

基于 BP 神经网络的面包工业化生产 发酵程度视觉判定

Study on visual judgment method of fermentation degree in industrialized
bread production based on BP neural network

赵 纯¹

陈学永¹

吴少霜¹

庞 杰²

ZHAO Chun¹ CHEN Xue-yong¹ WU Shao-shuang¹ PANG Jie²

(1. 福建农林大学机电工程学院, 福建 福州 350000; 2. 福建农林大学食品科学学院, 福建 福州 350000)

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350000, China; 2. College of Food Science, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou, Fujian 350000, China)

摘要:目的:建立 BP 神经网络模型来实现对面团发酵成熟度的精准判定。方法:利用机器视觉技术采集并处理面包发酵过程的图片,获取图片的量化信息,建立了一种基于 BP(back propagation)神经网络的面包发酵程度预测模型。将时间、面积、瞬时速度、膨胀率、灰度值能量、灰度值相互关系、灰度值均匀性、灰度值对比度,作为输入神经元,建立相关参数的回归模型。结果:给定特征参数与面包的发酵过程存在相关性,能够有效表征面包的发酵程度;基于 BP 神经网络建立的预测模型准确率达到 88.41%。结论:该模型能够实现对面包发酵程度的准确判定,有效提高面包工业化生产中品质的一致性。

关键词:机器视觉;BP 神经网络;发酵;面包;计算机视觉

Abstract: Objective: A BP neural network model was established to accurately determine the maturity of dough fermentation. Methods: Used machine vision technology to collect and process the pictures of bread fermentation process, obtained the quantitative information of the pictures, and a prediction model was established for bread fermentation degree based on BP neural network. Taking the time, area, instantaneous velocity, expansion rate, gray value energy, gray value relationship, gray value uniformity and gray value contrast as the input neurons, the regression model of relevant parameters was established. Results: The correlation between the above characteristic parameters and the fermentation process of bread was determined, which can effectively characterize the fermentation degree of bread; The results

show that the accuracy of the prediction model based on BP neural network is 88.41%. Conclusion: The model can accurately determine the degree of bread fermentation and effectively improve the quality consistency in industrial bread production.

Keywords: machine vision; BP neural network; fermentation; bread; computer vision

随着市场需求的增长,中国的面包生产由传统的小作坊模式,转变为大型的工厂批量化生产^[1-2]。发酵是面包生产重要的一环。目前,大部分面包厂家对发酵程度的判断方式,主要依赖于面包师傅的经验判断^[3-4],主观性较大,常常出现面包发酵程度不足或发酵过度的问题。

面包的发酵过程是一个复杂的非线性过程,受到了多种外界因素的影响,包括面粉、酵母、添加剂、温度、湿度等。由于面包工业化生产发展到现在,经过了多次改良,其制作早已形成了固定的流程,同一品种的面包原料与生产流程几乎一致。因此,在建立工业化面包发酵预测模型时,不考虑面粉、酵母品种以及温湿度等外界环境对发酵程度的影响^[5-8],而是只分析相同外界环境下,面包不同发酵状态时的变化情况。

机器视觉由于不会与面包发生表面接触,同时能够提取面包的外部特征,是观测面包发酵程度的有效方式。当前,有不少研究者将机器视觉引入到面包的生产中。Soleimani 等^[9]运用数字成像法检测发酵面团的动态密度,但只考虑了体积、温度、湿度因素,准确度不足。李国华等^[10]运用机器视觉技术测量面包体积,对测量数据进行可视化重构,能够有效得到体积数值,但测量单个面包体积需要耗时 1 min,且对于环境要求严格。孙美艳等^[11]

基金项目:国家自然科学基金(编号:31772045)

作者简介:赵纯,女,福建农林大学在读硕士研究生。

通信作者:陈学永(1970—),男,福建农林大学教授,博士。

E-mail: 13905001093@163.com

收稿日期:2021-08-03

将机器视觉结合决策树算法,对面包发酵过程进行识别,准确率高,但是识别的发酵面团处于打样过程,仅仅适用于家用面包机。实际工业生产中,面包都是打样后,立刻进行造型加工,需要建立新的图像采集系统来同时分析多个发酵面团。

BP(Back Propagation)神经网络能够有效分析非线性数据结构,得到输入量与输出量之间的关系^[12-14]。因此,研究定时采集同一品种的面包图像。对拍到的图像进行图像处理,取时间、面积、灰度值能量、灰度值相互关系、灰度值均匀性、灰度值对比度、瞬时速度和膨胀率,共计 8 个特征参数,作为 BP 神经网络的输入值。将面包发酵程度分为一级、二级、三级 3 个等级,分别对应发酵未完成、发酵完成、发酵过度 3 个阶段,用这 3 个等级作为 BP 神经网络的输出值。期望通过建立 BP 神经网络模型来实现对面团发酵成熟度的精准判定。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

1.1.1 主要材料

面粉:福建省晋江市惠家食品有限公司。

1.1.2 试验仪器

和面机:CG-40 双速型,广州市昌岗机械设备有限公司;

发酵箱:16A/单门型,龙岩璐盛机械设备有限公司;

工业摄像头:SONY CCD 高清 800 线型,日本索尼公司。

1.2 方法

1.2.1 发酵面团制作 取小麦粉 500 g 过筛,加入盐 5 g,奶粉 20 g,酵母 5 g,加入牛奶 100 mL,放入搅拌机中。由于面包在搅拌过程中会产生热量,导致提前发酵,因此需要再加入适量冰水。最初,搅拌机速度调为慢速,先将面粉慢速搅拌成团。30 min 后,将搅拌速度加快,使得面团能够起筋。搅拌过程中,加入 50 g 黄油。搅拌完成后,需要对面团冷却降温,使得面团温度不高于 20 ℃。

试验所使用的面团,均为工厂提前 1 d 制作,放入冰箱冷藏 24 h 后取出,在常温(温度为 30 ℃)中解冻 30 min 后^[15],切割成 100 g 的面团,共两个批次,每批次 5 个面

团。将其放入醒发箱中醒发。醒发箱温度为 40 ℃,湿度为 80%。这 10 个面团采集到的数据用于训练 BP 神经网络。

为了测试 BP 神经网络的准确性,用同样的方法步骤制作第 3 个批次,共 5 个面团。在同样的环境下进行醒发。

1.2.2 图像采集方法 在醒发箱内部顶端装有圆形均匀光源,相机安装在醒发箱的顶部正中位置,相机与面团放置的平台之间距离为 60 cm,而发酵面团普遍不超过 10 cm,因此由于面团高度上的增长所带来的图像变化可以忽略不计。调整光源、相机焦距、相机光圈、相机以及被测面团的位置,使得既能够获取被测面团完整清晰的图像,同时不会拍到发酵箱托盘以外的部分,减少背景的干扰,如图 1 所示。相机通过 USB 视频采集卡,与外部笔记本电脑连接。每隔 30 s 对样品采集一次图像,传输到电脑内部,运用 opencv 自编程序来对图片进行处理,单位时间单个面团的相关数据为一组样本,最终共采集到 1 540 组训练样本和 725 组测试样本。

1.2.3 感官评定方法 建立一个由 5 人(均为面包厂经验丰富的师傅)组成的感官评定小组,根据 GB/T 14612—2008《粮油检验 小麦粉面包烘焙品质实验 中种发酵法》,制定发酵分级细则(见表 1),对面团的发酵程度进行评级。

1.2.4 图像预处理及特征参数提取 相机拍摄到的原始图像是 5 个面团在同一张图片中,背景包含了托盘以及

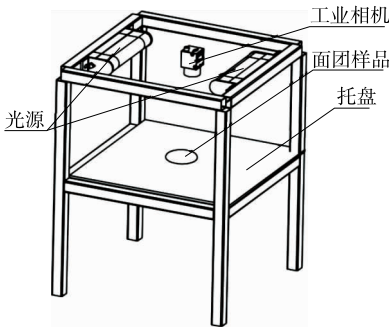


图 1 试验装置示意图

Figure 1 Schematic diagram of experimental device

表 1 发酵面团感官评定分级

Table 1 Sensory evaluation and grading of fermented dough

分级	体积	弹性	气味	外观
一级(未发酵完成)	体积膨胀不到原来的 2 倍	手指按压面团表面,面团很快回弹	无明显的酸味	面团表面光滑,色泽正常
二级(发酵完成)	体积膨胀到原本的 2 倍	手指按压面团表面,面团不回弹、不塌陷	略带一点酸味	表面光滑,色泽正常,灯光下有透视感
三级(发酵过度)	体积膨胀远超原本的 2 倍	手指按压面团表面,面团发生塌陷	酸臭味强烈	表面不光滑,色泽发黄发暗,出现暗色斑点

其他面粉杂屑。原始图像均为 720 像素×480 像素。背景为黑色托盘,而目标对象面团为白色,颜色对比鲜明,噪声干扰较少,图像质量较高。试验对图像的预处理部分包含了图像二值化、灰度变化、高斯滤波、均值滤波的处理。通过腐蚀膨胀去除多余的散点,再填充面团的阴影部分,能够准确绘制面团的轮廓,将单个面团从完整图像上一一分割出来,如图 2。

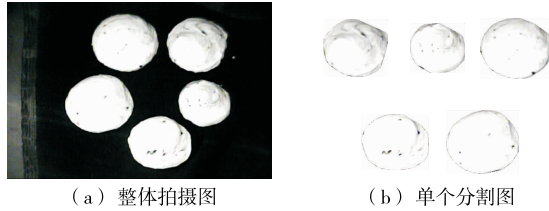


图 2 发酵面包实物图片

Figure 2 Pictures of fermented bread

面包的体积变化是衡量面包发酵程度的最重要的一个指标^[16-17]。使用图像处理中的面积测量算子,能够得到单个面团的面积。将面积的增长量除以初始面积,可以得到发酵面团的面积膨胀率。面积膨胀率计算公式:

$$E = \frac{S - S_0}{S_0} \times 100\%, \quad (1)$$

式中:

E ——膨胀率, %;

S ——发酵面包在相应时刻的面积, mm^2 ;

S_0 ——发酵面包在初始时刻的面积, mm^2 。

每隔 30 s 采集一次图像,时间间隔短,可以通过面积—时间公式,用 30 s 内的面积变化量除以 30 s 时长,近似得到面团的瞬时速度。公式如下:

$$v_i = \frac{S_i - S_{i-1}}{T}, \quad (2)$$

式中:

v_i ——瞬时速度, mm^2/s ;

S_i ——第 i 时刻面团的面积, mm^2 ;

S_{i-1} ——第 $i-1$ 时刻面团的面积, mm^2 ;

T ——采样周期时间, s。

面包在发酵过程中,表面特征会发生细微变化^[18-19]。主要体现在:① 面团膨胀后,内部充满空气,面团的透光性会变好。反映到采集的图像上,则是后期的面团要比前期的面团更亮。② 面团从发酵开始到成熟这个阶段,表面均为光滑。但是面团发酵过度后,表面开始出现气孔,变得粗糙。③ 随着面包的发酵,颜色无明显变化,但面团的阴影部分会增大。因此,也可以用灰度值来反映面包的发酵情况^[20-21]。选择用灰度值能量、相互关系、均匀性和对比度 4 个特征来提取面包的表面纹理特征。

1.2.5 BP 神经网络预测模型构建 基于误差反向传播

算法的多层前馈网络,即 BP 神经网络,是当前应用较为广泛的算法之一。能够得到输入量与输出量之间的非线性关系^[22]。BP 神经网络包含输入层、隐含层、输出层。输入层有 8 个输入量,输出层则有 1 个输出量。根据公式:

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha, \quad (3)$$

式中:

m ——隐含层节点个数;

n ——输入层节点个数;

l ——输出层节点个数;

α ——1~10 的常数。

可以推出隐含层的节点个数为 5 个时较为合适。训练算法选择 L-M 算法 (Levenberg-Marquardt)^[23]。L-M 算法是当前使用最广泛的非线性最小二乘算法,能够有效提高网络的收敛速度。最大训练次数为 1 000 次,神经网络学习速率为 0.000 1,误差目标值为 0.000 65。

由于此次训练所用的 8 个评价指标具有不同的量纲,数值差异巨大。因此还需要对其进行归一化处理^[24],将数据映射到[0,1]。运用 Z-score 标准化法将原始数据的均值和标准差进行数据的标准化,如式(4)所示。

$$X^* = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (4)$$

式中:

X^* ——标准化后的数据;

x ——原始数据;

μ ——所有样本数据的均值;

σ ——所有样本数据的标准差。

2 结果与分析

2.1 面团发酵过程中面积变化情况

分别对训练样本和测试样本进行感官评定。在 1 540 组训练样本中,属于一级的有 779 组样本,属于二级的有 254 组样本,属于三级的有 507 组样本。在 725 组测试样本中,属于一级的有 308 组,属于二级的有 190 组,属于三级的有 227 组。

对上述训练样本进行图像处理,得到面包的面积相关数据,包括面积、膨胀率、瞬时速度。绘制面包膨胀率与时间之间的关系图,如图 3。对面包的面积膨胀率进行回归拟合分析,比较发现四项多项式能大致拟合面积的变化趋势,得到膨胀率与时间的数学模型为:

$$y = 1.417\ 66 \times 10^{-13} x^4 - 1.987\ 02 \times 10^{-9} x^3 + 5.791\ 77 \times 10^{-6} x^2 + 0.039\ 18x - 4.436\ 96. \quad (5)$$

回归系数 R^2 为 0.954 85,说明发酵面团面积的变化规律与拟合的曲线基本保持一致,面积的膨胀率随着时间的增长在不断增加。发酵初期,面积膨胀速度加快,当面积膨胀率达到 85%~110%时,对应发酵时间 2 000~3 000 s,发酵基本完成。3 000 s 后,面积随时间变化曲线

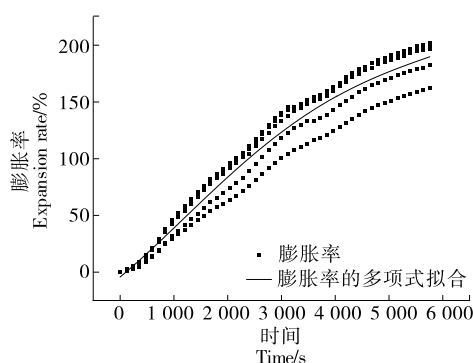


图 3 面包膨胀率随时间变化关系

Figure 3 Relationship between bread swelling rate and time

趋缓,逐渐趋近于一条水平线,此时发酵过度,面积涨幅变小直至不再增长。

由于面积很难反映发酵过程中酵母的活性,因此引入面包膨胀的瞬时速度来观察短时间面包的发酵变化^[25]。对面积膨胀瞬时速度进行并置数据高斯(Gauss)拟合,迭代次数为 13 次时,拟合收敛。如图 4 所示,面积膨胀的瞬时速度在发酵初始阶段(0~1 000 s)有一个明显的上升期,此时酵母活跃,面积增长加快。发酵完成时,面积增长瞬时速度缓慢下降并趋于平缓,说明此时面积虽然有所增长,但是增长速度减缓。当发酵过度后(3 000 s 以后),瞬时速度出现大幅度正负波动,均值开始趋近于 0,与图 2 的面积膨胀率变化规律一致。说明瞬时速度与面团发酵存在相关性。

2.2 面团发酵过程中灰度值变化情况

如图 5 所示,灰度值能量、均匀性、对比度整体呈下降趋势,而相互关系则呈上升趋势。在 0~2 000 s,灰度值能量、均匀性和相互关系随时间变化曲线较为平缓,灰度值对比度则急剧下降,这个时刻大致对应面团发酵未完成阶段(一级)。此时,面包面积膨胀速度快,表面光滑均匀,阴影部分开始出现。在 2 000~3 000 s,灰度值能

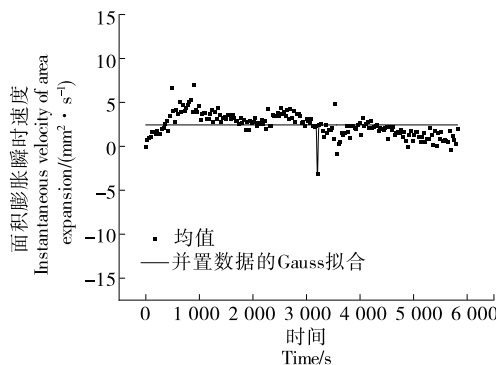


图 4 面积膨胀瞬时速度随时间变化关系

Figure 4 Relationship between instantaneous velocity of area expansion and time

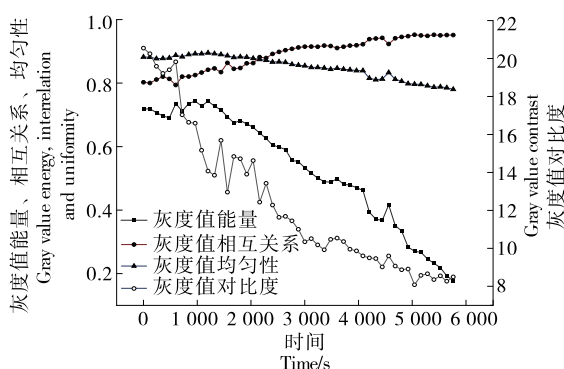


图 5 面包灰度相关值随时间变化关系

Figure 5 Relationship between bread gray correlation value and time

量与均匀性快速下降,相互关系也有着明显的上升。而对比度下降速度要小于上一阶段,这个时刻大致对应面包发酵成熟阶段(二级)。此时,面团表面光滑,阴影部分面积变大。3 000 s 后,面团发酵过度,4 个值的变化趋势对比上一阶段都逐渐趋近平缓。此时,面团表面将不再光滑,表面出现气孔,变得粗糙,阴影部分定型。运用灰度值能够有效区分发酵过度与否,因此将灰度值相关评价指标纳入神经网络,能够显著提高神经网络预测模型的准确性。

2.3 BP 神经网络模型预测结果

导入发酵面包的时间、面积、灰度值能量、灰度值相互关系、灰度值均匀性、灰度值对比度、瞬时速度和膨胀率,共计 8 个特征参数,运用 BP 神经网络建立了面包发酵过程模型,得到误差平方和的拟合曲线见图 6,迭代 1 000 次时,误差平方和趋近于一条水平线,收敛效果良好,BP 神经网络预测模型建模成功。

为更好地验证基于 BP 神经网络的面包发酵预测模型的准确性。将第 3 批次发酵面团的相应数据导入预测模型中进行测试。将运用 BP 神经网络建立的面团成熟度预测模型得到的结果与专家感官评定法的分类结果进行比较,如图 7。

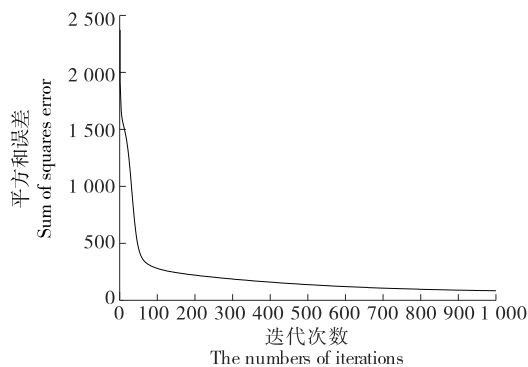


图 6 误差平方和拟合曲线

Figure 6 Fitting curve with sum of square error

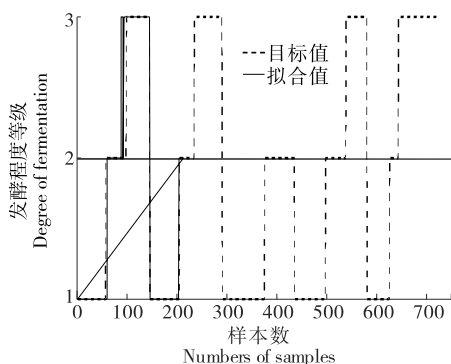


图7 面包发酵程度预测模型拟合结果
Figure 7 Fitting results of prediction model for bread fermentation degree

在预测结果中,一级的预测准确率为 96.10%,二级为 64.78%,三级为 80.14%。最终,大部分目标数据与拟合值一致,准确率达到 88.41%,能够实现对面包发酵程度的准确评级。如表 2 所示,预测模型在一级、三级准确率较高,二级相对较低。同时,二级的测试样本数量也远远小于一级、三级,与准确率呈正相关。

表 2 预测结果与人工分级比较

Table 2 Comparison between prediction results and manual classification

分级	人工分级结果	预测结果	准确率/%
一级	308	296	96.10
二级	190	123	67.78
三级	277	222	80.14

3 结论

(1) 研究构建的发酵面包识别系统能够同步实现采集、分割、图像处理分析。经过现场试验,可以排除背景及光源的干扰,有效识别发酵箱内的发酵面包,分割的单个发酵面包图像清晰,得到的发酵面包样本的面积和表面纹理量化数值准确。

(2) 发酵时间、面积、瞬时速度、膨胀率、灰度值能量、灰度值相互关系、灰度值均匀性、灰度值对比度能够表征面包的发酵程度;将其作为输入神经元,构建 BP 神经网络预测模型。经过实际测试,在一级 308 组样本中,正确识别个数为 296;二级 190 组样本中,正确识别个数为 123;三级 277 组样本中,正确识别个数为 222;最终准确率达到 88.41%,能够有效实现对面包发酵成熟度的预测。

(3) 由于二级的样本量较少,并且只对面包的发酵图像进行分析,因此试验提出的面包发酵程度神经网络预测模型在预测二级样本时,准确率较低,仍需进一步提高。后续可以结合面包发酵过程中的生物化学特性,测定酵母菌数量以及面团中还原糖的变化,加大测试样本采集量,提高模型的预测准确率。

参考文献

- [1] 马文峰. 2019 年中国小麦粉消费及行业状况年度分析[J]. 粮食加工, 2020, 45(3): 1-5.
MA Wen-feng. Annual analysis of wheat flour consumption and industry status in China in 2019[J]. Grain Processing, 2020, 45(3): 1-5.
- [2] 佳音. 我国烘焙行业潜力大增速快[J]. 中国食品工业, 2021(11): 94-97.
JIA Yin. China's baking industry has great potential and fast growth[J]. China Food Industry, 2021(11): 94-97.
- [3] 楚炎沛. 发酵面制品的创新与发展[J]. 现代面粉工业, 2016, 30(6): 19-22.
CHU Yan-pei. Innovation and development of fermented flour products[J]. Modern Flour Milling Industry, 2016, 30(6): 19-22.
- [4] 曹斌辉, 刘长虹, 黄松伟, 等. 酵母发酵力测定新方法的探讨[J]. 粮食加工, 2010, 35(5): 76-78.
CAO Bin-hui, LIU Chang-hong, HUANG Song-wei, et al. Investigation on new method for determination of yeast fermentation ability[J]. Grain Processing, 2010, 35(5): 76-78.
- [5] 张莉莉, 姚鑫森, 谢学军, 等. 天然酵母面包制作工艺参数对孔密度值与其质构特性的影响[J]. 黑龙江农业科学, 2016(1): 119-122.
ZHANG Li-li, YAO Xin-miao, XIE Xue-jun, et al. Effects of the process parameters of natural yeast bread on hole density value and texture characteristics of bread [J]. Heilongjiang Agricultural Sciences, 2016(1): 119-122.
- [6] VIGNI M L, COCCHI M. Near infrared spectroscopy and multivariate analysis to evaluate wheat flour doughs leavening and bread properties[J]. Analytica Chimica Acta, 2013, 764: 17-23.
- [7] 董群超. 面包发酵过程中的几个可控因素研究[J]. 萍乡高等专科学校学报, 2005(4): 56-58.
DONG Qun-chao. Study on several controllable factors in the process of bread fermentation[J]. Journal of Pingxiang College, 2005(4): 56-58.
- [8] AHMED J, THOMAS L, KHASHAWI R A. Effect of inulin on rheological, textural, and structural properties of brown wheat flour dough and in vitro digestibility of developed Arabic bread[J]. Journal of Food Science, 2020, 85(11): 3 711-3 721.
- [9] SOLEIMANI P D, JAFARY A R, RAFIEE S. Monitoring the dynamic density of dough during fermentation using digital imaging method[J]. Journal of Food Engineering, 2011, 107(1): 8-13.
- [10] 李国华, 许增朴, 于德敏, 等. 基于机器视觉的面包体积及形状测量系统的研究[J]. 天津科技大学学报, 2014, 19(1): 25-28.
LI Guo-hua, XU Zeng-pu, YU De-min, et al. Research on the volume and shape measurement system of bread based on machine vision[J]. Journal of Tianjin University of Science & Technology, 2014, 19(1): 25-28.
- [11] 孙美艳, 刘峻, 练毅. 基于机器视觉和决策树算法的智能面包机面团发酵过程识别研究[J]. 包装与食品机械, 2019, 37(5): 17-21.
SUN Mei-yan, LIU Jun, LIAN Yi. Research on dough fermentation process identification for smart toaster based on machine vision

- and decision tree algorithm[J]. Packaging and Food Machinery, 2019, 37(5): 17-21.
- [12] 胡孟晗, 董庆利, 刘阳泰, 等. 基于计算机视觉鉴别肉松与肉粉松[J]. 食品与发酵工业, 2013, 39(4): 180-185.
- HU Meng-han, DONG Qing-li, LIU Yang-tai, et al. Identifying dried meat floss and dried meat powder based on computer vision[J]. Food and Fermentation Industries, 2013, 39(4): 180-185.
- [13] 姬云云, 田洪磊, 詹萍, 等. BP 神经网络结合遗传算法优化羊肉汤中香辛料的添加量[J]. 中国食品学报, 2021, 21(3): 128-137.
- JI Yun-yun, TIAN Hong-lei, ZHAN Ping, et al. Optimizing of the amount of spices in stewed mutton soup using BP neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2021, 21(3): 128-137.
- [14] WESKLEY C D S, FELIX L B, MINIM V P R, et al. Development of a hybrid system based on convolutional neural networks and support vector machines for recognition and tracking color changes in food during thermal processing [J]. Chemical Engineering Science, 2021, 240: 1-9.
- [15] 孝英达, 吴凤凤, 王沛, 等. 冷藏对面团发酵及面包品质的影响[J]. 食品与生物技术学报, 2018, 37(7): 679-687.
- XIAO Ying-da, WU Feng-feng, WANG Pei, et al. Effect of refrigerated storage on dough fermentation property and bread quality[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2018, 37(7): 679-687.
- [16] 邵伟, 乐超银, 唐明, 等. 面包发酵过程中生物化学特性变化的研究[J]. 食品科技, 2004(7): 21-23.
- SHAO Wei, YUE Chao-yin, TANG Ming, et al. The variety of biochemistry characteristics in the bread ferment[J]. Food Science and Technology, 2004(7): 21-23.
- [17] CHIOTELLIS G E, CAMPBELL M. Proving of bread dough I: Modelling the evolution of the bubble size distribution[J]. Food and Bioproducts Processing, 2003, 81(3): 195-206.
- [18] 豆康宁, 李超敏, 尹军杰. 发酵条件与面团体积、面包品质关系的研究[J]. 食品工业, 2012, 33(8): 24-25.
- DOU Kang-ning, LI Chao-min, YIN Jun-jie. Effects of fermentation condition on the dough volume and bread quality[J]. The Food Industry, 2012, 33(8): 24-25.
- [19] MEROTH C B, HAMMES W P, HERTEL C. Identification and population dynamics of yeasts in sourdough fermentation processes by PCR-denaturing gradient gel electrophoresis[J]. Applied and Environmental Microbiology, 2003, 69(12): 7 453-7 461.
- [20] 张红梅, 张慧档, 田耕. 面包烘焙品质检验中纹理特征的提取[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(9): 2 451-2 452.
- ZHANG Hong-mei, ZHANG Hui-dang, TIAN Geng. Texture features extraction in baking quality-test of bread[J]. Computer Engineering and Design, 2005, 26(9): 2 451-2 452.
- [21] DEROSI A, SEVERINI C, RICCI I. On the inverse problem of the reconstruction of food microstructure from limited statistical information: A study on bread[J]. Journal of Food Engineering, 2016, 184: 69-74.
- [22] 胥悦红, 顾培亮. 基于 BP 神经网络的产品成本预测[J]. 管理工程学报, 2000, 14(4): 61-64.
- XU Yue-hong, GU Pei-liang. A method of product cost prediction based on BP neural networks[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2000, 14(4): 61-64.
- [23] 张彦青, 张五九. 基于神经网络的大生产规模啤酒发酵过程建模[J]. 食品与发酵工业, 2007, 33(9): 86-91.
- ZHANG Yan-qing, ZHANG Wu-jiu. Establishment of predictive model for beer fermentation process[J]. Food and Fermentation Industries, 2007, 33(9): 86-91.
- [24] 张宏, 马岩, 李勇, 等. 基于遗传 BP 神经网络的核桃破裂功预测模型[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 78-84.
- ZHANG Hong, MA Yan, LI Yong, et al. Rupture energy prediction model for walnut shell breaking based on genetic BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(18): 78-84.
- [25] NEWBERRY M P, PHAN-THIEN N, LARROQUE O R, et al. Dynamic and elongation rheology of yeasted bread doughs[J]. Cereal Chemistry, 2002, 79(6): 874-879.

(上接第 172 页)

- [12] 谢昕, 王伟如, 万天成, 等. 基于果蝇优化算法的零件图像边缘检测算法研究及应用[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(5): 1 948-1 956.
- XIE Xin, WANG Wei-ru, WAN Tian-cheng, et al. Research and application of an edge detection algorithm based on fruit fly optimization algorithm for images of mechanical parts[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(5): 1 948-1 956.
- [13] SAREMI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grasshopper optimization algorithm: Theory and application[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 105: 30-47.
- [14] 何庆, 林杰, 徐航. 混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(7): 1 558-1 568.
- HE Qing, LIN Jie, XU Hang. Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(7): 1 558-1 568.
- [15] 朴尚哲, 超木日力格, 于剑. 模糊 C 均值算法的聚类有效性评价[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(5): 452-461.
- PIAO Shang-zhe, Chaomurilige, YU Jian. Cluster validity indexes for FCM clustering algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2015, 28(5): 452-461.
- [16] GIROLAMI Mark. Mercer kernel: Based clustering in feature space[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(3): 780-784.
- [17] JOHN Canny. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-697.
- [18] 王坤, 刘沛伦, 王力. 基于 FFWA 的自适应 Canny 飞机蒙皮红外图像边缘检测[J]. 红外技术, 2021, 43(5): 443-454.
- WANG Kun, LIU Pei-lun, WANG Li. Infrared image adaptive Canny edge-detection of aircraft skin based on fast fireworks algorithm[J]. Infrared Technology, 2021, 43(5): 443-454.