

基于纹理分析的香菇品质分选方法

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: 为了实现天白花菇、白花菇、茶花菇和光面菇这4种类型香菇的分选, 研究了多种菌盖纹理模型以及各个模型参量的融合, 并设计了整个香菇类型自动分选系统。首先从香菇菌盖中截取合适大小的纹理区域, 利用灰度直方图统计, 灰度共生矩阵 (grey level co-occurrence matrix), 高斯马尔科夫随机场 (Gauss Markov Random Field) 模型和分形维数模型从该区域中共提取23个纹理特征参数。然后使用顺序前向搜索法对各个模型特征数据进行融合, 从中得出6个简约特征。最后构建K近邻分类器作为香菇类别分类器并对提取后的简约特征进行分类。试验结果表明, 香菇类型分选模型的分选正确率可达到93.57%, 利用香菇菌盖纹理对香菇进行类型分类是可行的。

关键词: 机器视觉; 纹理; 分选; 花菇

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.03.038

中图分类号: TP391.4; S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-03-0285-08

陈红, 夏青, 左婷, 等. 基于纹理分析的香菇品质分选方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 285—292.
Chen Hong, Xia Qing, Zuo Ting, et al. Quality grading method of shiitake based on texture analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(3): 285—292. (in Chinese with English abstract)

0 引言

香菇生长过程中, 因表皮细胞与肉质细胞分裂不同步, 生长速度过快的肉质细胞胀破表皮细胞, 使菌盖龟裂形成褐白相间、菊花状的花纹, 形成花菇。花菇菌盖肥厚, 肉质细嫩, 外观美丽, 经济价值最高, 是香菇中的珍品, 在国内外市场上, 深受消费者的喜爱。受生理特性及光照、温差等环境因素的影响, 同一品种同一批次出棚的香菇其表面花色存在极大差异, 依菌盖表面白色花纹的多少, 香菇可分为天白花菇、白花菇和茶花菇, 当香菇菌盖无裂纹时, 其为光面菇^[1-5]。其中以天白花菇价值最高, 与普通光面菇相比, 价格可相差5~8倍。为了保证出口香菇质量, 优质优价, 按级定价, 提高经济效益, 必须对花纹混杂的香菇原料进行分级。目前香菇的类型分拣主要是依靠人工进行, 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到农产品的检测与分级当中^[6-11], 并且取得了一定的成果, 但未见有将机器视觉技术应用到花菇的分选当中。因此, 本研究尝

试利用机器视觉技术对香菇进行自动分选。

香菇的菌盖纹理是一项重要分选特征。关于纹理, 国内外有专家学者做了大量研究, 并从中总结了多种描绘纹理的方法, 其中比较系统的方法有4大类: 统计法^[12-14]、结构法^[15-16]、模型法^[17]和频谱法。统计法是利用像素间局部相关性来刻画纹理, 统计法的典型代表是一种称作灰度共生矩阵^[18-20]的纹理特征分析法; 结构法是建立在纹理基元理论基础上的纹理分析方法, 它包括2个要素, 即纹理基元特征和基元组合规则, 适用于纹理基元较大而且规则排列的纹理, 不适用于自然纹理; 模型法是假定纹理按照某种模型分布, 采用模型的参数作为纹理参数, 其中较为典型的有马尔科夫随机场模型, Gibbs随机场模型^[21], Wold模型, 分形模型^[22]; 频谱法是将图像看做是二维信号, 使用滤波方法对纹理图像进行分析的一种分析方法, 包括傅里叶变换方法, Gabor变换方法和小波变换方法。各种方法的适用场合各不相同, 经过分析和试验, 本文使用了统计法中的灰度直方图的一阶统计量和灰度共生矩阵的二阶统计量, 并通过相关方法^[23]去除特征参数间的相关性, 最后使用模式识别的方法建立香菇类型分选模型。

1 试验材料与方法

1.1 试验材料

本研究试验材料来自随州, 并且所有香菇样本都是从同一品种同一大棚中选取, 按照香菇菌盖的

收稿日期: 2013-08-28 修订日期: 2013-12-23

基金项目: 华中农业大学研究生科技创新专项资助 (2012SC19); 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (2010JC006); 国家现代农业产业技术体系项目 (2008BBC012)

作者简介: 陈红 (1968—), 女, 副教授, 主要从事农产品加工装备的研究。武汉 华中农业大学 430070。Email: chen hong@mail.hzau.edu.cn

花纹类别, 可以将香菇分为有白色裂纹的天白花菇, 白花菇和茶花菇, 以及没有裂纹的光面菇。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 800 个香菇样本, 其中 600 个用于纹理分选试验, 另外 200 个样本用于纹理特征选取试验。天白花菇菌盖成菊花状或网状均匀开裂, 裂纹比较宽大; 白花菇菌盖成菊花状或网状开裂, 但开裂程度不如天白花菇, 并且开裂不够均匀; 茶花菇菌盖呈现黄褐色或茶褐色裂纹, 裂纹较细; 光面菇, 菌盖表面无裂纹, 如图 1 所示。

1.2 香菇类型分选系统

整个香菇类型分选系统可以分为 3 个部分, 分别是机械系统, 控制系统和机器视觉系统。其中机械系统由 3 部分组成, 即香菇排列系统、翻转系统和分选执行系统, 实现香菇的上料, 排列直至分级。控制系统对分选过程进行控制和协调, 将分选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分级结果等。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香菇的类型输出。



图 1 4 种类型香菇
Fig.1 Different kinds of shiitake

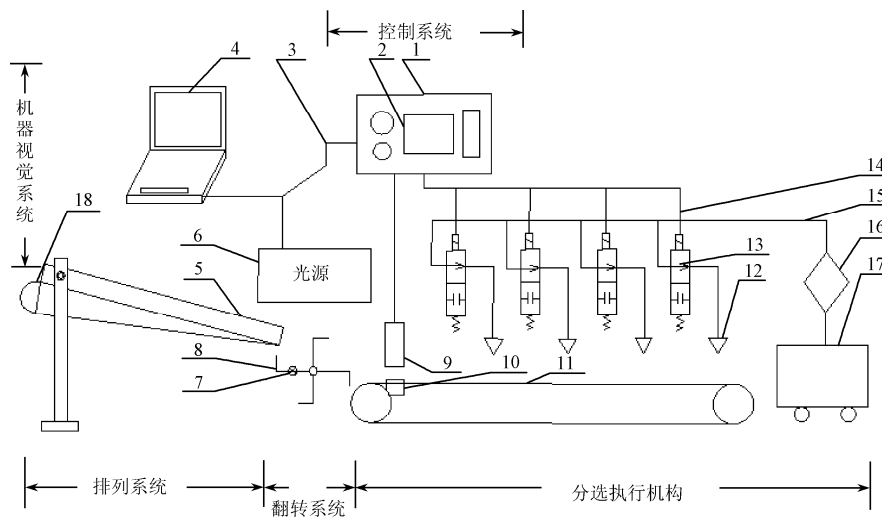


图 2 花菇类型分选系统
Fig.2 Automatic line of grading system

整个系统的工作流程如下所述 (图 2)。香菇在送料盘的振动作用和其他辅助送料机构的协同作用下将香菇送到落料口处落料。香菇由落料口处落到由步进电动机带动的十字翻板机构上, 同时触发传感器, 传感器通知摄像头进行第 1 次图像采集。当图像采集完毕后, 翻板机构转动 90° , 对香菇进行翻面, 摄像头再次采集图像, 第 2 次图像采集完毕后, 十字翻板机构再次转动 90° , 将香菇送到分选输送带上。当香菇通过输送带上的传感器时, 分

选控制系统根据香菇的等级对相应位置的电磁阀进行相应延时, 当香菇到达分选位置时, 开启电磁阀启动喷嘴, 将香菇吹落至相应的收集料箱。

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, 配 1394 采集卡, 镜头为 Computer M0514-mp, 焦距 8 mm, 相机在 1038×760 pixels 30 fps 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。摄像头距离研究对象 35 cm。

2 纹理特征提取

2.1 纹理分析区域的截取

摄像头在拍摄花菇图像之后，先要对图像进行一定的预处理，本文使用了纳维滤波，该操作在一定程度上消除了噪声的影响。对于预处理后的花菇图像，去除其背景并跟踪花菇的边界，得到花菇的边界坐标序列，计算其形心 O ，如图3所示。

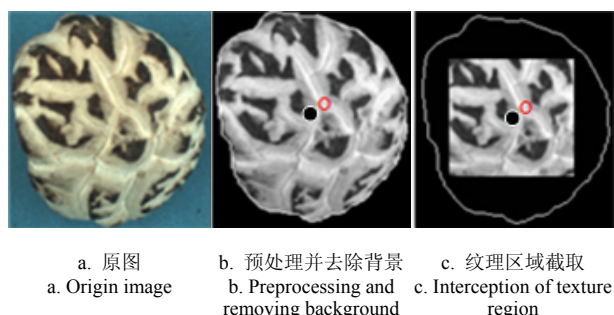


图3 纹理区域的截取

Fig.3 Interception of texture analysis region

在计算花菇的纹理参数之前，需要在花菇菌盖上截取合适大小的纹理分析区域。这个区域必须要充分体现菌盖的纹理特征，因此截取区域不能超出菌盖范围，但也不能太小以至于丢失关键纹理信息。本文采用特定大小的正方形截取花菇菌盖纹理，此正方形的中心为花菇形心 O 。先从图像中计算花菇的投影面积 A ，然后按照下式来计算正方形的边长 a 。

$$a = k\sqrt{A} \quad (1)$$

式中： a 为正方形的边长，像素； $k(0 < k < 1)$ 为截取系数， A 为香菇菌盖的面积，单位为像素点的个数。计算香菇菌盖的形心 O ，如图3b所示，现以 O 点为矩形的中心，以 a 为正方形边长在香菇菌盖上截取纹理分析区域。这种截取方法简单易行，便于程序实现。其中截取系数 k 的选取是关键，经过试验，当 k 值为 0.3 时可以达到纹理分析的要求。

2.2 基于统计法的纹理特征提取

量化区域纹理的方法有多种，其中统计法是最为常用的方法之一，统计法的核心思想是通过计算图像的统计特征，从特征的分布中推导出一些特征统计量来描述纹理。频繁用于纹理分析的统计法有一阶统计分析法和二阶统计分析法。

经过观察，4 种类型香菇的纹理灰度分布有一些显著特征，例如天白花菇和白花菇灰度均值较大，并且总体灰度值右移。所以利用灰度直方图可以在一定程度上反映几种不同类型菌盖纹理的区别。

对于一幅香菇图片，需先将其转化为灰度图，现今 z 表示图像灰度值的一个随机变量， $p(z)$ 是待

分析纹理区域中灰度的概率密度函数（也叫灰度直方图），现今 L （在本文中 L 取值为 256）为灰度级数，则 $p(z_i)$ ， $(i=1,2,3,\dots,L)$ ，表示具体某一灰度的概率密度值。

本文应用的基于区域灰度概率密度函数的纹理描述参数有 5 个，分别为： f_1 （均值）， f_2 （标准偏差）， f_3 （平滑度）， f_4 （三阶矩）和 f_5 （一致性）。

$$1) \text{ 均值: } f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$$

式中： z_i 为灰度级为 i 的灰度值，该参数反映的是区域中总体亮度均值，当灰度值越高时其值越大。

$$2) \text{ 标准偏差: } f_2 = \sqrt{\mu_2(z)} = \sqrt{\sigma^2}$$

平均对比度指的是该区域中灰度值平均对比度度量，由灰度值标准差来计算。

$$3) \text{ 平滑度: } f_3 = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$$

平滑度指的是区域中亮度的相对平滑度量，在实践中，该度量常常需要将其归一化。

$$4) \text{ 三阶矩: } f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - f_1)^3 p(z_i)$$

第 3 阶矩用来度量图像灰度概率密度分布情况。

$$5) \text{ 一致性: } f_5 = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$$

一致性指的是度量区域灰度的一致性，当区域中所有灰度值相等时该度量最大，并从此开始减小。

利用灰度直方图计算出的 5 个纹理参数可以直观地反映花菇菇面纹理状况。如表 1 所示，由于天白花菇和白花菇的白色花纹较多，变化较大，所以总体灰度均值 (f_1) 标准差值 (f_2) 明显偏高，而一致性 (f_3) 则偏小；茶花菇和光面菇纹理较暗，变化较小，其各个参数变化趋势与天白花菇和白花菇相反。

基于图像灰度概率密度分布函数的一阶统计分析可以在一定程度上反映图像中灰度的分布情况，并且计算简单，特征获取速度较快，但是不能反映图像像素之间的位置关系，所以常常不能够满足纹理分析的要求。在一般情况下一阶统计量需要与其他纹理特征融合在一起，以便达到使用要求。

灰度共生矩阵^[24-25]是一种典型的分析纹理图像的统计法，它是通过研究灰度的空间关系来描述纹理的方法，从而描述了图像灰度关于方向，相邻间隔，变化幅度等综合信息，这种方法在许多文献中得到了广泛的推广，是有效的纹理描述算子之一。

从灰度共生矩阵中可以得到 14 个纹理特征参数，经过试验，取出其中 5 个常用的纹理特征参数，根据 Haralick 的定义^[26]，这 5 个纹理参数的定义为：

$$1) \text{ 能量: } f_6 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P^2(i, j, \theta, d)$$

能量值反映的是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细程度, 当其值越大时, 纹理越粗糙。

$$2) \text{ 对比度: } f_7 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 P^2(i, j, \theta, d)$$

对比度刻画了图像的纹理清晰程度, 当图像越清晰时, 其值就越大。

$$3) \text{ 熵: } f_8 = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \times \lg P(i \times j)$$

熵的大小表征的是纹理的复杂程度, 无纹理时熵值为 0。

$$4) \text{ 逆差矩: } f_9 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta) / (1 + (i-j)^2)$$

逆差矩度量的是图像纹理局部变化的大小, 当纹理越规则时, 其值越大。

5) 相关性:

$$f_{10} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i \times j \times P(i, j, d, \theta) - u_1 \times u_2)$$

$$u_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \quad u_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j)$$

$$d_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j)$$

$$d_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - u_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j)$$

上面几式中: $P(i, j, \theta, d)$ 为归一化后各点的频度, 其中 $i, j=1, 2, 3, \dots, (L-1)$; θ 为生成方向, 其取值为 0° 、 45° 、 90° 、 135° ; d 为生成步长取值为 10; L 为图像的灰度级, 取值为 16。

这 5 个特征参数, 可以从不同角度刻画香菇纹理。在某种程度上, 有些特征参数可以与人的主观心理感觉相对应。如表 1 所示, 天白花菇和白花菇的白色花菇较多且复杂, 其对比度 (f_7) 和熵 (f_8) 要明显高于茶花菇和光面菇。

表 1 各类型香菇特征参数值
Table 1 Shiitake feature parameters

香菇类别 Types of shiitake		基于灰度直方图的纹理特征参数 Texture parameters based on gray histogram					基于灰度共生矩阵的纹理特征参数 Texture parameters based on GLCM				
		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}
天白花菇 Tian pai-hua Shiitake	均值 Mean	149.112	54.924	0.0450	1.0617	0.0067	0.0161	10.7916	7.4422	0.4840	0.0056
	方差 Variance	23.227	9.121	0.0142	1.2421	0.0012	0.0050	3.2420	0.1602	0.1171	0.0071
白花菇 Pai-hua Shiitake	均值 Mean	99.574	48.462	0.0363	1.0423	0.0084	0.0261	9.2642	7.2120	0.4353	0.0038
	方差 Variance	19.083	10.493	0.0145	0.9581	0.0022	0.0151	3.3118	0.2673	0.1222	0.0083
茶花菇 Tsa-hua Shiitake	均值 Mean	88.486	29.979	0.0142	0.1968	0.0108	0.0382	4.0926	6.7821	0.3657	0.0059
	方差 Variance	13.356	6.396	0.0059	0.2432	0.0024	0.0159	1.4939	0.2771	0.1101	0.0063
光面菇 Smooth Cap Shiitake	均值 Mean	51.952	15.773	0.0041	0.0958	0.2200	0.1303	1.2941	5.8314	0.3192	0.0063
	方差 Variance	7.1356	4.496	0.0023	0.1679	0.0061	0.0477	0.5784	0.3496	0.1152	0.0089

注: f_1 (均值), f_2 (标准偏差), f_3 (平滑度), f_4 (三阶矩), f_5 (一致性), f_6 (能量), f_7 (对比度), f_8 (熵), f_9 (逆差矩), f_{10} (相关性)

Note: f_1 (Mean), f_2 (Variance), f_3 (Smoothness), f_4 (Third Moment), f_5 (Consistency), f_6 (Energy), f_7 (Contrast), f_8 (Entropy), f_9 (Inverse difference moment), f_{10} (Correlation)

2.3 基于高斯马尔科夫随机场模型的纹理特征提取

随机场模型通过图像像素对其邻域像素的统计依赖关系来描述图像中的纹理, 经过统计计算可以得到与纹理类型一致的概率模型参数, 利用该参数可以达到纹理识别和分类的目的。在随机场模型中较为常用的有 Markov 随机场模型^[27], 由 Markov 随机场模型生成的参数描述的纹理集聚特征符合人的感官认识, 是一种十分有效的描述纹理的概率模型。在本文中选用高斯-马尔科夫随机场 (GMRF) 模型来描述香菇菌盖的纹理特征, 该模型易用程序实现, 并且计算量小, 有较为广泛的应用。

现取图像中某一点 s , 其灰度值 $y(s)$ 是 s 邻域 N_s 灰度的函数, N_s 是以 s 为中心, r 为半径, 但不

包括 s 的对称邻域。则在一个 $M \times M$ 的网格点集 S , GMRF 模型可以用包含多个未知数的线性方程来表示:

$$y(s) = \sum_{r \in N_s} \theta_r [y(s+r) + y(s-r)] + e(s) \quad (2)$$

式中: θ_r 为未知系数, $e(s)$ 为零均值的高斯噪声序列。图像中每一点都可以得到 1 个这样的方程, 对这一系列方程未知系数进行参数估计即可得到花菇分类所需的概率模型参数 θ 。在 GMRF 模型中, 邻域系统阶数的高低决定了模型描述图像纹理的能力, 当阶数越高时, 模型描述纹理也更复杂, 结合花菇纹理情况, 并参考有关文献, 最后选定系统的阶数为 5, 则有:

$$Q_s = (y_{s+r_1} + y_{s-r_1}, \dots, y_{s+r_{11}} + y_{s-r_{11}}, y_{s+r_{12}} + y_{s-r_{12}})^T$$

则 θ 的十二维向量与 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12})^T = (f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}, f_{15}, f_{16}, f_{17}, f_{18}, f_{19}, f_{20}, f_{21}, f_{22})^T$ 一一对应。

2.4 基于分形维数模型的纹理特征提取

分形维数是分形的重要特征和度量, 可以把图像中的空间信息和灰度简单而又有机地结合起来, 根据相关研究, 自然界的大多数物体表面是空间各向同性的分形, 且这些表面所映射成的灰度强度分布场有分形特征。另外人类对纹理的视觉感受与分形维数有密切联系, 因此可以用分形维数来描述图像的纹理特征。现今人们已经研究出多种计算灰度图像分形维数的方法, 主要包括: 盒维数法, 差分记盒法, 分形布朗运动模型, 扩展分形布朗运动模型, ε -毯子模型等。其中 ε -毯子模型是种较为理想的计算灰度图像分形维数的分形模型, 该模型物理含义明确, 并且易于计算。

在 ε -毯子模型中, 分形曲面的维数 D 可以由以下公式来确定:

$$A(\varepsilon) = K\varepsilon^{2-D} \quad (3)$$

式中: $A(\varepsilon)$ 是分形曲面的面积, 单位是像素点的个数; ε 是度量该面积所使用的面积元尺寸, 单位是像素点的个数; 而 K 则为常数。

依据 Peleg 的方法^[28], 可以计算不同厚度毯子覆盖下的曲面表面积 $A(\varepsilon)$, 应用最小二乘法即可得到 $\lg A(\varepsilon) - \lg \varepsilon$ 的斜率, 从而求得分形维数 D , 令 $D = f_{23}$ 。

3 基于 K 近邻分类器的纹理分选模型

3.1 纹理特征选取

不同的纹理参数适用于不同的纹理类型, 其应用的范围不同, 如果要全面地对纹理特征进行描述, 需要将这些特征有机融合在一起, 从而达到理想的分类效果。如果仅仅是简单地将这些不同类型的纹理参数叠加在一起, 反而会造成分类效率的下降。试验表明, 当纹理参数数目超过一定数值时, 分类精度就会下降, 这是因为许多纹理参数之间具有相关性, 彼此之间存在干扰。因此需要使用恰当的方法可以去掉参数间的相关性。

经过反复试验, 本文选用了顺序前向搜索算法 (SFS)^[29-30], 该算法的基本步骤是: 首先设定一个类可分性准则, 本文使用了 K 近邻分类器为评估分类器, 以 10 折交叉验证为精度标准, 此方法将数据集分成 10 份, 轮流将其中 9 份做训练 1 份做测试, 10 次结果的均值作为算法精度的估计; 计算每个特征的准则值, 选择具有最好值的特征; 组合所有包含已选择特征的向量, 计算每个向量的准则值并选

择最好的向量; 重复上述步骤直到所选特征的个数为设定的特征个数。利用该方法进行特征选择时, 随着挑选出来的特征个数的增加, 识别精度也随之增加, 但当特征参数增加到一定程度时识别精度并无明显增加, 此时对应的特征组合即为最佳特征组合。

对于 23 个花菇纹理特征, 可以构造 23 维特征矢量, 每一个特征具有相同的加权值。接着将所有特征量进行归一化处理, 最后由顺序前向搜索算法对这 23 个特征进行特征选取, 本文采用每类香菇样本各 50 个, 共 200 个样本作为该算法的试验对象, 得到最优特征数为 6, 如表 2 所示。试验表明, 使用选取的最优特征组合可以达到较为理想的分类效果, 其最终的分选正确率达到 93.25%。

表 2 最优特征选取
Table 2 Selection of optimal features

参数个数 Number of parameters	最优特征组合 Best feature combination	识别率 Accuracy rate/%
2	$f_1 \quad f_6$	61.25
3	$f_1 \quad f_6 \quad f_5$	69.40
4	$f_1 \quad f_6 \quad f_5 \quad f_{23}$	81.45
5	$f_1 \quad f_6 \quad f_5 \quad f_{23} \quad f_{14}$	91.80
6	$f_1 \quad f_6 \quad f_5 \quad f_{23} \quad f_{14} \quad f_2$	93.25
7	$f_1 \quad f_6 \quad f_5 \quad f_{23} \quad f_{14} \quad f_2 \quad f_{17}$	92.95

注: 共 200 个香菇样本。

Note: 200 shiitake samples.

3.2 类别分选模型的建立与验证

本文采用 K 近邻分类器模型作为最终的香菇类别分选模型。 K 近邻分类器是一种普通而又常用分类器之一, 它易于构造, 易于实现, 分类效果较好, 并且能够适应类域分布较复杂的情况。其原理是以待分类像元为中心, 沿各个方向搜索, 直到搜索到 K (K 近邻分类其中的 K 值) 个用户指定的训练像元为止, 然后将待分类像元划分到所搜索到的多数像元所属的类别中。经过反复试验, 当 K 取 5 时, 可以达到较好分类效果, 当 K 超过 5 时分类效果逐渐降低, 并且计算量急剧上升, 因此在本文 K 值取 5。现采用进出口商品检验行业标准 (SN/T 0632—1997) 对花菇类型的相应规定, 对样本进行自动识别的试验。首先对图像进行相关预处理, 接着 3 种纹理模型从截取区域中计算出 23 个纹理特征参数, 然后利用顺序搜索算法进行数据融合, 得到 6 个简约参数, 将这 6 个简约参数输入 K 近邻分类器, 从分类器中可得到分类结果。

现有天白花菇、白花菇、茶花菇和光面菇训练样本各 80 个, 测试样本各 70 个, 共 600 个香菇样本。在随机抽取这些样本时, 尽量使各类的样本大小不一, 以便分类具有代表性。系统分选的结果如

表 3 所示, 系统对于测试样本的自动分选正确率为 93.57%, 而训练样本的分选正确率可达 96.19%。对训练集以及测试集的识别率进行卡方检验, 结果表明识别率的差异是由抽样误差造成。从表 3 中可以看出部分天白花菇容易被判为白花菇, 少数白花菇和茶花菇则会相互误判, 有些茶花菇有可能被判为

白花菇也有可能被误判为光面菇, 而光面菇只会被误判为茶花菇。这是因为天白花菇, 白花菇和茶花菇其白色裂纹裂开程度依次递减, 但裂开程度并不能够用纹理模型进行准确衡量, 存在一定的模糊性, 另外在试验中存在一些其纹理介于 2 种类型之间的样本, 这就造成部分香菇样本会被误判的结果。

表 3 花菇类别分选结果
Table 3 Classification result by shiitake type model

香菇类别 Types of shiitake	测试集样本/训练集样本 Test samples/train samples	香菇类别分选结果 Sorting result of shiitake									
		测试集分选结果 Sorting result of test samples					训练集分选结果 Sorting result of train samples				
		天白花菇 Tian pai-hua Shiitake	白花菇 Pai-hua Shiitake	茶花菇 Tsa-hua Shiitake	光面菇 Smooth Cap Shiitake	识别率 Accuracy rate/%	天白花菇 Tian pai-hua Shiitake	白花菇 Pai-hua Shiitake	茶花菇 Tsa-hua Shiitake	光面菇 Smooth Cap Shiitake	识别率 Accuracy rate/%
天白花菇 Tian pai-hua Shiitake	70/80	66	3	1	0	94.29	75	5	0	0	93.75
白花菇 Pai-hua Shiitake	70/80	1	65	4	0	92.86	2	73	5	0	91.25
茶花菇 Tsa-hua Shiitake	70/80	0	5	63	2	90.00	0	5	74	1	92.50
光面菇 Smooth Cap Shiitake	70/80	0	0	2	68	97.14	0	0	3	77	96.25

注: 对上述识别率进行卡方检验, $\chi^2 = 4.85 < \chi_{0.05(7)}^2 = 14.06$, $P > 0.05$, 在 $\alpha = 0.05$ 的检验水准下, 识别率的差异仅由抽样误差造成

Note: Analysis of the result above by Chi-square test. $\chi^2 = 4.85 < \chi_{0.05(7)}^2 = 14.06$, $P > 0.05$. The difference of recognition rates is caused by sampling errors in the standard of $\alpha = 0.05$.

4 结 论

1) 本文应用机器视觉技术实现了天白花菇, 白花菇, 茶花菇和光面菇这 4 类香菇的分选。

2) 利用多种纹理模型从纹理分析区域中提取 23 个纹理参数, 其中包括: 基于灰度直方图统计分析的 5 个纹理参数, 基于灰度共生矩阵的 5 个纹理特征参数, 基于高斯马尔科夫随机场模型 12 个纹理参数和基于分形维数模型的 1 个特征参数。采用了顺序前向搜索算法将这些纹理参数其融合在一起, 形成 6 个有效简约特征参数, 去掉了特征参数之间的相关性, 然后使用 K 近邻分类器对这些简约特征参数进行分类。对测试样本进行试验, 最终分类正确率可达 93.57%。

[参 考 文 献]

- [1] 严泽湘. 出口干香菇的分级标准[J]. 河北农业, 1999, 7(10): 25.
- [2] 江洪涛, 李伟芳. 香菇出口生产技术综述[J]. 中国食用菌, 2005, 24(2): 3—5, 53.
Jian Hongtao, Li Weifang. Summarization on Export Production Techniques of Lentinus edodes[J]. Edible Fungi of China, 2005, 24(2): 3—5, 53. (in Chinese with English abstract)
- [3] 严泽湘. 出口干香菇的质量要求及干制技术[J]. 云南

农业科技, 2000, 29(3): 42—43.

- [4] 丁湖广. 香菇无公害生产技术[J]. 特种经济动植物, 2004, 7(10): 37—38.
- [5] 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): 35—354.
Huang Xingyi, Jiang Shuang, Chen Quansheng, et al. Identification of defect Pleurotus Geesteranus based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(10): 35—354. (in Chinese with English abstract)
- [6] 方建军, 刘仕良, 张虎. 基于机器视觉的板栗实时分级系统[J]. 轻工机械, 2004(3): 92—94.
Fang Jianjun, Liu Shiliang, Zhang Hu. Real-time chestnutsorting system by machine vision[J]. Light Industry Machinery, 2004(3): 92—94. (in Chinese with English abstract)
- [7] 崔永杰, 苏帅, 王霞霞, 等. 基于机器视觉的自然环境中猕猴桃识别与特征提取[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 247—252.
Cui Yongjie, Su Shuai, Wang Xiaxia, et al. Recognition and feature extraction of kiwifruit in natural environment based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 247—252. (in Chinese with English abstract)

- [8] 殷勇, 陶凯, 于慧春. 基于机器视觉的苹果分级中特征参量选择方法[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 118—121, 127.
Yin Yong, Tao Kai, Yu Huichun. Feature selection method for apple grading based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 118—121, 127. (in Chinese with English abstract)
- [9] 王海青, 姬长英, 顾宝兴, 等. 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, 180.
Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. 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, 180. (in Chinese with English abstract)
- [10] 王润涛, 张长利, 房俊龙, 等. 基于机器视觉的大豆籽粒精选技术[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 355—359.
Wang Runtao, Zhang Changli, Fang JunLong, et al. Soybean seeds selection based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(8): 355—359. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈兵旗, 孙旭东, 韩旭, 等. 基于机器视觉的水稻种子精选技术[J]. 农业机械学报, 2010, 41(7): 168—173.
Chen Bingqi, Sun Xudong, Han Xu, et al. Rice seeds selection based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 168—173. (in Chinese with English abstract)
- [12] Varma M, Zisserman A. Unifying statistical texture classification framework[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(14): 1175—1183.
- [13] Julesz B, Caelli T. On the limit of Fourier decompositions in visual texture perception[J]. Perception, 1979, 8(1): 69—73.
- [14] Julesz B, Caelli T. Experiments in the visual perception of texture[J]. Scientific American, 1975, 232: 34—43.
- [15] Tan T N, Constantinides A G. Texture feature extraction based on primitive analysis[C]//Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989. ICASSP-89, 1989 International Conference on. IEEE, 1989: 1683—1686.
- [16] Baheerathan S, Albrechtsen F, Danislsen H E. New texture features based on the complexity curve[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(4): 605—618.
- [17] Kervrann C, Heitz F. A markov random field model-based approach to unsupervised texture segmentation using local and global spatial statistics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(6): 856—862.
- [18] Jobanputra Rishi, Clausi David A. Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(2): 234—245.
- [19] Clausi David A, Zhao Yongping. Rapid extraction of image texture by co-occurrence using a hybrid data structure[J]. Computers & Geosciences, 2002(6), 28: 763—774.
- [20] Clausi David A, Deng Huang. Design-Based texture feature fusion using Gabor filters and Co-occurrence Probabilities[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(7): 925—936.
- [21] Sivakumar K. Morphologically constrained GRFs: applications to texture synthesis and analysis[J]. IEEE Trans, PAMI, 1999, 21(2): 148—153.
- [22] Tang Y Y, Tao Y, Lam E C M. New method for feature extraction based on fractal behavior[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 35(5): 1071—1081.
- [23] Jain A K, Duin Robert P W, Mao Jianchang. Statistical pattern recognition: a review[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 4—37.
- [24] 郭德军, 宋蛰存. 基于灰度共生矩阵的纹理图像分类研究[J]. 林业机械与木工设备, 2005, 33(7): 20—23.
Guo Dejun, Song Zhecun. A study on texture image classifying based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2005, 33(7): 20—23. (in Chinese with English abstract)
- [25] 冯建辉, 杨玉静. 基于灰度共生矩阵提取纹理特征图像的研究[J]. 北京测绘, 2007(3): 19—21.
Feng Jianhui, Yang Yujing. Study of texture images extraction based on gray level cooccurrence matrix[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2007(3): 19—21. (in Chinese with English abstract)
- [26] Baraldi A, Parmiggian F. An investigation of texture characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters[J]. IEEE Trans On Geo-science and Remote Sensing, 1995, 33(2): 293—303.
- [27] Shirazi M N, Noda H, Takao N. Texture classification based on Markov modeling in wavelet feature space[J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(12): 967—973.
- [28] Peleg S, Naor J, Hartley R. Multiple resolution texture analysis and classification[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(4): 518—523.
- [29] Verikas A, Bacauskiene M. Feature selection with neural networks[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(11): 1323—1335.
- [30] 马江林, 赵忠明, 彭玲, 等. 特征融合与简约的纹理分类方法研究[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 34(5): 1005—1008.
Ma Jianglin, Zhao Zongming, Peng Lin, et al. Texture classification study based on feature fusion and selection[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2010, 34(5): 1005—1008. (in Chinese with English abstract)

Quality grading method of shiitake based on texture analysis

Chen Hong¹, Xia Qing¹, Zuo Ting¹, Tan Hequn¹, Bian Yinbing²

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Plant Science & Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: To achieve the design of an automatic shiitake grading system, the images of four varieties such as Tian pai-hua Shiitake, Pai-hua Shiitake, Tsa-hua Shiitake, and Smooth Cap Shiitake were taken as research objects. Shiitake texture is a vital indicator of shiitake quality. The more white texture of the shiitake pileus, the higher its price. Shiitake grading was mainly processed by a manual operation for a long time. The grading operation was heavy workload, inefficient, and not conducive to automatic production. So the shiitake market was eager for shiitake grading equipment. This study designed an automatic shiitake grading system based on machine vision. The grading system was divided into three subsystems, including a mechanical system, a single chip microcomputer system and a machine vision system. The mechanical system played an important role in the shiitake feeding and grading process. The single chip microcomputer system was responsible for the entire system control and coordination. The machine vision system performed the operation of image acquisition and processing. Texture was a significant image feature. Many experts researched texture across the world, and various texture models had been developed in recent years. This study selected three models to describe pileus texture. The first texture model was derived from a gray histogram and grey level co-occurrence matrix. The second model was called a Gauss Markov Random Field. The third model was defined by fractal dimension. The shiitake grading process was described as follows. First, the texture analysis region was intercepted from shiitake pileus by an appropriate rectangle. Five texture feature parameters were extracted from the texture analysis region according to the gray histogram; another five texture feature parameters were extracted according to grey level co-occurrence matrix; twelve texture feature parameters were extracted according to a Gauss Markov Random Field; the fractal dimension extracted from the fractal model was the last of the texture feature parameters. Three texture models could describe texture information from different perspectives. Each texture feature expressed specific physical meanings. However, it was relevant among texture features in most cases. This study chose a sequential feature selection algorithm to eliminate the defect. An sequential features selection algorithm could remove the correlation among features, and six effective features were selected after the correlation-removal operation. Finally, the K -nearest neighbor's classifier was constructed as the shiitake species classifier, and then the test shiitake samples could be classified with the six effective features mentioned above by the K -nearest neighbor's classifier. Experimental results showed that the final accuracy reached to 93.57%, which could meet the requirements of production.

Key words: computer vision; textures; grading; shiitake

(责任编辑: 刘丽英)