

基于近红外相机成像的红提串缺陷检测

Defect detection method of red globe grapes bunches
based on near infrared camera imaging

高 升

GAO Sheng

(青岛理工大学信息与控制工程学院,山东 青岛 266520)

(Qingdao University of Technology, School of Information and Control Engineering,
Qingdao, Shandong 266520, China)

摘要:目的:探寻快速、准确的葡萄串褐斑及损伤腐烂检测方法。方法:通过近红外工业相机采集红提串的彩色图像(RGB)和近红外图像(NIR)。利用近红外图像(NIR)运用Sobel算子提取清晰葡萄串的边缘和褐斑及损伤腐烂部分的边缘,然后将图像通过自适应阈值对图像进行二值化,实现图像分割,通过归一化超绿法和寻找大连通域去除葡萄串边缘及果梗,分别提取红提串缺陷和果粒边缘的圆形度、矩形度和外接矩形长宽比的形状特征参数,并建立基于BP神经网络和支持向量机的缺陷和果粒边缘判别分类模型,通过建立的分类模型实现果粒边缘的剔除,获得褐斑及损伤腐烂的图像信息。结果:利用上述检测方法对60个葡萄串样本进行验证,完好葡萄串判别准确率为90.00%,褐斑及损伤腐烂葡萄串判别准确率为93.33%,综合判别准确率达到91.67%。结论:研究建立的褐斑及损伤腐烂图像的检测方法可以实现红提葡萄的分级挑选。

关键词:红提串;近红外相机成像;褐斑;损伤腐烂;无损检测

Abstract: Objective: The study aimed to explore a fast and accurate method to detect brown spot and damage decay in grape bunches. **Methods:** Colour images (RGB) and near-infrared images (NIR) of red globe grapes bunches were captured by a near-infrared industrial camera. The edges of the samples and the edges of the defective parts were first extracted by applying the Sobel algorithm to the NIR images (NIR), and then the images were binarized by the adaptive thresholding algorithm to achieve the segmentation of the images. Then the sample edges and fruit

基金项目:国家自然科学基金面上项目(编号:31871863,32072302);湖北省自然科学基金项目(编号:2012FKB02910)

作者简介:高升(1988—),男,青岛理工大学讲师,博士。
E-mail: gaosheng@qut.edu.cn

收稿日期:2022-06-10 **改回日期:**2022-11-08

stalks were removed by the normalized supergreen method and the finding large connected domain algorithm to extract the shape feature parameters such as roundness, rectangularity and external rectangular aspect ratio of the defective part of red globe grapes bunches and fruit edges, respectively. Finally, a classification model based on BP neural network and support vector machine was developed to discriminate the defective parts and fruit edges. The model enables the rejection of kernel edges to obtain image information of brown spots and damage decay.

Results: Using the above-mentioned testing method to verify 60 samples, the accuracy of discriminating red globe grape bunches with intact appearance was as high as 90.00%, those with defects reached 93.33%, and the overall discriminating accuracy reached 91.67%. **Conclusion:** The study established a method to detect brown spot and damage decay images to enable grading and selection of red globe grapes.

Keywords: red globe grapes bunches; near infrared camera imaging; brown spots; damage rot; non-destructive detection

褐斑及损伤腐烂果为红提葡萄常见的表面缺陷,直接影响着葡萄植株的生长发育、产量品质、商品价格、营养价值^[1-2]。传统的外部品质检测方法为人工根据经验进行检测,存在劳动强度大、主观性强、标准不统一等诸多弊端。

目前,机器视觉被广泛应用于水果外观品质的检测研究^[3-6],杜永忠等^[7]设计了一种基于机器视觉的圣女果表面缺陷检测方法,并建立了对大小的分级,该分级系统综合分级准确率为98.4%。王昭^[8]利用机器视觉技术对樱桃的表面图像信息进行提取,并根据图像处理算法实现对樱桃表面缺陷的识别。邵志明等^[9]提出了一种基于近红外相机成像技术和图像阈值分割方法的苹果表面早期损伤检测方法。针对葡萄外部品质的研究,陈英等^[10]采用投影面积法等方法计算果穗大小和形状参数,

利用机器视觉技术设计了葡萄检测分级系统,果穗颜色和大小分级的准确率分别为90.0%和88.3%。袁雷明^[11]利用机器视觉和近红外光谱等技术对巨峰葡萄的内外品质进行快速无损检测,并实现品质的分级。周文静等^[12]利用机器视觉技术开发了可判别葡萄果穗成熟度的算法,实现了果穗成熟度的判别。肖壮等^[13]提出了一种基于机器视觉的尺寸分级方法。施行等^[14]提出基于机器视觉检测的分级方法,实现整串红提的紧实度无损检测和分级,对130串红提串进行紧实度检测与分类,分级正确率达到94.6%。Min等^[15]利用机器视觉技术建立葡萄大小识别模型,模型的准确率接近90%。Kaburlasos等^[16]利用机器视觉技术实现了葡萄成熟判别。以上研究主要集中在葡萄果粒尺寸、果串形状、果粒颜色、果粒纹理、果穗紧实度、成熟度等方面,而对红提葡萄表面缺陷果的研究还未见报道。

研究拟融合近红外相机成像的近红外和彩色图像信息建立褐斑及损伤腐烂检测方法,以期为红提葡萄分级挑选提供参考。

1 材料与图像采集系统设计

1.1 试验材料

红提样本试验当天采于湖北省武汉市当地葡萄园。共采集120串红提串,其中表面有缺陷的样本90串,表面完好的样本30串。挑选表面有缺陷红提串60串作为训练集,每串葡萄正反两面拍照,共得到120张样本图像,该样本用于缺陷模型的建立。对所建模型进行验证实验时,剩下的样本(30串完好红提串,30串具有表面缺陷的红提串)作为测试集,用于所建模型效果的检验。

1.2 图像采集系统设计

丹麦JAI公司生产的型号为AD-080GE,像素为 1024×768 ,双通道近红外相机(分辨率 1024×768 ,帧率为30 fps),能同时采集彩色(Red-Green-Blue,RGB)图像和近红外(near infrared,NIR)图像。镜头为日本Kowa公司生产的型号为LM6NC3的镜头,分辨率为120/100。飞利浦T5环形荧光灯光源,环形灯管直径为16 mm,外径为245 mm,功率为32 W。

为避免外界光线的干扰,利用不锈钢的制作采集的暗箱,暗箱尺寸大小为 $600 \text{ mm} \times 400 \text{ mm} \times 400 \text{ mm}$ 。暗室右侧面安装环形光源,近红外相机和镜头安装于环形光源的中间位置。红提葡萄串通过顶端的挂钩悬挂在可移动的平台上,可移动平台可通过手动调节移动平台调节葡萄串与镜头的距离。

2 缺陷检测技术方法或原理

由图2(a)和图2(d)可以看出,在褐斑和损伤腐烂红提串RGB图像中,红提串颜色为紫红色,与背景的黑色颜色差距不大,且红提串中果粒之间的颜色差距较小,果粒边缘不太清晰,且红提串表面的果粉与红提串缺陷均

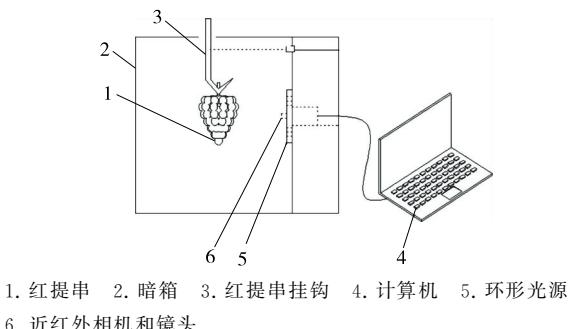


图1 采集系统示意图

Figure 1 Schematic diagram of the acquisition system

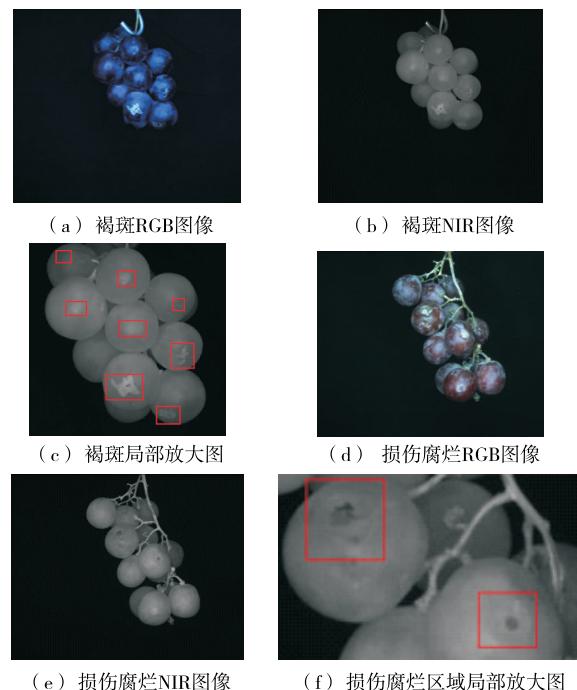


图2 红提串缺陷原始图像

Figure 2 Original image of the defects in the red globe grape bunches

呈白色,颜色相互干扰,较难进行区分,果梗部分呈绿色与背景颜色差距明显,能够清晰地被区分;NIR图像中红提串部分为白色,背景为黑色,两者在颜色上差距很大,从图2(b)和图2(e)可以看出,果粒的轮廓明显,但其果粒与果梗颜色相近,故在RGB图像中进行果梗的去除,NIR图像中进行果粒的轮廓提取。图2(c)和图2(f)中的红框为褐斑红提串局部放大图和损伤腐烂红提串局部放大图,残缺呈现为圆形或条形的凹坑,两种表面缺陷均在NIR图像中更为明显,因此选择在NIR图像中进行分析研究。

2.1 褐斑及损伤腐烂的轮廓图像提取

2.1.1 边缘检测及二值化 在葡萄串的NIR图像中,既包含葡萄果粒轮廓明显,又包含表面缺陷的轮廓信息。

对 NIR 图像利用 Sobel 算子处理后可以清晰提取出葡萄果粒褐斑及损伤腐烂处的边缘,效果较好,故采用 Sobel 算子提取葡萄轮廓,Sobel 算子边缘检测处理后的图像如图 3(b)所示。然后采用最大类间方差法(OTSU 大津法)获得自适应阈值,得到褐斑及损伤腐烂葡萄串二值化图像如图 4(a)和图 4(b)所示。

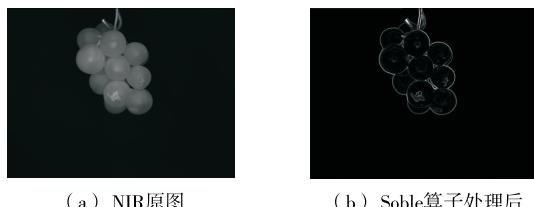


图 3 Sobel 算法边缘检测
Figure 3 Sobel algorithm edge detection

2.1.2 去除红提串轮廓 经过以上处理,已获得清晰的红提串轮廓,其中褐斑及损伤腐烂的轮廓是要提取的对象,需去除葡萄果粒的轮廓以及果梗,仅留下褐斑及损伤腐烂区域,由于葡萄串果粒外轮廓及果梗基本是一个连通域,其总体面积远大于虫害及残缺,所以可考虑将所有葡萄果粒的轮廓连接起来,去除面积的大连通域便可去除葡萄果粒的轮廓及果梗。闭运算对图像轮廓具有平滑作用,能有效去除图像中的小孔洞,弥补轮廓的缺口和狭长区域,采用闭运算将葡萄果粒轮廓连接之后,通过去除大连通域剔除葡萄果粒的轮廓以及果梗。经过多次试验发现,消除面积的阈值设置为 2 500 可去除葡萄果粒外轮廓而不对表面缺陷造成干扰。褐斑及损伤腐烂葡萄串闭运算处理后结果如图 4(c)和图 4(d)所示。

2.1.3 去除小面积斑点 通过上述处理后图像中只剩下虫害及残缺部分和少量小面积噪声,对于图像中小面积斑点可直接去除。设定去除小面积的阈值为 10,可去除像素点小于 10 的斑点,有效地去除了少量的小面积噪声。

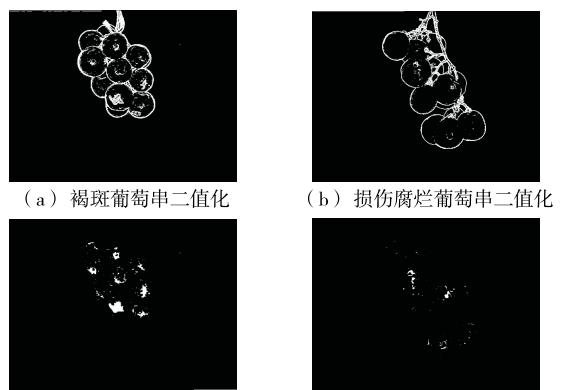


图 4 红提串轮廓图片
Figure 4 Images of the outline of red globe grape bunchs

2.1.4 去除果梗 通过以上处理,图像中基本上只剩下虫害及残缺区域和一些小面积噪声,然而对于某些红提串图像中还有一些果梗没有去除,这是由于某些单一果梗未与大连通域连在一起,少量果梗的形状与残缺及虫害无太大差别,所以会干扰到虫害及残缺区域的提取,应予以去除。

由彩色图像可知,果梗的颜色为绿色与葡萄其他位置颜色差别较大,果梗位置 G 分量占比较大。通过试验对比了 $G-B$ 、 $2G-R-B$ 、归一化超绿法 ($2g-r-b$)^[13-14] 对图像的处理效果,发现 $2g-r-b$ 提取果梗的效果最好,其中 r,g,b 的计算式见式(1)~式(3)。

$$r = \frac{R}{R+G+B}, \quad (1)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B}, \quad (2)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B}, \quad (3)$$

式中:

R ——图像的红色分量;

G ——图像的绿色分量;

B ——图像的蓝色分量;

r ——归一化后的红色分量;

g ——归一化后的绿色分量;

b ——归一化后的蓝色分量。

$2g-r-b$ 去除绿色果梗方法:分别提取红提 RGB 图像的 R,G,B 三分量值并将其转换为 r,g,b ,通过 $2g-r-b$ 的色差计算,提取出果梗的灰度图,通过 Otsu 阈值法选取出最佳阈值,并将灰度图转为二值图,表面缺陷去除果梗效果如图 5(a)和图 5(b)所示。

2.2 红提串缺陷的判别模型

通过以上传统图像处理后,已基本提取缺陷区域,但仍然有一些线性果粒边缘没有去除如图 5(c)和图 5(d)所示,含有线性果粒边缘的褐斑和损伤腐烂红提串在彩色图像中的判别效果如图 5(e)和图 5(f)所示,部分果粒边缘未与整串葡萄边缘连接起来,所以去除大连通域时未将其去除,且部分线性噪声的面积与表面缺陷的面积相当,无法直接用面积特性进行去除。表面缺陷连通域比线性果粒边缘更趋近于一个圆形或者矩形,在圆形度、外接矩形长宽比和矩形度有一定的区别,但部分边缘信息外形为线条状,与斑点外形类似,直接运用单一形态特征较难实现分类。对破损区域的识别中,已有学者^[17]利用连通域的区域圆形度积、区域的长径、短径和长宽比等特征参数来实现对裂纹进行分类。综上提取每个连通域的圆形度、外接矩形长宽比和矩形度 3 个参数值作为区分线状噪声和虫害及残缺区域的特征参数。从处理后的图像中提取斑点噪声和破损区域共 200 个,表 1 为统计的区域圆形度、长宽比和矩形度的参数分布,发现两类区域

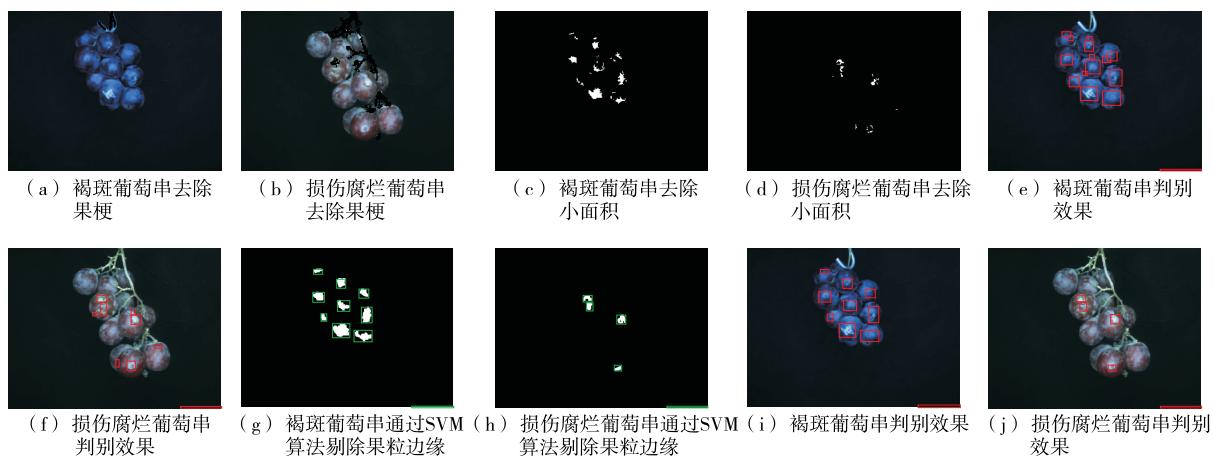


图 5 红提串缺陷判别

Figure 5 The discrimination of defects of red globe grapes bunches

的各个形状特征参数无法通过设定简单的阈值比较将其区分出来,需要借助分类模型进行识别。

2.3 基于 BP 神经网络模型和支持向量机模型的区域类型表面缺陷判别

将挑选出来的红提串训练集样本(具有表面缺陷的红提串 60 串),每串葡萄正反两面拍照,共得到 120 张样本图像,按照上述图像处理方法分别提取红提串表面缺陷区域并得到每个表面缺陷区域的圆度、长宽比和矩形度信息,一个表面缺陷区域的圆度、长宽比和矩形度特征信息组成一组缺陷区域样本数据,120 张照片共得到 400 组缺陷区域样本数据。校正集和训练集按照 3:1 比例将 400 组样本数据分为 300 个校正集样本和 100 个预测集样本,300 个校正集数据用于建立分类模型,100 个预测集数据用于验证分类模型的准确率。

2.3.1 基于 BP 神经网络模型的表面缺陷判别 BP 神经网络是一种被广泛应用的神经网络模型之一,BP 神经网络是根据输出层误差逆向后传入训练多层前馈网络的机器学习方法,具有较好预测性能^[18]。研究使用的 BP 神经网络隐含层传递函数为双极性 S 型函数: $f(x)=\frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$,输出层传递函数使用线性函数: $g(x)=ax+b$,

表 1 表面缺陷和果粒边缘区域的形状特征参数分布

Table 1 Parameter distribution of shape characteristics of surface defective part and fruit edge area

形状特征	区域类型	最大值	最小值	平均值	标准差
圆度	表面缺陷	3.95	1.13	2.58	0.65
	果粒边缘	242.96	0.14	5.73	32.93
长宽比	表面缺陷	3.16	1.00	1.51	0.51
	果粒边缘	191.05	1.00	7.02	27.97
矩形度	表面缺陷	0.94	0.33	0.63	0.16
	果粒边缘	2.03	0.04	0.28	0.38

训练函数使用 L-M 优化算法 trainlm。由于每个样本只提取 3 个特征参数,因此输入层为 3 个单元;隐含层节点数通过试验和经验公式 $m=(x+y)+n$ 确定为 3,其中 x, y 分别是输入层和输出层节点数目, $n \in [1, 10]$;输出层节点为 1,从而构建 3-3-1 结构 3 层 BP 神经网络。

校正集 300 个样本,38 个判断错误,校正集分类结果准确率达 87.33%,预测集 100 个样本,16 个判断错误,预测集分类结果准确率达 84.00%。

2.3.2 基于支持向量机模型的表面缺陷判别 支持向量机(SVM)模型被广泛应用于二分类和多维非线性分类问题,SVM 的实现原理为利用选择的核函数将输入向量映射到一个高维数特征空间,并在该空间中构造一个最优分类超平面^[19-21]。选取 RBF 核函数,其主要参数包括惩罚参数 c 和参数 g 。当均方误差(MSE)为 0.076 6 时,均方误差较小,模型准确率高,此时惩罚因子 $c=48.502 9$,核函数参数 $g=0.189 5$ 。

校正集 300 个样本,32 个判断错误,校正集分类结果准确率达 89.33%,训练集 100 个样本,12 个判断错误,训练集分类结果准确率达 88.00%,表明 SVM 模型分类效果好于 BP 模型分类效果,研究选取 SVM 模型进行分类,表面缺陷和果粒边缘区域类型判别结果如表 2 所示。

2.3.3 模型比较与分析 通过两种分类方法建立了两种分类模型,由以上分析得两种模型的准确率均达到 90%

表 2 表面缺陷和果粒边缘区域类型判别结果

Table 2 Results of discriminating the types of surface defective parts and fruit margin areas

样本	模型	样本个数	正确识别个数	准确率/%
校正集	BP	300	262	87.33
	SVM	300	268	89.33
预测集	BP	100	84	84.00
	SVM	100	88	88.00

以上,同时考虑到检测时间问题,BP 神经网络模型需要 296 ms,SVM 模型仅需要 252 ms,且 BP 神经网络所获参数每次都会变化,SVM 模型更为稳定,所以 SVM 模型更能满足快速检测的生产线的要求,故选择 SVM 模型进行区域判别。

2.3.4 结果验证与分析 通过 SVM 模型可以对图像中各个连通区域进行判别,将所有标签为 1(即线状果粒边缘)的像素置为 0 即可消除所有线状果粒边缘。褐斑及损伤腐烂红提串通过 SVM 算法剔除果粒边缘结果如图 4(g)和图 4(h)所示,褐斑和损伤腐烂红提串在彩色图像中的判别效果如图 4(i)和图 4(j)所示。

3 实际应用效果

为了验证上述图像处理步骤识别褐斑及损伤腐烂的准确性,进行验证实验,将挑选出来的测试集 60 个葡萄串(包含 30 个表面完好和 30 个表面缺陷)样本,每个样本拍摄正反两次,共拍摄 120 张图像,正反两张图像都没有褐斑及损伤腐烂的才能判断为完好果串。将需要验证的样本通过上述步骤进行图像处理,得到面积 S (二值图像中像素值为 1 的面积)的值,若 $S=0$ 时,则判断为完好葡萄串;当 $S>0$ 时,则判断为褐斑及损伤腐烂。完好葡萄串和褐斑及损伤腐烂分类结果如表 3 所示。

表 3 完好红提串和缺陷红提串分类结果

Table 3 The result of classifying the red globe grape bunches with good surface and red globe grape bunches

葡萄串类别	样本数	正确识别数	正确识别率/%	整体识别率/%
完好	30	27	90.00	
褐斑及损 伤腐烂	30	28	93.33	91.67

在验证过程中发现少数完好葡萄的表面斑点较多或葡萄表面附着水珠被误判成了虫害及残缺,所以完好葡萄串的识别率较低。从验证结果来看,研究使用的处理方法效果较好,完好葡萄和褐斑及损伤腐烂的正确识别率分别达到 90.00% 和 93.33%,对总体 60 个样本的整体识别率达 91.67%,满足对葡萄串外部品质快速、高准确率的要求。

4 结论

研究建立的表面缺陷和果粒边缘神经网络和支持向量机分类判别模型,支持向量机模型的判别效果明显好于神经网络模型的判别效果,在针对红提串缺陷和部分果粒边缘的判别中,所提取的圆形度、外接矩形长宽比和矩形度的 3 个特征,支持向量机更适合分类判别,可为以后线性边缘信息的剔除提供一定的参考。后期可在此基

础上深入研究褐斑及损伤腐烂的识别,并结合红提商品的价值、果农的经验建立缺陷(褐斑及损伤腐烂)红提串程度评价体系,直接实现红提串的缺陷程度的评价。并通过该体系,实现红提串缺陷程度的自动化智能分级。

参考文献

- [1] ZHANG J X, WU Z Y, SONG P, et al. Embryo feature extraction and dynamic recognition method for maize haploid seeds [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(4): 199-203.
- [2] KHEIRALIPOUR K, ABBAS K. Introducing new shape features for classification of cucumber fruit based on image processing technique and artificial neural networks[J]. Journal of Food Process Engineering, 2017, 40(6): e12558.
- [3] 吴明清,弋晓康,罗华平,等.基于多轮廓模型的红枣体积和表面积在线测量方法[J].农业工程学报,2019,35(19): 283-290.
WU M Q, YI X K, LUO H P, et al. On-line measurement method for volume and surface area of red jujube based on multi-contour model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(19): 283-290.
- [4] 陈林琳,姜大庆,黄菊,等.基于机器视觉的火龙果自动分级系统设计[J].农机化研究,2020,42(5): 130-133.
CHEN L L, JIANG D Q, HUAGN J, et al. Design of automatic dragon fruit test based on machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(5): 130-133.
- [5] 李泽平,郭俊先,郭阳,等.基于支持向量机的无核白葡萄串分级系统设计与测试[J].食品与机械,2021,37(10): 106-111, 246.
LI Z P, GUO J X, GUO Y, et al. Design and test of the grading system for kernel-free white grapes with support vector machine[J]. Food & Machinery, 2021, 37(10): 106-111, 246.
- [6] 高辉,马国峰,刘伟杰.基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法研究[J].食品与机械,2020,36(10): 125-129, 148.
GAO H, MA G F, LIU W J. Research on a rapid detection of apple defects based on mechanical vision[J]. Food & Machinery, 2020, 36 (10): 125-129, 148.
- [7] 杜永忠,平雪良,何佳唯.圣女果表面缺陷检测与分级系统研究[J].农业机械学报,2013,44(S1): 194-199.
DU Y Z, PING X L, HE J W. Surface defect detection and classification system for cherry tomatoes [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(S1): 194-199.
- [8] 王昭.基于机器视觉的樱桃缺陷检测[D].北京:北京林业大学,2019: 10-35.
WANG Z. Cherries defect detection based on machine vision [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2019: 10-35.
- [9] 邵志明,王怀彬,董志城,等.基于近红外相机成像和阈值分割的苹果早期损伤检测[J].农业机械学报,2021,52(S1): 134-139.
SHAO Z M, WANG H B, DONG Z C, et al. Early bruises detection method of apple surface based on near infrared camera imaging technology and image threshold segmentation method [J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 134-139.
- [10] 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 Y, LIAO T, LIN C K, 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.
- [11] 袁雷明. 基于多视成像及近红外光谱技术的巨峰葡萄品质无损检测研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2016: 20-40.
- YUAN L M. Study on non-destructive detection of 'Kyoho' grape's quality by multi-perspective imaging and NIR spectroscopy techniques[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2016: 20-40.
- [12] 周文静, 查志华, 吴杰. 改进圆形 Hough 变换的田间红提葡萄果穗成熟度判别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(9): 205-213.
- ZHOU W J, ZHA Z H, WU J. Maturity discrimination of "Red Globe" grape cluster in grapy by improved circle Hough transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(9): 205-213.
- [13] 肖壮, 王巧华, 王彬, 等. 基于数字图像及随机最小二乘的红提串果粒尺寸检测分级方法[J]. 食品科学, 2018, 39(15): 60-66.
- XIAO Z, WANG Q H, WANG B, et al. A method for detecting and grading 'Red Globe' grape bunches based on digital images and random least squares[J]. Food Science, 2018, 39(15): 60-66.
- [14] 施行, 王巧华, 顾伟, 等. 基于机器视觉的红提串无损检测及分级[J]. 食品科学, 2021, 42(18): 232-239.
- SHI H, WANG Q H, GU W, et al. Non-destructive firmness detection and grading of bunches of red globe grapes based on machine vision[J]. Food Science, 2021, 42(18): 232-239.
- [15] MIN L, WANG Q, JIANG Z. Automatic recognition of grapes' size level based on machine vision[J]. Journal of Food Agriculture and Environment, 2012, 10(3): 78-80.
- [16] KABURLASOS V G. A Review of the state-of-art, limitations, and perspectives of machine vision for grape ripening estimation[J]. Engineering Proceedings, 2021, 9(1): 1-2.
- [17] 潘磊庆, 屠康, 苏子鹏, 等. 基于计算机视觉和神经网络检测鸡蛋裂纹的研究[J]. 农业工程学报, 2007(5): 154-158.
- PAN L Q, TU K, SU Z P, et al. Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007(5): 154-158.
- [18] 陈远哲, 王巧华, 高升, 等. 皮蛋凝胶品质含水率和弹性的高光谱预测及其可视化[J]. 食品科学, 2022, 43(2): 324-331.
- CHEN Y Z, WANG Q H, GAO S, et al. Hyperspectral imaging for prediction and visualization of water content and springiness as indicators of the gel quality of preserved eggs[J]. Food Science, 2022, 43(2): 324-331.
- [19] 刘超, 林寿英, 王彩霞, 等. 基于 Gabor 滤波器和 SVM 结合的中华蜂图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2021, 11(8): 49-52.
- LIU C, LIN S Y, WANG C X, et al. Chinese bee image recognition method based on gabor Filter and SVM[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 11(8): 49-52.
- [20] 楚松峰, 赵凤霞, 方双, 等. 基于 PCA-SVM 的红枣缺陷识别方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(1): 156-160, 198.
- CHU S F, ZHAO F X, FANG S, et al. Recognition method of jujube defects based on PCA-SVM[J]. Food & Machinery, 2021, 37(1): 156-160, 198.
- [21] 李泽平, 郭俊先, 郭阳, 等. 基于支持向量机的无核白葡萄串分级系统设计与测试[J]. 食品与机械, 2021, 37(10): 106-111, 246.
- LI Z P, GUO J X, GUO Y, et al. Design and test of the grading system for kernel-free white grapes with support vector machine [J]. Food & Machinery, 2021, 37(10): 106-111, 246.

(上接第 124 页)

- [29] MASNIYOM P, BENJAKUL S, VISESSANGUAN W. Combination effect of phosphate and modified atmosphere on quality and shelf-life extension of refrigerated seabass slices[J]. LWT-Food Science and Technology, 2005, 38(7): 745-756.
- [30] 于淑池, 谢家淑. 复合抗冻剂的配方优化及对卵形鲳鲹冻藏品质的影响[J]. 食品科技, 2020, 45(7): 267-274.
- YU S C, XIE J S. Optimization of the formulation of composite cryoprotectant and its effects on the quality of frozen *Trachinotus ovatus*[J]. Food Science and Technology, 2020, 45(7): 267-274.
- [31] SUN S, WANG S Q, LIN R, et al. Effect of different cooking methods on proton dynamics and physicochemical attributes in spanish mackerel assessed by low-field NMR[J]. Foods, 2020, 9(3): 364.
- [32] 郑静静. 冷冻加工对小龙虾品质影响的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020: 40-45.
- ZHEN J J. Study on the effect of frozen processing on the quality of crayfish[D]. Hefei University of Technology, 2020: 40-45.
- [33] 宋敏. 冻结方式和低盐腌制对鮰鱼片品质影响研究[D]. 无锡: 江南大学, 2018: 30-33.
- SONG M. Effects of freezing methods and lightly salting on the quality of channel catfish (*Ictalurus punctatus*) fillets[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2018: 30-33.
- [34] SUN Y, ZHANG M, BHANDARI B, et al. Ultrasound treatment of frozen crayfish with chitosan nano-composite water-retaining agent: Influence on cryopreservation and storage qualities[J]. Food Research International, 2019, 126: 108670.
- [35] XIE C, ZHANG B, MA L K, et al. Cryoprotective effects of trehalose, alginate, and its oligosaccharide on quality of cooked shrimp (*Litopenaeus vannamei*) during frozen storage[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2017, 41(2): e12825.
- [36] QIAN S Y, LI X, WANG H, et al. Effects of low voltage electrostatic field thawing on the changes in physicochemical properties of myofibrillar proteins of bovine longissimus dorsi muscle[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 261: 140-149.