

基于小波能量谱和 BP 神经网络的皮蛋破损检测

刘 龙¹ 付美章² 王树才¹

1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学后勤管理处, 武汉 430070

摘要 根据皮蛋蛋壳的声学特性, 采用小波变换和 BP 神经网络相结合的处理方法, 对皮蛋进行破损检测。首先对采集到的声音信号进行 6 层小波分解, 计算每层分解信号的小波能量谱, 构造小波能量谱分布的特征向量, 然后将其作为神经网络的输入向量, 基于 MATLAB 创建了网络结构为 6-20-2 的 BP 神经网络。检测结果表明, 该方法对好壳皮蛋的识别率为 88.5%, 对损壳皮蛋的识别率为 83.3%。

关键词 皮蛋; 破损检测; 声音信号; 小波能量谱; BP 神经网络

中图分类号 TP 274⁺.3; TP 391.42 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2012)04-0524-04

自 1985 年以来, 中国的禽蛋产量连续位居世界第一, 人均禽蛋消费量也高于世界平均水平^[1]。目前, 我国禽蛋的消费形式主要有 2 种: 一是以鲜壳蛋的形式直接消费, 二是加工成液态蛋、蛋粉、皮蛋、咸蛋等再制蛋进行消费^[2]。由于皮蛋所占再制蛋的比例较大, 所以提高皮蛋生产过程中的自动化水平显得尤为重要。皮蛋在生产过程中容易产生破损, 为保证产品质量, 必须将破损蛋及时剔除。在皮蛋生产过程中, 剔除操作主要是由人工完成的, 劳动强度较大, 且由于人的主观随意性, 故其准确率难以保证。探索一种自动化的检测方法来代替人工, 可降低劳动强度, 提高生产效率。现阶段关于禽蛋破损的无损检测技术主要有基于机器视觉^[3-5]和声学振动频谱特性^[6-11]2 种。因皮蛋表面有很多色斑, 故机器视觉技术不适宜用于检测皮蛋破损, 加之皮蛋经过腌制以后, 其蛋壳变得脆且薄, 敲击的力度不能太大, 这样采集得到的信号其信噪比不是很大。

小波变换在弱信号分析方面具有很大的优势。笔者根据皮蛋蛋壳的声学特性, 采用小波变换和 BP 神经网络相结合的处理方法, 对皮蛋进行了破损检测试验, 旨在为提高皮蛋生产过程中的无损检测技术和自动化水平提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 供试材料

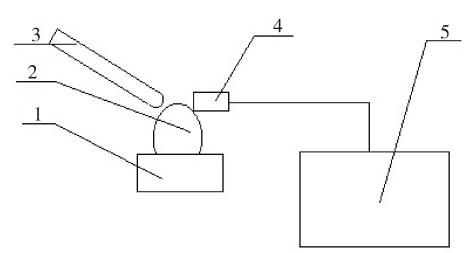
供试皮蛋由华中农业大学后勤管理处提供, 总

共 150 枚。将皮蛋表面清洁并编号, 放入 10 ℃ 的恒温恒湿箱中备用。

试验时从待测样品中任意选取 100 枚皮蛋作为 BP 神经网络的训练集, 其余 50 枚作为测试集。

1.2 测试系统

测试系统由计算机、声卡、麦克风、敲击棒和蛋托组成(图 1)。



1. 蛋托 Egg-bed; 2. 皮蛋 Preserved egg; 3. 敲击棒 Hammer; 4. 微型麦克风 Microphone; 5. 计算机 Computer.

图 1 测试系统

Fig. 1 Detection system

用敲击棒敲击皮蛋的蛋壳表面, 利用麦克风采集声音信号, 然后通过调用 MATLAB 里的 analog-input() 函数, 将信号输入计算机。

测试时采样频率为 22.05 kHz, 采集样本长度为 250 个。每个测试皮蛋均采集 3 次, 分别在皮蛋的尖端、钝端和最大直径处附近各敲击 1 次, 采集好壳皮蛋和损壳皮蛋的声音信号(图 2)。

收稿日期: 2011-12-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(31071578)

刘 龙, 硕士研究生, 研究方向: 机电一体化, E-mail: etzjj@126.com

通讯作者: 王树才, 博士, 教授, 研究方向: 农产品加工装备机电一体化, E-mail: wsc01@mail.hzau.edu.cn

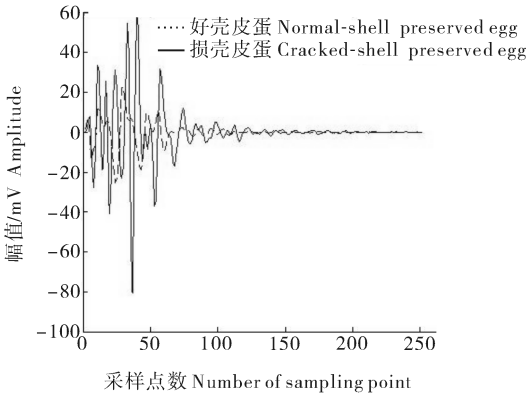


图 2 皮蛋敲击响应图

Fig. 2 Acoustic signals of the response of preserved egg

1.3 数据处理

设待测试分析信号为 $f(t) \in L^2(R)$ ，称 $f(t)$ 的积分变换

$$CWT_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

为连续小波变换^[12-13]，其中 a 为尺度因子， b 为平移因子，且满足 $a, b \in R, a > 0$ ，上标“*”表示取共轭， $\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$ 为小波函数，母小波函数 $\Psi(x)$ 满足允许条件。将(1)式写成内积形式

$$CWT_{a,b} = \langle f(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle \quad (2)$$

若将 $\Psi_{a,b}(t)$ 中的连续变量 a 和 b 取作整数离散化的形式，此时 $\Psi_{a,b}(t)$ 可表示为

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \quad (3)$$

则相应的离散小波可变换为

$$W_f(j, k) = \langle f(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle \quad (4)$$

目前，常用的小波变换的快速算法是基于多分辨分析的 Mallat 算法^[14]。该算法的分解过程可看成是用一组高通和低通滤波器作用于待处理信号，对原信号进行二进频带的划分，分别得到原信号的大尺度近似部分(低频部分)和细节逼近部分(高频部分)，然后对得到的低频部分进行进一步分解，这样就可以得到任意尺度上的小波分解信号。

2 结果与分析

2.1 特征值的提取

因为小波变换前后能量是守恒的，即原始信号的总能量等于各频带下分解信号之和，每个分解信号的能量反映了原始信号在该频带下的能量分布，故可以利用信号能量在不同频带下的分布特点，实现对不同信号的识别。

定义单一尺度下小波能量计算公式^[15]为

$$e_j = \sum_k |u_j(k)|^2 \quad (5)$$

则信号的总能量为

$$E = \sum_j \sum_k |u_j(k)|^2 = \sum_j e_j \quad (6)$$

式中 $u_j(k)$ 为离散小波变换系数。

分别对采集到的声音信号进行 6 层小波分解，这样就得到 7 个分解信号，然后根据(5)式计算各频带内信号的能量。

因为损壳皮蛋与好壳皮蛋的声音信号在低频近似部分是类似的，故将信号低频部分的能量剔除，仅用信号较高频段内的能量。由于噪声大多位于信号的高频部分，为了抑制噪声，提高信噪比，故采用如下修正公式重新计算每层分解信号的能量。

$$E_j = j e_j (j \text{ 取 } 1 \sim 6) \quad (7)$$

因为敲击力度和皮蛋蛋壳本身的差异，故采集的声音信号幅值存在差异。为了消除这种差异，提高模型的判别精度，可对其进行归一化的操作。求取信号较高频段内能量的总和 $E = \sum_{j=1}^6 E_j$ ，计算每层分解信号所占能量的比，得到一组新的特征向量 $W, W = [C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6]$ ，其中 $C_j = E_j / E, j \text{ 取 } 1 \sim 6$ 。

图 3 和图 4 所示的是好壳皮蛋和损壳皮蛋的声音信号经过 6 层小波分解后，每层小波分解信号能量(E_j)所占总能量比(C_j)的直方图。

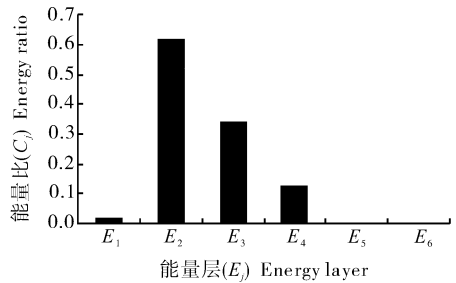


图 3 好壳皮蛋的能量分布

Fig. 3 Energy distribution of normal-shell preserved eggs

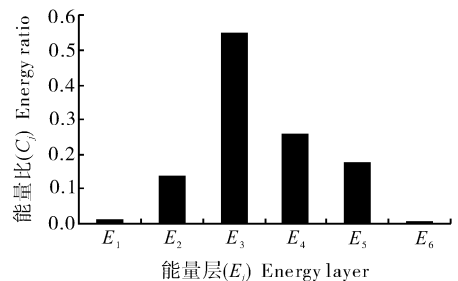


图 4 损壳皮蛋的能量分布

Fig. 4 Energy distribution of cracked-shell preserved eggs

由图 3 和图 4 可知,好壳皮蛋声音信号的高频部分能量所占比重较大,而损壳皮蛋是低频部分能量所占比重较大,这与试验结果是符合的。因为敲击好壳皮蛋时,所发出的声音清脆,而敲击损壳皮蛋时,所发出的声音沙哑,所以特征向量 W 能够较清楚地反映破损和未破损信号的能量分布特征,可作为人工神经网络的特征输入量。

2.2 BP 神经网络的创建与验证

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,一般具有 3 层网络结构,即输入层、隐含层和输出层。它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。MATLAB 软件里的 nntool 是一个基于 GUI 的神经网络工具箱,利用该工具箱可以方便进行 BP 神经网络的创建、训练与验证^[16]。

本试验利用 nntool 建立了 6-20-2 的 3 层 BP 神经网络(图 5),该网络具有 6 个输入,隐含层的神经元的个数为 20,输出层有 2 个神经元。建立神经网络的参数设置:训练函数 trainlm,输入的传递函数为 tansig,输出的传递函数为 purelin,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。

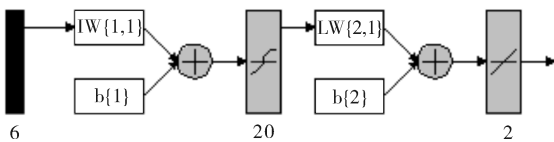


图 5 网络结构

Fig. 5 Structure of network

利用训练集的 100 枚皮蛋对建立好的网络进行训练,其中损壳皮蛋 43 枚,好壳皮蛋 57 枚。采集这 100 枚皮蛋的声音信号,对其进行小波变换,计算特征向量 W ,将 W 输入网络对其进行训练。经过 4 852 次的训练后,网络误差小于 0.092 7。然后用验证集的 50 枚皮蛋对训练好的网络进行验证,其中好壳皮蛋 26 枚,损壳皮蛋 24 枚。检测结果表明,该网络对 26 枚好壳皮蛋进行识别时误判 3 枚,其正确识别率为 88.5%,对 24 枚损壳皮蛋进行识别时误判 4 枚,其正确识别率为 83.3%,完全可以实现对破损皮蛋识别,且效果较为理想。

3 讨 论

利用声学技术对皮蛋进行破损检测的原理是利用声音信号的吸收、反射等特性,找出破损皮蛋和非破损皮蛋敲击响应信号差异,提取相关特征参数,建立判别模型。本试验的检测结果表明,用皮蛋声音信号的小波能量谱作为 BP 神经网络的输入,可以实现对皮蛋破损的较好识别,对好壳皮蛋的识别率为 88.5%,对损壳皮蛋的识别率为 83.3%。

另外,本试验检测结果有一定的误差。产生误差的主要原因:一是利用声学技术对皮蛋进行破损检测时,对环境噪声消除的要求较严格,而在本试验过程中未能完全消除噪声的影响;二是对皮蛋壳皮裂纹较小时,只有敲击点落在裂纹附近时,才能对采集到的声音信号进行正确识别,否则容易造成误判;三是在本试验过程中未考虑皮蛋内容物对声音信号的影响,但是皮蛋内容物不同的凝固状态,会影响皮蛋的敲击响应特性;四是本试验采用手动敲击的方式,敲击的力度不均匀,这也会给判别结果造成一定的影响。

参 考 文 献

- [1] 马美湖. 我国禽蛋产业发展现状及需解决的重大科技问题[J]. 华中农业大学学报:社会科学版,2010(5):12-18.
- [2] 江应红,马美湖,梅劲华,等. 洁蛋处理对鸡蛋新鲜度的影响[J]. 华中农业大学学报,2010,29(5):659-662.
- [3] CHO H K, KWON Y. Crack detection in eggs by machine vision [J]. Transactions of the ASAE, 1996, 39(3): 777-784.
- [4] GOODRUM J W, ELSTER R T. Machine vision for crack detection in rotating eggs [J]. Transaction of the ASAE, 2000, 43(6): 1921-1926.
- [5] 潘庆磊,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.
- [6] CHO H K, CHOI W K, PAEK J H. Detection of surface in shell egg by acoustic impulse method [J]. Transaction of the ASAE, 2000, 43(6): 1921-1926.
- [7] CHEN Y C, HU M L, CHENG C W. Applying non-destructive techniques to inspect preserved egg products by decay rates [J]. Journal of Food Engineering, 2011, 104(1): 30-35.
- [8] WANG J, JIANG R S, YU Y. Relationship between dynamic resonance frequency analysis [J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 2000, 76(1): 157-163.
- [9] DE-KETELAERE B, COUCKE P, DE-BAERDEMAKER J. Eggshell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis [J]. European Food Research & Technology, 2005,

221(12):214-220.

[10] 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.

[11] DENG X Y,WANG Q H,CHEN H. Eggshell crack detection using a wavelet-based support vector machine [J]. Computers and Electronics in Agriculture,2010,70:135-143.

[12] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安:西安交通大学出版社,1998:20-76.

[13] 徐长发,李国宽. 实用小波方法[M]. 武汉:华中科技大学出版社,2001:42-72.

[14] 董长虹,高志,余啸海. MATLAB 小波工具箱的原理与应用[M]. 北京:国防工业出版社,2004:30-42.

[15] 吴昊,肖先勇,沈睿佼. 小波能量谱和神经网络法识别雷击与短路故障[J]. 高压电技术,2007,33(10):64-68.

[16] 许东,吴铮. 基于 MATLAB 6. X 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2002:152-160.

Preserved egg crack detection based on
wavelet energy spectrum and BP neural network

LIU Long¹ FU Mei-zhang² WANG Shu-cai¹

1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;
2. Department of Logistic Affairs, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract This paper presents a method based on wavelet energy spectrum and BP neural network to detect preserved egg cracks. Firstly, the acoustic response was collected and decomposed into 6 levels with wavelet transform. Then the wavelet energy spectrum was extracted on every level. The eigenvector based on wavelet power spectrum was formed, which was used as the input of BP neural network. The 6-20-2 BP neural network was built based on MATLAB. The experimental example achieved a crack detection rate of 88. 5% with normal-shell preserved eggs, and 83. 3% with cracked-shell preserved eggs.

Key words preserved egg; crack detection; acoustic response; wavelet energy spectrum; BP neural network

(责任编辑:陈红叶)