

基于计算机视觉和神经网络检测鸡蛋裂纹的研究

潘磊庆, 屠康^{*}, 苏子鹏, 杨佳丽, 李宏文

(南京农业大学食品科技学院, 南京 210095)

摘要: 为了提高鸡蛋裂纹检测的准确性和效率, 综合运用计算机视觉技术和 BP 神经网络技术, 实现对鸡蛋表面裂纹的无损检测和分级。首先, 通过计算机视觉系统获取鸡蛋表面的图像, 对图像分析处理, 提取了裂纹区域和噪声区域的 5 个几何特征参数。其次, 将 5 个参数作为输入, 建立结构为 5-10-2 的 BP 神经网络模型, 对裂纹进行识别和鸡蛋的自动分级。试验结果表明模型对裂纹鸡蛋的识别准确率达到 92.9%, 对整批鸡蛋的分级准确率达到 96.8%。

关键词: 鸡蛋; 裂纹; 检测; 计算机视觉; BP 神经网络

中图分类号: TP274+.3; S817.2

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2007)5-0154-05

潘磊庆, 屠康, 苏子鹏, 等. 基于计算机视觉和神经网络检测鸡蛋裂纹的研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(5): 154-158.

Pan Leiqing, Tu Kang, Su Zipeng, et al. Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2007, 23(5): 154-158. (in Chinese with English abstract)

0 引言

蛋品工业化过程中, 许多生产和加工环节已逐渐实现自动化, 但对缺陷的检测, 如禽蛋的破损等多数仍然是靠人工敲击辨听检测。由于人工检测生产效率低, 劳动强度大, 对检测工技术要求高, 检测稳定性较差, 这些严重制约着中国蛋品深加工技术的规模化发展。而且, 据资料显示, 美国每年因照蛋环节造成的鸡蛋破损率为 5%~8%, 经济损失巨大^[1]。蛋破损对蛋品质量影响非常大, 在贮运过程中, 破损蛋的小裂纹会变成大裂纹, 微生物等易从裂纹处侵害蛋品, 导致新鲜度降低, 容易腐败, 食品安全堪忧, 因此, 对裂纹的检测非常必要。

目前国内外对禽蛋的破损无损检测研究主要集中在两方面, 一方面是基于声学技术。Coucke P(1998), Cho(2000), 文友先等(2002)研究了禽蛋的声学参数, 并探讨了禽蛋振动时的物理性质^[2-4]。Wang J(2004)研究了禽蛋的物理性质对其固有频率的影响^[5]。王树才(2004)研究了鸭蛋中正常蛋、破损蛋、钢壳蛋、尖嘴蛋的敲击声音信号在衰竭时间、最小共振峰频率和 4 点最大频率差等参数的差异, 利用最大隶属度原则进行模糊识

别, 破损鸭蛋的识别准确率达 95%^[6]。潘磊庆(2005)等通过分析鸡蛋赤道受冲击后的特征频率差异检测鸡蛋的裂纹, 对裂纹鸡蛋的准确率达到 91%, 对整批鸡蛋检测的准确率达到 87%^[7]。另一方面是基于计算机视觉技术。Elster R T(1991)采用直方图均衡化和 SOBEL 算子相结合的方法检测鸡蛋表面裂纹, 将鸡蛋分为合格品和次品两种, 判别准确度不高^[8]。Goodrum J W 等人(1992)利用机器视觉和图像处理研究了对连续旋转鸡蛋进行裂纹检测的方法, 正确率达到 94%, 但检测速度较慢^[9]。Jenshinn Lin 等人(2001)研究并开发了蛋壳全自动检测系统, 检测装置在被检蛋的蛋壳施加一定压力, 再通过摄像头采集受压蛋壳图像送入计算机进行分析, 判断是否为裂纹蛋并进行分级, 完好蛋检测准确率达 86%, 裂纹蛋的检测准确率达到 80%^[10]。虽然声学振动法是实现禽蛋破损检测的有效方法, 但其检测准确率也易受到蛋壳结构和外界噪声的影响, 降低检测准确率, 而计算机视觉技术可以克服上述缺点, 并能实现禽蛋综合品质的检测^[11]。人工神经网络(ANN, artificial neural networks)是从微观结构与功能上对人脑神经系统的模拟而建立起来的一类模型, 具有非线性、学习能力和自适应型, 是模拟人的智能的一条重要途径^[12]。神经网络技术结合计算机视觉技术等农产品检测、分级和缺陷识别方面得到了广泛的应用^[13-16]。本文在前人的研究基础上, 研究计算机视觉和神经网络技术无损快速检测鸡蛋裂纹的方法, 提高鸡蛋分级的精度。

1 试验材料和装置

1.1 试验材料和分组

江苏省源创禽业发展有限公司提供的无公害褐壳

收稿日期: 2006-06-04 修订日期: 2007-01-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(30371050); 教育部“新世纪优秀人才支持计划”资助(NCET-05-0491); 江苏省自然科学基金(BK2006707-2)

作者简介: 潘磊庆(1980-), 男, 湖北十堰人, 博士生, 主要从事农产品无损检测方面的研究。南京市卫岗 1 号 南京农业大学食品科技学院, 210095。Email: 2004208010@njau.edu.cn

^{*}通讯作者: 屠康(1968-), 男, 浙江黄岩人, 教授, 博士生导师, 主要研究农产品物性以及贮藏加工方面的研究。南京市卫岗 1 号 南京农业大学食品科技学院, 210095。Email: kangtu@njau.edu.cn

鸡蛋, 鸡种为罗曼蛋鸡。产后 2~3 d 的新鲜鸡蛋, 共分为两批, 所有试验用的鸡蛋经清洁表面污斑后均通过人工专家仔细检查, 判断为裂纹鸡蛋或完好鸡蛋。第一批鸡蛋用来构建 BP 神经网络。共有 134 枚壳裂鸡蛋, 作为样本鸡蛋。其中, 裂纹的大小和分布比较随机。第二批鸡蛋供检验网络检测精度, 共有 219 枚, 作为非样本鸡蛋, 人工仔细检查的结果为完好鸡蛋 135 枚, 壳裂鸡蛋 84 枚。神经网络检测的准确率通过与人工判别相比较得出。

1.2 计算机视觉系统

计算机视觉系统由 CCD 摄像头、光源、照蛋器、暗室、图像采集卡、计算机等组成。光源为 25 瓦白炽灯。鸡蛋离 CCD 的距离为 15 cm, 可使鸡蛋主体在获取的图

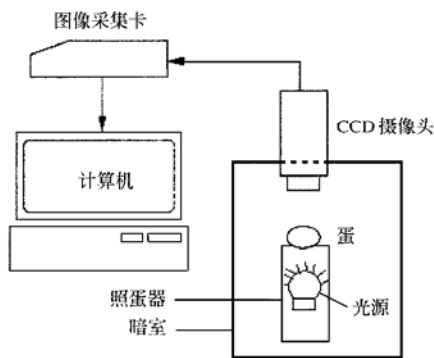


图1 鸡蛋表面图像采集装置

Fig. 1 Computer vision system for acquiring chicken egg surface images

像中占据主要位置。在暗室里, 光线通过照蛋器上的孔透射鸡蛋, 摄像头采集鸡蛋正反面的图像, 每枚鸡蛋采集 2 幅图像, 其中图像背景为黑色。试验装置如图 1 所示。

2 图像分析和处理

试验获得的图像格式为 BMP, 800×600 大小的彩色图像, 经过背景去除、灰度转化、中值滤波、阈值分割、区域标记和特征提取等图像预处理和处理技术, 从鸡蛋的图像中分割出裂纹区域, 并提取出裂纹区域的几何特征参数, 实现对裂纹鸡蛋的判别。其中, 图像处理流程如图 2 所示, 即 $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow e \rightarrow f \rightarrow g \rightarrow h$ 。

背景去除: 图像的背景为黑色的, 与呈现红色的鸡蛋主体区域差别较大, 通过分割可把无用的背景较好的去除。如图 2b 所示。

灰度转化: 由于裂纹区域的透光度大于非裂纹区域, 获取的原始图像的裂纹部分为一条亮线或散射状的明亮区域。在灰度图中裂纹部分和鸡蛋其它区域也容易分辨, 故将彩色图像转为灰度图, 既易于区分裂纹, 也可提高图像处理速度。如图 2c 所示。

中值滤波: 由于鸡蛋蛋壳的构造使得获得的图像主体区域里与裂纹区域颜色和形状相似的部分, 而且背景部分通常带有一些杂点, 利用中值滤波可以消除各种噪声源和一些干扰引起的虚假的样品边缘或轮廓。采用正方形 3×3 模板, 并进行二次中值滤波。如图 2d 所示。

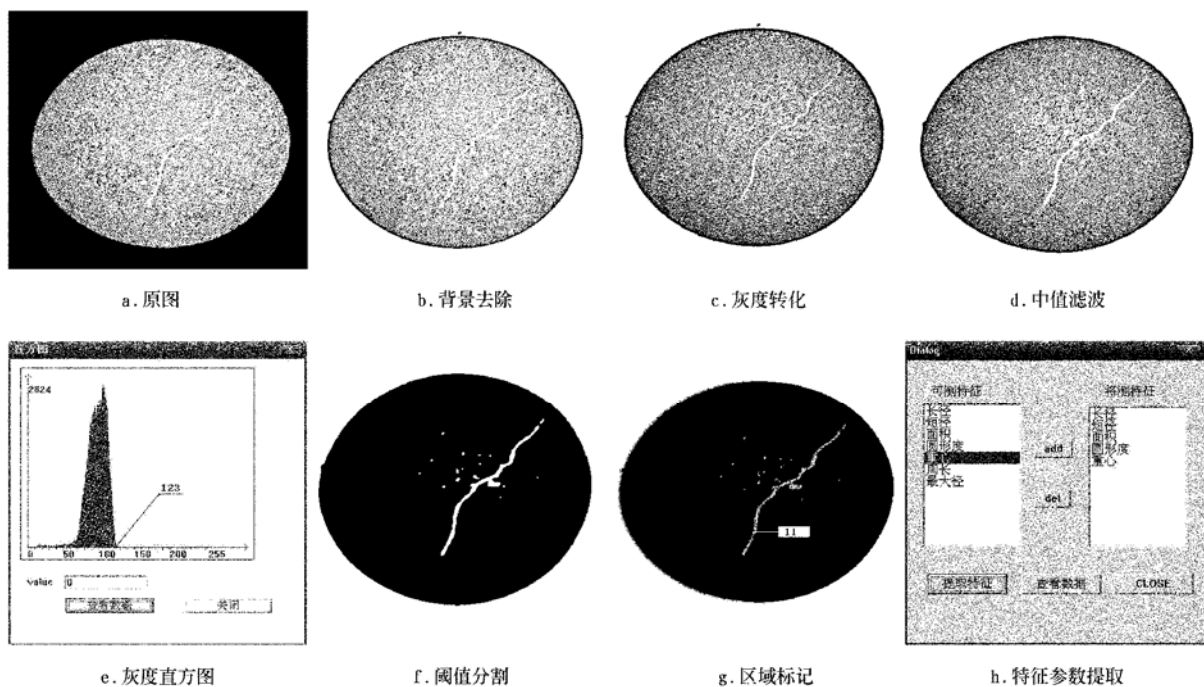


图2 图像处理过程示意图

Fig. 2 Diagram of egg image processing

阈值分割:就是将相同灰度等级的像素数目进行统计,建立灰度直方图(如图 2e),通过分析,发现直方图右侧的灰度级中,像素占总像数 0.002 的灰度级为最佳的阈值分割点,分割后裂纹区域为白色,背景为黑色。图 2f 中所示的图为分割后的效果。

区域标记:将分割后不同灰度级的区域进行编号,以便进行区域特征参数的提取。如图 2g 所示。

特征提取:提取的几何区域特征参数主要有 5 个即:区域圆弧度、区域面积、区域长径、短径和长短径之比(如图 2h)。参照文献[14]并通过预试验分析,这 5 个参数可以较全面地描述裂纹。各参数提取方法为:面积(A: Area);区域像素点总和;圆弧度(R: Ratio): $R = 4\pi A / l^2$, $0 \leq R \leq 1$, 直线为 0, 圆为 1, 周长(l)为区域中相邻边缘像素间的距离之和;长径(L: LongPath);区域外接长方形中面积最小的长方形的长边;短径(S: ShortPath);外接长方形中面积最小的长方形的短边;长短径之比(LS: LongPath/ShortPath)。此步骤将标记好的区域的各种参数计算并显示出来,由于图像质量的原因会产生一些噪声干扰,因此该步骤也会将噪声区域参数进行提取。

3 鸡蛋图像特征参数的提取和分类

通过对鸡蛋图像处理,可以得到图像中裂纹区域和噪声区域的几何特征参数。试验中采集了 134 枚裂纹鸡蛋的图像,每枚鸡蛋采集到两幅图像,由于一部分图像不包含裂纹区域,故总共收集到 159 组各种裂纹区域的特征参数和 1396 组噪声区域的特征参数。裂纹鸡蛋中的噪声区域和完好鸡蛋产生的噪声区域是同一类型,故可以转化为判别鸡蛋图像中的裂纹区域和噪声区域即可。通过统计分析,所有噪声区域和裂纹区域的特征参数的分布如表 1 所示。

表 1 区域特征参数分布
Table 1 Distribution of characteristic parameters for crack and noise areas

	特征参数	总数	最小值	最大值	平均值	极差	中位数	标准方差
噪声区域	A	1396	2.00	369.00	14.03	367.00	8.00	26.95
裂纹区域		159	10.00	1871.00	229.57	1861.0	229.57	15.66
噪声区域	R	1396	0.22	0.73	0.52	0.51	0.53	0.08
裂纹区域		159	0.03	0.49	0.19	0.47	0.19	0.006
噪声区域	L	1396	1.00	37.00	3.51	36.00	3.00	3.10
裂纹区域		159	4.00	270.00	56.97	266.00	56.97	3.05
噪声区域	S	1396	1.00	22.00	2.49	21.00	2.00	2.19
裂纹区域		159	1.00	76.00	13.24	75.00	13.23	0.69
噪声区域	LS	1396	1.00	5.00	1.50	4.00	1.33	0.63
裂纹区域		159	1.00	33.71	5.29	32.71	5.29	0.25

由表 1 可以看出,噪声区域和裂纹区域的各单个参数的分布并没有明显的差别,用传统的方法不易区分。

而误差反向传播的多层前向网络结构能够实现输入和输出间的任意非线性映射,适宜于复杂类模式的分类,且具泛化的功能^[18]。鸡蛋的裂纹区域的识别也可以认为是一种模式识别,根据裂纹的区域特征,识别裂纹和非裂纹区域,因此选用 BP 神经网络(Back Propagation Neural Network)。

4 鸡蛋裂纹识别的神经网络构建

4.1 样本数据的定义

为了消除各特征值间幅值的差异,提高 BP 神经网络的精度,需要对获取的原始特征数据进行归一化处理^[17]。利用 MATLAB 自带的 prestd 函数对输入网络的原始数据进行归一化,归一化后的数据具有零均值和单位方差。归一化公式如式(1)所示,其中, P 和 P_n 分别为归一化前后的输入数据, $meanp$ 和 $stdp$ 为原始数据 P 的均值和方差^[18]。

$$P_n = (P - meanp) / stdp \tag{1}$$

将得到的 159 组裂纹区域和 1396 组噪声区域的数据作为样本数据,将裂纹区域和噪声区域分别编为不同的代码,分别为(1, 0)和(0, 1)。

4.2 网络参数设置和网络结构

采用 MATLAB 的 GUI(图形用户界面)进行神经网络的名称,类型,结构和训练参数进行设置。进行多次试验和比较,鸡蛋裂纹识别神经网络的各参数设置情况如下表 1 所示。该 BP 网络结构采用 3 层前馈结构,分别为输入层,隐含层和输出层。输入层节点数等于提取的区域特征参数个数 5,输出层有 2 个节点(对应两类区域的编码)。隐含层数目、学习速率、动量常数和目标误差的通过试验确定,并保证网络结构的稳定和建网训练时间最优的目标。网络的生成语句为: `net = newff(minmax(p)[10,2], {tansig', purelin'}, traingdm')`。其中,TANSIG 代表隐含层激活函数为双曲正切函数,PURELIN 代表输出层激活函数为线性函数,TRAINGDM 指带动量回传的梯度递减函数。

表 2 BP 神经网络的参数设置

Table 2 Parameters of BP neural network	
项 目	内 容
网络类型	BP 神经网络
训练函数	TRAINLM
权值调节规则	TRAINGDM
网络层数	3
各层神经元数目	5-10-2
各层传递函数类型	TANSIG PURELIN
学习速率	0.35
动量参数	0.9
最大训练次数	10000
目标误差	0.01

4.3 网络训练

利用 train 函数对网络进行训练, MATLAB 程序语句为: [net, tr] = train(net, p, t)

运行该程序后, 得到鸡蛋的某次训练结果如下:

TRAINGDM, Epoch 478/10000, MSE 0.00999195/0.01, Gradient 0.00564155/1e-010 TRAINGDM, Performance goal met.

图3是相应的误差变化曲线, goal(训练目标误差)为0.01。如图3所示, 当网络训练达到478步时, 训练停止, 网络误差为0.0099, 达到目标误差, 且建网和网络训练时间为15.156 s。BP神经网络的训练精度如表3所示。

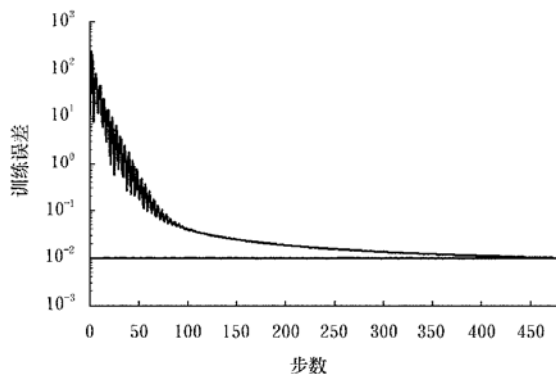


图3 误差变化曲线

Fig.3 Error change curve

表3 BP神经网络的训练精度

Table 3 Accuracy of training for BP neural network

网络结构	BP神经网络训练精度		
	裂纹区域识别 准确率/%	噪声区域识别 准确率/%	所有标记区域 识别准确率/%
5-10-2	99.57	97.48	99.36

5 BP神经网络模型可靠性验证

为了检验建立的BP识别网络模型的性能和效率, 又将第二批非样本鸡蛋进入BP神经网络识别系统。鸡蛋共有219枚, 人工仔细检查的结果为完好鸡蛋135枚, 壳裂鸡蛋84枚。试验步骤为: 先由计算机设视觉系统拍摄外来鸡蛋表面的图像, 经过对图像的采集和分析, 提取区域特征参数, 输入建立的BP神经网络模型, 若一枚鸡蛋所有标记的区域被判断为噪声区域, 则该枚鸡蛋为完好鸡蛋, 若一枚鸡蛋存在一个区域被判断为裂纹则认为该枚鸡蛋为裂纹鸡蛋。

测试鸡蛋检测的准确率如表4所示。所建立的3层BP神经网络模型对鸡蛋总体检测的准确率达到95%以上, 通过试验发现对完好鸡蛋检测的准确率都在

99%以上, 因此该模型对完好鸡蛋的识别准确率非常理想, 所建立的神经网络模型对裂纹鸡蛋的识别率达到也90%以上, 比完好鸡蛋的识别效果稍差, 可能的主要因为存在裂纹鸡蛋的裂纹形状接近于圆形区域, 可能被认为是噪声区域, 而对线状裂纹的识别则不存在问题。由于建立的BP神经网络模型的输入量只与裂纹的几何参数有关, 故对不同产地和品种鸡蛋裂纹检测通用性强。但是, 试验中也发现鸡蛋微裂纹不容易识别, 要进一步提高裂纹鸡蛋的识别精度, 则需要考虑采用其他技术, 比如结合声学检测技术、计算机视觉技术、神经网络技术等的优点, 进行多种技术信息融合提高检测的准确率。

表4 非样本鸡蛋分级的准确率

Table 4 Precision of classification of non-sample eggs

	实际 数量	判断准确率				总正确 率/%	总错误 率/%
		准确 个数	错误率 /%	错误 个数	准确率 /%		
裂纹鸡蛋	84	78	7.1	6	92.9	96.8	3.2
完好鸡蛋	135	134	0.7	1	99.3		

6 结论

1) 建立了利用计算机视觉技术检测鸡蛋表面裂纹的装置, 通过对获取的鸡蛋表面图像进行处理, 提取了5个特征参数, 较全面的描绘了裂纹的几何特征, 能够满足进一步对鸡蛋裂纹的检测和识别。

2) 以各特征参数作为输入, 创建了基于MATLAB的结构为5-10-2的3层BP神经网络模型识别鸡蛋表面的裂纹, 模型具有较好的泛化功能和鲁棒性, 对裂纹鸡蛋的识别准确率达92.9%以上, 对鸡蛋总体分级的准确率可达96.8%以上。

[参考文献]

- [1] Bain M M. Eggshell structure and mechanical strength [A]. In Proc 8th Australian Poultry and Feed Convention [C]. Gold Coast, Queensland, Australia, October. 1990.
- [2] Coucke P. Assessment of some physical quality parameters of eggs based on vibration analysis[D]. PhD Thesis, Katholieke Universiteit Leuven, Belgium. 1998.
- [3] Cho H K, W-K Choi J H Pack. Detection of surface in shell eggs by acoustic impulse method[J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(6): 1921- 1926.
- [4] 文友先, 王巧华, 宗望远, 等. 鸭蛋破损检测的试验研究[J]. 华中农业大学学报, 2002, (3): 285- 287.
- [5] Wang J, Jiang R S, Yu Y. Relationship between dynamic resonance frequency and egg physical properties[J]. Food Research International, 2004, 37(1): 45- 50.

- [6] 王树才, 任奕林, 陈红, 等. 利用敲击声音信号进行禽蛋破损检测和模糊识别[J]. 农业工程学报, 2004, 20(4): 130–133.
- [7] 潘磊庆, 屠康, 赵立, 等. 敲击振动检测鸡蛋裂纹的初步研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(4): 11–15.
- [8] Elster R T, Goodrum J W. Detection in eggs by machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 1991, 30(1): 307–312.
- [9] Goodrum J W, Elster R T. Machine vision for crack detection in rotating eggs[J]. Transactions of the ASAE, 1992, 35(4): 1323–1328.
- [10] Jenshin L, Lin Y, Hsieh M. An automatic system for eggshell quality monitoring [J]. Transactions of the ASAE, 2001, 44(3): 1323–1328.
- [11] 陈红, 王巧华, 文友先. 无损检测技术在禽蛋破损自动检测中的应用[J]. 食品与机械, 2003, (5): 9–10.
- [12] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [13] 包晓安, 张瑞林, 钟乐海. 基于人工神经网络与图像处理的苹果识别方法研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 210–112.
- [14] 王树文, 张长利, 房俊龙. 基于计算机视觉的番茄损伤自动检测与分类研究[J]. 农业工程学报, 2005, 21(5): 98–101.
- [15] 王巧华, 任奕林, 文友先. 基于 BP 神经网络的鸡蛋新鲜度无损检测方法[J]. 农业机械学报, 2006, 37(1): 104–106.
- [16] K ı vanc K ılı ı c, İ smail Hakki Boyacı, Hamit Kö ksel. A classification system for beans using computer vision system and artificial neural networks[J]. Journal of Food Engineering, In Press, Corrected Proof, Available online 24 January 2006.
- [17] 金丕彦, 芮勇. BP 各种改进算法的研究和应用[J]. 南京航空航天大学学报, 1994, 26(S1): 201–203.
- [18] 许东, 吴铮. 基于 MATLAB 6.X 系统分析和设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.

Crack detection in eggs using computer vision and BP neural network

Pan Leiqing, Tu Kang^{*}, Su Zipeng, Yang Jiali, Li Hongwen

(College of Food Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: To improve the accuracy of detection and classification of egg with cracks, computer vision and BP neural network technology were synthetically applied to automatically identify and classify the eggs with cracks. First, the images of eggs with or without cracks were captured through computer vision system, then the images were processed, and five geometrical characteristic parameters of crack areas and noise areas were acquired. Second, with the five parameters as inputs, the best BP neural network (5 input nodes, 10 hidden nodes, 2 output nodes) was employed to detect egg crack and classify eggs. The experimental results show that the rate of testing precision of cracked egg reaches 92.9% and the classification accuracy of total eggs can reach 96.8% by the 5-10-2 BP neural network model.

Key words: egg; crack; detection; computer vision; BP neural network