

破损花菇机器视觉检测技术*

陈红¹ 夏青¹ 左婷¹ 谭鹤群¹ 边银丙²

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学植物科技学院, 武汉 430070)

摘要:为实现基于机器视觉技术的破损花菇自动检测,研究了基于曲线演化和花菇边缘灰度分析的破损检测方法以及破损花菇在线检测系统。去除花菇背景,跟踪花菇边缘,得到花菇边缘坐标曲线,对此曲线的内外部进行曲线演化,并计算内外部演化曲线与原始花菇边缘曲线接近的点的个数(N_{in} 、 N_{out}),以此参数可判定花菇的破损状况;利用形态学腐蚀的方法对花菇边缘进行采样,从采样灰度序列中提取均值(μ)、方差(ρ)、平均波峰宽度(\bar{L}_p)和最大波峰宽度(L_{max})4个破损特征参数,进而使用模式识别的方法分析此4个破损特征参数,得出花菇的破损状况。结合曲线演化和边缘灰度分析的结果联合判断花菇的破损状况。对180个花菇样本进行测试,得出最终破损识别率为88.33%,检测速度为98个/min。

关键词:花菇 机器视觉 破损检测 曲线演化

中图分类号: TP391.4; S646.1⁺2

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2014)11-0060-08

引言

花菇是香菇中的珍品,其菌盖肥厚,肉质细嫩,并且具有防病、健身、延缓衰老的作用,有较高的经济价值,在国内外市场上,深受消费者的喜爱^[1-2]。干香菇的制作工序中,由于受到机械运动的作用,菌盖边缘极易出现破损。破损菇会严重影响花菇的价格,因此花菇的破损识别是花菇分选过程中十分关键的一步。

目前花菇的破损识别主要依靠人工进行,其工作量大,生产效率低,不利于自动化生产。随着现代农业检测技术的进步,不少国内外专家尝试将机器视觉技术应用于农产品检测与分级中^[3-8],并且取得了一定的成果,但未见将机器视觉技术应用到花菇的破损检测中。因此,本研究尝试利用机器视觉技术对花菇进行自动破损检测。

由于大部分花菇破损是机械破损,所以只能通过花菇的外形以及颜色变化来判断花菇是否破损。经过反复观察以及试验,发现花菇菌盖边缘破损有两个较为明显的特征:其一,花菇边缘一旦破损,花菇菌盖往往会出现一个下凹的较大缺口,从而造成花菇菌盖形状畸形,这与菌盖本身较为规整的形状相差甚远,可以利用边缘曲线的曲率变化^[9]或应用类椭圆曲线来量化此类特征;其二,在灰度图像中,

花菇边缘破损处灰度值明显高于其他边缘处。本文尝试对原始花菇边缘曲线的内外部进行曲线演化,并搜索最终内外部演化曲线与原始花菇边缘曲线接近的点的个数(N_{in} 和 N_{out}),以这2个参数即可判断花菇的破损状况;从花菇边缘灰度序列中提取灰度均值(μ)、灰度方差(ρ)、平均波峰宽度(\bar{L}_p)以及最大波峰宽度(L_{max}),并通过模式识别的方法建立花菇破损检测模型。综合利用两种方法得出的结果可以进一步对花菇的破损作出合理判断。

1 试验材料与装置

1.1 试验材料

本研究试验材料来自随州市,试验材料涵盖了3种类型花菇,即天白花菇、白花菇和茶花菇,3种花菇的菌盖纹理稍有差异。试验前依据国家出口标准(SN/T 0632—1997)感官检验法,随机选取了780个花菇样本,其中140个样本用于基于曲线演化的破损检测方法试验;280个样本用于基于边缘灰度分析的破损检测方法试验;最后的360个样本则作为综合模型的试验对象。另外所有的花菇从有柄与否的角度又可分为有柄菇和去柄菇,菇柄的存在会严重影响花菇的形状分析。如图1所示,破损菇与完整菇在形状和边缘灰度上有明显的不同。

收稿日期:2013-12-31 修回日期:2014-02-26

* 国家现代农业产业技术体系资助项目(2008BBC012)、中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2010JC006)和华中农业大学优博优硕基金资助项目

作者简介:陈红,副教授,主要从事农产品加工装备研究,E-mail:chenhong@mail.hzau.edu.cn



图 1 各种类型香菇

Fig. 1 Different kinds of shiitakes

- (a) 边缘破损菇 (b) 带柄茶花菇
(c) 完整茶花菇 (d) 完整天白花菇

1.2 花菇自动分选系统

整个花菇类型分选系统可以分为 3 部分: 机械系统、控制系统和机器视觉系统^[9], 如图 2 所示。其中机械系统又分为花菇排列系统、翻转系统和分选执行系统, 其作用是负责花菇的上料、排列直至分选这一系列过程的实现。控制系统对整个分选过程进行控制和协调, 将分选过程的动态信息在液晶屏上实时显示, 并可在线调节系统参数和查看检测结果等。机器视觉系统则是负责图像的采集、传输、图像信息处理和最终花菇类型输出这一系列过程的实现。

花菇类型分选的大致流程为: 花菇在振动送料盘、料盘末端传感器以及气动喷嘴的作用下实现花菇的间歇上料。当花菇落在十字翻转板上时, 翻转板在传感器和摄像头的联合作用下采集花菇的两面图像。接着花菇落到分选传输带上, 当花菇达到预定位置时, 喷嘴将会把花菇吹落到相应的收集料箱中。

其中机器视觉系统主要由彩色相机、镜头、光源箱、光缆以及计算机等组成, 其中相机为 BASLER A102fc 型, 配 1394 采集卡, 镜头为 Computer M0514-mp

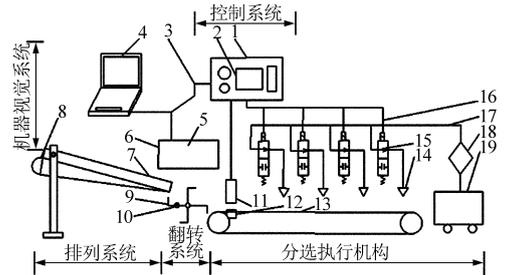


图 2 花菇类型分选系统

Fig. 2 Automatic line of grading system

1. 分选系统控制箱 2. 液晶显示屏 3. 通信总线 4. 上位机
5. 光源 6. 图像采集系统 7. 振动送料盘 8. 振动电动机
9. 十字翻转机构 10. 传感器 11. 光电传感器 12. 光电信号反射板
13. 输送带 14. 喷嘴 15. 电磁阀 16. 电磁阀控制总线
17. 气动系统总管路 18. 压缩空气过滤系统 19. 空压机

型焦距 8 mm, 相机在 1 038 像素 × 760 像素 30 帧/s 模式下工作。光源为经稳压后沿光源箱均布的 4 个 8 W 荧光灯。相机距离研究对象 35 cm。

2 破损特征提取

2.1 花菇破损特征分析

本文利用两种破损花菇的破损信息, 分别是花菇边缘曲线的形状特征和花菇破损处的灰度特征。两种方法均可单独判别花菇是否破损, 但每种方法都有其相应的局限性。

花菇的边缘曲线中蕴含多种花菇信息, 按照花菇边缘曲线的性质可将其分为 3 类。第 1 类是菌盖边缘曲线, 该段曲线所占比例最大, 且呈类椭圆形, 如图 3a 和图 3b 中红色曲线所示; 第 2 类是菇柄曲线, 呈凸起状, 如图 3b 中蓝色曲线所示; 第 3 类是破损曲线, 呈下凹状, 如图 3a 中粉红色曲线所示。无柄完整菇的边缘曲线呈类椭圆形; 有柄菇边缘曲线包含凸起的菇柄曲线和规整的菌盖曲线; 破损菇包含了下凹的破损曲线和规整的菌盖曲线。当原始边界曲线中包含了 3 类这样的曲线时, 该花菇可能既有菇柄又有破损或者该花菇本身形状极不规则, 将其归为畸形菇。

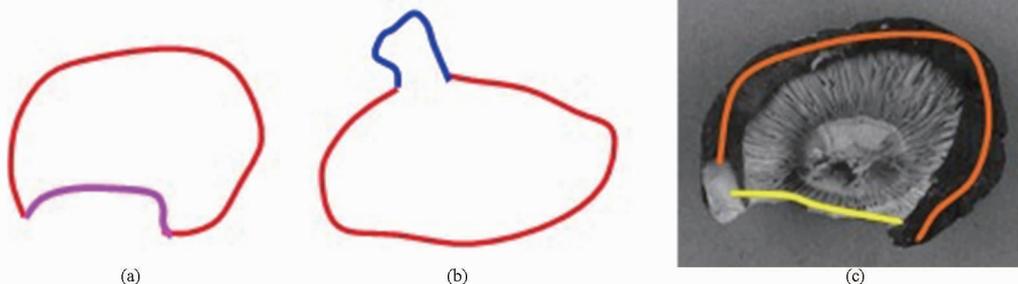


图 3 花菇破损特征分析

Fig. 3 Analysis of characteristics of broken shiitake

- (a) 破损花菇曲线 (b) 带柄花菇曲线 (c) 破损花菇灰度分析

在识别花菇的曲线类型时,其关键是找出作为整个边缘曲线主体的菌盖曲线,从而进一步从菌盖曲线中提取出相应的破损参数。菌盖曲线的查找受到凸起的菇柄和下巴的破损的影响。本文提出的曲线演化可以很好地适应这种情况。

曲线分析仅仅利用了破损花菇边缘曲线的形状信息,具有一定的局限性。如果能够利用花菇破损处的灰度信息则可以在一定程度上对该方法作补充。如图3c所示,破损菇破损处(黄色曲线所在区域)的灰度明显高于其他未破损区域(橙色曲线所在区域),利用特定方法对花菇边缘进行灰度采样,分析采样灰度序列,定义相应的破损参数即可识别破损区域。

2.2 基于曲线演化的破损识别

2.2.1 基于演化曲线的菌盖查找

对于一条原始花菇边缘曲线 B , 分别在其内部和外部自动生成初始演化曲线 C_{in} 和 C_{out} , 如图4a所示,为减少演化时间,该曲线应尽可能靠近原始边缘曲线,现将初始曲线统一进行参数化表示,即 $c(s) = (x(s), y(s))$, 其中 $0 < s < 1$, s 可以看作是参数曲线上的一个点,当曲线在图像中进行演化时,可在演化曲线上定义一个能量函数^[10-15]

$$E_c = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |c'(s)|^2 + \beta |c''(s)|^2] + E_{ext}(c(s)) ds \quad (1)$$

式中 α ——张力系数,与曲线曲率有关

β ——刚性系数,与曲线曲率有关

$c'(s)$ 、 $c''(s)$ ——演化曲线的一阶导数与二阶导数

E_{ext} ——图像能量

式(1)右边第1项中,当 α 越大时,由一阶导数 $c'(s)$ 产生的弹性能量越大;第2项中 β 值越大时,由二阶导数 $c''(s)$ 产生的曲率能量就越大,即模型越光滑;第3项 E_{ext} 是图像的能量。本文中图像能量 E_{ext} 由二值图像的距离变换^[16-18] 得到,越靠近花菇边界,其值越小,如图4e和4f所示。为防止演化曲线超出原始花菇边缘曲线,在曲线进行演化时,演化曲线上的点一旦与原始花菇边缘曲线上的点重合,该点立即停止演化。

当整个曲线满足条件

$$\nabla E_{ext} - (\alpha c''(s) - \beta c'''(s)) = 0 \quad (2)$$

即可得到最终目标曲线,式中 ∇ 为梯度算子。

为了驱动初始曲线向菌盖边缘演化,现定义两个曲线驱动方程

$$F_{in} = \rho n(s) \quad (3)$$

$$F_{out} = -\rho n(s) \quad (4)$$

$$\rho = k_1 E_{ext}(s) - k_2 (\alpha |c'(s)| + \beta |c''(s)| + \kappa(s)) \quad (5)$$

式中, F_{in} 和 F_{out} 分别为演化模型中推动曲线向外扩张和向内收缩的法向力,如图4a所示; ρ 为演化的

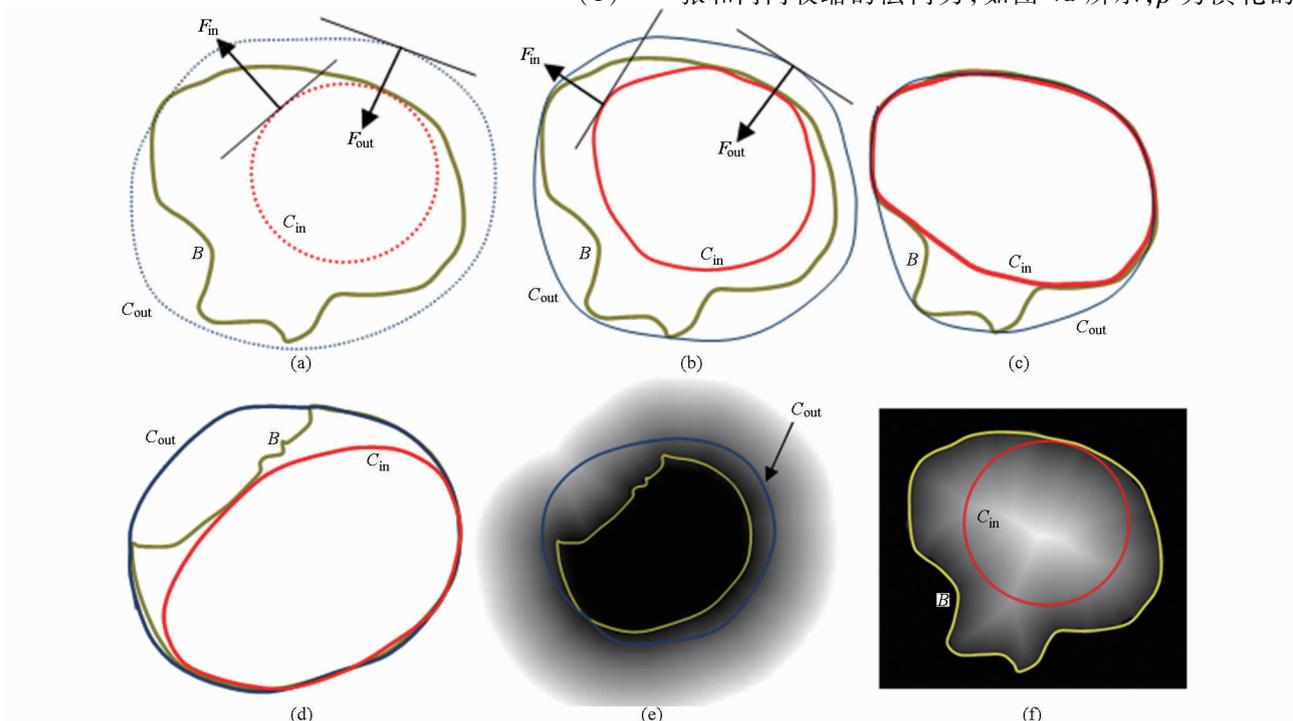


图4 曲线演化示意图

Fig.4 Schematic diagram of curve evolution

- (a) 设置初始化演化曲线 (b) 曲线向菌盖边缘演化 (c) 带柄菇最终演化曲线 (d) 破损菇最终演化曲线
(e) 破损菇外部演化图像能量分布 (f) 带柄菇内部演化图像能量分布

速度,可控制法向力的大小,其值与该点的曲率以及图像能量有关, k_1 和 k_2 为调节系数, $\kappa(s)$ 是点 s 处的曲率; $\mathbf{n}(s)$ 为演化曲线在点 s 处的单位法向量。法向力 \mathbf{F}_{in} 和 \mathbf{F}_{out} 使得模型曲线不断变化,并向菌盖曲线推进,如图4b所示,当模型曲线与菌盖曲线重合后,将会停止演化。

如图4a所示,对于原始花菇边缘曲线 B ,首先分别在该曲线内部和外部自动生成靠近 B 曲线的初始曲线 C_{in} 和 C_{out} 。在曲线演化中,设置恰当的张力系数 α 和刚性系数 β 可以保持演化曲线始终有弹性并且较为平滑,而对于外部图像能量,当曲线越靠近花菇边缘时其能量值越小,直至为零。在驱动力 \mathbf{F}_{in} 的作用下内部演化曲线 C_{in} 在保持类椭圆状的情况下不断膨胀,而 \mathbf{F}_{out} 则使外部曲线 C_{out} 在保持类椭圆状的情况下不断向内收缩,两条演化曲线上的点不断地滑向能量值较低的区域(花菇边缘),而当整条曲线的能量值达到最小时,即停止演化。如果花菇带柄,两条演化曲线中,内部演化曲线 C_{in} 与菌盖边缘将会较为接近,如图4c所示;如果花菇有破损,则外部演化曲线 C_{out} 与菌盖边缘较为接近,如图4d所示;对于一个完整菇,演化的结果是内外部演化曲线都将收敛到菌盖边缘上。

2.2.2 基于曲线分析的破损参数

对花菇边缘曲线进行上一步的操作之后,可以得到两条最终演化曲线,并且其中一条曲线与花菇菌盖形状较为接近。

原始花菇边缘曲线 B 与内外部演化曲线 C_{in} 、 C_{out} 的差异可以通过类半径^[19-22]来识别。对于一条完整的封闭曲线,计算其形心 O 坐标值,以形心 O 为中心,计算花菇边缘曲线上的点到该中心点的距离,可以得出一个类半径函数(也叫标志函数)

$$r(\theta) = \|s_\theta - O\| \quad (6)$$

式(6)中 $0 < s_\theta \leq 1$,而 $0 < \theta \leq 360^\circ$, s_θ 表示在极坐标下辐射角为 θ 的点 s ,该点与形心 O 的距离即为 $r(\theta)$ 。

依据式(6)对原始花菇边缘曲线 B 、内外部演化曲线 C_{in} 和 C_{out} 这3条曲线分别计算其类半径函数可得 $r_B(\theta)$ 、 $r_{in}(\theta)$ 、 $r_{out}(\theta)$,如图5所示。根据曲线类半径函数,可以定义表征内外演化曲线与原始花菇边缘曲线接近程度的参数 N_{in} 和 N_{out} ,其计算公式为

$$\Theta_{in} = \{\theta | \varphi_{in}(\theta) = |r_B(\theta) - r_{in}(\theta)| < \lambda_N\} \quad (7)$$

$$\Theta_{out} = \{\theta | \varphi_{out}(\theta) = |r_B(\theta) - r_{out}(\theta)| < \lambda_N\} \quad (8)$$

$$N_{in} = \text{card}(\Theta_{in}) \quad (9)$$

$$N_{out} = \text{card}(\Theta_{out}) \quad (10)$$

式(7)、(8)计算出内外部演化曲线与原始花菇

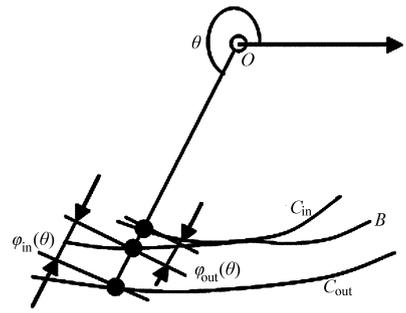


图5 类半径函数定义

Fig.5 Definon of signature function

边缘曲线接近点的集合,其中 λ_N 是指定阈值(本文取3),此阈值用来衡量演化曲线与原始边缘曲线的接近程度。再利用式(9)、(10)计算出集合中点的个数 N_{in} 和 N_{out} (单位为 $^\circ$)。当 $N_{in} > \lambda_{in}$, $N_{in} > N_{out}$ 时,内部演化曲线 C_{in} 较为接近菌盖曲线,该花菇存在凸起的菇柄;当 $N_{out} > \lambda_{out}$, $N_{in} < N_{out}$ 时,外部演化曲线 C_{out} 较为接近菌盖曲线,该花菇存在破损;当 N_{in} 和 N_{out} 的值都接近 360° 时,该花菇较为完整,无破损也无菇柄,并且较为规整;而当 $N_{in} < \lambda_{in}$, $N_{out} < \lambda_{out}$ 时,将该花菇归为畸形菇。其中 λ_{in} 和 λ_{out} 为一个经验值,在本文中 λ_{in} 和 λ_{out} 分别取值为239、242。

2.3 基于菌盖边缘灰度采样的破损识别

2.3.1 花菇边缘灰度采样

花菇在生产加工时易出现大量的边缘破损情况,并且边缘破损部分一般都在整个花菇菌盖的1/3以下。经过观察,花菇破损部分的灰度明显要高于其他边缘部分灰度,这一特征为花菇的破损识别提供了可能性。对于一幅已去除背景的花菇灰度图 E ,使用一定大小的结构体 S_{se} 进行腐蚀,可以得到

$$E = E \Theta S_{se}$$

其中腐蚀结构体 S_{se} 的大小是依据实验来决定,一般不超过8,其中 Θ 为腐蚀操作运算符号。为了使灰度采样结果稳定,可以进行多次腐蚀,取其均值。对破损花菇和完整花菇进行以上操作,得到的花菇边缘采样灰度图如图6b和6d所示。

2.3.2 基于边缘灰度分析的破损参数

图6a和6b是破损花菇边缘采样示意图。在图6a中,红色曲线是灰度采样曲线,由形态学腐蚀操作之后并跟踪其边界得到。利用灰度采样曲线对花菇边缘进行灰度采样后得到一个灰度序列,如图6b所示。图6c和6d是完整花菇边缘采样示意图。破损菇灰度序列与完整菇灰度序列相比,破损处灰度有一个较宽并且较高的波峰,而完整菇灰度序列只有一些较窄的波峰。为便于识别这种差别,本文提出4种识别特征。

对于一个灰度采样曲线 C_{sample} ,曲线上任意一

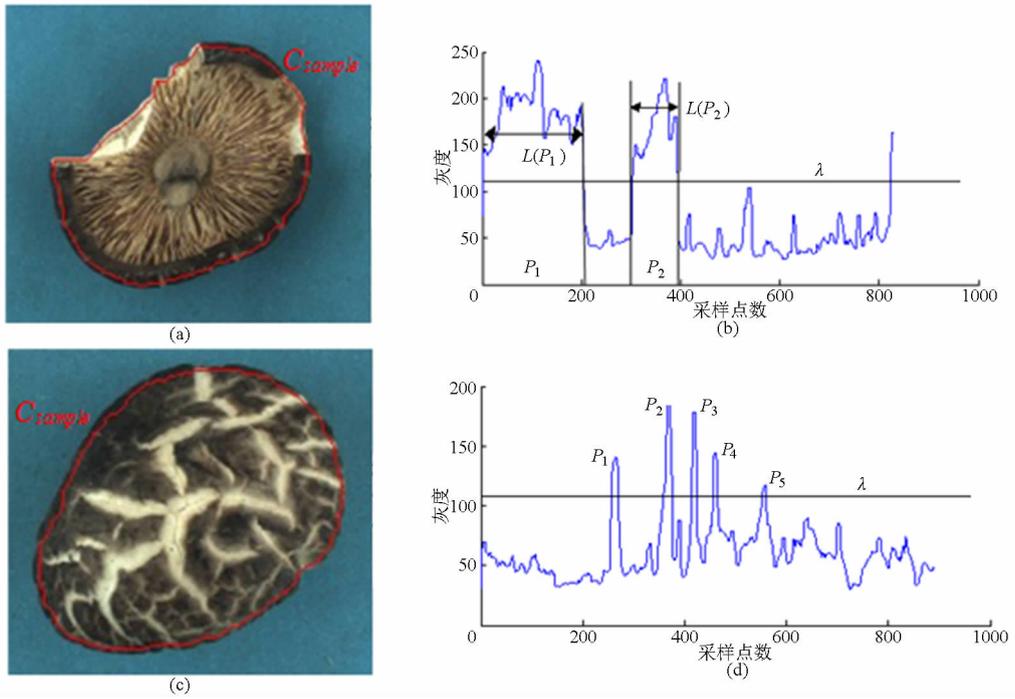


图6 花菇边缘灰度采样

Fig.6 Gray scale sampling of shiitake edge region

(a) 破损花菇 (b) 破损菇边缘灰度采样 (c) 完整花菇 (d) 完整菇边缘灰度采样

点 s 在香菇灰度图 I 中灰度为 $I(s)$ 。 $I(s)$ 即为花菇灰度采样序列。对于花菇灰度采样序列 $I(s)$ ，将超过给定阈值 λ 的连续区域称为波峰区域，如图 6b 中的波峰 P_1 和 P_2 。记第 k 个波峰 P_k 的波峰宽度为 $L(P_k)$ 。

(1) 均值

$$\mu = \int_0^1 I(s) ds \quad (11)$$

这个参数值表达的是整个灰度序列的灰度水平，不同类型花菇其水平不一样，如果花菇边缘有破损，其值明显变大，如表 1 所示。

(2) 方差

$$\sigma = \int_0^1 (I(s) - \mu)^2 ds \quad (12)$$

这个参数值表达了曲线上灰度偏离均值的程度，当花菇有破损时，该值会明显偏大，如表 1 所示。

(3) 平均波峰宽度

$$\bar{L}_p = \frac{\sum_{i=1}^M L(P_i)}{M} \quad (13)$$

式中 M 为灰度序列中波峰的个数。当花菇有破损时，灰度序列曲线中将会增加陡峭并且宽度较大的波峰，这会明显增加平均波峰宽度，表 1 中可以反映这一点。

(4) 最大波峰宽度

$$L_{\max} = \max \{L(P_1), L(P_2), L(P_3), \dots, L(P_M)\} \quad (14)$$

式中 M 的意义与式 (3) 相同，当最大波峰宽度 L_{\max} 较大时，说明该花菇有破损，并且破损大小正比于 L_{\max} ；如果 L_{\max} 值偏小，该花菇边缘没有较大的高亮区域。

表 1 破损参数

Tab.1 Broken parameters of shiitake

类别	μ /像素	ρ	$\bar{L}_p/(\circ)$	$L_{\max}/(\circ)$	
天白花菇	118.2	2 397.5	55	120	
破损菇	白花菇	92.1	3 233.5	33	92
	茶花菇	77.6	2 120.6	52	103
完整菇	天白花菇	98.3	1 450.4	16	39
	白花菇	80.5	1 141.4	10	34
	茶花菇	69.1	598.1	11	23

3 花菇破损识别模型及分选结果

3.1 基于曲线分析的花菇破损识别模型

现选取 140 个花菇样本对基于曲线演化的破损检测方法进行测试。首先经过相应的图像预处理、背景分割、跟踪花菇边界并得到花菇边缘坐标曲线，设置内外初始演化曲线，从最终内外演化曲线以及原始花菇边缘曲线中提取 2 个破损参数 N_{in} 和 N_{out} ，得到的结果如图 7 所示。判断 N_{in} 和 N_{out} 的值及其大小关系即可检测花菇是否破损。

从图 7 中可看出，有柄菇中 N_{in} 大于 N_{out} ；破损菇中 N_{in} 小于 N_{out} ；完整菇中 N_{in} 和 N_{out} 都接近 360° ；而畸形菇中 N_{in} 和 N_{out} 都小于指定的阈值 λ_{in} 和 λ_{out} 。

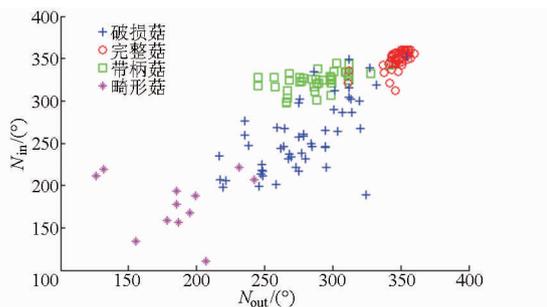


图 7 基于曲线演化的花菇破损检测结果

Fig. 7 Recognition result of shiitake based on curve analysis

该方法最终的破损识别正确率为 76.7%。基于曲线演化的方法对香菇的判别造成误判的主要原因在于花菇的边界形状并不足以判定花菇的破损状况,当花菇本身形状极不规则或者花菇既带有菇柄又出现破损时也可能造成误判。

3.2 基于边缘灰度分析的花菇破损识别模型

经过灰度采样,利用灰度序列曲线按照上述算法可以计算出 4 个破损参数。为了得到较高的识别率,现在采用 BP 神经网络、SVM 和 K 近邻这 3 种非线性分类器对这 4 个破损特征进行识别。试验发现,BP 神经网络和 SVM 需要进行反复优化后才能确定模型中的多个参数,而 K 近邻分类器则相对简单,并且易于构造。本试验中数据量相对较少,所以在使用 K 近邻分类器进行分类时,其执行速度较快,所需内存不大。现取 140 个花菇样本为训练集,另取 140 个花菇样本作为测试集,对其提取相应的 4 个破损特征参数并进行分类, K 近邻分类器中的 K 值取 5,得到最终的分类结果如表 2 所示,训练集的破损识别率为 84.29%,测试集的破损识别率为 82.14%。

表 2 测试样本识别结果

Tab. 2 Recognition result of test samples

样本类别	花菇种类	样本数	预测结果		破损识别率/%
			破损菇	完整菇	
训练集	破损菇	70	55	15	84.29
	完整菇	70	7	63	
测试集	破损菇	70	53	17	82.14
	完整菇	70	8	62	

基于边缘灰度分析的方法充分利用了破损花菇在破损处的灰度异常信息,识别率较高。但是如果花菇破损处发生了霉变,或者相机拍摄角度的限制,都可能导致无法捕捉花菇破损处的灰度异常信息。

3.3 基于曲线-边缘灰度分析的联合破损识别模型

上述的两种破损识别模型都只利用了破损菇的某一方面破损信息,都有自身的局限性。为了使判别结果更为合理,现规定,在这两种模型的判别中,

只要有其中一种方法判定当前花菇为破损菇,该花菇即为破损菇,而只有当双方都判定当前花菇为完整菇时,该花菇才算是完整菇,因为在实际生产中,完整菇的要求比较严格,如果完整菇中混入破损菇,这对完整菇的价格影响较大。现取 360 个花菇样本作为试验对象,其中 180 个为训练集样本,另外的 180 个为测试集样本。得到的最终的识别结果如表 3 所示。

表 3 综合模型识别结果

Tab. 3 Recognition result of integrated model

样本类别	花菇种类	样本数	预测结果		破损识别率/%
			破损菇	完整菇	
训练集	破损菇	90	85	5	89.44
	完整菇	90	14	76	
测试集	破损菇	90	82	8	88.33
	完整菇	90	13	77	

破损花菇检测装置对上述 360 个花菇进行检测的时间为 3.67 min,即检测速度为 98 个/min,其最终的识别率可达到 88.33%。在识别结果中,有部分完整菇被判为破损菇,其原因有两种,其一,该花菇形状极不规则,造成曲线演化的异常,其二,在完整菇的破损区域,其灰度出现异常,导致不易识别,光源、霉变或者相机角度的限制都可能造成这样的异常;还有少部分破损菇被判为完整菇,这些花菇边缘虽然有破损但是其边界形状却较为规整,另外破损处的异常信息又无法捕捉,从而造成判别失误。在实际花菇分选中,经过花菇破损检测后,完整菇可以进行下一步具体等级分级,而破损菇和畸形菇则作等外菇处理。

4 结论

(1) 研究了一种基于机器视觉的花菇破损检测技术,设计了基于机械系统、控制系统、机器视觉系统的破损花菇检测系统。该系统实现了天白花菇、白花菇和茶花菇这 3 类破损花菇的识别,其最终的识别率可达 88.33%,其检测速度为 98 个/min。本研究为花菇的最终分选提供了理论依据和技术基础。

(2) 针对花菇破损的特点,提出了两种检测破损花菇的算法。第 1 种算法充分利用了破损花菇边界曲线的形状特征,对花菇边缘坐标曲线内外部进行曲线演化,并找出内外部演化曲线与原始花菇边缘曲线接近程度的参数(N_{in} 和 N_{out}),以此参数可判定花菇的破损状况;第 2 种算法使用了花菇破损处灰度特征,针对这种破损特征,从花菇边缘采样灰度序列中定义了 4 种破损特征参数,即均值 μ 、方差 ρ 、

平均波峰宽度 \bar{L}_p 以及最大波峰宽度 L_{\max} , 这 4 种破损特征参数能够很好地检测到破损区域的存在, 然后以这 4 个破损参数为输入, 构建 K 近邻分类器,

从分类器中可以得出花菇的最终破损检测结果。本文提出的算法对其他农产品的破损识别以及形状分析也具参考价值。

参 考 文 献

- 1 黄星奕, 姜爽, 陈全胜, 等. 基于机器视觉技术的畸形秀珍菇识别[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 350 - 354.
Huang Xingyi, Jiang Shuang, Chen Quansheng, et al. Identification of defect pleurotus geesteranus based on computer vision[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(10): 350 - 354. (in Chinese)
- 2 严泽湘. 出口干香菇的分级标准[J]. 河北农业, 1999(10): 25.
- 3 史智兴, 程洪, 李江涛, 等. 图像处理识别玉米品种的特征参数研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(6): 193 - 195.
Shi Zhixing, Cheng Hong, Li Jiangtao, et al. Characteristic parameters to identify varieties of corn seeds by image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(6): 193 - 195. (in Chinese)
- 4 程洪, 史智兴, 么炜, 等. 基于支持向量机的玉米品种识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 180 - 183.
Cheng Hong, Shi Zhixing, Yao Wei, et al. Corn breed recognition based on support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(3): 180 - 183. (in Chinese)
- 5 凌云, 王一鸣, 孙明, 等. 基于分形维数的垩白米图像检测方法[J]. 农业机械学报, 2005, 36(7): 91 - 95.
Ling Yun, Wang Yiming, Sun Ming, et al. Detection of chalky rice based on fractal dimension[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(7): 91 - 95. (in Chinese)
- 6 赵娟, 彭彦昆, Sagar Dhakal, 等. 基于机器视觉的苹果外观缺陷在线检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊 1): 260 - 263.
Zhao Juan, Peng Yankun, Sagar Dhakal, et al. On-line detection of apple surface defect based on image processing method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp. 1): 260 - 263. (in Chinese)
- 7 彭江南, 谢宗铭, 杨丽明, 等. 基于 Seed Identification 软件的棉籽机器视觉快速精选[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 147 - 152.
Peng Jiangnan, Xie Zongming, Yang Liming, et al. Quickly selection for cotton seed based on Seed Identification Software[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(23): 147 - 152. (in Chinese)
- 8 黄星奕, 林建荣, 赵杰文. 基于支持向量机的苹果检测技术[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2005, 26(6): 465 - 467.
Huang Xingyi, Lin Jianrong, Zhao Jiewen. Detection on defects of apples based on support vector machine[J]. Journal of Jiangsu University: National Science Edition, 2005, 26(6): 465 - 467. (in Chinese)
- 9 陈红, 夏青, 左婷, 等. 基于机器视觉的花菇分选技术[J]. 农业机械学报, 2014, 45(1): 281 - 287.
Chen Hong, Xia Qing, Zuo Ting, et al. Determination of shiitake mushroom grading based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(1): 281 - 287. (in Chinese)
- 10 李培华, 张田文. 主动轮廓线模型(蛇模型)综述[J]. 软件学报, 2000, 11(6): 751 - 757.
Li Peihua, Zhang Tianwen. Review on active contour model (snake model)[J]. Journal of Software, 2000, 11(6): 751 - 757. (in Chinese)
- 11 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321 - 331.
- 12 Shashidhar N S, Jayas D S, Crowe T G, et al. Processing of digital image of touching kernels by ellipse fitting[J]. Canadian Agricultural Engineering, 1997, 39(2): 139 - 142.
- 13 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 10(1): 61 - 79.
- 14 Pang B, Zhang D, Wang K Q. The bi-elliptical deformable contour and its application to automated tongue segmentation in Chinese medicine[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005, 24(8): 946 - 956.
- 15 杨蜀秦, 宁纪锋, 何东健. 一种基于主动轮廓模型的连接米粒图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 207 - 211.
Yang Shuqin, Ning Jifeng, He Dongjian. Image segmentation algorithm of touching rice kernels based on active contour model[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 207 - 211. (in Chinese)
- 16 唐莉萍, 曾培峰, 张乐. 基于距离变换剥离的黏连纤维图像分离算法[J]. 东华大学学报: 自然科学版, 2009, 35(5): 560 - 565.
Tang Liping, Zeng Peifeng, Zhang Yue. Fiber image separation algorithm based on simplified distance transform[J]. Journal of Donghua University Natural Science, 2009, 35(5): 560 - 565. (in Chinese)
- 17 徐达丽, 任洪娥, 徐海涛, 等. 基于链码技术的距离变换改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(25): 176 - 178.
Xu Dali, Ren Hongge, Xu Haitao, et al. Improved distance transform algorithm based on chain chain code[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(25): 176 - 178. (in Chinese)
- 18 张煜, 孙家柄, 张晓东. 一种基于距离变换与标记图的边缘匹配方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(8): 675 - 678, 703.
Zhang Yu, Sun Jiabing, Zhang Xiaodong. Edge matching based on chamfer distance transform and label map[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(8): 675 - 678, 703. (in Chinese)
- 19 赵静, 何东健. 果实形状的计算机识别方法研究[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 165 - 167.

- Zhao Jing, He Dongjian. Studies on technique of computer recognition of fruit shape[J]. Transactions of the CSAE, 2001, 17(2): 165 - 167. (in Chinese)
- 20 林开颜, 吴军晖, 徐立鸿. 基于计算机视觉技术的水果形状分级方法[J]. 农业机械学报, 2005, 36(6): 71 - 74.
Lin Kaiyan, Wu Junhui, Xu Lihong. Separation approach for shape grading of fruits using computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005, 36(6): 71 - 74. (in Chinese)
- 21 高华, 王雅琴. 基于计算机视觉的农产品形状分级研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(14): 227 - 229.
Gao Hua, Wang Yaqin. Study on the shape classification of farm produce based on computer vision[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(14): 227 - 229. (in Chinese)
- 22 Wolf R R, Swaminathan M. Determining orientation and shape of bell peppers by machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 1986, 29(6): 1500 - 1507.

Application of Machine Vision in Detection of Broken Shiitake

Chen Hong¹ Xia Qing¹ Zuo Ting¹ Tan Hequn¹ Bian Yinbing²

(1. College of Engineering and Technology, Hua Zhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Plant Sciences and Technology, Hua Zhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: In order to detect the broken shiitake, a automatic detection system of shiitake was developed based on machine vision. Identification algorithms based on curve evolution and shiitake edge grayscale were presented. First, the background of shiitake images was removed, the edge of shiitake was tracked and then the coordinates of shiitake boundary was obtained. A closed curve was composed of these coordinates. Two initial curves could be generated from the interior and exterior of the closed curve respectively. Two final curves were evolved on those two initial curves, which met the condition of specific termination criterion. Two parameters (N_{in}, N_{out}) were extracted from the difference of final curves and initial curve. These parameters could determine the broken extent of shiitake and shiitake edge region were sampled with the method of morphology. Then four parameters could be extracted from the sequence of the gray scale of sampled regions. These parameters were mean (μ), variance (ρ), average width of peaks (\bar{L}_p) and the maximum width of peaks (L_{max}) respectively. The four parameters were analyzed with the method of pattern recognition and the broken extent of shiitake was obtained from the processing results. The final result was given with the results of both curve evolution and grayscale analysis. Experiments show that the accuracy of final shiitake detection model reached up to 88.33%, and the selection speed was 98 per minute.

Key words: Shiitake Machine vision Detection of broken Curve evolution