

基于HOG+LBP特征的油茶果壳籽自动识别方法

段宇飞^{1,2}, 孙记委¹, 董庚¹, 王焱清^{1,2*}

(1. 湖北工业大学农机工程研究设计院, 湖北武汉 430068)

(2. 湖北省农机装备智能化工程技术研究中心, 湖北武汉 430068)

摘要: 该文利用自行搭建的油茶果壳籽分选装置采集壳籽图像, 提出一种 HOG 和 LBP 特征融合的方法应用于壳籽的自动识别, 实现了油茶果壳籽快速分选。将采集图像进行预处理, 分割出壳籽前景图像, 提取壳籽的 HOG 形状特征和 LBP 纹理特征信息, 为了提升检测速率, 分别采用主成分分析法 (PCA) 对 HOG 特征、LBP 特征以及 HOG+LBP 特征进行降维, 利用 BP 神经网络 (BP)、朴素贝叶斯 (NBM)、K 近邻 (KNN) 和支持向量机 (SVM) 等 4 种机器学习算法训练壳籽分类模型, 并通过测试集对比各分类模型性能。实验结果表明, HOG+LBP 融合特征的支持向量机分类模型识别效果最好, 其训练准确率为 100%, 平均测试准确率为 96.00%, 并且特征融合后的识别准确率均高于单一特征, 说明该方法对于油茶果壳籽的自动识别有效。

关键词: 机器视觉; 油茶果; 降维; 纹理特征

文章编号: 1673-9078(2024)10-270-275

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.10.0864

Automated Identification of Camellia Shells and Seeds using a Combination of HOG and LBP Features

DUAN Yufei^{1,2}, SUN Jiwei¹, DONG Geng¹, WANG Yanqing^{1,2*}

(1. Institute of Agricultural Machinery, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

(2. Hubei Province Engineering Technology Research Center for Intelligent Agricultural Machinery, Wuhan 430068, China)

Abstract: A self-built camellia fruit shell and seed sorting device has achieved rapid sorting of camellia fruit shells and seeds using a HOG-LBP feature fusion method developed for the automated identification of camellia fruit shells and seeds. The device collected shell and seed images, segmented the foreground images of shells and seeds by pre-processing the collected images, and extracted the HOG shape features and LBP texture features of shells and seeds. To improve the detection rate, the dimensionality of HOG features, LBP features, and HOG+LBP features were reduced using principal component analysis (PCA), and the shell and seed classifier was trained using four machine learning algorithms, namely, BP neural network, naive Bayesian model, K-nearest neighbor, and support vector machine. The performance of the trained classifiers were compared with the results from the test set. The experimental results showed that the HOG+LBP features-based classifier trained by support vector machine performed best in identification of shells and seeds, with a training

引文格式:

段宇飞, 孙记委, 董庚, 等. 基于HOG+LBP特征的油茶果壳籽自动识别方法[J]. 现代食品科技, 2024, 40(10): 270-275.

DUAN Yufei, SUN Jiwei, DONG Geng, et al. Automated identification of camellia shells and seeds using a combination of HOG and LBP features [J]. Modern Food Science and Technology, 2024, 40(10): 270-275.

收稿日期: 2023-07-18

基金项目: 湖北省重点研发计划项目 (2020BBA042); 湖北工业大学科研启动基金项目 (BSQD2017076); 湖北省农机装备补短板核心技术应用攻关项目 (HBSNYT202208)

作者简介: 段宇飞 (1989-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 农产品智能化无损检测技术, E-mail: dyfcool@sina.com

通讯作者: 王焱清 (1963-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 农业机械化及自动化, E-mail: wyq8268@126.com

accuracy of 100% and an average test accuracy of 96.00%. Moreover, the identification accuracies after feature fusion were all higher than those based on single features, indicating that the proposed method is effective for the automated identification of camellia fruit shells and seeds.

Key words: machine vision; camellia fruit; dimensionality reduction; texture feature

茶油是一种营养价值高、经济效益好的纯天然优质食用油^[1-3]，其主要原料油茶果在我国种植面积和产量均为世界第一。油茶果壳籽分选是油茶果加工的重要环节，可是目前相关机械设备的自动化程度不高，分选效率较低^[4]，其主要分选有尺寸筛选^[5-8]、齿光辊对辊^[9,10]和风选^[11-13]等方式，但整体分选效果不佳，有待进一步提高。

机器视觉具有自动化、智能化优势，在油茶果分选领域中进行了相关运用研究，李昕等^[14]提出一种融合形态与颜色特征的智能分选免疫算法，通过融合6种特征分量进行试验得出最高识别率为90%；段宇飞等^[15]利用油茶果的颜色、纹理以及形状特征信息，通过比较不同算法寻优建立SVM分类模型，模型准确率为93.33%；周敬东等^[16]采用模糊聚类的色选方法对油茶果壳籽进行分选，但模糊聚类算法存在运算冗余，导致分选时间较长，分选效率较低；刘浩等^[17]利用油茶果壳籽的颜色差异，通过CCD工业线性相机与图像处理控制系统相结合完成壳籽的清选分离。以上研究均使用了颜色特征信息，可是经烘干或摊晒后的油茶果茶籽与果壳颜色极为相似，一定程度上影响了分选结果。

HOG与LBP特征描述子常用于图像中目标检测，不仅在行人检测中取得较好的检测效果，而且在农作物的检测识别中也有较高的准确率。马超等^[18]提出一种基于HOG特征和SVM的水稻病害检测方法对多种病斑检测的综合识别率可达94%以上，定位正确率可达91.7%。邹永杰等^[19]分别对正常和害病的番茄叶片提取HOG和LBP特征并使用SVM分类器训练，检测率达到99.49%。

为了改善油茶果壳籽分选效果，本研究自行搭建壳籽分选装置，采集壳籽图像并提取HOG和LBP图像特征信息，将融合特征进行PCA降维以提升分选速率，最终构建SVM分类模型，实现对壳籽的自动识别分类。

1 材料与方法

1.1 图像采集

油茶果壳籽图像采集与分选装置如图1所示。

该装置由上料传输模块、视觉采集模块、控制模块和执行模块4部分组成。上料传输模块主要包括振动料斗、调速电机、阵列式凹槽机构和机架。视觉采集模块由工业面阵相机（型号：MV-CA013-20GC、分辨率：1280×1024、最大帧率：90 fps）、镜头（型号：MVL-HF0824M-10MP）和2根条形光源（尺寸：310 mm×26 mm×26 mm、色温：6500K-7500K 白光）组成。控制模块包括霍尔接近开关、PLC控制器（S7-200 SMART、电压：24 VDC）和工控机（Intel Core™ i5 处理器、16 GB 内存及 Window 10 操作系统），并搭载 Matlab 2020a 软件实现图像的采集、分析及分类。

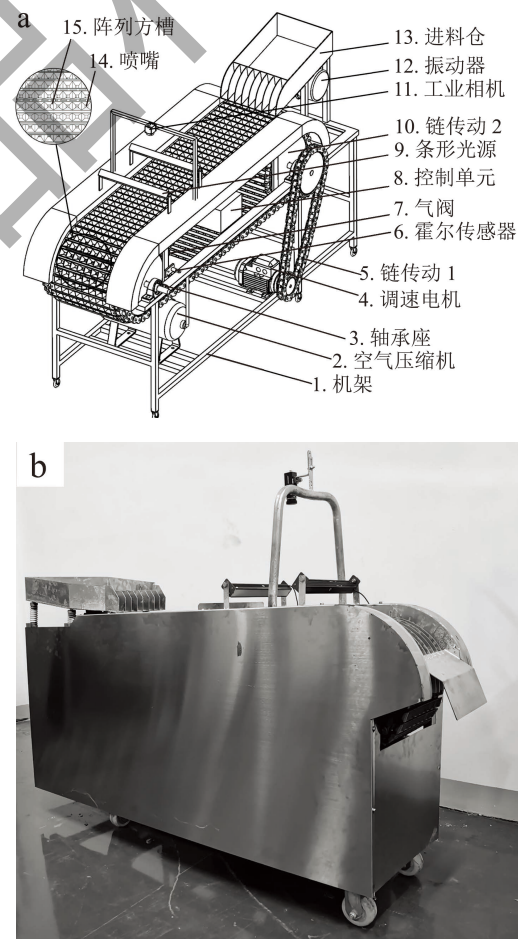


图1 油茶果壳籽图像采集与分选装置

Fig.1 Camellia shell and seed image acquisition and sorting device

注：(a) 结构示意图；(b) 实物图。

壳籽图像采集与分选装置工作流程为壳籽混料经传输机构运送至进料仓，通过振动器离散混料并逐个落入各通道的凹槽内，当壳籽样本传送至图像采集区时，霍尔接近开关的触发信号控制工业相机采集图像并保存，经工控机图像处理分析后将结果信号反馈至 PLC 控制器，控制气阀将到达喷吹位置的果壳吹出，完成壳籽分选。

1.2 壳籽图像预处理

当上述装置中的链速度设置为 5 m/min 采集的原始图像如图 2 所示，观察可知，壳籽目标与凹槽背景有明显颜色差异，因此可利用颜色信息分割图像前景与背景。

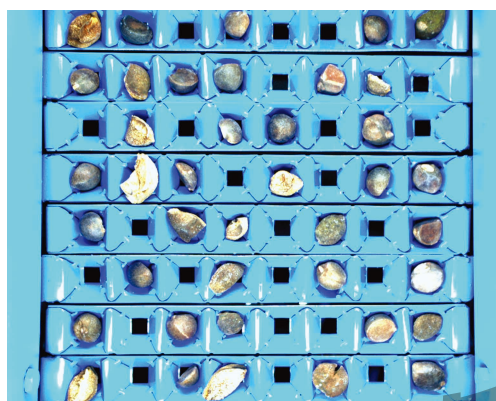


图 2 原始图像

Fig.2 Original image

首先，裁剪图像的多个感兴趣区域，区域像素大小为 150×150，得到单一壳籽图像（图 3a）；其次，根据前景与背景的颜色差别，利用公式（1）初步消除了大部分的背景干扰（图 3b），再通过公式（2）实现图像的二值化（图 3c）。公式如下：

$$F_{R,G,B}(i,j) = \begin{cases} F_B(i,j) > 250 \text{ and } F_R(i,j) < 50 \\ F_R(i,j) < 5 \text{ and } F_G(i,j) < 100 \\ (F_B(i,j) - F_R(i,j)) > 100 \end{cases} \quad (1)$$

$$F_{R,G,B}(i,j) = \begin{cases} 255 & F_{R,G,B}(i,j) \neq 0 \\ 0 & F_{R,G,B}(i,j) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中：

$F_{R,G,B}(i,j)$ 、 $F_R(i,j)$ 、 $F_G(i,j)$ 、 $F_B(i,j)$ 一一分别为壳籽图像、R 分量、G 分量、B 分量在坐标 (i,j) 的像素值。

二值图像中仍存在孤立的毛刺、小桥等冗余信息，故使用尺寸大小为 5 的圆形结构元素对图像进行形态学开运算，在不改变目标整体形状的前提下消除了细小的突出等冗余（图 3d），再采取连通域处理去除背景区域中较小的面积噪点（图 3e），最后通过图像掩膜得到完整的前景图像（图 3f）。

1.3 特征提取

1.3.1 HOG 特征

方向梯度直方图（HOG，Histogram of Oriented Gradient）特征^[20]对边缘、拐点等梯度变化大的地方较为敏感，可通过梯度或边缘的方向密度分布去描述图像中局部区域目标的表象和形状。HOG 特征的计算公式如下：

$$\begin{aligned} G_x(x,y) &= H(x+1,y) - H(x-1,y) \\ G_y(x,y) &= H(x,y+1) - H(x,y-1) \\ G(x,y) &= \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \\ \alpha(x,y) &= \arctan \frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)} \end{aligned} \quad (3)$$

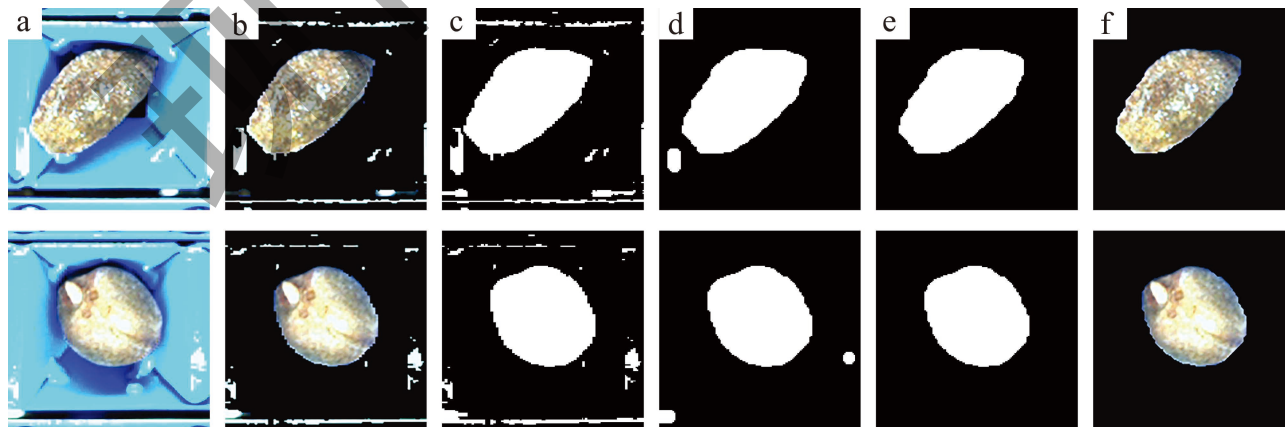


图 3 油茶果壳籽图像前景分割过程

Fig.3 Foreground segmentation of camellia shell seed image

注：(a) 裁剪图像；(b) 初步背景消除；(c) 二值化；(d) 开运算；(e) 连通域处理；(f) 图像掩膜。

式中:

$H(x, y)$ ——图像的像素值;

$G_x(x, y)$ ——图像中像素点 (x, y) 水平方向梯度;

$G_y(x, y)$ ——图像中像素点 (x, y) 垂直方向梯度;

$G(x, y)$ ——图像中像素点 (x, y) 梯度幅值;

$a(x, y)$ ——像素点 (x, y) 处的方向。

为了提取 HOG 特征, 首先对图像进行 Gamma 校正和灰度化处理, 减少光线对图像的影响; 其次计算图像横坐标和纵坐标方向上的梯度, 并根据公式 (3) 计算出梯度幅值和梯度方向, 进而构建梯度直方图, 将整个图像分割成若干个 Cell 单元格 (30×30 像素), 并将梯度方向量化为 9, 即每一个 Cell 单元格需要一个 9 维向量来描述其梯度信息; 每个 Block (60×60 像素) 由 2×2 个 Cell 单元格组成, 即特征向量为 $2 \times 2 \times 9$ 维; 以 30 像素点为一个扫描步长, 水平方向有 4 个扫描窗口, 垂直方向有 4 个扫描窗口, 则 150×150 的壳籽样本图像会产生 $2 \times 2 \times 9 \times 4 \times 4 = 576$ 个特征; 最后为防止梯度强度变化范围较大, 使用 L2-norm 算法对邻近区域内的单元格进行局部归一化处理得到 HOG 特征, 壳籽的 HOG 特征可视化如图 4 所示。由图不难看出梯度的主要方向就是灰度变化最剧烈的方向, 图像的边缘两边灰度变化最为强烈, 进一步证实 HOG 特征在梯度或边缘方向上优异的表现, 可将其应用于油茶果壳籽的检测识别。

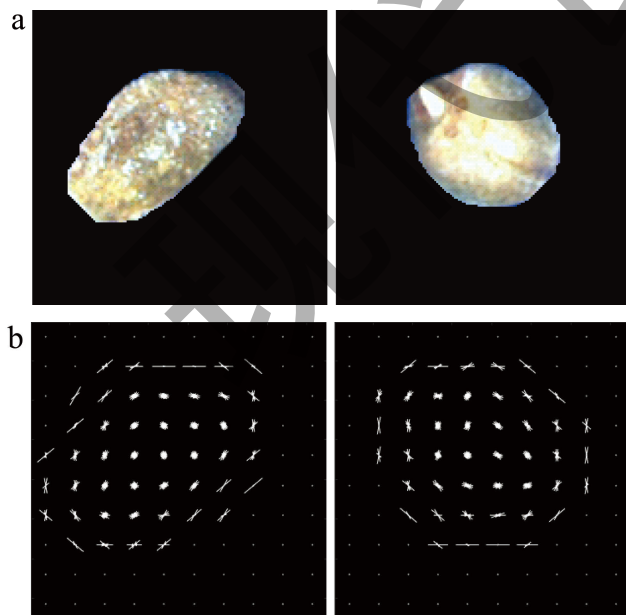


图 4 HOG 特征可视化图

Fig.4 HOG feature visualization image

注: (a) 壳籽样本图像; (b) HOG 可视化图像。

1.3.2 LBP特征

局部二值模式^[21](Local Binary Pattern, LBP) 是一种用来刻画局部纹理特征的算子, 具有旋转不变性和灰度不变性等特点, 能表示 90% 以上的纹理信息^[22]。LBP 特征是通过定义窗口中心点像素值为阈值, 将相邻任意领域范围的多个像素点与中心点的像素值进行比较, 若领域中心像素值大于中心点像素值, 则标记为 1, 反之标记为 0^[23]。不同的邻域信息被标记成不同的二进制数, 通常将这些二进制数转化为十进制数, 便生成了 LBP 编码值, 可以用来反映图像在这个区域的纹理特征。LBP 算法过程如图 5 所示。

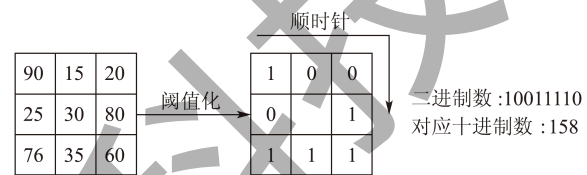


图 5 LBP 算法过程

Fig.5 LBP algorithm process

LBP 局部纹理特征计算公式为:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} 2^p S(i_p - i_c) \quad (4)$$

$$S(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases}$$

式中:

(x_c, y_c) ——图像的中心像素坐标;

P ——8 邻域中的第 P 个像素点;

i_p —— P 点对应的灰度值;

i_c ——中心像素对应的灰度值;

$S(x)$ ——符号函数。

1.3.3 PCA优化特征参数

为了提高壳籽识别准确率, 本文采用串行融合方式将 HOG 与 LBP 特征结合, 可是数据维数大幅增加可能导致信息冗余, 不利于后续模型训练及检测效率, 因此, 对提取的特征采用主成分分析法^[24](Principal Component Analysis, PCA) 进行降维, 可在满足方差贡献最大的特征条件下, 减少特征维数, 降低计算量, 提高效率。利用 PCA 降维后融合特征的累积贡献率如图 6 所示。

图 6 中显示, 当融合特征编号达到 53 时, 曲线出现拐点斜率变小此时累计贡献率达到 99%, 可以认为通过 PCA 降维得到的前 53 维特征向量包含了整体的主要信息。因此, 可以将之前融合得到的 2051 维降至 53 维, 作为壳籽分类模型的输入向量进行壳籽识别分类。

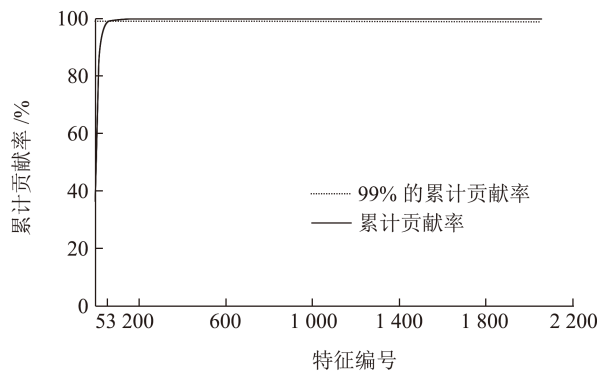


图6 壳籽特征参数的主成分分析贡献率曲线

Fig.6 Principal component analysis of the characteristics of camellia shell and seed

2 结果与讨论

本文采用的图像为2022年11月23日通过自建的实验平台拍摄，经过图像预处理共得到500张样本图像，其中正样本（果壳，标签为1）图像数量250张，负样本（茶籽，标签为0）图像数量250张。将整个样本以4:1比例划分为训练样本集与测试样本集，其中训练集400张，测试集100张。将训练样本依次采用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）、BP神经网络（Back Propagation Neural Network, BP）、K近邻（K-Nearest Neighbour, KNN）、朴素贝叶斯（Naive Bayesian Model, NBM）进行训练。模型训练参数选择：SVM分类器选用RBF核函数，并通过网格搜索法来确定最佳惩罚系数C和核参数Gamma；BP神经网络算法训练阶段设置最大迭代次数为10000，学习率为0.01；K近邻分类器中K的取值为5；朴素贝叶斯分类器中通过训练样本对模型参数使用极大似然法进行估计。模型训练完成后用测试样本集测试各分类模型性能，通过引用准确率、精确率、召回率以及F1分数来验证模型性能，结果如表1所示。

由表1可知，HOG特征在选择朴素贝叶斯分类模型时分类效果最好，准确率为91%，F1分数为91.09%；LBP特征在BP神经网络分类模型进行识别分类效果最好，准确率为85%，F1分数为84.85%。HOG特征虽然在选择K近邻时精确率为100%，但其准确率和F1分数仅为62%和38.71%，不仅准确率不高而且模型质量较差。单独HOG或LBP特征在选择不同分类器时对油茶果壳籽图像的识别准确率均不高且不稳定，将HOG与LBP特征进行融合降维后选用在同一分类器中相较单一特征

的识别准确率均有所提升，尤其在选择SVM分类器时识别准确率达到最高为96%，其余评价指数也均在92%以上。因此，对HOG与LBP特征融合并经SVM模型分类效果最好，为验证该方法在实际应用中能有较好的稳定性，将该方法与上述装置中相结合，另取500个茶籽和500个果壳进行检测试验，分选结果如图7所示。通过人工对分选结果进行计数挑选后发现实际的分选准确率达到94.36%，表明该方法适用于油茶果壳籽的分类识别并有较高的稳定性。

表1 各特征集的分类模型性能评价（%）

Table 1 Evaluation index of each classification model

分类模型	特征向量集	准确率	精确率	召回率	F1分数
BP神经网络	HOG	75.00	86.00	70.49	77.48
	LBP	85.00	93.33	77.78	84.85
	HOG+LBP	89.00	89.36	87.50	88.42
K近邻	HOG	62.00	100	24.00	38.71
	LBP	58.00	54.55	96.00	69.57
	HOG+LBP	70.00	85.71	48.00	61.54
朴素贝叶斯	HOG	91.00	92.00	90.20	91.09
	LBP	81.00	78.00	82.98	80.41
	HOG+LBP	90.00	90.00	92.00	90.99
支持向量机	HOG	89.00	95.35	82.00	88.00
	LBP	83.00	88.00	80.00	83.81
	HOG+LBP	96.00	92.59	100	96.15



图7 壳籽样本物料分选结果

Fig.7 Sorting results of shell and seed samples

注：(a) 果壳物料；(b) 茶籽物料。

3 结论

针对自建的装置采取的油茶果壳籽图像进行分析，对图像进行预处理，能够有效去除背景，得到完整的前景图像，进而提取油茶果壳籽的HOG形状和LBP纹理特征，采取特征融合，经PCA降维，

选取累计贡献率大于 99% 的特征, 特征维数从原始 2051 维减少至 53 维, 既保留图像的整体信息又降低了模型运算量, 因此可使用降维后的特征构建分类模型进行壳籽识别分类。试验结果表明, 在选择支持向量机、BP 神经网络、K 近邻、朴素贝叶斯等四种分类模型进行油茶果壳籽分类时, 特征融合后相较于单一特征进行识别分类, 具有较高的识别准确率和稳定性, 其中 HOG+LBP+SVM 方法的识别效果最好, 识别准确率为 96%, 精确率为 92.59%, 召回率为 100%, F1 分数为 96.15%, 实际应用中分选的准确率较高, 说明此方法应用于油茶果壳籽分类是可行的。

参考文献

- [1] 李文林, 彭宣炎, 杨博, 等. 油茶果脱壳技术与设备研究[J]. 中国油脂, 2018, 43(4): 151-153, 156.
- [2] 王铮, 曹清明, 裴小芳, 等. 在油茶籽油国家标准中增设脂质伴随物营养声称目标的可行性研究[J]. 食品与机械, 2021, 37(9): 8-14, 22.
- [3] PASTOR R, BOUZAS C, TUR J A. Beneficial effects of dietary supplementation with olive oil, oleic acid, or hydroxytyrosol in metabolic syndrome: systematic review and meta-analysis [J]. *Free Radical Biology and Medicine*, 2021, 172: 372-385.
- [4] 李昕, 陈泽君, 李立君, 等. 基于多特征降维的油茶果壳籽粒的分选识别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2022, 48(4): 501-506.
- [5] 朱广飞, 任嘉嘉, 王振, 等. 油茶果脱壳机的设计与工作参数优化[J]. 农业工程学报, 2016, 34(7): 19-27.
- [6] 陈礼东, 胡淑珍, 姚占斌, 等. 切割式油茶果脱蒲机设计与试验[J]. 农业工程, 2021, 11(5): 80-85.
- [7] 孙小永, 李滨, 潘荣晴, 等. 油茶果脱壳分选一体机设计研究[J]. 科技创新与生产力, 2021, 7: 102-104.
- [8] 熊平原, 王毅, 吴卓葵, 等. 油茶青果脱壳装置研究与设计[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(5): 126-129.
- [9] 肖静, 李立君, 杨蹈宇, 等. 抓夹式油茶果壳籽清选机设计与试验研究[J]. 农机化研究, 2017, 39(4): 93-97.
- [10] 兰峰, 苏子昊, 戴亿政. 平面床式齿光辊油茶蒲籽清选机研制与试验[J]. 农业工程, 2020, 10(10): 66-73.
- [11] 湖南润农生态茶油有限公司. 一种油茶籽风式筛选出料装置: CN201520387826.8[P]. 2015-11-18.
- [12] 郭传真. 油茶果皮籽分离装置的设计与试验研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2011.
- [13] 熊平原, 薛淼杰, 王毅, 等. 气吸式油茶籽壳仁清选装置仿真分析与试验[J]. 仲恺农业工程学院学报, 2019, 32(1): 35-40, 45.
- [14] 李昕, 陈泽君, 李立君, 等. 一种基于偏好免疫网络多特征辨识的油茶果分选识别方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(9): 187-194.
- [15] 段宇飞, 皇甫思思, 王焱清, 等. 基于机器视觉的油茶果壳与茶籽分选方法研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(6): 171-178.
- [16] 周敬东, 李敏慧, 周明刚, 等. 油茶果的模糊聚类色选算法[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(4): 94-99.
- [17] 刘浩, 王焱清, 袁博. 油茶果脱壳与清选关键技术及工艺研究[J]. 湖北工业大学学报, 2015, 30(1): 65-68.
- [18] 马超, 袁涛, 姚鑫锋, 等. 基于HOG+SVM的田间水稻病害图像识别方法研究[J]. 上海农业学报, 2019, 35(5): 131-136.
- [19] 邹永杰, 张永军, 秦永彬, 等. 应用于番茄病虫害检测的HOG特征与LBP特征的结合[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2019, 19(3): 21-28.
- [20] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// international Conference on computer vision & Pattern Recognition (CVPR'05). IEEE Computer Society, 2005, 1: 886-893.
- [21] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [22] 刘嘉政, 王雪峰, 王甜. 基于多特征融合和CNN模型的树种图像识别研究[J]. 北京林业大学学报, 2019, 41(11): 76-86.
- [23] 杨静娴, 任小洪. 基于多纹理特征的白酒摘酒酒花图像分类识别[J]. 包装与食品机械, 2021, 39(4): 38-45.
- [24] 刘翠翠, 杨涛, 马京晶, 等. 基于PCA-SVM的麦冬叶部病害识别系统[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(8): 132-136.