

BP 神经网络在扬声器异常音检测中的应用

李宏斌¹, 徐楚林^{1,2}, 温周斌^{1,2}

(1. 中国科学院声学研究所东海研究站, 上海 200032; 2. 浙江中科电声研发中心, 浙江嘉善 314100)

摘要: 提出一种采用神经网络判断扬声器是否存在异常音的方法。首先简单介绍了获取扬声器异常音曲线的方法和神经网络中的 BP 模型及其训练方法, 并比较了基本 BP 算法和共轭梯度法两种训练方法的差异。再将所获得的异常音曲线作为神经网络的输入向量, 将听音员的听测结果作为目标向量, 并使用共轭梯度法进行网络的训练。最后通过已训练好的人工神经网络判断扬声器是否存在异常音。实验结果表明, 该方法可替代传统的人工设置门限的方法, 并可大幅降低扬声器异常音检测的虚警率。

关键词: 扬声器异常音; 神经网络; 共轭梯度法; 虚警率

中图分类号: TB54

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2014)-06-0522-04

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2014.06.009

The application of BP neural network in loudspeaker's Rub & Buzz detection

LI Hong-bin¹, XU Chu-lin^{1,2}, WEN Zhou-bin^{1,2}

(1. Shanghai Acoustics Lab., Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200032, China;

2. Zhejiang Electro-Acoustic R&D Center, CAS, Jiashan 314115, Zhejiang, China)

Abstract: This paper proposes a method of using neural network to judge whether a loudspeaker is good or not. First, the method of how to obtain the Rub & Buzz curve and the BP model including its training methods are simply introduced. Besides, the comparison between the basic BP algorithm and the conjugate gradient algorithm is also made. Then the Rub & Buzz curve is used as the BP network's input vector and the judgment result of experienced worker is used as the BP network's output vector and use the conjugate gradient algorithm to train the network. Finally, the trained BP network can judge whether the measured loudspeaker is good or not. The experimental results show that judging a loudspeaker is good or not by a threshold, which is set up by engineer, can be replaced by artificial neural network, and the false alarm rate is greatly reduced.

Key words: loudspeaker's Rub & Buzz; ANN; conjugate gradient method; false alarm rate

0 引言

近 10 年来, 国内外电声工程师一直致力于异常音检测技术的研究, 期望采用扬声器异常音检测仪来取代人工听音。国外具有代表性的异常音检测仪是德国的 Klippel QC 系统^[1], 它以连续对数扫频信号作为激励信号, 采用 Meta-Hearing 技术^[2]提取出被测扬声器的高次谐波信息, 并综合利用这些信息绘制出异常音曲线, 最后将所获得的异常音曲线与设定的门限进行比较来判断扬声器是否存在异常音。国外类似的检测系统还有美国 Listen 公司的 SoundCheck、意大利 Audiomatica 公司的 Clio QC、列支敦士登 NTI 公司的 PrueSound 和日本 ETANI

公司的 TX 系统等, 在使用这类系统的过程中, 均需要有经验的工程师根据已测量得到的合格扬声器样品的异常音曲线设置合理的门限。若门限设置过紧, 则会产生较高的虚警率, 带给企业过高的次品率, 或后续不必要的重新确认所需的人力成本; 若门限设置过宽, 则会漏检有异常音的瑕疵品, 损害企业产品品质及信誉。

为了缓解上述问题, 本文尝试采用神经网络的方法判断扬声器有无异常音。

1 扬声器异常音曲线的获取

本文基于扬声器的 Volterra 模型^[3-5], 选用连续对数扫频信号激励被测扬声器^[6], 根据采集到的响应信号及激励信号本身计算出被测扬声器的异常音曲线。

获取异常音曲线的原理框图如图 1 所示^[7], 首

收稿日期: 2014-04-23; 修回日期: 2014-08-04

作者简介: 李宏斌(1989—), 男, 上海人, 硕士研究生, 研究方向为电声技术。

通讯作者: 李宏斌, E-mail: feishastop@gmail.com

先，通过连续对数扫频信号 $u(t)$ 激励被测扬声器，获得该扬声器的响应信号 $y(t)$ ，通过 $y(t)$ 和 $u(t)$ 可计算出该扬声器的冲激响应 $h(t)=\text{iffit}(Y(\omega)/U(\omega))$ 。然后，选则合适的滤波器阶数^[8]，提取 $h(t)$ 中表征低次谐波响应的 $h'(t)$ ，并将激励信号 $u(t)$ 与 $h'(t)$ 做卷积，即可获得表征低次谐波响应的信号 $y'(t)$ 。最后，计算 $y(t)$ 与 $y'(t)$ 的差值即得到表征扬声器异常音的高次谐波响应^[7]，再提取该高次谐波响应的绝对值的包络，此包络即为异常音曲线 $r(t)$ 。

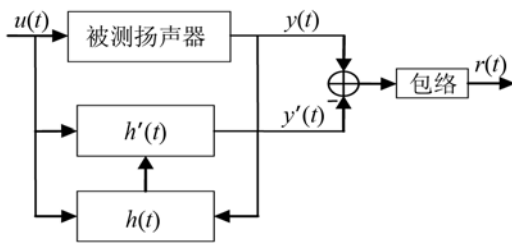


图 1 获取异常音曲线的原理框图
Fig.1 The diagram of obtaining the Rub&Buzz curve

2 人工神经网络与异常音判决

在获得了扬声器的异常音曲线之后，通常的做法是由工程师根据合格样品的异常音曲线设定门限，然后将被测扬声器的异常音曲线与该门限进行比较以判断扬声器是否存在异常音。由于需要工程师凭经验设定门限，而门限的高低或宽严又决定了虚警率和漏检率的大小，对产品质量管控依然带来一些不确定因素。为了避免这一难题，本文尝试采用人工神经网络的方法，通过对合格品和不良品的异常音曲线的训练来判断扬声器有无异常音。

人工神经网络是一种利用大量的简单计算单元(神经元)构成的非线性系统，它模仿人脑神经系统的信息处理、存储及检索功能，具有较好的学习、记忆和推理等智能处理能力。利用人工神经网络所具有的高度并行性和非线性，以及良好的容错性与联想记忆、自学习功能等突出特点，期望其替代传统的门限设置方法，并获得较高的异常音判断正确率。

2.1 人工神经网络模型^[9]

限于本文的实际应用，本文中使用的如图 2 所示的 BP 人工神经网络^[9]，其输入向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) 为扬声器的异常音曲线，目标向量 (y_1, y_2, \dots, y_n) 为听音员的测试结果(1-0 表示有异常音，0-1 表示无异常音)。

2.2 人工神经网络的训练

人工神经网络需要通过训练才能达到预先设

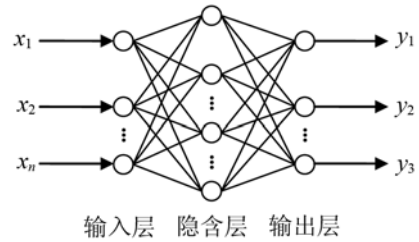


图 2 BP 网络的拓扑结构
Fig.2 BP network topology

定的功能，该训练也称为学习，指的是神经网络在受到外部环境的刺激下调整神经网络的参数，使神经网络以一种新的方式对外部环境作出反应的一个过程。不同的训练方法，其训练成功的难易程度及速度会大不相同。本节简单介绍在模式识别领域中广泛应用的基本 BP 算法及其改进算法。

2.2.1 基本反向传播(Back-Propagation, BP)算法

BP 网络的训练过程包括正向传播和反向传播两部分^[9]。BP 算法^[10]即误差的反向传播算法是前向网络由教师监督学习的普遍采用的有效方法。

对图 2 所示的 BP 神经网络，设有 N 对学习样本 $\{X_k, Y_k\} (k=1, 2, \dots, N)$ ，定义其目标函数 E 为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N [(Y_k - \hat{Y}_k)]^2 \quad (1)$$

其中： \hat{Y}_k 为网络的实际输出， E 反映网络输出与样本的总体误差。

所谓学习就是使得目标函数 E 的无约束最小优化，采用梯度法在最速下降负梯度方向搜寻 E 的最小值，则神经元间连接的权值改变量为：

$$\Delta W_{ij}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} \quad (2)$$

其中： $\frac{\partial E}{\partial W}$ 反映了目标函数 E 的梯度方向， η 是权值的学习速率， η 的大小直接影响了 BP 网络的学习速率和收敛性。

当目标函数 E 满足某个很小的预设值 ε (如 $\varepsilon=0.01$) 时，即认为网络学习完毕。

2.2.2 共轭梯度法

基本 BP 算法本质上为梯度下降法，它所优化的目标函数非常复杂，容易出现“锯齿现象”，因而该算法效率较低。同时，该算法是一种局部搜索的优化方法，有可能陷入局部极值，使训练失败。

利用共轭梯度法能有效改善基本 BP 算法的缺点。共轭梯度法^[11]是一种重要的无约束最优化方法，其基本思想是利用已知点的梯度构造一组共轭方向，并按此方向搜索目标函数的极值。基于共轭梯度法的 BP 算法为^[12]：

首次权值调整取负梯度方向，即

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} \quad (3)$$

从第二次起，权值修正方式为：首先计算共轭因子 β ， β 的计算公式为

$$\beta = \frac{(\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t))^T (\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t) - \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t-1))}{\left\| \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t-1) \right\|^2} \quad (4)$$

然后，再调整权值，权值的迭代公式为

$$\Delta W_{ij}(t+1) = -\eta (\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}(t) + \beta \Delta W_{ij}(t)) \quad (5)$$

这样的修正方式可使得相邻两次的搜寻方向均呈共轭关系，以保证较快的收敛速度。

在同等条件下(网络类型、样本、目标函数)，对比了基本 BP 算法和基于共轭梯度的 BP 算法，所得误差曲线如图 3 所示。由图 3 可知，采用基本 BP 算法的网络在经过 217 次训练后，目标函数达到 0.1076，网络训练失败且出现了明显的“锯齿现象”；而采用基于共轭梯度法的 BP 算法的 BP 网络在经过 105 次训练后，目标函数达到 0.06268，网络训练成功。而且后者的学习速率较前者显然快很多。

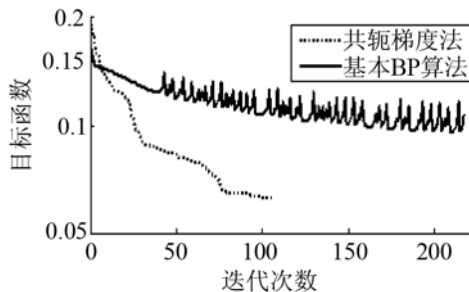


图3 BP 基本算法与共轭梯度法的网络误差曲线
Fig.3 Neural net training processes for basic BP algorithm and Conjugate Gradient algorithm

2.2.3 隐含层节点数的确定

一般来说，一个多层网络的隐含层节点数是根据网络的用途来决定的。本文中的 BP 网络输入层节点数由异常音曲线决定，输出层节点数仅为 2 (1-0 表示有异常音，0-1 表示无异常音)。当输入层和输出层的节点数量确定后，可根据经验公式 $k = \log_2 n$ 确定隐含层节点数的大致范围^[13]。 k 为隐含层的节点数， n 为输入层的节点数。在确定了隐含层节点数的大致范围后，可再根据实际的训练情况减少或增加隐含层的节点数。

2.2.4 异常音判决

网络训练完毕后，只需将异常音曲线交由网络

去判断扬声器是否存在异常音。完整的异常音判决流程如图 4 所示。

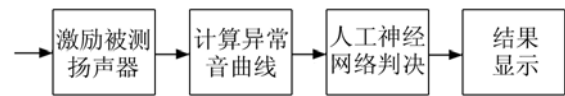


图4 异常音判决流程图
Fig.4 The judgment flowchart of abnormal voice

3 实验验证

图 5 是所研制的扬声器异常音检测系统的原理框图，由计算机产生的连续对数扫频信号经声卡的 D/A 转换输出，再由功率放大器放大后激励被测扬声器。由传声器采集得到的被测扬声器的声响应信号送至声卡，声卡对其做 A/D 转换后送给计算机。计算机计算出扬声器的异常音曲线，并通过神经网络判断是否存在异常音，最后在显示器上显示判断结果。

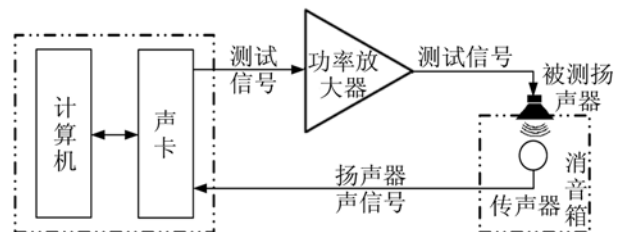


图5 扬声器异常音检测系统框图
Fig.5 The diagram of Rub & Buzz detection system

被测扬声器是一款无绳电话用微型扬声器，激励信号的频率范围为 100~8000 Hz，电压有效值为 1.5 V，扫频时长为 0.5 s。扬声器和传声器采用垂直对准方式，两者之间距离为 10 cm。图 6 给出了测量得到的典型异常音曲线，包括合格样品和存在严重异常音的异常音曲线，异常音曲线的数据长度均为 225 个数据点。

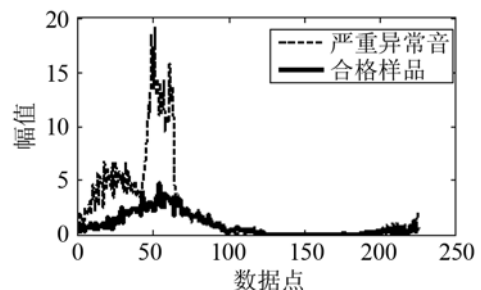


图6 典型样品的异常音曲线
Fig.6 Typical samples' Rub & Buzz curves

本次实验中，选取了 725 个扬声器样品作为训练样本。将这 725 个扬声器样品交由具有较高听音水平的听音员进行听测，该听音员通常的听测结果

正确率为 100%。其听测的结果为 141 个有异常音, 584 个为良品将此作为网络的目标矢量。与此同时, 将这 725 个扬声器的异常音曲线作为网络的输入矢量, 因异常音曲线的数据长度为 225, 故输入矢量的大小为 725×225 。在确定了网络的输入矢量与目标矢量后, 通过经验公式及数次尝试, 确定隐含层的节点数为 8。之后, 便开始对该网络进行训练, 其训练的过程如图 7 所示。在经过 105 次训练后目标函数值达到最小值 0.06268, 网络训练成功。

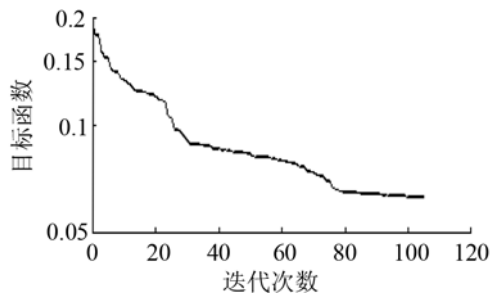


图 7 网络训练过程中的误差变化曲线

Fig.7 Error variation in neural net training process

在完成了该网络的训练之后, 又对 11392 个扬声器进行了异常音测试。测试结果为: 良品 10822 个, 不良品 570 个。专业听音员对测试结果进行确认后, 在检出的 570 个不良品中, 288 个确实存在异常音, 剩余 282 个则是将良品误判为不良品, 虚警率为 2.475%。与此同时, 有 5 个有异常音的样品未被检出, 漏检率为 0.0439%。而采用如图 8 所示的传统的通过比较异常音曲线与门限值的方法对这 11392 个扬声器进行异常音测试的结果表明, 仅有 3 个有异常音的样品未被检出, 漏检率为 0.0263%, 但有 1868 个样品被误判为不良品, 虚警率高达 16.398%。

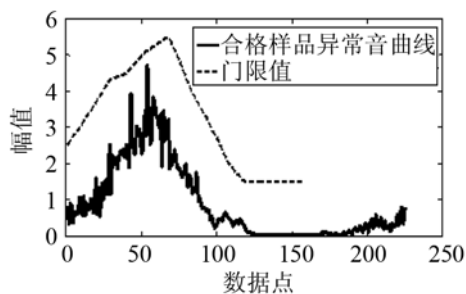


图 8 异常音曲线和门限值

Fig.8 Rub & Buzz curve and threshold curve

需要说明的是, 采用人工神经网络漏检的不良品中, 有 1 个不良品是由特殊原因所产生的异常音, 而不是普通的擦圈、撞击或打线等由于常规原因所产生的异常音, 而在所选取的 725 个训练样本中并未包含该特殊异常音的特征信息, 进而导致了

漏检的产生。

4 结论

本文尝试将人工神经网络运用于扬声器异常音的判别, 初步的实验结果表明, 该方法可替代传统的人工设置门限的方法, 并可大幅度降低异常音检测的虚警率, 而漏检率则仅小幅提升。为了进一步提升异常音检测的漏检率, 必须搜集尽可能完备的训练样本集用于网络的训练, 尤其要采集到那些样品数量极少的、特殊的异常音样品。

致谢: 感谢王宇在扬声器检测仪硬件研发中的工作, 性能优异的检测仪保证了本文实验验证工作的顺利进行。感谢王宇和金晶一起到企业生产线所做的大量测试工作。

参 考 文 献

- [1] Klippel W. Klippel QC system product brochure[OL]. [2014-01-06]. http://klippel.de/qc/QC_System_Brochure.pdf
- [2] Klippel W. Measurement of Impulsive Distortion, Rub and Buzz and other Disturbances[C]// Audio Engineering Society Convention Paper, 2003.
- [3] Volterra V. Theory of functionals and of integral and integro-differential equations[M]. New York: Dover, 1958.
- [4] Temme S, Brunet P. A new method for measuring distortion using a multitone stimulus and noncoherence[J]. Audio Eng. Soc, 2008, 56(3): 176-188.
- [5] Boyd S, Tang Y S, Chua L O. Measuring Volterra Kernels[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1983, 30(8): 571-577.
- [6] 韦俊峰, 冯海泓. 一种改进的扬声器 Volterra 模型研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(11): 158-164.
- [7] WEI Junfeng, FENG Haihong. An improved loudspeaker volterra model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(11): 158-164.
- [8] Klippel W. Can an instrument compete with a human ear at end-of-line testing[R]. University of Technology Dresden, 2009.
- [9] Klippel W. KLIPPEL QC SYSTEM USER MANUAL, Version 2.0[OL]. [2014-01-06]. http://www.klippel.de/fileadmin/klippel/Files/Chinese_Material/Chinese_Klippel_QC_Manual.pdf
- [10] 蒋宗礼. 神经网络导论[M]. 高等教育出版社, 2001.
- [11] JIANG Zongli. Introduction to artificial neural networks[M]. High Education Press, 2001.
- [12] 周建华. 共轭梯度法在 BP 网络中的应用[J]. 计算机工程与应用, 1999, 3(1): 17-18.
- [13] ZHOU Jianhua. Application of conjugate gradient in BP Networks[J]. Computer Engineering and Applications, 1999, 3(1): 17-18.
- [14] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [15] CHEN Baolin. Optimization theory and algorithm[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [16] 易芳. 修正 PRP 共轭梯度法的收敛性[D]. 长沙: 湖南大学, 2006.
- [17] YI Fang. The convergence of a modified PRP conjugate gradient method[D]. Changsha: Hu'nan University, 2006.
- [18] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [19] ZHANG Defeng. Neural network design and application by MATLAB[M]. Beijing: China Machine Press, 2011.