

基于计算机视觉的核桃外观缺陷检测

李成吉, 张淑娟, 孙海霞, 陈彩虹, 邢书海, 赵旭婷

(山西农业大学工学院, 山西太谷 030801)

摘要: 为快速准确识别核桃外观缺陷(黑斑、破裂), 自行搭建图像采集系统采集样本图像。预处理后采用形态学和逻辑运算去除背景, 基于样本图像提取 18 个颜色特征参数和 20 个纹理特征参数。采用形态学和逻辑运算提取缺陷部分和样本投影像素面积的比值 t 以及样本图像阈值分割后二值图像的欧拉数。分别采用回归系数法(Regression Coefficient, RC)和连续投影法(Successive Projections Algorithm)优选特征参数并建立偏最小二乘法(PLS)模型。结果表明, 基于 SPA 法优选特征参数建立的模型性能最优。将 SPA 法提取的 5 个优选特征参数作为输入建立最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型, 并对预测集样本进行预测。结果表明, 对正常核桃、黑斑核桃、破裂核桃的判别准确率分别为 88.9%、83.3%、94.6%, 总判别率为 88.9%。本研究建立的方法能够很好的对核桃外观缺陷进行检测, 为今后核桃的在线检测分选提供了技术支持。

关键词: 计算机视觉; 核桃; 外观缺陷; 最小二乘支持向量机(LS-SVM)

文章编号: 1673-9078(2019)08-247-253

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2019.8.035

Walnut Appearance Defect Detection Based on Computer Vision

LI Cheng-ji, ZHANG Shu-juan, SUN Hai-xia, CHEN Cai-hong, XING Shu-hai, ZHAO Xu-ting

(College of Engineering, Shanxi Agricultural University, Taigu 030801, China)

Abstract: For rapid and accurate identification of the appearance defects (black spots, ruptures) of walnuts, an image acquisition device was established to collect sample images. After pretreatment, the background was removed by morphological and logical operations. Then, 18 color feature parameters and 20 texture feature parameters were extracted based on the sample images. Morphological and logical operations were used to extract the ratio of the defect portion to the projected pixel area of the sample, as well as the Euler number of the binary image after the sample image threshold was segmented. regression coefficient (RC) and successive projections algorithm were used to optimize the feature parameters and establish a partial least squares (PLS) model. The results showed that the model established based on the preferred SPA method exhibited the optimal performance. The five preferred feature parameters extracted by SPA method were used as input to establish the least squares support vector machine (LS-SVM) model, which was used to predict the prediction set samples. The results showed that the discrimination of normal walnut, walnut with black spot(s) and cracked walnut was accurate with rates as 88.9%, 83.3% and 94.6% respectively, and the overall accuracy rate of discrimination was 88.9%. The method established in this study can well detect the appearance defects of walnut and provides technical support for online detection and sorting of walnut in the future.

Key words: computer vision; walnut; appearance defects; least squares support vector machine (LS-SVM)

核桃, 又称胡桃, 是世界四大坚果类之首, 也是我国主要栽培的果树种类之一^[1]。核桃含有丰富的蛋白质、碳水化合物、维生素以及人体必需的多种微量元素和矿物质, 深受人们喜爱。但是在生长、采摘、运输、贮藏的过程中, 由于自然和人为因素影响, 核桃外部容易产生缺陷。根据标准 GB/T 20398-2006

收稿日期: 2019-03-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(31271973); 山西省自然科学基金项目(201801D121252); 晋中市科技重点研发计划(农业)项目(Y172007-4)

作者简介: 李成吉(1993-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 农产品无损检测技术及装备

通讯作者: 张淑娟(1963-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向: 农产品无损检测技术及装备

《核桃坚果质量等级》, 核桃的外部缺陷主要表现为核桃壳的破损、虫孔、黑斑等特征^[2]。核桃表皮的黑斑, 一般是由于剥青皮时处理不当, 表皮残留青皮且清洗不净, 从而氧化形成黑斑。黑斑不仅影响外观品质, 降低等级, 还会因吸湿产生霉变。破损和有虫孔的核桃使核仁暴露于外界环境, 不仅容易变质, 还会因清洗时水的渗入, 核仁产生霉变甚至滋生黄曲霉素等有害物质^[3]。在核桃生产和加工过程中亟需一种快速、准确识别这些缺陷的方法。

计算机视觉技术是计算机模拟人类的视觉过程, 具有感受环境的能力和人类视觉功能的技术。主要用计算机来模拟人的视觉功能, 从客观事物的图像中提取信息, 进行处理并加以理解, 最终用于实际检测、

测量和控制。计算机视觉技术最大的特点是速度快、信息量大、功能多,并广泛运用于农产品检测中。Marcus Nagle 等^[4]运用计算机视觉技术对两种“全黄”芒果的成熟度及表皮颜色进行检测,从而对两品种进行判别,结果显示 Lab 颜色空间中的 a 分量具有较好预测效果 ($R^2=0.90\sim 0.95$)。Nima Teimouri 等^[5]通过计算机视觉技术和人工神经网络分割算法从含有背景和阴影的图像中识别出不同类型的杏仁和壳。Piotr M. Szczypin' ski 等^[6]通过计算机视觉技术提取不同品种大麦图像的形状、颜色、纹理特征进行品种判别,精度达 86%。李晓斌^[7]用 K-means 图像法和主成分分析法监测生菜生长势,单株生菜模型的显著性检验概率均小于 0.0001,除第 4 株生菜外,其余模型的决定系数均大于 0.80;群体生菜模型显著性检验概率均小于 0.0001,且决定系数均大于 0.89。

针对果蔬外观缺陷问题,研究者已进行相应研究。Pearson 等^[8]运用图像处理算法对开心果存在油点、暗斑点、空壳等外部缺陷,以及存在的脐橙螟、真菌等可能导致黄曲霉毒素的果仁损伤进行检测,结果表明,暗斑点等外部缺陷的识别准确率为 98%,果仁腐烂的识别率为 89.7%,果仁黄曲霉素的识别率为 93.8%,果仁脐橙螟的识别率为 98.7%。Dian Rong 等^[9]通过计算机视觉技术采用一种滑动比较窗口局部分割算法对橙子表面缺陷进行检测,判别准确率达 97%。潘磊庆^[10]等为检测稻谷的霉变程度,提取不同霉变程度和霉变类型样本的 68 个图像特征,优选特征并构建模型,试验表明,使用连续投影算法(SPA)优选特征和支持向量机(SVM)构建模型能较好地识别和区分。王金英^[11]用计算机视觉技术对花生霉变程度进行检测,用 B 分量进行图像分割后获得目标区域图像,选用 H 颜色分量作为反映花生霉变程度的特征参数,该方法对花生霉变程度检测的准确率超过 93%。

综上,利用计算机视觉技术能够很好的对果蔬外观缺陷进行检测,但对核桃外观缺陷研究较少且很难对多种类型缺陷进行识别。本研究通过计算机视觉技术对核桃外部黑斑和破裂进行识别,提高后续核桃的分级及深加工的效率,为核桃产业的自动化、智能化以及集成化提供部分技术支持。

1 材料和方法

1.1 试验样本

本试验所用样本为山西省太谷县“清香核桃”,并挑选出大小质量均匀的正常核桃 142 个、黑斑核桃 119 个、破裂核桃 148 个。利用 Kennard-Stone 算法将样

本按 3:1 分成校正集和预测集,其中正常核桃校正集 106 个,预测集 36 个;黑斑核桃校正集 89 个,预测集 30 个;破裂核桃校正集 111 个,预测集 37 个。各样本如图 1 所示。



图 1 试验样本

Fig.1 Experimental samples

注: a: 正常, b: 黑斑, c: 破裂。

1.2 图像采集系统及数据处理工具

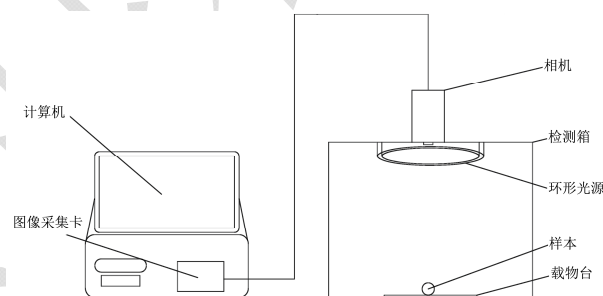


图 2 图像采集系统

Fig.2 Image acquisition system

搭建图像采集系统,由暗箱、相机、环形荧光灯、载物台组成,如图 2 所示。暗箱(长宽高为 440 mm×335 mm×425 mm)内刷成黑色,外部用黑布遮盖,防止外界光线干扰,顶部有一个圆形口(直径为 80 mm)用于放置相机(FRD-AL00)和镜头(传感器:索尼 IMX286, BSI CMOS; 光圈: f/2.2)暗箱内上方安置三基色环形光源(北京松下照明有限公司, YH327200KE),底部设有高度可调载物台,用于放置样本。将样本做好标签放置在载物板上,然后调整载物台高度(210 mm)以及光源和相机,使达到理想的成像效果,依次采集图像。每次采集 3 幅图像,选取其中成像质量最好的样本图像。使用计算机内置图像采集卡(恒大公司, DH-CG300)将采集好的样本图像存储于计算机(1.7Ghz CPU, 512 MB 内存, 50 GB 硬盘)中,使用 Matlab R2012a (The MathWorks, Natick, USA)对图像进行预处理、去除背景并分割缺陷部分,提取特征值,从中优选特征建立 LS-SVM

模型,最后在 Origin 8.5 (Origin Lab, USA) 绘制模型预测结果。

2 结果与分析

2.1 图像预处理及去除背景

2.1.1 图像预处理

预处理是为了去除或抑制图像中噪声,已达到凸显特征信息的目的^[12]。对样本图像进行 3×3、5×5 模板中值滤波以及四邻域、八邻域锐化处理,效果如图 3 所示。由图 3 可见,3×3 模板中值滤波和四邻域锐化处理能较好地降噪,让特征细节更加明显。因此,本文采用 3×3 模板中值滤波和四邻域锐化处理,以消除噪声影响,凸显缺陷部分。

2.1.2 背景去除

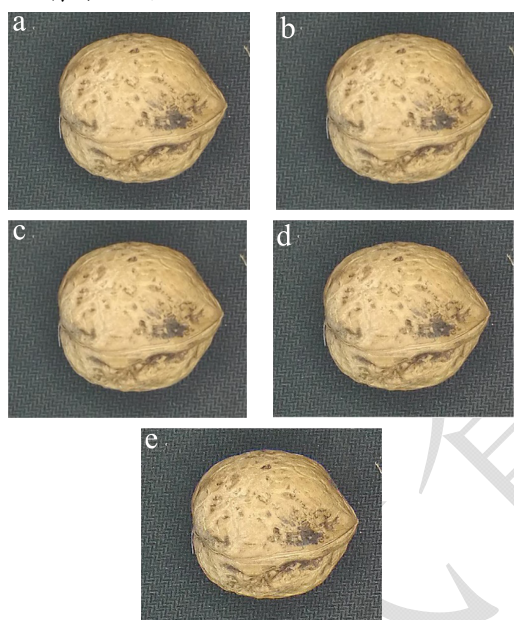


图 3 图像预处理

Fig.3 Image preprocessing

注: a: 原始图像, b: 3×3 模板中值滤波, c: 5×5 模板中值滤波, d: 四邻域锐化, e: 八邻域锐化。

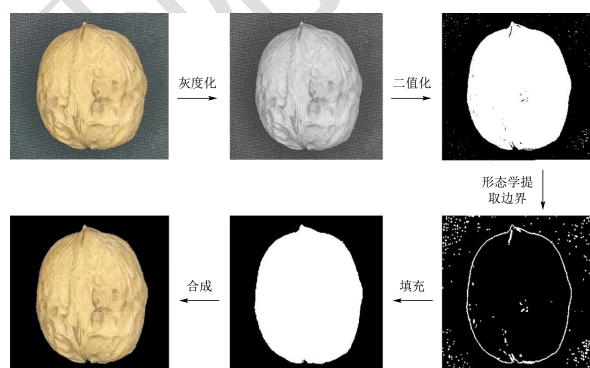


图 4 背景去除流程图

Fig.4 Background removal flow chart

由于采集图像含有背景,为后续特征的提取造成影响,故需要去除背景。先将样本 RGB 图像转换为灰度图像并进行二值化,然后分别进行膨胀和腐蚀运算,将膨胀和腐蚀后的图像相减得到样本边缘图像,依次使用“imclearborder”、“bwareaopen”、“imfill”算法清除离散孤立点并进行填充,得到图像模板,最后与原 RGB 图像进行乘法运算,得到去除背景后的图像。过程如图 4 所示。

2.2 样本图像特征提取

2.2.1 颜色特征提取

颜色是人类通过自身视觉系统感知外部世界的主观感觉,通常用三个独立属性来描述,综合构成一个空间坐标,即颜色空间。RGB 颜色模型^[13-17]是最常见的基色模型,与人眼定义颜色的方式相似。HSI (色调,饱和度,明度)颜色模型^[18,19]中色调、饱和度与人类视觉感知相对应,符合人眼视觉特性。Lab 颜色模型^[20]是基于人眼视觉原理建立起来的坐标系,其中 L 表示 1 个通道的亮度, a 表示从深绿色到红色色调, b 表示从亮蓝色到黄色色调,Lab 模式描述彩色的范围广,有利于图像分析。本文提取了 R、G、B、H、S、I、L、a、b9 个分量的均值和方差共 18 个颜色特征参数,统计结果如表 1 所示。

表 1 样本各颜色特征平均值

Table 1 Average values of color features of samples

颜色特征参数	正常	黑斑	破裂	
R 分量	均值	172.4581	171.1444	180.9395
	方差	46.95247	47.00474	42.96992
G 分量	均值	165.2384	164.0917	170.5479
	方差	45.15064	45.25846	41.60662
B 分量	均值	152.158	151.8733	154.1627
	方差	43.2894	43.47355	41.0888
H 分量	均值	0.098916	0.098854	0.086803
	方差	0.057711	0.057495	0.057632
S 分量	均值	0.328906	0.328899	0.290062
	方差	0.180133	0.181357	0.166966
I 分量	均值	0.640399	0.636786	0.66109
	方差	0.175667	0.176252	0.162604
L 分量	均值	65.83685	65.38666	68.50376
	方差	17.96555	18.00417	16.52929
a 分量	均值	1.348001	1.370807	2.371283
	方差	1.401529	1.451083	1.705229
b 分量	均值	7.646795	7.201385	10.03743
	方差	7.299984	6.983627	7.146879

由表 1 可知,三类样本的 R 分量均值、R 分量方

差、G 分量均值、B 分量均值、B 分量方差、I 分量均值、L 分量方差、a 分量方差、b 分量均值、b 分量方差有所差别，其它颜色特征参数较为接近，原因是大多核桃外观缺陷所占面积较小，所提取颜色特征多来自核桃壳正常部分，故出现数据重合现象。

2.2.2 纹理特征提取

表 2 样本各纹理特征平均值

Table 2 average values of texture features of samples

纹理特征参数	正常	黑斑	破裂	
能量	0°	0.082633	0.082142	0.07234
	45°	0.053816	0.05303	0.042228
	90°	0.10552	0.104166	0.088015
	135°	0.050741	0.050004	0.039829
熵	0°	3.172507	3.189349	3.340349
	45°	3.477704	3.499697	3.705424
	90°	3.115941	3.135955	3.364943
	135°	3.516101	3.535135	3.74072
惯性矩	0°	24.57085	24.49669	18.92209
	45°	46.10804	46.09664	35.02303
	90°	21.11804	21.31493	16.5224
	135°	46.27095	46.40644	35.38012
相关性	0°	-0.01856	-0.01806	-0.03584
	45°	-0.02087	-0.02044	-0.0373
	90°	-0.01911	-0.01876	-0.03627
	135°	-0.01616	-0.01579	-0.02886
逆差矩	0°	0.070637	0.070109	0.063465
	45°	0.032731	0.031728	0.026591
	90°	0.096019	0.094485	0.079283
	135°	0.03001	0.029173	0.024201

纹理特征描述图像或图像区域所对应物体的表面性质，在描述图像同质现象方面有独特优势。灰度共生矩阵 (GLCM)^[21,22]是经典的二阶统计方法，是建立在估计二阶组合条件概率密度函数基础上的纹理分析方法，描述某方向上间隔一定距离的一对像素点灰度出现的统计规律^[23]。本文通过灰度共生矩阵分别提取各样本图像的能量、熵、惯性矩、相关性、逆差矩 4 个方向 (0°, 45°, 90°, 135°) 共 20 个纹理特征参数，统计结果如表 2 所示。

由表 2 可知，三类样本 0°方向熵、90°方向熵、135°方向熵、45°方向惯性矩、90°方向惯性矩、135°方向惯性矩、90°方向相关性、135°方向相关性、0°方向逆差矩、45°方向逆差矩有所差别，其它颜色特征参数较为接近，原因与颜色特征参数相似，所提取纹理特征多来自于核桃壳正常部分。

2.2.3 其它特征提取

由于黑斑、破损样本的缺陷部分面积大小以及分布形式不同，本文提取缺陷像素面积与样本投影像素面积的比值 t 以及样本阈值分割后二值图像的欧拉数。欧拉数是一个拓扑特性分量，在图像中，所有对象的总数 C 与这些对象的孔洞数 H 之间有一对基本关系，定义图像的欧拉数 EUL 如公式 (1) 所示。

$$EUL=C-H \tag{1}$$

本研究将去背景后的样本图像使用最大类间方差法 (Ostu) 阈值分割进行二值化，由于少量阴影部分错误识别成缺陷，故使用 “imclearborder”、“bwareaopen” 算法去除这些部分，然后计算二值图像的欧拉数。将模板图像与二值图像进行 “异或” 运算，便可得到缺陷部分二值图像，使用 “bwarea” 算法计算模板图像的像素面积 S_1 和缺陷部分面积 S_2 ，故面积比 t 如公式 (2) 所示。

$$t = \frac{S_2}{S_1} \tag{2}$$

各类样本分割效果如图 5 所示，统计结果如表 3 所示。

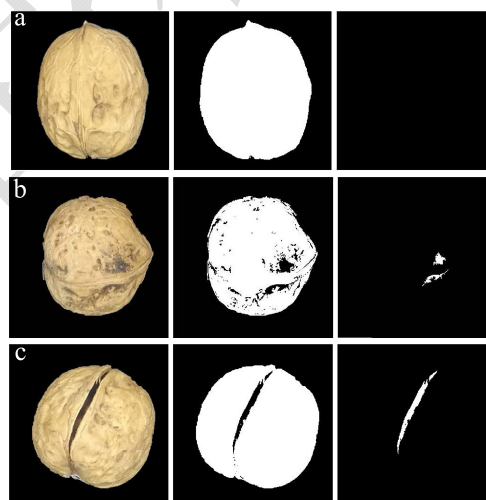


图 5 各类样本分割效果

Fig.5 Segmentation effect of various samples

注: a: 正常样本; b: 黑斑样本; c: 破裂样本。

表 3 样本其它特征平均值

Table 3 Average of other characteristics of the sample

其它特征参数	正常	黑斑	破裂
欧拉数	-98.9296	-116.966	-19.7365
面积比	0.001662	0.015853	0.009625

由表 3 可知，三类样本的欧拉数与面积比相差较为明显，原因是黑斑多散布在核桃表面，而破裂处多联通在一起，且黑斑面积较大。理论上正常核桃面积比为 0，但由于将核桃表面阴影部分误识别为缺陷，故面积比出现一定数值。

2.3 优选特征参数

在提取的特征参数中，并不是所有特征参数都能很好地区分正常和外观有缺陷的核桃，这不仅增加冗余信息，增加检测时间，还会影响模型的判别率，因此需要进行特征参数的优选，进行数据降维。本研究将特征参数 R、G、B、H、S、I、L、a、b 各分量均值, R、G、B、H、S、I、L、a、b 各分量方差, 能量、熵、惯性矩、相关性、逆差矩 5 个纹理特征四个方向 (0°、45°、90°、135°), 面积比, 欧拉数共 40 个特征参数分别用 1~40 表示, 采用 RC 和 SPA 进行优选特征参数, 并进行比较。

2.3.1 回归系数法 (RC)

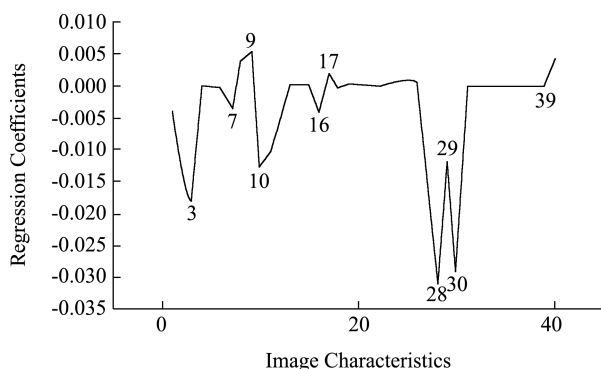


图 6 RC 法优选特征提取

Fig.6 Extraction of optimizing characteristics of RC

回归系数法 (RC)^[24]通过对所建立最小二乘法 (PLS) 模型的回归系数中的局部极值进行提取, 实现最优变量的选择。本研究采用 RC 法共提取 10 个优选特征参数, 即第 3、7、9、10、16、17、28、29、30、39 个特征参数, 分别对应的是 B、L、b 分量均值, R、L、a、分量方差, 45°、90°、135°方向上惯性矩, 面积比 t 。RC 曲线即选择过程如图 6 所示。

2.3.2 连续投影法 (SPA)

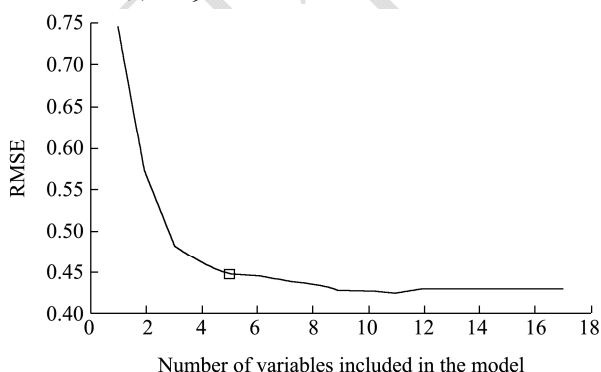


图 7 特征参数数量与均方根误差关系图

Fig.7 Relationship diagram of the number of characteristic parameters and root mean square error

连续投影法 (SPA)^[25]通过最小化变量间矢量空

间的共线性, 实现最优变量的选择。由图 7 可知, 根据校正集的内部交叉验证均方根误差值确定最佳的特征参数总数为 5 个, 表明选择的特征参数具有最少冗余信息和共线性。图 8 所示为提取的 5 个优选特征参数, 即第 40、12、39、3、25 个特征参数, 分别对应欧拉数, B 分量方差, 面积 t , B 分量均值, 90°方向熵, 其重要程度依次递减。

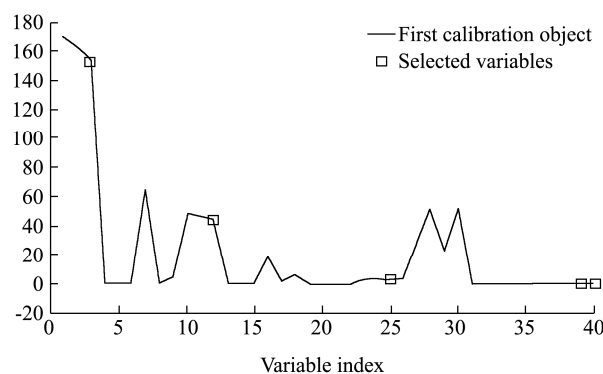


图 8 优选特征分布图

Fig.8 Optimize feature distribution map

2.3.3 优选特征方法比较

模型性能的优劣根据校正集决定系数(R_c^2)、校正集均方根误差(RMSEC)、预测集决定系数(R_p^2)和预测集均方根误差(RMSEP)来评价。以 R_c^2 和 R_p^2 越高, 模型精度越高; RMSEC 和 RMSEP 越低, 模型稳定性越好; RMSEC 和 RMSEP 越接近为最优模型选择标准^[26]。本研究通过 RC 法和 SPA 法优选特征参数, 并分别建立 PLS 预测模型, 结果如表 4 所示, 很显然, 采用 SPA 法优选特征所建立的模型性能较好。

表 4 不同优选特征方法所建 PLSR 模型预测结果

Table 4 Prediction results of PLSR model built by different optimal feature methods

优选特征方法	校正集		预测集	
	R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
RC	0.4059496	0.6489318	0.397386	0.6559886
SPA	0.6197527	0.519183	0.6061799	0.5295463

2.4 LS-SVM 判别模型建立

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是一种多元统计方法, 其算法是最小二乘法, 其原理是结构风险最小化, 可有效地实现对数据的分类处理^[27]。本研究将 5 个优选特征参数作为输入, 输出为正常核桃、有黑斑核桃、破裂核桃的 3 个假设类别, 寻优后所得最优的正则参数 $\gamma = 3958.523$, 平方带宽 $\sigma^2 = 1.0833$, 对预测集样本判别结果如图 9、表 5 所示。

由表 5 可知, 采用 SPA 优选特征参数, 并建立 LS-SVM 模型对正常、有黑斑、破裂核桃的判别准确

率分别为 88.9%、83.3%、94.6%，总判别率为 88.9%。显然，这种方法对正常和破裂核桃识别率较高，对黑斑核桃识别率相对较差，且多误判成正常核桃，原因是有些正常核桃表面光照时产生阴影，与黑斑核桃之间产生误判。因此，需要在以下几个方面改进：采用更有效的打光方式，如四周均设置光源；寻求一种提取图像感兴趣区域的方法；进一步提取有效区分各种缺陷的特征参数；采用多源技术相融合的方法，如机器视觉结合光谱成像技术。

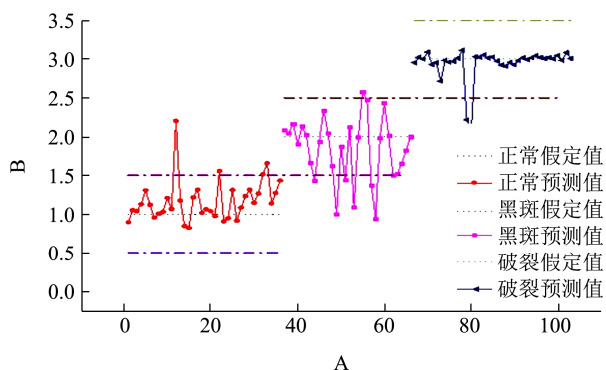


图9 LS-SVM 模型判别结果

Fig.9 LS-SVM model discrimination results

表5 LS-SVM 模型判别结果

Table 5 LS-SVM model discrimination results

样本类型	总数	误判个数	准确率
正常	36	4	88.9%
黑斑	30	5	83.3%
破裂	37	2	94.6%

3 结论

3.1 构建图像采集系统，采集三类（正常、黑斑、破裂）核桃样本图像，并进行预处理和背景分割，消除噪声和背景对图像识别的影响。

3.2 提取样本图像颜色、纹理、像素面积比及欧拉数共 40 个特征参数，采用 RC 法和 SPA 法进行优选特征，结果表明，使用 SPA 法提取的 5 个优选特征不仅能够很好的描述样本特征，而且消除了冗余信息，对数据进行了降维。

3.3 将 5 个优选特征作为输入建立 LS-SVM 模型并对预测集进行预测，结果显示总判别率为 88.9%，说明该方法能够很好的对核桃外观缺陷进行检测，为进一步实现核桃外观品质自动分选技术提供技术支持，为提高我国核桃产业水平具有重要意义。

参考文献

[1] 李敏,刘媛,孙翠,等.核桃营养价值研究进展[J].中国粮油学报,2009,24(6):166-170

LI Min, LIU Yuan, SUN Cui, et al. Research advance about nutrients and medicinal value of walnut [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2009, 24(6): 166- 170

[2] 王文德,王贵,张俊宽,等.GB/T 20398-2006 核桃坚果质量等级[S].北京:中国标准出版社,2006

WANG Wen-de, WANG Gui, ZHANG Jun-kuan, et al. GB/T 20398-2006 Walnut Nut Quality Grade [S]. Beijing: China Standard Press, 2006

[3] 张新伟,易克传,刘向东,等.核桃外部裂纹检测方法研究[J].长江大学学报(自科版),2018,15(14):64-68,77

ZHANG Xin-wei, YI Ke-chuan, LIU Xiang-dong, et al. Method for external cracks detection of walnuts [J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2018, 15 (14): 64-68, 77

[4] Nagle M, Intani K, Romano G, et al. Determination of surface color of 'all yellow' mango cultivars using computer vision [J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2016, 9(1): 42

[5] Teimouri N, Omid M, Mollazade K, et al. A novel artificial neural networks assisted segmentation algorithm for discriminating almond nut and shell from background and shadow [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 105: 34-43

[6] Szczypiński, Piotr M, Klepaczek A, Zapotoczny P. Identifying barley varieties by computer vision [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 110: 1-8

[7] 李晓斌,王玉顺,付丽红.用 K-means 图像法和主成分分析法监测生菜生长势 [J].农业工程学报,2016,32(12):179-186

LI Xiao-bin, WANG Yu-shun, FU Li-hong. Monitoring lettuce growth using K-means color imagesegmentation and principal component analysis method [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(12): 179-186

[8] Pearson T C, Doster M A, Michailides T J. Automated detection of pistachio defects by machine vision [J]. American Society of Agricultural Engineers, 2001, 17: 729-732

[9] Rong D, Rao X, Ying Y. Computer vision detection of surface defect on oranges by means of a sliding comparison window local segmentation algorithm [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2017, 137: 59-68

[10] 潘磊庆,王振杰,孙柯,等.基于计算机视觉的稻谷霉变程度检测[J].农业工程学报,2017,33(3):272-280

PAN Lei-qing, WANG Zhen-jie, SUN Ke, et al. Detection of paddy mildew degree based on computer vision [J].

- Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(3): 272-280
- [11] 王金英,董礼.基于计算机视觉的花生霉变程度检测[J].农机化研究,2019,41(8):223-226
WANG Jin-ying, DONG Li. Computer vision-based detection of mildew in peanut [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41 (8): 223-226
- [12] 刘军,郭俊先,帕提古丽·司拉木,等.基于机器视觉与支持向量机的核桃外部缺陷判别分析方法[J].食品科学,2015,36(20):211-217
LIU Jun, GUO Jun-xian, PATIGULI Silamu, et al. Discrimination of walnut external defects based on machine vision and support vector machine [J]. Food Science, 2015, 36(20): 211-217
- [13] 胡孟晗,董庆利,刘宝林,等.基于计算机视觉的香蕉贮藏过程中颜色和纹理监测[J].农业机械学报,2013,44(8):180-184
HU Meng-han, DONG Qing-li, LIU Bao-lin, et al. Color and texture monitoring based on computer vision during banana storage [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(8): 180-184
- [14] 陈英,廖涛,林初靠,等.基于计算机视觉的葡萄检测分级系统[J].农业机械学报,2010,41(3):169-172
CHEN Ying, LIAO Tao, LIN Chu, et al. Grape inspection and grading system based on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 169-172
- [15] Nasirahmadi A, Ashtiani S H M. Bag-of-Feature model for sweet and bitter almond classification [J]. Biosystems Engineering, 2017, 156: 51-60
- [16] Font D, Tresanchez M, Pallejà, T, et al. An image processing method for in-line nectarine variety verification based on the comparison of skin feature histogram vectors [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 102:112-119
- [17] Zhu B, Jiang L, Jin F, et al. Walnut shell and meat differentiation using fluorescence hyperspectral imagery with ICA-kNN optimal wavelength selection [J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2007, 1(3): 123-131
- [18] 王慧慧,孙永海,张婷婷,等.鲜食玉米果穗外观品质分级的计算机视觉方法[J].农业机械学报,2010,41(8):156-159,165
WANG Hui-hui, SUN Yong-hai, ZHANG Ting-ting, et al. Appearance quality grading for fresh corn ear using computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 156-159, 165
- [19] 王春普.基于机器视觉的大枣检测分级技术的研究与实现[D].陕西科技大学,2018
WANG Chun-pu. The research and realization of jujube test classification technology based on machine vision [D]. Shanxi University of Science and Technology, 2018
- [20] 展慧,李小昱,王为,等.基于机器视觉的板栗分级检测方法[J].农业工程学报,2010,26(4):327-331
ZHAN Hui, LI Xiao-yu, WANG Wei, et al. Determination of chestnuts grading based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(4): 327-331
- [21] Moallem P, Serajoddin A, Pourghassem H. Computer vision-based apple grading for golden delicious apples based on surface features [J]. Information Processing in Agriculture, 2017, 4: 33-40
- [22] Pavithra V, Pounroja R, Bama B S. Machine vision based automatic sorting of cherry tomatoes [C]. International Conference on Electronics & Communication Systems. IEEE, 2015
- [23] 陈红.基于计算机视觉的花生仁外观品质无损检测方法的研究[D].武汉:华中农业大学,2008
CHEN Hong. Study on appearance quality nondestructive inspection of peanut using computer vision [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2008
- [24] 刘德华,张淑娟,王斌,等.基于高光谱成像技术的山楂损伤和虫害缺陷识别研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(11):3167-3171
LIU De-hua, ZHANG Shu-juan, WANG Bin, et al. Detection of hawthorn fruit defects using hyperspectral imaging [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(11): 3167-3171
- [25] 洪涯,洪添胜,代芬,等.连续投影算法在砂糖橘总酸无损检测中的应用[J].农业工程学报,2010,26(S2):380-384
HONG Ya, HONG Tian-sheng, DAI Fen, et al. Successive projections algorithm for variable selection in nondestructive measurement of citrus total acidity [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(S2): 380-384
- [26] 赵旭婷,张淑娟,刘蒋龙,等.高光谱技术结合 CARS-ELM 的油桃品种判别研究[J].现代食品科技,2017,33(10):281-287
ZHAO Xu-ting, ZHANG Shu-juan, LIU Jiang-long, et al. Study on varieties discrimination of nectarine by hyperspectral technology combined with CARS-ELM algorithm [J]. Modern Food Science and Technology, 2017, 33(10): 281-287