

信号处理
专题综述

人工神经网络在声发射检测中的应用

易若翔, 刘时风, 耿荣生¹⁾, 沈功田²⁾
(清华大学 机械系, 北京 100084)

摘要:介绍人工神经网络技术在声发射检测领域的应用现状,并对这项技术在声发射检测中的应用前景进行了展望。简介人工神经网络声发射检测应用的基本原理并用实例加以说明。

关键词:声发射检验;人工智能;模式识别;定位技术;信号处理

中图分类号: TG115. 28 文献标识码: A 文章编号: 1000-6656(2002)11-0488-04

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO ACOUSTIC EMISSION TESTING

YI Ruo-xiang LIU Shi-feng GENG Rong-sheng¹⁾, SHEN Gong-tian²⁾

(Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084 China)

Abstract: The application of artificial neural network to acoustic emission testing is reviewed and its development trend is forecast. Description is also given on the basic principle of artificial neural network and its applications with some case studies.

Keywords: Acoustic emission testing; Artificial intellect; Mode identification; Source location; Signal processing

声发射(AE)技术作为一种重要的无损检测方法^[1],在压力容器、大型复杂工程结构、卫星和宇航领域所用复合材料结构以及桥梁检测方面有着广泛的应用范围。此外,声发射技术还可用作材料的疲劳、蠕变、脆断、应力腐蚀和断裂力学测试方面的研究手段,也可用于对复合材料和陶瓷材料的性能研究。

近年来,人工神经网络(ANN)技术在声发射等无损检测领域中得到广泛应用。由于神经网络能够逼近任何非线性映射,因此能成为声发射信号分析强有力的工具。

下面介绍人工神经网络应用于声发射检测技术的基本方法、应用现状和发展前景。

1 人工神经网络基本原理

人工神经网络是近年来发展起来的一门交叉学

科^[2],简言之,它是一种以物理上可以实现的器件、系统或现有的计算机来模拟人脑的结构和功能的人工系统。在许多涉及认知过程的领域,如语音识别和模式识别等,人类以很自然的方式完成这些识别任务,但是若让计算机来完成同样的任务则会感到十分困难,因为计算机要完成这类任务必须同时考虑多种因素,要在众多的可能性中作出正确判断,对计算机的运算速度要求过高。而人工神经网络采用并行处理的方式,为解决这些困难的认知任务开辟了一个崭新的研究途径。

神经元的数学模型如图1所示。图中 $[x_1, x_2, \dots, x_i]^T$ 为输入向量, y 为输出, $f(\cdot)$ 为激发函数, W_i 为相应的权系数, θ 为阈值。其输入输出关系为

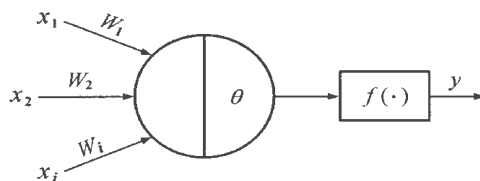


图1

收稿日期: 2002-10-08

1) 北京航空工程技术研究中心, 北京 100076

2) 国家质量监督检验检疫总局 锅炉压力容器检测研究中心, 北京 100013

$$s = \sum_{i=1}^n W_i x_i - \theta$$

$$y = f(s)$$

由多个神经元相互连接就构成了神经网络。按不同的连接方式,神经网络可以分为感知器模型、多层感知机模型、前向多层神经网络(BP)、Hopfield神经网络、动态反馈网络、自组织神经网络、自适应线性元件、玻耳兹曼机模型以及双向记忆网络等。声发射检测应用的主要是BP网络模型。

图2为可微的非线性转移函数的网络模型^[3]。符号中的下标*i, j, h*分别表示某一输入结点、输出结点和隐含层结点,上标*k*表示训练对序号。在上述BP网络中,最后输出为

$$y_j^k = f(s_j^k) = f\left(\sum_h W_{hj} y_h^k\right) = f\left[\sum_h W_{hj} f\left(\sum_j W_{ij} x_i^k\right)\right]$$

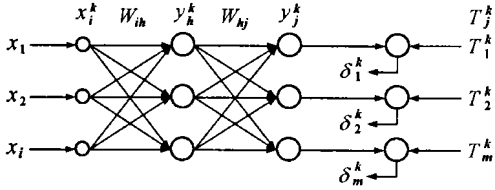


图2

权值修正公式可统一表示为

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j y_i$$

式中 η ——学习速率

$$\delta_j = f'(s_j)(T_j - y_j) \quad \text{对应于输出单元}$$

$$\delta_j = f'(s_j) \sum_i W_{ji} \delta_i \quad \text{对应于隐层单元}$$

为了加快训练速度,避免由于 η 取值过大造成网络出现麻痹现象,或由于 η 取值过小造成网络收敛速度过慢等,采用了附加冲量项法的改进方案。附加冲量项法是为每一加权调节量上加入一项正比于前次加权变化量的值。其加权调节公式为

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j y_i + \alpha [W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)]$$

式中 α ——冲量因子

冲量项可在系统进入误差函数面的平坦区时起到缓冲平滑的作用,并能尽快脱离饱和区。

声发射检测应用中,BP人工神经网络的输入可以是声发射信号的特征参数、波形数据或经前处理后得到的声发射信号的特征表征量;输出则往往直接是需要识别的模式,如开裂、噪声和定位坐标等。隐含层的大小则往往需要由实验确定。

近年来,除了BP神经网络,自适应神经网络

(adaptive neural network)在声发射检测中也得到了发展和应用^[4]。

神经网络的主要特点是^[5]:

- (1) 具有高度并行性,其并行性不仅体现在网络结构上,其处理运行过程也是并行的和同时的。
- (2) 具有高度的非线性全局作用,神经网络通过各个神经元互相制约互相影响,从而实现从输入状态空间到输出状态空间的非线性映射。
- (3) 具有良好的容错性,神经网络不会因部分神经元的失效而影响整个网络的功能。
- (4) 具有自学习、自组织和自适应的能力。

2 人工神经网络原理在声发射中的应用

脑神经系统的认知能力的再现是以人工智能为代表的计算机技术来实现的。如手写文字的识别是模式识别问题,不同人书写的差异很大,用程序实现很困难,算法的限度决定了计算机处理的能力。

声发射信号中隐含着有关声发射源特性的重要信息,如缺陷产生的时间、位置、变化趋势及严重程度等。例如,压力容器声发射检测的目的是发现压力容器上存在的活动性缺陷,但压力容器在加载过程中,其裂纹、夹渣、未熔合及未焊透等焊接缺陷的形成和扩展,残余应力释放,氧化皮断裂和剥落,机械撞击,结构摩擦,泄漏和电子噪声等均可产生大量声发射信号,因此,压力容器声发射检测技术的关键是从大量干扰信号中识别出真实缺陷形成和扩展产生的声发射信号,由此找到危险的声发射源。目前声发射源的性质还不能通过直接分析声发射信号来确定,而只能用目视、磁粉、渗透、超声和射线等常规无损检测方法复验来确定。然而,在压力容器声发射检验中,常会遇到接管、支柱、裙座和支撑垫板等角焊缝部位难以用常规无损检测方法复验。因此声发射信号源的模式识别是目前人工神经网络的主要应用,也是目前声发射应用的关键技术。

对声发射检测中难以模型化的模式识别与综合判断问题,人工神经网络表现出强大的生命力。下面以实际应用案例来说明。

3 应用实例

3.1 声发射源的模式识别

3.1.1 AE特征参数的BP人工神经网络模式识别

近年来,由于人们对声发射信号进行了大量人工神经网络模式识别的分析研究,可以判断一些声

发射源的性质^[6]。在压力容器声发射源的确定中,人们使用了人工神经网络直接分析声发射信号的特征参数,提出了采用人工神经网络分类方法对压力容器声发射源信号进行定量分析的概念,找到了评价声发射源严重程度的一种方法。经大量测试分析发现,对每个声发射撞击取 11 个特征(其中前六个为原始波形特征参数,后五个为它们之间组合派生出的特征参数)作为神经网络的输入是较好的选择,它们是上升时间、计数、能量、持续时间、幅度、到峰计数、上升时间/持续时间、计数/持续时间、能量/持续时间、到峰计数/计数、幅度×上升时间。

根据现场压力容器声发射检测的需要,设计以焊接表面裂纹、焊接深埋裂纹、夹渣与未焊透、焊缝残余应力释放和机械碰撞摩擦五种声发射源为最终识别分类模式,网络为 $50 \times 50 \times 5$ 的三层结构。对每个典型声发射源各抽取大概 500 个声发射信号对网络进行培训。在培训到 400 次时其均方差为 0.14,而识别正确率为 93%。采用培训信号数据对网络进行培训,结果如表 1 所示。

表 1 人工神经网络对五种声发射源模式的培训结果

输出模式	输出分类率/%	输出模式	输出分类率/%
表面裂纹	89.0	残余应力	98.1
深埋裂纹	97.5	机械撞击	99.5
夹渣未焊透	86.5		

由表 1 可见,训练好的网络对于培训数据的最低正确识别率为 86.5%。

用培训好的人工神经网络对五种现场压力容器的声发射源进行模式识别的分析结果表明,表面裂纹和夹渣未焊透的正确识别率最低,但仍为 84%。由此证明网络的训练效果较好,能够对声发射源的严重程度给出定量评价。

3.1.2 AE 波形数据的 BP 人工神经网络模式识别

广州声华科技有限公司生产的 WAE2000 全波形声发射系统^[7]有神经网络模式识别功能。输入数据是波形数据,经小波或快速傅里叶变换(FFT)前处理后得到人工神经网络的输入数据,可以是小波系数也可以是某频带窗口的数据等。输出可以按使用者定义而定,如定义三种模式输出,即裂纹、泄漏和噪声。图 3 为其神经网络训练主界面。

该系统在复合材料(如复合绝缘子压接过程的实时监测)和管道检测应用中都得到了令人满意的结果。



图 3

3.1.3 对 AE 源活动情况进行模式识别的方法^[8]

该方法以裂纹的形成、扩展和断裂三个阶段为声发射源,通过对声发射的参数进行采集和分析,利用不同类型的人工神经网络进行模式识别,以判断裂纹的危害程度。选用上升时间、持续时间、幅度、能量、频率和产生时刻六个参数归一化后作为神经网络的输入,四个节点分别为裂纹形成、扩展、断裂和无裂纹,分别采用 BP, Haming 和 BP-Haming 组合网络三种方式进行比较。结果识别率分别为 96%, 96%和 98%。其中 BP 网规模大,收敛速度慢;Haming 网收敛速度快,但标准模式难以确定;BP-Haming 网是两者优点的综合,结果令人满意。

3.1.4 其它

在国外,自 Rangwala^[9]在 1987 年首次应用神经网络和声发射对刀具工作状态实现成功检测之后,多年来人们对人工神经网络在声发射中的应用研究取得了一定成果,Sbarga^[10]等应用误差反传神经网络对模拟飞机框架试样的声发射信号进行模式识别,其结果可对裂纹扩展和摩擦信号加以识别;Almeida^[11]采用神经网络实现了铝搭接接头中裂纹扩展声发射信号与铆钉摩擦声发射信号的识别;Tian Y^[12]对漏电产生的声发射信号实现了神经网络模式识别;Lec^[13]利用声发射技术和神经网络实现了对化学反应变化状态的识别;Spall^[14]等人对大型桥梁中的裂纹扩展声发射信号实现了神经网络识别;Bodine^[15]在压力容器的声发射检测中采用神经网络技术,从包含多种干扰噪声的声发射信号中识别出裂纹产生的声发射信号,识别率达 93%;此外应用神经网络对刀具磨损状态的声发射信号的识别也取得了很大进展,并且实现了自动识别。

3.2 人工神经网络用于声发射源定位

时差定位是目前最常用的声发射源定位方法,

其原理是很多传感器被安置在物体表面组成传感器网^[6], 或者换句话说, 形成接收天线。不同传感器接收的从材料缺陷传来的波形到达时间会被计量下来, 波源的位置由传感器位置和到达时间的差异来决定。通过解析方法对声发射源进行计算是建立在以下几个假定的基础上, 即① 物体原料的声传播物理属性是各向同性的。② 从波源到传感器的传播路径是直线。③ 声发射源是点源。④ 被测对象几何结构是简单容易解析的。实际应用中常有不满足上述假定基础的情况, 因此需要发展其它声发射源定位技术。人工神经网络声发射源定位是其中极具潜力的一种定位方法。

声发射源定位的人工神经网络输入可以是参数也可以是波形数据, 输出是定位表征量, 如平面定位 X, Y 坐标。某研究案例中研究人员从声发射信号参数寻找人工神经网络合适的输入值^[7], 实验测量通过四组测试点来进行, 需对每一组各信号参数进行处理, 即 count1 和 count2 (超过两可调电压级的声发射信号振铃数)、事件持续时间、RMS (测量电压信号有效值) 和信号到达单个传感器的时间差。由实验结果得知, 用最小数目的传感器点数, 神经网络能够以近似 4cm 的最大误差和大概 1.5cm 的平均误差去学习。实验证明, 神经网络通过对测量和调整好的数据进行学习, 能够达到非常精确的定位效果。

现在研究人员已开发出智能定位仪来对设备的连续声发射信号进行定位, 其神经网络是通过对样本的学习来解决定位问题的。实验证明, 智能定位仪不仅能对空气泄漏引起的声发射进行精确定位, 还能对非连续声发射源样本进行学习和精确定位。人工神经网络特别适合时差定位困难的复杂结构精确定位和复杂不规则信号精确定位^[8]。

4 困难与展望

虽然神经网络用于声发射模式识别的研究近年来有了很大进展, 但很少涉及实际应用。其主要困难在于目前使用较多的 BP 人工神经网络需要大量训练数据, 而实际应用情况往往很难提供大量已知输出模式的训练数据。因此, 研究开发不需要大量训练数据的网络结构或积累已知模式的训练数据都会大大提高应用能力。其次, 研究能有效表征输出模式特征的前处理方法也可大幅度提高识别率。

参考文献:

[1] 许凤旌, 陈积懋. 声发射技术在复合材料发展中的应用

[J]. 新技术新工艺, 2000 (8): 371—376.

- [2] 刘时风. 焊接缺陷声发射检测信号谱估计及人工神经网络模式识别研究[D]. 北京: 清华大学, 1996.
- [3] 戴光, 李伟, 张颖, 等. 基于人工神经网络方法识别声发射信号的有效性[J]. 大庆石油学院学报, 2001, 25(1): 63—66.
- [4] Sachse Wolfgang H, Grabec D Igor. Adaptive, neural-based signal processor[EB/OL]. Cornell Research Foundation, 1990.
- [5] 张平. 集成化声发射信号处理平台的研究[D]. 北京: 清华大学, 2002.
- [6] 沈功田. 声发射检测(教材试行版)[Z]. 2002.
- [7] 陈玉华. 基于全波形声发射技术的应用研究[D]. 北京: 清华大学, 2002.
- [8] 李家林, 董云朝, 马羽鸾. 声发射源特性的神经网络模式识别研究[J]. 无损检测, 2001, 23(6): 231—233.
- [9] Rangwala S, Dornfeld D. Integration of sensors via neural networks for detection of tool wear states[Z]. 1987.
- [10] Sbarga R, Friese MA, Melton RB. Classification of acoustic emission wavesform for nondestructive evaluation using neural network[A]. Proceedings of the International Society for Optical Engineering[C]. Floria, USA: SPIE, 1990. 545—556.
- [11] Almeida Adriano Hill, Eric VK. Neural network detection of fatigue crack growth in riveted joints using acoustic emission[J]. Materials Evaluation, 1995, 53(1): 76—82.
- [12] Tian Y, Lewin PL, Davies AE. PD pattern identification using acoustic emission measurement and neural networks[J]. IEE Conference Publication, 1999, (5): 541—543.
- [13] Lec RM, Lewin PA, Musavi M, et al. Acoustic emission sensor for identification of chemical reactions[A]. Proceedings of the Annual IEEE International Frequency Control Symposium[C]. IEEE, 1999. 978—982.
- [14] Spall James G, Asher Mark S, Maryak John L. Neural network approach to nondestructive evaluation of complex structures with application to highway Bridges[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. IEEE, 1996. 2154—2159.
- [15] Bodine HL, Dawes RL, Henley SS, et al. Detecting crack growth in metal structures using temporal processing and the parametric avalanche stochastic filter neural network [J]. Intelligent Engineering Systems (下转第 496 页)

Clear)和内容建立 (Clipboard, SetData Image1, Picture) 方法实现图片在剪贴板上的生成, 然后使用 Active-Document.Paragraphs (numpar). Range. Paste 语句粘贴到 Word 文档中的指定位置。

(5) TreeView 的使用 为增加选择题目时的直观性, 使用 TreeView 控件来显示选择的题目, 具体实现方法是①父节点和子节点的添加使用 TreeView1.Nodes.ADD 方法。②已选定题目的添加使用 OutTest 数组, 分别存储题目编号、类型及分值等。③添加新题目时相应更改 OutTest 数组。④去除题目时使用 TreeView1.SelectedItem 属性定位, 使用 TreeView1.Nodes.Remove 方法实现题目的去除。

3 系统的功能及技术实现

在主控窗体上通过“文件”(“新建试卷”“打开试卷”“保存试卷”“退出”)“出题”(“自动方式”“半自动方式”“手工方式”)“题库”(“题库浏览”“题目查询”“题目删除”)及“工具”(“用户管理”“修改密码”)等菜单命令进行面向对象方式的操作。下面以“半自动方式”命题作进一步说明。

单击“出题”菜单栏下的“半自动方式”菜单命令项进入“半自动方式”组卷的工作程序, 进入“题库选择1”窗体, 选择命题试卷所属的检测方法和考试级别, 确定后进入“题库选择2”窗体, 选择考试科目, 再确定后进入“选择题型”窗体, 对所选考试题型进行试题数量、分值及难度设定(图2)。完成上述操作后, 系统即可分别生成所需的整套试卷和答案。

4 结论

(1) 运用管理信息系统的理论和方法, 在 Windows 操作环境下, 利用可视化的 Visual Basic 6.0 语言工具, 成功设计、开发了以 Microsoft Access 为支持



图2 “选择题型”窗体

数据库的航空无损检测人员考试题库的程序软件。

(2) 按照 HB 5357—1997 标准对无损检测人员考试的要求设计的用于五种常规方法 I, II, III 级人员的基础理论、专业知识考试的试题库和命题系统可以实现各专业包含选择、判断、术语解释、计算及问答等不同题型试卷的自动、半自动和手工方式命题, 自动给出试题配分和答案, 并通过 Word 2000 打印生成试卷。

(3) 该系统的建立和使用, 对保证航空无损检测人员素质评定与资格认证的客观性和公正性具有积极作用和深远影响。

参考文献:

- [1] HB 5357—1997, 航空无损检测人员的资格鉴定与认证[S].
- [2] 李东. 管理信息系统的理论与应用[M]. 北京: 北京大学出版社, 1998.
- [3] 于凤, 郑德权. 通用题库管理信息系统的设计与实现[J]. 管理信息系统, 1999, 9(41): 44—45.
- [4] Wallace Wang, 著. 程炜, 李东, 等译. Visual Basic 4 for Windows 编程指南[M]. 北京: 电子工业出版社, 1996.
- [5] 张宏林, 周江峰, 等编著. Visual Basic 编程实例[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1999.
- [17] Ludek Cerny, Vaclav Jirsik. Signal source location by means of neural network[A]. 25th European Conference on Acoustic Emission Testing[C]. Prague, Czech, 2002. 99—106.
- [18] Kosel Tadej, Grabec Igor, Muzic Peter. Location of acoustic emission sources generated by air flow[J]. Ultrasonics, 2000, 38(1): 824—826.

(上接第 491 页)

Through Artificial Neural Networks, 1995, 5(11): 467—472.

- [16] Belov V, Glushko A, Kozyrev O. New AE source location method and its practical application[A]. 25th European Conference on Acoustic Emission Testing[C]. Prague, Czech, 2002. 45—49.