

一种去柄鲜香菇视觉分级系统设计

Design of visual grading system for fresh stipe-free shiitake mushroom

汪 威 刘亚川 吕 斌 胡新宇

WANG Wei LIU Ya-chuan LV Bin HU Xin-yu

(湖北工业大学机械工程学院, 湖北 武汉 430068)

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan, Hubei 430068, China)

摘要:针对鲜香菇深加工智能化生产要求,提出了一种基于机器视觉的去柄鲜香菇智能分级方法,并设计了一套自动分级系统。去柄鲜香菇图像可分为菌盖、包边和菌褶等区域,各区域的几何特征是分级的主要依据。首先利用人工干预法对有限个样本进行区域划分和标识,并建立高斯混合模型;对经过标识的样本进行训练,识别出模型参数;再利用该模型实现香菇各区域以及背景的智能分割,对各区域的圆度、直径、均匀性等几何特征进行量化,设置不同的分级标准,最终实现香菇的分级。仿真结果表明,相比于传统的人工分级方式,试验设计的自动分级系统的可靠性、速度、稳定性等指标具有非常明显的优势。

关键词:香菇;机器视觉;高斯混合模型;智能分级

Abstract: Aiming at the requirements of intelligent production of deep processing of fresh shiitake mushrooms (*Lentinus edodes*), the research proposed an intelligent grading method of fresh shiitake mushrooms based on machine vision and designed an automatic grading system. The image of fresh shiitake mushrooms can be divided into three areas, including pileus, turned edge and lamella. The geometric characteristics of each area are the main basis for classification. Firstly, the manual intervention was used to divide and identify a limited number of samples, and establish a Gaussian mixture model; Secondly, the system was trained to identify samples and the identifying model was established, which the parameters could be used to distinguish the intelligent segmentation of shiitake mushroom areas from background. Finally, the geometric features, including roundness, diameter and uniformity of each area were quantified, and different grading standards were set, and then the classification of shiitake mushrooms was realized. The simulation results showed that the reliability, speed, stability and other indicators of the newly-designed automatic classification system had glaringly obvious advantages,

compared with the traditional manual classification method.

Keywords: *Lentinus edodes*; machine vision; Gaussian mixture model; intelligent grading

机器视觉与图像处理作为一种无损检测方法^[1],在农产品检测方面应用广泛。其主要是通过采集到的农产品图像进行大小、形状、颜色和表面缺陷等特征提取,给予其约束条件以达到分级的目的。Pauly等^[2]利用机器视觉技术根据芒果的形状特征对芒果进行分级,其分级准确率达83.3%。杨涛等^[3]提出了从成熟度、质量、形状3方面综合评估草莓等级,其分级准确率达90%以上;王阳阳等^[4]利用同态滤波和改进的K-means算法解决了苹果分级过程中,光线不均导致的表面反光和阴影问题。钟小华等^[5]设计了一种利用镜面反射原理的红枣表面信息采集机构,能够采集红枣全表面的特征。Innocent等^[6]开发了一种从深度图像中提取2D和3D特征的算法来估算番茄的体积和重量。香菇(shiitake mushroom)可分为花菇、冬菇和香覃,文章主要研究对象为冬菇。夏青^[7]对干香菇进行了正反面识别、菇柄识别、破损识别以及纹理识别等方面的研究,但主要是对不同种类的香菇进行分类。Wang等^[8]提出了一种基于分水岭算法的图像算法对白蘑菇进行分级,该算法消除了阴影和叶柄对图像的影响。综上,多数研究均是根据香菇的基本形状进行分级,对其细节的研究较少,大部分细节研究都是针对香菇的破损,没有对香菇各区域的细节进行研究;且分级均是针对干香菇,而对鲜香菇的分级研究较少,并且这些对鲜香菇的研究中仅是对香菇大小分级,未考虑其他特征,分级效果并不理想。研究拟以去柄鲜香菇为对象,基于机器视觉技术,利用颜色特征建立高斯混合模型,对香菇图像不同区域进行识别,再提取各区域的几何特征参数,根据相关标准设立分级标准,实现香菇的智能分级,旨在提高香菇分级的效率与准确率,以代替人工分级。

1 系统总体设计及工作流程

香菇分级系统主要由视觉子系统、上料机构、皮带

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:61976083)

作者简介:汪威(1975—),男,湖北工业大学讲师,博士。

E-mail: alvin_wangw@163.com

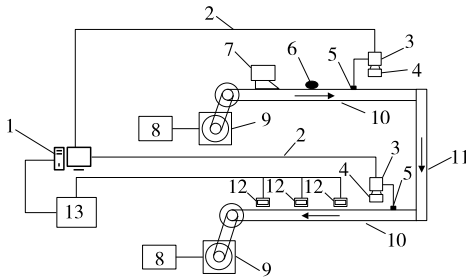
收稿日期:2020-10-13

线、翻面机构和分拨机构等组成(图 1)。其中上料机构为振料盘,将散乱的待分级香菇有序地排列并输送至皮带线上。皮带线利用差速原理拉开香菇个体间距,使其能逐一通过视觉检测区域,并保证工业相机的视野范围内只出现一个待检对象。视觉系统包含两组由光源、工业镜头、工业相机和相应的算法软件构成的视觉检测工位,两组视觉检测工位之间装有一套香菇翻面机构。两组视觉检测工位分别承担香菇正、反两面的视觉检测功能,利用图像处理算法判定被检香菇等级。在视觉系统下游,沿皮带运行方向依次布置 3 组分料机构,可最多实现对香菇 4 个等级的分拨。分拨机构主要由步进电机和拨片构成,以达到最高拨 5 次/s 的设计要求。香菇分级系统的工作流程如图 2 所示。

2 香菇分级的图像处理算法设计

2.1 香菇等级判定依据

去柄后的香菇主要分为菌盖、菌褶和包边等部分^[9](见图 3)。香菇等级主要与其直径、圆度、包边厚度、均匀性及占比等参数有关,文中将香菇分为 4 个等级,其评判依据如表 1 所示。



1. 工控机 2. 千兆网线 3. 工业相机 4. 环形光源 5. 传感器
6. 试验香菇 7. 上料机构 8. 调速器 9. 步进电机 10. 传送带 11. 翻转机构 12. 分拨机构 13. PLC 控制器

图 1 香菇分级系统机械结构图

Figure 1 Mechanical structure of Shiitake grading system

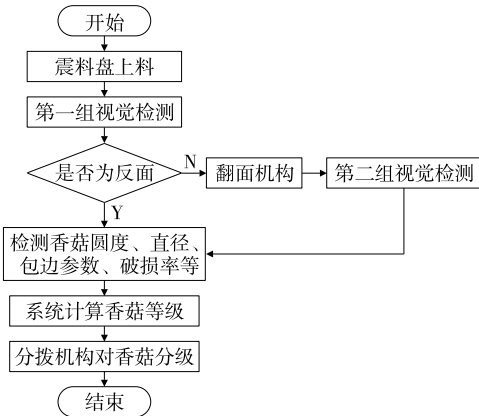


图 2 香菇分级系统工作流程图

Figure 2 Shiitake grading system workflow

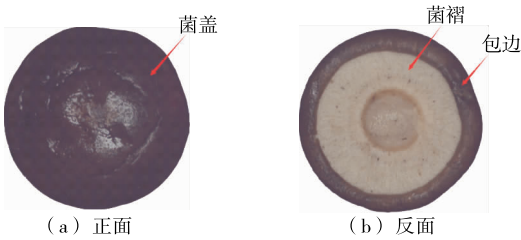


图 3 香菇各区域名称类别

Figure 3 Description of each area name of shiitake

表 1 香菇等级评判依据

Table 1 Classification standard of shiitake

等级	标准
I 级	大、圆,包边厚实、均匀、完整
II 级	略小,允许少量变形,包边较厚实、完整
III 级	包边完整,可以不均匀,可以单薄,可以变形
IV 级	畸形、异形、严重破损

2.2 视觉系统的工作流程

香菇分级视觉系统通过彩色工业相机获取香菇图像,根据表 1 中的分级要求,先将香菇从背景中分离,然后分割出菌盖、包边和菌褶,再对各特征指标进行量化,最终实现分级。其中,香菇区域的分割是图像处理的关键步骤。

样本训练的目的是对香菇进行区域分割,首先由人工或者利用传统的区域分割算法将有限的样本分为背景、菌盖、菌褶和包边 4 个区域。颜色是区域划分的重要特征,其中菌盖和包边的颜色特征一致,但由于菌盖与菌褶互斥,即不出现在同一样本图像中。因此可根据样本图像中菌褶颜色特征的分布情况区分样本图像中的菌盖和包边,因此利用高斯混合模型^[10]实现对图像区域的分割。假设不同区域的颜色特征服从混合高斯分布(GMM),根据之前已划分好区域的样本图像进行模型训练,估计 GMM 参数。将 GMM 中所有可能存在的结果储存于查找表(LUT)中,输入实时香菇图像,使用查找表对多通道图像进行像素分类,即可得到香菇图像的区域分割结果。最终的分级部分则根据分割后的香菇区域图像,提取香菇等级相关的特征参数,根据相关标准设置香菇分级标准。其工作流程如图 4 所示。

2.3 区域分割

2.3.1 图像预处理 为简化训练样本的制作,将有限个具有各种特征的香菇图像进行组合,制作成一张训练图片如图 5 所示。

先将原始图像由 RGB 色彩空间转换为 HSI^[11]色彩空间。在传统的 RGB 颜色空间中,任何颜色都可由分量 R、G、B 不同的取值表示,3 个分量间具有较强的相关性,在香菇图像分割中很难将各区域进行分割。HSI 颜色空

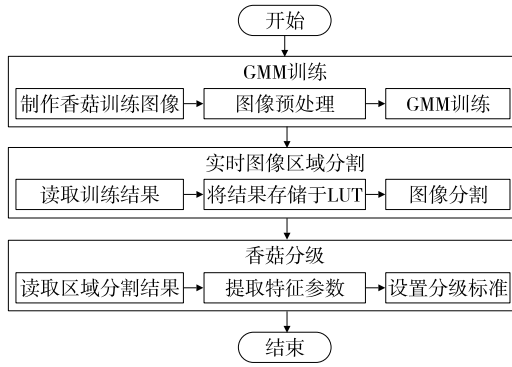


图4 视觉系统工作流程图

Figure 4 Vision system workflow

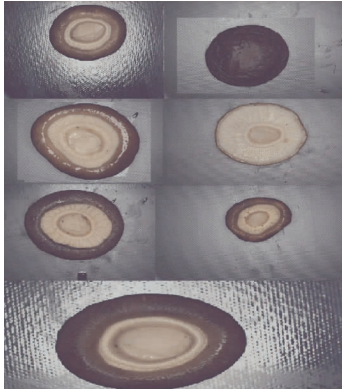


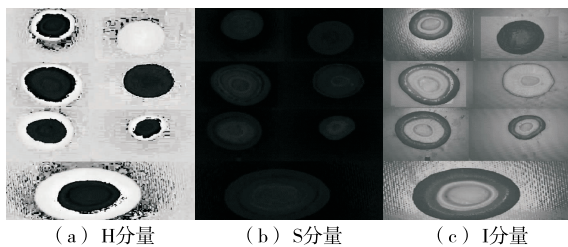
图5 香菇训练图像

Figure 5 Shiitake training image

间即色调、饱和度、亮度。相比原始的 RGB 图像, HSI 图像对颜色信息的利用率更高, 在香菇图像区域分割时更容易将各区域进行分隔。香菇训练图像的 HSI 各分量图像如图 6 所示。

分别对图 6 中 3 个通道的图像进行阈值分割、膨胀腐蚀等处理, 再根据形状、特征选择区域等图像处理后, 将训练图像中的各个区域进行分割, 分割结果如图 7 所示。

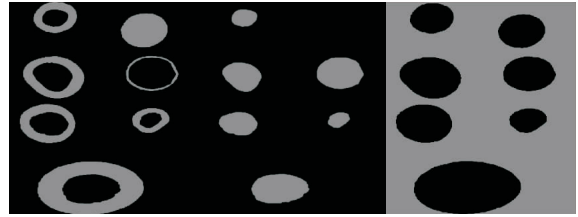
2.3.2 香菇区域分割的 GMM 建模与求解 在采集到的彩色香菇图像中, 所有的像素颜色特征组合成一个高斯混合模型。将香菇图像分为菌盖(包边)、菌褶、背景 3 个部分, 设置的高斯混合模型由 $K=3$ 个高斯分布组成, 其中每一个高斯分布都是该高斯混合模型的子分布。其是



(a) H分量 (b) S分量 (c) I分量

图6 训练图像的 HSI 各分量图像

Figure 6 HSI component image of training image



(a) 菌盖(包边)区域 (b) 菌褶区域 (c) 背景区域

图7 香菇训练图像区域分割结果

Figure 7 Region segmentation results of mushroom training image

由 H、S、I 3 个维度的颜色特征组成的多维数据的单高斯模型, 其样本数据可记作 $x = [x_H, x_S, x_I]$ 。求解其中每一个高斯模型的期望、方差及其在混合模型中的概率, 即该高斯混合模型的训练。

对于单高斯模型, 当样本数据 x 为一维数据时, 高斯分布遵从概率密度函数:

$$P(x | \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right], \quad (1)$$

式中:

μ ——数据均值(期望);

σ ——数据标准差。

针对香菇彩色图像, 像素的样本数据 x 是一个包含 H、S、I 3 个通道多维数据的三维矢量, 即当 $x = [x_H, x_S, x_I]$ 时, 高斯分布遵从概率密度函数:

$$\varphi(x | \theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} \left| \sum \right|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{(x - \mu)^T \sum^{-1} (x - \mu)}{2}\right], \quad (2)$$

式中:

μ ——3 个通道的平均矢量(即平均色调、平均饱和度、平均亮度);

$\sum$ ——一个 3×3 的协方差矩阵, 对角线上的元素表征 3 个维度上变量的方差;

D ——数据维度, 取 3。

混合模型是一个可以用来表示在总体分布中含有 K 个子分布的概率模型。高斯混合模型的概率分布为:

$$P(x | \theta) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \varphi(x | \theta_k), \quad (3)$$

式中:

K ——混合模型中子模型数量, 取 $K=3$;

α_k ——观测数据属于第 k 个子模型的概率(混合模型中的权重, 图像中单个像素属于其中某一个单高斯模型的概率, 即 $\alpha_k \geq 0$, $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$);

$\varphi(x | \theta_k)$ ——第 k 个子模型的高斯分布密度函数(即菌盖、菌褶和背景中某个区域中像素的高斯分布密度函数)。

式(3)中,参数 $\theta = (\mu_k, \sigma_k, \varphi_k)^T$, 即每个子模型的期望、方差、在混合模型中的概率。求解出 θ 即可完成高斯混合模型的训练^[12]。

对于单高斯模型,一般使用最大似然法估计参数 θ 的值。

$$\theta = \arg \max_{\theta} L_{\theta} \quad (4)$$

因为香菇图像中每个像素的颜色特征都是独立的,故在计算中每个数据点也可以看成是独立的,则其似然函数即为概率密度函数。

$$L_{\theta} = \prod_{j=1}^N P(x_j | \theta), \quad (5)$$

式中:

x_j ——第 j 个观测数据, $j=1, 2, 3, \dots, N$ 。

单高斯模型中,观测数据可能属于 HSI 中任意一维的数据,即 $x=x_H$ 或 $x=x_S$ 或 $x=x_I$ 。

由于图像分辨率较高,故每个点发生的概率都很小,乘积也会变得极其小,不利于计算和观察,因此通常用 Maximum Log-Likelihood 计算:

$$\log L_{\theta} = \sum_{j=1}^N \log P(x_j | \theta). \quad (6)$$

对于高斯混合模型而言,Log-Likelihood 函数为:

$$\log L_{\theta} = \sum_{j=1}^N \log \left[\sum_{k=1}^K \alpha_k \varphi(x | \theta_k) \right]. \quad (7)$$

因此,无法使用单高斯模型的最大似然法进行求导,求得使 likelihood 最大的参数,因为每个像素点属于哪个区域是未知的,即某个像素属于不同区域的概率是隐变量。因此使用 EM 算法进行求解。EM 算法是一种迭代算法,1977 年由 Dempster 等^[13] 总结提出,用于含有隐变量的概率模型参数的最大似然估计。

利用 EM 算法迭代更新高斯混合模型参数的方法如下:

先初始化参数 $(\mu, \sum, \pi)$ 。

E 步:求期望 $E(\gamma_{jk} | X, \theta), j=1, 2, 3, \dots, N$ 。其中, γ_{jk} 表示香菇图像中第 j 个像素数据属于第 k 个子模型的概率。

依据初始化的参数求解 γ_{jk} :

$$\gamma_{jk} = \frac{\alpha_k \varphi(x | \theta_k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_k \varphi(x | \theta_k)}, j=1, 2, 3, \dots, N; k=1, 2, 3. \quad (8)$$

M 步:求解参数的极大值,计算新一轮迭代的模型参数,分别如式(9)~式(11)所示。

$$\mu_k = \frac{\sum_j (\gamma_{jk} x_j)}{\sum_j \gamma_{jk}}, k=1, 2, 3, \quad (9)$$

$$\sum_k = \frac{\sum_j \gamma_{jk} (x_j - \mu_k) (x_j - \mu_k)^T}{\sum_j \gamma_{jk}}, k=1, 2, 3, \quad (10)$$

$$\alpha_k = \frac{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk}}{N}, k=1, 2, 3. \quad (11)$$

其中,计算 $\sum_k$ 时用到的是该论更新过的 μ_k 。重复计算 E 步和 M 步直至收敛,即找到高斯混合模型的参数。

2.3.3 香菇图像的区域分割 香菇图像区域分割中,使用查找表对多通道图像进行像素分类。LUT 是用简单的查询操作替换运行时的计算步骤。由于从内存中提取数值比计算快,所以得到的速度提升效果很显著。

读取上一步高斯混合模型训练结果,建立一个 LUT,将 GMM 的每一个可能的响应都存储至 LUT 中。将相机实时拍摄的图像转换为 HSI 色彩空间,再重新组合为多通道图像。使用 LUT 对该多通道图像进行像素分类,因为不再需要对每个图像点的类别进行估计,因此像素分类的速度得到了很大的提高。分别对每一个像素点进行像素分类,即完成了香菇的图像区域分割。

2.4 分级标准的量化

要实现香菇分级,需对分级标准进行量化,根据 NY/T 1061—2006 以及相关特征参数和人工分级结果,特制定香菇的量化分级标准流程如图 8 所示。

2.4.1 正反面的判断 由表 1 可知,关于香菇分级的特

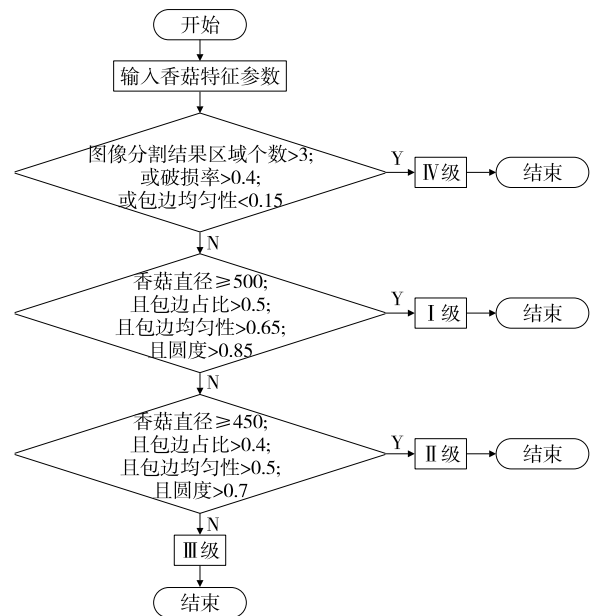
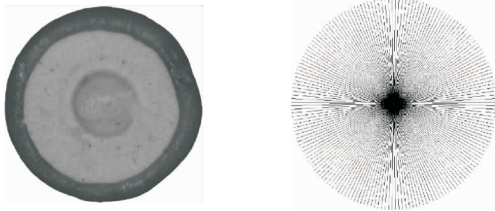


图 8 香菇分级量化标准

Figure 8 Classification and quantification standards

征参数多在香菇的反面,所以先对香菇的正反面进行判断。判断香菇的正反面可通过图像中菌褶的面积占比进行确定。通常香菇的菌褶只存在于香菇背面,可通过菌褶面积占比识别香菇的正反,分别计算香菇整体和菌褶面积,记为 S_{entire} 和 S_{lamella} ,定义 $r_{\text{LE}} = S_{\text{lamella}} / S_{\text{entire}}$ 作为正反面的识别因子。如设当 $r_{\text{LE}} < 0.1$ 时,当前图像为正面,反之则为背面。

2.4.2 直径和圆度 以香菇轮廓区域的形心为起始点,等角度间距 δ_A 引出直线段,每条直线段的终点为其与香菇轮廓边缘的交点,一般设 $\delta_A = 1^\circ$,如图 9 所示。



(a) 香菇原图 (b) 由线段组成的轮廓图

图 9 香菇图像和由线段组成的轮廓图

Figure 9 Shiitake image and outline composed of line segments

设直线段的长度为 $L = [L_0, L_1, \dots, L_N]$, $N = 360/\delta_A$ 。则定义香菇直径 D 和圆度 C 为:

$$D = u_L, \quad (12)$$

$$C = 1 - \frac{\sigma_L}{u_L}, \quad (13)$$

$$u_L = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N L_i, \quad (14)$$

$$\sigma_L = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (L_i - u_L)^2. \quad (15)$$

其中, C 的值越接近于 1, 圆度越好。

2.4.3 破损或畸形度的计算 香菇的破损或畸形主要体现在菌褶区域,计算香菇的破损度可以将香菇菌褶区域的图像进行凸包性转换。凸包是将二维平面上的点集最外层的点连接起来构成的凸多边形,其能包含点集中所有的点。对香菇轮廓图像进行凸包性转换可以方便地计算破损区域面积。香菇整体区域和经凸包转换后的区域示意图如图 10 所示。

对图 10(b)和图 10(c)两个区域进行减法运算,所得区域即定义为香菇的缺陷部分(见图 11)。

将香菇破损区域面积定义为 S_{broken} ,香菇的破损率可定义为 t_{broken} ,并按式(16)计算。

$$t_{\text{broken}} = \frac{S_{\text{broken}}}{S_{\text{entire}}}. \quad (16)$$

2.4.4 包边厚度、均匀性及占比 香菇菌盖外翻至背面的部分称为包边,包边厚度、均匀性和占比是影响香菇等级的重要因素。其包边示意图如图 12 所示。

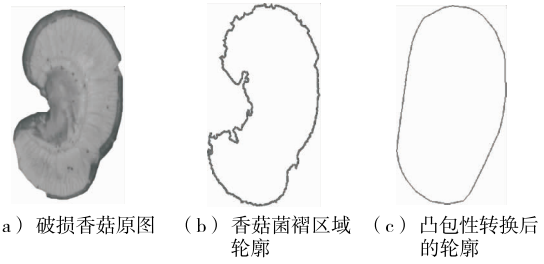


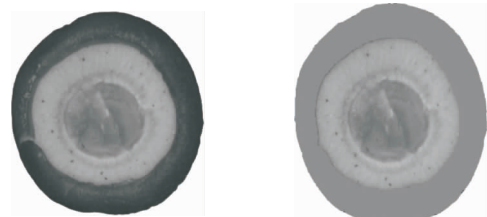
图 10 破损香菇轮廓和凸包转换后的轮廓

Figure 10 The contour of the damaged Shiitake and the contour after the convex hull conversion



图 11 香菇破损区域

Figure 11 Damaged area of shiitake



(a) 香菇原图 (b) 香菇包边示意

图 12 包边示意图

Figure 12 Schematic diagram of turned edge

操作步骤同 2.4.2,得到一个由 N 条直线段组合成的图像,其中 $N = 360/\delta_A$,一般设 $\delta = 1^\circ$ 。将此图像与香菇包边区域相交,可得由 N 条线段组成的线段环,如图 13 所示。

包边厚度分布如图 14 所示。

计算图 13 轮廓环中所有线段长度,分别定义为 $l = [l_0, l_1, \dots, l_N]$,包边厚度则为所有线段长度的平均值,则定义香菇包边厚度 d 为:

$$d = u_l, \quad (17)$$

$$u_l = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N l_i. \quad (18)$$

香菇包边的均匀性可用标准差 S 表示:

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (l_i - d)^2}. \quad (19)$$

其中,将香菇包边部分的面积定义为 S_{edge} ,香菇包边部分所占香菇整体的比例越大,则香菇品质越高,定义香菇包边占比为 t_{edge} ,则:

$$t_{\text{edge}} = \frac{S_{\text{edge}}}{S_{\text{entire}}}. \quad (20)$$

3 试验与验证

3.1 香菇分级系统的搭建

为验证文中提出的分级方法,搭建了一套香菇智能分拣系统样机。视觉部分采用 IMI 的 716 G 彩色工业相机,分辨率 1 280×960,白色环形 LED 光源,焦距为 8 mm 的工业相机镜头,采用 Gige 以太网传输图像。工控机主要配置为 Intel i7-7700K CPU, NVIDIA GTX1080Ti GPU,16 GB RAM,64 位 Windows 7 操作系统。

采用 VS2015 C++ 与 QT 作为开发平台,借助 Halcon 图像处理算法库,开发分级系统软件,其主要界面如图 15 所示。

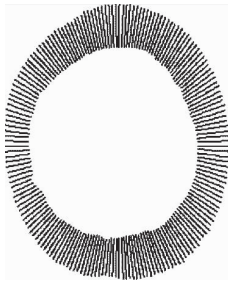


图 13 香菇包边轮廓的线段环
Figure 13 Line segment ring of the mushroom turned edge

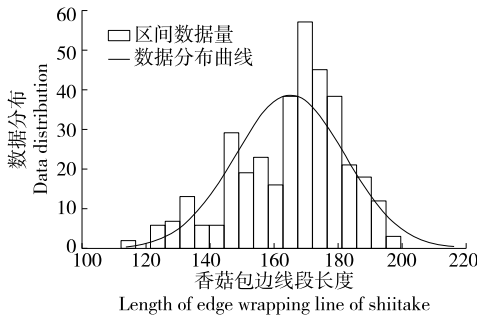


图 14 包边线段长度分布直方图
Figure 14 Histogram of the length distribution of the turned edge line

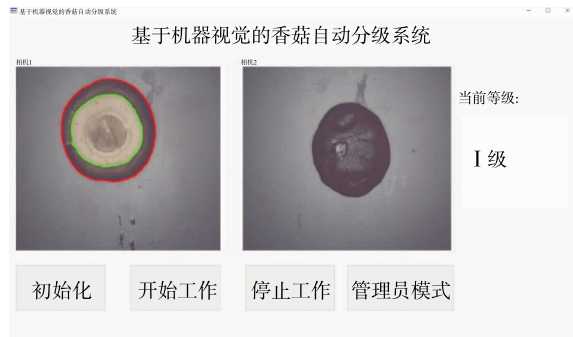


图 15 软件操作界面
Figure 15 GUI of software

3.2 试验

3.2.1 与人工分级结果对比 选取 1 000 个香菇进行分级测试,设置香菇等级划分为 I 级、II 级、III 级、IV 级 4 类。同时,设定人工肉眼分级作为对照组,其分级结果见表 2。

表 2 系统分级与人工分级结果对比

Table 2 Comparison of system classification and manual classification

等级	系统分级个数	人工分级个数	误差数
I 级	175	170	5
II 级	410	419	9
III 级	295	302	7
IV 级	120	109	11

由表 2 可知,与人工分级相比,香菇自动分级系统的整体准确率达 96% 以上。同时进行了系统分选速度测试试验,将震料盘上料速度与传送带输送速度均调整为最高,自动分级系统对 1 000 个香菇完成分级花费时间 290 s,平均速度为 3.4 个/s,而人工手动分级的平均速度为 0.7 个/s,自动分级系统的平均速度为人工的 5 倍,且人工分级出现了后期速度变慢的问题。

3.2.2 图像处理速度稳定性试验 为验证不同香菇图像处理速度的稳定性以及不同等级的香菇图像处理速度的差异性,选取已分级好的不同等级的香菇图像各 20 张,输入至分级系统,计算图像处理时间,其结果见表 3。由表 3 可知,不同等级香菇的平均图像处理时间基本无显著差异,说明图像处理速度的稳定性较高。

表 3 香菇图像处理时间统计

Table 3 Image processing time statistics of different grades of shiitake ms

等级	最长耗时	最短耗时	平均耗时
I 级	52	28	35
II 级	59	26	39
III 级	54	29	37
IV 级	55	26	36

基于机器视觉的香菇自动分级系统速度快、准确率高,可以充分满足食品工业的生产要求。相对于人工手动分级,香菇自动分级系统不仅速度快而且可以长时间工作并保持较高的工作效率,且不存在主观偶然性,分级标准永远保持一致。

4 结论

设计了一种基于机器视觉的香菇自动分级系统。在计算机视觉的基础上,利用高斯混合模型(GMM)对香菇

图像进行区域分割,并结合 LUT 将香菇图像分割成菌盖、菌褶以及背景区域。结果表明:香菇自动分级系统的分级速度快、效率高、分级结果准确,可以有效替代人工分级并满足食品工业企业的生产需要。但是目前的分级准确率和分级速度还有提升的空间,后续可以通过提高震料盘上料速度和皮带线的运行速度,改进算法,有望将准确率提高至 99% 以上、分级速度达 5 个/s 以上。此外,试验仅测试了香菇中的冬菇,后续将增加对其他香菇品种的研究。

参考文献

- [1] 罗印斌,蔡艳丽,兰茵,等.农产品无损检测方法应用现状[J].食品工业科技,2018,39(15):340-344.
- [2] PAULY L, SANKAR D. A new method for sorting and grading of mangos based on computer vision system[C]//2015 IEEE International Advance Computing Conference (IACC). [S.l.]: IEEE, 2015: 1 191-1 195.
- [3] 杨涛,张云伟,苟爽.基于机器视觉的草莓自动分级方法研究[J].食品与机械,2018,34(3):146-150.
- [4] 王阳阳,黄勋,陈浩,等.基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J].食品与机械,2019,35(12):47-51,112.
- [5] 钟小华,曹玉华,张永清,等.基于机器视觉技术的红枣全表面信息无损分拣系统研究与实现[J].食品与机械,2017,

33(5):114-118.

- [6] NYALALA I, OKINDA C, NYALALA L, et al. Tomato volume and mass estimation using computer vision and machine learning algorithms: Cherry tomato model[J]. Journal of Food Engineering, 2019, 263: 288-298.
- [7] 夏青.基于图像处理的干香菇分级方法研究[D].武汉:华中农业大学,2014:61-64.
- [8] WANG Feng-yun, ZHENG Ji-ye, TIAN Xin-cheng, et al. An automatic sorting system for fresh white button mushrooms based on image processing[J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 151: 416-425.
- [9] 国家市场监督管理总局,国家标准化管理委员会.香菇:GB/T 38581—2020[S].北京:中国标准出版社,2020:1-3.
- [10] 张鹏飞,董敏周,端军红.基于集成 GMM 聚类的少标记样本图像分类[J].西北工业大学学报,2019,37(3):465-470.
- [11] 孔小丽.基于 HSI 彩色模型的车牌边缘定位法[J].电子测试,2020(16):46-47,25.
- [12] 廖晓峰,范修斌,姜青山.基于协方差的高斯混合模型参数学习算法[J].计算机科学,2013,40(增刊2):77-81.
- [13] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 1977, 39(1): 1-22.

(上接第 104 页)

仿真试验显示,系统受到冲击干扰后,超调量 $\sigma=32\%$,在 $T_s=12\text{ s}$ 时,系统再次趋于稳定,该调节时间小于校正前发调节时间($T_{s1}=50\text{ s}$),且系统只经过了一次振荡后就趋于稳定,说明校正后的系统性能优于校正前的系统。

5 结论

文章通过构建全向移动机器人与菜肴运输托盘以硬性连接方式的系统数学模型,分析被执行对象受惯性力和摩擦力作用对系统性能的冲击干扰,并提出采用串联 PID 控制器进行校正。通过理论和经验公式推算,根据 Matlab/Simulink 仿真验证,微调 PID 参数 $K=1.08$ 、 $1/T_i=0.245$ 、 $\tau=1.1$,可获得最优系统波形,使系统调整时间比未采用 PID 调节的时间缩短 38 s,大大提高了菜肴运输效率。说明在架空轨道上全向移动机器人与托盘之间用硬性连接的方式通过串联 PID 控制器矫正的效果较好。但对于机器人上下坡运动的稳定未尽详细分析,针对上下坡机器人重心移位导致机器人不稳定的问题,还需以后继续研究。

参考文献

- [1] 徐凯,林显新,易巧,等.基于架空轨道的全向移动机器人运

动稳定性研究与应用[J].食品与机械,2020,36(3):105-109.

- [2] 魏泽国,路世瑞,孟宪家.自动控制原理[M].西安:煤炭工业出版社,1983:52-58.
- [3] 侯强,徐颖,韩腾,等.基于模糊 PID 的豆粉喷雾干燥塔监控系统设计[J].食品与机械,2019,35(12):108-112.
- [4] 徐佳雄,张明,王阳,等.基于 BP 神经 PID 的储能电容恒流充电控制系统[J].控制工程,2019(16):228-230.
- [5] 陈敏,黎展滔,陈庆新,等.考虑有限物流运输能力的智能车间 AGV 调度算法研究[J].工业工程,2019,22(4):49-57.
- [6] 王艳,陈静,王志山,等.基于模糊神经网络 PID 控制的粉体包装计量控制系统[J].食品与机械,2020,36(1):136-139.
- [7] 何国荣,纪娜.基于临界比例度法的 PID 控制器参数整定方法研究[J].杨凌职业技术学院学报,2020(2):11-14.
- [8] ROSY P, SANTOSH K M, JATIN K P, et al. Optimal fractional order PID controller design using ant lion optimizer[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2019(10): 281-291.
- [9] SHI Qian, LAM H K, XUAN Cheng-bin, et al. Adaptive neuro-fuzzy PID controller based on twin delayed deep deterministic policy gradient algorithm [J]. Neurocomputing, 2020, 402(3): 183-194.
- [10] 林显新,李国进,周世凯.基于 Matlab 的制芯机器人夹持器稳定性研究与分析[J].制造技术与机床,2020(3):109-113.
- [11] 陈海轮.基于模糊 PID 算法的带式输送机控制系统设计[J].煤矿机械,2019(12):15-17.