

4-16-2019

Image Feature Extraction and Online Grading Method for Weight and Shape of Strawberry

Zhang Qing

1. Heat-sensitive Materials Processing Engineering Technology Research Center of Anhui, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China; ;

Xiangjun Zou

2. Key Lab of Key Technology on South Agricultural Machine and Equipment Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

Guichao Lin

1. Heat-sensitive Materials Processing Engineering Technology Research Center of Anhui, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China; ;

Yanhui Sun

1. Heat-sensitive Materials Processing Engineering Technology Research Center of Anhui, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Image Feature Extraction and Online Grading Method for Weight and Shape of Strawberry

Abstract

Abstract: To deal with the classification problems of strawberry in production, a machine vision based strawberry weight and shape grading method was proposed. The strawberry image was segmented by thresholding to extract the fruit. *The area and perimeter parameters of the fruit were then calculated and used to build the strawberry weight grading model through regression analysis. Elliptic Fourier descriptor was used to extract the shape features of the fruit, and these shape features were applied to train a support vector machine (SVM) which represented the strawberry shape grading model.* 200 samples of strawberries were selected to test both models, and the results showed that the weight grading accuracy was 89.5%, the shape grading accuracy was 96.7%, and the average calculation time were 64 ms and 39 ms, respectively. Therefore, the approaches for grading strawberries were robust and effective.

Keywords

machine vision, strawberry, grading, convex hull, elliptic Fourier descriptor, support vector machine

Recommended Citation

Zhang Qing, Zou Xiangjun, Lin Guichao, Sun Yanhui. Image Feature Extraction and Online Grading Method for Weight and Shape of Strawberry[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(1): 7-9.

草莓重量和形状图像特征提取与在线分级方法

张青¹, 邹湘军², 林桂潮¹, 孙艳辉¹

(1. 滁州学院 安徽省热敏性物料加工工程技术研究中心, 安徽 滁州 239000;

2. 华南农业大学 南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广东 广州 510642)

摘要: 针对草莓在采后分级生产中存在分级规格不一和效率低下等问题, 提出一种基于机器视觉技术的草莓重量与形状分级方法。利用阈值分割法检测草莓果实, 提取果实周长和面积参数, 通过多元线性回归分析建立草莓重量分级模型; 提取果实的低频椭圆傅里叶系数作为形状特征参数, 并对支持向量机进行训练, 建立草莓形状分级模型。选用 200 个草莓样本进行试验, 结果表明: 重量分级正确率为 89.5%, 形状分级正确率为 96.7%, 平均运算时间分别为 64 ms 和 39 ms。试验验证了该方法的鲁棒性和实时性。

关键词: 机器视觉; 分级; 草莓; 凸包; 椭圆傅里叶描述子; 支持向量机

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 01-0007-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0047

Image Feature Extraction and Online Grading Method for Weight and Shape of Strawberry

Zhang Qing¹, Zou Xiangjun², Lin Guichao¹, Sun Yanhui¹

(1. Heat-sensitive Materials Processing Engineering Technology Research Center of Anhui, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China; 2. Key Lab of Key Technology on South Agricultural Machine and Equipment Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: To deal with the classification problems of strawberry in production, a machine vision based strawberry weight and shape grading method was proposed. The strawberry image was segmented by thresholding to extract the fruit. The area and perimeter parameters of the fruit were then calculated and used to build the strawberry weight grading model through regression analysis. Elliptic Fourier descriptor was used to extract the shape features of the fruit, and these shape features were applied to train a support vector machine (SVM) which represented the strawberry shape grading model. 200 samples of strawberries were selected to test both models, and the results showed that the weight grading accuracy was 89.5%, the shape grading accuracy was 96.7%, and the average calculation time were 64 ms and 39 ms, respectively. Therefore, the approaches for grading strawberries were robust and effective.

Keywords: machine vision; strawberry; grading; convex hull; elliptic Fourier descriptor; support vector machine

引言

我国是世界上草莓栽培面积最大、产量最多的

国家, 产值约 300 亿元^[1]。因采后处理技术装备水平低^[2], 草莓分级作业多采用人工作业方式, 作业过程存在分级品质较差、规格不一和生产效率低随着机器视觉技术的迅速发展^[3-9], 应用机器视觉技术对草莓外部品质进行无损检测分级, 是实现草莓采后自动化分级的重要发展方向。

针对草莓的机器视觉分级研究始于 20 世纪 90



收稿日期: 2017-01-10 修回日期: 2017-05-11;
基金项目: 国家自然科学基金(31571568), 安徽省热敏性物料加工工程技术研究中心开放课题(2015RMZ03), 滁州学院校级规划(2016GH10, 2016GH11);
作者简介: 张青(1990-), 女, 安徽安庆, 硕士, 助教, 研究方向为智能装备设计与制造。

<http://www.china-simulation.com>

年代, 永田雅辉等^[10]在草莓与相机相对姿态不变条件下, 测量草莓二值图像最大直径、高度等 7 个形状特征参数, 构建基于人工神经网络的草莓形状分级模型, 该方法对草莓角度变化敏感, 且实时性差。曹其新等^[11]设计了草莓拣选机器人形状分级系统, 通过草莓轮廓肩部中点作 9 条与轮廓相交的射线, 取射线长度为形状特征参数, 结合多层前馈神经网络实现草莓形状分级。Xu 等^[12]利用若干水平、垂直直线均分草莓轮廓, 以归一化的直线长度表示形状特征参数, 并进行多元聚类分析, 分级正确率达到 90% 以上。Elmsry 等^[13]研究了草莓成熟度分级问题, 将 RGB 图像进行归一化处理消除线性光照变化影响, 再以图像 3 个通道的平均灰度值为特征参数, 利用反向传播神经网络建立成熟度分级模型, 分级正确率为 92.88%。苟爽等^[14]取草莓 R、G 颜色通道的灰度值平均值和标准差为成熟度特征参数, 使用神经网络进行训练, 分级正确率高于 90%。可见, 利用机器视觉测量草莓几何、颜色特征, 使用分类器判定其品质级别是现阶段研究热点。但是, 在草莓形状和重量分级方面, 对普遍存在的花萼遮挡现象下的形状不变特征(旋转、平移和缩放)参数和重量特征参数的准确提取问题缺少深入研究。草莓重量和形状是划分草莓级别的重要指标, 如何在花萼遮挡条件下准确提取其特征参数, 构建分级模型是提高草莓分级正确率的关键。

本文基于已研制的 SG-01 型草莓分级机, 提出了一种基于机器视觉的草莓重量和形状分级方

法, 从以下 4 方面论述该方法: 1) 提出在 2R-G-B 颜色空间分割图像、提取草莓轮廓, 并求轮廓凸包以近似草莓外形, 解决草莓被花萼遮挡问题; 2) 提取凸包面积和周长两个参数, 构建重量与面积和周长的曲线回归模型, 即重量分级模型; 3) 提取凸包的低频椭圆傅里叶系数作为形状特征参数, 利用 SVM 构建草莓形状分级模型; 4) 通过试验验证草莓重量和形状分级正确率。

1 实验材料与装置

1.1 实验材料

课题组于 2016-01-15 在安徽长丰县采购 6 kg 新鲜郁香草草莓, 随机挑选出 200 个草莓作为重量和形状分级样本。

1.2 草莓自动分级装置

为实现草莓自动分级, 构建了由拾取装置和分级装置 2 部分组成的 SG-01 型草莓自动分级机(图 1)。拾取装置由水槽、拨指、链轮链板、过渡板和调速电机等组成, 分级装置由输送带、机器视觉判别单元、分级执行单元和控制单元等组成。在机器视觉判别单元中, 工业相机采用大恒公司 MER-030-120UM 相机, 分辨率为 656×492 像素, 镜头焦距 8 mm; 条形光源为冷白光, 长度为 200 mm, 宽度为 25 mm; 相机距离输送带 200 mm, 输送带颜色为白色。

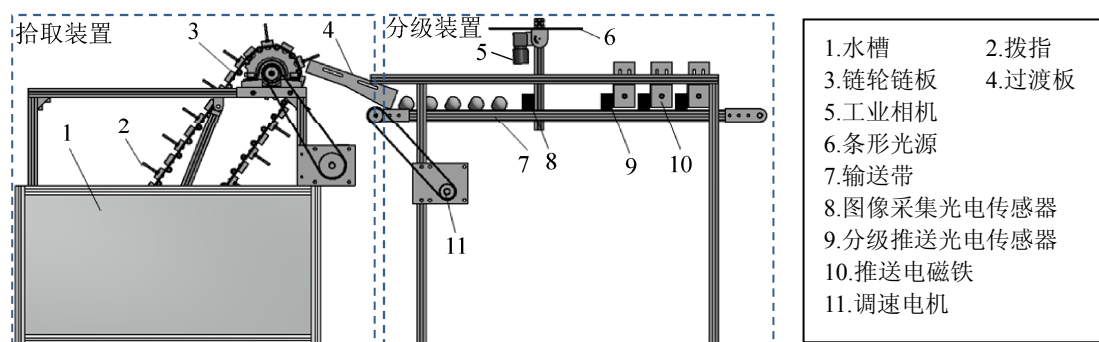


图 1 SG-01 型草莓自动分级机原理图

Fig. 1 Schematic diagram of strawberry automatic grading device

草莓自动分级机作业流程如下: 首先, 将成堆草莓倒入水槽, 启动电机, 拨指随链轮链板运动, 并随机地拾取草莓, 当草莓被运至最高处时, 经过渡板滚落到输送带上; 然后, 草莓随输送带运动, 当工业相机下方的图像采集光电传感器被草莓触发时, 机器视觉系统采集图像, 并分析草莓级别, 随后当草莓运动到对应的分级推送光电传感器时, 推送继电器将草莓推入相应级别的收集槽中, 完成分级。

2 基于机器视觉的草莓重量和形状分级方法

2.1 图像分割及轮廓提取

与水果重量和形状相关的主要因素是其几何和形状特征^[3], 为准确获取草莓几何和形状特征, 需对图像进行分割和形态学处理, 提取果实轮廓, 充分抑制背景和花萼干扰。

2.1.1 图像分割

图像分割是利用目标与背景颜色的差异, 将目标感兴趣区域划分出来的过程。通过分析常用颜色模型 2R-G-B、R-G、R/G、I (亮度)、R-I、H (色调) 等^[15]的对比度和波峰波谷形态, 确定具有显著对比度和波谷的 2R-G-B 模型, 见图 2(b); 运用固定阈值 T 分割 2R-G-B 图像得到果实感兴趣区域的二值图像, 见图 2(c); 用形态学闭运算去除果实表面种子在果实感兴趣区域中形成的细小空洞; 在图像分割后常出现一些离散斑点, 应用形态学腐蚀运算去除这些斑点, 见图 2(d)。图像分割过程如图 2(b)~(d)所示。

2.1.2 轮廓提取

图像分割后得到果实感兴趣图像区域, 其边缘提取可用 Canny 算子实现, 如图 2(e)所示。然而受花萼遮挡影响, 图像边缘并不能真实反映草莓形状, 严重影响重量和形状参数的提取精度, 因此需还原其形状。

草莓果实圆润饱满, 理想的草莓果实感兴趣图像区域是一个严格的凸区域, 其边缘可视为凸包。

故本文提出应用 Graham Scan 算法^[16]求解包含感兴趣区域边缘并且顶点属于边缘的最小凸多边形即凸包, 以凸包来近似草莓形状, 如图 2(f)所示; 然后, 以凸包任意顶点为起点, 顺时针遍历整个凸包图像的边缘, 获得果实轮廓坐标, 记为 $\Omega = \{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, m\}$, m 是边缘点数量。

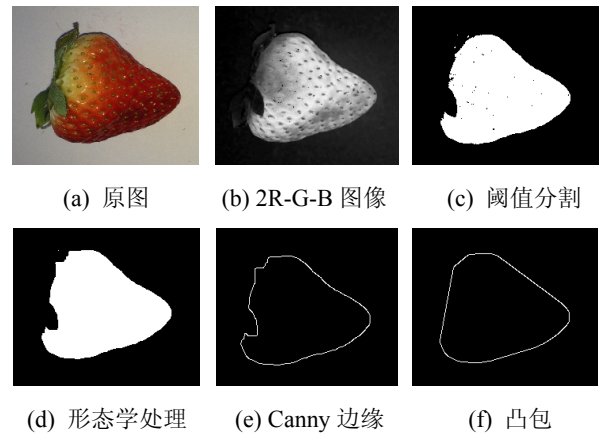


图 2 草莓图像分割和轮廓提取过程

Fig. 2 Processes of image segment and contour extraction

2.2 重量参数提取及分级模型

为实现草莓重量分级, 需选择能够反映重量大小的几何特征参数。与水果重量相关的主要因素是周长和面积^[3], 本文研究提取草莓周长和面积 2 个参数来表示重量。

草莓周长可用凸包长度表示。凸包是一个凸多边形, 设其顶点坐标为 P_i , $i=(0,1,\dots,n-1)$, n 是凸多边形顶点数量, 其周长按式(1)计算

$$L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(P_i - P_{i-1})^2} + \sqrt{(P_0 - P_{n-1})^2} \quad (1)$$

草莓面积可用凸包面积表示。Agarwal^[17]提出多边形面积由任意一点与多边形上依次两顶点连线构成的三角形矢量面积求和得到。基于此, 作任意点 C 与凸包各顶点连线, 得到 n 个三角形, 如图 3 所示, 凸包面积按式(2)计算:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} |(P_{i-1} - C) \times (P_i - C)| + |(P_0 - C) \times (P_{n-1} - C)|}{2} \quad (2)$$

式中: \times 指矢量的向量积运算, 任意点 C 可取凸

包中心点, 即 $C = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} P_i}{n}$ 。

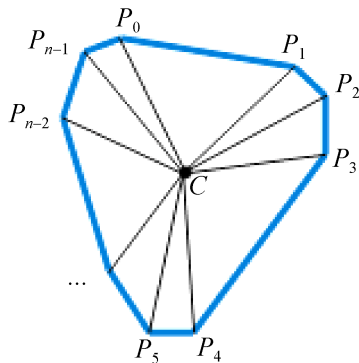


图 3 凸包面积计算原理图

Fig. 3 Area calculation principle for convex hull

为探索草莓重量 M 与周长 L 和面积 S 的函数关系, 使用机器视觉判别单元分别拍摄 114 个不同重量(剩余 86 个草莓用以检验重量分级模型正确率)的草莓图像, 利用本文方法逐个计算它们的周长和面积, 草莓的重量用电子秤测量。建立草莓重量与周长和面积的散点图, 如图 4 所示, 对数据进行相关性分析, 经过曲线回归, 得到式(3):

$$M = -4.957 + 0.0004095S + 0.003961L \quad (3)$$

式中: M 表示草莓重量, g ; S 表示草莓投影面积, Pixel^2 ; L 表示草莓周长, Pixel 。曲线回归的相关系数 R^2 为 0.9912, 表明草莓重量与其周长和面积相关性较好。

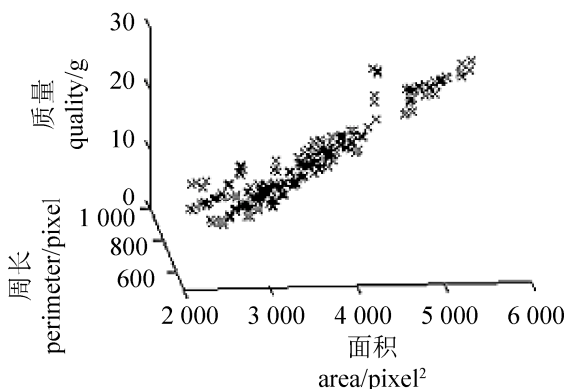


图 4 草莓重量与周长和面积散点图

Fig. 4 Scatterplot of strawberries quality with perimeter and area

2.3 形状参数提取及分级模型

2.3.1 椭圆傅里叶描述子

不同大小的草莓从拾取装置滚落入输送带时, 其朝向各不相同, 在草莓大小、朝向各异的情况下, 为有效区分不同形状草莓, 提高形状分级正确率, 需用形状不变特征描述子提取草莓果形特征。

本文采用椭圆傅里叶描述子^[18-20]提取草莓果形特征。封闭的草莓轮廓 $\Omega = \{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, m\}$ 起始位置相同, 可视为周期曲线的一个周期, 因此可用傅里叶级数以无穷多个正余弦波的形式来展开。设轮廓 Ω 在复平面上的参数方程表示为 $c(t) = x(t) + jy(t)$, 其中 $x(t) \in \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, $y(t) \in \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, $t \in (0, 2\pi]$ 。曲线 $c(t)$ 在 (x, y) 方向上的傅里叶级数为^[21]:

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} a_{x0} \\ a_{y0} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{xk} & b_{xk} \\ a_{yk} & b_{yk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(k\omega t) \\ \sin(k\omega t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中: $a_{xk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \cos(k\omega i\tau)$, $b_{xk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \sin(k\omega i\tau)$, $a_{yk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \cos(k\omega i\tau)$, $b_{yk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \sin(k\omega i\tau)$ 。式中: m 为轮廓 Ω 所包含边缘点数量; τ 为采样周期, $\tau = 2\pi/m$; ω 为频率, $\omega = 1$ 。

曲线 $c(t)$ 的第 k 个系数 a_{xk} , b_{xk} , a_{yk} 和 b_{yk} 的组合构成了具有平移、旋转和尺度不变性的椭圆傅里叶描述子^[21]:

$$FD_k = \frac{\sqrt{a_{xk}^2 + a_{yk}^2}}{\sqrt{a_{x1}^2 + a_{y1}^2}} + \frac{\sqrt{b_{xk}^2 + b_{yk}^2}}{\sqrt{b_{x1}^2 + b_{y1}^2}} \quad (5)$$

任意轮廓经傅里叶变换后, 少数几个低频傅里叶系数描述了轮廓的宏观特征, 高频系数描述了细节特征。由于高频系数易受噪声影响, 所以采用 N 个低频椭圆傅里叶描述子描述草莓果形, 即草莓果形特征向量为:

$$FD = [FD_1, FD_2, \dots, FD_N] \quad (6)$$

为确定合适的数值 N , 采用 $N=1, 2, 4, 8, 12$ 和 24 个傅里叶系数重建草莓轮廓, 如图 5 所示, 可知 $N=12$ 时可充分地描述草莓轮廓特征, 因此 N 取值 12。

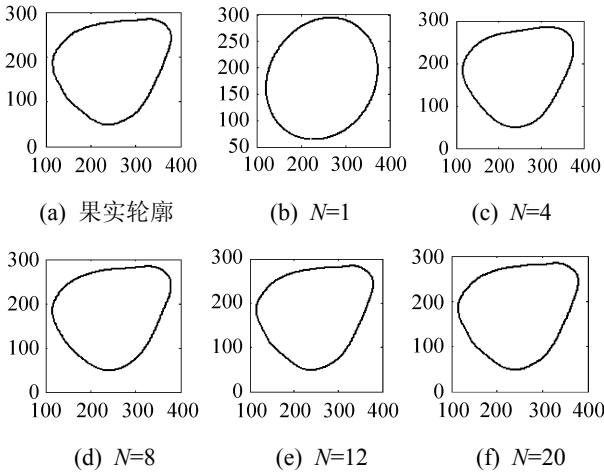


图 5 草莓果实轮廓重构

Fig. 5 Contour reconstruction of strawberry fruit

2.3.2 支持向量机

本文采用支持向量机(support vector machine, SVM)对果形特征向量进行分类。SVM 是基于统计学习理论的监督学习分类算法,其基本原理是求解能够正确划分线性可分的训练数据集并且几何间隔最大的分离超平面^[22]。对于非线性分类问题,利用核函数将输入特征向量映射到某个高维特征空间中使其线性可分,再在高维特征空间学习 SVM。常用的核函数有 RBF 核函数、Sigmoid 函

数、指数径向基函数、P 阶多项式核函数、线性核函数等 5 种, Hsu^[23]建议优选 RBF 核函数。RBF 核函数表示为:

$$K(x, y) = e^{-\gamma \|x - y\|^2} \quad (7)$$

式中: γ 是核函数参数。

分类问题包括训练和预测两个过程,在训练过程中,根据已知的训练数据集训练分类器;在预测过程中,利用分类器对新的输入特征向量进行分类。本文在 3.3 小节讨论 SVM 训练和预测。

3 试验与分析

3.1 图像分割鲁棒性试验

草莓重量和形状有效分级的前提是果实感兴趣区域被正确分割,因此需充分验证图像分割算法鲁棒性。算法鲁棒性用正确率来表示,即正确分割的图像数量与总数量的比例。算法试验测试平台为频率 2.80 GHz,内存 2 GB 的 Window7 笔记本电脑,用 vs2010 和 opencv2.3.1 编写算法。

利用机器视觉判别单元多次拍摄 200 个草莓样本(每个草莓不同角度拍摄 8 幅图像),整理出 1 400 幅图像,分割图像及提取轮廓,部分结果见图 6。

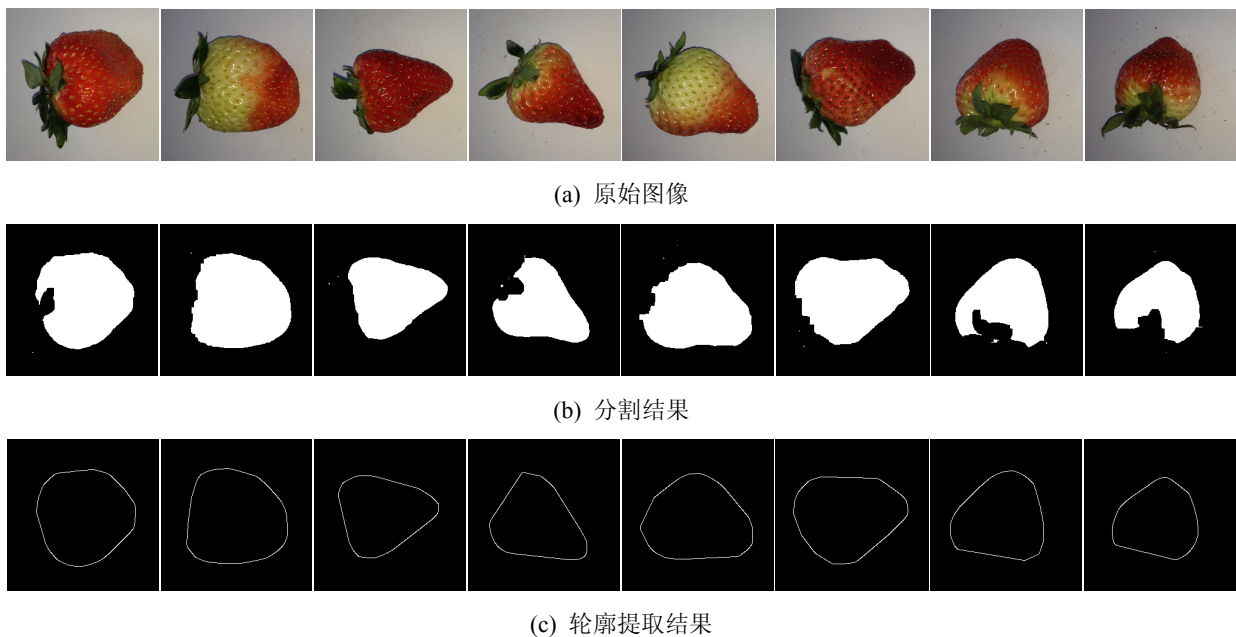


图 6 草莓图像分割及轮廓提取结果

Fig. 6 Results of strawberry segmentation and contour extraction

对结果进行统计分析可知：1) 本文算法能正确分割成熟和未成熟草莓果实，且在草莓果实被花萼遮挡的情况下能够正确地提取其轮廓；2) 图像分割正确率为 100%，即图像分割算法具备鲁棒性。

3.2 重量分级试验

根据 NY/T 1789-2009《中华人民共和国农业行业标准——草莓等级规格》行业标准^[24]规格要求，草莓重量划分为大(>15 g)、中(10~15 g)、小(>5 g)3 个等级。选取重量不等的草莓 86 个，首先使用电子秤测量草莓重量，得到大、中、小草莓数目分别为 28、44 和 14 个；然后用已建立的重量回归模型进行测量和分级试验，并与仪器测量结果和人工分级结果比较。重量测量误差分布图见图 7，重量测量结果统计见表 1，重量分级结果见表 2。

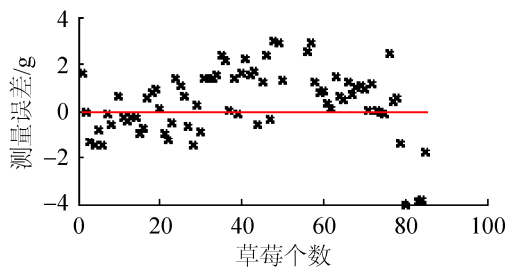


图 7 草莓重量测量误差分布图

Fig. 7 Distribution chart of measuring error of strawberry quality

表 1 草莓重量测量结果统计

Tab. 1 Contrast of two measuring methods for strawberry quality /g

分级方法	最大值	最小值	均值	标准差
仪器测量	25.00	7.99	14.02	4.62
视觉测量	23.28	7.31	13.69	4.19
绝对误差	1.72	0.68	0.33	0.43

表 2 草莓重量分级结果对比

Tab. 2 Contrast of two grading methods for strawberry quality

样本类别	人工分级/个	机器视觉/个	错误/个	正确率/%	综合正确率/%
大	28	30	4	86.7	89.5
中	44	41	3	92.7	
小	14	15	2	86.7	

图 7 显示了测量误差分布情况，经统计得误差

平均值为 $\mu=-0.05$ g，误差标准差为 $\sigma=1.49$ g，假设误差服从正太分布，可知测量误差落在区间 $(\mu-1.65\sigma, \mu+1.65\sigma)$ 的概率为 90.1%，即 90.1% 的草莓测量误差为 $(-2.50$ g, 2.41 g)，能够满足行业标准^[24]对 90% 的单果重差异不超过 3 g 的要求；由表 1 数据可知，使用草莓重量回归模型测量草莓重量的最大值、最小值、平均值和标准差的绝对误差均在 2 g 以内，进一步表明测量结果是可接受。

由表 2 数据可知，大、中、小等 3 种草莓分级正确率分别为 86.7%，92.7% 和 86.7%，综合分级正确率 89.5%。错误率约为 10.5%，其主要原因是：(1) 介于大与中、中与小重量之间的草莓，因受测量误差的影响，容易被错误分级；(2) 测试样本的重量分布不均匀，中等重量草莓占 51%，大和小草莓分别占 33% 和 16%，进一步地影响正确率。总体上，用该回归模型进行重量分级是可行的。

此外，机器视觉对草莓图像进行分割和重量分级的平均运行时间为 64 ms，表明具备实时性。

3.3 形状分级试验

目前还没有专门针对草莓形状的分级标准，本文根据所购置样本形状特点，将草莓形状划分为锥形、方形和畸形等 3 类，如图 7 所示。人工对 1 400 幅图像进行分类、标记，统计锥形、方形和畸形草莓图像各有 739，427 和 234 幅，它们并不是采样频率 7 的整数倍，其原因是：一部分形状不规则的草莓在不同角度拍摄时会体现出不同形状，导致被标记为其它类别的草莓。

为避免过拟合问题的出现，训练集样本需足够充分，故随机取 80% 的图像组成训练集，剩余 20% 的图像组成测试集。提取训练集和测试集图像的 12 个低频椭圆傅里叶描述子作为果形特征向量。特征向量中某些元素的数值范围大，某些小，为避免训练过程中数值范围大的元素占主导的现象，需将特征向量每个元素值缩放至 $[0, 1]$ 范围^[23]。表 3 列出了图 8 中 3 幅图像所对应的形状特征向量。

表 3 3 种草莓形状特征参数
Tab. 3 Three kinds of strawberry shape characteristic parameters

果形	椭圆傅里叶描述子												类别
	FD_1	FD_2	FD_3	FD_4	FD_5	FD_6	FD_7	FD_8	FD_9	FD_{10}	FD_{11}	FD_{12}	
锥形	2	0.266 1	0.041 4	0.129 9	0.023 7	0.015 9	0.012 9	0.004 3	0.007 7	0.003 0	0.002 8	0.008 3	1
方形	2	0.083 7	0.074 7	0.040 2	0.030 3	0.027 4	0.007 0	0.014 8	0.009 0	0.005 8	0.007 5	0.005 3	2
畸形	2	0.228 6	0.096 4	0.097 5	0.071 5	0.017 8	0.030 8	0.018 9	0.009 2	0.014 5	0.005 4	0.002 3	3

注: 类别 1 表示锥形, 类别 2 表示方形, 类别 3 表示畸形



(a) 锥形草莓 (b) 方形草莓 (c) 畸形草莓

图 8 3 种草莓形状

Fig. 8 Three kinds of strawberry shape

应用 SVM 建立形状分类模型首先要解决的是核函数参数 γ 和惩罚参数 C 的选择^[25], 目前尚无较成熟的方法, 一般采用网格搜索和 k 折交叉验证来确定^[26], 即用网格搜索法计算出待定参数(γ , C)的组合, 再对每一组(γ , C)进行 k 折交叉验证, 取交叉验证正确率最高的(γ , C)作为模型参数。经试验验证, 最优的模型参数(γ , C)是(0.033 75, 312.5)。在此基础上, 应用整个训练集训练 SVM, 再用测试集测试 SVM, 测试结果如表 4 所示。

表 4 草莓形状分级结果

Tab. 4 Result of strawberry shape classification

样本类别	人工分级/个	SVM 分级/个	错误/个	正确率/%	综合正确率/%
锥形	148	149	5	96.6	
方形	86	84	3	96.4	96.7
畸形	46	47	1	97.8	

由表 4 数据可知, 锥形、方形和畸形 3 种草莓分级正确率分别为 96.6%, 96.4%和 97.8%, 综合正确率为 96.7%, 表明使用 SVM 进行形状分级是可行的。

另外, 46 个畸形样本分级得到 47 样本, 且只有 1 个是错的, 表明 46 个畸形样本分类是正确的, 可看出: 被误分为锥形的 5 个样本全部来源于方形

样本, 被误分为方形的 3 个样本全部来源于锥形样本。出现该现象的主要原因是: 在人为对草莓进行标记、分类的过程中, 因缺乏量化标准, 对形状介于锥形与方形之间的草莓只能凭主观判别, 容易出现误标记、误分类情况, 使训练集和测试集中存在错误样本, 导致了 SVM 出现易混淆锥形和方形草莓的现象。

此外, 机器视觉对草莓图像进行分割和形状分级的运行时间为 39 ms, 表明具备实时性。

4 结论

1) 针对传统分级过程中存在分级品质较差、效率低下等问题, 提出一种基于机器视觉的草莓重量与形状特征参数提取及实时分级方法。

2) 提取草莓面积和周长 2 个参数, 通过线性回归分析, 建立草莓重量与面积和周长之间的回归模型(即重量分级模型)。试验结果表明, 将草莓划分为大、中、小 3 种重量的正确率分别为 86.7%, 92.7%, 86.7%, 综合正确率为 89.5%, 表明本文的草莓重量分级模型是有效的。

3) 采用 12 个低频椭圆傅里叶系数描述草莓形状, 作为草莓形状特征参数, 并对 SVM 进行训练, 建立草莓形状分级模型。试验结果表明, 将草莓划分为锥形、方形、畸形等 3 种形状的正确率分别为 96.6%, 96.4%, 97.8%, 综合正确率为 96.7%, 表明用 SVM 进行形状分级是可行的。

参考文献:

- [1] 李竟涵, 张艳玲, 杨彤, 等. 品种创新技术改良—中国草莓育种开始发力[J]. 果农之友, 2014(4): 44-46, 50.

- [2] 周雪青, 张晓文, 邹岚, 等. 水果自动检测分级设备的研究现状和展望[J]. 农业技术与装备, 2013(2): 9-11.
- [3] 孔彦龙, 高晓阳, 李红玲, 等. 基于机器视觉的马铃薯质量和形状分选方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 143-148.
Kong Yanlong, Gao Xiaoyang, Li Hongling, et al. Potato grading method of mass and shapes based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(17): 143-148.
- [4] 王伟, 郑永果, 卫文学. 基于机器视觉的在线电池检测系统研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(增1): 425-426, 429.
Wang Wei, Zheng Yongguo, Wei Wenxue. Research on Application of Online Battery Checkup Based on Machine Vision[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(S1): 425-426, 429.
- [5] 刘良江, 王耀南. 基于机器视觉的滚动轴承外径检测系统[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(21): 4981-4984, 4989.
Liu Liangjiang, Wang Yaonan. Rolling Bearing Outside Diameter Inspection System Based on Machine Vision [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(21): 4981-4984, 4989.
- [6] 王昭, 张平. 机器视觉辅助的 UAV 半自主着陆系统[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(增1): 66-69.
Wang Zhao, Zhang Ping. Vision-Aided Semi-Autonomous Landing System for UAV[J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(S1): 66-69.
- [7] 戴天虹, 王克奇, 杨少春. 基于颜色特征对木质板材分级的研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(5): 1372-1376.
Dai Tianhong, Wang Keqi, Yang Shaochun. Research on Wooden Board Classification Based on Color and Texture Features[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(5): 1372-1376.
- [8] 姬张建, 袁运斌, 柴艳菊, 等. 改进的DGPS/INS/视觉组合导航算法研究[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(12): 2738-2743, 2749.
Ji Zhangjian, Yuan Yunbin, Chai Yanju, et al. Research on Improved DGPS/INS/Vision Integrated Navigation Technique[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(12): 2738-2743, 2749.
- [9] 周维, 许海霞. 一种摄像机姿态估计方法[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(12): 2582-2587.
Zhou Wei, Xu Haixia. Method for Camera Pose Estimation[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(12): 2582-2587.
- [10] 永田雅輝, 木下統, 浅野克典, 等. イチゴの自動選別システムに関する研究(第1報)画像処理による選別のための果形判別法[J]. 農業機械学会誌, 1996, 58(5): 57-63.
- [11] 曹其新, 吕恬生, 永田雅辉. 草莓拣选机器人的开发[J]. 上海交通大学学报, 1999, 33(7): 880-884.
Cao Qixin, Lü Tiansheng, Masateru Nagata. Development of the strawberry sorting robot[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1999, 33(7): 880-884.
- [12] Xu LiMing, Zhao Yanchao. Automated strawberry grading system based on image processing[J]. Computer & Electronics in Agriculture (S0168-1699), 2010, 71(8): 32-39.
- [13] Elmsry G M, Elsheikh I H, Morsh N E. Colour grading of strawberry using computer vision and backpropagation artificial neural network[J]. Mansoura University Journal of Agricultural Sciences (S2090-3685), 2009, 34(6): 7063-7077.
- [14] 苟爽, 张宁, 张云伟, 等. 基于计算机视觉的草莓等级判别研究[J]. 安徽农业科学, 2015, 43(21): 370-373.
Gou Shuang, Zhang Ning, Zhang Yunwei, et al. Research on grade discrimination of strawberry based on computer vision[J]. Journal of Anhui Agri. Sci., 2015, 43(21): 370-373.
- [15] 陈科尹, 邹湘军, 熊俊涛, 等. 基于视觉显著性改进的水果图像模糊聚类分割算法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 157-165.
Chen Keyin, Zou Xiangjun, Xiong Juntao, et al. Improved fruit fuzzy clustering image segmentation algorithm based on visual saliency[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(6): 157-165.
- [16] Graham R L, Graham R L. An Efficient Algorithm for Determining the Convex Hull of a Finite Planar Set[J]. Inf. proc. Lett (S0020-0190), 1972(72): 132-133.
- [17] Agarwal P, Arkin E, Clark K, et al. Computational geometry in C [M]. Cambridge University Press, 1998.
- [18] Mebatsion H K, Paliwal J, Jayas D S. Evaluation of variations in the shape of grain types using principal components analysis of the elliptic Fourier descriptors[J]. Computers & Electronics in Agriculture (S0168-1699), 2012, 80(80): 63-70.
- [19] 张嘉桐, 李雪妍, 郭树旭, 等. 基于椭圆傅里叶描述子的形状表示的研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(2): 170-174.
Zhang Jiatong, Li Xueyan, Guo Shuxu, et al. Study on

- shape representation based on elliptic fourier descriptor [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(2): 170-174.
- [20] Sokic E, Konjicija S. Shape description using phase-preserving Fourier descriptor[C]// *Multimedia and Expo (ICME)*, 2015 IEEE International Conference on. IEEE, 2015: 1-6.
- [21] Nixon M S, Aguado A S. Feature extraction and image processing [M]. Newnes, 2002: 349-378.
- [22] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 95-135.
Li Hang. *Statistical Learning Method* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 95-135.
- [23] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A Practical Guide to Support Vector Classification[D]. Taipei, Taiwan: National Taiwan University, 2003.
- [24] 中华人民共和国农业部. NY/T 1789-2009 草莓等级规格[S]. 2009.
Ministry of Agriculture of the People's Republic of China. NY/T 1789-2009 Strawberry Grade Specification [S]. 2009.
- [25] 邹小波, 赵杰文. 基于小波去噪和支持向量机的苹果品种识别法[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(3): 534-538.
Zou Xiaobo, Zhao Jiewen. Distinguishing cultivar apples by electronic nose based on multiresolution decomposition and support vector machine[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(3): 534-538.
- [26] Pozo-Baños M D, Ticay-Rivas J R, Alonso J B, et al. Features extraction techniques for pollen grain classification[J]. *Neurocomputing (S0925-2312)*, 2015, 150: 377.

(上接第 6 页)

- [5] Basu I, Kudela P, Korzeniewska A, et al. A study of the dynamics of seizure propagation across micro domains in the vicinity of the seizure onset zone[J]. *Journal of Neural Engineering (S1741-2560)*, 2015, 12(4): 046016.
- [6] Jan M, Tomohiro S, Kenji D. The Mechanism of Saccade Motor Pattern Generation Investigated by a Large-Scale Spiking Neuron Model of the Superior Colliculus[J]. *Plos One (S1932-6203)*, 2013, 8(2): e57134.
- [7] Markram H. The Blue Brain Project[J]. *Nature Rev Neurosci (S1471-003X)*, 2006, 7(2): 153-160.
- [8] D'Haene M, Schrauwen B, Van C J, et al. Accelerating event-driven simulation of spiking neurons with multiple synaptic time constants[J]. *Neural Computation (S0899-7667)*, 2009, 21(4): 1068.
- [9] Touboul J, Faugeras O, Rochel O. Event-driven mathematical framework for noisy integrate-and-fire neuron networks: spike trains statistics via stochastic calculus, network analysis inspired by queuing theory and an event-driven simulator[J]. *BMC Neuroscience (S1471-2202)*, 2007, 8(2): 1-2.
- [10] Reutimann J, Giugliano M, Fusi S. Event-driven Simulation of Spiking Neurons with Stochastic Dynamics[J]. *Neural Computation (S0899-7667)*, 2003, 15(4): 811-830.
- [11] Sacerdote L, Giraudo M T. Stochastic Integrate and Fire Models: A Review on Mathematical Methods and Their Applications[M]// Bachar M, Batzel J, Ditlevsen S. *Stochastic Biomathematical Models: with Applications to Neuronal Modeling*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 99-148.
- [12] Dayan P, Abbott L F. *Theoretical Neuroscience: Computational and Mathematical Modeling of Neural Systems*[M]. Cambridge: Massachusetts and London: England: The MIT Press, 2005.