

基于多尺度小波变换的鸡蛋散黄检测方法研究

张超, 卢伟*, 丁天华, 杜健健, 丁为民, 罗慧

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

摘要: 为建立一种快速有效的无损检测鸡蛋散黄的方法, 构建了基于磁致伸缩振子扫频式振动的鸡蛋散黄检测系统, 通过对采集的鸡蛋振动音频信号进行多尺度小波变换分析, 找到新鲜蛋与散黄蛋的音频信号差异性, 基于此提取合适的特征值, 并分别构建基于 BP 神经网络、RBF 神经网络和 Hopfield 神经网络的鸡蛋散黄检测模型加以比较。实验中, 对 300 枚鸡蛋进行检测(训练集 200 枚, 测试集 100 枚), 结果表明, Hopfield 神经网络对新鲜蛋和散黄蛋的识别效果最好, 测试集中新鲜蛋和散黄蛋的识别率均达到 98%, 且检测每枚鸡蛋的时间为 31.6 ms。研究表明, 利用磁致伸缩振子扫频振动未知品质鸡蛋, 再通过小波变换分析, 并结合 Hopfield 鸡蛋散黄检测模型检测鸡蛋散黄是可行的。

关键词: 鸡蛋散黄检测; 扫频振动; 小波变换

中图分类号: TP 391.42 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673—1689(2016)07—0709—05

Study on Detection of Scattered Yolk Eggs Based on Multi-Scale Wavelet Transform Method

ZHANG Chao, LU Wei*, DING Tianhua, DU Jianjian, DING Weimin, LUO Hui

(College of Engineering / Jiangsu Province Engineering Laboratory of Modern Facility Agriculture Technology and Equipment, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: Ferric chloride is widely used in the wastewater treatment. The mechanism study on the flocculating of ferric chloride and the recent progress were discussed in this paper. Four typical mechanisms were illustrated including charge neutralization, adsorption bridging, sweep flocculation and compressing thickness of electric double layer. The current research progress was reviewed and intensive study was suggested on floc structure, conformation, zeta potential and the synergistic effect of ferric chloride.

Keywords: ferric chloride, mechanism of flocculation, research progress

近年来, 鸡蛋品质问题一直受到世界范围内的高度关注, 其中, 散黄蛋是人们日常生活中最常遇到的一种低品质鸡蛋。国内外对鸡蛋的研究大多集

中在鸡蛋外观品质研究^[1-3]、鸡蛋蛋壳强度检测^[4-6]、鸡蛋裂纹检测^[7-11]及鸡蛋新鲜度检测^[12-17]等方面, 对鸡蛋散黄研究却很少, 甚至是目前研究的空白。但

收稿日期: 2015-03-14

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); 中央高校基本科研业务经费项目(KYZ201427); 国家大学生创新项目(201410307081)。

* 通信作者: 卢伟(1978—), 男, 江苏徐州人, 工学博士, 副教授, 主要从事农产品无损检测技术、机器人传感与控制技术研究。

E-mail: njaurobot@njau.edu.cn

散黄蛋降低了鸡蛋商品等级且极大程度上影响了消费者的购买欲,对于发出臭味的散黄蛋,食用后还会危害身体健康。所以,对散黄蛋的无损检测具有重要的实际价值和现实意义。

作者通过控制磁致伸缩振子扫频振动鸡蛋以达到信息增强的目的,对麦克风采集的鸡蛋振动音频信号进行小波3尺度分解变换,并以此研究新鲜蛋与散黄蛋的振动音频信号差异性,选取合适的特征值,并分别建立BP、RBF和Hopfield鸡蛋散黄检测模型,通过比较,给出一种实现鸡蛋散黄高精度无损检测的可行性方法。

1 材料与方法

1.1 实验材料

实验材料为南京六合市售草鸡蛋质量在35~45 g、赤道直径在30~38 mm范围内的新产草鸡蛋150枚和产后20天的草鸡蛋150枚,其中,新鲜蛋音频数据采集实验在购买草鸡蛋当天完成,而散黄蛋音频数据采集实验是将产后20天草鸡蛋放置至用手摇晃时人耳能听到的散黄状态时完成的。实验数据共300个,分为训练集和测试集两组,其中,训练集由100枚新鲜蛋音频数据和100枚散黄蛋音频数据构成,测试集由余下50枚新鲜蛋音频数据和50枚散黄蛋音频数据构成。

1.2 仪器与设备

实验用到的主要仪器和设备有:磁致伸缩器(自制),如图1所示。磁致伸缩器扫频振动控制软件和音频数据分析软件均为matlab7.11(R2010b)软件。

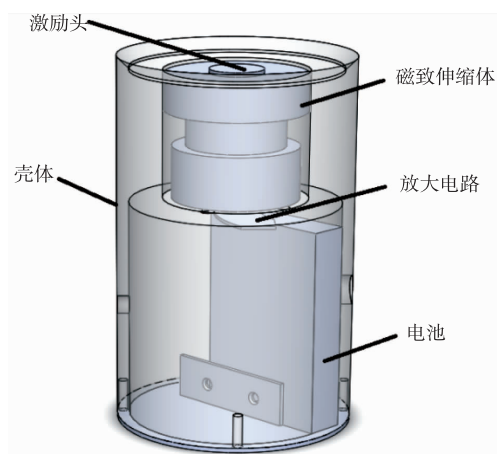


图1 磁致伸缩器示意图

Fig. 1 Schematic illustration of magnetostrictive device

1.3 方法

1.3.1 振动信号的采集 通过声卡编程控制磁致伸缩器件宽频扫描,以20 Hz为间隔扫描1~14 000 Hz范围内的频段,并以此带动磁致伸缩器上的鸡蛋振动,共用时1.36 s,通过麦克风采集此鸡蛋振动音频信号并传进计算机进行频谱分析,找到散黄蛋的敏感频带。

1.3.2 小波变换 对采集的新鲜蛋与散黄蛋振动音频信号进行小波3尺度分解分析,得到新鲜蛋与散黄蛋音频信号的各尺度近似分量信号,以此观察新鲜蛋与散黄蛋的信号差异性,并基于此提取合适的特征向量作为后续神经网络的输入量。

1.3.3 构建鸡蛋散黄检测模型 通过训练集分别训练BP神经网络、RBF神经网络和Hopfield神经网络,并用测试集对训练完成的BP、RBF和Hopfield鸡蛋散黄检测模型进行验证,比较各自的检测性能,并据此给出一种实现鸡蛋散黄高精度无损检测的可行性方法。

2 结果与分析

2.1 散黄蛋敏感频段的选定

图2所示的是作者所采集的散黄蛋音频经FFT变换后的频谱图,从图中可以看出,1~14 000 Hz以外的高频噪声振幅近似为0,即扫频式振动可以极大地提高信噪比,增强散黄蛋振动信息,且反映散黄蛋振动信息的较高特征峰主要集中于4 000~7 500 Hz频段内,因此确定此频段即为散黄蛋的敏感频段,并被确定为后续鸡蛋振动音频信号采集和小波变换分析的目标频段,且扫频振动此频段共用时31.6 ms。

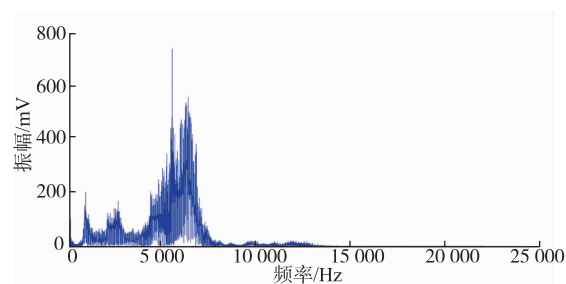


图2 散黄蛋振动音频信号频谱图

Fig. 2 Frequency spectrum of vibration signal of scattered yolk eggs

2.2 小波变换域内频谱特征提取

在进行小波分解时,应根据信号的频谱特性选择适当的小波基函数,在小波3尺度分解过程中,根据鸡蛋振动音频信号的特性并比较3尺度下信号的分解效果来确定合适的小波基。其标准是突出原始频谱中的特征峰,并选取平滑性好的小波基。经对 Haar、Daubechies、Biorthogonal、Coiflet、Symlets 及 Meyer 等小波基分解对比,最后选取 Daubechies 小波作为“分析小波”,因为其能实现信号频带的均匀划分,通过选择适当的采样频率和小波包分解树,可使所关心的频带落在小波包频带的中心,从而减少频谱泄露,有效提高频谱分析精度^[18]。

作者通过对 4 000~7 500 Hz 频段内的新鲜蛋与散黄蛋音频信号进行 3 尺度 Daubechies 小波分解,得到如图 3 所示的 3 尺度小波分解的近似分量信号。

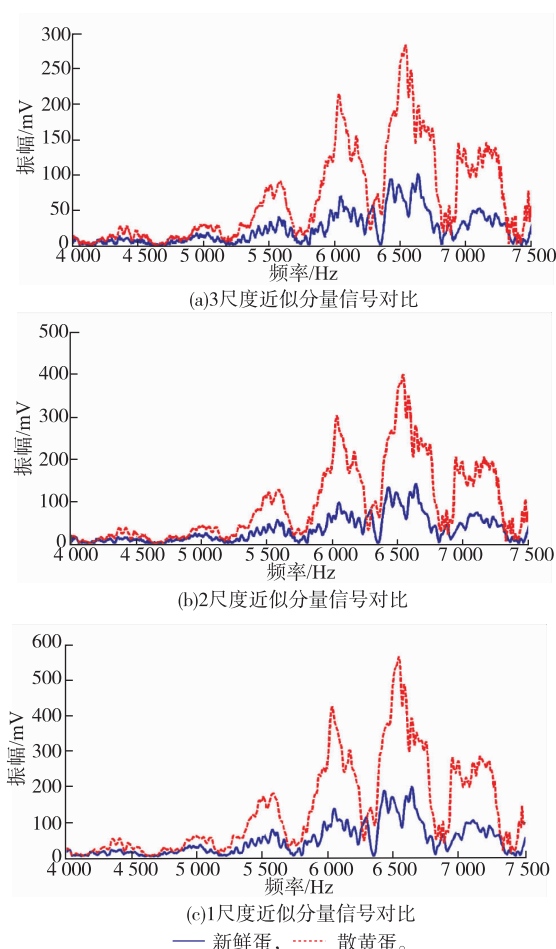


图3 新鲜蛋与散黄蛋音频信号3尺度小波分解对比

Fig. 3 Fresh and scattered yolk eggs audio signals of 3 scale decomposition of wavelet contrast

由图3可见,经3尺度 Daubechies 小波分解后,可明显分辨出新鲜蛋与散黄蛋的频谱特征差异性,并基于此对每个分解尺度下的频谱分别提取3个特征值,分别为 6 500 Hz 处的频谱幅值、4 000~7 500 Hz 频段内的频谱幅值平均值与 4 000~7 500 Hz 频段内的频谱面积。最终,特征向量由这9个特征值所构成。

2.3 神经网络辨识

通过对训练集中的 200 个新鲜蛋和散黄蛋的音频数据分别进行 2.2 节所示的特征提取,得到共由 1 800 个数据构成的 9 维特征向量,并以此作为 BP 神经网络、RBF 神经网络和 Hopfield 神经网络的输入量,用来训练这 3 种神经网络各自的检测模型,并分别用测试集对训练完成的 BP 神经网络、RBF 神经网络和 Hopfield 神经网络进行验证。

2.3.1 BP 神经网络辨识 BP(Back Propagation)网络是 1986 年由 Rinehart 和 McClelland 为首的科学家小组提出,是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。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^[19]。作者设定新鲜蛋和散黄蛋的类别标识值分别为-1 和 1,经过不断尝试,在 3 层的 BP 神经网络中,将中间的隐含层设置为 8 个神经元,允许最大训练步数 300 步,训练目标最小误差 1×10^{-4} ,传递函数为 S 型对数函数,用训练好的 BP 神经网络对测试集进行检测,检测结果如图 4 所示。

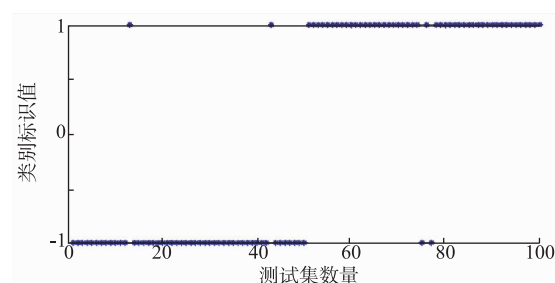


图4 BP神经网络的辨识结果

Fig. 4 Identification results of BP neural network

通过图4可见,BP神经网络对测试集中新鲜蛋和散黄蛋的识别率均为96%。

2.3.2 RBF 神经网络辨识 径向基神经网络 (Radial basis function neural network, RBFNN) 是一种 3 层前馈网络, 包括输入层、隐含层和输出层。目前已经证明, RBFNN 能够以任意精度逼近任意连续函数, 具有最佳逼近及克服局部极小值问题的性能。另外, RBF 神经网络的有关参数, 如具有重要性能的隐含层神经元的中心向量和宽度向量, 是根据训练集中的样本模式按照一定的规则来确定或者初始化的, 这就可能使 RBF 神经网络在训练过程中不易陷入局部极小值的解域中。同样设定新鲜蛋和散黄蛋的类别标识值分别为 -1 和 1, 经不断调整, 设置径向基函数的分布密度为 3 时, 训练和预测性能都比较好且有较小的误差, 对测试集的辨识结果如图 5 所示。

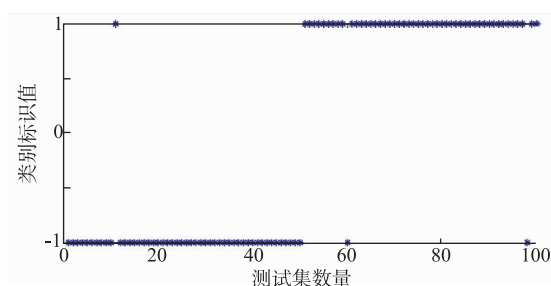


图 5 RBF 神经网络的辨识结果

Fig. 5 Identification results of RBF neural network

通过图 5 可见, RBF 神经网络对测试集中新鲜蛋和散黄蛋的识别率分别为 98% 和 96%。

2.3.3 Hopfield 神经网络辨识 Hopfield 网络有 2 层神经元, 内部结构如图 6 所示, 第 1 层仅是作为网络的输入, 它不是实际神经元, 所以没有计算功能; 而第 2 层是实际神经元, 故而执行对输入信息与权系数相乘求累加和, 并由非线性函数 f 处理后产生输出信息。 f 是一个简单的阈值函数, 如果神经元的输出信息大于阈值 θ , 那么神经元的输出就取值为 1; 小于阈值 θ , 则神经元的输出就取值为 -1^[20]。所以, 作者设定新鲜蛋和散黄蛋的类别标识同样分别为 -1 和 1, 用训练好的 Hopfield 网络对测试集进行检测, 检测结果如图 7 所示。

通过图 7 可见, Hopfield 网络对测试集中新鲜蛋和散黄蛋的识别率均为 98%。

2.4 不同鸡蛋散黄检测分类模型效果对比

通过对图 4、图 5 和图 7 所示的辨识结果进行汇总, 得到如表 1 所示的各分类模型的辨识精度对比。

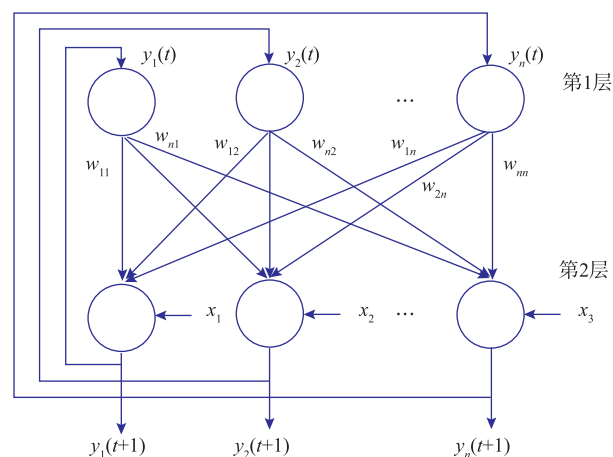


图 6 Hopfield 网络内部结构示意图

Fig. 6 Internal structure diagram of Hopfield neural network

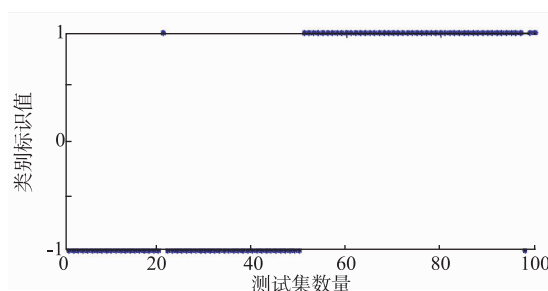


图 7 Hopfield 网络的辨识结果

Fig. 7 Identification results of Hopfield neural network

表 1 新鲜蛋和散黄蛋的辨识结果

Table 1 Identification results of Fresh and scattered yolk eggs

类 别	识别率/%		
	BP	RBF	Hopfield
新鲜蛋	96	98	98
散黄蛋	96	96	98

由表 1 可见, Hopfield 鸡蛋散黄检测模型对新鲜蛋和散黄蛋辨识效果最佳, 识别率均可达到 98%, 可对散黄蛋进行有效检测。

3 结 语

利用农产品的声学特性对其品质进行无损检测是近 30 年来发展较快的一门技术, 而以往利用声学特性检测鸡蛋品质时, 主要是通过声脉冲敲击法进行研究, 但其易受噪声干扰, 频谱幅值能量较低, 而扫频式振动鸡蛋可以极大地提高信噪比, 增

强鸡蛋振动信息,通过对图2的研究发现,其频谱幅值能量要比参考文献9和参考文献10中利用声脉冲敲击法的频谱幅值能量分别高近1至两个数量级,从而更加验证了扫频式振动在鸡蛋散黄检测中的可行性,且扫频振动时间为31.6 ms,能够对鸡蛋品质进行快速检测。研究结果表明,散黄蛋的敏

感频段出现在4 000~7 500 Hz范围内,且利用磁致伸缩振子扫频振动未知品质鸡蛋,再通过3尺度Daubechies小波变换分析,并结合Hopfield鸡蛋散黄检测模型检测鸡蛋散黄是可行的,且对新鲜蛋和散黄蛋的识别率均可达到98%,为鸡蛋散黄的无损检测提供了一种快速有效的方法。

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] 冯俊青. 基于SVM的鸡蛋外观品质检测方法研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2008.
- [3] DEHROUYEH M H, OMID M, AHMADI 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.
- [4] ALTUNTAS E, SEKEROGU A. Effect of egg shape index on mechanical properties of chicken eggs [J]. *Journal of Food Engineering*, 2008, 85(4): 606-612.
- [5] LIN H, ZHAO J, SUN L, et al. Stiffness measurement of eggshell by acoustic resonance and PLS models [J]. *Journal of Food Engineering*, 2011, 103(4): 351-356.
- [6] 熊欢. 蛋壳强度和厚度的近红外光谱检测分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [7] WANG J, JIANG R. Eggshell crack detection by dynamic frequency analysis [J]. *European Food Research and Technology*, 2005, 221(1-2): 214-220.
- [8] LIN H, ZHAO J W, CHEN Q S, et al. Eggshell crack detection based on acoustic impulse response and supervised pattern recognition[J]. *Czech J Food Sci Vol*, 2009, 27(6): 393-402.
- [9] 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.
- [10] 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]. *Chinese society of Agricultural Engineering*, 2005, 21(4): 11-15. (in Chinese)
- [11] 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. Detection of eggshell defects using the segmentation algorithm of real-time image based on DSP[J]. *Journal of Hunan University of Science and Engineering*, 2010, 31(4): 55-58. (in Chinese)
- [12] DUTTA R, HINES E L, GARDNER J W, et al. Non-destructive egg freshness determination: an electronic nose based approach [J]. *Measurement Science and Technology*, 2003, 14(2): 190-195.
- [13] 刘明, 潘磊庆, 屠康, 等. 电子鼻检测鸡蛋货架期新鲜度变化[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(4): 317-321.
LIU Ming, PAN Leiqing, TU Kang, et al. Determination of egg freshness during shelf life with electronic nose [J]. *Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(4): 317-321. (in Chinese)
- [14] YANDE L, YIBIN Y. Study on optical nondestructive inspection of chicken-egg freshness [J]. *Proceeding of JICAST*, 2002, 32(3): 112-116.
- [15] KEMPS B J, BAMELIS F R, DE Ketelaere B, et al. Visible transmission spectroscopy for the assessment of egg freshness[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 2006, 86(9): 1399-1406.
- [16] GIUNCHI A, BERADINELLI A, RAGNI L, et al. Non-destructive freshness assessment of shell eggs using FT-NIR spectroscopy [J]. *Journal of Food Engineering*, 2008, 89(2): 142-148.
- [17] LIN H, ZHAO J, SUN L, et al. Freshness measurement of eggs using near infrared (NIR) spectroscopy and multivariate data analysis[J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2011, 12(2): 182-186.
- [18] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [19] 汪小锋, 付强, 申旭光, 等. 基于BP神经网络的洋葱伯克霍尔德菌脂肪酶发酵软测量建模 [J]. *食品与生物技术学报*, 2010, 29(6): 921-926.
WANG Xiaofeng, FU Qiang, SHEN Xuguang, et al. Soft sensor modeling of Burkholderia cepacia lipase fermentation process based on BP neural network[J]. *Journal of food science and Biotechnology*, 2010, 29(6): 921-926. (in Chinese)
- [20] 杨淑莹. 模式识别与智能计算: Matlab技术实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.