

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2020.10.025

# 基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法研究

## Research on a rapid detection of apple defects based on mechanical vision

高 辉<sup>1</sup> 马国峰<sup>1</sup> 刘伟杰<sup>2</sup>GAO Hui<sup>1</sup> MA Guo-feng<sup>1</sup> LIU Wei-jie<sup>2</sup>

(1. 郑州铁路职业技术学院人工智能学院, 河南 郑州 451460;

2. 河南工业大学机电工程学院, 河南 郑州 450001)

(1. College of Artificial Intelligence, Zhengzhou Railway Vocational &amp; Technical College, Zhengzhou, Henan 451460, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan 450001, China)

**摘要:**针对目前中国苹果分选大部分还是经由人工筛选的现状,提出一种基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法。采用亮度自动校正技术消除苹果表面亮度不均匀分布,根据缺陷候选区域的数量,完成对苹果的初步判断,并使用加权相关向量机进一步对有缺陷的苹果进行判断。通过试验对文中方法的有效性和准确性进行验证。试验结果表明,该检测方法对1000个测试样本的识别准确率为99.1%,对各种缺陷的检测精度较高。

**关键词:**机器视觉;缺陷快速检测;加权向量机;苹果缺陷;亮度校正

**Abstract:** In view of the current situation that most of apple sorting in China is still manually screened, a rapid detection method is proposed for apple defects based on machine vision. According to the number of defect candidate areas, the preliminary judgment of apples is completed, and the weighted correlation vector machine is used to further judge the defective apples. The effectiveness and accuracy of the proposed method are verified by experiments. The experimental results show that the recognition accuracy of this method for 1000 test samples is 99.1%, and the detection accuracy of various defects is high.

**Keywords:** mechanical vision; rapid defect detection; identification and classification; weighted vector machine; apple defects

缺陷检测是水果等级划分的重要组成部分,而水果缺陷多样复杂,所以水果缺陷的快速检测一直是研究的

热点问题<sup>[1]</sup>。目前,中国苹果分拣仍以手工为主,成本高、效率低。随着计算机视觉技术的不断发展,在农产品的检测中应用越来越广泛。机器视觉工作模式更加主动,质量判断标准更加客观具体,具有较强的可执行性和非接触工作模式<sup>[2]</sup>。

近年来,国内外的研究人员对水果缺陷检测技术进行了大量研究,并取得了许多优异的成绩,但很少有研究能够快速检测出水果缺陷。项辉宇等<sup>[3]</sup>使用基于Halcon的图像处理方法对苹果的大小、颜色和缺陷进行研究,完成了水果轮廓的提取及面积的计算。结果表明,该算法对苹果大小、缺陷等检测效果较好。薛勇等<sup>[4]</sup>提出了一种基于Google Le Net的深度迁移模型来检测苹果缺陷,并将Google Le Net与浅层卷积神经网络和传统机器学习技术进行了比较。结果表明,与常用的苹果缺陷检测算法相比,该方法具有更好的泛化能力和鲁棒性。李红娟等<sup>[5]</sup>将混沌多空间算法应用于苹果的缺陷检测,利用逻辑映射对个体进行混沌优化,利用改良的Otsu算法分割苹果的缺陷区域。经试验验证该算法对苹果表面缺陷检测效果清晰,各种缺陷检测准确率高。刘云等<sup>[6]</sup>将卷积神经网络应用于苹果缺陷检测中,背景分割算法基于RGB颜色分量,并使用渐进学习方法确定训练样本的数目。经试验验证该算法的检测速度为5次/s,准确率达97.3%。上述研究为基于机器视觉的快速缺陷检测技术提供了理论依据,但存在分级过程复杂、效率低等缺点。

基于上述研究,文中拟提出一种基于机械视觉的苹果缺陷快速检测方法,采用自动亮度校正技术消除苹果表面亮度的不均匀性,根据缺陷候选区域的数量对苹果进行初步判断,并使用加权相关向量机进一步对有缺陷的苹果进行判断,以期苹果缺陷检测技术的发展提供依据。

**基金项目:**河南省高等学校重点科研项目计划(编号:20A460008)

**作者简介:**高辉(1980—),男,郑州铁路职业技术学院讲师,硕士。  
E-mail: zzvrtc\_hg@163.com

**收稿日期:**2020-05-08

### 1 机器视觉系统概述

为了解决手动分类精度差的问题,国内外制造商已开始使用机器视觉对苹果质量进行分类。机器视觉技术具有高速、高精度和性能稳定等优点<sup>[7]</sup>。在医学和农业等领域应用广泛,并取得了巨大的经济效益。

常规识别中,首先通过照相机捕获样本图像,然后将图像发送到处理单元(例如计算机)。通过数字处理可以掌握目标区域的颜色、纹理、大小和形状等特征<sup>[8]</sup>。然后通过一系列判断条件获得识别结果,从而实现机器视觉系统的识别功能。机器视觉系统通常由相机、光源、计算机和图像处理软件等组成。图 1 为系统结构图。

### 2 缺陷检测

缺陷检测过程<sup>[9]</sup>如图 2 所示。

#### 2.1 图像预处理和背景分割

缺陷检测的正确性除了取决于特征选择,还取决于图像质量。在图像处理前采用 3×3 高斯滤波器降低噪音对特征提取和选择的影响<sup>[10]</sup>。为了提高处理速度和降低环境干扰,得到了苹果图像的掩模图像,掩模图像仅包含苹果本身,背景被分割并移除。由于试验图像背景为黑色,背景亮度低于苹果区域的亮度<sup>[11]</sup>。考虑到 NIR 图像中背景和苹果区域亮度对比度明显,将苹果 NIR 图像进行二值化(阈值 28),构建苹果掩模图像。同时,使用形态填充算法来消除背景分割的缺陷区域。在试验过程中,<500 像素的连接区域被视为较小的连接区域,这些区域被填充。

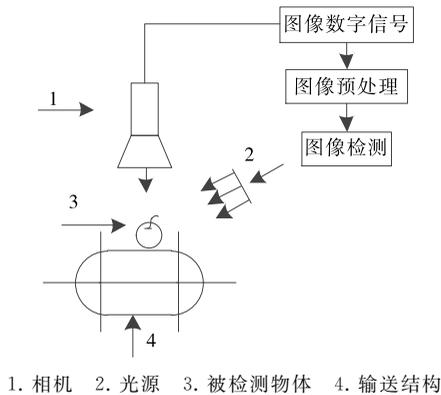
通过式(1)可以得到 NIR 苹果图像的背景分割。

$$IMG_{Bgr}(x,y) = \begin{cases} IMG_{Org}(x,y); & IMG_{Mask}(x,y) = 255 \\ 0; & IMG_{Mask}(x,y) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中:

$IMG_{Bgr}(x,y)$  —— 背景移除图片;

$IMG_{Org}(x,y)$  —— 原始彩色图像;



1. 相机 2. 光源 3. 被检测物体 4. 输送结构  
图 1 系统结构

Figure 1 System structure

$IMG_{Mask}(x,y)$  —— 掩膜图像。

#### 2.2 亮度校正

苹果可以近似地看成朗伯体。根据朗伯反射定律,苹果表面任意一点的亮度  $I_D$  为入射光的强度  $I_L$  与点法向量和光源形成的角  $\theta$  余弦值乘积,如式(2)所示<sup>[12]</sup>。

$$I_D = I_L \times \cos\theta. \quad (2)$$

在机器视觉系统中,苹果入射光强度近似相等,夹角  $\theta$  为苹果表面亮度不均匀的最主要原因。亮度校正方法如图 3 所示。苹果表面不同区域的点是不同的,苹果边缘区域的点  $\theta$  值小于中心区域。因此,边缘的亮度低于中心亮度。这与苹果图像中心亮度高、边缘亮度低的现象是一致的。以朗伯体顶部中心为圆心,半径  $r$  和宽度  $\Delta r$  的圆环 A 内近似的认为所有元素的亮度相同。

因此,可以根据式(3)计算出环 A 中所有像素的平均

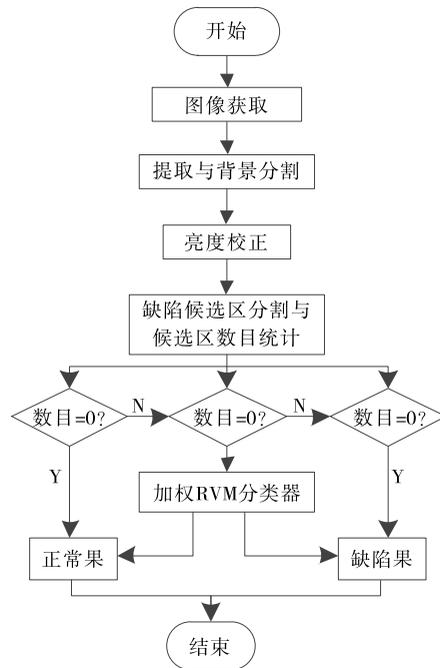


图 2 缺陷检测流程

Figure 2 Defect detection process

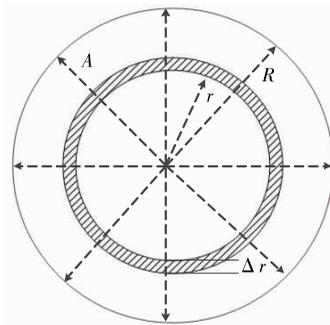


图 3 亮度校正方法

Figure 3 Brightness correction method

亮度<sup>[13]</sup>。

$$I_M = \frac{1}{N} \sum_{i \in A} I_i; (i = 0, 1, \dots, N), \quad (3)$$

式中:

$I_M$  ——圆中所有像素的平均强度;

$I_i$  ——圆  $A$  中第  $i$  个元素的亮度值;

$N$  ——圆  $A$  中像素的总个数。

环  $A$  中像素的亮度校正通过式(4)计算<sup>[14]</sup>。

$$I_{Ri} = 255 \times \frac{I_i}{I_M}; (i = 0, 1, \dots, N), \quad (4)$$

式中:

$I_{Ri}$  ——第  $i$  个像素通过校正的亮度值。

当  $I_i > I_M$  时  $I_{Ri} = 255$ , 当  $I_i < I_M$  时  $I_{Ri} < 255$ , 对于显性缺陷,  $I_i < I_M$ 。校正后正常区域接近高亮, 缺陷区域的亮度较低。

### 2.3 初步分类

校正后, 缺陷、花梗和萼片这些区域亮度较低, 正常区域亮度增加。试验过程中, 将真正的苹果、果梗和花萼等作为苹果初步分类的候选区域。采用单阈值分割算法可以轻松地从修改后的图像中分割出候选缺陷区域<sup>[15]</sup>。

根据从苹果图像分割的缺陷候选区域的数量可以预测苹果是否存在缺陷。如果候选缺陷数量为 2 个或更多, 该苹果存在缺陷; 如果候选缺陷数量为 1 个, 则无法确定苹果是否存在缺陷。

为了将缺陷候选区域与实际缺陷、果梗和花萼区分开, 需要提取特征进行训练, 文中选择 6 个平均颜色特征、1 个 R 通道图像统计特征和 5 个纹理特征。

从样品的彩色 RGB 图像中, 通过直接或颜色空间转换可以得到缺陷候选区域的 6 个颜色特征 ( $R$ 、 $G$ 、 $B$ 、 $H$ 、 $S$ 、 $I$  分量的平均值)。可以从对应像素的  $RGB$  分量中得到  $H$  分量的值, 如式(5)所示<sup>[16]</sup>。

$$H = \begin{cases} \theta, (B \leq G) \\ 360 - \theta, (B > G) \end{cases} \quad (5)$$

$\theta$  通过式(6)求得。

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - G)(G - B)}} \right\}. \quad (6)$$

饱和度分量  $S$  通过式(7)求得<sup>[17]</sup>。

$$S = 1 - \frac{3}{(R + G + B)} [\min(R, G, B)]. \quad (7)$$

强度分量  $I$  通过式(8)求得。

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B). \quad (8)$$

候选区域的统计特征选择与缺陷候选区域相对应的  $R$  分量的标准偏差, 特征统计量如式(9)所示。

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (t_i - \bar{t})^2}{M}}, \quad (9)$$

式中:

$t_i$  ——缺陷候选区域对应的通道图像中第  $i$  个像素的灰度值;

$\bar{t}$  ——缺陷候选区域对应的通道图像中所有像素的平均灰度值;

$M$  ——缺陷候选区域中的像素数。

在  $R$  通道图像中, 通过灰度共生矩阵提取纹理特征。包括熵、能量、相关性、转动惯量和局部平稳性。

### 2.4 进一步分类

文中选择相关向量机为缺陷候选区域分类算法。相关向量机 (Relevance Vector Machine, RVM) 是由 Michael E. Tipping 在贝叶斯模型基础上提出的监督式机械学习算法<sup>[18]</sup>。

假设输入为  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N$ , 并且目标函数是一个标量, 根据标准概率方程, 目标函数是目标值的平均值  $y(x_i; \omega)$  和零均值高斯噪声  $\epsilon_i$ , 如式(10)所示。

$$t_i = y(x_i; \omega) + \epsilon_i. \quad (10)$$

则目标值遵循高斯概率分布, 如式(11)所示。

$$p(t_i | x) = N(t_i | y(x_i; \omega), \sigma^2), \quad (11)$$

式中:

$N(t_i | y(x_i; \omega), \sigma^2)$  ——正态分布函数, 其分布由  $t_i$ 、 $y(x_i; \omega)$  以及方差  $\sigma^2$  决定;

$y(x_i; \omega)$  ——核函数确定的值, 核函数由训练样本  $\Phi_i(x) \equiv K(x, x_i)$  确定, 如式(12)所示<sup>[19]</sup>。

$$y(x_i; \omega) = \sum_{i=1}^N \omega_i K(x, x_i) + \omega_0. \quad (12)$$

假设  $t_i$  彼此独立, 在  $\omega$  和  $\sigma^2$  条件下目标值  $t$  的完整概率如式(13)所示。

$$p(t | \omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \| t - \Phi \omega \|^2 \right\}, \quad (13)$$

式中:

$t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$  ——目标函数向量;

$\omega$  —— $\omega_i$  组成的权向量,  $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ ;

$\Phi$  —— $N \times N$  的设计矩阵,  $\Phi = [\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_N)]^T$ 。

由于训练样本中有大量的参数, 导致  $\omega$  和  $\sigma^2$  最大似然估计过度学习, 为了避免这一现象, 可以加入约束条件对参数进行限制。在相关向量机中, 采用贝叶斯透视法作为约束条件来定义一个  $\omega$  相对简单的函数, 即所有  $\omega$  分量  $\omega_i$  都符合均值为 0 和方差为  $\alpha_i^{-1}$  的正态分布, 如式(14)所示。

$$p(\omega | \alpha) = \prod_{i=0}^N N(\omega_i | 0, \alpha_i^{-1}) =$$

$$\prod_{i=0}^N \frac{\alpha_i}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\alpha_i w_i^2}{2}\right). \quad (14)$$

对于每个权重,式(14)都有一个独立的分布参数,可以降低先前分布的复杂度。

式(13)中,为了与最终函数匹配,需要在超参数  $\alpha$  中加入噪声函数  $\sigma^2$ 。该函数满足如式(15)所示的伽马分布比例函数。

$$p(\alpha) = \prod_{i=0}^N \text{Gamma}(\alpha_i | a, b). \quad (15)$$

为了保证这些参数无先验知识,通常将其定为  $a = b = 0$ 。遵循基于贝叶斯定理的样本先验和似然分布,可以通过式(16)获得  $w$  后验概率分布。

$$p(w | t, \alpha, \sigma^2) = \frac{2\pi^{-\frac{N+1}{2}}}{|\Sigma|^{-\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{(w-\mu)^T \Sigma^{-1} (w-\mu)}{2}\right], \quad (16)$$

式中:

$$\Sigma = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + A)^{-1};$$

$$\mu = \sigma^{-2} \Sigma \Phi^T t;$$

$$\Omega = \sigma^{-2} I + \Phi A^{-1} \Phi^T;$$

$$A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N).$$

RVM 算法中的模型权值的最大后验估计依赖于参数  $\alpha$  和方差  $\sigma^2$ ,通过最大似然边界分布得到  $\alpha^\wedge$  和  $\sigma^{2\wedge}$ 。最优权值的不确定性可以表示模型预测中的不确定性。预测目标值如式(17)所示。

$$p(t^* | t) = \int p(t^* | w, \alpha, \sigma^2) p(w | \alpha, \sigma^2, t) p(\alpha, \sigma^2 | t) dw d\alpha d\sigma^2. \quad (17)$$

在此,需要通过最大后验估计来预测  $\alpha$  和  $\sigma^2$ ,如式(18)所示<sup>[20]</sup>。

$$(\alpha_{\text{MAP}}, \sigma^2_{\text{MAP}}) = \arg \max_{\alpha, \sigma^2} p(t | \alpha, \sigma^2), \quad (18)$$

式中:

$$p(t | \alpha, \sigma^2) = 2\pi^{-\frac{N}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{t^T \Omega^{-1} t}{2}\right).$$

通过将获得的参数  $\alpha$  和  $\sigma^2$  估计值引入公式中,可以获得如式(19)所示的目标值。

$$p(t^* | t) = N(t^* | y^*, \sigma^{2*}), \quad (19)$$

式中:

$$y^* = \mu^T \Phi(x^*);$$

$$\sigma^{2*} = \sigma^2_{\text{MAP}} + \Phi(x^*)^T \Sigma \Phi(x^*).$$

### 3 试验结果与分析

计算机为 CPU i5-2450M,内存 8 GB。图像处理软件为 MTALB2014、Microsoft visual studio 2010 等软件。相机选择 MER-125-30UC,北京大恒图像视觉有限公司,镜头选择 M1214-MP2,深圳市磊坚光电设备有限公司。光源选用的是圆顶光源,完成苹果缺陷图像的采集。将前满的权值向量和相关特征用于相关向量机训练。采用算

法核函数作为高斯 RBF 内核函数,其宽度通常取决于(设置为  $\sqrt{22}$ )特征数量。在实际应用中,缺陷候选区域可分为实际缺陷类型(1号)或果梗、花萼类(0号)。

为了验证校正与分割的效果,以不同尺寸、形状和外观缺陷不同的苹果为例,验证了亮度校正和候选缺陷分割算法的有效性。校正与分割图如图 4 所示。

从图 4(a)可以看出,试验样品存在不同的缺陷位置和数量,并且苹果姿势是随机分布的。边缘也有缺陷存在且接近正常表皮的亮度,使其难以直接分离。

为了对亮度效果进行加强,直接在  $R$  中使用阈值分割方法,未校正即从通道图像中提取缺陷候选区域,结果如图 4(b)所示。由于苹果图像的亮度分布不均,通常无法检测出苹果图像边缘区域的缺陷。并且很容易被错误地判定为缺陷。

从图 4(c)可以看出,即使对亮度进行了校正,缺陷、果柄和花萼的亮度仍然较低,缺陷与正常果皮对比度增加。特别是在边缘区域,对比度更大,这在提取缺陷候选区域方面是有利的。

图 4(d)为亮度校正后苹果图像中缺陷候选区域的分割结果。相比之下,该方法可以准确地识别出果实、果梗和花萼,可以很好地识别出苹果边缘缺陷,不会误分割果实的边缘。

先对缺陷候选区域进行分割,然后对缺陷候选区域的数量进行计数,标记为  $N$ 。将苹果样品可分为 3 类:正常水果( $N=0$ ),缺陷水果( $N \geq 2$ )和待处理水果( $N=1$ )。这 3 种典型形式,以及原始 RGB 图像、亮度校正和分割结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,经过校正和分割后,苹果图像第一列中的候选区域数量为 0。即在相机的视场中没有真实的缺陷、果梗、花萼等低亮区域,初步判断样品正常。

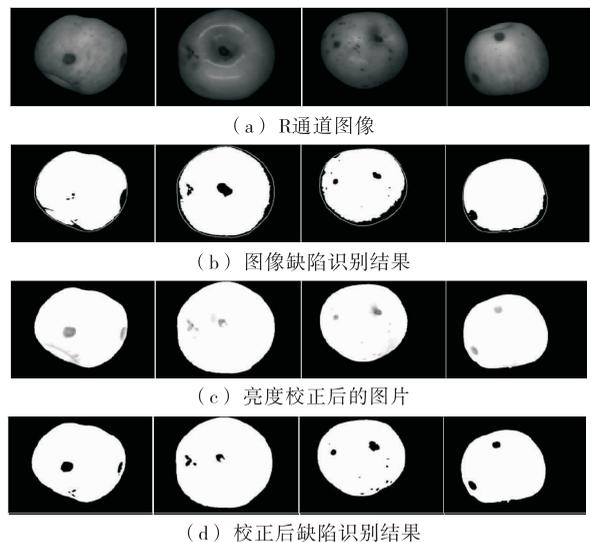


图 4 校正与分割

Figure 4 Correction and segmentation

第 2 列和第 3 列分割缺陷候选区域后,分割的候选区域数  $N=1$ ,缺陷可以为实际缺陷、果梗、花萼等。因此,不可能预先确定这种苹果是否有缺陷或正常。因此,需要进一步的判断。在苹果图像的第 4 列中,经过亮度校正和缺陷候选区域分割。分割出的候选区域的数量为  $N=2$ 。

考虑到果梗和花萼不能在相机的同一视野中出现。苹果样品可以初步确定为有缺陷的水果。选择区域数  $\geq 2$  的苹果样本也可以初步判断为缺陷果。果梗和花萼在同一视野中无法同时出现。经证实,苹果样品是有缺陷的水果。

为了检验算法的性能,分别测试了 500 个无缺陷苹果、250 个只有一个缺陷的苹果和 250 个不同缺陷数量的苹果。每个苹果采集一个图像,然后人为控制水果的位置和姿势。测试结果见表 1。根据候选区域数  $N=0$ ,在算法的初始识别阶段,将照相机视场内的所有(250 个)无果梗和花萼的苹果正确判定为正常水果。当  $N \geq 2$  时,所有(250 个)缺陷苹果均被判定为有缺陷的水果。当  $N=1$  时,进一步判断 250 个仅在相机视野中具有果柄或花萼的苹果,其中有 246 个为正常果实,有 4 个被判定为有缺陷苹果。该检测算法还确定了相机视野中的 250 个缺陷苹果,其中 245 个是缺陷水果,5 个误判为正常水果。在 1 000 个样本中,有 991 个被正确分类,总体识别准确率达到 99.1%。

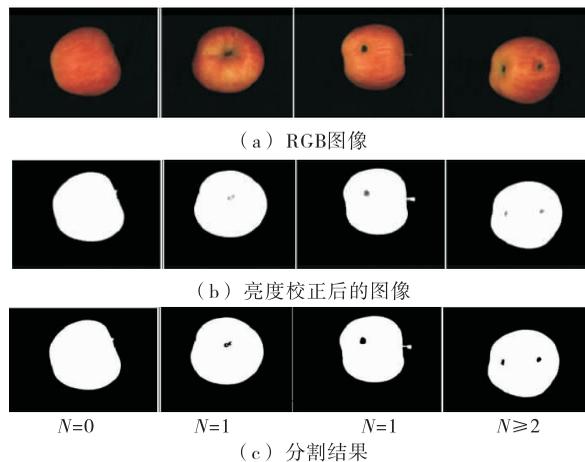


图 5 品质初步判断  
Figure 5 Preliminary quality judgment

表 1 检测结果  
Table 1 Detection result

类别	样本数	候选区数	分类结果		分类精度/%
			正常	缺陷	
正常果	250	0	250	0	100.0
	250	1	246	4	98.4
缺陷果	250	1	245	5	98.0
	250	$\geq 2$	250	0	100.0
合计	1 000	—	991	9	99.1

## 4 结论

将自动亮度校正技术和加权矢量机相结合,实现了基于机器视觉的苹果缺陷快速检测。该检测方法对 1 000 个测试样本的识别准确率为 99.1%。表明该方法对苹果缺陷检测效果较为清晰,各种缺陷检测准确率比较高。考虑到试验装置和数据的规模,这项研究仍处于起步阶段。后续将不断改进和完善基于机器视觉的苹果缺陷快速检测方法。

### 参考文献

- [1] 李瑞, 敖雁, 孙启洵, 等. 大田农业物联网应用现状与展望[J]. 北方园艺, 2018, 42(14): 148-153.
- [2] 刘国斌, 车宇彤. 农业信息化与农业现代化融合发展研究[J]. 情报科学, 2019, 37(1): 148-155.
- [3] 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.
- [4] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于 Goog Le Net 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 30-35.
- [5] 李红娟, 杨颖辉. 基于混沌多宇宙算法的苹果表面缺陷检测研究[J]. 江苏农业科技, 2017, 45(15): 202-205.
- [6] 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.
- [7] 郭亚, 朱南阳, 夏倩, 等. 中国农业物联网及“互联网+农业”进展[J]. 世界农业, 2018, 40(7): 202-209.
- [8] 朱奇, 郭江, 曾兵, 等. 基于层次分析法的输电线路防山火预警评估模型[J]. 电测与仪表, 2018, 55(6): 71-78.
- [9] 刘杨洋, 苏建徽. 一种分布式电力电子环网拓扑及时钟同步算法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(17): 37-42.
- [10] HU Jian-jiang, FICHTNER Maximilian, BARICCO Marcello. Preparation of Li-Mg-N-H hydrogen storage materials for an auxiliary power unit[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(27): 17 144-17 148.
- [11] LIU Guang-ming, YANG Ming-gan, LANG Guang, et al. Analysis of the heat generation of lithium-ion battery during charging and discharging considering different influencing factors[J]. Journal of Thermal Analysis & Calorimetry, 2014, 116(2): 1 001-1 010.
- [12] ULRIKE K, FRIDOLIN R, ERANDA H, et al. Review-Dynamic models of Li-Ion batteries for diagnosis and operation: A review and perspective[J]. Journal of The Electrochemical Society, 2018, 165(16): 3 656-3 673.
- [13] HOU Kai-yuan, SHAO Guang-hui, WANG Hai-ming, et al. Research on practical power system stability analysis algorithm based on modified SVM[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 2-7.
- [14] GAUTAN J V, PRAJAPATI H B, DABHI V K, et al. Empirical study of job scheduling algorithms in hadoop MapReduce[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2017, 21(1): 146-163.

(下转第 148 页)

- 究进展[J]. 食品工业科技, 2019, 40(10): 320-333.
- [2] 林洪双. 樟树营养袋苗培育与套种技术[J]. 南方农业, 2017, 11(8): 23-24.
- [3] 伍妮姐. 香樟树生物学特性及栽培技术要点[J]. 南方农业, 2017, 11(17): 24-25.
- [4] 廖矛川, 杨芳云, 沙光普, 等. 樟树叶化学成分研究[J]. 中国民族大学学报(自然科学版), 2012, 31(3): 52-55.
- [5] ZHOU Hai-xu, REN Jia-li, LI Zhong-hai. Antibacterial activity and mechanism of pinoselin from *Cinnamomum Camphora* leaves against food-related bacteria[J]. Food Control, 2017, 79: 192-199.
- [6] 冉晓敏, 李忠海, 付湘晋, 等. 樟树多酚提取工艺的研究[J]. 食品与机械, 2011, 27(2): 51-54.
- [7] LI Yan-ru, FU Chun-sheng, YANG Wen-jing, et al. Investigation of constituents from *Cinnamomum camphora* (L.) J. Presl and evaluation of their anti-inflammatory properties in lipopolysaccharide-stimulated RAW 264.7 macrophages[J]. Journal of Ethnopharmacology, 2018, 221: 37-47.
- [8] 王智慧. 樟树叶化学成分的研究[J]. 天然产物研究与开发, 2014, 26(6): 860-863.
- [9] KATSAMPA P, VALSAMEDOU E, GRIGORAKIS S, et al. A green ultrasound-assisted extraction process for the recovery of antioxidant polyphenols and pigments from onion solid wastes using Box-Behnken experimental design and kinetics[J]. Industrial Crops and Products, 2015, 77: 535-543.
- [10] WANG Kai, HU Lin, JIN Xiao-lu, et al. Polyphenol-rich propolis extracts from China and Brazil exert anti-inflammatory effects by modulating ubiquitination of TRAF6 during the activation of NF- $\kappa$ B[J]. Journal of Functional Foods, 2015, 19: 464-478.
- [11] DENG Yun, ZHAO Yan-yun, ZAKOUR O P, et al. Polyphenols, antioxidant and antimicrobial activities of leaf and bark extracts of *Solidago Canadensis* L. [J]. Industrial Crops and Products, 2015, 74: 803-809.
- [12] 曾柏全, 冯金儒, 朱永瑞, 等. 樟树叶纤维素液态发酵的工艺优化[J]. 环境工程学报, 2015, 9(7): 3 461-3 467.
- [13] 姜少娟, 王胜男, 刘晓莉. 响应面法优化香樟叶总黄酮的超声提取工艺[J]. 黑龙江农业科学, 2018(6): 90-97.
- [14] 张峰. 樟树枝叶制取精油的剩余物中活性成分及其生物活性研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2018: 41-50.
- [15] 袁列江, 伍平香. 响应面法优化热回流提取樟树叶中木脂素工艺[J]. 食品工业科技, 2018, 39(21): 46-51.
- [16] 李应洪, 周海旭, 李忠海. 樟树叶中木脂素化合物的分离鉴定及其抑菌活性[J]. 中国食品学报, 2018, 18(8): 267-273.
- [17] 周海旭, 李忠海, 钟海雁, 等. 微波辅助乙醇提取樟树叶多酚工艺优化[J]. 食品与机械, 2013, 29(5): 364-366.
- [18] 周海旭, 李忠海, 张慧, 等. 微波辅助提取樟树叶木脂素工艺优化[J]. 食品与机械, 2016, 32(6): 193-197.
- [19] 付湘晋, 王挥, 冉晓敏, 等. 樟树叶多酚提取物体外清除自由基及抗油脂氧化活性研究[J]. 食品工业科技, 2013, 34(19): 108-110, 114.
- [20] 刘倩倩. 响应面优化绿豆皮不溶性膳食纤维超声辅助提取工艺[J]. 食品工业科技, 2019, 40(14): 203-207.
- [21] 陈瑞喜, 王璐璐, 陈德蓉, 等. 超声波辅助酶法提取葡萄皮渣多酚工艺优化[J]. 食品工业科技, 2019, 40(9): 198-201.
- [22] 李卓瓦, 袁晓芸, 赵鑫磊, 等. 超声波辅助提取石榴果皮多酚工艺优化及其抗氧化活性[J]. 食品工业科技, 2019, 40(1): 136-142.
- [23] 陈海光, 刘朝霞, 于立梅. 山竹果皮中多酚类物质的抗氧化性研究[J]. 食品工业科技, 2011, 32(9): 107-115.
- [24] 陈韵, 石展望, 黄晓敏. 超声波辅助提取大豆总木脂素及其含量分析[J]. 大豆科学, 2010, 29(1): 168-171.
- [25] ZHU Cai-ping, LIU Xiao-lin. Optimization of extraction process of crude polysaccharides from pomegranate peel by surface methodology[J]. Carbohydrate Polymers, 2013, 92: 1 197-1 202.
- [26] 谷政伟, 胡铁, 贾媛, 等. 微波辅助提取缙草总黄酮工艺研究[J]. 中药材, 2014, 37(11): 2 092-2 095.
- [27] 国田, 张娜, 符群, 等. 几种辅助提取方式对蓝莓原花青素浸提效果及抗氧化活性的影响[J]. 北京林业大学学报, 2020, 42(9): 139-148.

(上接第 129 页)

- [15] CAETANOC E F, LIMA A B, PAULINO J O S, et al. A conductor arrangement that overcomes the effective length issue in transmission line grounding[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 159: 31-39.
- [16] SONG Zi-you, LI Jian-qiu, HOU Jun, et al. The optimization of a hybrid energy storage system at subzero temperatures: Energy management strategy design and battery heating requirement analysis [J]. Applied Energy, 2015, 159: 576-588.
- [17] KERESZTES J C, GOODARZI M, SAEYS W. Real-time pixel based early apple bruise detection using short wave infrared hyperspectral imaging in combination with calibration and glare correction techniques[J]. Food Control, 2016, 66(1): 215-226.
- [18] JIA Zhi-wei, WANG Li-jun, ZHANG Jin-chuan, et al. High efficiency, low power-consumption DFB quantum cascade lasers without lateral regrowth[J]. Nanoscale Research Letters, 2017, 12(1): 88-95.
- [19] AZUMAYA Caleigh M, DAYS Emily L, VINSON Paige N, et al. Screening for AMPA receptor auxiliary subunit specific modulators[J]. PLoS ONE, 2017, 12(3): 1 523-1 538.
- [20] FAN Cheng-li. Hybrid artificial bee colony algorithm with variable neighborhood search and memory mechanism[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(2): 405-414.