

基于计算机视觉和声学响应信息融合的鸡蛋裂纹检测

潘磊庆, 屠康^{*}, 詹歌, 刘明, 邹秀容

(南京农业大学食品科技学院, 南京 210095)

摘要: 为了提高对鸡蛋裂纹识别的准确性, 建立利用计算机视觉和声学响应信息融合技术检测鸡蛋裂纹的系统, 首先采集和分析鸡蛋被敲击后的声音信号, 提取了 4 个特征频率、偏斜度平均值和峭度平均值共 6 个特征参数, 作为人工神经网络的输入量, 创建了结构为 6-15-1 的 3 层 BP 神经网络模型判别鸡蛋裂纹。其次, 利用计算机视觉系统获取鸡蛋表面图像, 提取了区域面积、圆形成度、区域长径、短径和长短径之比共 5 个特征参数, 作为 BP 人工神经网络的输入量, 创建了结构为 5-10-1 的 3 层 BP 神经网络模型识别鸡蛋裂纹。最后, 根据计算机视觉与声学响应技术检测鸡蛋裂纹结果的差异, 融合二者的信息进行最终判断。结果表明: 单独利用声学响应技术对裂纹鸡蛋判别准确率达 92%, 计算机视觉对裂纹鸡蛋的判别准确率只有 68%。而将 2 种技术进行信息融合, 对裂纹鸡蛋判别准确率可达 98%, 优于单一技术, 能够发挥计算机视觉技术和声学技术检测的优势, 充分保证鸡蛋的质量和安全性。

关键词: 裂纹, 计算机视觉, 神经网络, 鸡蛋, 声学响应, 检测

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.11.056

中图分类号: TP274+.3, TS253.2

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2010)-11-0332-06

潘磊庆, 屠康, 詹歌, 等. 基于计算机视觉和声学响应信息融合的鸡蛋裂纹检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(11): 332—337.

Pan Leiqing, Tu Kang, Zhan Ge, et al. Eggshell crack detection based on information fusion between computer vision and acoustic response[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(11): 332—337. (in Chinese with English abstract)

0 引言

目前, 国内外对禽蛋破损的无损检测研究主要集中在声学响应和计算机视觉 2 个方面。计算机视觉可以得到清晰的禽蛋图像, 而且可以同时检测禽蛋表面污斑、新鲜度、裂纹等品质^[1-4], 但也容易受图像难以采集全面、图像噪声多、算法复杂等因素影响, 限制了其实际应用^[5]。目前声学响应是禽蛋破损检测的有效方法, 在国外已得到实际应用, 研究的相关文献很多^[6-15], 主要是特征参数和算法处理方面的差异, 但这种方法也存在容易受外界噪声干扰、蛋壳厚度差异和敲击次数影响准确度的缺点^[5]。因此, 声学响应和计算机视觉分别从不同的侧重点反映了禽蛋裂纹的信息, 但也都存在一定的缺点。所以, 如何充分利用 2 种检测方法的长处, 提高检测的全面性、可靠性和灵敏度, 是禽蛋裂纹无损检测一个新的研究趋势。多传感信息融合就是充分利用多种传感信息资源, 得到描述同一对象不同品质特征的大量信息。依据某种准则对这些信息进行分析、综合和平衡, 以期获得若干

个最佳简化的综合变量。与单一检测手段相比, 它具有信息量大、容错性好以及人类认知过程相似等优点^[16-17]。国外学者融合机器视觉、近红外光谱、电子鼻以及电子舌等多种传感信息技术对水果^[18], 饮料^[19]、酒^[20-22]、米^[23]、橄榄油^[24]、茶叶^[25]等品质及土壤含水率^[25]检测进行了研究, 表现出较强的应用价值和潜力, 但多传感器信息融合用于鸡蛋裂纹方面的检测少见报道。本研究提出基于声学响应和计算机视觉 2 种传感器信息融合技术对鸡蛋裂纹的检测, 期望提高检测的精度, 为多传感器技术检测鸡蛋综合品质的研究打下基础。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验材料为江苏省源创禽业发展有限公司提供的无公害鸡蛋, 鸡种为罗曼蛋鸡。产后 1~2 d 的干净新鲜鸡蛋, 共分为 2 批, 所有试验用的鸡蛋均通过专家人工仔细检查, 判断为裂纹鸡蛋或完好鸡蛋。第一批鸡蛋供用来建立神经网络和测试。共有 300 枚, 其中完好鸡蛋 150 枚, 壳裂鸡蛋 150 枚, 完好鸡蛋和裂纹鸡蛋中各有 100 枚用来建立神经网络, 其余各 50 枚进行测试。第二批鸡蛋供验证网络的精度使用, 共有 200 枚, 其中完好鸡蛋 100 枚, 壳裂鸡蛋 100 枚。系统分级结果的准确率通过与人工判别相比较得出。其中一部分壳裂鸡蛋为完好鸡蛋人为制造裂纹而得, 大部分裂纹为微裂纹(肉眼观察不易发现, 但通过照蛋器观察可以看到)和不可见裂纹(蛋壳结构已破坏, 但肉眼观察和照蛋器观察不到, 需人工用敲击棒进行检测, 蛋壳破坏处声音沉闷, 非破坏处声

收稿日期: 2010-04-26 修订日期: 2010-10-14

基金项目: 科技部“863”计划项目(2007AA10Z213); 江苏省农业攻关项目(BE 2007320); 南京农业大学青年科技创新基金项目(KJ08022); 中农-南农青年教师开放基金项目(NC2008004)

作者简介: 潘磊庆(1980—), 男, 湖北郧县人, 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: pan_leiqing@njau.edu.cn

*通信作者: 屠康(1968—), 男, 江苏南京人, 教授, 博士生导师, 主要从事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

音清脆)。由于实际生产中主要的问题是看不见裂纹和微裂纹检测困难,因此本试验中这 2 类裂纹比例较大,达到 82%,裂纹分布在尖端、钝端和赤道部位的比例相近。

1.2 试验装置及检测方法

根据试验要求,设计了一套基于声学响应和计算机视觉技术的鸡蛋裂纹多传感器信息融合检测系统,整套系统放置在 $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ (长 \times 宽)的房间,房间四壁和顶部铺 10 cm 厚度的蜂窝状海绵进行噪声消减。考虑到敲击可能会进一步破坏蛋壳和实际生产应用的可行性,故先进行声学响应检测,然后进行计算机视觉检测,如图 1 所示,鸡蛋在传送带上运行,到达敲击位置,触发敲击棒,敲击 4 次,同时摄像头也被触发,进行图像采集,将采集的声音信号和图像信号传入计算机中处理。系统主要由硬件和软件 2 部分组成,硬件包括敲击棒(自制)、HS5633A 数字声级计(浙江省国营红声器材厂)、PCI 9111 声音信号采集卡(北京先驰科技发展有限公司)、JVC TK-C1381 彩色工业摄像头(日本胜利者公司)、光源、Matrox II 图像采集卡(加拿大 Matrox 公司)、托盘、计算机(CPU 为 P4 1.7 GHz,内存 512 M,显卡为 GeForce4 MX440)组成。声学响应系统软件采用天津大学机电科技中心及天津市中环电子仪器公司联合出产的 SD150 动态测试及信号分析系统,信号采集频率范围为 $0 \sim 10\text{ kHz}$,采样点数为 2048。计算机视觉系统软件为南京农业大学食品院农产品加工教研室自主开发的图像处理软件 Image processing V1.0。其中,敲击棒为 PVC 弹性细棒,长约 60 mm,直径 5 mm,采用小型电动机控制,敲击时间为 0.1 s,敲击力约为 0.057 N。光源为 25 W 白炽灯,鸡蛋离摄像头的距离为 15 cm,可使鸡蛋主体在获取的图像中占据主要位置。在暗室里,光线通过照蛋器上的孔透射鸡蛋,摄像头采集鸡蛋的图像,图像背景为黑色。

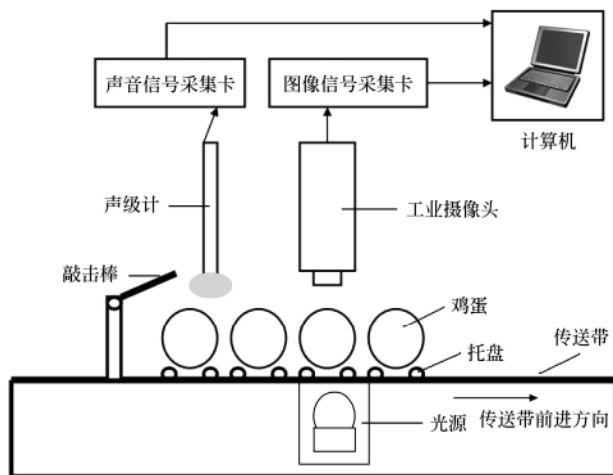


图 1 声学响应和计算机视觉融合检测装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of fusion detection device by acoustic response and computer vision

2 特征提取

2.1 声学响应信号的特征提取

图 2 中 a、b 分别为完好鸡蛋和裂纹鸡蛋的功率谱。

一枚鸡蛋赤道部位被敲击 4 次,可以得到 4 组频谱信号,通过软件分析,分别得到 4 次特征响应频率和 4 个频谱图的偏斜度(coefficient of skewness)和峭度(coefficient of excess),取 4 组频谱图偏斜度和峭度的平均值,由此确定声学响应信号的特征变量 f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4 、偏斜度平均值 CS 和峭度平均值 CE 。其中,特征频率为功率谱图中幅值最大的频率值;偏斜度表示频谱图分布是否对称的度量。该值为 0 时是正态分布,该值 >0 时表示的左支比右支延伸得更长, <0 则相反;峭度表明频谱图中频率响应的聚中程度。正态分布时该值为 3,在 >0 时,该值越大表明分布图越陡峭、越尖, <0 则表明分布图比较扁平^[27]。从图 2a、b 中看出完好鸡蛋和裂纹鸡蛋的特征响应频率差别较大,完好鸡蛋只有 1 个特征频率峰,而裂纹鸡蛋不止 1 个峰,且频率值与完好鸡蛋差别也较大。因此,完好鸡蛋的特征频率(f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_4)、 CS 、 CE 和裂纹鸡蛋差异明显,可以区分两类鸡蛋。

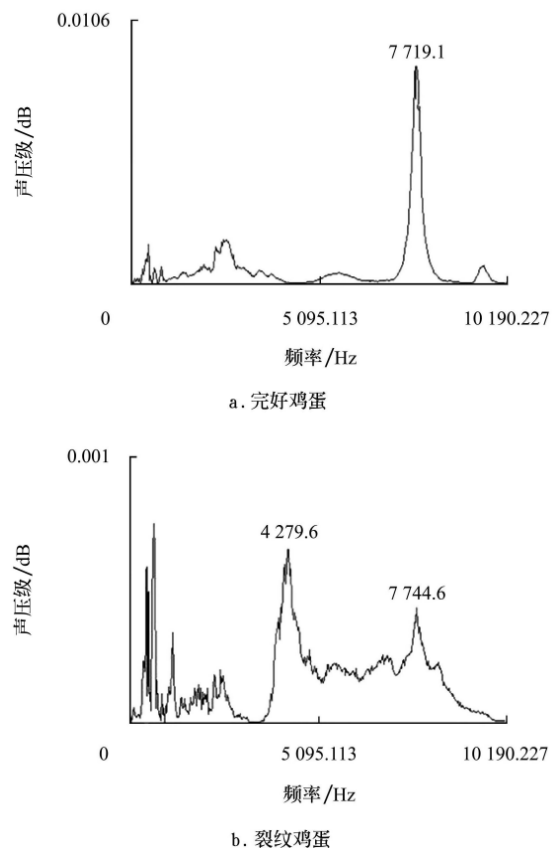


图 2 完好鸡蛋和裂纹鸡蛋典型的功率谱示意图

Fig.2 Typical frequency signal of the response for an intact egg and a crack egg

2.2 计算机视觉信息的特征提取

试验获得的图像格式为 BMP, 800×600 像素的彩色图像,如图 3a。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(图 3b),提取裂纹区域的几何特征参数。通过图像处理,由于噪声的存在,对于完好鸡蛋和裂纹鸡蛋均会产生噪声区域,而裂纹鸡蛋图像还存在裂纹区域。提取特征参数分别为区域

面积 (A)、区域圆形度 (R)、区域长径 (L)、短径 (S) 和长短径之比 (LS)。其中, 面积 (A : Area): 区域像素点总和; 圆形度 (R : ratio): $R=4\pi A/L^2$, $0\leq R\leq 1$, 直线为 0, 圆为 1; 长径 (L : long path): 区域外接长方形中面积最小的长方形的长边; 短径 (S : short path): 外接长方形中面积最小的长方形的短边; 长短径之比 (LS : long path/short path)。如图 3b, 标记为 11 的区域为鸡蛋裂纹, 其他白色区域为噪声区域。对第一批鸡蛋图像进行处理, 并分析每幅图像裂纹区域和噪声区域位置, 根据区域的标记编号, 采集两类区域特征参数。试验共采集裂纹区域特征参数 243 组, 噪声区域特征参数 1 645 组。裂纹鸡蛋的检测主要是通过识别裂纹区域实现, 一幅图像经过图像处理、特征提取后, 对所有区域进行标记, 通过后续的算法将每个标记区域特征参数与采集的区域特征参数数据库对比, 若显示存在裂纹区域, 则判断为裂纹鸡蛋, 若鸡蛋图像中所有标记的区域均被判为噪声区域, 则判断为完好鸡蛋。

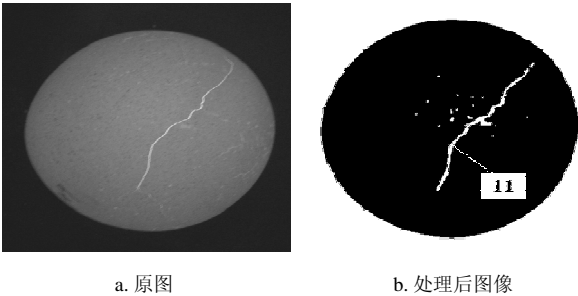


图 3 图像处理
Fig.3 Image processing

3 结果与分析

3.1 鸡蛋裂纹判断的神经网络构建及验证

对于鸡蛋样本所提取的声学响应特征信息和图像特征信息, 都需要通过一个合适的支撑算法来进行裂纹的识别, 本研究采用基于 BP (back propagation) 人工神经网络方法来建立鸡蛋裂纹的评判模型, BP 神经网络是神经网络中使用最广泛的一类。人工神经网络系统设计主要考虑输入层、中间层和输出层数以及作用函数、学习因子和动量因子的取值等网络特征参数。为了消除各特征值间幅值的差异, 提高 BP 神经网络的精度, 同样需要对输入变量原始数据进行归一化处理。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。归一化公式为

$$Pn=(P-meanp)/stdp$$

式中, P 和 Pn 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^[28-29]。

为了得到最佳的网络模型, 在本试验中, 网络的训练参数考虑学习因子选择为 0.01、0.1、0.35, 动量因子为 0.1、0.6、0.9, 隐层数为 5、10、15、20、25, 目标误差为 0.001、0.01、0.1, 最大训练次数为 10 000, 通过训练时间和训练精度确定网络结构^[29-30]。其中, BP 神经网络模型的输入层单元数来自 2 个信息系统的特征变量数,

输出层数为 1, 将完好鸡蛋和裂纹鸡蛋分别编为不同的代码, 分别为 (1, 0) 和 (0, 1)。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, TRAINLM 为训练函数。

对于不同的网络结构, 经过多次训练和验证, 根据训练精度、验证精度和训练时间的波动可以判断其稳定性。最后确定声学响应 BP 神经网络系统结构为 6-15-1, 如表 1 所示, 训练精度和验证精度均为理想, 总体平均准确率达到 99% 和 93.6%, 训练时间平均为 62 s, 其中, 学习因子为 0.35, 动量因子为 0.9, 目标误差为 0.01。

表 1 神经网络的训练时间和准确率 (网络结构为 6-15-1)

次数	训练 时间/ s	网络训练准确率/%			网络验证准确率/%		
		好壳蛋 N=100	裂纹蛋 N=100	总体 N=200	好壳蛋 N=50	裂纹蛋 N=50	总体 N=100
1	47.7	100	99	99	98	90	94
2	65.4	100	99	99	100	84	92
3	67.5	100	98	99	98	88	93
4	61.2	100	99	99	96	96	96
5	68.4	100	99	99	96	90	93
平均	62.0	100.0	98.8	99	97.6	90	93.6

注: N 为样本数

由于计算机视觉对裂纹鸡蛋的检测是根据图像中裂纹区域的识别来进行的, 对裂纹区域的检测准确率可以反映出对裂纹鸡蛋的检测准确率, 即先由计算机视觉系统拍摄鸡蛋表面的图像, 经过图像的处理和分析, 提取区域特征参数, 输入建立的 BP 神经网络模型, 若一枚鸡蛋图像所有被标记的区域被判断为噪声区域, 则该枚鸡蛋为完好鸡蛋; 若一枚鸡蛋图像所有被标记区域中只要一个区域被判断为裂纹区域, 则认为该枚鸡蛋为裂纹鸡蛋。最后确定的计算机视觉 BP 神经网络结构为 5-10-1, 训练精度和验证精度最好, 对噪声区域和裂纹区域判别精度如表 2 所示, 总体平均准确率分别达到 99.1% 和 97.1%, 平均训练时间为 4.2 s。其中, 学习因子为 0.35, 动量因子为 0.9, 目标误差为 0.01。

表 2 神经网络的训练时间和准确率 (网络结构为 5-10-1)

次数	训练 时间/ s	BP 神经网络训练准确率/%			BP 神经网络验证准确率/%		
		裂纹区域 N=159	噪声区域 N=1 396	总体 N=1 555	裂纹区域 N=84	噪声区域 N=249	总体 N=333
1	5.5	100	99.4	99.5	96.5	99.6	98.8
2	4.3	97.5	99.4	99.2	93.1	99.6	97.9
3	4.8	99.3	94.3	98.8	87.4	99.6	96.4
4	3.4	93.1	99.6	98.9	83.9	99.6	95.5
5	3.1	96.9	99.6	99.3	89.6	99.6	97.0
平均	4.2	97.4	98.5	99.1	90.1	99.6	97.1

注: N 为样本数

3.2 融合判别鸡蛋裂纹

在融合系统中, 声学响应和计算机视觉 2 种检测传感器为不同类型, 特性不同、得到的信息模式不同, 信

息跨度大，很难进行直接关联，不易进行数据层融合。本研究主要针对鸡蛋裂纹这一具体决策指标，可直接通过单一传感器给出识别说明，最后进行识别说明的融合，因此，进行特征层融合不合适，可考虑决策层融合，能够有效融合不同侧面和不同类型的信息，具有容错性^[17]。计算机视觉和声学响应信息融合判别鸡蛋裂纹的技术路线如图 4 所示。

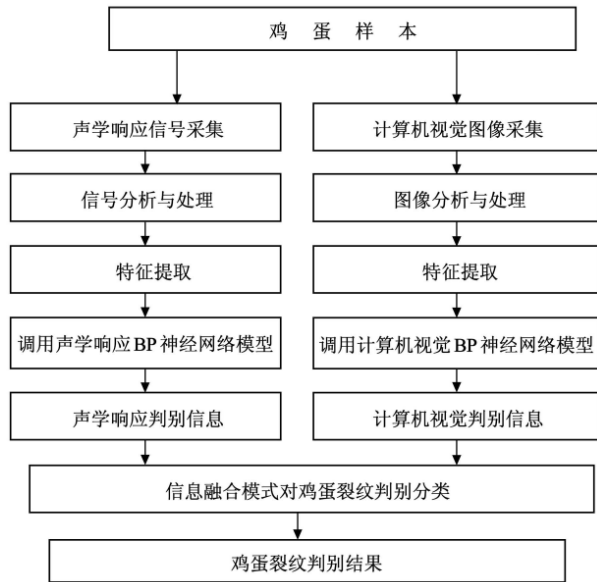


图 4 信息融合技术路线
Fig.4 Technical route of information fusion

对待测鸡蛋的检测和判别分为 3 步：首先声学响应检测，显示判别结果 A；其次计算机视觉检测，显示判别结果 B；最后显示最终分级结果 Y。分级的模式为

$$Y \begin{cases} \text{一级} (A = B = 1) \\ \text{二级} (A \neq B, \text{即} A = 1, B = 0 \text{ 或 } A = 0, B = 1) \\ \text{三级} (A = B = 0) \end{cases} \quad (1)$$

式中，1 为完好鸡蛋；0 为裂纹鸡蛋。即声学响应神经网络模型和计算机视觉神经网络模型都判断鸡蛋为完好鸡蛋，则判定该枚鸡蛋为一级；若 2 种方法均判断该鸡蛋为裂纹鸡蛋，则判定该枚鸡蛋为三级；若声学响应和计算机视觉对鸡蛋判断结果不一致，则认为是裂纹鸡蛋，定为二级。一级：表示鸡蛋蛋壳完整，可以较长时间贮藏；二级：表示鸡蛋蛋壳可能已破损，随着时间的延长破损程度加重，建议尽快食用；三级：表示鸡蛋破损较严重，需要尽快处理。

3.3 信息融合判别的精度验证

以第二批 200 枚鸡蛋为检测对象，按照图 4 所示的路线图，分别进入检验系统，进行声学检测和计算机视觉检测，并由系统给出判定分级结果。与人工判定结果对照评价融合技术判别鸡蛋等级的准确性，结果如表 3 所示，100 个裂纹鸡蛋中显示为二级、三级的为 98 个，裂纹鸡蛋判别准确率达 98%，有 2 个裂纹鸡蛋被无判为完好鸡蛋。分别对声学响应技术、计算机视觉技术和 2 技术信息融合判别结果进行比较，可以看出单一的声学响应技术对裂纹鸡蛋的判别准确率为 92%，虽然优于单一计算机视觉技术的判别准确率 68%，但均低于 2 技术信息融合判别的结果。对鸡蛋总体来看，单一的声学响应技术判别准确率为 94%，单一的计算机视觉技术判别准确率为 86%，融合判别技术判别准确率为 96.5%，故利用计算机视觉和声学响应信息建立的识别模型判别效果优于单一的信息模型识别的结果，能够充分保证鸡蛋的质量和安

表 3 融合判别技术分级的准确率

Table 3 Grading accuracy of cracked egg based on fusion technology

数量	声学响应 BP 神经网络判别模型				计算机视觉 BP 神经网络判别模型				融合判别技术分级结果			准确率/%
	准确个数	准确率/%	错误个数	错误率/%	准确个数	准确率/%	错误个数	错误率/%	一级	二级	三级	
裂纹鸡蛋	100	92	8	8	68	68	32	32	2	48	50	98
完好鸡蛋	100	96	4	4	98	98	2	2	95	4	1	95
总体	200	188	12	6	172	86	28	14	97	52	51	96.5

4 结 论

1) 提出利用声学响应和计算机视觉 2 种技术信息融合判别鸡蛋的裂纹，分别获取了鸡蛋的声学响应信息和计算机视觉图像信息，通过信息分析和处理，对声学响应信息提取了 4 个特征频率、偏斜度平均值、峭度平均值共 6 个特征参数，作为神经网络的输入量，创建了结构为 6-15-1 的 3 层 BP 神经网络模型判别鸡蛋裂纹。

2) 同时对鸡蛋表面图像进行分析处理，提取了 5 个特征参数区域面积、圆形度、区域长径、短径和长短径之比，作为 BP 神经网络的输入量，创建了结构为 5-10-1 的 3 层 BP 神经网络模型识别鸡蛋表面的裂纹

3) 根据 2 种技术判别结果的差异，构建了 2 技术信

息融合判别鸡蛋裂纹的模式，对鸡蛋裂纹的判别准确率达 98%，比单一的声学响应和计算机视觉判别准确率分别提高 6% 和 30%。而对鸡蛋总体情况判别准确率达到 96.5%，判别准确率均比单一技术高。

研究结果表明，基于声学响应和计算机视觉的多传感器信息融合技术判别鸡蛋裂纹是可行的，能够综合 2 种技术的优点，识别的准确性比单一技术有所提高。研究的结果和思路为多传感器信息融合技术判定禽蛋的综合品质方面提供了有益的借鉴。同时在今后的研究中，应考虑声学响应检测中增加敲击的位置（如鸡蛋的两级部位）和次数；计算机视觉检测中对鸡蛋施加合适压力，使裂纹区域更容易被识别，从而进一步提高裂纹鸡蛋识别的准确性。

[参 考 文 献]

- [1] Mertens K, De Ketelaere B, Kamers B, et al. Dirt detection on brown eggs by means of color computer vision[J]. Poultry Science, 2005, 84(10): 1653—1659.
- [2] Lawrence K C, Yoon S C, Heitschmidt G W, Jones D R, et al. Imaging system with modified-pressure chamber for crack detection in shell eggs[J]. Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety, 2008, 2(2): 116—122.
- [3] Jenshin L, Lin Y, Hsieh M. An automatic system for eggshell quality monitoring[C]//ASAE Annual International Meeting, California, USA, 2001.
- [4] 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)
- [5] 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.
Chen Hong, Wang Qiaohua, Wen Youxian. Application of nondestructive determination technologies in detection birds eggs dilapidation. Food and Machinery, 2003, (5): 9—10. (in Chinese with English abstract)
- [6] Deng Xiao Yan, Wang Qiao Hua, Chen Hong, et al. Eggshell crack detection using a wavelet-based support vector machine[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 70(1): 135—143.
- [7] Ketelaere B De, Coucke P, Baerdemaeker J De. Eggshell crack based on acoustic resonance frequency analysis[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2000, 76(2): 157—163.
- [8] 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.
Wang Shucai, Ren Yilin, Chen Hong, et al. Detection of cracked shell eggs using acoustic signal and fuzzy recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(4): 130—133. (in Chinese with English abstract)
- [9] 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.
Pan Leiqing, Tu Kang, Zhao Li, et al. Preliminary research of chicken egg crack detection based on acoustic resonance analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(4): 11—15. (in Chinese with English abstract)
- [10] 姜瑞涉, 王俊, 陆秋君. 鸡蛋敲击响应特性与蛋壳裂纹检测[J]. 农业机械学报, 2005, 36(3): 75—78.
Jiang Ruishe, Wang Jun, Lu QiuJun. Eggshell crack detection by frequency analysis of dynamic resonance[J]. Transactions of the CSAM, 2005, 36(3): 75—78. (in Chinese with English abstract)
- [11] 王巧华, 邓小炎, 文友先. 鸡蛋敲击响应的奇异性特征与蛋壳裂纹多层检测[J]. 农业机械学报, 2008, 39 (12): 127—131.
Wang Qiaohua, Deng Xiaoyan, Wen Youxian. Eggshell crack multilevel detection based on the singularity feature of dynamic resonance[J]. Transactions of the CSAM, 2008, 39(12): 127—131. (in Chinese with English abstract)
- [12] 彭辉, 文友先, 王巧华, 等. 基于小波变换和 BP 神经网络的蛋壳破损检测[J]. 农业机械学报, 2009, 40(2): 170—174.
Peng Hui, Wen Youxian, Wang Qiaohua, et al. Crack detection in eggs with multilevel wavelet transform and BP neural network[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(2): 170—174. (in Chinese with English abstract)
- [13] 何丽红, 刘金刚, 文友先. 基于粗糙集与支持向量机的禽蛋蛋壳无损检测[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 167—171.
He Lihong, Liu Jingang, Wen Youxian. Nondestructive testing of eggshell based on rough sets and support vector machine[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(3): 167—171. (in Chinese with English abstract)
- [14] 刘鹏, 屠康, 潘磊庆. 基于计算机视觉与敲击振动融合技术检测鸭蛋壳强度[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 175—180.
Liu Peng, Tu Kang, Pan Leiqing. Duck egg's shell intensity model based on fusion of computer vision and impact excitation[J]. Transactions of the CSAM, 2009, 40(8): 175—180. (in Chinese with English abstract)
- [15] 平建峰, 吴坚, 应义斌. 基于短时傅立叶变换的鸡蛋破损检测技术的研究[J]. 传感技术学报, 2009, 22(7): 1055—1059.
Ping Jianfeng, Wu Jian, Ying Yibin. Detection of egg cracks by short time fourier transform[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(7): 1055—1059. (in Chinese with English abstract)
- [16] 李小昱, 王为, 雷廷武, 等. 多传感器信息融合技术及在农业工程中的应用前景[J]. 农业工程学报, 2003, 19(3): 10—13.
Li Xiaoyu, Wang Wei, Lei Tingwu, et al. Prospects of the application of multisensor information fusion techniques in agricultural engineering[J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(3): 10—13. (in Chinese with English abstract)
- [17] 邹小波, 赵杰文. 农产品无损检测技术与数据分析方法[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2008: 154—161.
- [18] Steinmetz V, Roger J M, Molto E, et al. On-line fusion of colour camera and spectrophotometer for sugar content prediction of apples[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1999, 73(2): 207—216.
- [19] Bleibaurn R N, Stone H, Tan T, et al. Comparison of sensory and consumer results with electronic nose and tongue sensors for apple juices[J]. Food Quality and Preference, 2002, 13(6): 409—422.
- [20] Buratti S, Benedetti S, Scampicchio M, et al. Characterization and classification of Italian Barbera wines by using an electronic nose and an amperometric electronic tongue[J]. Analytica Chemical Acta, 2004, 525(1): 133—139.
- [21] Daniel Cozzolino, Heather E Smyth, Wies Cynkar, et al. Usefulness of chemometrics and mass spectrometry-based

- electronic nose to classify Australian white wines by their varietal origin[J]. *Talanta*, 2005, 68(2): 382—387.
- [22] Buratti S, Ballabio D, Benedetti S, et al. Prediction of Italian Red wine sensorial descriptors from electronic nose, electronic Tongue and spectrophotometric measurements by means of genetic algorithm regression models[J]. *Food Chemistry*, 2007, 100(1): 211—218.
- [23] Nicoletta S, Simona B, Gabriella B, et al. Evaluation of the optimal cooking time of rice by using FT-NIR spectroscopy and an electronic nose[J]. *Journal of Cereal Science*, 2006, 44(2): 137—143.
- [24] Cosio M S, Ballabio D, Benedetti S, et al. Evaluation of different storage conditions of extra virgin olive oils with an innovative recognition tool built by means of electronic nose and electronic tongue[J]. *Food Chemistry*, 2007, 101(2): 485—491.
- [25] 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 基于近红外光谱和机器视觉的多信息融合技术评判茶叶品质[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(3): 5—10.
- Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Inspection of tea quality by using multi-sensor information fusion based on NIR spectroscopy and machine vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2008, 24(3): 5—10. (in Chinese with English abstract)
- [26] 肖武, 李小昱, 李培武, 等. 近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率检测[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(8): 14—17.
- Xiao Wu, Li Xiaoyu, Li Peiwu, et al. Soil moisture detection based on data fusion between near-infrared spectroscopy and machine vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(8): 14—17. (in Chinese with English abstract)
- [27] 陈文辉, 谢高地, 卓庆卿. 农田基础环境信息空间变异性分析[J]. *生态学报*, 2004, 24(2): 347—351
- Chen Wenhui, Xie Gaodi, Zhuo Qingqing. The analysis of the spatial variability of farmland basic environment information [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(2): 347—351. (in Chinese with English abstract)
- [28] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [29] 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.
- [30] Patel V C, McClendon R W, Goodrum J W. Detection of blood spots and dirt stains in eggs using computer vision and neural networks[J]. *Applied Engineering in Agriculture*, 12(2): 253—258.

Eggshell crack detection based on information fusion between computer vision and acoustic response

Pan Leiqing, Tu Kang^{*}, Zhan Ge, Liu Ming, Zou Xiurong

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

Abstract: In order to increase the detection accuracy of eggshell crack, information fusion technology of computer vision and acoustic response was introduced for eggshell crack detection. An experimental system including computer vision system and acoustic response system was built up. Firstly, the acoustic response signals were captured and analyzed, then six variables including the dominant response frequency (f_1, f_2, f_3, f_4), the mean value of coefficient of skewness (CS), and the mean value of coefficient of excess (CE) were extracted after eggs was impacted four times on eggshell equator. With the six variables as inputs, 6-15-1 BP neural network was built to detect eggshell cracks. Secondly, the eggshell images were captured and processed through computer vision system, and five geometrical characteristic parameters of crack and noise regions of eggshell images were extracted. With the five variables including area (A), roundness (R), major axis (Max), minor axis (Min) and the quotient of long path and short path (LS) as inputs, 5-10-1 BP neural network was developed to detect cracks and classify eggs. Finally, the eggshell cracks were evaluated based on the difference of detecting results between computer vision technique and acoustic response technique. The results showed that the detection accuracy of cracked eggs were 92% and 68% respectively by computer vision technique and acoustic response technique. However, the accuracy equaled to 98% by the information infusion of two techniques. The information fusion technology was better than single technique, and the method based on the information fusion of computer vision and acoustic response was applicable for detecting egg cracks.

Key words: cracks, computer vision, artificial neural networks, eggshell, acoustic response, detection