

小麦碰撞声信号时域建模与分类*

张丽娜^{1,2}, 郭敏¹

(1. 陕西师范大学 计算机科学学院, 西安 710062; 2. 宝鸡文理学院 计算机科学系, 陕西 宝鸡 721013)

摘要: 分析小麦碰撞声信号, 可识别受损小麦。提取三类小麦碰撞声信号, 分析小麦碰撞声的时域特征, 建立合适的拟合模型, 并提取残差平方和、判定系数、峰值振幅等六个时域特征; 最后利用 BP 神经网络进行分类, 发现小麦完好粒、虫害粒及霉变粒碰撞声信号的时域特征存在差异, 并取得了较好的识别率。应用结果表明选用适当的数学模型能够较好地拟合小麦碰撞声信号, 实现区分受损小麦颗粒与完好小麦颗粒。

关键词: 检测方法; 碰撞声信号; 时域建模; 非线性拟合; BP 神经网络

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)01-0176-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.045

Time domain modeling and classification of wheat impact acoustic signal

ZHANG Li-na^{1,2}, GUO Min¹

(1. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China; 2. Dept. of Computer Science, Baoji University of Arts & Science, Baoji Shaanxi 721013, China)

Abstract: Analyzing the wheat impact acoustic is help to recognize the damaged wheat kernels. This paper extracted three types of wheat impact acoustic signal, and analysed the time domain characteristics of all the acoustic, established a suitable fitting model, and got the statistical parameters of SSE, the peak amplitude and other four time domain characteristics, and used BP neural network to class the wheat kernels. The experiment finds that the time domain characteristics of undamaged wheat kernels, the insect damaged kernels and the moldy kernels are different, and have achieved a better recognition rate. The application results show that the selection of appropriate mathematical model can fit the wheat impact acoustic signal better, distinguish undamaged wheat kernels and damaged wheat kernels successfully.

Key words: detection method; impact acoustic signal; time domain modeling; nonlinear fitting; BP neural network

0 引言

在粮食储藏期间, 储粮害虫的危害十分严重, 造成巨大损失。只有准确地检测, 才能做到有目的的防治, 因此发展和提高对小麦虫害粒的检测方法及结果至关重要。

在各种声检测方法中, 基于碰撞声信号的检测方法正逐渐应用于各种害虫检测和分类中。2001年, Pearson^[1]设计了基于声信号的碰撞声分类系统, 用于将未裂开的开心果从已裂开的开心果中分离。2004年, Onaran 等人^[2]使用碰撞声装置从成熟的榛子中检测出空榛子, 并使用了时域信号建模等五种不同的方法来提取声音特征, 最终识别成熟榛子和空榛子的正确率分别为 98% 和 97%。2005年, Pearson 等人^[3]将碰撞声发射模型应用于小麦虫害粒的检测, 分别提取小麦完好粒与 IDK (insect damaged kernels) 的碰撞声发射, 分析录制超声信号, 可以实现 IDK 与完好粒的分离。2010年, 美国农业部的 Pan 等人^[4]开发了豆类的碰撞声检测系统, 并使用密度分离技术来处理并分析豆子的碰撞声音和物理特性。2011年, Hosainpour 等人^[5]设计了分离土豆和泥块的碰撞声检测系统, 吞吐量可达到 20 t/h, 且正确率达到 97%。

本文实验通过碰撞声装置获取小麦完好粒、IDK 及霉变粒

的碰撞声信号, 对信号进行预处理后进行时域建模, 选取六个参数作为有效特征, 建立了 BP 神经网络模型, 最终较好地识别了这三类麦粒, 为下一步设计分离小麦受损颗粒系统提供了理论依据。

1 材料与方法

1.1 实验装置

收集粮仓中同种类完好小麦 150 粒、已被米象蛀孔的 IDK 150 粒、真菌侵蚀的霉变粒 150 粒, 共 450 粒小麦用于实验。麦粒掉落在 24 cm × 11 cm × 0.06 cm 的钢板上, 掉落高度为 50 cm, 钢板的水平倾斜角度为 30°, 用型号为舒尔 BG 4.1 的专业麦克风录制碰撞声信号, 并传送到装有 MAYA 44 声卡的计算机中, 采样频率为 48 000 Hz, 完好粒、IDK 和霉变粒各采集 150 个声信号。计算机获取数据, 进行保存、处理, 并控制数据采集系统。

1.2 时域建模

小麦霉变粒、IDK 与完好粒的物理构造不同, 它们的碰撞声信号一定存在差异, 可根据信号时域特征识别受损麦粒与完好麦粒。时域建模分两个步骤: a) 对原始碰撞信号进行处理分析, 获取具有每类麦粒典型特征的时域信号曲线; b) 对处理

收稿日期: 2012-05-14; 修回日期: 2012-06-29 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10974130)

作者简介: 张丽娜(1983-), 女, 陕西宝鸡人, 助教, 硕士, 主要研究方向为数字信号处理(zlina@stu.snnu.edu); 郭敏(1964-), 女(通信作者), 江苏镇江人, 教授, 博士, 主要研究方向为数字信号处理、模式识别。

后得到的曲线采用非线性拟合法取得统计参数^[6]。

1.2.1 曲线拟合原理

拟合曲线能够反映所给数据点总的趋势,以消除其局部波动。假设给定采样数据点为 $(x_1, f(x_1)), (x_2, f(x_2)), \dots, (x_m, f(x_m))$, 求函数 $\varphi(x)$, 使得式(1)值最小。

$$\sum_{i=1}^m [\varphi(x_i) - y_i]^2 = \sum_{i=1}^m [\sum_{j=1}^n a_j \varphi_j(x_i) - y_i]^2 \quad (1)$$

通常,在解决实际问题时先将已知数据点的散点图画出来,然后设计拟合的曲线类型,最后根据某种准则选定最佳曲线。关于拟合曲线的几点说明:a)若 $\varphi(x)$ 为拟合函数,式(1)值最小为拟合条件;b)若 $\varphi(x)$ 是多项式函数,则称为多项式拟合,当 $\varphi(x)$ 是线性函数时,称为线性拟合;c)如果 $\varphi(x)$ 为指数函数、对数函数、幂函数或三角函数等,则称为非线性拟合。

1.2.2 数据预处理

图 1 显示了小麦完好粒、IDK 和霉变粒碰撞声的典型原始信号,图 2 为预处理后三类麦粒的信号。可以发现,三类麦粒的碰撞声的时域信号存在一定差异。完好粒与其余两类相比,其峰值振幅及峰值附近的采样点振幅值较大;IDK 与其余两类麦粒相比,其峰值振幅值偏低,振动持续时间较短,这与麦粒内部被蛀孔有关;霉变粒信号的振动持续时间较长且时域信号较密集。基于这些特征,用时域建模提取特征值的方法是可行的。

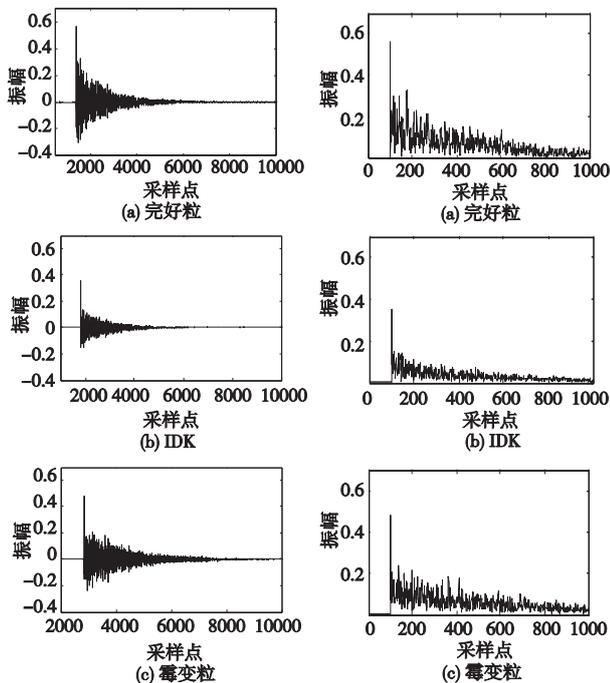


图 1 三类麦粒的原始信号(10 000个采样点)

图 2 三类麦粒预处理后的信号

在 MATLAB R2011a 环境下,对信号进行如下处理:

- a) 对原始碰撞信号所有采样点取绝对值以修正信号。
- b) 取所有信号采样点振幅的极大值组成新的信号序列。
- c) 以信号峰值振幅为中心,选取共计 1 000 个采样点作为新的信号序列。经过反复实验,如此选取信号采样点数量可以较准确地描述小麦颗粒碰撞瞬间的时域特征,并获得较好的拟合效果。

1.2.3 非线性拟合

$$Y = e^{(p_1 + \frac{p_2}{x^{0.5}} + \frac{p_3}{x^{1.5}})} \quad (2)$$

实验采用 1stOpt 软件对信号进行非线性拟合,经过多次实验,确定采用拟合式(2)对采样点数据进行非线性拟合。其中: Y 是方程在数据点 x 处的值; p_1, p_2, p_3 是式(2)的参数,这些参数是由非线性的衰退动态链接库来迭代估计的,可作为有用特征用于识别。经过对三类麦粒碰撞声信号的多次拟合,式(2)的曲线可获得较好的拟合效果。设置 1stOpt 软件使用麦夸特法(Levenberg Marquardt, LM)与通用全局优化算法,收敛判断指标为 $1.00e-10$,最大迭代数为 1 000,实时输出控制数设置为 200。

1.3 特征提取

通过拟合可以得到多个统计参数,经过多次实验对比,选用识别效果较好的残差平方和、判定系数两个统计参数,结合 p_1, p_2, p_3 和峰值振幅六个参数作为识别受损小麦与完好小麦的有用特征。

1.3.1 残差平方和

残差平方和(sum of squares due to error, SSE)是原始数据和拟合数据对应点之差的平方和。SSE 的计算方法如式(3)所示:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

SSE 越接近于 0,说明模型选择和拟合效果越好。从三类小麦样本中各任取 50 粒,其采样点的 SSE 值如图 3 所示。可以看出, IDK 的 SSE 值与模型拟合效果较好,其值低于霉变粒和完好粒,而完好粒与霉变粒的 SSE 值比较接近。

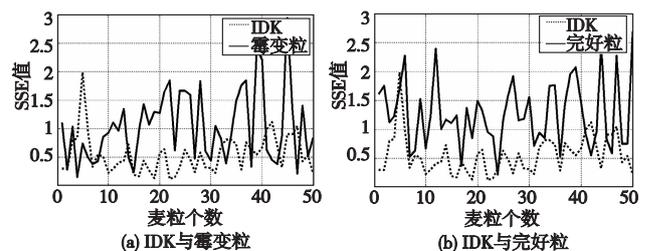


图 3 两类麦粒的 SSE 对比

1.3.2 判定系数 R^2

方差的二次方 R^2 (coefficient of determination, 判定系数)也可以用于区分 IDK 和霉变粒, R^2 的值由回归平方和 SSR、总平方和 SST 两个参数决定。其中,SSR 为拟合数据与原始数据均值之差的平方和,计算式如下:

$$SSR = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

总平方和 SST 为原始数据和均值之差的平方和,计算式如下:

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (5)$$

R^2 的值由 SSR 和 SST 决定,计算式如下:

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{SST - SSE}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (6)$$

其中,判定系数是通过数据的变化来表征一个拟合的好坏。由式(6)可知,判定系数的正常取值为 $[0, 1]$,其值越接近 1,表明方程的变量对 y 的解释能力越强,这个模型对数据拟合得也越好。从三类小麦样本中各任取 50 粒,其采样点的 R^2 值如图 4 所示。可以看出,霉变粒的 R^2 值低于 IDK 和完好粒,而完好粒与 IDK 的 R^2 值比较接近。

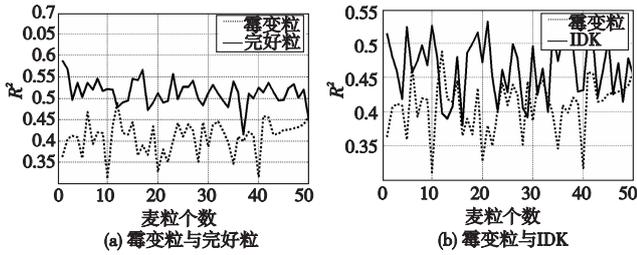


图4 两类麦粒的 R^2 值对比

1.3.3 特征值 p_1 、 p_2 和 p_3

根据拟合结果可以得到方程的三个参数 p_1 、 p_2 和 p_3 的值。表 1 列出了三类麦粒所有样本 p_1 、 p_2 和 p_3 的平均值。经过观察分析,可知三类麦粒的 p_1 、 p_2 和 p_3 值存在一定差异,霉变粒的 p_1 值低于完好粒和 IDK;完好粒的 p_2 值远高于 IDK 和霉变粒, p_3 值远低于其他两类。

表 1 所有完好粒、IDK 及霉变粒样本的 p_1 、 p_2 和 p_3 平均值

各参数平均值	完好粒	IDK	霉变粒
p_1 平均值	-6.64	-6.26	-5.77
p_2 平均值	84.21	70.34	66.32
p_3 平均值	-4 273.36	-3 852.04	-3 669.21

以 p_3 为例,从每类小麦的 150 个样本中任取 50 粒,其碰撞信号与式(1)拟合得到的 p_3 值两两对比如图 5 所示。

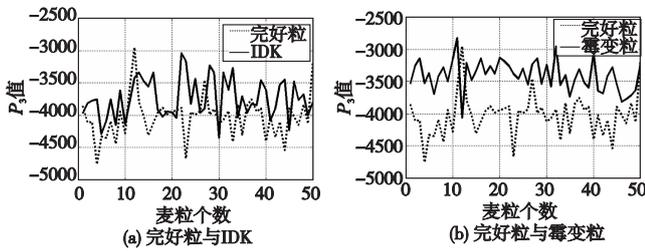


图5 两类麦粒的 p_3 值对比

1.3.4 峰值振幅

观察图 2 可知,IDK 由于颗粒内部蛀孔,其碰撞信号的峰值振幅略低于其他两类,于是可将信号的峰值振幅作为有用特征。表 2 列出了三类麦粒所有 150 个样本峰值振幅的平均值,可得出结论:IDK 的峰值振幅远低于完好粒和霉变粒,完好粒的峰值振幅值较高,此特征有助于提高 IDK 的识别率。

表 2 完好粒、IDK 及霉变粒的峰值振幅平均值

参数	完好粒	IDK	霉变粒
峰值振幅平均值	0.53	0.31	0.46

2 结果与分析

2.1 BP 神经网络设置

BP 神经网络是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,信号正向传递到输出层后,如果期望输出的误差较大,则根据误差进行逆向传播,逐层修正 BP 网络权值和阈值。通过重复执行以上过程,使得 BP 网络的权值阈值针对具体的模型不断修改,预测输出不断逼近期望输出^[7]。

本实验将样本信号分为两部分,小麦完好粒、IDK 和霉变粒各取 100 个碰撞声信号作为训练样本集,另外 50 粒作为测试样本集。

实验采用双隐层网络结构,选取三种类型麦粒的上述六个特征作为特征向量,并对样本作归一化处理。经过多次调试,

双隐层节点值分别为 20 和 10 时有最小的标准偏差误差和较高的稳定性。在输入层用线性函数作为传递函数,在隐层和输出层用非线性双曲正切函数作为传递函数^[8],学习率为 0.001。

2.2 分类结果及分析

使用 SSE、 R^2 、参数 p_1 、 p_2 、 p_3 及峰值振幅共六个特征值,得到完好粒、IDK 和霉变粒的识别率如表 3 所示。由实验结果可看出,此检测方法可以较好地识别同种类小麦的三种不同类型,并且识别率可达到 80% 以上。说明了通过对小麦碰撞声信号进行时域建模,提取有效特征后可以区分受损麦粒和完好麦粒,并且使用 BP 神经网络可以得到较好的识别率。

表 3 完好粒、IDK 和霉变粒的识别结果

麦粒类型	训练样本数	测试样本数	识别率/%
完好粒	100	50	82
IDK	100	50	84
霉变粒	100	50	80

3 结束语

本文通过一种小麦碰撞声装置获得小麦碰撞声,使用基于时域建模的小麦碰撞声信号特征提取方法,并与适合的数学模型拟合,提取适当的特征参数,通过时域特征可识别受损小麦与完好小麦。实验结果表明:通过合理选择特征向量、设置神经网络,此系统即可实现对小麦完好粒、IDK 以及霉变粒的分类。该方法能适用于其他小麦受损类型,如发芽粒的识别,也可推广到其他农产品碰撞声信号的分类研究。

参考文献:

- [1] PEARSON T C. Detection of pistachio nuts with closed shells using impact acoustics[J]. *Applied Engineering in Agriculture*, 2001, 17 (2): 249-253.
- [2] INCE N F, PEARSON T C, TEWFIK A H. Identification of damaged wheat kernels and cracked-shell hazelnuts with impact acoustics time-frequency patterns[J]. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 2008, 51 (4): 1461-1469.
- [3] PEARSON T C, CETIN A E, TEWFIK A H. Detection of insect damaged wheat kernels by impact acoustics[C]//Proc of IEEE ICASSP. [S. l.]: IEEE Press, 2005: 649-652.
- [4] PAN Zhong-li, ATUNGULU G G, WEI Lin, et al. Development of impact acoustic detection and density separations methods for production of high quality processed beans[J]. *Journal of Food Engineering*, 2010, 97 (3): 292-300.
- [5] HOSAINPOUR A, KOMARIZADE M H, MAHMOUDI A M, et al. High speed detection of potato and clod using an acoustic based intelligent system [J]. *Expert System with Application*, 2011, 38 (10): 12101-12106.
- [6] 严晓明, 郑之. BP 与 RBF 网络在一些非线性曲线拟合上性能的比较[J]. *福建农林大学学报: 自然科学版*, 2011, 40 (6): 653-656.
- [7] 邵军, 刘君华, 乔学光, 等. 放大自发辐射解调的光纤光栅振动传感系统时域建模研究[J]. *西安交通大学学报*, 2010, 44 (4): 43-47.
- [8] 聂晓颖. 果蝇鸣声特征提取及人工神经网络分类研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2007.