

桃子表面缺陷分水岭分割方法研究*

李江波^{1,2} 彭彦昆¹ 黄文倩² 张保华² 武继涛²

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 水果表皮缺陷的有效检测是水果自动化无损检测重要的部分,并且表皮缺陷的准确分割是对缺陷果准确分级的前提,也有助于缺陷果的分类识别。然而,通常水果表面具有较大的曲率变化,这种变化的曲率导致水果表面对同一入射光源照度反射的不均,进而影响缺陷区域的准确分割。本研究以平谷大桃为例,提出采用基于形态学梯度重构和内外标记的分水岭算法对水果表面缺陷进行分割。首先,提取R通道图像,采用NIR图像构建掩模模板并对R通道图像去背景;随后,去除背景后的图像进行形态学梯度变化获取梯度图像,并对梯度变化后的图像进行梯度重建以去除水果表面的细小噪声;接着,对重建后的梯度图像进行形态学标记运算获取标记图像;然后,采用标准分水岭算法实现缺陷的准确分割。对正常果、刺伤果、裂果、黑斑果、虫咬伤果、腐烂果和疤伤果7种表皮类型样本共计525幅图像检测结果表明,能够获得96.8%识别率。实验证明,基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭算法能够有效用于桃子表面缺陷的分割,并不会受到桃子表面光照不均的影响。

关键词: 桃子 缺陷分割 分水岭算法 形态学变化 标记提取

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)08-0288-06

引言

在基于计算机视觉技术对水果表皮缺陷进行检测中,缺陷区域的有效、准确分割是关键环节^[1-2],根据缺陷面积大小对带有表皮缺陷的水果进行分级,有助于对不同类型表皮缺陷进行分类识别^[3-4]。然而,通常水果表面具有较大的曲率变化,尤其是一些类球型水果,如橙子、苹果、桃子等。这种表皮特征导致利用机器视觉技术检测缺陷时,水果表面不同区域对同一入射光的反射强度存在差异,从而造成所获取水果图像的中部区域比边缘区域灰度值高^[5-7]。这种不均匀的灰度分布是引起水果表皮缺陷不能准确分割的重要原因之一。因此,国内外很多学者尝试改进系统或者开发新颖的亮度不均校正算法解决该问题,取得了一定的效果^[8-10]。改进光照系统是一种可以使水果表面获得更加均匀光照的较为直接的方法,如采用半球形光照系统。但是,水果并不是一个非常规则的生物球体或者类球体,因此,一个设定好的光照系统并没有较好的适应性。与之相比,软件算法校正具有更大的优势,但是目前很多算法较为复杂、实时性有待提高。在前期的研

究中,笔者提出了一种相对简单而有效的类球形水果表皮亮度不均校正理论,静态及在线图像处理的应用也验证了该算法良好的性能^[8]。但是,当所提取的缺陷面积较大时,由于缺陷区域也被认为是一个低频部分而予以保留,从而出现少分割,因此就不能准确提取缺陷。基于此,本研究提出基于形态学梯度增强、重建及标记的分水岭缺陷分割方法,并将该算法应用于桃子表面不同类型缺陷的分割。

1 实验材料与图像采集系统

1.1 实验材料

所用的桃子样本为典型的北京平谷大桃,2013年7月购于北京当地水果批发市场,共计105个样本,其中正常果15个,缺陷果90个。正常果果皮没有缺陷,缺陷果包括疤伤果、虫咬伤果、裂果、腐烂果、刺伤果、黑斑果6类,每类15个样本。实验前,首先用清水清洗样本,随后用干净的纱布将果皮表面水擦干以避免水果表面水增加果皮对光的反射。

1.2 图像采集系统

图1为桃子样本图像采集系统。该系统由一台

收稿日期: 2013-09-23 修回日期: 2013-11-11

* 国家自然科学基金资助项目(31301236)、北京市博士后科研活动经费资助项目(2013ZZ-70)和2012年北京市农林科学院博士后基金资助项目

作者简介: 李江波,博士后,北京农业信息技术研究中心助理研究员,主要从事农产品无损质量评估研究,E-mail: lijib@nercita.org.cn

通讯作者: 黄文倩,副研究员,博士,主要从事农产品无损检测研究,E-mail: huangwq@nercita.org.cn

可见-近红外双 CCD 数字相机 (AD-080GE, JAI, Japan)、LM6NC3 镜头 (LM6NC3, Kowa, Japan)、Advantech Industrial Computer 610L 工控机、2 套功率为 36 W 的可见-近红外条形 LED 光源、光照箱和样本台等组成。AD-080GE 型相机为以太网接口,通过 2 条网线和计算机的网卡相连。图像获取时,人工放置样本在样本台上,为了模拟在线水果检测分级时水果表面缺陷在图像中位置的不确定性,本研究中,每个样本采集 5 幅图像(每 1 幅图像代表同一样本状态下的 RGB 图像和 NIR 图像各 1 幅),每幅图像的缺陷位置均不同(正常果果皮没有缺陷)。因此,共采集样本图像 525 幅用于研究。

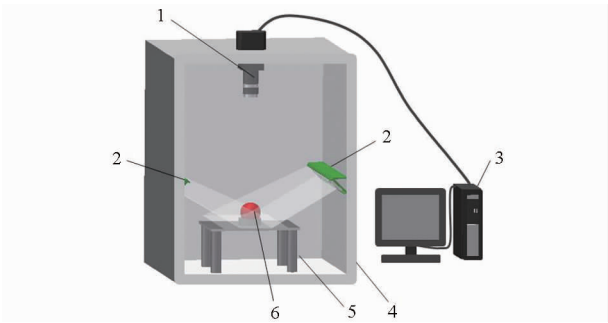


图 1 计算机视觉系统原理图

Fig. 1 Composition of computer vision system

1. 可见-近红外双 CCD 相机 2. LED 光源 3. 计算机 4. 光照箱 5. 样本台 6. 样本

2 缺陷分割方法

2.1 背景分割

图 2a 和图 2b 为样本图像中任意一幅带疤痕桃子的 RGB 图像和相应的 NIR 图像。从图 2b 中可以看出,NIR 图像对水果表面的颜色不敏感,非常有利于背景的去除。这也是本研究选用可见-近红外双 CCD 相机的原因。另一方面,实验中也发现,不同类型的表面缺陷在 R 分量图像中的缺陷区域与正常果皮区域对照较明显,因此, R 分量用于缺陷区域的分割,结果如图 2c 所示。背景分割方法采用掩模法^[11],图 2d 为基于图 2b 获得的二值化掩模模板,图 2e 为采用掩模法获得的去背景后的 R 分量图像。从图 2e 中可以看出水果对象包括缺陷区域被非常完整的提取出来。

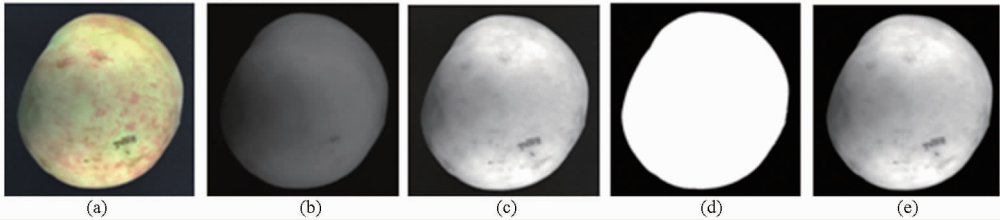


图 2 背景分割过程

Fig. 2 Background segmentation

2.2 形态学梯度增强

与原始 R 分量灰度图像相比,梯度图像能够较好地反映桃子表面区域的变化,使图像中桃子表面不同区域的灰度级跃变更加急剧。因此,在执行分水岭缺陷分割算法前通常要使用梯度幅度变化来预处理图像^[12]。梯度幅度图像的获取通常可以利用微分算子(如 Sobel、Prewitt 等)对原始图像进行梯度化。但是,考虑到微分算子对水果表皮的噪声较为敏感,本研究选用形态学梯度方法获取桃子梯度图像。形态学梯度运算是非线性的,一方面其在边缘信息提取时对噪声不太敏感,另一方面,在增强图像中各区域边缘对比度的同时,可以较好地保持水果表面平滑区域^[13]。对于图像 $f(x,y)$,其形态学梯度定义为

$$\nabla [f(x,y)] = (f \oplus b)(x,y) - (f \ominus b)(x,y) \tag{1}$$

式中 $\oplus$ ——对输入图像进行膨胀运算

$\ominus$ ——对输入图像进行腐蚀运算

b ——结构元素

由于圆盘形结构具有各向同性,有助于消除梯度对桃子表皮区域边缘方向的依赖。因此,结构元素 b 选为圆盘形,本研究中该结构元素半径为 3。

2.3 形态学重构运算

形态学梯度运算后的图像,一方面增强了桃子表面不同目标区域的边缘信息,同时,水果表面的一些噪声、细小纹理等信息也被锐化增强,如果直接采用标准分水岭算法对缺陷进行分割,则会出现较为严重的过分割现象^[14]。为此,在进行标准分水岭缺陷分割前,首先采用形态学开闭重构运算对桃子梯度图像 $\nabla [f(x,y)]$ 进行重构。重构可以有效剔除被锐化增强的一些细小噪声、纹理信息等局部极值,同时保留了桃子表皮上不同类型缺陷区域的轮廓。形态学开闭重构运算基于测地学膨胀和腐蚀运算。对于水果梯度图像 $\nabla [f(x,y)]$ 、参考图像 $r(x,y)$ 和结构元素 b ,其形态学测地膨胀定义^[15]为

$$\begin{cases} D_b^1(\nabla f(x,y),r) = \min(\nabla f(x,y) \oplus b,r) \\ D_b^{i+1}(\nabla f(x,y),r) = \min(D_b^i \oplus b,r) \quad (i=1,2,3,\cdots) \end{cases} \tag{2}$$

形态学测地膨胀为迭代运算,当迭代次数达到

设定值或者 $D_b^{i+1}(\nabla f(x,y),r) = D_b^i(\nabla f(x,y),r)$ 时,迭代停止。本研究设定为两者相等时迭代停止。基于以上定义,形态学开重建 $O_b^{(rec)}$ 定义为

$$O_b^{(rec)}[\nabla f(x,y),r] = D_b^{(rec)}[\nabla f(x,y) \circ b,r] \tag{3}$$

式中,“ $\circ$ ”表示形态学开运算, $O_b^{(rec)}$ 表示形态学测地膨胀迭代运算后最终输出的结果。类似,测地学腐蚀运算为

$$\begin{cases} E_b^1(\nabla f(x,y),r) = \max(\nabla f(x,y) \ominus b,r) \\ E_b^{i+1}(\nabla f(x,y),r) = \max(E_b^i \ominus b,r) \quad (i=1,2,3,\cdots) \end{cases} \tag{4}$$

基于腐蚀运算,形态学闭重建 $C_b^{(rec)}$ 定义为

$$C_b^{(rec)}[\nabla f(x,y),r] = E_b^{(rec)}[\nabla f(x,y) \cdot b,r] \tag{5}$$

式中,“ $\cdot$ ”表示形态学闭运算, $C_b^{(rec)}$ 表示形态学测

定腐蚀迭代运算后最终输出的结果。
最后,形态学开闭运算 $OC_b^{(rec)}$ 定义为先开后闭的混合二重运算,即

$$OC_b^{(rec)}[\nabla f(x,y),r] = C_b^{(rec)}[O_b^{(rec)}(\nabla f(x,y),r),r] \tag{6}$$

在基于水果样本梯度图像的形态学重建过程中,结构元素的大小对随后分水岭算法分割精度影响较大。通过实验验证,本研究选用结构元素半径为 1 的“disk”结构元素。

2.4 标记提取及分水岭缺陷分割

图 3 表示图像标记提取及分水岭缺陷分割结果。图 3a 表示梯度重构后产生的图像。当分水岭变换直接用于重构图像时,重构的梯度图像中仍然

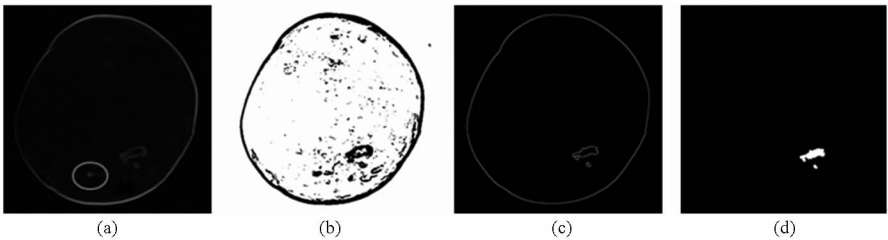


图 3 图像标记提取及分水岭分割结果

Fig. 3 Image marker extraction and defect watershed segmentation results

会存在一些与感兴趣目标无关的局部极值,如图 3a 中灰色椭圆形区域中的噪点,这些极值可能会导致较为严重的缺陷误分割。为了进一步改善这种误分割现象,采用内外标记的方法对重建后的水果梯度图像进行标记。方法如下^[14]:① 设定形态学重构后获得的梯度图像为 $I_{OC_b^{(rec)}}(x,y)$,该图像为灰度图像,设定高度阈值 h ,检测图像中所有极小值点是否大于阈值 h ,如果大于则标记为 1,否则为 0。因此,最终获得一幅二值图像,该二值图像的前景像素标记了深局部最小区域的位置,该二值图像定为内标记图像。② 对内标记图像作距离变化,产生一幅距离图像,基于该距离图像作标准分水岭分割,分割后的图像定为外标记图像。③ 获得内、外标记图像后,利用内外标记图像作为梯度图像 $I_{OC_b^{(rec)}}(x,y)$ 的局部极小值,其它像素将按照需要“上推”,以便删除其它的局部最小区域,从而完成对梯度图像 $I_{OC_b^{(rec)}}(x,y)$ 的修改,具体方法参考相关数学形态学极小值标定技术。图 3b 为经过标记后的图像。

最后,对修改后的梯度图像执行标准分水岭算法实现桃子表面常见缺陷的分割。图 3c 是经过标准分水岭算法分割后获得的分水岭图像,白色轮廓线条代表不同感兴趣区域的分水岭脊线。很显然,桃子样本的边界形成的脊线是需要除去的。因此,研究中通过对分水岭图像中每个闭合区域进行标记,且统

计每个标记区域的像素数,具有最多像素数的区域予以去除,最后通过洞填充获取真正的缺陷区域,见图 3d 所示。本研究中整体算法流程图如图 4 所示。

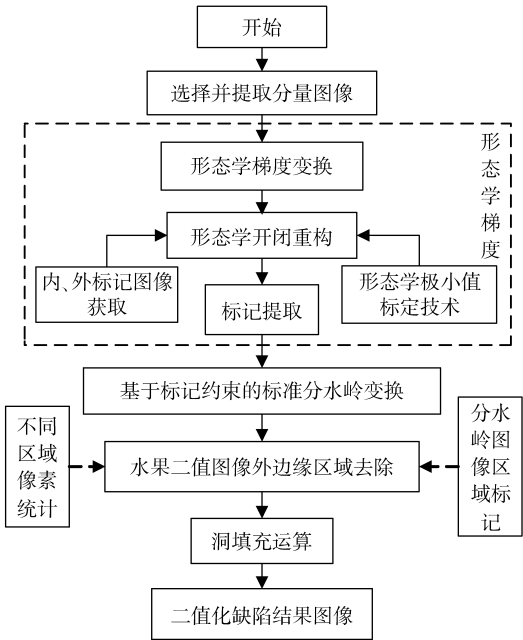


图 4 桃子表面缺陷分割流程图

Fig. 4 Flow chart for segmenting the surface defect of peach

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,对正常及带有 6 类不

同表皮缺陷的平谷大桃进行缺陷分割,图 5 为利用上述算法对不同类型样本中任选 1 幅典型图像分割的结果。

图中从上到下样本类型依次为刺伤果、裂果、黑斑果、虫咬伤果、腐烂果、疤伤果和正常果,6 类缺陷果中缺陷大小、形状、颜色以及所分布的位置都存在

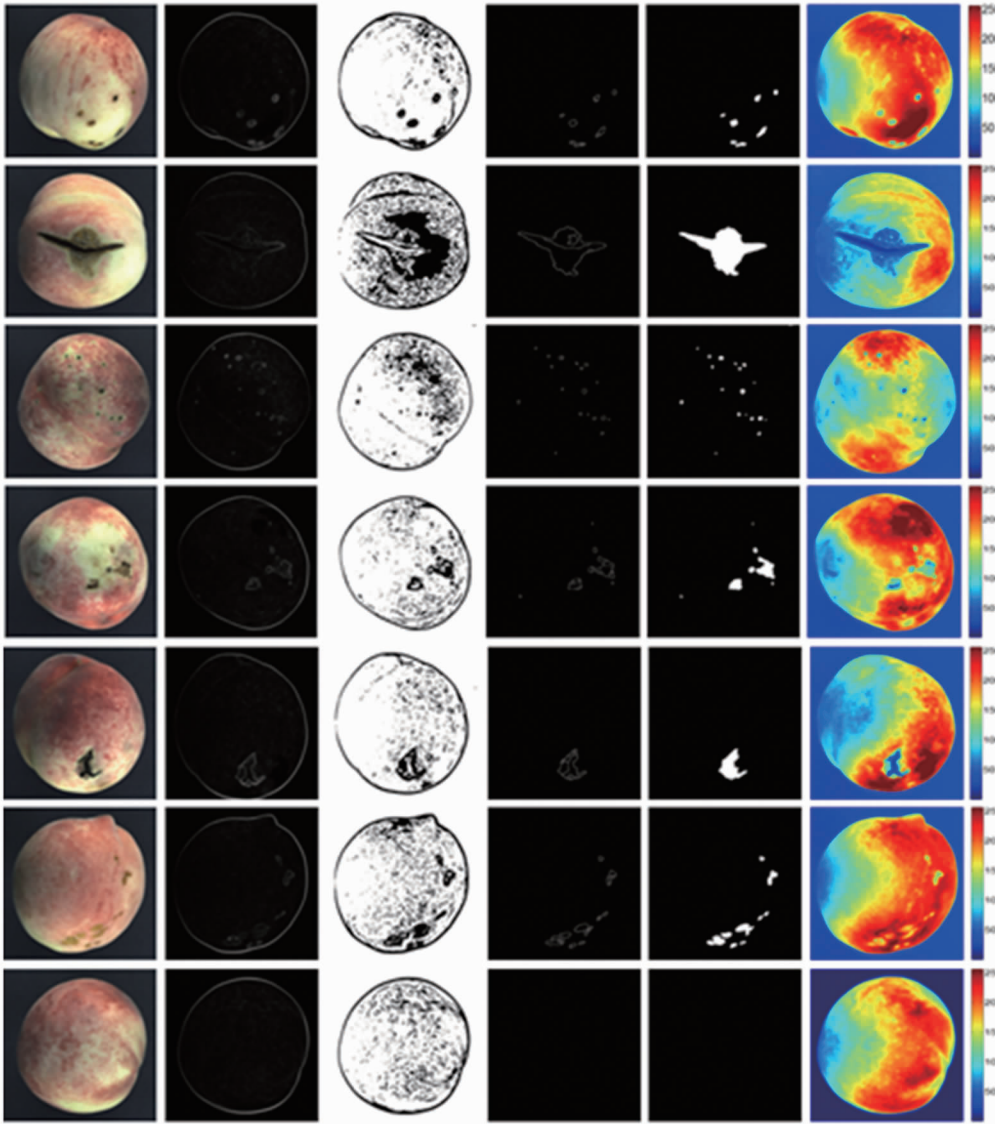


图 5 样本典型图像缺陷分割结果

Fig. 5 Defect segmentation result of representative sample images

差异。图中每行从左到右依次表示原始 RGB 图像、梯度增强重建后的图像、形态学标记图像、分水岭分割图像、缺陷图像、对照图像。对照图像为原始 R 分量灰度图像表面灰度能量图。从图中可以看出,由于桃子本身外观呈类球形,并且表面形状不规则,导致图像获取时,其表面对光照的反射不均。图中不同的颜色代表不同的灰度等级,从红色到深蓝色灰度等级依次降低。从参照图像中可以看出,如果直接采用原始图像进行缺陷分割,则由于受到样本表面光照不均的影响,正常果皮区域非常容易被误分割为缺陷,这种情况几乎存在于所有类型样本缺陷的分割中,甚至有些样本缺陷的表面灰度远大于某些区域的正常果皮灰度值,如第 6 行的疤痕果。

但是,通过本文中提出的分割算法,桃子表面的不同类型缺陷被非常准确地分割出来,并没有受到水果表面亮度不均的影响。将该算法应用于本研究中的所有样本图像,检测结果如表 1 所示。

表 1 缺陷分割结果			
Tab. 1 Results of defects segmentation			
种类	样本图像数/幅	分割结果/幅	正确率/%
刺伤果	75	73	97.3
裂果	75	75	100
黑斑果	75	71	94.7
虫伤果	75	73	97.3
腐烂果	75	75	100
疤伤果	75	69	92
正常果	75	72	96

如表 1 所示,裂伤果和腐烂果的检测正确率均达到 100%。刺伤果和虫伤果的检测正确率均为 97.3%,原因主要是这两种缺陷某些缺陷位于图像的最边缘,当进行分水岭分割算法时,缺陷区域分水岭脊线和水果的边界线合为一体,因此,在执行水果边界去除的时候,缺陷区域边界与样本边界被标记为同一个区域,继而被去除。黑斑果检测率为 94.7%,主要是因为水果表面的某些黑色斑点区域太小,从而导致在梯度图像重构及标记的过程中误认为噪点而被去除。疤伤果检测正确率最低仅为 92%,这是由于某些疤伤较轻,尽管在 RGB 图像上能够很好地识别,但是在 R 分量图像上其与正常果皮的灰度对照不明显,从而不能形成明显的分水岭脊线。另外,75 幅正常果图像中,有 3 幅图像出现了误判,研究发现这些桃子样本表面本身颜色存在较为严重的色差,主要表现为深红色和浅绿色,这些色差间接的表现在 R 分量中不同区域的灰度差异上,从而形成了分水岭脊线,最终导致误分割。但是,整体 525 幅图像获得 96.8% 的识别率,取得了

令人满意的结果。

为了进一步验证该算法在水果表皮缺陷提取中的性能,对本文中提出的算法与笔者之前提出的基于照度-反射模型^[16]的水果表皮缺陷检测算法性能进行对照研究。基于照度-反射模型算法对本研究中桃子表面缺陷分割结果示例图像如图 6 所示。为了能够更好地比较,图 6 中显示的图像源于图 5 中采用的样本图像。图中从左到右样本类型依次为刺伤果、裂果、黑斑果、虫咬伤果、腐烂果、疤伤果和正常果。从图 6 中可以看出,桃子表面大部分缺陷也能够被有效分割,但是对于相对面积较大的缺陷,如第 2 幅裂果图像中存在的疤痕,并不能被完整地分割出来(本研究中其它样本图像处理中也存在类似问题),这主要是由于在照度-反射亮度校正模型中,较大的缺陷区域表面也被认为是过渡缓慢的低频部分。然而,分水岭缺陷分割算法却不存在这种情况,能够提高缺陷的检测精度。在检测速度上,研究发现分水岭算法的速度比照度-反射亮度校正算法略慢,因此,检测速度上还有待于进一步提升。

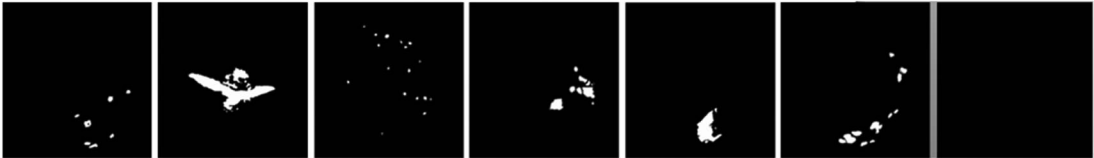


图 6 基于照度-反射模型亮度校正理论缺陷分割获得的图像

Fig. 6 Defect segmentation result images using illumination - reflectance model light correction method

4 结束语

提出采用图像梯度增强、梯度重建及形态学标记结合标准分水岭算法对平谷大桃表面不同类型的缺陷进行分割。研究结果表明,该算法在缺陷分割中不会受到水果表面光照不均的影响,能够对不同

大小、形状等缺陷进行分割。对刺伤果、裂果、黑斑果、虫咬伤果、腐烂果、疤伤果和正常果 7 类型样本检测表明,能够获得 96.8% 的识别率。但与照度-反射亮度校正缺陷分割算法比较,其缺陷分割速度还有待于进一步提升。

参 考 文 献

1 Chen Y R, Chao K L, Kim M S. Machine vision technology for agricultural applications [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 36(2-3): 173-191.

2 Cuber S, Aleixos N, Moltó E, et al. Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables[J]. Food and Bioprocess Technology, 2011, 4(4): 487-504.

3 Blasco J, Aleixos N, Gómez J, et al. Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 83(3): 384-393.

4 Blasco J, Aleixos N, Gómez J, et al. Recognition and classification of external skin damage in citrus fruits using multispectral data and morphological features[J]. Biosystems Engineering, 2009, 103(2): 137-145.

5 Tao Y. Spherical transform of fruit images for on-line defect extraction of mass objects[J]. Optical Engineering, 1996, 35(2): 344-350.

6 Aleixos N, Blasco J, Navarrón F, et al. Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2002, 33(2): 121-137.

7 Gómez-Sanchis J, Gómez-Chova L, Aleixos N, et al. Hyperspectral system for early detection of rottenness caused by *Penicillium digitatum* in mandarins[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 89(1): 80-86.

8 Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Wang Fujie, et al. Automatic detection of common surface defects on oranges using combined lighting transform and image ratio methods[J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 86: 59-69.

9 黄文倩, 李江波, 张驰, 等. 基于类球形亮度变换的水果表面缺陷提取[J]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 187 – 191.
Huang Wenqian, Li Jiangbo, Zhang Chi, et al. Detection of surface defects on fruits using spherical intensity transformation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(12): 187 – 191. (in Chinese)

10 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)

11 李江波, 饶秀勤, 应义斌, 等. 基于掩模及边缘灰度补偿算法的脐橙背景和表面常见缺陷分割研究[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 133 – 137.
Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Ying Yibin, et al. Background and external defects segmentation of navel orange based on mask and edge gray value compensation algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 133 – 137. (in Chinese)

12 李春月, 李峰, 曹鹏, 等. 基于分水岭变换和 FCM 的图像分割[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(12): 56 – 64.
Li Chunyue, Li Feng, Cao Peng, et al. Image segmentation based on watershed transform and FCM[J]. Computer Engineering & Science, 2009, 31(12): 56 – 64. (in Chinese)

13 崔屹. 数学形态学方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 125 – 127.

14 Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 3rd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010.

15 Salembier P, Pardas M. Hierarchical morphological segmentation for image sequence ceding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(5): 639 – 651.

16 Li Jiangbo, Rao Xiuqin, Wang Fujie, et al. Automatic detection of common surface defects on oranges using combined lighting transform and image ratio methods[J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 82: 59 – 69.

Watershed Segmentation Method for Segmenting Defects on Peach Fruit Surface

Li Jiangbo^{1,2} Peng Yankun¹ Huang Wenqian² Zhang Baohua² Wu Jitao²

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China 2. Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: Effective detection of peel defects on fruit was always the most important in automatic non-destructive detection of fruit. And, accurate segmentation of peel defects was a premise to effectively grade the fruit based on size of defect. However, since fruit surface usually has a larger curvature change, the non-uniform reflection from fruit surface is probably caused in terms of the same incident light source, and the accurate segmentation of peel defects will be affected. ‘Pinggu’ peaches were applied as the research object, and a watershed segmentation method combining morphological gradient reconstruction with internal and external markers was proposed to segment the defects on fruit peel. First, *R* channel image was extracted and background was removed by mask template obtained from NIR image. Then, gradient image was obtained by morphological gradient operation, and gradient reconstruction was performed by using the gradient image to remove some small noises on the fruit surface. Next, internal and external marker operations were used to obtain the marker image. Finally, defects on peel were segmented by using the standard watershed algorithm. For the investigated 525 sample images including seven peel types, a 96.8% successful recognition rate was achieved. The experimental results showed that a watershed segmentation algorithm combining morphological gradient reconstruction with marker extraction could be effectively used to segment the peel defects on peach and the performance of algorithm was not affected by non-uniform illumination on peach surface. However, defect segmentation rate needed to be further improved.

Key words: Peach Defect segmentation Watershed algorithm Morphological operation Marker extraction