

基于梯度分布不均匀性的干瘪红枣识别

李功燕¹ 任亦立^{2,3} 马丽艳¹

(1. 中国科学院微电子研究所, 北京 100029; 2. 江苏物联网研究发展中心, 无锡 214135;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为了从混合的饱满红枣和干瘪红枣中识别出干瘪红枣, 首先分析了颜色空间模型的特性, 选择灰度图、RGB颜色空间模型的 R 分量、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间模型的 a^* 分量, 并使用不同的梯度算子作为对比; 然后通过形态学运算、逻辑运算去除异常梯度, 进行梯度归一化变换; 最后采用归一化的梯度直方图作为红枣表面的纹理特征表示方法, 并计算其梯度分布不均匀性作为判别准则。利用 12 通道红枣分选机采集 240 幅饱满与 202 幅干瘪红枣图像作为样本图像。实验结果表明, 采用简单梯度算子对 $L^*a^*b^*$ 模型的 a^* 分量提取纹理信息效果最好, 误判率为 0.83%, 正确识别率高达 99.01%。

关键词: 红枣; 机器视觉; 识别; 梯度分布不均匀性

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)11-0213-06

Recognition of Wizeded Red Jujube Based on Ununiformities of Gradient Distribution

Li Gongyan¹ Ren Yili^{2,3} Ma Liyan¹

(1. Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China
2. Jiangsu R&D Center for Internet of Things, Wuxi 214315, China
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: A method of texture feature extraction based on the a^* components of $L^*a^*b^*$ color space model was proposed to recognize wizeded red jujube from the mix of wizeded red jujube and full red jujube. Firstly, grayscale, R component from RGB color space model, a^* component from $L^*a^*b^*$ color space model were selected and the gradient values with different gradient operators were calculated respectively. Then, abnormal gradient values were removed by morphological operator and logical operation. Finally, after gradient normalization, the gradient distributions exhibited different behavior for the wizeded red jujube and full red jujube. Thus, a texture feature extraction method based on this property was designed, and the recognition of wizeded red jujube was achieved. In the experiments, a 12-channel fruits and vegetables sorting machine was used to collect 240 images of full red jujube and 202 images of wizeded red jujube. The experimental results showed that utilizing a^* component from $L^*a^*b^*$ color space model can achieve better recognition rate than utilizing grayscale or R component from RGB color space model; simple gradient operator was more suitable than Sobel gradient operator in texture extraction for wizeded red jujube recognition; using the normalized gradient histogram as a texture feature representation and the calculated ununiformities of gradient distribution as discriminant features, the recognition rate was over 99% and the false positive rate was 0.83%.

Key words: red jujube; computer vision; recognition; ununiformities of gradient distribution

引言

我国不仅是世界上最大的红枣生产国,还是枣产品唯一出口国。将红枣分级以满足不同需求,可以显著提高经济效益。

国外基于机器视觉的水果分选已经较为成熟,但对枣的应用研究较少。2011 年,WANG 等^[1-2]使用可见光和近红外光谱对枣内部虫害进行无损检测,并对枣品质进行无损评价。之后,WANG 等^[3]利用高光谱反射成像对枣外部虫害进行检测。国外在椰枣的分级技术^[4-6]上发展较快,由于其果型类似红枣,其研究成果对红枣有指导意义。

国内对于一些流通性好、普及性高的水果已经取得丰硕的成果,如苹果^[7-9]、梨^[10]、柑橘^[11-12]等。而对于红枣等一些有地域特色的水果涉及相对较少。

国内基于机器视觉的枣分级起步较晚。1997 年,黄应任等^[13]以台湾高雄县燕巢乡高郎枣为分析对象的研究表明,在枣表皮颜色与糖度的关系中,HSI 模型的 H 分量与枣糖度相关系数最高,其相关系数为 0.92;在枣大小测量方面,投影面积与质量相关系数最高,达到 0.99;在颜色分级方面,采用高斯模式的 Bayes 分类器,配合参数 H 、 S 分级模式,将高郎枣分为绿色、黄绿色、黄色,正确识别率达到 95%。

2008 年,赵杰文等^[14]以河北省沧州市金丝小枣为研究对象,提取 HSI 模型的 H 分量均值和均方差,利用支持向量机识别缺陷枣,正确识别率达到 96.2%。

本文依托“好想你”红枣分级项目,以混合的饱满红枣和干瘪红枣为研究对象,通过分析红枣的视觉特性和两类枣的区别,选择灰度图、RGB 颜色空间模型的 R 分量、 $L^*a^*b^*$ 颜色空间模型的 a^* 分量,并使用不同梯度算子作为对比,提出一种基于 $L^*a^*b^*$ 颜色空间 a^* 分量的纹理特征提取方法,并以此为依据进行干瘪红枣识别,以达到较好的红枣分级效果。

1 系统组成与图像获取

本文使用的图像采集系统如图 1 所示,设备是江西绿萌分选设备有限公司与中科院微电子研究所共同研制的 12 通道红枣分选机,主要包括高分辨工业相机、计算机、图像采集卡、遮光板、传输带、LED 光源等。相机分辨率为 1 280 像素 × 1 024 像素,速度为 60 帧/s。该系统的目的是将红枣分为烂枣、干瘪红枣、饱满红枣 3 类以满足不同用途的需求。



图 1 计算机视觉系统

Fig. 1 Computer vision system

实验图像于 2015 年 12 月下旬在河南省新郑市中国红枣城采集,红枣品种为新郑大枣,又名鸡心大枣、鸡心枣。由于一次拍摄不能采集红枣的整个表面信息,因此令分选机的传输带上每 2 个滚轮之间最多放置一个红枣,通过调整滚轮的转速带动红枣旋转,同时相机连续拍照 3 次,以此获取红枣表面完整信息。每个红枣对应的 3 幅图像经过二值化与连通域过滤后消除噪声,实现红枣区域与背景的分割,背景的像点值为 0,将提取的红枣区域等间距分布地合并到一幅图像中,即可得到本文实验的一个样本图像,每一个样本图像分辨率约为 800 像素 × 230 像素。如图 2 所示为一个饱满红枣的样本图像。本文共采集自然风干的 202 幅干瘪红枣和 240 幅饱满红枣的彩色图像。

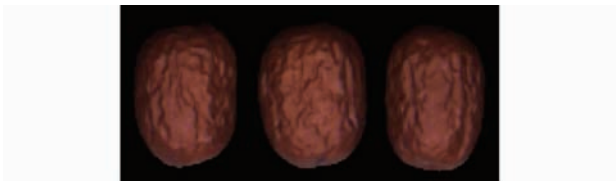


图 2 典型的饱满红枣

Fig. 2 Typical full red jujube

本文方法应用在经过瑕疵检测挑选烂枣之后,从混合的饱满红枣和干瘪红枣中识别干瘪红枣。目前国内外没有文献对此问题进行研究分析。由于红枣到目前为止并没有建立饱满度与干瘪度的等级标准,所以本实验中的饱满与干瘪以人工判定类别。

本文以正确识别率和误检率作为检测指标,正确识别率指干瘪红枣被正确识别的百分比;误检率指饱满红枣被错误检测为干瘪红枣的百分比。在尽可能降低误检率的同时保证正确识别率,以达到降低人工成本、提高效率的目的。

2 算法流程

由于干瘪红枣表面的纹理信息远比饱满红枣丰富,因此本文通过分析红枣表面的纹理信息识别干瘪红枣。

近年来,众多研究者提出了不同的纹理特征提取方法,主要是基于统计、模型、结构、信号处理的纹理特征提取^[15]。本文首先进行颜色空间模型分析,

选择合适的颜色空间提取颜色分量;其次选择恰当的梯度算子计算梯度;然后经过形态学运算、逻辑运算、梯度归一化得到梯度分布直方图;最后将红枣表面图像的梯度直方图与均匀分布直方图进行相似性度量,以进行干瘪红枣识别。

2.1 颜色空间模型分析

恰当的颜色空间模型的选取对农产品的检测和分级至关重要^[16]。当前常用的颜色空间模型有 RGB、HSI、L*a*b*、YCbCr 等。RGB 颜色空间模型中,*R* 表示红色、*G* 表示绿色、*B* 表示蓝色分量;HSI 颜色空间模型中,*H* 表示色调、*S* 表示饱和度、*I* 表示明度。在 L*a*b* 颜色空间模型中,*L** 代表光亮度, *a** 和 *b** 代表色度坐标,其中 *a** 代表红-绿轴, *b** 代表黄-蓝轴。

由于灰度图包含纹理信息,RGB 颜色空间模型 *R* 分量包含红枣的主色调(红色)的信息, L*a*b* 颜色空间模型中 *a** 分量在包含红枣的主色调(红色)信息的同时剔除了光照影响,因此本文选择灰度图、RGB 颜色空间模型的 *R* 分量、L*a*b* 颜色空间的 *a** 分量对红枣表面图像进行对比分析。

2.2 梯度计算

梯度可以表征图像纹理的变化。常用的梯度算子有简单梯度算子和 Sobel 算子。

简单梯度算子计算 *x* 轴和 *y* 轴方向模板分别为 $\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$ 。Sobel 梯度算子计算 *x* 轴和 *y* 轴

方向模板分别为 $\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。

Sobel 算子结合了高斯平滑和微分求导,利用像素点上下、左右邻点灰度加权值求梯度,因此具有平滑作用,可以抑制噪声的影响,但降低了真实灰度变化所产生的灰度差别。

利用梯度的幅值 $g(x,y)$ 表示每个像素点 (x,y) 的梯度信息,即

$$g(x,y) = (f_x^2(x,y) + f_y^2(x,y))^{1/2} \tag{1}$$

式中 f_x ——原图像 f 的 *x* 轴方向梯度
 f_y ——原图像 f 的 *y* 轴方向梯度

2.3 形态学运算与逻辑运算

由于红枣图像背景与前景的邻接处灰度变化明显,其值远大于其他区域的梯度,如图 3a 所示。而此变化并不是由红枣表面信息变化产生的,表现为梯度异常。因此需要去掉红枣区域边缘的梯度信息。本文将表征红枣图像背景与前景的二值图像进行腐蚀运算作为模板,再和梯度图进行逻辑与运算提取有效红枣区域的梯度,这样就去除了红枣区域

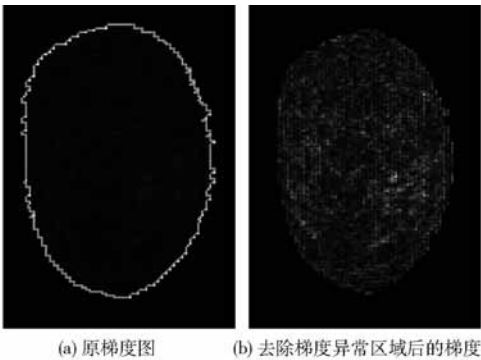


图 3 去除梯度异常区域前后的归一化 *a** 分量梯度图

Fig.3 Gradient maps of *a** component before and after processing

边缘的影响。图 3b 为去除前景、背景邻接处影响后的结果,其中形态学结构元大小为 5 像素 × 5 像素。因梯度较小,为了可视化,图中梯度已经过归一化,归一化方法见 2.4 节。

2.4 梯度归一变换

红枣区域的梯度图中梯度幅值往往数值较小。以简单梯度算子为例,灰度图的梯度最大值约为 40; *R* 分量梯度最大值约为 80; *a** 分量的梯度最大值约为 30。为了更好地研究梯度的统计分布性,需要对梯度进行归一化将其映射在 0 ~ 255 之间^[17]。

记 $G(m,n)$ 为梯度归一化后的在像素点 (m,n) 的梯度级,注意其归一化之后消除了量纲,并不代表具体梯度,只表示该点的梯度级,即

$$G(m,n) = \text{floor}(g(m,n)N_g/g_{\max}) \tag{2}$$

式中 floor——向下取整运算符
 $g_{\max}$ ——梯度图中的最大梯度
 N_g ——归一后的梯度级,取 $N_g = 255$

以图 3b 为例分析梯度图。可见极个别像点梯度远大于红枣区域上的其他像点,对比对应的彩色图,发现这是红枣表皮破裂、果肉裸露导致的。通常在这一识别过程中裸露的果肉面积很小且并不会影响包装、加工、销售,否则经过瑕疵检测后会识别为烂枣。由于这部分面积很小,不会影响梯度级的相对分布,但会影响归一化结果,进而影响识别结果。

2.5 计算纹理特征

以 L*a*b* 颜色空间模型 *a** 分量为例,图 4 为不同枣的梯度直方图。

在 2.4 节的归一化中不同梯度图的 $g_{\max}$ 不同,因此归一化之后的直方图,即图 4 的均值、方差等纹理特征是不可取的,而应提取与其相对分布有关的参数计算纹理特征。

经分析样本库图像发现,饱满红枣与干瘪红枣的归一化后梯度直方图的分布有较明显的不同。饱满红枣由于表面纹理较少,导致梯度变化范围较小,

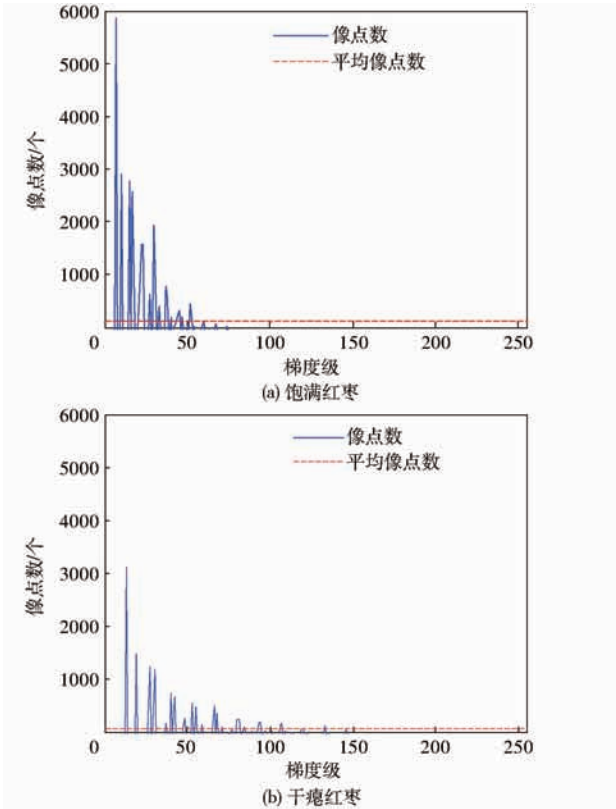


图 4 不同枣的 a^* 分量梯度直方图

Fig. 4 Gradient histograms of a^* component of classified red jujube

且梯度相近,经归一化之后,梯度级分布较为集中,因此归一化后的梯度直方图分布均匀性较差。而干瘪红枣反之。因此,本文选择归一化梯度直方图作为红枣表面图像的纹理特征,并将其与均匀分布的距离作为判别饱满红枣和干瘪红枣的依据。

梯度直方图反映原图像各个梯度的分布状况。通常利用直方图的相似性来衡量图像的相似性,实现图像的分类或排序,不同的相似性度量方法会影响图像特征描述的准确性^[18]。因此直方图相似性度量方法的选择极为重要。

通常采用距离度量的方法来刻画相似度,常见的度量距离有 Minkowski 距离、卡方距离、直方图相交距离等^[18]。令 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)$, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \cdots, y_n)$ 为两个 n 维向量, $D(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 表示 $\mathbf{X}$ 与 $\mathbf{Y}$ 的距离。Minkowski 距离计算方法为

$$D_q(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^q \right)^{\frac{1}{q}} \quad (3)$$

式中 q ——参数,取值为 1、2、趋于正无穷时代表不同的距离

当 $q=1$ 即为曼哈顿距离或棋盘距离,数学上称为 L1 范数。

L1 直方图距离计算复杂度低、鲁棒性好,广泛应用于运动和噪声图像处理^[19]。本文选择 L1 范数计算直方图之间的距离,其计算公式为

$$A = \sum_{i=1}^{N_g} |H_i - C_i| \quad (4)$$

其中
$$C_i = N/N_g \quad (5)$$

式中 H_i ——梯度图中梯度为 i 的总像点数

N ——梯度图中前景像点个数

由定义可知, A 代表了红枣表面图像梯度分布不均匀性。

3 实验结果与分析

基于以上的算法流程,计算 202 幅干瘪、240 幅饱满红枣样本图像的梯度分布不均匀性,并在低误判率下选择合适的阈值区间计算正确识别率。以 $L^*a^*b^*$ 颜色空间模型 a^* 分量为例,图 5 是所有样本梯度分布不均匀性的散点图。

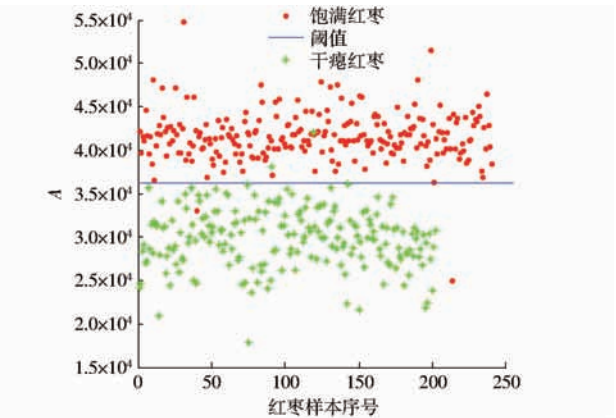


图 5 梯度分布不均匀性散点图

Fig. 5 Scatter plot of ununiformities of gradient distribution

在实验中,对比了基于 $L^*a^*b^*$ 颜色空间模型中 a^* 分量的正确识别率和基于灰度图(Gray)、RGB 颜色空间模型中 R 通道的正确识别率,并比较了采用简单梯度算子和 Sobel 算子计算梯度时导致的结果差异。识别结果见表 1。

表 1 红枣识别结果				
Tab. 1 Recognition results of red jujube				%
梯度算子	检测指标	通道		
		Gray	R	a^*
简单	正确识别率	96.53	95.54	99.01
	误检率	0.83	0.83	0.83
Sobel	正确识别率	95.05	95.05	99.01
	误检率	37.92	20.83	7.08

由表 1 可知,采用简单梯度算子正确识别率由大到小依次为 a^* 、Gray、 R ;采用 Sobel 算子正确识别率由大到小依次为 a^* 、 R 、Gray;任一分量下,采用简单梯度算子的识别结果远优于 Sobel 算子。因此,同时采用简单梯度算子和 a^* 分量,识别效果最好,202 个干瘪红枣中的 200 个被正确识别,正确识别率高达 99.01%;240 个饱满红枣 2 个被错误检测,

误检率为 0.83%。

Sobel 算子具有平滑作用,可以抑制噪声的影响,因此在图像预处理中,通常可以得到比较满意的结果。但是在本文中,区别干瘪红枣和饱满红枣表面图像的纹理特征,对细节的依赖较高,而 Sobel 算子在抑制噪声的同时,也丢失一些真实的细节信息。因此,在本文中,采用简单梯度算子的识别效果优于采用 Sobel 算子。

红枣是类椭球形表面,各点与镜头距离不同,且由于红枣表面褶皱会导致阴影出现,因此很难保证红枣表面光照均匀。而 RGB 颜色空间模型的 R 分量没有剔除图像亮度信息变化,因此光照不均匀会极大地影响正确识别率。而 $L^*a^*b^*$ 颜色空间模型中 a^* 分量不受光照影响,可以得到较好的正确识别率。图 6 是 R 分量没有识别,但灰度图、 a^* 分量正确识别的红枣。在左侧和右侧红枣表面图像中存在明显的光照不均匀影响。将红枣 RGB 图像转换成灰度图时,虽然保留了图像的纹理信息,但是没有凸显其红色色调的变化信息,且基于灰度图的纹理分析易受光照的影响。



图 6 R 分量没有识别,灰度图、 a^* 分量正确识别的红枣

Fig. 6 Wizedned red jujube that R component cannot recognize, grayscale and a^* component correctly identified

图 7 是 R 分量、灰度图没有识别, a^* 分量正确识别的红枣。由于图像采集过程比较复杂,导致该红枣表面色调轻微变化,且光照不均匀。因此基于灰度图和 R 分量都不能对其正确分类。而 $L^*a^*b^*$ 模型中, L^* 分量表示亮度, a^* 分量的值由低到高表示绿转红的色调变化。可以看出 a^* 分量不仅剔除了亮度信息变化,而且凸显了红色色调变化,因此识别效果最好。

采用 a^* 分量进行纹理特征提取仍然有极少数红枣误检。通过分析误检的红枣,以图 8 的干瘪红

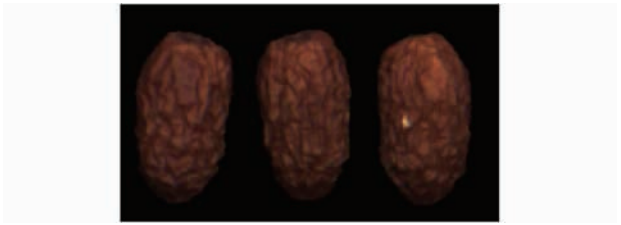


图 7 R 分量、灰度图没有识别, a^* 分量正确识别的干瘪红枣

Fig. 7 Wizedned red jujube that grayscale and R component cannot recognize, and a^* component correctly identified

枣为例,可以看到整幅图像的色调偏紫,被误检为饱满红枣。这说明在图像整体色调发生改变时,采用 a^* 分量的判别方法的正确识别率会受到影响。

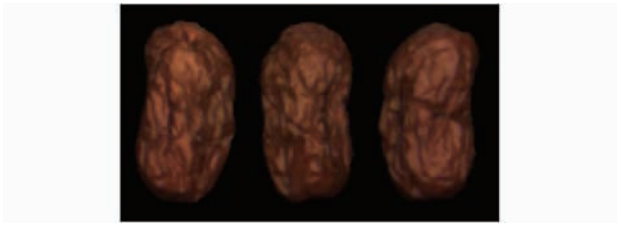


图 8 R 分量、灰度图、 a^* 分量均未正确识别的干瘪红枣

Fig. 8 Wizedned red jujube that both grayscale, R component and a^* component cannot recognize

因此,由上面分析可知,本文方法在红枣表面图像整体色调发生变化或红枣部分表皮裸露时正确识别率会受到一定的影响。要进一步提高正确识别率、降低误判率,需要从提高相机稳定性,研究新方法剔除裸露果肉的影响着手。

4 结论

(1)在灰度图、RGB 模型的 R 分量、 $L^*a^*b^*$ 模型的 a^* 分量之间,选择 a^* 分量提取纹理参数,误检率相近的情况下正确识别率最高。

(2)在简单梯度算子和 Sobel 算子之间,基于简单算子的识别效果更好。

(3)选择简单梯度算子与 a^* 分量,采用归一梯度的直方图作为纹理特征表示方法,并计算梯度分布不均匀性作为判别特征,实现了饱满与干瘪混合红枣中干瘪红枣的识别。

参 考 文 献

1 WANG J, NAKANO K, OHASHI S. Nondestructive detection of internal insect infestation in jujubes using visible and near-infrared spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2011, 59(3): 272–279.

2 WANG J, NAKANO K, OHASHI S. Nondestructive evaluation of jujube quality by visible and near-infrared spectroscopy[J]. LWT-Food Science and Technology, 2011, 44(4): 1119–1125.

3 WANG J, NAKANO K, OHASHI S, et al. Detection of external insect infestations in jujube fruit using hyperspectral reflectance imaging[J]. Biosystems Engineering, 2011, 108(4): 345–351.

- 4 LEE D J, SCHOENBERGER R, ARCHIBALD J, et al. Development of a machine vision system for automatic date grading using digital reflective near-infrared imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 86(3): 388 – 398.
- 5 LEE D J, ARCHIBALD J K, CHANG Y C, et al. Robust color space conversion and color distribution analysis techniques for date maturity evaluation[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 88(3): 364 – 372.
- 6 AL OHALI Y. Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2011, 23(1): 29 – 36.
- 7 王福杰, 饶秀勤, 应义斌. 苹果图像的背景分割与目标提取[J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 196 – 199.
WANG Fujie, RAO Xiuqin, YING Yibin. Background segmentation and object extraction of apples images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 196 – 199. (in Chinese)
- 8 何东健, 杨青, 薛少平, 等. 果实表面颜色计算机视觉分级技术研究[J]. 农业工程学报, 1998, 14(3): 202 – 205.
HE Dongjian, YANG Qing, XUE Shaoping, et al. Computer vision for color sorting of fresh fruits[J]. Transactions of the CSAE, 1998, 14(3): 202 – 205. (in Chinese)
- 9 赵德安, 刘晓洋, 陈玉, 等. 苹果采摘机器人夜间识别方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 284 – 291.
ZHAO Dean, LIU Xiaoyang, CHEN Yu, et al. Image recognition at night for apple picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 284 – 291. (in Chinese)
- 10 刘辉军, 应义斌. 树形对适收期黄花梨糖度 VIS/NIR 光谱检测的影响研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(7): 233 – 237.
LIU Huijun, YING Yibin. Effect of tree shapes on prediction of sugar content of huanghua pear in harvest time using visible/near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7): 233 – 237. (in Chinese)
- 11 李江波, 饶秀勤, 应义斌. 水果表面亮度不均校正及单阈值缺陷提取研究[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 159 – 163.
LI Jiangbo, RAO Xiuqin, YING Yibin. Correction algorithm of illumination nonuniformity on fruit surface and defects extraction using single threshold value[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 159 – 163. (in Chinese)
- 12 李江波, 饶秀勤, 应义斌. 基于照度-反射模型的脐橙表面缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 338 – 342.
LI Jiangbo, RAO Xiuqin, YING Yibin. Detection of navel surface defects based on illumination – reflectance model[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(7): 338 – 342. (in Chinese)
- 13 黄应任, 李芳繁. 使用影像分级进行枣子分级之研究[J]. 农业机械学报, 1997, 6(2): 15 – 23.
HUANG Yingren, LI Fangfan. Jujubes grading using image processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1997, 6(2): 15 – 23. (in Chinese)
- 14 赵杰文, 刘少鹏, 邹小波, 等. 基于支持向量机的缺陷红枣机器视觉识别[J]. 农业机械学报, 2008, 39(3): 113 – 115.
ZHAO Jiewen, LIU Shaopeng, ZOU Xiaobo, et al. Recognition of defect chinese dates by machine vision and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(3): 113 – 115. (in Chinese)
- 15 夏瑜. 基于结构的纹理特征及应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
XIA Yu. Research on structral texture feature descriptor and its applications[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)
- 16 周水琴, 应义斌. 颜色模型在农产品颜色检测与分级中的应用[J]. 浙江农业大学学报, 2003, 29(6): 684 – 688.
ZHOU Shuiqin, YING Yibin. Color models and their applications in color inspection and farm produce grading[J]. Journal of Zhejiang University: Agriculture & Life Sciences, 2003, 29(6): 684 – 688. (in Chinese)
- 17 洪继光. 灰度-梯度共生矩阵纹理分析方法[J]. 自动化学报, 1984, 10(1): 22 – 25.
HONG Jiguang. Gray level – grading cooccurrence matrix texture analysis method[J]. Acta Automatica Sinica, 1984, 10(1): 22 – 25. (in Chinese)
- 18 汪启伟. 图像直方图特征及其应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
WANG Qiwei. Study on image histogram feature and application[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014. (in Chinese)
- 19 PELE O, WERMAN M. The Quadratic-Chi histogram distance family[C]// Computer Vision-ECCV 2010, Berlin: Springer, 11th European Conference on Computer Vision, 2010: 749 – 762.