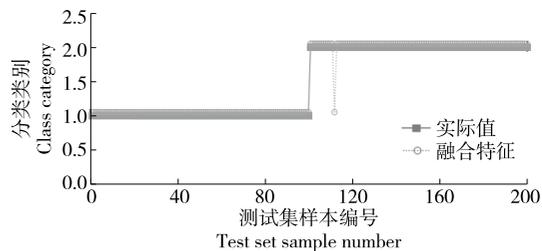


图 6 融合分类器识别结果

Figure 6 Results of fusion classifier recognition

表 2 不同特征测试集识别结果

Table 2 Recognition results of different feature test sets

特征	测试样本	准确率/%
H_u 不变矩	200	92.50
HOG	200	93.50
文中融合特征	200	99.50

中出错 5 次,识别准确率为 93.50%。文中融合特征分类器在 210 g 罐装食品识别中出错 0 次,在 100 g 罐装食品识别中出错 1 次,识别准确率达 99.50%。结果表明,与单个 Hu 不变矩特征和 HOG 特征识别相比,文中提出的融合特征分类和识别方法有效提高了分类识别准确率,分别提高了 7.57% 和 6.42%。此外,文中的融合特征分类识别的准确性波动较小,分类的鲁棒性更高。这是因为文中方法对特征的训练更加具体,而不会相互干扰,最大限度地提高了特征利用率,提高了识别准确率。

为了进一步验证文中方法的优越性,将文中改进 PSO-SVM 模型与 SVM 模型和文献[21]中的卷积神经网络模型进行对比分析,识别结果见表 3。

表 3 不同模型测试集识别结果

Table 3 Identification results of different model test sets

模型	测试样本	准确率/%	平均识别时间/s
SVM 模型	200	90.50	0.121
文献[21]	200	98.50	1.233
文中模型	200	99.50	0.048

由表 3 可知,未优化前的 SVM 模型参数 c 和 g 是系统设置的默认值,该模型对测试集的分类结果有 19 个错误,分类准确率为 90.50%,识别效果较差,平均识别时间为 0.121 s。文献[21]中的模型对测试集的分类结果有 3 个错误,分类精度为 98.50%,识别时间为 1.233 s,识别准确率较优,但识别时间不能满足分拣要求。另一方面,文中模型具有优异的识别准确率和识别效率,识别精度为 99.50%,平均识别时间为 0.048 s,与 SVM 模型和文献[21]模型相比,文中方法的识别准确率提高了 9.94% 和 1.12%,平均识别时间降低了 60.33% 和 96.12%。综上,文中模型能够比较有效地识别食品目标,具有较优的识别准确率和识别效率。

4 结论

提出了一种将改进的粒子群算法与支持向量机相结合用于食品分拣系统的目标识别,通过改进粒子群算法求出支持向量机参数,再通过全局和局部特征分别进行训练。结果表明,在食品识别中所提方法具有较高的识别准确率和效率,准确率为 99.50%,效率为 0.048 s。与支持向量机模型和文献[21]相比,文中方法识别精度提高了 9.94% 和 1.12%,平均识别时间降低了 60.33% 和 96.12%,具有一定优势。但仍需进一步优化和完善,如数据集自制,仅对生产线分拣系统的目标识别方法进行研究,未对目标定位和分拣机器人控制方法进行研究。

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 H 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 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] 王丽荣. 基于视觉技术的机器人抓取目标识别与定位[J]. 机械设计与制造工程, 2021, 50(10): 33-36.
WANG L R. Robot grasping target recognition and localization based on visual technology [J]. Mechanical Design and Manufacturing Engineering, 2021, 50(10): 33-36.
- [7] 王成军, 韦志文, 严晨. 基于机器视觉技术的分拣机器人研究综述[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(3): 893-902.
WANG C J, WEI Z W, YAN C. Summary of research on sorting robots based on machine vision technology[J]. Science Technology Engineering, 2022, 22(3): 893-902.
- [8] 伍锡如, 黄国明, 孙立宁. 基于深度学习的工业分拣机器人快速视觉识别与定位算法[J]. 机器人, 2016, 38(6): 711-719.
WU X R, HUANG G M, SUN L N. A fast visual recognition and location algorithm for industrial sorting robots based on deep learning[J]. Robotics, 2016, 38(6): 711-719.
- [9] 王银明, 张丹. 基于并联机器人的单片装火腿缺陷识别与分拣系统设计[J]. 食品与机械, 2022, 38(10): 104-109.
WANG Y M, ZHANG D. Design of a single piece ham defect recognition and sorting system based on parallel robots[J]. Food & Machinery, 2022, 38(10): 104-109.
- [10] 王新龙, 李翔. 基于分类特征提取和深度学习的牛肉品质识

- 别[J]. 食品与机械, 2022, 38(7): 91-98.
WANG X L, LI X. Beef quality recognition based on classification feature extraction and deep learning[J]. Food & Machinery, 2022, 38(7): 91-98.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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]. 计算机测量与控制, 2023, 31(6): 19-26.
MEI J B, LI T, QIN Y C. Research on apple picking robot monitoring system and surface defect detection methods [J]. Computer Measurement and Control, 2023, 31(6): 19-26.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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, ZHAN G 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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 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): 115-120.
- [21] 王博, 刘俊康, 陆逢贵, 等. 基于卷积神经网络的食物图像识别[J]. 食品安全质量检测学报, 2019, 10(18): 6 241-6 247.
WANG B, LIU J K, LU F G, et al. Food image recognition based on convolutional neural network[J]. Journal of Food Safety and Quality Testing, 2019, 10(18): 6 241-6 247.
-
- (上接第 43 页)
- [12] HAN J J, ZHANG L, HU L M, et al. Nanozyme-based lateral flow assay for the sensitive detection of *Escherichia coli* O157:H7 in milk[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(7): 5 770-5 779.
- [13] LAI Y Q, TENG X, ZHANG Y L, et al. Double stranded DNA-templated copper nanoclusters as a novel fluorescent probe for label-free detection of rutin[J]. Analytical Methods, 2019, 11(28): 3 584-3 589.
- [14] QING T P, LONG C C, W X, et al. Detection of micrococcal nuclease for identifying *Staphylococcus aureus* based on DNA templated fluorescent copper nanoclusters[J]. Mikrochimica Acta, 2019, 186(4): 248.
- [15] HE J L, WANG X X, MEI T T, et al. DNA-templated copper nanoclusters obtained via TdT isothermal nucleic acid amplification for mercury(ii) assay[J]. Analytical Methods, 2019, 11(32): 4 165-4 172.
- [16] SHI Y E, MA J Z, FENG A R, et al. Aggregation-induced emission of copper nanoclusters[J]. Aggregate, 2021, 2(6): e112.
- [17] PANG J W, LU Y X, GAO X Y, et al. Single-strand DNA-scaffolded copper nanoclusters for the determination of inorganic pyrophosphatase activity and screening of its inhibitor [J]. Microchimica Acta, 2020, 187(12): 672.
- [18] LI Y, HUANG Z Z, WENG Y H, et al. Pyrophosphate ion-responsive alginate hydrogel as an effective fluorescent sensing platform for alkaline phosphatase detection [J]. Chemical Communications, 2019, 55(76): 11 450-11 453.
- [19] HU Y L, XIN G, LIN Z, et al. Nitrogen-doped carbon dots mediated fluorescent on-off assay for rapid and highly sensitive pyrophosphate and alkaline phosphatase detection [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 5 849.
- [20] CAO W K, SHAN S, XING K Y, et al. Novel rapid detection of melamine based on the synergistic aggregation of gold nanoparticles[J]. Food Chemistry, 2023, 428: 136789.