

基于声波信号递归图的鸡蛋裂纹检测

秦炎炎 王树才 李赛飞

华中农业大学工学院, 武汉 430070

摘要 针对基于声波信号的鸡蛋裂纹检测过程中易受到噪音干扰的问题,采集运输线上敲击鸡蛋产生的声波信号,对信号进行递归图分析,采用递归定量分析提取递归图的量化特征参数,用于鸡蛋壳裂纹的分类检测。分别构建基于支持向量机(support vector machine, SVM)、反向传播神经网络模型的鸡蛋裂纹分类检测模型,对 300 枚鸡蛋进行检测。结果表明, SVM 检测模型效果较好;在 SVM 模型中,完好蛋和裂纹蛋的识别率分别达 93.98% 和 95.52%,效果理想。

关键词 鸡蛋; 裂纹检测; 声波信号; 递归图; 递归定量分析; 支持向量机

中图分类号 TP 391.42 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2019)02-0102-07

鸡蛋在包装、运输、加工过程中易产生裂纹,微生物可通过鸡蛋表面裂纹进入鸡蛋内部导致鸡蛋变质或品质下降,对企业经济效益和消费者健康产生不利影响。因此,剔除裂纹鸡蛋对企业及消费者都具有重要意义^[1-2]。目前,国内外关于蛋壳裂纹在线检测方法^[3-5],以声学响应^[6-15]和机器视觉^[16-20]等检测方法为主。王巧华等^[6]通过微型话筒和声卡采集敲击鸡蛋后的声音信号后,对声音信号进行小波变换,发现信号的小波变换模极大值所建立的奇异性指标能够有效反映信号奇异性强度和频带位置。潘磊庆等^[7]采集鸡蛋受敲击后的声学响应信号,提取声音信号中 4 个特征频率、偏斜度和峰度作为特征向量,将这 6 个特征向量作为 BP 神经网络的输入变量并构建判别模型,判别精度在 90% 以上。王芳等^[8]、罗慧等^[11]基于声学特性对信号进行功率谱分析并建模,识别率均在 90% 以上。杨冬风等^[16]使用空气压力调节来适度增大微小裂纹,利用图像处理技术识别鸡蛋裂纹,识别准确率为 98.3%。在以上的研究中,基于图像处理技术的裂纹检测方法由于对微小裂纹效果不好,检测判定时间较长,不能满足工业生产线鸡蛋裂纹检测要求。基于声学响应的裂纹检测方法易受到工业生产线上机械转动、摩擦等噪声的影响,国内企业目前可以逆向开发鸡蛋裂纹检测系统中的自动敲击装置,但对采集到的信号

即使经过滤波处理后依然混有噪声,对在线采集的声波信号的处理仍没有完善的解决方案。因此,研究可以克服噪音的鸡蛋裂纹检测方法具有现实意义。

本研究以敲击运输线上鸡蛋表面产生的声波信号为研究对象,基于非线性混沌以及相空间重构理论^[21-22],将声波信号序列重构到高维相空间,然后根据高维相空间中信号的重构轨迹图在二维平面的投影,进行递归图(recurrence plot, RP 分析)^[23]。采用递归定量分析(recurrence quantification analysis, RQA)^[24]定量表征声波信号的递归图,提取合适的特征值,建立基于支持向量机、BP 神经网络的鸡蛋裂纹检测模型,并对建模效果进行比较,为鸡蛋裂纹检测系统的优化应用提供参考。

1 材料与方法

1.1 试验样本

试验用 350 枚新鲜褐壳鸡蛋购买于武汉市华中农业大学农贸市场,质量 45.3~62.5 g,赤道直径 35.6~43.4 mm。从中选取 184 枚鸡蛋在万能试验机(型号为 RGT2000-100,深圳瑞格尔)上进行压力测试,对鸡蛋不同位置(如赤道、小头、大头)施加压力以产生裂纹,选取蛋壳裂纹长度在 5~12 mm 之间,宽度不大于 2 mm 的鸡蛋作为裂纹蛋样品,符合要求的裂纹蛋共 134 枚,剔除有蛋黄蛋清流出的裂

收稿日期: 2018-01-31

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2662016PY125); 公益性行业(农业)科研专项(201303084)

秦炎炎, 硕士研究生. 研究方向: 农产品无损检测. E-mail: qinyanyanzhou@163.com

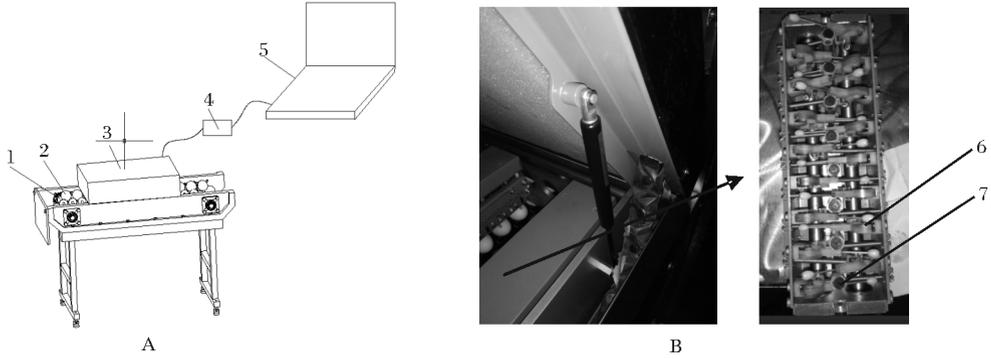
通信作者: 王树才, 博士, 教授. 研究方向: 农产品加工技术与设备. E-mail: wsc01@mail.hzau.edu.cn

纹蛋 50 枚,其中裂纹在赤道处附近 51 枚,大头处或附近 45 枚,小头处附近 38 枚。另外的 166 枚作为完好蛋样品。

1.2 试验装置

试验装置主要部件包括鸡蛋运输线、自动敲击装置、8 路 AD 采集卡(武汉亚为 YAV 信号采集卡,USB 通信)、计算机等(图 1),其中,深圳市振野蛋品智能设备股份有限公司研制的自动敲击装置如图

1B 所示。将鸡蛋放置于运输线上,运输线上蛋辊托着鸡蛋匀速前进,当鸡蛋经过敲击装置时,敲击装置的敲击头会对鸡蛋进行自动敲击,此时敲击装置中拾音器对声波信号进行采集;敲击装置上的敲击头分别对鸡蛋的 4 个短轴截面进行敲击,每个截面会被敲击 4 下,鸡蛋共被敲击 16 次,以达到全表面检测的目的。采集卡将最终采集到信号保存在电脑中便于对信号进行分析与处理。



A:鸡蛋裂纹振动信号采集装置示意图 Schematic diagram of egg crack vibration signal acquisition device; B:自动敲击装置实物图 Automatic tapping device physical map; 1.鸡蛋运输线 Egg transport line; 2.鸡蛋 Egg; 3.自动敲击装置 Automatic tapping device; 4.采集卡 Acquisition card; 5.电脑 Computer; 6.敲击头 Knocking head; 7.拾音器 Pickup.

图 1 鸡蛋裂纹检测实验装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experimental device for cracked egg detection

1.3 声波信号的递归图

声波信号递归图的具体算法如下:

1)对采集的声波信号时间序列进行相空间重构。相空间重构是递归图分析的基础和首要步骤,对于声波信号长度为 N 的时间序列 $\{x(1), x(2), x(3), x(4) \dots, x(n)\}$,经时间延迟获取对应的重构相空间为:

$$X(i)=[x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau)] \quad (1)$$

式(1)中, $i=1, 2, 3 \dots, N-(m-1)\tau$, τ 为时间延迟, m 为嵌入维数, $X(i)$ 为重构相空间中的矢量。依据自相关函数法求得最佳时间延迟 τ , 虚假最近邻点法^[26]求得最佳嵌入维数 m 。

2)计算重构相空间中任意 2 个向量的 Euclidean 范数。

$$D_{i,j}=\|X_i-X_j\| \quad i,j=1,2,3,4, \dots, N-(m-1)\tau \quad (2)$$

3)计算重构相空间的递归值,构建相空间的递归矩阵。计算方法如式(3)所示:

$$R_{i,j}=\Theta(\epsilon-D_{i,j}) \quad i,j=1,2,3,4, \dots, N-(m-1)\tau \quad (3)$$

式(3)中, ϵ 为递归阈值常数,通常情况下设定为原时间序列标准差的 15%^[27], $\Theta(\cdot)$ 为 Heavside

函数:

$$\Theta(x)=\begin{cases} 0; & x \leq 0 \\ 1; & x > 0 \end{cases} \quad (4)$$

4)绘制声波信号递归图。 $R_{i,j}=0$ 时,将 (i, j) 记为白点,当 $R_{i,j}=1$ 时,将 (i, j) 记为黑点。声波信号的递归图就是以时间序列标号 i 为横轴,以时间序列标号 j 为纵轴,在笛卡尔坐标系中绘制的黑白点线图。递归图中的点、线以一定的规律分布在整个图形中,说明信号中具有确定性成分,可以进行识别和预测^[27-30]。

1.4 基于 RQA 的声波信号特征提取

RQA 通过对声波信号递归图中小尺度结构进行量化提取递归率(recurrence ratio)、确定率(determinism)、层流率(laminarity)、熵(entropy)、最长对角线(maximum diagonal length)等有效特征参数,从而定量地表征音频时间序列的动态特性。上述 5 个特征参数的基本含义和计算方法如表 1 所示。

表 1 5 种特征参数的定义及计算方法

Table 1 The definition and calculation method of five parameters

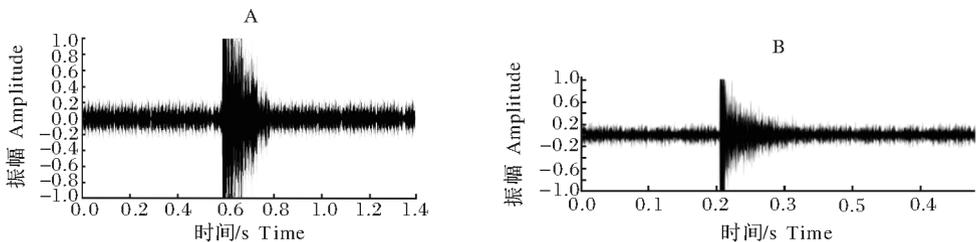
特征参数 Feature parameters	特征参数定义 Definition of feature parameters	计算方法 Calculation method
递归率 Recurrence ratio	递归图中出现递归点的个数与 $N \times N$ 矩阵可容纳总点数比值	$R_R = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{ij}$
确定率 Determinism	递归图中平行于主对角线的递归图递归点点数与总递归点数之比	$D_{ET} = \frac{\sum_{i=l_{\min}}^N lp(l)}{\sum_{i,j=1}^N R_{ij}}$
层流率 Laminarity	递归图中垂直线段的递归点与总递归点的百分比	$L_{AM} = \frac{\sum_{v=v_{\min}}^N vp(v)}{\sum_{i,j=1}^N R_{ij}}$
熵 Entropy	递归图中对角线结构长度分布的 Shannon 熵	$E_{NTR} = \sum_{i=l_{\min}}^N p(l) \ln p(l)$
最长对角线 Maximum diagonal length	递归图中除主对角线以外, 对角线方向线段长度最大值	$E_{NTR} = \max\{l_i; i=1,2,\dots,N_l\}$

其中, $p(l)$ 表示递归图中与主对角线平行长度 l 的分布概率, l_{\min} 为与主对角线平行的最小长度, 对于随机信号, 相邻递归点较少, 因此, l_{\min} 一般取为 2。 v_{\min} 表示垂直线段的最小长度, $p(v)$ 是垂直线段中长度为 v 的分布概率。 N_l 是与递归图主对角线平行的线段个数。从物理意义上来说, 递归率 (R_R) 确定声波信号递归图中递归点的密度, 反映了声波信号中特定状态出现的概率, 确定率 (D_{ET}) 和层流率 (L_{AM}) 反映了声波信号的发散程度, 最长对角线 (L_{\max}) 熵 (E_{NTR}) 反映了声波信号的随机程度。

1.5 鸡蛋裂纹的检测模型

对实验样本进行编号, 通过自动敲击装置对运输线上的鸡蛋样本敲击, 产生的声波信号通过信号采集卡存储在计算机内, 采集卡采样频率设为 4.41 kHz, 对于完好蛋, 在 16 个采集到的信号中随机选

取 1 个作为敲击该鸡蛋表面产生信号的样本; 对于裂纹蛋, 在 16 个信号总选取声音最沉闷沙哑^[31] 的信号作为敲击裂纹蛋产生的信号作为样本。由于只有在敲击鸡蛋一瞬间产生的信号是有效的, 其余采集到的信号是噪声。如图 2 所示, 观察采集的信号中在未敲击禽蛋时, 信号的幅值在 0~0.4 之间, 选择 0.4 作为敲击信号的阈值, 当信号幅值大于 0.4 时, 其后的 7 000 点被截取出来作为有效的敲击信号。对 166 枚完好蛋和 134 枚裂纹蛋的声波信号进行递归图和递归定量分析, 将信号的递归率、确定率、层流率、熵、最长对角线归一化后作为判别模型的特征向量。从中随机选取 100 枚完好蛋和 80 枚裂纹蛋的特征向量作为训练集, 用于训练支持向量机、BP 神经网络鸡蛋裂纹检测模型; 另外的 66 枚完好蛋和 54 枚裂纹蛋作为预测集, 用于比较不同模型的检测效果。模型均在 Matlab 中编程建立。



A: 无损蛋 Intact egg; B: 裂纹蛋 Crack egg.

图 2 无损蛋(A)和裂纹蛋(B)声音信号时域图

Fig.2 Sound signal time domain graph of intact egg(A) and crack egg(B)

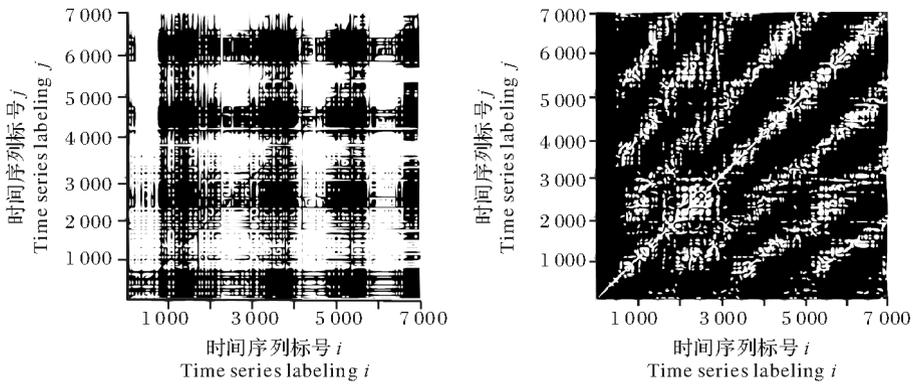
2 结果与分析

2.1 声波信号的递归定量分析

由虚假最近邻点法和自相关函数法计算得出无损蛋递归图嵌入维度和时间延迟量参数分别为 $m=4, \tau=4$, 裂纹蛋递归图嵌入维度和时间延迟量参数分别为 $m=2, \tau=4$ 。鸡蛋声波信号的递归图如图 3 所示。由图 3 可知, 无损蛋和裂纹蛋的递归图存在明显的区别; 从整体上看, 无损蛋声波信号的递归图存在大量垂直线的结构特征; 裂纹蛋声波信号的递归图存在大量对角线的结构特征。因此, 对递归图做量化分析的递归定量分析方法可以作为鸡蛋裂纹判别的有效方法。

对每个样本的递归图进行递归定量分析, 并提取每个样本的递归图的 5 个递归定量参数。声波信

号递归图的递归率、确定率、最长对角线、熵以及层流率的盒形图如图 4 所示。由图 4 可知, 无损蛋和裂纹蛋的递归率都非常低, 其中无损蛋大多分布于 20%~40% 之中, 裂纹蛋大多分布在 5%~15%, 说明信号中混有大量的噪声。无损蛋的确定率和层流率相对裂纹蛋较高, 熵和最长对角线相对裂纹蛋较低; 说明无损蛋的声波信号发散程度相对较高, 随机程度较低。不同的递归定量参数明显存在差异, 为建立判别模型提供了必要条件。其中确定率、最长对角线和熵的盒形图中均存在不少奇异点, 直接将其作为判别模型的特征向量会影响判别的准确率, 为了加快梯度下降求最优解的速度以及提高判别模型的准确率, 对量化指标做归一化处理作为判别模型的特征向量。



A: 无损蛋 Intact egg; B: 裂纹蛋 Crack egg.

图 3 鸡蛋声波信号递归图

Fig.3 Recurrence plot of egg's audio signal

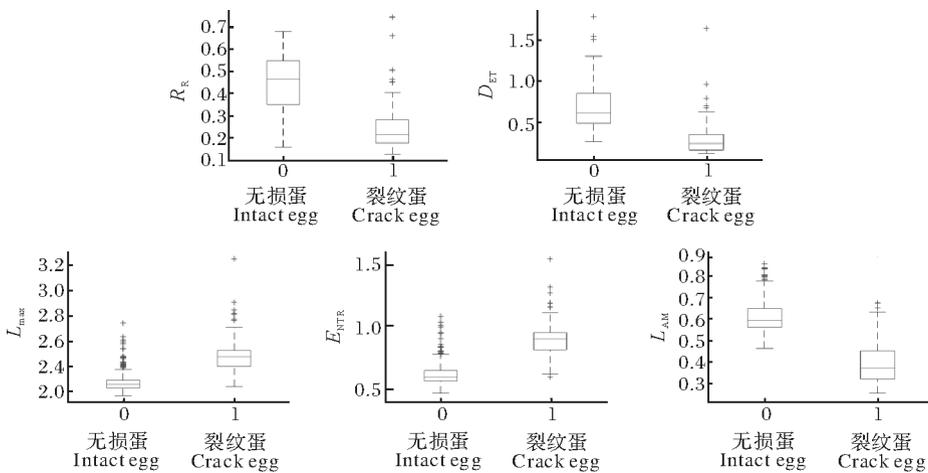


图 4 无损蛋和裂纹蛋递归定量参数盒形图

Fig.4 Box chart of quantitative indicator of recurrence plot for intact egg and crack egg

2.2 构建支持向量机检测模型

支持向量机(support vector machine, SVM)是基于 VC 理论和结构风险最小化原理的学习模型,通常用于模式识别、分类以及回归分析。构建基于 SVM 鸡蛋裂纹检测模型流程如下:

① 组建训练样本 $\{(x_n, y_k) | n = 1, 2, 3, 4, \dots, 180; k = 1, 2\}$, 其中, $x_n \in R^5$ 表示 100 枚无损蛋与 80 枚裂纹蛋声波信号的 $R_R, D_{ET}, L_{AM}, E_{NTY}, L_{max}$ 归一化后组成的特征向量, $y_1 = 1$ 表示为无损蛋类别标识, $y_2 = -1$ 表示为裂纹蛋类别标识。

② 选取合适的核函数将线性不可分的训练样本从原始空间映射到一个高维空间,使其在新的空间线性可构造并求下列方程最优解:

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^{180} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{180} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5)$$

$$s.t. = \begin{cases} \sum_{i=1}^{180} y_i \alpha_i = 0 \\ C \geq \alpha_i \geq 0 \end{cases} \quad i=1,2,3, \dots, 180 \quad (6)$$

式(5)、(6)中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数, C 为惩罚因子。求得最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*, \alpha_4^*, \dots, \alpha_{200}^*)^T$ 。

③ 选取 α^* 的第 1 个正分量 $0 < \alpha_j^* < C$, 据此计算阈值:

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^{180} y_i \alpha_i^* K(x_i - x_j) \quad (7)$$

④ 求得最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^{180} \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^*) \quad (8)$$

式(7)、(8)中, $\text{sgn}()$ 为符号函数。

将用于训练集的 100 枚无损蛋和 80 枚裂纹蛋的特征向量作为训练数据输入 SVM, 选取高斯函数作为本模型的核函数, 该函数可表示为:

$$K(x_i - x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{g^2}\right) \quad (9)$$

式(9)中, g 为核函数的宽度参数。令惩罚因子 C 和核宽度 g 均在 $2^{-5} \sim 2^5$ 之间, 通过交叉验证选择能够达到最高验证分类准确率中参数 C 最小的那组 C 和 g 作为判别模型的最佳参数。进行交叉验证选择最佳参数时, 步进长度选为 1, 得到最佳参数 C 为 11.313 7, g 为 2.828 4。用训练好的 SVM 模型对测试集中的 66 枚无损蛋和 54 枚裂纹蛋的声波信号进行分类, 效果如图 5 所示。由图 5 可见, SVM 模型对测试集检测准确率为 95.83%, 检测效果理想。

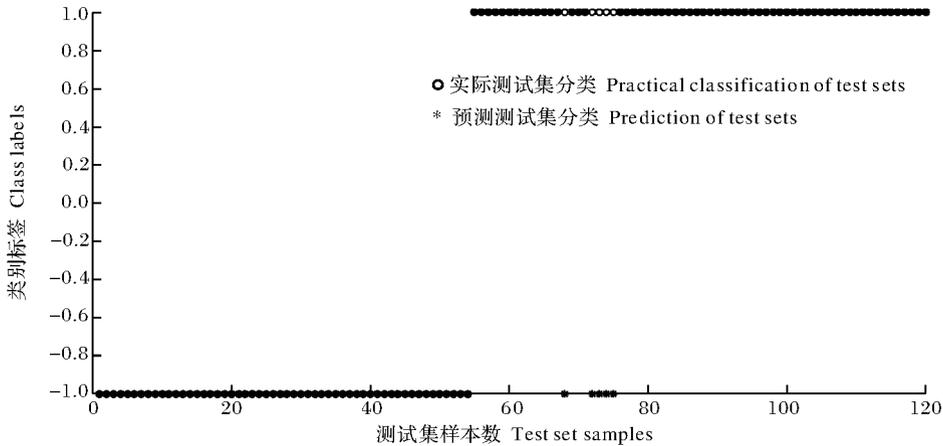


图 5 SVM 模型测试集检测效果图

Fig.5 Detection results of test set by SVM model

2.3 构建 BP 神经网络检测模型

BP 神经网络是一种常用的分类识别模型, 本研究也采用 BP 神经网络对蛋壳裂纹进行识别。BP 神经网络的拓扑结构如图 6 所示。建立输入层-隐含层-输出层结构为 $n-l-m$ 的 BP 神经网络模型, 其中输入层节点数为特征向量的维数 5, 输出层节点数 $m=2$; l 位隐含层神经元的节点个数, 隐含层节点个数对 BP 神经网络预测精度有较大影响, 节点

数太少, 需要更多的训练次数, 训练精度也受到影 响; 节点数太多, 网络容易过拟合。节点数数目可以参考经验公式:

$$l = \sqrt{n+m} + a \quad (10)$$

式(10)中, a 为在 $0 \sim 10$ 之间的整数, 故隐藏层节点个数 $3 \leq l < 13$ 。BP 神经网络权值和阈值初始化随机赋值, 最大训练次数为 10 000, 目标误差取 0.01, 用训练集训练 BP 神经网络, 在训练过程中根

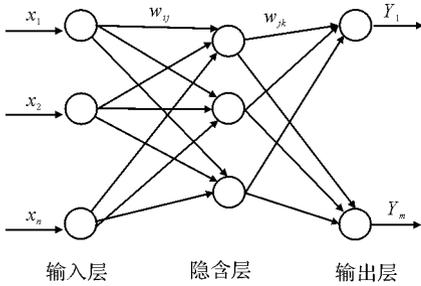


图 6 BP 神经网络拓扑结构示意图

Fig.6 Topology structure diagram of BP neural network

据网络预测误差调整网络的权值与阈值。选择双曲正切函数作为隐含层的激活函数，purelin作为输出层激活函数，通过遍历比较方法，选取最小平均误差最小的隐藏层节点数作为最优节点数，最优节点数为 9。用测试集的 120 枚鸡蛋对训练好的网络进行预测，预测准确率为 92.5%。

将全部样本的完好蛋和裂纹蛋作为测试集来验证建立好的 2 种模型，2 种模型检测结果如表 2 所示。由表 2 可知，2 种判别模型均有较高的准确率，证明基于声波信号递归图的鸡蛋裂纹检测是可行

表 2 完好蛋和裂纹蛋不同判别模型检测结果

Table 2 Identification results of different models for intact and crack eggs

判别模型 Discriminant model	预测集(120 枚) Forecast set(120)		完好蛋测试集(166 枚) Test set of good eggs(166)		裂纹蛋测试集(134 枚) Test set of crack eggs(134)	
	准确率/%	均方误差	准确率/%	均方误差	准确率/%	均方误差
	Accuracy	Mean square error	Accuracy	Mean square error	Accuracy	Mean square error
BPNN	92.50	0.236 2	91.57	0.341 2	93.28	0.276 8
SVM	95.83	0.166 7	93.98	0.261 4	95.52	0.346 1

的，其中 SVM 判别模型效果较好，预测集的准确率为 95.83%，完好蛋测试集和裂纹蛋测试集识别率为 93.98%和 95.52%，且均方误差较低，表明 SVM 判别模型回归效果良好。

3 讨论

本研究提出了一种基于声波信号递归图的方法用于检测鸡蛋蛋壳裂纹。将采集运输线上的鸡蛋声波信号先进行递归图分析，然后基于递归定量分析提取 5 个量化指标作为信号的特征向量。首先基于支持向量机(SVM)理论建立判别模型，SVM 对高维数非线性系统分析具有良好的效果，其主要思想是寻找原空间或经投影的高维数空间中的分类超平面作为决策曲面，使得正例与反例之间的隔离边缘被最大化。在模式分类问题上，SVM 具有良好的泛化性能。检测结果表明完好蛋和裂纹蛋的判别率均高于 93%，均方误差为 0.166 7，判别模型回归效果良好。为了进一步验证该方法的验证效果，本研究也采用了 BP 神经网络进行裂纹识别，BP 神经网络的主要特点是信号向前传递，误差反向传播，输入信号从输入层经隐含层逐层处理，直至输出层，每一层神经元只影响下一层神经元状态。是一种多层前馈神经网络，是最常用分类方法之一。BP 神经网络模型检测结果表明完好蛋识别率为 91.57%，裂纹蛋识别率 93.28%。在本研究中，没有对信号进行软件去

燥处理，克服了以往基于声学响应的裂纹检测方法易受到工业生产线上机械转动、摩擦等噪声影响的困难。本研究试验结果表明，经过对递归图的递归定量分析提取的特征参数，建立 SVM 模型可以有较好的识别率，即证明了该分析方法可以有效地识别鸡蛋裂纹。

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: 19-23.
- [2] 金程. 鸡蛋蛋壳裂纹检测技术与装置研发[D]. 杭州: 浙江大学, 2015: 25-28.
- [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.
- [4] 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.
- [5] 孙力, 蔡健荣, 李雅琪, 等. 禽蛋蛋壳品质无损检测方法研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2015, 17(5): 11-17.
- [6] 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.
- [7] 潘磊庆, 屠康, 刘明, 等. 基于声学响应和 BP 神经网络检测鸡蛋裂纹[J]. 南京农业大学学报, 2010, 33(6): 115-118.
- [8] 王芳, 谭佐军, 谢静, 等. 基于声波信号的 HHT 和 Multi-PCA 无损检测鸡蛋蛋壳裂纹[J]. 华中农业大学学报, 2017, 36(4): 102-109.
- [9] LIN H, ZHAO J W, CHEN Q S, et al. Eggshell crack detection based on acoustic impulse response and supervised pattern rec-

- ognition[J]. Czech journal of food science, 2009, 27(6): 393-402.
- [10] DENG X Y, WANG Q H, 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.
- [11] 罗慧, 闫思蒙, 卢伟, 等. 基于力-声学特性的鸡蛋微小裂纹在线检测方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 224-229.
- [12] SUN L, CAI J R, 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] 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.
- [14] 张超, 卢伟, 丁为民, 等. 基于扫频振动的禽蛋裂纹检测方法[J]. 食品发酵与工业, 2015, 41(6): 181-186.
- [15] JIN C, XIE L J, YING Y B. Eggshell crack detection based on the time-domain acoustic signal of rolling eggs on a step-plate[J]. Journal of food engineering, 2015, 153: 53-62.
- [16] 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.
- [17] 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, 82.
- [18] DEHROUYEH M H, OMID M, AHAMDI H, et al. Grading and quality inspection of defected eggs using machine vision[J]. International journal of advanced science and technology, 2010, 17: 23-31.
- [19] 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.
- [20] 吴兰兰, 王巧华, 祝志慧, 等. 融合梯度幅值和置信度的鸡蛋裂纹图像检测[J]. 华中农业大学学报, 2016, 35(6): 136-141.
- [21] 张淑清, 李莎莎, 张立国, 等. 基于微分熵与 RQA 的电能质量扰动分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2411-2419.
- [22] 蒋爱华, 周璞, 章艺, 等. 基于相空间重构离心泵基础振动的研究[J]. 农业工程学报, 2014, 30(2): 56-62.
- [23] LITAK G, SYTA A, GAJEWSKI J, et al. Detecting and indentifying non-stationary courses in the ripping head power consumption by recurrence plots[J]. Meccanica, 2010, 45(4): 603-608.
- [24] AHUJA R K, MAGNANTI T L, ORLIN J B. Network flows: theory, algorithms, and applications[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1993.
- [25] 胡瑜, 陈涛. 基于 C-C 算法的混沌吸引子的相空间重构技术[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(5): 425-430.
- [26] MA Z, WEN G, JIANG C. EEMD independent extraction for mixing features of rotating machinery reconstructed in phase space[J]. Sensors, 2015, 15(4): 8550-8569.
- [27] 司莉, 毕贵红, 魏永刚, 等. 基于 RQA 与 SVM 的声发射信号检测识别方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(2): 97-103, 123.
- [28] 张淑清, 包红燕, 李盼, 等. 基于 RQA 与 GG 聚类的滚动轴承故障识别[J]. 中国机械工程, 2015(10): 1385-1389.
- [29] 张丽燕, 鲍长春, 刘鑫, 等. 基于非线性音频特征分类的频带扩展方法[J]. 通信学报, 2013, 34(8): 120-131.
- [30] 陈超, 沈飞, 严如强. 改进 LSSVM 迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 33-40.
- [31] 梅劲华. 动态禽蛋自动敲击发声装置及蛋壳裂纹声学检测的研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2011: 9-10.

Detection method of eggshell crack based on acoustic signal of recurrence plot

QIN Yanyan WANG Shucai LI Saifei

College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract Aiming at the problem of noise interference in egg crack detection process, this paper collects the audio vibration signals of the eggs on the transportation. Drawing recurrence plot(RP) of audio vibration signals which are unprocessed and using recurrence quantification analysis(RQA) to extract the quantitative feature parameters of recurrence plot. These quantitative feature parameters are recurrence ratio, determinism, laminarity, entropy and maximum diagonal length. Using these parameters to detect whether eggs are cracked. Results showed that the accuracy of detection and classification of egg with cracks is very-well via a support vector machine (SVM), back propagation neural network(BPNN) models. 300 eggs were detected in this study. The results showed that the SVM model was better, in the SVM model, the recognition rate of intact eggs and crack eggs was 93.98% and 95.52%

Keywords egg; eggshell crack detection; audio vibration signal; recurrence plot(RP); recurrence quantification analysis (RQA); support vector machine (SVM)

(责任编辑:陆文昌)