

基于机器视觉的脐橙品质在线分级检测系统

胡发焕^{1,2} 董增文¹ 匡以顺²

(1. 南昌大学 机电工程学院, 南昌 330031;

2. 江西理工大学 机电工程学院, 江西 赣州 341000)

摘要 针对脐橙自动分级检测中存在正确识别率偏低、实时性不强的问题,提出一种综合特征提取方法:在对图像颜色模型进行转换后,用 H 分量图像提取脐橙的大小特征; S 分量图像通过背景分割、边缘灰度补偿、整体亮度变换后提取脐橙的果面缺陷特征;采用 R 、 G 、 $R-G$ 3 个分量的均值和标准差提取脐橙的颜色特征。以脐橙的大小特征、果面缺陷特征和颜色特征为支持向量机(Support vector machine, SVM)的试验输入向量,进行脐橙分级检测试验,以实现提高脐橙自动分级正确识别率和增强实时。试验结果表明:该 SVM 分类器对脐橙分级的正确识别率为 91.5%,处理时间为 160 ms,适合于实时环境下的分级检测。

关键词 机器视觉;亮度补偿;支持向量机;脐橙

中图分类号 TP 391

文章编号 1007-4333(2016)03-0112-07

文献标志码 A

Online navel orange grading detection system based on machine vision

HU Fa-huan^{1,2}, DONG Zeng-wen¹, KUANG Yi-shun²

(1. School of Mechanical & Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. School of Mechanical & Electrical Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract Due to the low accuracy of recognition rate and poor performance in real time grading detection of navel orange, a method which extracting comprehensive characteristics was introduced after conversion of image color model. The size of navel orange is extracted by the H component image, the surface defect feature is extracted by background segmentation, edge gray compensation, overall brightness transform of the S component image, and the orange color feature is extracted according to the mean and deviation of R , G , $R-G$ components. Then the size feature, surface defect feature and color feature of navel orange are imputed as vectors to support vector machine (SVM) for grade classification testing to realize high accuracy recognition rate and high real-time grading detection of navel orange. The results show that the correct recognition rate of the classifier is 91.5%, the processing time is 160 ms. proving that the classifier is suitable for grading-detection in real-time environment.

Keywords machine vision; brightness compensation; support vector machine; navel orange

目前我国脐橙自动分级检测存在正确识别率低、实时性不强等缺点,仍采用人工方式进行分级。近年来,随着机器视觉技术的快速发展,国内外对机器视觉在农产品加工中的应用进行了较深入研究。王海青等^[1]利用数学形态学方法对黄瓜图像进行处理,通过提取黄瓜的几何和纹理特征对成熟黄瓜进行识别,因未提取黄瓜的颜色特征,正确识别率

(82.9%)不高,实时性(1.20 s)较差;Whitelock等^[2]、李聪等^[3]通过提取形状和缺陷等特征对苹果进行分级检测,但提取缺陷特征算法单一,不能提取多种缺陷,同时没有考虑苹果的球形特点而导致光照不均的问题,因此识别效果欠佳。李慧^[4]通过提取颜色和形状等特征量对棉花和杂草进行识别,在识别率和实时性 2 方面都取得较好效果,但主要用

收稿日期:2015-03-19

基金项目:国家自然科学基金项目(61273282)

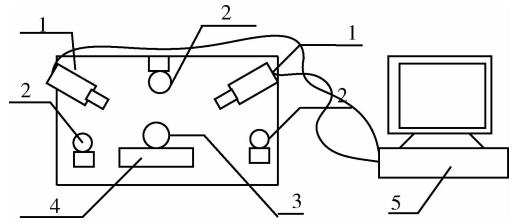
第一作者:胡发焕,讲师,博士研究生,主要从事机器视觉及嵌入式系统研究,E-mail:hufahuan@163.com

于不同形状物体（杂草和棉花）之间的识别，对相同形状物体的分级识别效果不理想。这些研究主要根据研究对象的1个或少数特征量进行分级检测，因特征量少，实际效果不是很理想。也有研究^[5-7]采用多特征量向量对研究对象进行分级检测，取得了较高的识别率，但因考虑的特征量过多，而降低了系统的实时性。本研究在考虑脐橙的球形特点的基础上，拟通过提取脐橙的颜色、果面缺陷、大小等综合特征，建立支持向量机的脐橙品质综合评价模型，以期提高检测系的正确识别率和实时性，实现脐橙在线自动分级检测的目标。

1 试验设备及检测步骤

本研究采用的主要设备有：VS-808HC 相机、AFT-0614MP 镜头和 MV-810 图像采集卡，均为维视图像公司的产品，图像采集处理系统见图 1。图像采集过程在封闭箱内进行，所用光源为高频（频率 30 kHz 以上）荧光灯，背景为蓝黑色，为能采集脐橙的全貌并进行快速处理，本研究采用互成 120° 安装的 2 个摄像头同时摄像，图像采用 720 像素 × 576 像素，bmp 格式存储。图像处理算法用 Vc 语言编写，因镜头存在畸变会造成坐标偏差，本研究采用张

正友标定法^[8]对摄像头的参数进行标定，载物流水线运行速度为 4 个/s，脐橙经过系统检测后，通过机械拨杆被拨到所属的类别中。本研究的脐橙品质分级检测包括 3 个步骤：1) 图像预处理；2) 脐橙特征向量值提取；3) 支持向量分类机的构建和测试。



1. CCD 相机 CCD camera; 2. 光源 Light source; 3. 被检测脐橙 The navel orange detected; 4. 载物流水线 Pipeline; 5. 计算机 The computer; 6. 封闭箱 Enclosed box.

图 1 脐橙图像采集系统

Fig. 1 The image acquisition system of navel orange

2 图像预处理

图像预处理是为提取特征向量做准备，通过 CCD 摄像头所获得的原始图像见图 2(a)，先将原始图像先进行 Gauss 滤波，再进行 HIS 模型的转换。

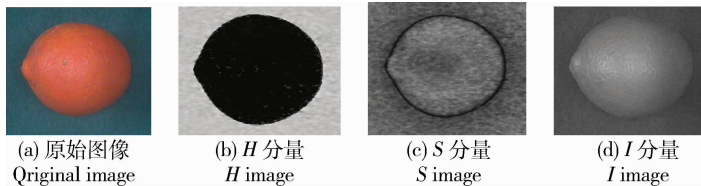


图 2 脐橙图像预处理过程

Fig. 2 The processing of navel orange images

采用 HSI 颜色模型提取脐橙的颜色信息，由色调 H (Hue)、饱和度 S (Saturation) 和亮度 I (Intensity) 衡量颜色信息，相比于 RGB(R, G, B) 模型，HSI 模型具有更强的抗干扰能力。图像由 RGB 模型转为 HSI 的公式为：

$$H = \arccos \left\{ \frac{1/2[(R - B) + (R - G)]}{\sqrt{[(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^{1/2}}} \right\}$$

$$S = 1 - 3 \times [\min(R, G, B)] / (R + G + B)$$

$$I = (R + G + B) / 3$$

脐橙原始图像经过 HSI 转换后的 H 、 S 、 I 分量图像分别见图 2(b)、(c) 和 (d)。

3 特征参量提取

提取脐橙特征参量是进行品质分级检测的一个关键环节，本研究通过提取脐橙的大小特征、果面缺陷特征、颜色特征等特征参量进行脐橙综合品质分级检测。

3.1 脐橙大小特征的提取

脐橙的个体形状一般呈椭球形，考虑到系统的实时性，只提取脐橙的大小特征而不考虑其形状特征。对 H 分量图(图 2(b))采用大津展(Ostu)阈值法进行双阈值分割，以提取图像的大小特征^[9]，对 H 分量进行双阈值分割后的二值图像见图 4(a)，再对二值图像按式(1)进行二值扫描：

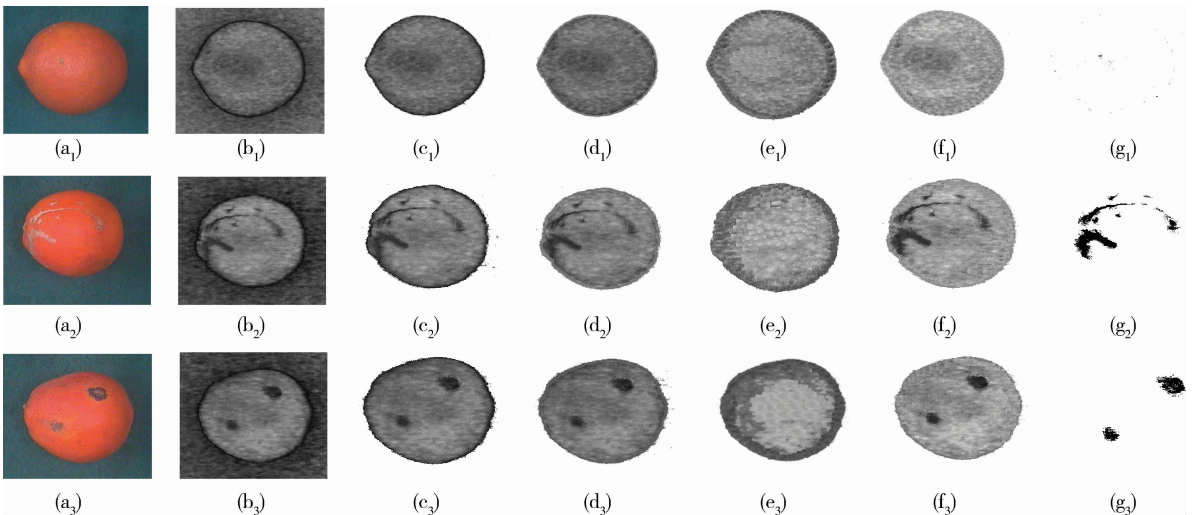
$$A = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M f(i, j) \quad (1)$$

式中： $f(i, j)$ 为二值图像函数； A 为脐橙的像素点数； M 和 N 为图像的行数和列数。因脐橙图像的像素面积可以间接反映脐橙的体积大小，通过标定和实际测试，计算脐橙果径的函数为 $y = 0.003A$ ，式中 y 为脐橙的直径，mm。由于采用了2个摄像头，所以像素点数用其均值表示： $A = (A_1 + A_2) / 2$ 。

3.2 脐橙果面缺陷特征的提取

在脐橙的品质检测中，果面缺陷对其品质影响

最大。脐橙果面缺陷通常有2类，一类是因寄生害虫造成的，其表现为白色条纹(图3(a₂))；另一类是腐烂造成的，其表现为黑色的腐烂点(图3(a₃))，图3(a₁)为正常脐橙图像。为提取果面缺陷，李江波^[10]针对不同的缺陷，采用不同方法分别对 R 和 G 分量进行缺陷识别，这种方法的缺点是算法复杂、实时性较低。图3(b₁)、(b₂)、(b₃)分别为图3(a₁)、(a₂)、(a₃)3类脐橙的 S 分量图，可见 S 分量能展现出脐橙的各类缺陷，本研究采用脐橙的 S 分量图对多种缺陷进行识别。



(a₁)、(a₂)、(a₃)为原始图像 Original image；(b₁)、(b₂)、(b₃)为 S 分量图像 S image；(c₁)、(c₂)、(c₃)为从背景提取的 S 分量图像 The S image extracted from background；(d₁)、(d₂)、(d₃)为边缘补偿后的图像 Compensated image；(e₁)、(e₂)、(e₃)为低通滤波后的掩膜图像 The mask image after low-pass filtered；(f₁)、(f₂)、(f₃)为亮度变换后的图像 Image after brightness transformed；(g₁)、(g₂)、(g₃)为缺陷二值化图 The binary defect image

图3 3个不同类型脐橙的处理图像

Fig. 3 The 3 different type processed image of navel orange

3.2.1 背景分割和边缘灰度补偿

提取脐橙缺陷图像前，首先将脐橙从背景中分离出来。用脐橙的二值图像作为掩模，与自身的 S 分量进行掩模运算^[11]： $I_m = I_c \cdot S$ 。式中： I_c 为二值图像的取反； I_m 为除去背景的 S 分量图像。从背景中分离的 S 分量图见图3(c₁)、(c₂)、(c₃)。可见，存在图像边缘与中间灰度不一致的现象，因此必须对脐橙的边缘进行灰度补偿。

为对脐橙边缘进行灰度补偿，须先获取脐橙的边缘图像^[12]。本研究采用 Sobel 算子为边缘算子，水平和垂直方向的模板分别为：

$$\begin{vmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}$$

$$\begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix}$$

因 Sobel 算子考虑了邻域信息，同时进行加权处理，所以提取的边界不易出现断裂。提取出脐橙的边缘图像后，为了后续运算，对边界图像再经过形态学运算处理^[13]，利用结构元素 D 对边缘图像进行开运算：

$$C = (I_n \ominus D) \oplus D$$

式中： I_n 为开运算前的边缘图像， C 为开运算后的边

缘二值图像，结构元素 D 选为： $\begin{vmatrix} -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 \end{vmatrix}$ 。用

C 为掩模图像对原来的图像进行灰度补偿。通过试验得出：对 I_n 图像的边缘进行加 55 之后，其灰度值比较合适，即： $E=C \cdot I_n + 55$ ， E 为灰度补偿后的图像。补偿后的图像见图 3(d₁)、(d₂)、(d₃)。

3.2.2 亮度变换

由于脐橙是椭球形，即使在均匀光照条件下，脐橙表面的亮度也不均匀，靠近脐橙的中心部分更亮，靠近边缘部分更暗(图 2(d))。这种亮度不均匀在脐橙 S 图像中依然存在。为了更好地提取脐橙的缺陷特征，应该对脐橙的亮度进行变换。

由频谱分析可知，图像的低频段对应变化缓慢的整体灰度分布，高频段对应图像中变化较快的细节分布^[14]。脐橙表面亮度不均匀属于低频成分，因此把一幅图像的低频成分从图像中分离出来，则表现为图像不均匀亮度信息，再把原图像与低频分量图像相减，可得到表面亮度均匀又保持了高频信息的图像。

为得到脐橙的低频图像，采用傅里叶变换进行低通滤波。设原图像为 $f(x, y)$ ，处理步骤如下：

1) 为使傅里叶变换后 $F(u, v)$ 的原点位置移到频谱的中心位置： $(M/2, N/2)$ ，进行式(2)变换：

$$\xi[f(x, y) \cdot (-1)^{(x+y)}] = F(u - M/2, v - N/2) \quad (2)$$

式中： $\xi[\]$ 表示傅里叶变换； u, v 为变换频率。

2) 用低通滤波器 $Y(u, v)$ 对其进行滤波，得到滤波后的低频分量：

$$W(u, v) = F(u, v)Y(u, v) \quad (3)$$

进行低通滤波的目的是获取图像的低频信息，因此选择合适的低通滤波器很关键。通过理论分析和试验结果表明，在常用的低通滤波器中，高斯低通滤波器(GLPF)和理想低通滤波(LIPF)都具有振铃现象，所以本研究采用 1 阶巴特沃斯低通滤波器(BLPF)，它不仅有良好的适应性，且没有振铃现象。 n 阶巴特沃斯低通滤波器为：

$$|Y(j\omega)| = 1 / \sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}$$

式中： ω_c 为截止频率； ω 为输入频率。则 1 阶巴特沃斯低通滤波器的傅里叶变换 $Y(u, v)$ 为：

$$Y(u, v) = 1 / [1 + (D(u, v)/D_0)^2]$$

$$D(u, v) = \sqrt{(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2}$$

式中： D_0 为滤波器的截止频率； $D(u, v)$ 为任意一点 (u, v) 到变换中心的距离。

3) 根据式(4)进行 $W(u, v)$ 实部的逆变换，获得

低频分量图像 $w(x, y)$ ：

$$w(x, y) = \{ \text{real}[\xi^{-1}(W(u, v))] \} (-1)^{(x+y)} \quad (4)$$

式中： $\xi^{-1}(\)$ 表示进行傅里叶逆变换；real 表示取其实际部。乘以 $(-1)^{(x+y)}$ 进行原点修正，使其原点回到图像的左上角。

4) 进行图像矫正。可用式(5)得到矫正后的图像：

$$f'(x, y) = C \cdot [f(x, y) - w(x, y)] \quad (5)$$

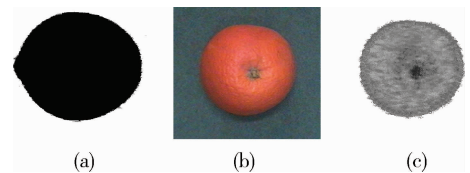
式中： C 为正常数，对整体亮度进行修正； $f'(x, y)$ 为亮度变换后的图像，具有整体亮度更一致的特性，使属于高频成分的缺陷特征就更容易提取。在亮度变换过程中，1 阶巴特沃斯低通滤波器的截止频率 D_0 很重要，本研究在多次试验的基础上， D_0 选取为 6。1 阶巴特沃斯低通滤波后，获取的 3 类脐橙表面亮度掩模图 $w(x, y)$ 见图 3(e₁)、(e₂)、(e₃)，经过亮度变换后的图像 $f'(x, y)$ 见图 3(f₁)、(f₂)、(f₃)，与变换前的图 3(d₁)、(d₂)、(d₃) 比较可见，经亮度变换后整体亮度分布更均匀，同时完整地保留了脐橙的缺陷信息，且缺陷信息更易提取。

3.2.3 缺陷特征的提取

用阈值法对度变换后的图像进行分割，可得到脐橙果面缺陷的二值图像(图 3(g₁)、(g₂)、(g₃))。对缺陷二值图像按式(1)进行二值化扫描，可获得脐橙果面缺陷面积。因 2 个摄像头互成 120°，所得 2 个图像基本没有重叠，所以缺陷为 2 摄像头提取的缺陷像素之和： $A' = A_1' + A_2'$ 。通过标定和测试，计算果面缺陷面积的函数为 $y' = 0.172A'$ ，式中 y' 为果面缺陷面积，mm²。

3.3 脐橙果梗特征的提取

在提取脐橙的缺陷过程中，脐橙果梗会被误识别为缺陷，图 4(b)和(c)分别示出带果梗脐橙的原始图像和缺陷检测图像。由图 4(c)可见，脐橙的果梗误识别成果面缺陷，因此要在检测脐橙缺陷面积后，再减去脐橙果梗面积。



(a) 为二值图像 Binary image of navel orange; (b) 为带果梗的原始图像 Image of navel orange with stalk; (c) 为带果梗的缺陷检测图像 The defect detect image of navel orange with stalk.

图 4 脐橙果梗处理图像

Fig. 4 Processed image of navel orange with stak

果梗是脐橙的一部分,颜色与脐橙缺陷类似,通过试验测得,单独采用 R 、 G 、 B 分量或 H 、 S 、 I 分量都无法将果梗与缺陷区分,但采用各分量的组合可以区分。由于刚采摘后进行分级处理的脐橙,其果梗颜色比正常果面和各类缺陷的颜色都更绿,因此本研究利用 R 分量与 G 分量之和与两分量之差的比值做为果梗区分算法:

$$\mu = (V_R + V_G) / (V_R - V_G)$$

式中: V_R 、 V_G 分别表示图像 R 和 G 分量的灰度值。通过大量试验得出:正常果面 μ 的最大值为 5,各类缺陷 μ 的最大值为 9.7,果梗 μ 的最小值为 15.5,因此以 14 为阈值,当 $\mu > 14$ 时,认为该点为果梗,否则认为不是果梗。再按式(1)对果蒂面积进行计算,像素为 2 摄像头像素之和: $A'' = A_1'' + A_2''$ 。果梗面积计算公式为: $y'' = 0.164A''$, y'' 为果梗面积, mm^2 。因此脐橙果面缺陷的实际面积 B 为缺陷提取面积减果梗面积: $B = y' - y''$ 。

3.4 脐橙果面颜色特征的提取

成熟脐橙的果面颜色是橙色,由 G 、 R 颜色混合而成,因此本研究以 G 、 R 、 $R-G$ 这 3 个量的平均值 μ 和标准差 σ 衡量为脐橙的颜色特征向量。

4 支持向量机的脐橙分级检测

4.1 支持向量机的识别算法

支持向量机(Support vector machine, SVM)作为一种模式识别,以非线性函数将输入样本从低维映射到高维特征空间,然后在高维特征空间建立最优分类面,主要优点是能兼顾训练误差和泛化能力^[15]。支持向量机采用等式约束代替不等式约束,将求解二次规划问题转化为求解线性方程组的问题,把误差的二范数作为优化目标的损失函数^[16]。设分类回归函数为:

$$f(x) = \omega x + b$$

式中: ω 为支持向量机的输入权重矢量; x 为输入参

数矢量; b 为偏移常量。为保证回归函数的平坦,须找一个最小的 ω 。引入目标函数:

$$\phi(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

约束条件为:

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i$$

式中: $i=1, 2, \dots, n$; 其中 ξ_i 为松弛因子,表示允许错划的程度; $y_i \in \{+1, -1\}$; C 为惩罚因子,是正常数。为平衡控制模型的复杂程度与逼近误差这两者的矛盾, C 值越大表示越重视这些离群值,反之则可以舍弃这些离群值。为此引入 Lagrange 函数进行优化:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\omega \cdot (x_i + b)) - 1 + \xi_i]$$

式中: α_i 为 Lagrange 乘子。为求 Lagrange 函数的最小值,对 $\xi_i, \alpha_i, b, \omega$ 求偏导,可得最优分类函数:

$$y(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x, x_i) + b\right)$$

式中: $k(x, x_i)$ 为核函数。核函数的作用是通过非线性变换 $\Phi(x)$, 将低维空间的非线性输入转化为高维空间的线性输出^[17], $k(x, x_i)$ 为变换空间的点内积: $k(x, x_i) = \langle \Phi(x) \cdot \Phi(x_i) \rangle$ 。数据由非线性转化为线性,再进行回归分类,支持向量机的结构模型见图 5。常用的核函数主要有下面 3 种:

多项式函数

$$k(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q$$

径向基函数

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\delta^2}\right)$$

Sigmoid 函数

$$k(x, x_i) = \tanh[v(x \cdot x_i) + a]$$

本研究对 3 种核函进行测试,以获得最优的核函数。各核函数的参数是: $\xi = 0.01$; $C = 20$; $q = 4$; $\delta = 0.36$; $v = 0.9$; $a = 1$ 。

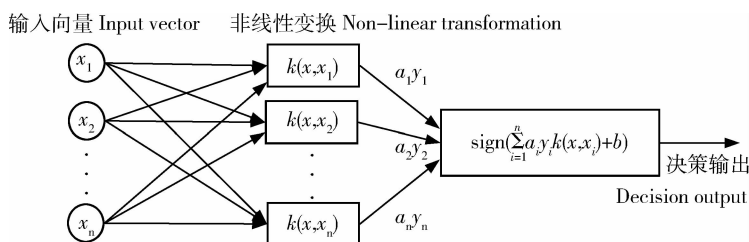


图 5 支持向量机的结构模型

Fig. 5 Model architecture of SVM

4.2 支持向量机的构建和测试

SVM 自动分级过程分为 2 个步骤：1) 学习和建模过程；2) 脐橙自动分级及检测过程。因 SVM 只能处理 2 级分类问题，但脐橙是多级分类。为此，采用多对一方式进行处理：选取 n 类中的 1 种作为 1 个类别，而把其余的 $n-1$ 类作为另一个类别，先分离出 1 个类别，而对其余 $n-1$ 个类用相同方法进行区分。本研究以江西赣州出产的纽荷尔脐橙为对象，建立了 SVM 学习模型，依据国家分类标准(表 1)，将脐橙分为 4 个级别。用于训练

集的样本共 800 个，依据国家分类标准对样本进行人工分级，选取特等果、一等果、二等果、等外果各 200 个，训练样本与测试样本比为 2 : 1。对以径向基函数、Sigmoid 函数和多项式函数为核函数的分类器，进行分类效果的比较，为取得准确的数据，分别对单个特征向量和综合特征向量的结果都进行了测试并取平均值，最终效果见表 2。可见，综合分类的效果是径向基函数最佳，正确识别率达 91.5%，故本研究的核函数选为径向基函数。

表 1 国家脐橙分级标准(GB/T 21488—2008)的部分参数

Table 1 Some parameters of the navel orange grading standard (GB/T 21488—2008)

分级特征 Classification feature	特级果 Superfine fruit	一级果 First class	二级果 Second class	等外果 Defective class
最小果径/mm Minimum diameter	≥90	≥80	≥65	<65
具有成熟时的色泽率/% Mature tinge ratio	≥90	≥80	≥70	<70
果面缺陷面积/cm ² Defect area	≤1.0	≤2.0	≤3.0	>3.0

表 2 采用不同核函数的 SVM 分类机测试结果

Table 2 The SVM experimental result with different kernel functions

输入特征向量集 Input feature vector	各核函数的平均正确识别率/% The correct recognition rate of different kernel function			试验时间/ms Test time
	径向基函数 Radial basis function	Sigmoid 函数 Sigmoid function	多项式函数 Polynomial function	
	大小特征 Bulk feature	93.7	89.2	
缺陷特征 Defect feature	92.1	87.3	88.3	126
颜色特征 Color feature	93.8	87.5	87.8	106
综合特征 Synthesis feature	91.5	74.1	83.7	160

5 结束语

本研究通过对脐橙图像进行颜色模型变换，脐橙边缘灰度补偿和果面亮度变换，分别提取脐橙的大小特征、果面缺陷特征和颜色特征 3 个向量的 8 个参数值。构建了以 3 个特征向量为输入，以脐橙分类等级为输出的 SVM 分类机，对以径向基函数、Sigmoid 函数和多项式函数为核函数的 3 个分类器分类效果进行比较，最后以径向基函数为本研究的核函数。试验测得该分类器的正确分类效果达 91.5%，处理时间为 160 ms，符合在线条件下分级

检测的实际要求。

本研究为脐橙的在线分级检测提供了可参考的技术方案和数据，同时对其他球类农产品的在线检测也具有实际参考价值。

参 考 文 献

[1] 王海青, 姬长英, 顾宝兴, 安秋. 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 163-167
Wang H Q, Ji C Y, Gu B X, An Q. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for

- Agricultural Machinery*, 2012, 43(3): 163-167 (in Chinese)
- [2] Whitelock D P, Brusewitz G H, Stone M L. Apple shape and rolling orientation[J]. *Applied Engineering in Agriculture*, 2006, 22(1): 87-94
- [3] 李聪, 高海燕, 袁超. 基于计算机视觉的苹果自动分级方法研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(9): 293-296
Li C, Gao H Y, Yuan C. Research on apple grading method based on computer[J]. *Computer Simulation*, 2012, 29(9): 293-296 (in Chinese)
- [4] 李慧, 祁力钧, 张建华. 基于 PCA-SVM 的棉花出苗期杂草类型识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 184-196
Li H, Qi L J, Zhang J H. Recognition of weed during cotton emergence based on principal component analysis and support vector machine[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(9): 184-196 (in Chinese)
- [5] 韩仲志, 赵友刚. 基于计算机视觉的花生品质分级检测研究[J]. 中国农业科学, 2010, 43(18): 3882-3891
Han Z Z, Zhao Y G. Quality grade detection in peanut using computer vision [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(18): 3882-3891 (in Chinese)
- [6] 饶秀勤. 基于机器视觉的水果品质实时检测与分级生产线的关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2007
Rao X Q. Real-time inspection technology of fruit quality using machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007 (in Chinese)
- [7] 张道东. 基于机器视觉技术的蜜桔、脐橙外部品质在线检测分级研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2011
Zhang D D. Study on real-time inspection surface quality of orange, navel orange based on machine vision[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2011 (in Chinese)
- [8] 厉小润, 谢冬. 基于双目视觉的智能跟踪行李车的设计[J]. 控制工程, 2013, 21(1): 98-101
Li X R, Xie D. Design of intelligence object tracking baggage vehicle based on binocular vision[J]. *Control Engineering of China*, 2013, 21(1): 98-101 (in Chinese)
- [9] Polat K, Gunes S. Breast cancer diagnosis using least square support vector machine[J]. *Digital Signal Processing*, 2007(14): 684-700
- [10] 李江波. 脐橙表面缺陷的快速检测方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012
Li J B. Study on rapid detection methods of defects on navel orange surface[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012 (in Chinese)
- [11] 李革, 李斌, 王莹, 孙立, 赵匀. 基于 HIS 颜色模型的珍珠颜色分选方法[J]. 农业工程学报, 2008, 24(8): 284-287
Li G, Li B, Wang Y, Sun L, Zhao Y. Method for classification of pearl color based on HIS model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering*, 2008, 24(8): 284-287 (in Chinese)
- [12] Vesna Z K, Pavel P. Automatic object classification and image retrieval by sobel edge detection and latent semantic methods [J]. *Social and Telecommunications Engineer*, 2012, 79(3): 204-205
- [13] 刘炜, 刘宏昭. 形态学方法检测与定位石油管道泄漏[J]. 控制工程, 2014, 21(5): 744-747, 752
Liu W, Liu H Z. Application of morphology method on detection and location of pipeline leak[J]. *Control Engineering of China*, 2014, 21(5): 744-747 (in Chinese)
- [14] 尹继豪, 赵占杰, 王义松. 基于多种变换的遥感图像新型融合方法[J]. 遥感信息, 2012, 13(3): 20-26
Yin J H, Zhao Z J, Wang Y S. A new remote sensing image fusion algorithm based on various transformation [J]. *Remote Sensing Information*, 2012, 13(3): 20-26 (in Chinese)
- [15] 陈英, 杨丰玉, 符祥. 基于支持向量机和灰度共生矩阵的纹理图像分割方法[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(9): 60-63
Cheng Y, Yang F Y, Fu X. Method of texture image segmentation based on SVM and gray level co-occurrence matrix [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2012, 31(9): 60-63 (in Chinese)
- [16] 白鹏, 张喜斌, 张斌. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008
Bai P, Zhang X B, Zhang B. *Support Vector Machine Theory and Engineering Application Examples* [M]. Xi'an: Xi'an Electronic and Science University Press, 2008 (in Chinese)
- [17] 谭熊, 余旭初, 秦进春, 魏详坡. 高光谱影像的多核 SVM 分类[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 405-411
Tan X, Yu X C, Qin J C, Wei X P. Multiple kernel SVM classification for hyperspectral images [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(2): 405-411 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春