

基于声波信号的 HHT 和 Multi-PCA 无损检测鸡蛋蛋壳裂纹

王芳 谭佐军 谢静 张纾 沈环

华中农业大学理学院/华中农业大学应用物理研究所, 武汉 430070

摘要 采用自行搭建的声波信号响应装置对实验中裂纹鸡蛋样本的蛋壳裂纹随机分布进行无损检测。利用端点检测等方法对声波信号(采集点在鸡蛋赤道部位)进行预处理,然后采用 Hilbert Huang 变换(Hilbert-Huang transform, HHT)和多重主成分分析(Multi-PCA)对预处理之后的声波信号进行分析,分别提取声波信号在时域和频域上的主要特征参数,用于鸡蛋蛋壳裂纹的分类检测。结果表明,当鸡蛋蛋壳裂纹大小和位置均随机分布时,由 HHT 和 Multi-PCA 提取的特征参量经由支持向量机(support vector machine, SVM)模型和人工神经网络(artificial neural network, ANN)模型均可达到较高识别率。在 SVM 模型中,采用径向基核函数的效果最好,检测精度高达 90%;在 ANN 模型中,整体回归系数可达 0.924 76,检测精度为 86.70%。

关键词 无损检测; 蛋壳裂纹; Hilbert Huang 变换; 多重主成分分析; 支持向量机; 人工神经网络

中图分类号 TS 253.2 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2017)04-0102-08

鸡蛋含有人体所需的多种营养成分,如蛋白质、脂肪、矿物质和多种维生素等,其蛋白质和脂肪的含量均达到 11%以上,易于被人体吸收和消化,是人类日常饮食的主要食品之一^[1]。然而,鸡蛋在包装、加工、运输等环节中容易产生裂纹,易使微生物进入鸡蛋内部,导致鸡蛋变质^[2]。国内外学者对鸡蛋蛋壳裂纹的无损检测进行了大量研究。目前国内外对鸡蛋蛋壳裂纹的无损检测方法主要包括利用机器视觉^[3-7]和利用脉冲声波的脉冲信号频谱特征分析两类检测方法^[8-20]。一般认为声信号检测方式对微小裂纹效果更好^[9-11]。Ketelaere 等^[11]通过分析敲击鸡蛋赤道的不同位置的共振特征频率响应来检测蛋壳裂纹;潘磊庆等^[14]利用声级计采集敲击的声音信号,该方法使整批鸡蛋的分级准确率达到 87%;王巧华等^[15]、何红利等^[16]利用声卡采集敲击鸡蛋后的脉冲信号,提出了蛋壳裂纹的多层检测方法。但以上研究方法中,主要是通过 Fourier 变换或者小波变换的方法将响应信号转换到频域并提取信号频谱的特征参数作为检测鸡蛋裂纹的指标。传统的 Fourier 变换是将整个时域信号变换到频域进行频谱分析,但时频分离的做法不能显示出某个时间区

的频率特性或者某个频率特性发生的时间区域。小波变换可以非均匀地划分声波信号的时间轴和频率轴,但小波变换无法从声波信号的局部特征出发选择小波基,且不同的小波基具有不同的性质,对声波信号的分析能力也不同,对同一声波信号采用不同的小波基所获得的结果没有可比性,造成了选择最优小波基的困难。

HHT 是近些年由 Huang 等^[21-23]提出的一种针对非稳定信号的方法。与传统的 Fourier 变换和小波变换相比,它不需要用复杂的谐波分量来分析振动信号中包含的信息,比小波变换以及其他信号处理方法有更强的适应性。本研究提出一种基于 Hilbert Huang 变换(Hilbert-Huang transform, HHT)的蛋壳声信号分析方法。该方法将声信号分解成有限数目的单分量信号之和,再利用 Hilbert 变换和求得的瞬时频率来获得 HHT 谱时频分布,可同时提高声波信号时频特性分析的时间分辨率和频率分辨率,有效提高裂纹蛋的识别率,特别是微小裂纹和远离敲击点的裂纹识别。本研究中,利用自行搭建的无损损伤声波响应鸡蛋裂纹检测装置对好壳蛋和裂纹蛋进行敲击并采集声波响应信号,将声波

收稿日期: 2017-03-06

基金项目: 湖北省自然科学基金项目(2015CFB479); 中央高校基本科研业务费专项(2662016PY059)

王芳, 博士, 讲师. 研究方向: 农产品无损检测. E-mail: amena@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 沈环, 博士, 讲师. 研究方向: 光谱学及农产品检测. E-mail: shenhuan@mail.hzau.edu.cn

信号预处理后经 HHT 和 Multi-PCA 方法对好壳蛋和裂纹蛋的声波信号进行时频分析,并建立支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型和人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 模型加以识别,为实现鸡蛋蛋壳裂纹的工业化自动检测奠定基础。

1 材料与方法

1.1 试验样本

本试验所用的样品来自湖北神丹健康食品有限公司。购买 100 枚洁净的新鲜鸡蛋,用放大镜观察均为好壳蛋,蛋壳表面无裂纹,进行统一编号。从中取 50 枚无损壳蛋,在万能试验机 (型号为 RGT2000-10,深圳瑞格尔) 上进行压力测试。通过对蛋壳不同位置 (如大头、中间、小头) 施加不同压力,以产生不同破损类型 (如块状破损、网状破损、线性破损、点状裂纹等)、不同破损程度 (如极微小、微小等) 的裂纹蛋样品;另外 50 枚作为好壳蛋样品。

1.2 试验装置

本试验采用自行搭建的禽蛋蛋壳裂纹检测装置。该检测装置系统如图 1 所示,其主要实验部件包括禽蛋支撑装置、麦克风、声卡和计算机数据采集系统。敲击鸡蛋的声波信号通过麦克风采集,麦克风的采样频率为 44.1 kHz,响应频率为 30 Hz~15 kHz。这里采用了单摆形式的人工敲击。将敲击棒用细线悬挂,敲击时,手动向后拉动单摆偏离垂直位置相同的 θ 角度 ($\sim 30^\circ$),使敲击棒自由下摆到垂直位置时与鸡蛋赤道位置相碰撞,从而避免纯人工敲击而导致的误差。响应信号经由声卡进入计算机,用 MATLAB 语言编制蛋壳敲击声音的采集和信号处理实验程序。在试验中,人工制造裂纹的大小、形

状和位置都具有很强的随机性。为了避免敲击位置对裂纹声波信号的影响,试验时始终选择在鸡蛋的赤道部位进行敲击。此外,为了避免环境噪声的影响,提高信号的信噪比,声波信号均在安静的环境中进行采集,且在 MATLAB 中对信号进行了自适应滤波处理。

1.3 Hilbert Huang 变换

Hilbert Huang 变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 是一种处理非稳定信号的有效分析方法。从 HHT 变换谱中可以同时得到时域和频域的信息,有利于准确地提取声波振荡特征信号。HHT 方法主要由经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 和 Hilbert Huang 变换两部分组成。首先,一个非稳态信号通过 EMD 被分解为有限多个固有模态函数 (intrinsic mode functions, IMFs),将主要分量进行 Hilbert 变换,从而得到时频上的能量分布图谱,计算步骤如下:

首先,输入信号被分解为 n 个经验模态和残余之合:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (1)$$

这一组 IMFs 分量 c_j 代表了振荡信号的固有模态, r_n 是自然残余部分。对 IMF 做 Hilbert 变换:

$$H[c(t)] = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c(t')}{t-t'} dt' \quad (2)$$

式(2)中, P 为柯西主值。Hilbert 变换可以用来构造解析信号 $z(t)$,

$$z(t) = c(t) + jH[c(t)] = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (3)$$

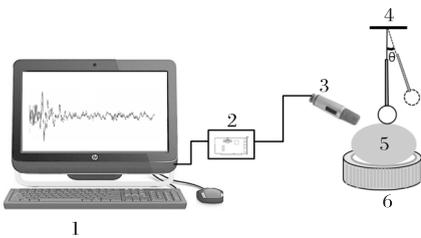
式(3)中, $a(t) = \sqrt{c(t)^2 + H[c(t)]^2}$ 为幅值函数; $\theta(t) = \arctan\left(\frac{H[c(t)]}{c(t)}\right)$ 为相位函数。对不同的 IMF 分量进行 Hilbert 变换后,原始振动信号可表达如下:

$$x(t) = R_e \sum_{j=1}^n a_j(t) e^{i\theta_j(t)} \quad (4)$$

式(4)中, R_e 是残余分量 r 的实部, a_j 和 θ_j 均为常数。公式(3)和(4)可以把信号能量幅度表现为三维空间上的时频函数。这种表现为时频上幅度的图谱称为 Hilbert 图谱,表达式如下:

$$H(\omega, t) = \sum_j a_j(t) e^{i[\omega_j(t) - t]} \quad (5)$$

在对非稳态信号的分析上, HHT 变换已经被证明是一个非常有利的工具。在本试验中, HHT 被用来分析声波信号并在时域和频域上获得瞬时的



1. 计算机 Computer; 2. 声卡 Sound cards; 3. 麦克风 Microphone; 4. 单摆式敲击棒 Knocking stick with simple pendulum; 5. 鸡蛋 Egg; 6. 蛋托 Egg plate.

图1 基于声学响应信号的鸡蛋蛋壳裂纹检测装置

Fig.1 Eggshell cracks detection system based on acoustic response signal

频率和振幅信号。

1.4 多重主成分分析

PCA 是统计学中分析数据的一种有效的方法,它基于离散 K-L 变换,用较少的特征量对数据样本进行描述以达到降低特征空间维数的分析方法^[24-25]。假定第 k 个样本向量 $X_k = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, n 为样本向量的维数。首先,求出全体样本(共 N 个)的平均值 $X = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k$, 然后求出样本向量的协方差矩阵 S 。

$$S = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (X_k - X)(X_k - X)^T \quad (6)$$

计算 S (为对称阵)的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 和对应的特征向量 u_1, u_2, \dots, u_n , 将各特征值按从大到小的顺序排列: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 特征向量所对应的特征值越大,它在重构时的贡献也越大,所以可以忽略那些特征值很小的特征向量,定义前 m 个主分量 y_1, y_2, \dots, y_m 的累计方差贡献率为:

$$\rho(m) = \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (7)$$

贡献率表示所定义的主成分在整个数据分析中所占的比重。当取前 r 个主成分来代替全部变量时,累计贡献率的大小则反映了取代的可靠性。累计贡献率越大,可靠性越大;反之,可靠性越小。一般情况下要求累计贡献率达到 70% 以上。在本研究中,累计贡献率可达 85% 以上,这样既节约了计算机存储,又可以大大缩短计算时间。

HHT 变换把蛋壳声波信号转换为一个时频振幅图,可以同时提供时间轴和频率轴的信息,但 PCA 却只能提取一维向量的主成分。因此,在本研究中采用多重主成分分析(Multi-PCA)的方法分别提取 HHT 时频图的时间轴主成分和频率轴上的主成分,具体分析方法为: HHT 时频图是 1 个 $m \times n$

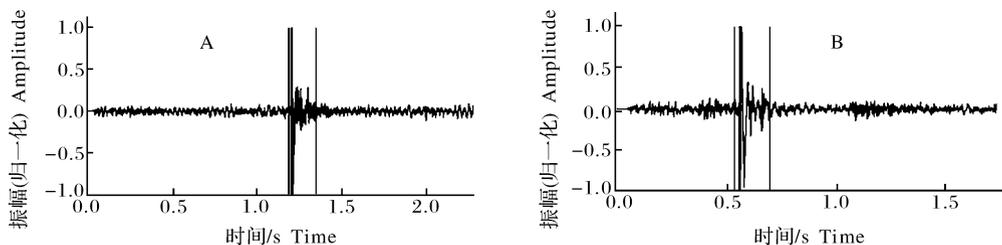
的矩阵,其中 m 为频率轴上的样本数, n 为时间轴上的样本数。首先对时间轴进行主成分分析,经 PCA 分析后会得到 1 个 $m \times k$ ($k < n$) 的矩阵,提取频率对应的时间轴上的主成分。然后将这个矩阵进行转置得到 $k \times m$ 的矩阵,再做 1 次主成分分析,经 PCA 后会得到 1 个 $k \times j$ ($j < m$) 的矩阵。这样 HHT 时频图经过多重主成分分析降维成了 1 个 $k \times j$ 的矩阵,对进一步的分析可节约大量的时间和存储空间。

2 结果与讨论

2.1 声波信号的预处理

采用图 1 所示的声波信号采集系统对敲击鸡蛋的声波信号进行采集,采集到的声波信号如图 2 所示。在采集声波样品时,由于录音设备一直处于开启状态,会将敲击过程中所有的信号全部录制下来。但实际情况中,只有敲击那一瞬间的声音信号是有效的,其余基本处于无声状态。采集到的声音样本中存在大量的无效信号段。如果对所有原始信号进行分析,会浪费大量资源和时间,所以先对原始信号进行端点检测。本试验主要采用短时能量和短时过零率进行端点检测的双门限法^[26-27]来获取有效的声波信号。图 2 中竖线(加粗)截取部分即为声波信号经过端点检测后的有效信息。

从图 2 可以看出,好壳蛋壳声波信号和裂纹蛋壳声波信号从时域信号图中看不出明显差异性,信号峰值对应时间点的差异是由于每次手动敲击对应的起始时间点不同。时域图只能反映声波信号在时间轴上的振幅信息,而无法反映其频率信息。为了更有效地区分好壳蛋和裂纹蛋,本研究采用 Hilbert Huang 变换(HHT)和多重主成分分析(Multi-PCA)的方法来精确识别蛋壳裂纹。



A:好壳蛋的信号 Signal from intact egg; B:裂纹蛋的信号 Signal from cracked egg.竖线(加粗)截取部分为端点检测后的有效信息。
The regions covered by vertical bold line are valid information after endpoint detection.

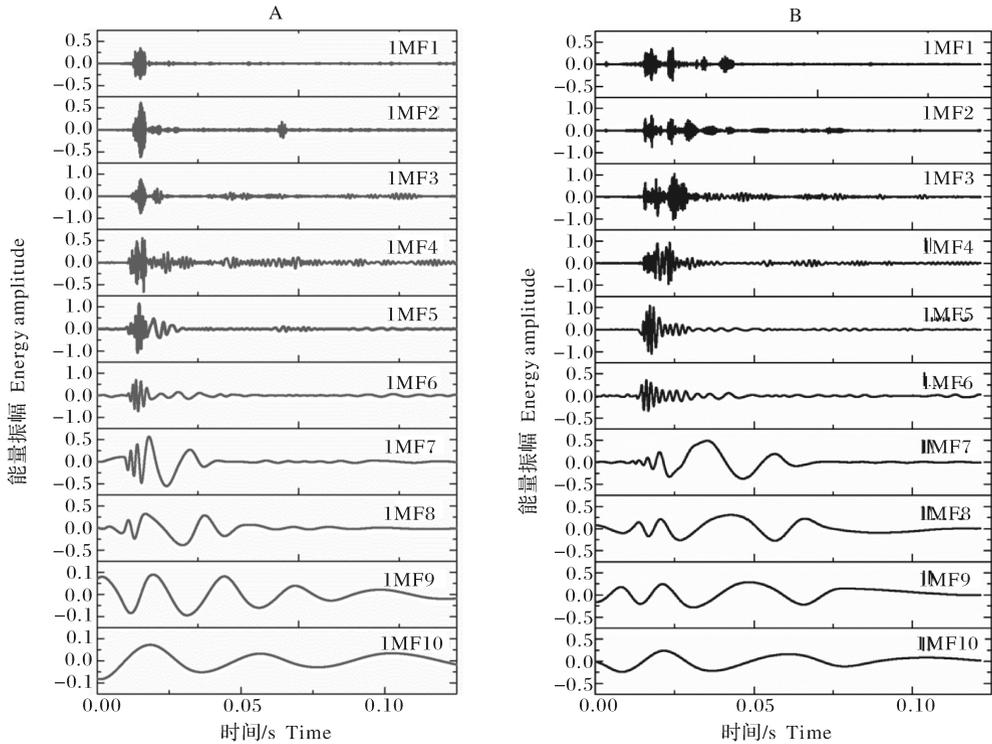
图 2 敲击蛋壳产生的原始声波信号

Fig.2 Original acoustic response signals of intact egg(A) and cracked egg (B)

2.2 鸡蛋声信号的 HHT 和 Multi-PCA 分析

首先利用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 方法得到样本信号的单分量 IMF1~IMF9 和残余分量 r_n , 如图 3 所示。从图 3 可以看出, 好壳蛋的能量主要集中在 IMF3~

IMF7, 而裂纹蛋的能量主要集中在 IMF2~IMF5。然后用 Hilbert 变换对每个 IMF 构造解析信号并求解瞬时频率, 最后结合所有的 IMF 可以获得每个样本信号幅值的时间频率分布, 即 HHT 谱, 如图 4 所示。



A: 好壳蛋的声波响应信号 Acoustic response signal of intact egg; B: 裂纹蛋的声波响应信号 Acoustic response signal of cracked egg. 每个 IMF 的频率都是由高到低递减。The frequency of each IMF is decreasing arranged from top to bottom.

图 3 蛋壳声波信号的 IMF 层图

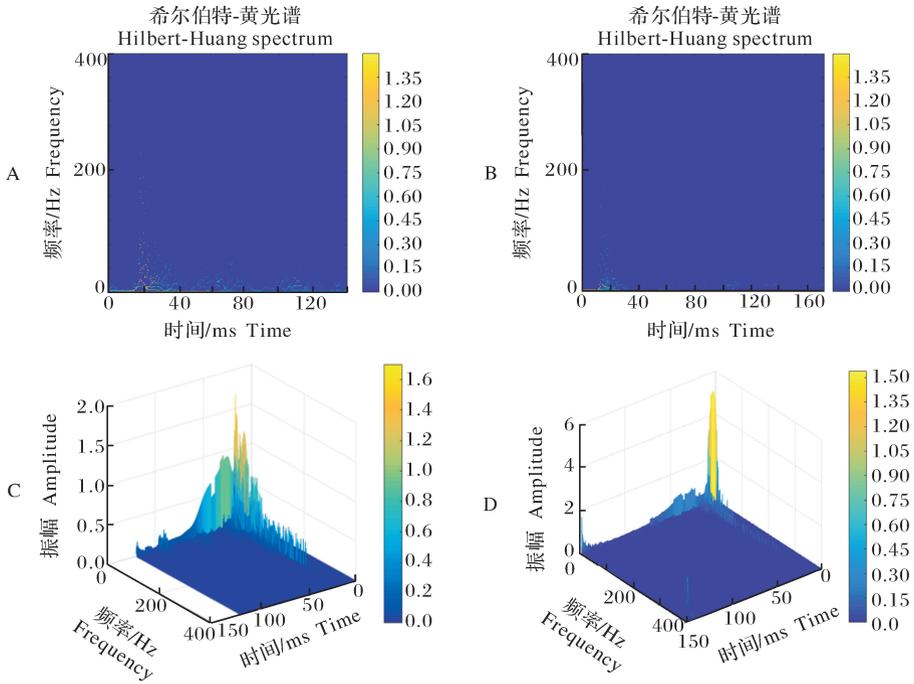
Fig.3 The IMFs of acoustic response signal of intact egg (A) and cracked egg (B)

图 4A、B 中横纵轴分别为时间和频率, 图中的色彩强度即对应该点的振幅。从图 4 可以看出, 好壳蛋和裂纹蛋的时频图波形相似, 但波形对应振幅的强弱存在差异, 即不同时间上的各个频率段振幅是不一样的, 尽管有部分段重叠或相似。为了进一步区分好壳蛋和裂纹蛋时频图的差异性, 将图 4A、B 的时频图转化为三维立体图, 显示在图 4C、D 中。由图 4C、D 可知, 好壳蛋信号衰减过程相对较快, 而裂纹蛋信号的衰减过程相对较慢。

为了进一步准确识别好壳蛋和裂纹蛋, 本研究采用多重主成分分析方法。根据多重主成分分析 (Multi-PCA) 方法, 分别提取时间轴和频率轴上的主成分, 每次主成分分析的主成分累计贡献率在 85% 以上。最后将经过多重主成分分析后重组的 $k \times j$ 的矩阵变换成 1 个一维数组 (PC1, PC2, …, PC $j \times n$), 提取每个样品的 PCA 数组的前 2 个分量 PC1、PC2, 将其定位为横纵坐标轴以二维图的形式显示在图 5 中。在图 5 中, 红色为好壳蛋样品, 蓝色为裂纹蛋样品, 可以看出好壳蛋和裂纹蛋分别集中在不同的区域内, 每个区域内好壳蛋和裂纹蛋都有较明显的区分。但在交界的区域处都存在部分重叠, 因此, 仅用主成分参数的阈值进行判别并不能达到很高的准确度。

2.3 支持向量机 (SVM) 模型的建立

支持向量机 (support vector machine, SVM) 是在 20 世纪 90 年代中期由 Vapnik 等^[28] 根据统计学理论中结构风险最小化原则提出的一种新的通用学习方法。为了更好地区分好壳蛋和裂纹蛋, 本研究将经过多重主成分分析后重组的 $k \times j$ 的矩阵变换成一个一维数组 (PC1, PC2, …, PC $j \times n$), 将这



A 和 C 是好壳蛋的 HHT 谱, B 和 D 是裂纹蛋的 HHT 谱。A and C are HHT spectra of intact egg, while B and D are cracked egg.

图 4 蛋壳声波响应信号的 HHT 谱图

Fig.4 The HHT spectra of acoustic response signal

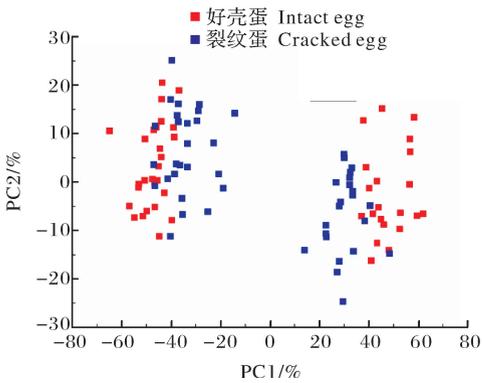


图 5 主成分 PC1、PC2 的二维分布图

Fig.5 The two dimensional distribution of principal components PC1 and PC2

个一位数组全部作为样品的特征向量,采用支持向量机模型进行检测。SVM 模型的检测率与所采用的核函数相关,本研究采用线性、多项式、径向基和曲(sigmoid)等 4 种基本的核函数对 100 个样品进行不同数目的训练集和测试集检测,所得的结果如表 1 所示。其中,训练集样本是从 100 个样本中随机选取。

从表 1 中可以看出,SVM 模型采用线性和 Sigmoid 核函数时效果明显不好,而采用多项式和径向基核函数时,检测效果较好,其中径向基核函数的检

测效果最好。从训练样本个数来看,当训练集只有 40 时,最高检测率只有 85%;当训练集增加到 60 时,检测率可达到 90%;进一步增加训练样本时,检测率仍维持在 90%左右,但裂纹蛋的识别率明显增高。本试验中采集的声音信号均源自敲击蛋壳中心部位(即赤道周围),但是裂纹的随机性较大,如裂纹长度、形态、分布的不同都会导致裂纹信息的不同,以致裂纹蛋的各个特征参量变化较大,而完好蛋的各特征参量相对稳定。因此,从结果中可以看出,好壳蛋的训练样本达到一定程度后其识别率基本保持不变,不再随训练样本集的增大而进一步增大。而当裂纹蛋的训练样本集累积到一定数量时其检测率才得以提高。这充分体现了本实验方法可识别任意随机裂纹。综合 4 种核函数和 3 种训练样本数的检测效果来分析,本试验选用径向基核函数作为 SVM 分类模型的核函数进行蛋壳裂纹的识别。

2.4 人工神经网络(ANN)模型

人工神经网络是一种常用的分类识别模型,本研究也采用人工神经网络(ANN)模型对好壳蛋和裂纹蛋进行识别^[29-30]。将经过 HHT 和多重主成分分析的数据作为每个样本的特征向量(PC1, PC2, …, PC_j × n),用 MATLAB 自带的 ANN

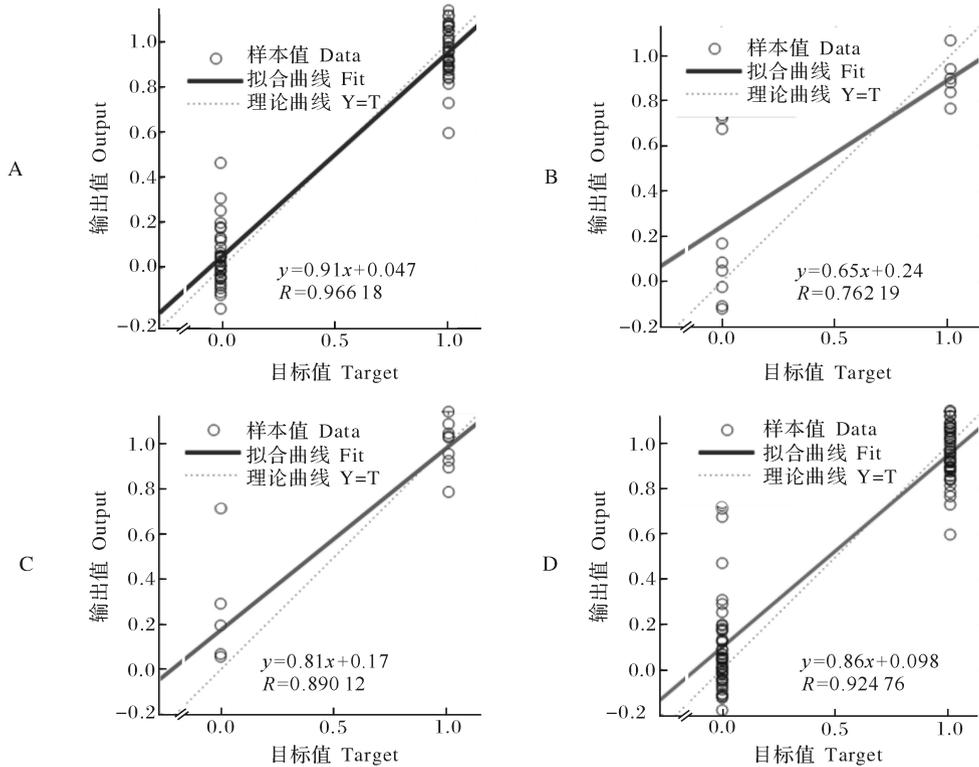
表 1 支持向量机模型中选择不同的核函数和训练样本的识别结果

Table 1 Discrimination results of SVM by selecting different kernel function and training samples

训练样本(好壳蛋/裂纹蛋) Training samples (Intact egg/ Cracked egg)	分类错误样本(好壳蛋/裂纹蛋) Classification error sample (Intact egg/ Cracked egg)	核函数 Kernel function	准确率/% Accuracy
40 (20/20)	30 (21/9)	线性 Linear	50.00
40 (20/20)	11 (6/5)	多项式 Polynomial	81.67
40 (20/20)	9 (4/5)	径向基 Radial basis	85.00
40 (20/20)	30 (30/0)	曲面 Sigmoid	50.00
60 (30/30)	17 (15/5)	线性 Linear	50.00
60 (30/30)	5 (3/2)	多项式 Polynomial	87.50
60 (30/30)	4(1/3)	径向基 Radial basis	90.00
60 (30/30)	20(20/0)	曲面 Sigmoid	50.00
80 (40/40)	3 (6/2)	线性 Linear	60.00
80 (40/40)	3 (2/1)	多项式 Polynomial	85.00
80 (40/40)	2 (2/0)	径向基 Radial basis	90.00
80 (40/40)	10(10/0)	曲面 Sigmoid	50.00

工具箱中 Levenberg-Marquardt 算法进行测试,系统自动随机选择其中70%作为训练集,好壳蛋检测样品 15%,裂纹蛋检测样品 15%。模型检测后的自相关图形如图 6 所示,图 6 中显示了 ANN 模型的

检测样本的训练集回归系数、验证集测试集的回归系数以及整体回归系数,ANN 模型的整体回归系数为 0.924 76,且 ANN 模型对好壳蛋和裂纹蛋的识别率为 86.70%。



A:训练集 Training set; B:验证集 Validation set; C:测试集 Test set; D:整体 Whole.

图 6 ANN 模型中测试样本的回归系数

Fig.6 The regression coefficient of test sample in ANN model

3 讨 论

本研究提出了一种基于 HHT 和多重主成分分析的方法用来无损检测鸡蛋蛋壳裂纹。将采集的好壳蛋和裂纹蛋的声波信号经 HHT 变换和 Mutli-PCA 方法提取蛋壳声音信号的特征参数,建立支持向量机(SVM)模型识别好壳蛋和裂纹蛋。模型采用不同数量的训练集样本和不同核函数进行检测,最后得到用径向基核函数的 SVM 模型识别率最高,可达 90%。本研究也采用了人工神经网络(ANN)模型进行裂纹的识别,其判别的整体回归系数为 0.924 76,对好壳蛋和裂纹蛋的识别率为 86.70%。在本研究中,蛋壳裂纹随机分布,但始终在鸡蛋赤道附近采集声波信号,这样有利于生产线的在线检测。研究证实,当敲击点远离裂纹部位时容易产生误判,本研究试验结果表明,经过 HHT 和 Mutli-PCA 提取的特征参数,无论是建立 SVM 模型还是 ANN 模型都可以达到较好的识别率,即证明了该分析方法可以有效地识别随机分布的裂纹。

参 考 文 献

- [1] 马美湖.禽蛋制品生产技术[M].北京:中国轻工业出版社,2003.
- [2] 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.
- [3] 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,2013,118:70-77.
- [4] PAN L,ZHANG G,TU K,et al.Eggshell crack detection based on computer vision and acoustic response by means of back-propagation artificial neural network [J].European food research and technology,2011,233(3):457-463.
- [5] 刘艳,李庆武,黄小微,等.鸡蛋透光图像特征提取与新鲜度检测模型研究[J].科学技术与工程,2015,15(25):72-77.
- [6] 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(1):348-352.
- [7] 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.
- [8] WANG H,MAO J,ZHANG J.Acoustic feature extraction and optimization of crack detection for eggshell[J].Journal of food engineering,2016,171:240-247.
- [9] JIN C,XIE L,YING Y.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.
- [10] CHO H K,CHOI W K,PACK J H.Detection of surface cracks in shell eggs by acoustic impulse method[J].Transactions of the ASAE,2000,43(6):1921-1926.
- [11] KETELAERE B D,COUCKE P,BAERDEMAEKER J D.Egg-shell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis[J].Journal of agricultural engineering research,2000,76(2):157-163.
- [12] WANG J,JIANG R.Eggshell crack detection by dynamic frequency analysis[J].European food research and technology,2005,221(1/2):214-220.
- [13] 胥沛霖,赵杰文,张定,等.基于静-动力学的裂纹鸡蛋蛋壳特性研究[J].食品安全质量检测学报,2014,5(3):718-724.
- [14] 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.
- [15] 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,2009,39(12):127-131.
- [16] 何丽红,刘金刚,文友先.基于粗糙集与支持向量机的禽蛋壳无损检测[J].农业机械学报,2009,40(3):167-171.
- [17] 张超,卢伟,丁为民,等.基于扫频振动的禽蛋裂纹检测方法[J].食品与发酵工业,2015,41(6):181-186.
- [18] LIN H,ZHAO J W,CHEN Q S,et al.Eggshell crack detection based on acoustic impulse response and supervised pattern recognition[J].Czech journal of food sciences,2009,27(6):393-402.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] HUANG N E,SHEN Z,LONG S R,et al.The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J].Proceedings of the royal society of London A: mathematical, physical and engineering sciences,1998,454:903-995.
- [22] HUANG N E,SHEN S S.Hilbert-Huang transform and its applications[M].Singapore:World scientific publishing company,2005.
- [23] PAI P F,HUANG L,HU J,et al.Time-frequency method for nonlinear system identification and damage detection [J].Structural health monitoring,2008,7(2):103-127.
- [24].JOLLIFFE I J.Principal component analysis[M].New York:Springer,1986.
- [25] ZHAO Y,WANG J,LU Q,et al.Pattern recognition of eggshell crack using PCA and LDA[J].Innovative food science and emerging technologies,2010,11(3):520-525.
- [26] 王代平,夏灿玮,张丽君,等.野生动物声音定位系统模拟实验及精度分析[J].动物学杂志,2013,48(5):726-731.
- [27] 游大涛.基于听觉机理的鲁棒特征提取及在说话人识别中的应

- 用[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [28] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer-Verlag,1995.
- [29] 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.
- [30] CHENG S, WANG Y, WANG J, et al. Detection of eggshell crack using electronic nose[J]. Transactions of the asabe, 2010, 53(3):789-794.

Non-destructive detection of eggshells based on acoustic response coupling with HHT and Multi-PCA

WANG Fang TAN Zuojun XIE Jing ZHANG Shu SHEN Huan

College of Science/Institute of Applied Physics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract A self-built acoustic response system was used to non-destructively detect the eggshells cracks when the eggs were artificially cracked to produce various kinds of cracks. In order to minimize the dependence on the position cracked, the knocking point was always located near the eggshell equator. The original acoustic signals were pre-processing to detect endpoints of signals and then analyzed with Hilbert-Huang transformation (HHT) and multiply principal component analysis (MPCA). Results showed that the accuracy of detection and classification of egg with cracks is very well via a support vector machine (SVM) and artificial neural network (ANN) models since the main features of the time domain and frequency domain were extracted from HHT and Multi-PCA when the cracks have randomly distribution. The radial basis kernel function is best for SVM and the accuracy for crack classification can be up to 90%. The whole regression coefficient is 0.924 76 with the accuracy of 86.70% for ANN model. It is indicated that the analytical methods of HHT and Multi-PCA are very suitable for detecting the cracked eggshell.

Keywords non-destructive detection; eggshell cracks; Hilbert-Huang transform; multiply principal component analysis; support vector machine; artificial neural network

(责任编辑:陆文昌)