

基于机器视觉的大曲质量检测系统研究

Research on the Daqu quality detection system based on machine vision

张芯豪¹

黄丹平^{1,2}

田建平^{1,2}

黄 丹³

ZHANG Xin-hao¹ HUANG Dan-ping^{1,2} TIAN Jian-ping^{1,2} HUANG Dan³

(1. 四川理工学院机械工程学院, 四川 自贡 643000; 2. 过程装备与控制工程四川省高校重点实验室,

四川 自贡 643000; 3. 四川理工学院生物工程学院, 四川 自贡 643000)

(1. College of Mechanical Engineering Sichuan University of Science and Engineering, Zigong, Sichuan 643000, China;

2. Sichuan Provincial Key Lab of Process Equipment and Control, Zigong, Sichuan 643000, China;

3. Bioengineering College of Sichuan University of Science and Engineering, Zigong, Sichuan 643000, China)

摘要:针对白酒固态酿造依靠人工经验判断大曲质量,且没有量化判断标准的问题,研究一套基于机器视觉的大曲质量检测系统。该系统通过动态阈值分割法、RGB转换Lab颜色空间、CNN卷积神经网络等方法提取大曲的几何参数、颜色和裂缝3种视觉信息特征。在此基础上,建立大曲视觉信息特征与大曲质量的对应关系,并根据所建立关系综合判断大曲质量。试验证明,该检测系统大曲几何参数测量精度为 ± 1 mm。同时该系统能精准识别与提取大曲断面乳白色菌丝、红曲霉和大曲表面裂缝视觉特征,通过1 000次实验验证,其大曲视觉信息特征识别准确率可达到99.0%,能够满足相关酿酒生产现场工艺要求。

关键词:机器视觉;白酒;大曲;动态阈值法;Lab颜色空间

Abstract: Aiming at the problem that the solid-state fermentation of liquor depended on the artificial experience to judge the quality of Daqu without quantitative judgment standard, a set of Daqu quality detection system based on machine vision was studied. The dynamic threshold segmentation method was used in this system, RGB transform Lab color space, CNN convolutional neural network and other methods were used to extract three kinds of visual information characteristics of Daqu, the geometric parameters, color and crack. Therefore, the corresponding relationship between the visual information characteristics and the quality of Daqu was established, and the quality of Daqu was judged according to the established relationship. The experimental results showed that the measuring accuracy of the system was 1mm. At the same time, the system could accu-

rately identify and extract the visual characteristics of milky white hyphae, Monascus and Daqu surface fractures of relative sections. Through 1 000 experiments, the accuracy of the identification of Daqu visual information could reach 99.0%, which could meet the requirements of the related wine production.

Keywords: machine vision; liquor; Daqu; dynamic threshold method; Lab color space

“曲乃酒之骨”,大曲质量直接影响白酒质量。现场要求曲坯几何参数标准长为 (300 ± 3) mm,宽为 (200 ± 3) mm,厚为 (100 ± 3) mm,标准曲坯应四角整齐、表面光滑、松紧一致、无缺边掉角、富有弹性。曲坯主要颜色为米黄色,其断面存在乳白色菌丝、红曲霉及其它污染霉菌^[1]。目前大部分酒企仍依靠人工经验判断大曲质量,无量化指标,易受主观影响,判断结果不标准。同时大曲发酵时环境恶劣,高温、高湿度、曲虫等因素导致酒企难以使用人工方法来完成该工作。因此酿酒行业迫切需要一种智能化曲房系统,对大曲生产过程进行智能化改造,从大曲的制作到大曲的发酵、出库等环节实现全面智能化生产,得到品质一致的高质量大曲。为实现智能化生产,检测大曲质量是最重要的一环,管理控制数据来源的选择也十分重要^[2-4]。

影响大曲质量的因素有光滑度、水分、酸度、糖化力、液化力、穿衣、气味、菌丝、颜色等,可归纳为感官指标、理化指标和微生物指标。敖宗华等^[5]研究了大曲感官指标、理化指标以及微生物指标,通过这些指标量化了大曲质量的判断标准。炊伟强等^[6]研究了泸州老窖普级大曲和优级大曲各种指标的差别,进一步发现各指标与大曲质量关系。何宏魁等^[7]将古井贡酒优级大曲和普级大曲进行比较分析,研究大曲感官特征与其内在微生物、理化指标间的关系。目前针对机器视觉技术领域的大曲质量自动在线检测技术研究,中国未见相关报道。

基金项目:四川省科技厅项目(编号:2016SZ0074);四川省省级重点实验室项目(编号:GY201601);四川省高校重点实验室项目(编号:GK201605)

作者简介:张芯豪,男,四川理工学院在读硕士研究生。

通信作者:黄丹平(1968—),男,四川理工学院教授,博士。

E-mail: hdpix2002@163.com

收稿日期:2018-01-25

为解决白酒固态发酵自动化程度低和人工成本高的问题,同时为实现智能化曲房生产提供大曲质量数据来源,本研究通过机器视觉技术获取大曲视觉信息,动态阈值方法分割图像,测量大曲几何参数,通过 Lab 颜色空间提取大曲霉菌含量,通过 CNN 卷积神经网络检测大曲裂缝信息,建立视觉信息与大曲质量的对应关系表,综合判断大曲质量。

1 系统结构与工作原理

针对影响大曲质量的感官特征,研究其感官特征与视觉信息的对应关系,基于机器视觉、智能制造、运动控制等技术,研发一套大曲质量检测系统。如图 1 所示,大曲质量检测系统主要由面阵工业相机、环形 LED 光源、光电传感器、上位机、剔除机构、传输机构组成^[8]。

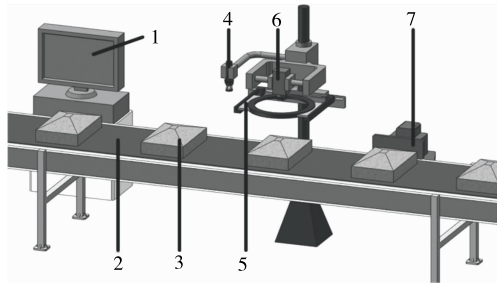


图 1 大曲质量检测系统结构图

Figure 1 The structural diagram of Daqu quality inspection system

在机器视觉系统中工业相机、光源及打光方式的选择会直接影响视觉信息的提取效果,本系统工业相机选用德国 Balser 彩色面阵相机,型号为 acA 1300-30gc,其分辨率为 1294×964 pixel,帧率为 30 FPS。系统光源选用白色 LED 环形光源,其工作原理见图 2。本系统中环形光源 α 为 30° ,可以有效消除大曲周围阴影,提高几何参数测量精度,同时可提高视觉信息中孔洞、裂缝、穿衣等细节信息^[9]。该光源与面阵工业相机同轴安装,保证光源能均匀照射工业相机正下方的大曲。

该大曲质量检测系统工作原理:

(1) 传输机构 2 带动大曲 3 移动至光电传感器 4 正下方位置。

(2) 光电传感器 4 检测大曲 3 位置信息并传输给上位机 1,该信息反馈至工业相机 6 作为工业相机 6 的触发信号。

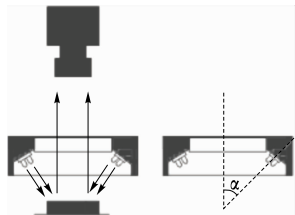


图 2 光源工作原理图

Figure 2 The working principle diagram of light source

(3) 工业相机 6 接收到触发信号,采集视觉信息并上传到上位机 1 中等待处理。

(4) 上位机 1 内软件对视觉信息进行处理,根据检测结果发送剔除信号给剔除机构 7。

(5) 大曲 3 移动到剔除机构 7 区域,剔除机构 7 根据剔除信号剔除对应工位的不合格大曲 3。

2 大曲质量检测算法

图 3 为系统软件流程图,主要针对大曲几何参数、颜色、裂缝 3 种特征进行检测。尺寸检测包含均值滤波、动态阈值分割、形态学处理等步骤;颜色检测首先将原图从 RGB 颜色空间转换到 XYZ 颜色空间,再由 XYZ 颜色空间转换到 Lab 颜色空间,最后通过特定阈值从不同通道中提取到特征目标;裂缝检测将原图灰度化后,裁剪 ROI 区域并分割为多张小图片,通过提前训练好的 CNN 神经网络判断该大曲是否存在裂缝。

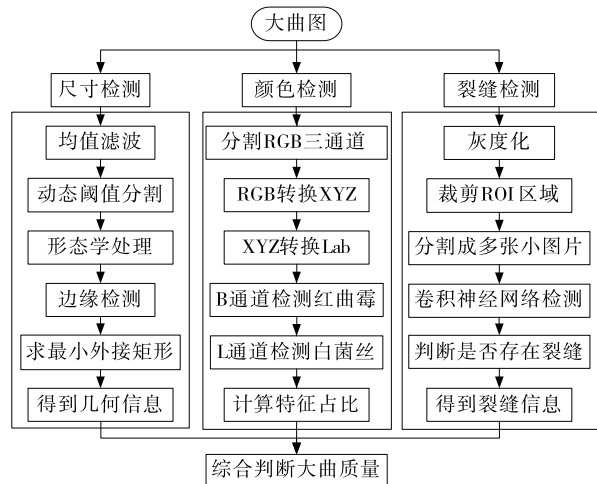


图 3 大曲质量检测流程图

Figure 3 The flow chart of Daqu quality testing

2.1 大曲几何参数检测

在实际采集大曲视觉信息过程中,由于光照、电流、机械运动等原因,视觉信息中会生成脉冲噪声、散粒噪声和高斯噪声。同时现场阳光、工人走动、发酵房暗室等因素可能造成照度不均匀,导致所采集视觉信息中有阴影,各处对比度不同,从而影响大曲几何参数的检测。因此本研究采用动态阈值分割法对大曲图像进行处理,首先对图像进行均值滤波,均值滤波的基本原理是把数字图像或数字序列中一点的值用该点部分邻域中各点值的均值代替,从而削弱噪声影响^[10]。图 4 和图 5 所示为一张大曲图滤波前和滤波后的直方图。

式(1)中 η 为动态阈值法的阈值范围,表示原图 g 与均值滤波后的图 f 在同一阈值下像素点个数之差,本研究中设为 20。

$$\begin{cases} \hat{g}_R(\lambda=0) = \begin{cases} 1, g_R(\lambda=0) \leq f_R(\lambda=0) - \eta \\ 0, g_R(\lambda=0) > f_R(\lambda=0) - \eta \end{cases} \\ \hat{g}_G(\lambda=0) = \begin{cases} 1, g_G(\lambda=0) \leq f_G(\lambda=0) - \eta \\ 0, g_G(\lambda=0) > f_G(\lambda=0) - \eta \end{cases} \\ \hat{g}_B(\lambda=0) = \begin{cases} 1, g_B(\lambda=0) \leq f_B(\lambda=0) - \eta \\ 0, g_B(\lambda=0) > f_B(\lambda=0) - \eta \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

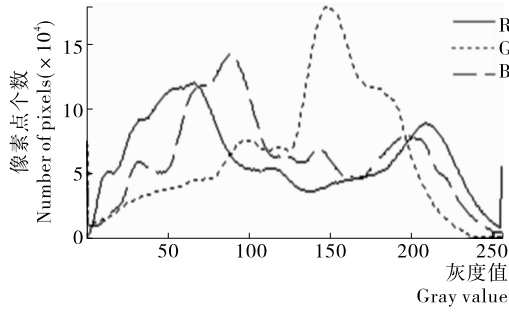


图 4 原图直方图

Figure 4 The histogram of original image

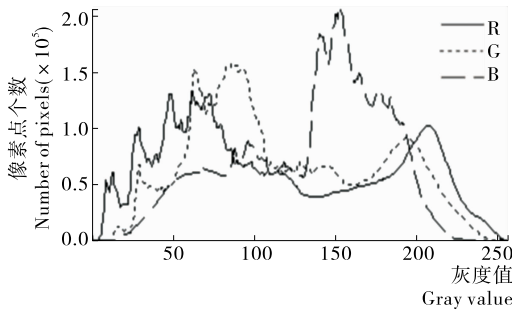


图 5 滤波后直方图

Figure 5 The histogram after filtering

式中:

$\hat{g}_R$ ——算法处理后 R 通道的二值图;

$\hat{g}_G$ ——算法处理后 G 通道的二值图;

$\hat{g}_B$ ——算法处理后 B 通道的二值图;

λ ——灰度值,范围为 0~255;

g_R ——均值滤波前 R 通道图;

g_G ——均值滤波前 G 通道图;

g_B ——均值滤波前 B 通道图;

f_R ——均值滤波后 R 通道图;

f_G ——均值滤波后 G 通道图;

f_B ——均值滤波后 B 通道图;

η ——阈值差。

如式(2)将 R、G、B 三通道在同一阈值下所分割的结果进行与运算,得到分割二值图 $\hat{g}(\lambda = 0)$ 。

$$\hat{g}(\lambda = 0) = \hat{g}_R(\lambda = 0) \cap \hat{g}_G(\lambda = 0) \cap \hat{g}_B(\lambda = 0). \quad (2)$$

再将 0~255 所有灰度值条件下的二值图相加,如式(3)所示。

$$I = \sum_{n=0}^{255} \hat{g}(\lambda = n). \quad (3)$$

实际采集时大曲周围可能存在曲渣,同时大曲外围可能存在突出的谷壳或麦秆。因此对分割后的二值图像 I 去除小面积连通域,再通过开运算(先腐蚀后膨胀)去掉毛刺,最后求出连通域最小外接矩形,寻找该矩形边缘,将边缘像素长度乘以物像比例,得到实际长度。

$$R = A_s / A_r, \quad (4)$$

式中:

R ——连通域矩形度,表示一个连通域接近矩形的程度,越接近 1 越像矩形;

A_s ——连通域面积,像素点个数;

A_r ——连通域最小外接矩形面积,像素点个数。

曲胚俯视图应十分接近矩形,因此若 $R < 0.95$,即判断大曲不完整^[11]。

2.2 大曲颜色检测

本系统中颜色识别主要针对大曲断面的乳白色菌丝、红曲霉及可能存在的其它颜色污染菌霉。工业相机采集到的大曲图像是 RGB 彩色图,由于天气、光源衰减、光照角度等原因可能导致采集到的大曲图像质量不一,同时总结现场检测人员的判断经验,采用一种基于人对颜色感觉的 Lab 色彩空间进行颜色检测。

Lab 色彩空间有颜色均匀性的优点,但与 XYZ 色彩空间不同,未包含人类能够感觉到的所有颜色,所以要先将 RGB 色彩空间转换为 XYZ 色彩空间,见式(5)^[12]。

$$\begin{cases} X = 0.49 \times R + 0.31 \times G + 0.20 \times B; \\ Y = 0.177 \times R + 0.812 \times G + 0.011 \times B; \\ Z = 0.01 \times G + 0.99 \times B. \end{cases} \quad (5)$$

再由 XYZ 色彩空间转换为 Lab 色彩空间,见式(6)。

$$\begin{cases} L = 116 f(Y) - 16; \\ a = 500 \left[f\left(\frac{X}{0.982}\right) - f(Y) \right]; \\ b = 200 \left[f(Y) - f\left(\frac{Z}{1.183}\right) \right]. \end{cases} \quad (6)$$

$$\text{式(6)中, } f(X) = \begin{cases} 7.787X + 0.138, & X \leq 0.008856 \\ X^{\frac{1}{3}}, & X > 0.008856 \end{cases}.$$

经过试验,本系统最终识别乳白色菌丝和红曲霉的方法^[13]:

$$I_L(x, y) = \begin{cases} 1, & 206 \leq \lambda \leq 255 \\ 0, & 0 \leq \lambda \leq 205 \end{cases}, \quad (7)$$

$$I_b(x, y) = \begin{cases} 1, & 167 \leq \lambda \leq 255 \\ 0, & 0 \leq \lambda \leq 166 \end{cases}. \quad (8)$$

如式(7)所示在 L 通道以阈值 206 分割图像为二值图,可以有效提出乳白色菌丝部分。同理如式(8)在 b 通道以阈值 167 分割图像为二值图,提取红曲霉。最后计算乳白色菌丝与断面面积百分比 N_1 ,红曲霉与断面面积百分比 N_2 。

2.3 裂缝检测

大曲表面裂缝形态多样,裂开部分内部与表面结构、颜色一致,因此难以通过颜色识别、阈值分割、纹理分析等方法实现大曲表面裂缝的检测。根据裂缝检测特点本研究选用一种基于人工监督的卷积神经网络(CNN)进行裂缝检测,经过试验可以达到要求。

CNN 提取特征主要依靠交替的卷积层和降采样层来完成,然后通过 BP 算法来调整网络结构,最后多次迭代训练直到网络达到收敛状态来提高网络的泛化性能。从本质上来看,CNN 是一种输入到输出的映射,通过大量学习所有训练样本输入与其对应输出的映射关系来判断测试样本类型,因此输入与输出没有确定的数学表达式。卷积神经网络在图

像处理领域应用广泛,具有两大特征^[14]:

(1) 相邻两层神经元之间的连接方式采用的是局部连接而不是全连接。

(2) 在同一特征图中,神经元(激活单元)的权值是共享的。通过局部连接和权值共享 2 种方式,CNN 在很大程度上减少权值数量,降低网络复杂度,起到一定的正则化作用。

CNN 识别准确率需要调节学习率、学习批大小、卷积核数和训练次数等,通过多次调整来确定参数^[15]。在开始训练前,程序将输入图像进行规整,否则图像过大会导致训练系数过多而无法收敛。同时将所有权值设置为较小的不同随机数值来保证训练网络可以正常地学习。学习率是运行 SGD(随机梯度下降法)算法重要参数,值设置过大算法可能无法优化,过小会使得算法优化速度太慢且陷入局部最优。学习批大小需要能整除训练样本数量,否则会使部分样本不参与训练。训练次数需要通过对同一个样本进行训练,通过观察得到测试误差最小时对应的训练次数。

本研究算法中 1 张大曲图片分割出 10 张小图片作为裂缝样本进行检测,每一张大小为 300 像素×300 像素,剩余部分有背景影响,根据样本图片含有裂缝的张数判断大曲整体图片是否含有裂缝。

2.4 综合判断

经过研究,本系统中视觉信息与大曲质量对应关系见表 1。

表 1 大曲质量等级指标[†]

Table 1 The quality index of Daqu

大曲等级	视觉信息指标
优	$X < 3$, 尺寸误差 $< 1\text{ mm}$, $R \geq 0.98$, 断面 $N_1 \geq 90\%$, 断面 $N_2 \leq 5\%$
良	$3 \leq X < 6$, 尺寸误差 $< 3\text{ mm}$, $R \geq 0.95$, 断面 $55\% < N_1 < 90\%$, 断面 $5\% < N_2 < 20\%$
不合格	$6 \leq X \leq 10$, 尺寸误差 $> 3\text{ mm}$, $R < 0.95$, 断面 $N_1 \leq 55\%$, 断面 $N_2 \geq 20\%$

[†] X 表示 1 张完整大曲图片分割出的 10 张裂缝样本图片中判断为含有裂缝的图片张数; R 为矩形度,表示大曲面积与其最小外接矩形面积的比; N_1 表示乳白色菌丝面积占断面面积的百分比; N_2 表示红曲霉面积占断面面积的百分比。

3 试验结果及分析

3.1 几何参数检测结果

现场采用半自动化压曲机制作大曲,因此在测量时大曲尺寸只可能比标准值小。图 6 为几何参数测量示意图。

图 6(a)中大曲已发酵完闭 2 个月,因此其内部水分散失,尺寸缩小,同时其背景光照不均,有明显亮斑。图 6(d)中显示大曲几何参数,其中长为 292.04 mm,宽为 170.1 mm,矩形度 R 为 0.953 259,符合实际数据,可实现预期功能,用于测量大曲几何参数。

3.2 颜色检测结果

图 7 为大曲断面图,含有红曲霉和乳白色菌丝。红曲霉

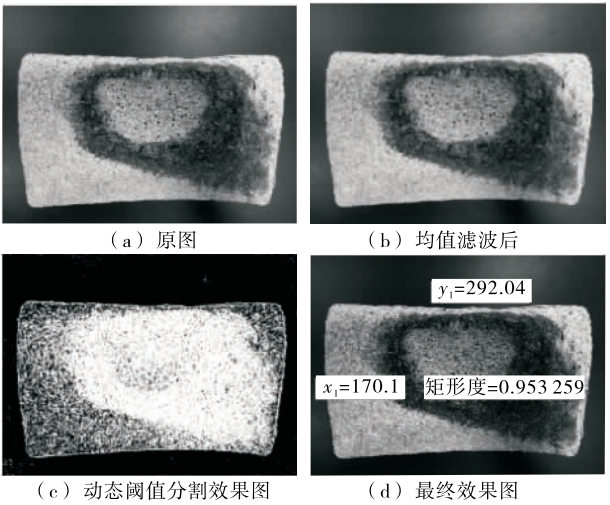


图 6 几何参数测量示意图

Figure 6 The schematic diagram of geometric parameter measurement

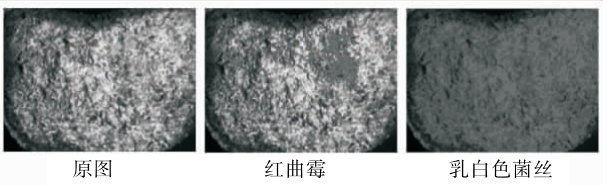


图 7 颜色检测示意图

Figure 7 The schematic diagram of color detection

为污染霉,该大曲红曲霉与断面面积百分比为 4.54%。乳白色菌丝表示微生物发酵成熟,该大曲乳白色菌丝与断面面积百分比为 50.50%。

3.3 裂缝检测结果

图 8 为部分裂缝样本图,采用 CNN 卷积神经网络检测大曲表面是否存在裂缝。本研究使用 4 800 个有裂缝样本和 5 600 个无裂缝样本进行训练,使用 1 000 个样本进行测试,其中有裂缝样本 300 个,无裂缝图 700 个。

本方法中有 3 个重要参数:学习批大小,表示一次参数更新运算所需的样本数量;学习率,表示参数到达最优值过程的速度快慢;学习次数,表示训练过程中数据迭代次数。将学习批大小设置为 4,为寻找最佳学习率和学习次数,进行试验。由表 2 可知,学习次数为 10 时,最佳学习率为 0.10。

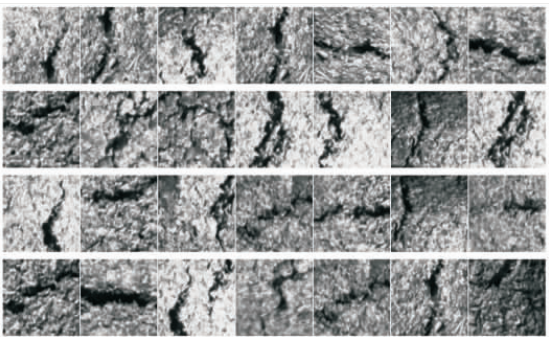


图 8 裂缝样本组合图

Figure 8 The fracture sample combination diagram

表 2 学习率对样本正确率的影响[†]

Table 2 The influence of learning rate on sample accuracy

学习率	有裂缝样本 正确率/%	无裂缝样本 正确率/%	总体样本 正确率/%
0.01	39.0	93.8	77.4
0.05	88.7	93.3	91.9
0.10	92.0	96.3	95.0
0.15	88.7	89.4	89.2
0.20	58.7	88.7	86.7
0.50	39.0	79.0	67.0

[†] 学习次数为 10。

由表 3 可知,学习率为 0.10 时,最佳学习次数最低为 30。针对本算法中裂缝样本特征,得到本研究最佳参数:学习批大小 4,学习率 0.10,学习次数 30,该条件下大曲表面裂缝的识别正确率可达 99.0%。

表 3 学习次数对样本正确率的影响[†]

Table 3 The influence of the number of learning on sample accuracy

学习次数	有裂缝样本 正确率/%	无裂缝样本 正确率/%	总体样本 正确率/%
5	58.7	93.3	82.9
10	92.0	96.3	95.0
15	92.3	97.3	95.8
20	92.7	99.9	97.7
25	96.3	98.9	98.1
30	97.7	99.6	99.0

[†] 学习率为 0.10。

4 结论

本试验研究了大曲质量检测系统通过动态阈值分割法、Lab 颜色空间、CNN 卷积神经网络等机器视觉技术处理采集到的大曲视觉信息,综合判断大曲质量信息。通过实验验证,本研究具有实时性好、非接触、易实现制曲工艺自动化等优点,对大曲几何参数检测精度可达到±1 mm,对红曲霉和乳白色菌丝可精准提取其数量,试验内裂缝样本识别正确率可达到 99.0%,均满足现场制曲工艺要求,可实现对大曲质

量检测并提高大曲质量检测的客观性和准确度。

本试验尚未研究大曲视觉信息和理化特性的联系,不能得到更全面的大曲参数,因此,后续将展开对此类问题的相关研究,以便实现制曲工艺的全面自动化。

参考文献

[1] 泸州老窖集团有限责任公司. 泸型酒技艺大全[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2011: 82-85.

[2] 沈怡方. 白酒生产技术全书[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 1998: 54-57.

[3] 李安军, 何宏魁. “基于物联网技术的数字化曲房综合管控系统”在浓香型白酒生产过程中的应用[J]. 酿酒科技, 2014(2): 63-64, 67.

[4] 敖宗华, 陕小虎, 沈才洪, 等. 国内主要大曲相关标准及研究进展[J]. 酿酒科技, 2010(2): 104-108.

[5] 肖冬光, 赵树欣, 陈叶福, 等. 白酒生产技术[M]. 2 版. 北京: 化学工业出版社, 2013: 70-74.

[6] 何宏魁, 李兰, 汤有宏, 等. 古井贡酒大曲感官评价与其微生物、理化指标的关系研究[J]. 酿酒, 2017, 44(1): 58-63.

[7] 炊伟强, 敖宗华, 张春林, 等. 泸州老窖大曲感官特征与微生物、理化指标和生化性能的关联研究[J]. 食品与生物技术学报, 2011, 30(5): 761-766.

[8] 黄丹平, 廖世鹏, 于少东, 等. 基于机器视觉瓦楞纸板自动计数系统研究[J]. 机械工程学报, 2017, 53(10): 79-86.

[9] 郭康, 黄丹平, 王磊, 等. 基于机器视觉的曲面字符缺陷检测系统研究[J]. 现代制造工程, 2016(12): 122-127.

[10] 黄河, 李庆武, 范习健. 采用局部动态阈值的图像分割算法[J]. 光电子技术, 2011, 31(1): 10-13.

[11] RAFAEL C G, RICHARD E W, STEVEN L E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2011: 487-490.

[12] 田原媛, 黄合成, 谭庆昌, 等. 基于机器视觉的零件尺寸测量[J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(1): 82-90.

[13] 刘琼, 史诺. 基于 Lab 和 YUV 颜色空间的农田图像分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2015, 34(4): 39-41.

[14] 乔丽. 基于 CNN 的工件缺陷检测方法研究及系统设计[D]. 武汉: 华中师范大学, 2016: 1-16.

[15] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17.

信息窗

斯洛文尼亚严控食品反式脂肪含量

斯洛文尼亚 4 月 4 日开始实施食品行业新规, 严格限制反式脂肪含量, 以降低心脏疾病发病率, 增进国民健康。

根据这项由斯洛文尼亚卫生部与农业、林业和食品部联合起草的规定, 该国国产食品中反式脂肪含量不得超过总脂肪量的 2%。全国餐馆和食品生产商自新规生效起, 将有一年的“缓冲期”。

此前, 斯洛文尼亚政府借鉴丹麦等国经验, 将严格控制、持续减少食品反式脂肪含量作为目标列入 2015~2025

年国家营养和健康计划。这一举措得到该国医学界人士的欢迎与支持。

反式脂肪又名反式脂肪酸, 一般是植物油等经过氢化技术处理后产生的。有研究显示, 反式脂肪不仅会增加人体的低密度脂蛋白胆固醇, 即“坏”胆固醇, 还会减少对心脏健康有益的高密度脂蛋白胆固醇, 即“好”胆固醇, 增加心血管疾病风险。

(来源: <http://news.foodmate.net>)