

基于声波的玉米含水量测定

孙永海¹,何小平¹,孙瑜²

(1. 吉林大学 生物与农业工程学院,长春 130022; 2. 吉林大学 电子科学与工程学院,长春 130012)

摘要:利用声音传感器采集玉米籽粒流从高处落到相同状态玉米堆时发出的撞击声音,对声音信号进行滤波预处理,提取声波信号强度、功率谱能量、谱峰值等特征值来描述信号。应用多元线性回归、二项式回归和神经网络等方法进行全面分析。试验结果表明:声波信号强度功率谱能量及谱峰值等特征值与玉米籽粒含水量之间存在较强的相关性,其中信号强度相关性最大。利用这些特征能够准确地测定籽粒含水量,其中二项式回归模型最接近实测值。

关键词:食品检测技术;含水量测定;声学分析;玉米含水量

中图分类号:TS210.7 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-5497(2007)03-0726-05

Corn moisture measurement based on acoustic analysis

Sun Yong-hai¹, He Xiao-ping¹, Sun Yu²

(1. College of Biological and Agricultural Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. College of Electronic Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: A method to measure the corn moisture by acoustic analysis was proposed. The sound wave was acquired by a computer system equipped with a sound sensor. After the filtration of noise from the sound signals, the features, such as the acoustic intensity, spectrum energy and peak value were calculated to describe the sound waves. Multiple linear regression, binominal regression and neural network methods were applied in the analyses. Results show that there exist prominent relationships between these features and the moisture content, and among these features acoustic intensity is the most significant one. Using these relationships the corn moisture content can be accurately measured. The predicted data by the binominal regression model is the closest one to the real data.

Key words: food inspection technology; moisture measurement; acoustic analysis; corn moisture

含水量是评价粮食品质最基本的指标^[1]。目前测定玉米含水量的方法有:加热干燥法、电测法、微波法、核磁共振法以及近红外光谱法^[2-7]。这些方法由于各种原因未能在广大基层粮库、粮站应用。因此,急需研制能快速、准确预报水分含量,且成本较低的快速水分检测仪。Brusewitz^[8]发现谷物籽粒的含水量影响籽粒的弹性和振动特

性。谷物籽粒相互撞击而产生的声音与籽粒的水分含量存在一定的关系。基于这一规律,作者提出了一种以声波测定技术为基础的快速测定玉米水分含量的方法。

1 试验材料及设备

试验材料选用吉林黄玉米,设备主要有:集料

收稿日期:2006-01-16.

基金项目:吉林大学种子基金资助项目(419070402418);吉林省人才开发基金资助项目(200605).

作者简介:孙永海(1956-),男,教授,博士生导师. 研究方向:食品品质智能检测.

E-mail:sunyonghai@email.jlu.edu.cn

器漏斗、支架台、天平,干燥箱。声波信号采集系统主要由声音传感器、信号采集卡、计算机等组成。

2 试验方法

测试系统如图1所示。料斗底部与接盘的距离为25 cm,声音传感器与声源的距离为7 cm。为防止落下的玉米与接盘边相碰撞发出声音,放置玉米的接盘上要垫10层纱布,以减少外界干扰。实验前将接盘装满相同含水量的玉米籽粒至自然休止状态,取相同质量的玉米籽粒装入料斗,打开料斗开关,使其从同一高度自由落下,并与落点玉米籽粒撞击,利用声音传感器采集籽粒相互撞击的声音流。实验取含水量不同的10个等级玉米,每个级别玉米测定3次,相同级别内实验也重复3次。玉米含水量按照GB/T 10362—89测定。

假设当玉米落到玉米堆时,所有声音能量才被释放出来。以玉米下落时击中玉米堆时发出的声音作为主要声源,而忽略其他声源。

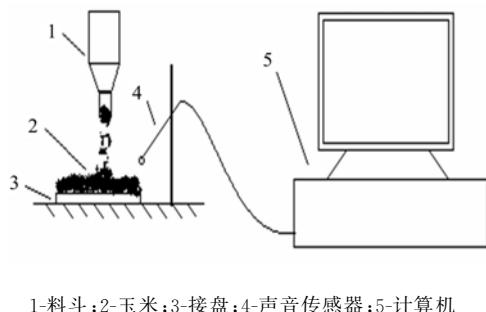


图1 声波采集测试系统简图

Fig. 1 Scheme of the acoustic acquisition system

由于籽粒下落速度、籽粒质量、声音传感器位置、声源与料斗距离等参数都对声音流有影响,所以要确保每次试验这些参数都不变,此外需尽量使声音传感器远离计算机和其他噪音源。

3 声音信号处理

根据奈奎斯特抽样定理,信号的采样频率选用16 000 Hz,图2为所采集的声音信号。采集的声音信号携带多种信息,需要对信号进行处理分析,从复杂的信号中提取有用的信息,剔除不需要的信息。

3.1 信号滤波

在对声音信号进行分析之前,需要对信号进行预处理,滤除背景低频干扰声音信息。由于实

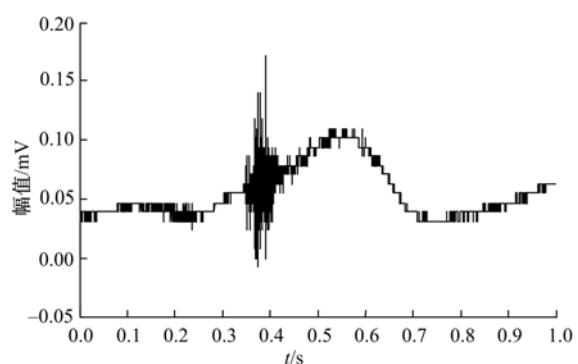


图2 采集声音信号的时谱图

Fig. 2 Chart of the acquired acoustic signal series

验采集的信号为离散数字信号,所以需要设计一个合适的数字滤波器把低频噪音滤除。采用凯塞窗函数设计法,基于MATLAB完成滤波器的计算。

分析信号的时谱图及频谱图,选择滤波器各种性能指标,完成滤波器的设计。然后对信号进行滤波,图3为滤波后的声音信号时谱图,与图2相比较,滤波效果很好。

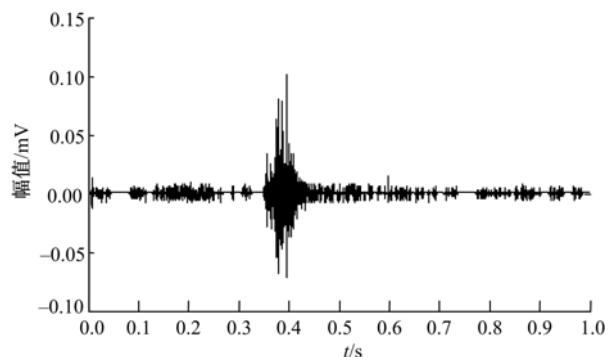


图3 滤波后的声音信号时谱图

Fig. 3 Chart of the filtered acoustic signal series

3.2 信号分析

(1)时域分析

设 $x(n)$ 是离散随机信号, $x(n)$ 在第 n 个采样点的强度为 $|x(n)|^2$,则 $x(n)$ 的强度 E 的运算式为

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \quad (1)$$

利用式(1)计算各水分等级下采集的声音信号的强度如表1所示。表1客观地表示出了不同含水量玉米籽粒碰撞时,产生声音强度的差别。这种细微的差别,人耳是无法区分的。

(2)功率谱分析

由于声音信号中最重要的特性反映在功率谱中,本研究对信号的功率谱能量、谱峰及谱峰位置

等特征值进行了分析。

计算功率谱能量、谱峰值及谱峰位置见表 2。采用 Welch 法估计信号的功率谱, Welch 法采用信号重叠分段、加窗函数和 FFT(快速傅立叶变换)等算法计算信号序列的自功率谱估计。

表 1 声音信号强度

Table 1 Acoustic intensity of Sound signal series

含水量/%	11.261	12.709	13.395	15.058	15.796
E/dB	0.2404	0.2294	0.1977	0.1649	0.1517
含水量/%	16.779	18.899	19.543	21.108	22.121
E/dB	0.1443	0.1553	0.1332	0.1051	0.0932

表 2 声音信号功率谱

Table 2 Spectrum energy of Sound signal series

含水量/%	能量/dB	峰值/dB	谱峰位置/n
11.261	21.9714	40.2250	314
12.709	21.8394	40.1501	304
13.395	21.7735	39.4139	356
15.058	23.4815	42.0391	296
15.796	23.5841	41.8020	297
16.779	23.2734	41.5104	296
18.899	23.4304	41.5101	316
19.543	23.4528	41.3637	307
21.108	25.0627	43.1772	312
22.121	25.9028	44.4157	338

有限长随机信号序列 $x(n)$ 的傅立叶变换和功率谱密度估计 $\hat{S}_x(f)$ 存在如下关系

$$\hat{S}_x(f) = \frac{1}{N} |x(f)|^2 \quad (2)$$

式中: N 为随机序列 $x(n)$ 的长度。

在离散的频率点 $f(k\Delta f)$ 可得

$$\hat{S}_x(k) = \frac{1}{N} |X(k)|^2 = \frac{1}{N} |\text{DFT}[x(n)]|^2, \\ k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

式中: DFT 为离散傅立叶变换。

Welch 法将信号序列 $x(n)$ 分成重叠的 P 个小段, 每小段有 m 个采样值, 则 $P_m = N$ 。按 2:1 重叠分段, 即前一段信号与后一段信号有一半是重叠的。分段后, 用非矩形窗口对每一小段信号序列进行预处理, 然后对每小段信号序列进行功率谱估计, 求它们的平均值作为整个序列 $x(n)$ 的功率谱。

功率谱能量为信号在整个频率段的总能量, 计算公式为

$$E_x = \sum_{k=0}^{N-1} \hat{S}_x(k) \quad (4)$$

谱峰值及峰值位置分别为信号在整个频率段中的最大功率谱密度和所在位置的 n 值。

(3) 特征值与含水量的相关性分析

初选信号强度、功率谱能量、谱峰值及谱峰位置作为描述信号的特征值, 为了分析这些特征值与玉米籽粒含水量的相关性, 绘制散点图见图 4。

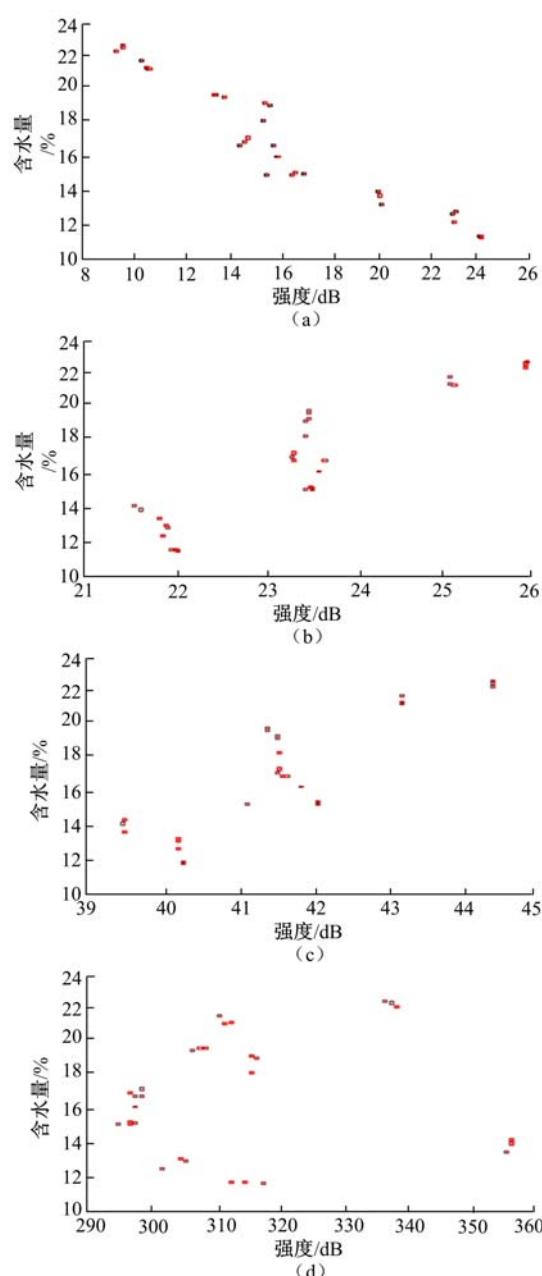


图 4 信号特征与含水量关系散点图

Fig. 4 Scatter chart of features and corn moisture

表 3 给出了特征值与含水量之间的相关系数, Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 分别表示信号强度、功率谱能量、谱峰值及谱峰位置。

表3 特征值与含水量之间的相关系数

Table 3 Correlation coefficients between the features and corn moisture

特征值代号	Z_1	Z_2	Z_3	Z_4
相关系数 r	-0.958	-0.904	0.848	0.088

从图4和表3可以看出,谱峰位置与含水量之间几乎不存在相关性。当显著性水平 $\alpha=0.05$ 时,信号强度、功率谱能量及谱峰值与含水量之间的相关性显著。故最终选择信号强度、功率谱能量及谱峰值作为描述信号的特征值。

4 数学模型

试验采集了360组数据,抽取100组用于回归和训练,30组用于测试。采用多元线性回归、神经网络及二项式回归三种分析方法对数据进行分析。

4.1 多元线性回归

根据特征值与含水量相关性的分析结果,利用 Z_1, Z_2, Z_3, d 建立多元线性回归模型, d 为玉米籽粒含水量。经过计算,得到回归方程:

$$\hat{d} = 34.051 - 35.9003Z_1 - 3.8734Z_2 + 2.4608Z_3 \quad (5)$$

经检验,复相关系数为0.964,判定系数为0.929,调整判定系数为0.893,回归方程的估计标准误差为1.206 07。回归方程显著性检验概率值计算结果为0.01。

4.2 神经网络模型的构建

为了对比分析,采用3层带有动量项和自适应学习率的BP神经网络进行函数逼近。选择信号强度、功率谱密度及谱峰值作为BP网络的输入,含水量作为网络的输出。隐含层激活函数为对数S型函数,输出层激活函数为线性函数。

用抽取的100组试验数据对BP神经网络进行训练。通过调整隐含层的神经元数和训练次数,使网络误差满足工作要求,得到输入层、隐含层和输出层的权系数及各个节点的阈值。然后利用训练好的BP网络来预测籽粒含水量。

4.3 二项式回归

考虑到信号强度与含水量之间的相关系数高达0.958,故对单独利用信号强度预报玉米含水量的可行性进行了研究。图5为信号强度与含水量的回归效果图。

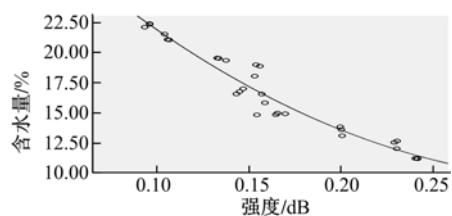


图5 信号强度与含水量的关系

Fig. 5 Relationship between Acoustic intensity and corn moisture

利用最小二乘法进行二项式回归,分析信号强度与含水量之间的关系。经过计算,得到回归方程

$$\hat{d} = 204.9994Z_1^2 - 141.4353Z_1 + 33.7281 \quad (6)$$

经检验,判定系数为0.936,回归方程显著性检验概率值计算结果为0.000。

5 结果分析

利用多元线性回归方程、神经网络及二项式回归方程,对玉米的含水量进行预报。试验取10种不同含水量玉米,每种玉米测定3次,共30组数据用于测试。

图6为用3种数学分析方法对30组测试样本的预报准确率。如果预报值与实际值相差在1%以内,认为其预报结果准确;如果预报值与实际值相差在2%以内,则认为其预报结果较准确。由图6可看出,利用二项式回归模型预报的结果准确率最好,30组样本中有73.3%的预报值与实际值相差小于2%,56.7%的预报值与实际值相差小于1%,神经网络次之,多元线性回归模型准确率最低。

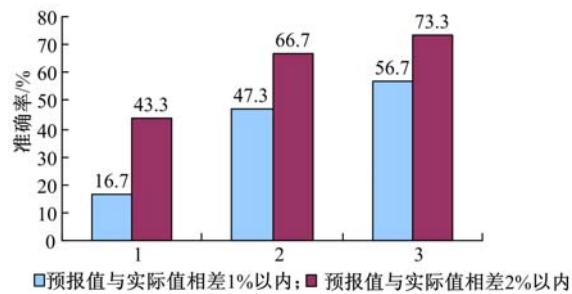


图6 三种分析方法预报准确率的比较(样本数:30)

Fig. 6 Comparison of predicted accuracies in three analysis methods (Samples: 30)

如取相同含水量玉米重复测定3次的预报结果平均值作为最终预报值,预报准确率可得到很大的提高,如图7。二项式回归模型和神经网络模型都以100%的准确率达到比较准确的测定水平,二项式回归模型效果最好,多元线性回归模型的预报结果比较差。

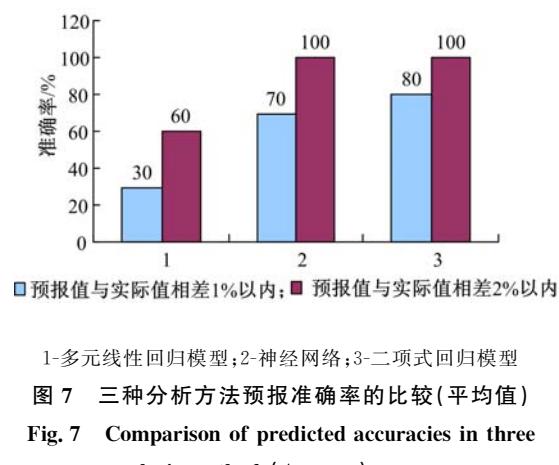


图7 三种分析方法预报准确率的比较(平均值)

Fig. 7 Comparison of predicted accuracies in three analysis methods(Average)

6 结束语

从籽粒声音信号中提取的信号强度、功率谱能量及谱峰值等特征值与籽粒含水量之间存在较强的相关性,信号强度相关性最大。利用这些特征值能够较准确地预报籽粒含水量,其中二项式回归模型对籽粒含水量的预报结果比神经网络、多元线性回归模型更准确,更接近实际值。

参考文献:

- [1] Piotr P Lewicki. Water as the determinant of food engineering properties [J]. A Review Journal of Food Engineering, 2004, 61(4): 483-495.
- [2] Amoodeh M T, Khoshtaghaza M H, Minaei S. Acoustic on-line grain moisture meter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 52(1): 71-78.
- [3] Nelson S O, Trabelsi S, Kraszewski A W. Advances in sensing grain moisture content by microwave measurement[J]. Trans ASAE, 1998, 41(2): 483-487.
- [4] Zoerb G C, Moore G A, Burrow R P. Continuous measurement of grain moisture content during harvest[J]. Trans ASAE, 1993, 36(1): 5-9.
- [5] Kandala C V K, Nelson S O, Leffler R G, et al. Instrument for single-kernel nondestructive moisture measurement[J]. Transactions of the ASAE, 1993, 36(3): 849-854.
- [6] Chen Chia-chung. Moisture measurement of grain using humidity sensors [J]. Transactions of the ASAE, 2001, 44(5): 1241-1245.
- [7] Ruan Rongs-heng, Brusewitz G. A low cost sound pressure grain moisture transducer[J]. Trans of the ASAE, 1989, 32(1): 316-320.
- [8] Brusewitz G, Venable P B. Sound level measurements of flowing grain [J]. Transactions of the ASAE, 1987, 30(3): 863-864.