

基于机器视觉的苹果在线分级

Research on apple online classification based on machine vision

李 颀 胡家坤

LI Qi HU Jia-kun

(陕西科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710021)

(College of Electrical and Control Engineering, Shaanxi University of
Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China)

摘要:通过 CCD 相机动态采集苹果两个面的实时图像, 提出了泛洪填充 + 自适应 Ostu 阈值分割算法提取苹果的轮廓, 采用最小外接圆法对苹果上表面图像进行处理得到苹果果径, 采用最小外接矩形法对苹果侧表面图像进行处理提取苹果果形特征; 将图像进行 RGB 到 HSV 空间转换, 提取苹果的着色度、果锈, 以及疤痕特征, 采用基于改进粒子群算法的 SVM 决策树的分类方法进行苹果的分级。结果表明, 该方法对特级果、一级果、二级果和等外果的识别准确率分别达 96%, 94%, 98%, 98%, 分级速率达 4 个/s, 可以满足苹果在线分级的要求。

关键词: 苹果分级; 机器视觉; 阈值分割; 特征提取; SVM; 粒子群

Abstract: Using CCD camera to dynamically collect real-time images of two sides of the apple, a flood filling + adaptive Ostu threshold segmentation algorithm is proposed to extract the outline of the apple. The minimum outer circle method is used to process the upper surface image of the apple to obtain the fruit diameter of the apple. Rectangular method is used to extract the apple's fruit shape features by processing the apple's side surface image; the image is converted from RGB to HSV space to extract the apple's coloring degree, fruit rust, and scar features, and the classification of the SVM decision tree based on the improved particle swarm algorithm Method for grading apples. The experimental results show that the recognition accuracy rates of extra-grade fruits, first-grade fruits, second-grade fruits and other outer fruits have reached 96%, 94%, 98% and 98%, respectively, and the classification rate has reached 4 s^{-1} , which can satisfy the requirement for online-grading apples.

Keywords: apple grading; machine vision; threshold segmentation; feature extraction; SVM; particle swarm

目前, 苹果的分级主要靠人工完成, 该方法存在主观误差大、效率低和苹果易造成二次损伤等问题。随着机器视觉技术的快速发展, 图像处理在水果质量检测方面也取得了深入进展^[1]。Yang 等^[2]提出了基于多图像特征和加权 k 均值聚类算法的苹果自动分级方法, 该方法能快速有效地将苹果按质量进行分级, 但并不能实现苹果缺陷类型的具体区分。Li 等^[3]提出了基于苹果大小、颜色和果形特征的决策信息融合方法, 利用 BP 神经网络分类器进行分类, 然后将分类器的输出进行组合构造基本概率分类器, 根据 D-S 融合规则进行决策, 但其分级准确率较低。王阳阳等^[4]采用同态滤波和改进的 K-means 算法对苹果图像进行了背景分割和特征提取, 但只能处理苹果的一个面, 因此准确率较低。石瑞瑶等^[5]利用镜面反射的原理采集苹果侧面, 再结合正面图像进行处理, 对镜子中的图像进行分割, 增加了识别时间和分级效率。于蒙等^[6]将彩色图片 HSI 模型中 S 通量分离出来, 采用神经网络对是否存在缺陷进行判断, 但该方法样本大, 训练速度慢, 增加了系统运行时间, 降低了分级效率。

试验拟通过采集视野内苹果的正面和侧面图, 综合两个面的特征对苹果进行分级, 通过粒子群优化的 SVM 决策树算法将苹果分为特级果、一级果、二级果和等外果, 以增加苹果在线分级的准确度并提高分级效率。

1 材料与方法

1.1 试验材料

红富士苹果^[7]: 综合 GB/T 10651—2008 以及 NY/T 1075—2006, 根据苹果果径、果形、着色度、疤痕和果锈特征将红富士苹果划分为特级果、一级果、二级果和等外果, 如表 1 所示。试验样本为经人工严格拣选的各等级

基金项目: 陕西省农业主导产业发展项目 (编号: 201806117YF05NC13[1]); 陕西省科技厅农业科技攻关项目 (编号: 2015NY028)

作者简介: 李颀 (1973—), 女, 陕西科技大学教授, 博士。

E-mail: 67478678@qq.com

收稿日期: 2020-05-21

红富士各 100 个,试验地点为西安品诚电子科技有限公司。

1.2 苹果图像采集

图像采集装置(图 1)包括传送带、黑色暗箱、LED 灯、CCD 彩色工业相机、PC、翻滚装置以及光电传感器。传送带尺寸为 150 cm×40 cm;暗箱尺寸为 40 cm×40 cm×40 cm;两个长度为 35 cm 的 LED 补光灯置于暗箱顶部侧面;CCD 工业相机垂直悬挂于暗箱顶部中央位置,像素为 300 W,最大分辨率为 2 048×1 536,相机视场大小为 40 cm×40 cm;光电传感器位于暗箱入口处;翻滚装置大小为 40 cm×10 cm,最多可同时翻转 5 个苹果。

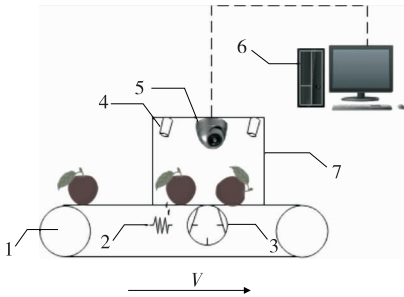
通过对苹果果径、果形、着色度、疤痕和果锈特征特点进行分析可知,根据苹果上表面图像可得出果径特征,根据苹果侧面图像可得到果形特征,根据果锈形成原因与分布特点可知其多分布于苹果的上表面和侧面。故为了提高分级准确性,综合苹果上表面和一个侧面图像特征对苹果进行在线分级。

当光电传感器检测到有苹果完全进入后,相机开始采集图像。首先,将苹果果梗摆放在与传送带运动方向垂直的方向上,此时摄像头采集一幅苹果上表面图像,经翻滚装置后摄像头采集一幅苹果侧面朝上的图像。为了保证采集到的图像清晰且光线均匀,在暗箱内部两侧靠近顶部的位置安装两个相互对称的 LED 补光灯。

表 1 红富士外观等级分级标准

Table 1 Red Fuji appearance rating standard

等级	果径/mm	果形	着色度	疤痕/cm ²	果锈/cm ²
特级果	≥70	≥0.90	≥0.85	无	无
一级果	≥70	≥0.75	0.75~0.85	无	无
二级果	≥60	≥0.50	0.55~0.75	≤0.5	≤0.1
等外果	<60	<0.50	<0.55	>0.5	>0.1



1. 传送带 2. 光电传感器 3. 翻滚装置 4. LED 灯 5. CCD 相机 6. PC 7. 暗箱

图 1 苹果图像采集装置示意图

Figure 1 Schematic diagram of apple image acquisition device

1.3 背景分割

1.3.1 图像预处理 系统通过摄像头采集苹果图像,由于苹果表面光滑,光线容易发生反射,所拍摄到的果面可能会因为角度和光照影响出现光照不均现象,故采用同态滤波方式对图像进行增强,采用中值滤波方式消除噪声。同时,为了提高苹果在线分级的效率,仅对感兴趣区域进行背景分割与特征提取;最后综合两幅不同位姿的苹果图像信息对苹果进行分级。

1.3.2 背景分割 为了从苹果图像中提取出苹果轮廓,一般采用边缘检测、阈值分割、区域提取 3 种方法。由于光照、拍摄角度等问题,单一的阈值又不利于多峰图像的分割,在复杂背景下容易出现欠分割、过分割等问题,所以采用全局阈值分割效果并不理想。自适应 Ostu 阈值分割算法可以通过自动计算最佳阈值对图像中的苹果进行提取。泛洪填充算法是从一个点开始,将其附近像素点依次填充成新的颜色,直到封闭区域内的所有像素点均被填充成新颜色为止,采用泛洪填充算法将图像中与背景颜色相近的部分填充成黑色,可以突出背景与前景的差距。故采用泛洪填充+自适应 Ostu 的算法进行背景分割,使 Ostu 自适应分割效果更加显著,具体步骤如下。

(1) 将输入的原图[图 2(a)]进行图像预处理。

(2) 对预处理后的图像进行泛洪填充,计算得到图像高度 h 和宽度 w ,种子点 $(w-1, h-1)$,填充的颜色 RGB 新值为 $(0, 0, 0)$,相对于种子点向下的像素值为 $(10, 10, 10)$,向上的像素值为 $(9, 9, 9)$,采用 8 领域填充法进行填充,结果如图 2(d)所示。

(3) 假设图 2(d)前景与背景分割阈值为 t ,前景点占图像的比例为 W_0 ,均值为 U_0 ,背景点占图像的比例为 W_1 ,均值为 U_1 。那么,整个图像的均值为:

$$U = W_0 \times U_0 + W_1 \times U_1. \tag{1}$$

目标函数为:

$$g(t) = W_0 \times (U_0 - U)^2 + W_1 \times (U_1 - U)^2. \tag{2}$$

其中 $g(t)$ 是分割阈值为 t 时的类间方差表达式。Ostu 算法可以使 $g(t)$ 取得全局最大值,当 $g(t)$ 达到最大时,所对应的 t 被称为最佳阈值,处理结果如图 2(f)所示。

由图 2 可知,未进行泛洪填充处理的图像灰度直方图存在两个尖峰,对原图进行 Ostu 分割后的边缘较差,存在欠分割问题;经泛洪填充后的图像直方图尖峰明显,进行 Ostu 分割处理效果很好,证明了试验方法是可行的。

1.4 特征提取

1.4.1 果径 根据鲜苹果分级标准可知,苹果果径等于苹果的最大横截面直径。故采用最小外接圆法对苹果上表面的二值化图像进行计算,得到苹果果径,结果如图 3 所示。

首先按式(3)计算出最小外接圆的质心 (C_x, C_y) 。

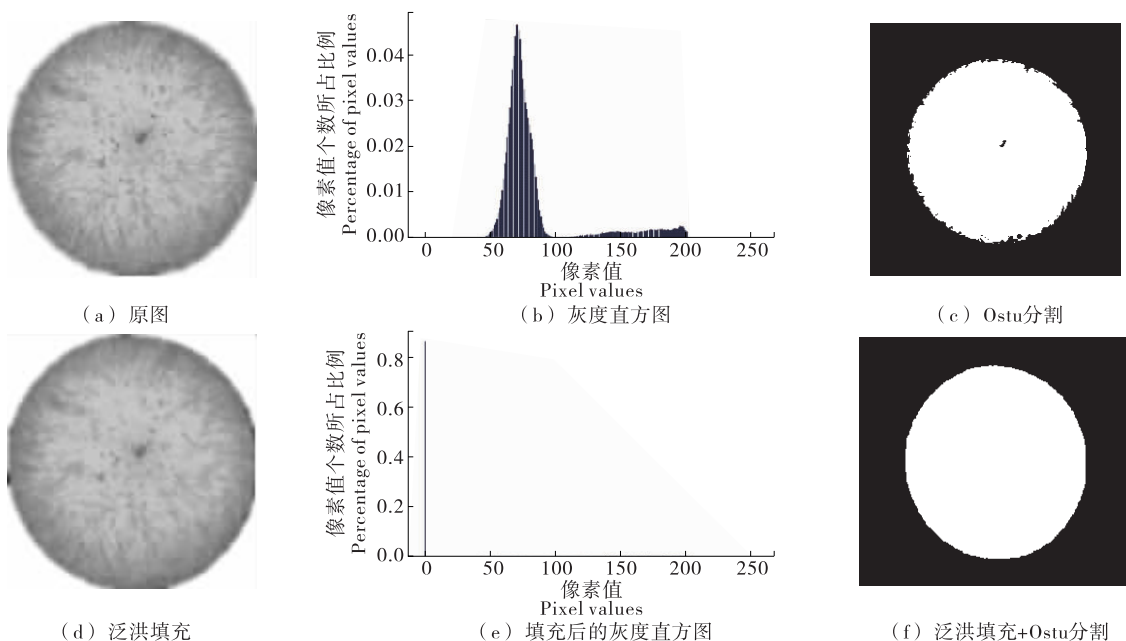


图2 图像分割过程与比较

Figure 2 Image segmentation process and comparison

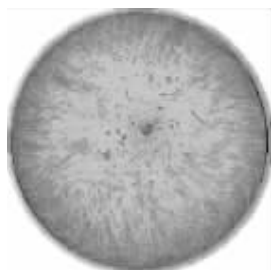


图3 最小外接圆

Figure 3 The smallest circumscribed circle

$$\begin{cases} C_x = \frac{M_{10}}{M_{00}} \\ C_y = \frac{M_{01}}{M_{00}} \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

C_x ——质心的横坐标;

C_y ——质心的纵坐标;

M_{10} ——二值图中水平向右的像素个数;

M_{00} ——总像素个数;

M_{01} ——垂直向下的像素个数。

将图像的质心作为苹果轮廓的圆心,遍历轮廓上所有像素点,计算出目标像素点离质心的最大距离 d ,即最小外接圆的半径。

$$d = \sqrt{(x_i - C_x)^2 + (y_i - C_y)^2}, \quad (4)$$

式中:

x_i ——目标像素点的横坐标;

y_i ——目标像素点的纵坐标;

d ——两点之间的距离。

$$R = f(2d), \quad (5)$$

式中:

R ——果径,mm;

$f(x)$ ——实际尺寸大小 R 与最小外接圆 d 之间对应的关系。

通过游标卡尺测量 30 个苹果的真实半径,使用 CurveExpert 软件对 $f(x)$ 进行拟合可得:

$$f(x) = 0.8436x - 6.9413. \quad (6)$$

1.4.2 果形 根据 GB/T 22444—2008,按式(7)计算果形。

$$K = \frac{L}{D}, \quad (7)$$

式中:

K ——果形指数;

L ——果实最大纵径,mm;

D ——果实最大横径,mm。

为了获取果实的最大纵径,对苹果侧表面图像进行处理。利用最小外接矩形法提取苹果的最大横径与最大纵径,结果如图 4 所示。

1.4.3 着色度 目前,常用的彩色模型包括 RGB 模型和 HSV 模型。其中 HSV 模型更符合人眼对颜色的认知,是面向彩色处理最常用的模型,其中 H 为色度、 S 为饱和度、 V 为明度^[8]。故选择在 HSV 颜色空间上对苹果的着色度、疤痕和果锈特征进行提取。

根据红富士苹果分级标准可知,苹果着色度为统计集中着色面,条红或者片红的程度。通过统计两帧图像中红色所占的比例,得出红富士苹果的着色度。

首先将 RGB 图转换成 HSV 图,然后选取红色的提取范围 $H(156\sim180)$ 、 $S(43\sim256)$ 、 $V(46\sim255)$ 。经阈值处理后统计图像中白色像素点个数,按式(8)计算苹果的着色度。

$$\begin{cases} C_1 = \frac{r_1}{s_1} \\ C_2 = \frac{r_2}{s_2} \\ C = \frac{C_1 + C_2}{2} \end{cases}, \quad (8)$$

式中:
 C ——着色度;

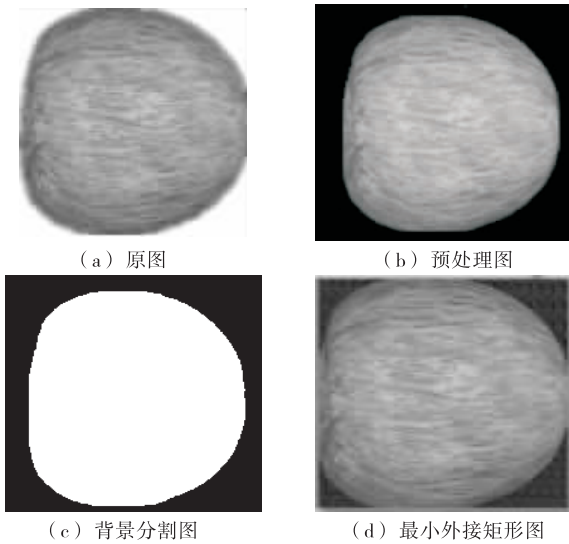


图 4 果形提取

Figure 4 Fruit shape extraction

C_1 ——第一帧苹果的着色度;
 C_2 ——第二帧苹果的着色度;
 r_1 ——第一帧图像阈值处理后白色像素点个数;
 r_2 ——第二帧图像阈值处理后白色像素点个数;
 s_1 ——第一帧整个苹果像素点个数;
 s_2 ——第二帧整个苹果像素点个数。

苹果着色的提取结果如图 5 所示。

1.4.4 苹果缺陷 苹果在生长、采摘和运输过程中受天气、病害、虫害和碰伤等伤害产生疤痕。苹果果锈是一种比较常见的苹果病害,特别是在中小果园种植的红富士苹果中最为常见,故将疤痕和果锈特征参数作为苹果缺陷的判定依据。由于果梗处的颜色较深,比较容易被判定为疤痕,为了消除此影响,将除果梗处的苹果区域视为感兴趣区域。

为了提取苹果疤痕和果锈特征,首先将采集到的苹果图像由 RGB 空间转换到 HSV 空间,并且分离出图像的 H(色相)、S(饱和度)和 V(亮度)通道图像,如图 6、7 所示。

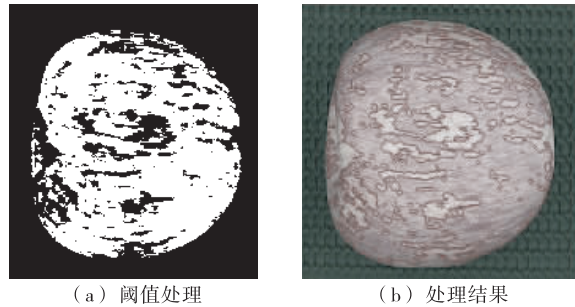


图 5 着色度提取

Figure 5 Coloring degree extraction

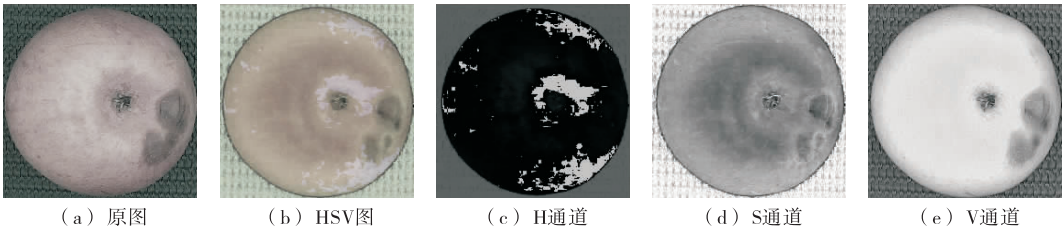


图 6 苹果疤痕图像及 HSV 各通道图像

Figure 6 Apple scar image and HSV channel images

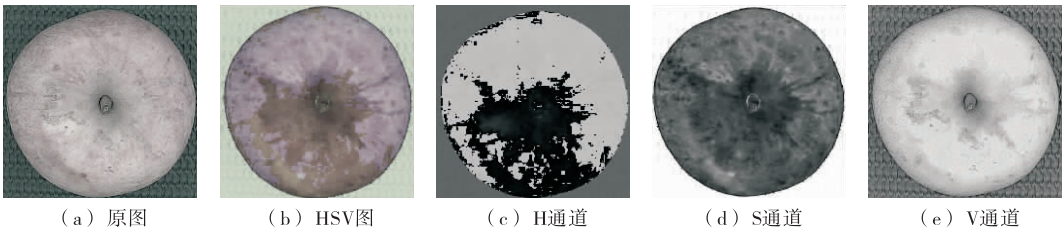


图 7 苹果果锈图像及 HSV 各通道图像

Figure 7 Apple fruit rust image and HSV channel images

由图 6、7 可知,苹果的疤痕和果锈的亮度较暗,故根据苹果 HSV 图像的亮度值对苹果的疤痕和果锈进行特征提取。通过分析疤痕和果锈图像特点,将感兴趣区域中像素点在 $V \in (120 \sim 140)$ 的区域视为疤痕区域, $V \in (150 \sim 180)$ 的区域视为果锈区域。按式(9)计算苹果疤痕和果锈。

$$\begin{cases} S = n_1 \times f(1)^2 / 100 \\ G = n_2 \times f(1)^2 / 100 \end{cases}, \quad (9)$$

式中:

S ——疤痕面积, cm^2 ;

G ——果锈面积, cm^2 ;

n_1 —— $V \in (120 \sim 140)$ 像素点个数;

n_2 —— $V \in (150 \sim 180)$ 像素点个数。

1.5 苹果分级

由于 SVM 算法在小样本训练集上的分类效果相比于其他分类算法有较好的表现,可以提高模型的泛化能力,能够处理高维空间的数据,故选择 SVM 算法对苹果进行分类。但 SVM 算法最初是针对二分类问题提出的^[9],并不能直接应用于多分类问题,由于试验将苹果分为多个等级,因此选择多分类 SVM 分类器对苹果进行分级。

SVM 分类器的惩罚参数 C 与核参数 σ 对最后的分类结果影响非常大,所以需对其进行优化选取。而粒子群算法有着很好的全局寻优能力,可以有效解决非线性问题,收敛速度快,但容易陷入局部最优^[10],故采用基于改进粒子群算法的 SVM 决策树的分类方法进行苹果分级工作,可以克服决策树本身对门限敏感和错误传递的缺陷^[11]。

对苹果样本进行果径、果形、着色度、疤痕和果锈特征的提取,然后将特征参数送入 SVM 决策树分级模型,通过分级模型将苹果分为特级果、一级果、二级果和三级果。

1.5.1 SVM 分类器的设计 假设训练样本为 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, l$, $x_i \in R^n$, $y_i \in \{-1, 1\}$, l 为样本个数, n 为输入维数。当两类样本为线性可分时,选择线性分类器的目标函数为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ s.t., y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}. \quad (10)$$

当训练集样本为线性不可分时,需引入松弛变量与惩罚参数,经优化的目标函数为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \\ s.t., y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i \\ \zeta_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}, \quad (11)$$

式中:

w, b ——待求系数;

ζ ——松弛变量(可由经验值得到);

C ——惩罚参数(控制松弛变量造成的影响)。

由于采集到的特征值所对应的特征向量为高维特征向量,在低维空间线性不可分,故采用径向基核函数对上述目标函数进行求解,其数学表达式为:

$$K(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (12)$$

式中:

$\|x_1 - x_2\|$ ——向量间的距离;

σ ——给常数(可由改进的粒子群优化算法进行选取)。

(1) 首先将 $\{C, \sigma\}$ 映射成一个粒子,然后对种群的大小、最大迭代次数、 C 与 σ 的取值范围、粒子的初始位置以及速度进行初始化。

(2) 根据适应度函数计算适应度值,然后通过排序确定粒子群的全局历史最优值。

(3) 更新迭代新粒子的位置及速度。采用动态的惯性权重,其上限为 0.9,下限为 0.4,可以使得粒子群前期注重全局寻优,后期注重局部寻优,惯性权重随迭代次数增加而降低。

(4) 迭代终止,输出最优惩罚参数 C 和核参数 σ 。

通过改进的粒子群优化算法得到 SVM 参数,建立 SVM 二分类器,为建立 SVM 决策树模型作好准备。

1.5.2 SVM 决策树模型的建立 根据红富士苹果分级标准,将红富士苹果分成特级果、一级果、二级果和等外果 4 个类别。若采用 SVM 算法进行 4 分类需要构造一个三级 SVM 分类模型,模型比较复杂,训练耗时,会降低苹果在线分级的效率。故为了降低模型的复杂度,提高苹果在线分级效率,采用决策树+SVM 多分类模型结合的方法进行苹果分级。

由于等外果的果径、果形、着色度、疤痕以及果锈特征参数与其他几个级别苹果的特征参数差别较大,故首先进行等外果等级的判定。假设苹果图像提取到的五维特征为 $\eta = [R, K, C, S, G]$, 将果径、果形和着色度特征参数设为一组 $\eta_1 = [R, K, C]$, 将疤痕与果锈特征参数设为一组 $\eta_2 = [S, G]$, 将等外果设定阈值设为 $\eta_{01} = [0.6, 0.5, 0.55]$ 和 $\eta_{02} = [0.5, 0.1]$ 。模型首先对输入样本进行等外果等级判断,当 $\eta_1 < \eta_{01}$ 或 $\eta_2 > \eta_{02}$ 时,系统将其判定为等外果,不再进行后续处理并直接输出结果。当 $\eta_1 \geq \eta_{01}$ 且 $\eta_2 \leq \eta_{02}$ 时系统将其判定为等内果并进行后续的分级处理。SVM 决策树模型如图 8 所示。

试验采用 SVM 分类器级连+决策树的方式建立分级模型,样本在经决策判断后被送入 SVM1 分类器中,被分成特级果以及次级果,然后次级果被送入 SVM2 分类器中,被分成一级果以及等外果。

2 结果与分析

试验是在 Intel 酷睿 i7 处理器,运行内存 16G 的电脑上进行。编程环境是 python 3.5.4 以及 opencv 4.1.1。采用 200 万像素无畸变工业 CCD 相机进行苹果图像采集,分辨率为 $1\,280\times 760$,帧率为 60。

对采集到的第一帧苹果图像进行轮廓的提取,采用最小外接圆法得到苹果的像素直径,然后将其与通过游标卡尺测量的苹果真实果径进行拟合处理,部分样本数据如表 2 所示。

经曲线拟合可以获得像素点个数与实际尺寸之间的关系,其平均误差为 1 mm,可以满足实际需求。

试验前,挑选出经人工严格分拣的各级红富士苹果 100 个,随机选取其中各 50 个作为 SVM 决策树模型的训练样本,其余样本作为测试样本。将 200 个训练样本严格按照等级依次摆放在传送带上。将样本的果径、果形、着色度、疤痕和果锈 5 个特征作为模型的输入,通过粒子群优化算法对 SVM1 分类器和 SVM2 进行参数的选择,最终完成整个 SVM 决策树模型的训练。将粒子群优化算法的种群数量设置为 20,最大迭代次数设置为 100,得到 SVM1 的惩罚参数 $C_1=15.6$,核参数 $\sigma_1=3.4$,SVM2 的惩罚参数 $C_2=17.2$,核参数 $\sigma_2=7.8$,其粒子群的适应

度变化曲线如图 9 所示。

然后用剩下的 200 个苹果对试验中的方法进行验证,将各等级的 50 个样本排序放置于传送带上,基于机器视觉技术,提取苹果的多个特征,利用 SVM 决策树模型对苹果进行在线分级,结果如表 3 所示。以人工分级为标准,特级果、一级果、二级果和等外果的分级准确率分别为 96%,94%,98%,98%,总体准确率为 96.5%,由此验证了文章提出的方法的准确性和可行性。同时,在试验环境下,当传送带运行速率为 0.3 m/s 时,平均分级速度为 4 个/s,高于人工分级,可以满足苹果在线分级的需求。

采用试验方法对红富士苹果进行在线分级,分级准确率较高,但仍对个别样本做出了误判,分析其原因主要有:

(1) 人工原因:当人工对苹果样本进行标注时,可能会出现个别苹果标注不准确,造成了分级结果与人工对比时出现了差别,造成了误判。为了除此影响,后续将采用多重人工标注法,确保人工标注的准确性。

(2) 外部原因:系统可能受到传送带速度不稳,及光源不稳定等问题的影响,造成苹果等级的误判,后续将对装置进行改进,采用独立稳压电源进行供电。

(3) 视觉原因:由于视觉成像限制,无法采集到整个苹果的所有图像,存在误判的可能,后续将针对这一问

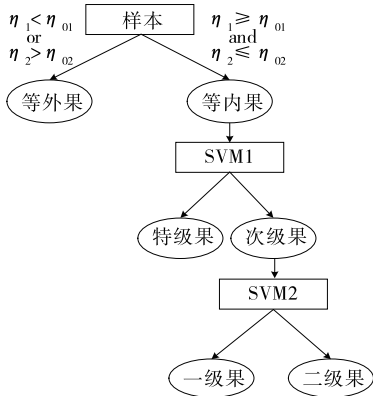
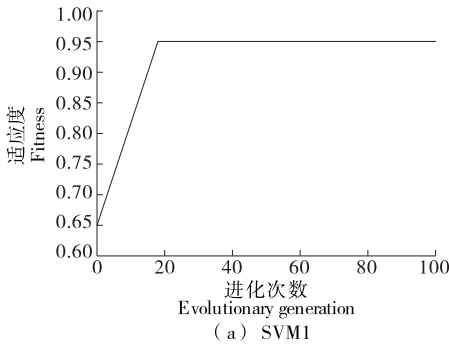


图 8 SVM 决策树模型

Figure 8 SVM decision tree model

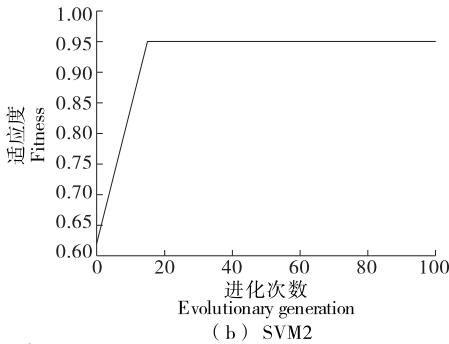


(a) SVM1

表 2 部分样本数据

Table 2 Some sample data

标号	最小外接圆直径/pixels	果径/mm
1	106	83
2	96	75
3	101	78
4	104	81
5	103	79
6	96	73
7	97	75
8	106	81



(b) SVM2

图 9 适应度变化曲线

Figure 9 Adaptation curve

(下转第 153 页)

[14] ZHANG Ying-lao, LI Shuai, YIN Cai-ping, et al. Response surface optimisation of aqueous enzymatic oil extraction from bayberry (*Myrica rubra*) kernels[J]. Food Chemistry, 2012, 135(1): 304-308.

[15] OENNING RIBEIRO S A, NICACIO A E, ZANQUI A B, et al. Improvements in the quality of sesame oil obtained by a green extraction method using enzymes[J]. LWT-Food Science and Technology, 2016, 65: 464-470.

[16] JIANG Li-hua, HUA Di, WANG Zhang, et al. Aqueous enzymatic extraction of peanut oil and protein hydrolysates[J]. Food and Bioproducts Processing, 2010, 88(C2/C3): 233-238.

[17] 江连洲, 王海晴, 陈思, 等. 响应面法优化超声波辅助水酶法提取牡丹籽油工艺研究[J]. 食品工业科技, 2016, 37(8): 247-251.

[18] 宋媛媛. 乙醇辅助水酶法提取牡丹籽油工艺研究[D]. 无锡: 江南大学, 2018: 12.

[19] 笕丽霞, 陈君红, 霍科科, 等. 微波复合酶法水萃牡丹籽油工艺研究[J]. 中国油脂, 2017, 42(11): 16-19.

[20] 杨瑞金, 倪双双, 张文斌, 等. 水媒法提取食用油技术进展[J]. 农业工程学报, 2016, 32(9): 308-314.

[21] 陈选, 周波, 汪周俊, 等. 水酶法制备牡丹籽油的研究进展[J]. 食品与机械, 2015, 31(6): 246-250.

[22] 张君仪, 刘飞, 徐虹. 蒸汽爆破技术在食品原料预处理中的应用研究进展[J]. 食品工业科技, 2019, 40(4): 331-334.

[23] 宋媛媛, 杨瑞金, 张文斌, 等. 牡丹籽油乙醇辅助水酶法提

取工艺优化及品质分析[J]. 食品与机械, 2018, 34(4): 180-185.

[24] SONG Yuan-yuan, ZHANG Wen-bin, WU Jing, et al. Ethanol-assisted aqueous enzymatic extraction of peony seed oil[J]. Journal of the American Oil Chemists Society, 2019, 96(5): 595-606.

[25] 倪双双, 杨瑞金, 张文斌, 等. 乙醇水溶液提取玉米胚芽油的工艺优化[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 283-289.

[26] POLMANN G, BADIA V, FRENA M, et al. Enzyme-assisted aqueous extraction combined with experimental designs allow the obtaining of a high-quality and yield pecan nut oil[J]. LWT-Food Science and Technology, 2019, 113: 1-7.

[27] HAO Qing, PENG Li-ping, LI Zhen, et al. Paternal effects on fatty acid composition of tree peony seed oil[J]. Euphytica, 2019, 215(7): 1-12.

[28] 史国安, 郭香凤, 金宝磊, 等. 牡丹籽油超临界 CO₂萃取工艺优化及抗氧化活性的研究[J]. 中国粮油学报, 2013, 28(4): 47-50, 107.

[29] JANG H, PARK K. Omega-3 and omega-6 polyunsaturated fatty acids and metabolic syndrome: A systematic review and meta-analysis[J]. Clinical Nutrition, 2020, 39(3): 765-773.

[30] GYLLING H, PLAT J, TURLEY S, et al. Plant sterols and plant stanols in the management of dyslipidaemia and prevention of cardiovascular disease[J]. Atherosclerosis, 2014, 232(2): 346-360.

(上接第 128 页)

表 3 分级检测结果

Table 3 Classification test results

等级	样本数	分级正确数	分级正确率/%
特级果	50	48	96
一级果	50	47	94
二级果	50	49	98
等外果	50	49	98

题,在传送带两侧放置机械臂与摄像头,摄像头采集机械臂抓举后苹果的侧面与底面图像,提升系统的分级准确性。

3 结论

文章提出了基于机器视觉的苹果在线分级方法,通过对预处理图像采取泛洪填充+自适应 Ostu 阈值分割算法提取苹果轮廓,采用改进的粒子群优化的 SVM 决策树模型对采集的苹果进行分级。结果表明,苹果分级的平均准确率和效率分别达到了 96.5%和 4 个/s,证明了试验方法的可行性。但分级过程中仍存在个别误判现象,为后续研究的改进之处。

参考文献

[1] 黄辰, 费继友. 基于图像特征融合的苹果在线分级方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1): 285-291.

[2] YANG Yu, SERGIO A Velastin, FEI Yin. Automatic grading of apples based on multi-features and weighted K-means clustering algorithm[J]. Information Processing in Agriculture, 2019, DOI: 10.1016/j.inpa.2019.11.003.

[3] LI Xiang-feng, ZHU Wei-xing. Apple grading method based on features fusion of size, shape and color[J]. Procedia Engineering, 2011. DOI:10.1016/j.proeng.2011.08.543.

[4] 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.

[5] 石瑞瑶, 田有文, 赖兴涛, 等. 基于机器视觉的苹果品质在线分级检测[J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(3): 80-86.

[6] 于蒙, 李雄, 杨海潮. 基于图像识别的苹果等级分级研究[J]. 自动化与仪表, 2019, 34(7): 39-43, 47.

[7] 汪烨. 陕西打造千亿苹果产业[J]. 农经, 2019(12): 56-59.

[8] 封居强, 杨伟虎, 张星. 基于 HSV 颜色空间的自适应多尺度 Retinex 算法[J]. 新乡学院学报, 2020, 37(3): 36-40.

[9] 汪慧玲. 关于支持向量机的分类优化算法研究[J]. 科技创新导报, 2019, 16(7): 3-5.

[10] 杨咪, 王安丽, 胡正. 基于 SVM 决策树的数据链识别分类[J]. 兵工自动化, 2019, 38(12): 54-57, 63.

[11] 王敏洁, 艾红. 改进粒子群算法优化 SVM 的水泥烧成系统故障诊断[J]. 化工自动化及仪表, 2019, 46(12): 983-987, 1 006.