

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.031

# 基于力-声学特性的鸡蛋微小裂纹在线检测方法

罗慧<sup>1</sup> 闫思蒙<sup>1</sup> 卢伟<sup>1,2</sup> 张澄宇<sup>1</sup> 代德建<sup>1</sup>

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 江苏省现代设施农业技术与装备工程实验室, 南京 210031)

**摘要:** 针对目前国内外禽蛋流水线在线裂纹检测中微小裂纹检测的难题, 通过外部压力增大微小裂纹信息, 并结合声学方法实现多维度禽蛋微小裂纹的无损检测。对 20 枚不同位置的微小裂纹蛋进行压碎实验, 选取压力范围为 0~6 N, 采集无损蛋与微小裂纹蛋的振动音频信号, 结合功率谱分析、PCA 主成分分析, 选出工业流水线条件下最适宜增大微小裂纹信息的外部压力为 5 N, 最佳扫频范围为 3 000~7 500 Hz。实验中, 对 320 枚鸡蛋进行检测, 分别构建基于反向传播神经网络(BPNN)、概率神经网络(PNN)和最小二乘支持向量机(LS-SVM)的鸡蛋微小裂纹检测模型, 其中, 基于 LS-SVM 的鸡蛋微小裂纹检测模型最优, 测试集中无损蛋与微小裂纹蛋的识别率分别达到 98.3% 和 95%, 且流水线每小时可在线检测约 3 600 枚鸡蛋。

**关键词:** 鸡蛋; 无损检测; 微小裂纹蛋; 功率谱; 主成分分析; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TP391.42 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)11-0224-07

## Micro-cracked Eggs Online Detection Method Based on Force - Acoustic Features

Luo Hui<sup>1</sup> Yan Simeng<sup>1</sup> Lu Wei<sup>1,2</sup> Zhang Chengyu<sup>1</sup> Dai Dejian<sup>1</sup>

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

2. Jiangsu Province Engineering Laboratory of Modern Facility Agriculture Technology and Equipment, Nanjing 210031, China)

**Abstract:** In order to solve the online detection problem of micro-cracked eggs, this paper proposed a new nondestructive test method with multi-dimension features. This method combined acoustic feature and pressure feature to detect micro-cracked eggs. The external pressure was used to increase the micro crack. Firstly, the crushing experiments were carried out on 20 micro-cracked eggs with different cracks, and the characteristic curves of micro-cracked eggs under loading condition were determined. Associating with the mechanical property of intact eggs, the preliminary pressure range was selected. The selected pressure range was 0~6 N. Furthermore, the audio signals of intact eggs and micro-cracked eggs were collected under the selected pressure range, vibrating by the sweep frequency band between 1~8 000 Hz. Through power spectrum analysis and principal component analysis, the optimal pressure was 5 N for increasing micro cracks, and the optimal range of sweep frequency was 3 000~7 500Hz, respectively. And these parameters were suitable for the condition of industrial production line. In the experiment, 320 eggs were detected, and the detection model based on least squares support vector machine (LS-SVM) was constructed to detect micro-cracked eggs. This method was compared with the methods of BPNN and PNN. The results showed that the accuracy rates were 98.3% and 95% for intact eggs and micro-cracked eggs, respectively, and the detection time of each egg was 1 s, the detection speed was 3 600 eggs per hour. The proposed detection method is suitable for the online detection in assembly line.

**Key words:** eggs; nondestructive detection; micro-cracked eggs; power spectrum; PCA; LS-SVM

收稿日期: 2016-06-28 修回日期: 2016-08-14

**基金项目:** 国家自然科学基金青年基金项目(61401215)、江苏省自然科学基金项目(BK20130696)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(KYZ201427)

**作者简介:** 罗慧(1982—), 女, 讲师, 博士, 主要从事农产品无损检测技术研究, E-mail: lh821005@njau.edu.cn

**通信作者:** 卢伟(1978—), 男, 副教授, 博士, 主要从事农产品无损检测技术与农业机器人研究, E-mail: njurobot@njau.edu.cn

## 引言

禽蛋在包装、加工、运输环节中容易产生裂纹,一旦微生物进入禽蛋内部,将导致新鲜度降低,所以,及时挑拣出裂纹蛋以避免流入市场至关重要<sup>[1]</sup>。近年来,世界各地已有不少研究者在禽蛋裂纹检测方面进行着积极探索研究,并提出一些可行的裂纹检测方法<sup>[2-3]</sup>。在这些方法中,以声学特性法<sup>[4-12]</sup>和机器视觉法<sup>[13-15]</sup>应用最为广泛。其中,王巧华等<sup>[4]</sup>通过微型话筒和声卡采集敲击鸡蛋后的脉冲时域信号,利用信号的小波变换模极大值建立了反映信号奇异性强度和频带位置的奇异性指标;孙力等<sup>[5]</sup>设计一套基于数字信号处理器 DSP (TMS320F2812) 的禽蛋裂纹在线检测系统,通过采集并分析敲击禽蛋产生的响应信号,可实现禽蛋裂纹的在线、实时检测,但微小裂纹较难识别;贺静等<sup>[13]</sup>提出基于 DSP 实时图像采集处理的鸡蛋蛋壳破损检测方法,对蛋壳裂缝长度大于 8 mm 的鸡蛋识别率达到 96%,但对裂缝长度小于 6 mm 的鸡蛋却难以识别。可见,以往利用声学特性法和机器视觉法对禽蛋微小裂纹检测存在一定的难度,虽然,杨冬风等<sup>[14]</sup>使用空气压力调节来适度增大微小裂纹,采用图像处理来识别禽蛋裂纹,识别准确率可达到 98.36%,但该方法易受禽蛋蛋壳颜色和蛋壳强度的影响,又因产生负压时间较长而难以达到工业流水线中对禽蛋微小裂纹快速检测的要求。因此,急需研究一种可应用于工业流水线中对禽蛋微小裂纹快速在线检测的可行方法。

本文通过采集压碎鸡蛋过程中的压缩位移和压力信息,给出适宜增大微小裂纹信息的压力范围,在此压力范围内,对不同压力条件下鸡蛋扫频激振的音频信号进行 Yule - Walker 功率谱处理,结合 PCA 分析给出微小裂纹蛋检测的最佳压力和最佳扫频范围,在此压力和扫频范围内基于音频信息分别构建基于反向传播神经网络 (BPNN)、概率神经网络 (PNN) 和最小二乘支持向量机 (LS - SVM) 的鸡蛋微小裂纹检测模型并对建模效果进行比较研究。

## 1 材料与方 法

### 1.1 实验材料

从南京市六合同志草鸡专业合作社购买质量 35 ~ 45 g、赤道直径在 30 ~ 38 mm 范围内的新产草鸡蛋 350 枚。从中随机选择 190 枚鸡蛋使用电动刻字笔对其轻触点击以产生微小裂纹,再进行暗箱光照操作,挑选出 180 枚微小裂纹蛋 (剔除另外 10 枚大裂纹蛋),与其余 160 枚无损蛋组成实验材料。

首先随机选择 20 枚裂纹位置各异的微小裂纹蛋进行压碎实验,测量蛋壳弹性形变时的压力范围;然后采集其余 160 枚微小裂纹蛋与 160 枚无损蛋的振动音频信号,得到 320 个振动音频实验数据,从中随机抽取 100 枚无损蛋和 100 枚微小裂纹蛋的振动音频信号构成训练集,余下 60 枚无损蛋和 60 枚微小裂纹蛋的振动音频信号为测试集。

### 1.2 仪器与设备

自制的物料压力机如图 1 所示,该压力机由滑杆、电动推杆、滑块、弹性压缩杆、力传感器、磁致伸缩器和底板等构成;其中,电动推杆采用永磁电动机驱动,最大推力为 500 N,力传感器选择中航电测 H3 - C3 - 10 kg - 3B ZEMIC 型力传感器,额定载荷 50 kg,最大载荷 100 kg,综合误差小于等于  $\pm 0.018\%$  FS,输出灵敏度为  $(2.0 \pm 0.004)$  mV/V;流水线装置长度为 3 000 mm,皮带宽度为 200 mm,速度为 0 ~ 28 m/min;STM32F107 单片机 (意法半导体 ST 公司),2 路 12 位 ADC;CM - 201 型电容音频采集器 (惠州宏冠电子有限公司),频率响应范围 20 ~ 16 000 Hz,灵敏度  $(-58 \pm 3)$  dB;G510 型便携式计算机 (中国联想集团股份有限公司),处理器 Core i5 - 4200M;压力机控制软件为基于 LabWindows/CVI (2010) 的上位机软件,磁致伸缩器扫频振动控制软件和音频信号分析软件均为基于 Matlab 2012a 平台开发的 GUI 软件,所搭建鸡蛋检测流水线系统如图 2 所示。

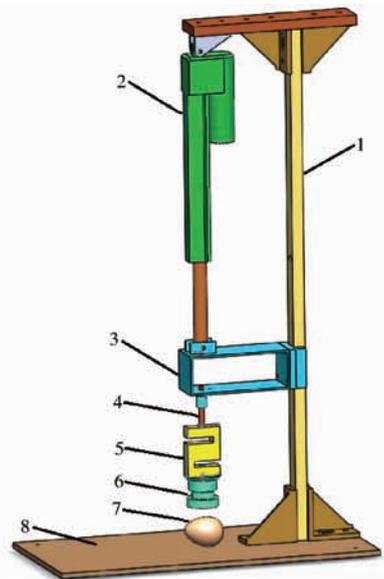


图 1 压力机结构图

Fig. 1 Diagram of press structure

1. 滑杆 2. 电动推杆 3. 滑块 4. 弹性压缩杆 5. 力传感器  
6. 磁致伸缩器 7. 鸡蛋 8. 底板

### 1.3 方法

#### 1.3.1 测量受载压力范围

为提高鸡蛋检测流水线中对鸡蛋压缩力选取的

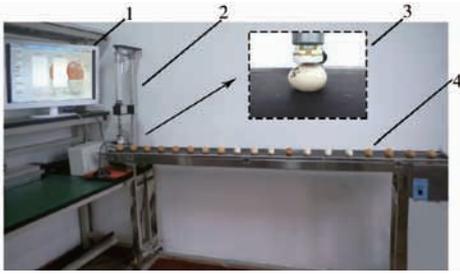


图2 鸡蛋检测流水线系统

Fig. 2 Eggs detection pipeline system

1. 上位机系统 2. 压力机 3. 磁致伸缩器下压扫频检测部位  
4. 检测流水线

普适性,将 20 枚微小裂纹位置各异的鸡蛋分别放置于图 1 所示压力机检测位置,由 CVI 上位机软件控制压力机电动推杆向下压缩微小裂纹蛋,力传感器检测压力信息,对压缩数据进行采集分析,得到微小裂纹蛋的压力-位移曲线,结合无损蛋压缩特性分析并初步选取鸡蛋检测流水线中适宜的压力范围。

### 1.3.2 鸡蛋音频信号的功率谱分析

采用声卡编程控制压力机中磁致伸缩器,以 20 Hz 为间隔,在 1 ~ 8 000 Hz 范围内宽频扫描,并驱动磁致伸缩器与扫频同步敲击下方鸡蛋,敲击力为选定压力范围内各设定压力,单次扫频检测用时 1.33 s。计算机通过音频采集器采集无损蛋和微小裂纹蛋振动音频信号,进行多种功率谱分析。综合比较 Welch 非参数法经典功率谱估计、Burg 法现代功率谱估计、Yule - Walker 参数模型法功率谱估计分析结果。

### 1.3.3 最佳压力及最佳扫频范围的选取

通过对上述鸡蛋振动音频信号功率谱信息进行主成分分析,选取无损蛋与微小裂纹蛋能量熵差异最大时的压力及频段范围,即为工业检测流水线中最适宜甄别微小裂纹蛋的压力和扫频范围。此时所

施加的外部压力和扫频频段下,对增大微小裂纹信息效果最显著,基于此确定鸡蛋检测流水线系统关键参数,以进行后续振动音频信号采集和模型建立。

### 1.3.4 构建鸡蛋微小裂纹检测模型

对 160 枚无损蛋和 160 枚微小裂纹蛋进行流水线在线检测,提取 Yule - Walker 功率谱能量熵信息作为特征向量。从中随机选取 100 枚无损蛋和 100 枚微小裂纹蛋的特征向量作为训练集,用于训练 BPNN、PNN、LS - SVM 微小裂纹检测模型;另外 60 枚无损蛋和 60 枚微小裂纹蛋的特征向量则作为测试集,用于评估各检测模型的检测效果。

## 2 结果与分析

### 2.1 压力范围的选取

结合已有研究,鸡蛋壳属于典型的弹性薄壳结构,具有一定的弹性形变区间,鸡蛋受载力学特性受蛋形、蛋壳厚度等参数影响,无损蛋的力与形变量呈无屈服点曲线,压缩破碎力为 25.22 ~ 62.59 N<sup>[16]</sup>。

为给出微小裂纹鸡蛋检测时适宜的激振压力范围,对 20 枚微小裂纹位置各异的鸡蛋进行压碎实验,得到微小裂纹蛋压力曲线如图 3,其压缩破碎力与其压缩距离数据如表 1 所示。

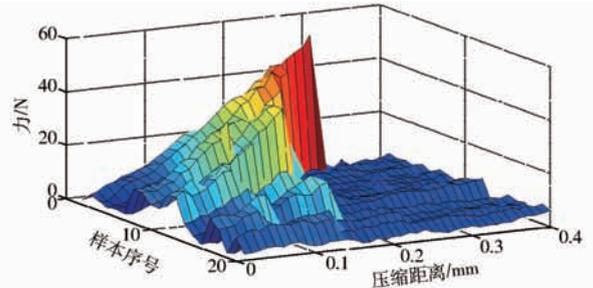


图3 微小裂纹蛋压力曲线图

Fig. 3 Pressure curves of micro-cracked eggs

表 1 微小裂纹蛋压缩破碎力与压缩距离

Tab.1 Compression force and distance of micro-cracked eggs

破碎力/N	6.571	10.94	12.35	13.41	17.53	18.47	20.00	20.94	22.00	22.94
压缩距离/mm	0.13	0.09	0.14	0.06	0.08	0.17	0.16	0.14	0.08	0.08
破碎力/N	24.82	26.71	27.88	32.84	33.76	33.88	37.65	42.94	44.59	52.82
压缩距离/mm	0.11	0.14	0.11	0.13	0.21	0.21	0.23	0.25	0.25	0.30

由图 3 可见,所测试微小裂纹鸡蛋受载特性与无损蛋相似,具体表现为开始时随着外部所施压力的增大,压缩形变量与所施加压力呈近似线性增加,当蛋壳压缩点到达弹性形变的极限后,压力骤降,并在一定压缩范围内微小波动,这是由于蛋壳破碎后,压力机接触到蛋壳破碎边缘,受一定不均匀阻力作用。

结合表 1 可知,本压碎实验中微小裂纹蛋破碎

压力范围为 7 ~ 53 N,压缩距离范围为 0.06 ~ 0.30 mm,这是由于裂纹蛋蛋壳有裂纹破损,受载能力低于无损蛋。综上,为保证被测鸡蛋检测过程中无损,选取压力机压力范围为 0 ~ 6 N。

### 2.2 最佳压力及扫频范围选取

鸡蛋与振子接触时的振动音频信号为平稳随机信号,通过时间序列和频谱仍然很难找到其特征,不利于后续分类辨识。而功率谱估

计则是提取平稳随机信号特征的有力工具,本文综合比较 Welch 法、Burg 法、Yule - Walker 法功率谱估计分析结果,选择最佳功率谱对无损蛋与微小裂纹蛋进行振动音频信号分析处理。

Welch 功率谱估计为周期图法的改进方法,能够较好改善经典功率谱失真现象;Burg 法功率谱估计、Yule - Walker 法谱估计为基于 AR 模型的现代功率谱,解决了传统功率谱分辨率低、旁瓣较大、频谱泄漏、弱信号被淹没等不足,在方差性能和分辨率方面都有明显的优势。

Yule - Walker 功率谱的准则是前向预测误差功率相对 AR 参数最小,该算法需要用到自相关函数序列,是所有 AR 参数求解方法中最简单的一种。对于长数据记录,可以得到较好的自相关估值,因而能够得到良好的谱估计。

AR 模型的 Yule - Walker 方程为

$$r_x(m) = \begin{cases} -\sum_{k=1}^p a_k r_x(m-k) & (m \geq 1) \\ -\sum_{k=1}^p a_k r_x(k) + \sigma^2 & (m=0) \end{cases} \quad (1)$$

式中系数矩阵为 Toeplitz 方程,即

$$\begin{bmatrix} r_x(0) & r_x(1) & \cdots & r_x(p) \\ r_x(1) & r_x(0) & \cdots & r_x(p-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_x(p) & r_x(p-1) & \cdots & r_x(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

在 0 ~ 6 N 范围内各压力条件下,对无损蛋与微小裂纹蛋的振动音频信号进行功率谱分析,结果表明:虽存在个体差异,但微小裂纹蛋和无损蛋各具有一致的功率谱特征,且二者特征相互可区分。随机选取其中一枚微小裂纹蛋和一枚无损蛋的功率谱作对比分析,如图 4 所示。

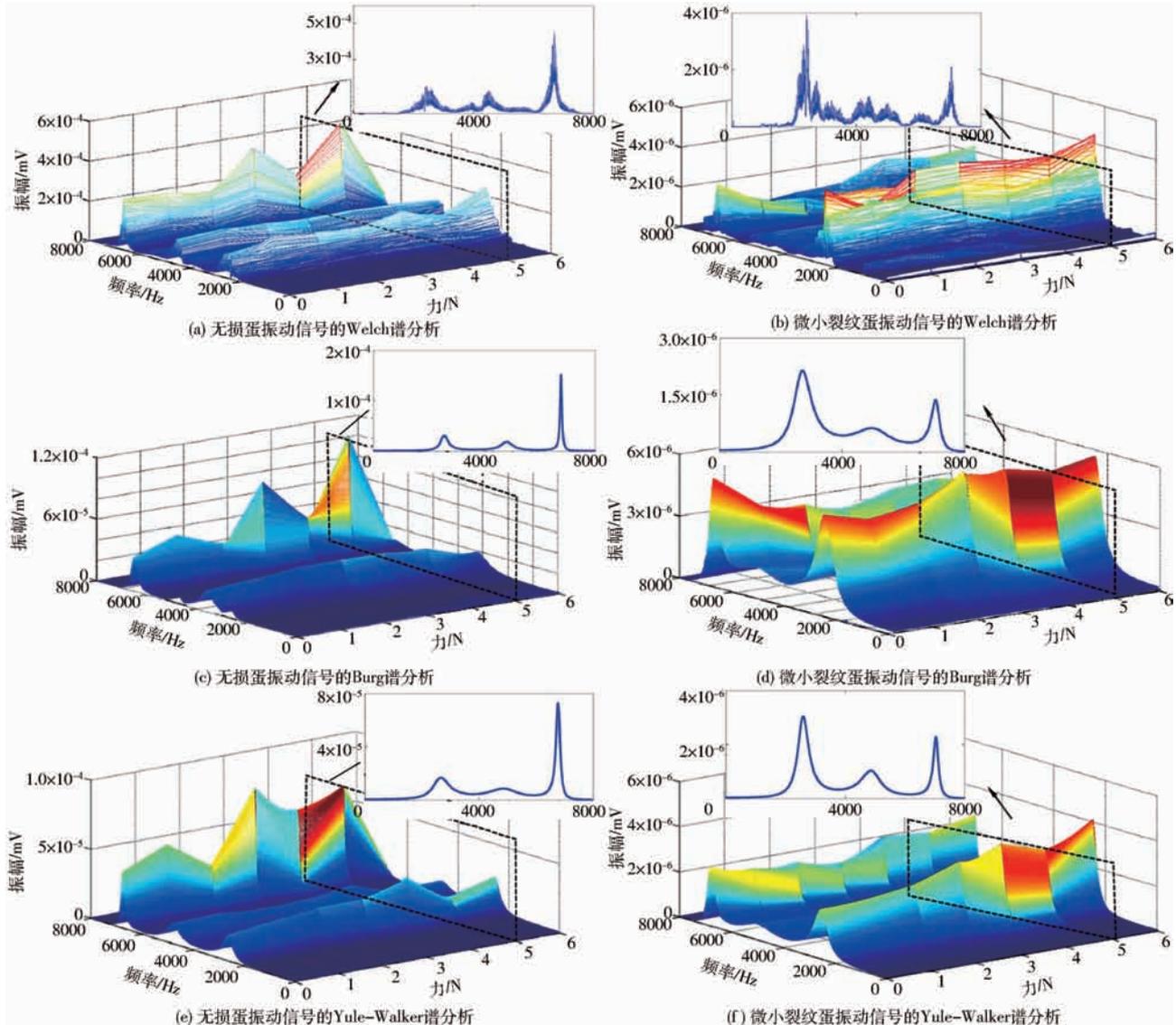


图 4 0 ~ 6 N 压力范围下的鸡蛋振动信号功率谱分析

Fig. 4 Power spectral analysis of eggs' vibration signals under pressure ranged from 0 N to 6 N

由图4可见,在受到各外部压力时,无损蛋与微小裂纹蛋功率谱均表现出显著特征差异:无损蛋振动音频信号能量集中,微小裂纹蛋能量分散;无损蛋与微小裂纹蛋出现最大能量所在的频率也存在明显不同。这表明通过力和功率谱组合能够有效提取微小裂纹鸡蛋的破损信息。

3种功率谱在鸡蛋振动音频信号分析中显示出一致的特征,但 Welch 功率谱曲线粗糙,呈锯齿形,不易确定谱峰点的准确位置;Burg 功率谱与 Yule - Walker 功率谱的谱图平滑,峰值明显;Yule - Walker 法相较 Burg 算法,微小裂纹蛋功率谱谱图更为尖锐,峰带频率跨度相对较小。因而选择 Yule - Walker 功率谱估计方法进行振动音频信号后续分析。

在 0 ~ 6 N 压力范围内,以 1 N 为差值,在不同压力下选取从 0 到 8 kHz 每 500 Hz 为一频段,共选取出 112 个频段。分别提取各压力下无损蛋与微小裂纹蛋的 112 个频段的能量熵进行主成分分析,分析结果如图 5 所示。

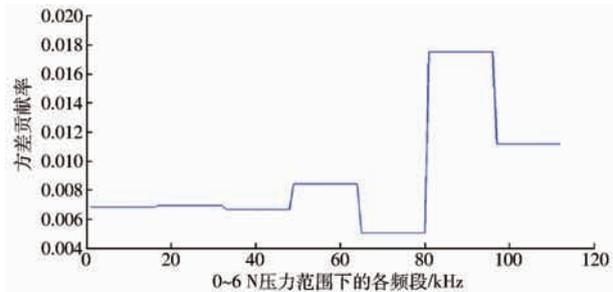


图5 0 ~ 6 N 压力范围下的各频段能量主成分分析结果

Fig. 5 Results of PCA of each frequency band energy under pressure of 0 ~ 6 N

可见,无损蛋与微小裂纹蛋在第 86 ~ 95 频段间的功率谱能量方差贡献率最大,即在压力 5 N 下,扫频范围为 3.0 ~ 7.5 kHz 范围时无损蛋与微小裂纹蛋的能量熵特征差异最大,微小裂纹信息最为显著,且此时扫频激振检测用时 46 ms。

### 2.3 构建 LS - SVM 微小裂纹检测模型

LS - SVM 是由 Suykens 等<sup>[17]</sup>提出的一种基于结构风险最小化原则的通用数据驱动学习方法。将传统支持向量机中不等式约束改为等式约束,以损失函数作为训练集经验函数,计算速度及收敛精度都显著提高。构建 LS - SVM 微小裂纹检测模型的流程如下<sup>[18]</sup>:

(1) 组建训练样本  $\{(x_k, y_i) | k = 1, 2, \dots, 200; i = 1, 2\}$ , 其中,  $x_k \in \mathbf{R}$  表示 5 N 压力下 100 枚无损蛋与 100 枚微小裂纹蛋在 3 000 ~ 7 500 Hz 频率范围内扫频振动的音频信号能量熵,  $y_1 = -1$  为无损蛋类别标识,  $y_2 = 1$  为微小裂纹蛋类别标识。

(2) 建立模型并确定核函数参数。寻找一个数据空间到特征空间的非线性映射  $\Phi$ , 将样本数据映射到高维 Hilbert 空间  $F$  中, 并在  $F$  空间进行线性映射, 从而取得在原空间非线性映射的效果。  $F$  空间中的线性映射模型可表示为

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (\Phi; \omega \in F) \quad (3)$$

式中  $\varphi(x)$  —— 数据空间到特征空间非线性映射

$\omega$  —— 权矢量  $b$  —— 阈值

目标函数可描述为

$$\min J(\omega, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{k=1}^{200} e_k^2 \quad (4)$$

约束条件为

$$y_i = \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad (k = 1, 2, \dots, 200) \quad (5)$$

式中  $e_k$  —— 误差变量  $J$  —— 损失函数

$c$  —— 惩罚因子

因 LS - SVM 只有等式约束, 且优化目标中的损失函数是误差  $e_k$  的二范数, 所以大大地简化了问题的求解。根据优化函数式(5), 定义拉格朗日函数

$$L(\omega, b, e, \alpha) = J(\omega, e) - \sum_{k=1}^{200} \alpha_k \{ \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k \} \quad (6)$$

式中  $\alpha_k$  —— 拉格朗日乘子

根据 Karush - Kuhn - Tucher 最优条件, 对式(6)优化, 得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{k=1}^{200} \alpha_k \varphi(x_k) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^{200} \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = c e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_k) + b + e_k - y_k = 0 \end{cases} \quad (7)$$

对于  $k = 1, 2, \dots, 200$ , 消去变量  $e_k$  和  $\omega$  后, 算法的优化问题就转换为求解线性方程组, 根据 Mercer 条件, 存在非线性映射函数  $\varphi$  和核函数  $K$ , 满足等式

$$K(x_i, x_k) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_k) \quad (i = 1, 2; k = 1, 2, \dots, 200) \quad (8)$$

在计算核函数时, 只需考虑如何选定一个合适的核函数, 而不需要知道非线性映射  $\varphi$  的具体形式。最后可得 LS - SVM 模型为

$$y(x) = \sum_{k=1}^{200} \alpha_k K(x, x_k) + b \quad (9)$$

其中, 基函数选取径向基函数中的 Gauss 函数作为本模型的核函数<sup>[19]</sup>, Gauss 函数可表示为

$$k(x, x_{ik}) = \exp\left(-\frac{\|x - x_{ik}\|^2}{g^2}\right) \quad (10)$$

式中  $x_{ik}$ ——训练数据点  
 $g$ ——函数的宽度参数

$g$  控制函数的径向作用范围, 宽度越小, 越具有选择性。

将训练集 100 枚无损蛋和 100 枚微小裂纹蛋的特征向量作为训练数据输入 LS-SVM, 分别定义无损蛋和微小裂纹蛋的输出为 -1 和 1。令惩罚因子和核宽度都在  $2^{-5} \sim 2^5$  内, 即  $c$  和  $g$  在 0.031 25 ~ 32 范围内连续步进进行交叉验证, 选择分类准确率最高时的较小惩罚因子  $c$  和核宽度系数  $g$  为最优模型参数, 得到  $(c, g) = (16, 32)$  时分类测试效果最佳。

(3) 测试样本检验。设定无损蛋与微小裂纹蛋的类别标识分别为 -1 和 1, 在对无损蛋与微小裂纹蛋的混合模型训练集进行训练时, LS-SVM 微小裂纹检测模型的输入量为 5 N 压力下、3.0 ~ 7.5 kHz 频率范围内无损蛋与微小裂纹蛋扫频振动的音频信号能量熵, 输出为 -1 或 1。所构建 LS-SVM 模型对测试集检测结果如图 6 所示。

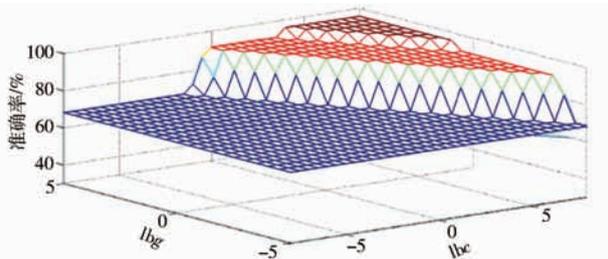


图 6 LS-SVM 模型测试集检测效果图

Fig. 6 Detection results of test set by LS-SVM model

可见, LS-SVM 模型对测试集检测准确率为 96.67%, 检测微小裂纹效果理想。并且, 对无损蛋和微小裂纹蛋的识别率分别可达到 98.3% 和 95%。

此外, 本文方法还与基于 BPNN<sup>[20]</sup> 和 PNN 的检测模型进行比较。LS-SVM、BPNN 和 PNN 模型均在 Matlab 中编程建立, 各模型输入量、输出量、鸡蛋类别标识测试样本设定相同, 如前文 LS-SVM 中所述。

BPNN 模型: 构建输入层-隐含层-输出层结构为  $n-l-m$  的 BPNN 模型, 其中输入层节点数  $n=10$  代表输入向量维数, 输出层节点数  $m=1$  为预测鸡蛋类型,  $l$  为隐含层神经元节点个数, 由计算式

$$l = \sqrt{(n+m)} + a \quad (11)$$

来确定最佳隐含层节点数  $l$  取值范围,  $a$  为 0 ~ 10 之间常数, 此处  $4 \leq l < 14$ 。BPNN 模型网络权值及阈值为初始时随机赋值, 隐含节点选择 purelin 转移函数。通过循环比较方法, 获得最小平均绝对误差 (MAE) 时最优隐含层神经元节点数。

PNN 模型: 为输入层、模式层、求和层和竞争输

出层 4 层结构。将训练集中 180 个样本 (无损蛋与微小裂纹蛋各 90 枚) 用于训练 PNN 模型, 其余 20 个样本 (无损蛋与微小裂纹蛋各 10 枚) 留作检验训练好的 PNN 模型。则 PNN 模型输入层神经元数对应输入向量维数; 模式层神经元数 180 对应训练样本个数; 求和层与输出层的神经元数 2 对应训练样本数据的类型数, 即代表鸡蛋是否裂纹类型的集合。模型各参数为初始默认值, 训练目标最终误差上限为  $\varepsilon = 10^{-6}$ , 训练次数为 200 次, 经过 IEA 参数寻优运算优化参数选择。

3 种方法对无损蛋独立测试、微小裂纹蛋独立测试、无损蛋与微小裂纹蛋混合检测结果如表 2 所示。

表 2 无损蛋与微小裂纹蛋混合建模的测试结果  
 Tab. 2 Hybrid modeling results of intact eggs and micro-cracked eggs

检测模型	无损蛋测试集		微小裂纹蛋测试集		混合测试集	
	相关系数	标准偏差	相关系数	标准偏差	相关系数	标准偏差
BPNN	0.983 0	0.354 2	0.898 3	0.605 9	0.929 3	0.189 9
PNN	0.986 9	0.655 8	0.927 1	1.060 1	0.958 5	0.576 0
LS-SVM	0.983 0	0.546 2	0.950 0	0.824 5	0.966 7	0.687 8

由表 2 可见, 3 种检测模型对无损蛋识别效果均较为理想, 无损蛋测试集相关系数均达 0.98 以上, 标准偏差较小; 而对微小裂纹蛋识别效果各异, 仅 LS-SVM 模型对微小裂纹蛋测试集相关系数达到 0.95, 标准偏差为 0.824 5; PNN、LS-SVM 模型对无损蛋与微小裂纹蛋的混合测试集识别效果较好, PNN 模型混合测试集相关系数和标准偏差分别为 0.958 5、0.576 0, LS-SVM 模型混合测试集相关系数和标准偏差分别为 0.966 7、0.687 8。综上, 基于 LS-SVM 的鸡蛋微小裂纹检测模型检测效果最佳。

此检测模型下, 流水线每小时能完成约 3 600 枚鸡蛋的在线检测。总检测时间包括扫频激振时间、压力机下压和提升时间、模型判别时间、流水线移动一个蛋距时间需约 1 s, 即可有效提高鸡蛋检测流水线中对微小裂纹蛋检测分级的速度。

### 3 结论

(1) 提出了一种基于力-声学特性相结合的多维度在线微小裂纹蛋的无损检测方法, 经主成分分析给出鸡蛋检测流水线中微小裂纹蛋检测的最佳压力为 5 N, 最佳扫频范围为 3.0 ~ 7.5 kHz。

(2) 在 5 N 压力下和 3.0 ~ 7.5 kHz 扫频范围内, 构建基于振动音频信号 Yule-Walker 功率谱的

LS-SVM 检测模型,其对测试集中无损蛋和微小裂纹蛋的识别率分别可达 98.3% 和 95%,单枚鸡蛋的检测时间约为 1 s,流水线每小时能完成约 3 600 枚鸡蛋的在线检测。

## 参 考 文 献

- 1 孙力. 禽蛋品质在线智能化检测关键技术研究[D]. 镇江:江苏大学, 2013.  
SUN Li. Research on the key technology of egg quality online intelligent detection [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2013. (in Chinese)
- 2 张超,卢伟,丁天华,等. 禽蛋品质无损检测的研究现状及其展望[J]. 食品工业科技, 2015, 36(18): 381-384.  
ZHANG Chao, LU Wei, DING Tianhua, et al. Research status and prospect of the nondestructive detection of eggs quality[J]. Science and Technology of Food Industry, 2015, 36(18): 381-384. (in Chinese)
- 3 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. Nondestructive testing technique for automatic detection of damaged application in poultry [J]. Food and Machinery, 2003(5): 9-10. (in Chinese)
- 4 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. The singularity characteristics of eggshell crack detection with multilayer egg tapping response [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(12): 127-131. (in Chinese)
- 5 孙力,蔡健荣,林颢,等. 基于声学特性的禽蛋裂纹实时在线检测系统[J]. 农业机械学报, 2011, 42(5): 183-186.  
SUN Li, CAI Jianrong, LIN Hao, et al. Egg crack real-time online detection system based on acoustic properties [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(5): 183-186. (in Chinese)
- 6 丁天华,卢伟,张超,等. 基于 Welch 法功率谱和广义回归神经网络的禽蛋裂纹辨识[J]. 食品科学, 2015, 36(14): 156-160.  
DING Tianhua, LU Wei, ZHANG Chao, et al. Eggshell crack identification based on Welch power spectrum and generalized regression neural network (GRNN) [J]. Food Science, 2015, 36(14): 156-160. (in Chinese)
- 7 DENG X, WANG Q, CHEN H, et al. Eggshell crack detection using a wavelet-based support vector machine[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 70(1): 135-143.
- 8 LIN H, ZHAO J, CHEN Q, et al. Eggshell crack detection based on acoustic response and support vector data description algorithm[J]. European Food Research and Technology, 2009, 230(1): 95-100.
- 9 LI P, WANG Q, ZHANG Q, et al. Non-destructive detection on the egg crack based on wavelet transform[J]. IERI Procedia, 2012, 2: 372-382.
- 10 SUN L, BI X, LIN H, et al. On-line detection of eggshell crack based on acoustic resonance analysis[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 116(1): 240-245.
- 11 周平,刘俭英,文友先. 基于支持向量机的鸭蛋破损检测技术[J]. 农业机械学报, 2008, 39(1): 195-197, 204.
- 12 SUN L, CAI J, LIN H, et al. On-line estimation of eggshell strength based on acoustic impulse response analysis[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2013, 18: 220-225.
- 13 贺静,王树才. 基于 DSP 实时图像分割算法的鸡蛋蛋壳破损检测[J]. 湖南科技学院学报, 2010, 31(4): 55-58.  
HE Jing, WANG Shucai. Damage detection of DSP real-time image segmentation algorithm based on the egg shell [J]. Journal of Hunan University of Science and Engineering, 2010, 31(4): 55-58. (in Chinese)
- 14 杨冬风,马秀莲. 基于分形纹理分析的蛋壳裂纹识别[J]. 吉林大学学报:工学版, 2011, 41(增刊1): 348-352.  
YANG Dongfeng, MA Xiulian. Eggshell crack identification based on fractal texture analysis [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2011, 41(Supp. 1): 348-352. (in Chinese)
- 15 OMID M, SOLTANI M, DEHROUYEH M H, et al. An expert egg grading system based on machine vision and artificial intelligence techniques[J]. Journal of Food Engineering, 2013, 118(1): 70-77.
- 16 崔志平. 鸡蛋静载特性分析及有限元研究[D]. 镇江:江苏大学, 2009.  
CUI Zhiping. Static characteristics analysis and finite element study of egg [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2009. (in Chinese)
- 17 VAN GESTEL T, DE BRABANTER J, DE MOOR B, et al. Least squares support vector machines[M]. Singapore: World Scientific, 2002.
- 18 GUO Z W, BAI G C. Application of least squares support vector machine for regression to reliability analysis[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2009, 22(2): 160-166.
- 19 戢钢,王景成,葛阳,等. 城市小时级需水量的改进型引力搜索算法-最小二乘支持向量机模型预测[J]. 控制理论与应用, 2014, 31(10): 1377-1382.  
JI Gang, WANG Jingcheng, GE Yang, et al. Gravitational search algorithm-least squares support vector machine model forecasting on hourly urban water demand[J]. Control Theory and Applications, 2014, 31(10): 1377-1382. (in Chinese)
- 20 李金梦,叶旭君,王巧男,等. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 212-216.  
LI Jinmeng, YE Xujun, WANG Qiaonan, et al. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(1): 212-216. (in Chinese)