

涡流检测信号处理技术

田代才, 陈铁群, 张欣宇

(华南理工大学, 广州 510640)

摘要: 涡流检测线圈输出信号十分复杂, 对该信号进行准确的分析处理是获得高精度和高可靠性检测结果的基础。介绍了涡流检测信号分析处理的几种新技术, 包括小波除噪技术、神经网络技术、信息融合技术、电磁场仿真技术、DSP 技术和网络分析处理系统等。通过分析各种新技术的应用状况及发展潜力, 指出了将这些技术综合运用并与专家系统相结合实现智能检测是未来的发展趋势。

关键词: 涡流检测; 信号处理; 小波除噪; 神经网络; 电磁场仿真; 数据融合

中图分类号: TG115.28

文献标识码: A

文章编号: 1000-6656(2007)10-0599-04

Eddy Current Signal Analysis and Processing Techniques

TIAN Dai-cai, CHEN Tie-qun, ZHANG Xin-yu

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: The output signals of measuring coil for eddy current testing is rather complicated, but is essential for detection accuracy and reliability. Several new techniques of eddy current signal analysis and processing, including wavelet denoising, neural network, electromagnetic simulation, DSP technique and network data processing system were discussed. The development trend in future was presented by studying the application status and development potential of these new methods, that is the realization of auto detection by integrated usage of these techniques combined with expert system.

Keywords: Eddy current testing; Signal processing; Wavelet denoising; Neural network; Electromagnetic simulation; Data fusion

随着以计算机技术为核心的电子技术的迅速发展及其在涡流检测中的大量应用, 涡流检测的应用范围从单一的缺陷检测发展到对材料的材质、成分、硬度和应力等综合性能的检测, 相应的信号分析处理技术也从早期的阻抗分析法发展到当今各种新技术新方法的综合运用。这些新技术包括神经网络技术、信息融合技术、小波除噪技术、电磁场反演技术、计算机仿真技术、数字信号处理(DSP)技术和网络分析处理系统等^[1]。新技术的应用提高了检测结果的可靠性, 有利于实现涡流检测的多参量定量实时检测。

1 小波除噪与特征提取

通过仪器获得的信息难免有许多干扰信号, 尤

其是在现场, 微弱的缺陷产生的涡流信号很微弱, 容易被各种噪声湮没, 因此, 必须将干扰信号降低到允许的范围才能进行有效识别^[2]。近年来的研究发现, 小波分析是一种非常有力的工具, 可以用来对涡流检测信号进行有效除噪。

涡流检测噪声的主要来源有测量噪声、探头抖动的提离干扰、被测工件表面沉积物和支撑架等非缺陷因素的干扰以及边缘效应^[3]。测量噪声主要在高频部分, 可以近似看作白噪声; 提离效应以及表面沉积物和支撑架产生的信号主要在低频部分; 缺陷信号介于两者之间并有所交叠, 利用这些差别可以把噪声与有用信号区别开来并加以滤除。

1.1 小波除噪基本原理

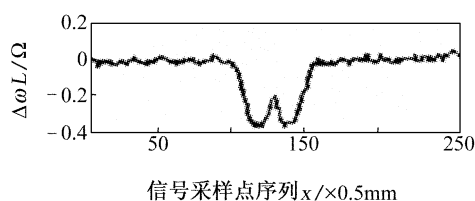
小波除噪的基本原理是, 对带有噪声的测量信号进行小波分解, 根据信号与噪声在小波变换下的

不同特点将两者分离开。把属于噪声的小波系数置为零并对剩余部分进行小波重构得到有用信号。传统除噪方法大多基于傅里叶分析,只能利用信号和噪声在频域内的差别进行信噪分离。小波变换是对傅里叶变换方法的新发展,这种方法能够同时利用信号和噪声在时域和频域内的差别,因而能够更加有效地实现信噪分离。

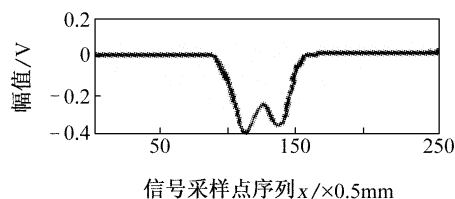
1.2 利用小波去除白噪声

通常采用用于边缘检测的二进小波,通过分析小波变换的极大模进行除噪^[3-6],具体步骤是①对带有噪声的信号进行小波变换,提取所有的模极大值。②从某个较大的,被认为是由信号控制的尺度开始,沿尺度减小的顺序,对模极大值进行甄别,删除被认为是噪声成分的模极大值,保留信号成分的模极大值。③使用保留下来的模极大值进行信号重构,得到除噪后的信号。

通过对一段管材的涡流检测阻抗信号(图 1a)进行小波除噪,得到除噪后的图形^[3](图 1b),可以看出除噪效果很好。



(a) 外壁缺陷(40%)位于支撑板中间



(b) 采用二进样条小波得到的除噪信号

图 1 采用单一小波滤除白噪声的效果

1.3 滤除提离干扰和支撑架干扰

提离效应产生的干扰信号尺度比缺陷信号要大得多,两者很容易分离。假定缺陷尺度已知,对已经去除白噪声的信号进行小波变换,用小于某尺度水平(大于该尺度水平的成分认为是由提离造成的干扰)的所有小波系数重构信号,即可得到缺陷信号。

与提离效应产生的干扰不同,支撑架产生的信号是可以预知的,如果近似地认为支撑架信号与缺陷信号是线性叠加的,则用滤除了噪声的信号减去支撑架信号得到的就是缺陷信号。

用小波技术可以有效地去除涡流检测信号中的噪声干扰,提高信噪比。根据信号在不同小波变换下的特征使用多种小波反复除噪则效果会更好。

2 人工神经网络技术

人工神经网络是由一些简单的元件及其层次组织的大规模并行连接构造的网络,它致力于按照生物神经系统的方式处理真实世界的客观事物,本质上是一种更接近于人的认知过程的计算模型。人工神经网络在涡流检测中的研究和应用使定量检测取得较大进展^[7-10]。

2.1 人工神经网络的模型

目前的人工神经网络技术已发展出多种模型,如单层感知器、多层感知器、Hopfield 网络、RBF 网络以及双向记忆网络等^[7]。其中多层感知器模型和 RBF 网络应用比较广泛。下面以 BP 网络和模糊 BP 网络为例说明人工神经网络的模型。

BP 网络的结构采用多层感知器,它是前馈网络中最重要的一种,包括一个输入层、一个或多个隐层以及一个输出层,每层有若干个神经元。BP 网络的拓扑结构见图 2。

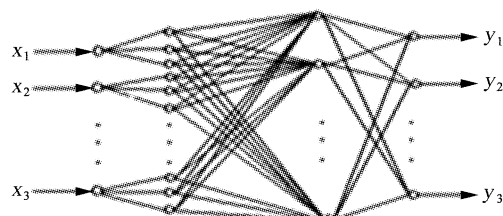


图 2 BP 网络拓扑结构

输入向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, 输出向量 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_m)$, 两者之间是一种映射关系,即

$$F: I^n \rightarrow R^m \quad Y = F(X)$$

模糊 BP 网络由输入层、模糊化层、BP 网映射层、反模糊化层及输出层组成,同层节点间没有任何耦合,其拓扑结构见图 3,从本质上讲模糊神经网络是将常规神经网络赋予模糊输入信号和模糊权值。

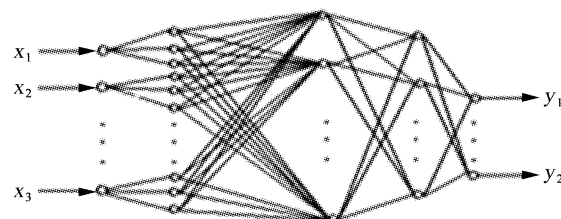


图 3 模糊 BP 网络拓扑结构

模糊神经网络可以用来解决缺陷的定量判别问题。其模糊系统善于处理分类边界模糊的数据,具有易引入启发性知识的能力,因此基于模糊神经网络的检测信号处理系统能够快速适应环境,具有很强的柔性应变能力,易于实现智能决策。

2.2 人工神经网络的学习

人工神经网络在应用前必须经过学习和培训,将所学到的知识存储到权矩阵中才能工作。前向网络的学习为有指导的学习,即在学习过程中,需要给网络同时提供输入和所期望的输出,将网络的实际输出与所期望的输出作比较,计算出两者之差并以此来修正所有的权值。不断重复这一过程,直到网络的实际输出与期望输出之差下降到设定的水平或达到网络最大可能的学习能力为止。

人工神经网络技术今后可在以下三个方面作进一步研究,即① 优化模型结构和学习算法以提高输出精度和学习速度。② 与小波理论和专家系统相结合开发智能无损检测软件。③ 开发基于人工神经网络的硬件系统以实现其应用的产品化。

3 信息融合技术

信息融合就是对来自多个源的信息和数据进行检测、关联、相关、估计和综合等多级多方面的处理,得出被检测对象或目标统一最佳估计。信息融合一般可分为三个层次,即数据层融合、特征层融合和决策层融合。其中决策层融合属于高级融合,其数据通讯量小,实时性好,可以处理非同步信息,能有效融合不同类型的信息;而且在一个或几个信息源丢失时仍能继续工作,容错性好^[11]。

3.1 融合方法

常见的融合方法有贝叶斯推理、Dempster-Shafer(D-S)证据理论和模糊集(Fuzzy Sets)理论。贝叶斯推理主要用来进行决策层的融合,是通过把先验信息和样本信息合成为后验分布,对检测目标作出判断;D-S用来对检测目标的大小、位置以及存在性进行推断,适用于N-P(Neyman-Pearson)类问题,它实际上是广义的贝叶斯方法;模糊集理论是由控制论专家Zadeh为描述人类认识或看待事物中的各种模糊概念而提出的一套应用数学方法,它的优点在于能将直观经验和知识中的模糊概念予以定量的描述。目前各种应用信息融合系统都必须融合部分经验知识,其具体的实现大都采用专家系统的结构设计。

3.2 信息融合应用实例

以两个涡流传感器区分铁路钢轨的裂纹和剥落两种缺陷为例^[12],其识别框架为{裂纹,剥落},含有{{裂纹},{剥落},{不确定}}三个元素,将两个传感器某次检测后进行局部决策得到的关于裂纹和剥落的可信度分别送入融合中心,决策融合后的输出结果见表1。

表1 决策融合结果

传感器	可信度			分类结果
	裂纹	剥落	不确定	
传感器1	0.720 0	0.180 0	0.100 0	裂纹
传感器2	0.480 0	0.320 0	0.200 0	未知
融合	0.786 9	0.183 8	0.029 3	裂纹

表1中可见,信息融合后裂纹的可信度提高了,而剥落的可信度降低了,融合后的不确定度比融合前两个传感器的不确定度降低了许多,这说明信息融合技术可减少振荡系统的不确定性,进一步提高振荡系统对缺陷的识别能力。

4 其它技术

涡流检测的数值模拟与计算机仿真技术是近年来国内外研究的热点,部分研究成果已经用于实际的涡流检测实践中^[13];在仪器开发方面,DSP技术的应用提高了仪器的实时处理能力,大大改善了仪器的技术性能指标^[14];在软件开发上,涡流检测数据网络分析处理系统实现了各种数据的有机整合,进一步提高仪器的效能^[15]。

4.1 电磁场仿真技术

为分析检测系统中电涡流及感应磁场的分布特征,并以此指导检测系统的试验研究,对检测系统中的电磁场进行有限元仿真是必要的。

利用有限元对电磁场进行分析的基本思路是,用变分原理或加权余量法对微分形式的控制方程进行离散,导出一个代数方程组,代数方程组具有庞大稀疏对称的系数矩阵,经强加边界条件约束处理后成为正定矩阵,即可求得近似解。

有限元计算需要处理庞大的数据量,为解决数据处理的困难,可以运用可视化技术,将数量繁多的数字信息转变成图形图像,用颜色、密度和亮度等技术直观迅速地显示计算结果。

4.2 DSP技术

对于多频多通道仪器来说,仪器的信号滤波和

实时性能指标总是不够理想,DSP技术的应用,为解决这一难题提供了一种新途径。

厦门爱德森电子有限公司应用 DSP 技术成功开发出了 EEC-39RFT 八频远场涡流检测仪,用一片 DSP 实现对八个通道的信号进行数据采集,将大量的涡流信号和复杂的数据让高性能的 DSP 处理(如混频运算和数字滤波等),极大地加快了数据处理的速度,一改国内传统的分时方式,实现了实时工作方式,克服了效率低、功能不够完善的缺点,提高了仪器的综合性能。显示出 DSP 技术在涡流无损检测应用上的巨大发展潜力。

4.3 涡流检测数据的网络分析处理系统

目前,大多数生产厂家已将新一代的涡流检测仪器的开发重点从生产单一的检测用仪器转向与电脑数据管理相结合的道路,特别是现代研究较多的阵列式探头等多线圈检测技术已经在很大程度上要依赖于电脑的高速分析。

厦门爱德森公司与大亚湾核电站合作开发出了 EEC-2001net 网络数据分析处理系统,把涡流检测中的传感器、推拔步进装置、有线对讲、数据采集和数据分析处理各个模块网络化,使之构成一个整体,成为多种技术整合的典型,该系统综合了目前国内同类产品的技术优势,不仅能满足核电站热交换管道的在役检测要求,在电力和石化等部门也可望得到推广应用。

5 结束语

各种信号处理新技术的研究应用提高了涡流检测的准确性、可靠性。小波分析可以有效地去除涡流检测信号中的噪声和干扰,提高信噪比;神经网络技术为实现电磁无损检测的定量化提供了有效途径;信息融合技术特别适合于多频涡流检测;电磁场仿真技术用于分析检测系统电涡流及感应磁场分布特征;DSP 技术的应用和涡流检测数据网络分析处理系统的开发大大提高了仪器的检测效率和准确度,实现从传统的分时检测到实时检测的转变。今

后的发展趋势是将各种信号处理技术综合运用并与专家系统相结合,实现涡流检测的智能化。

参考文献:

- [1] 游凤荷,何福有,魏莉,等. 涡流检测信号处理技术[J]. 无损检测,2003,25(8):423—427.
- [2] 林俊明,余兴增,方松利,等. 基于小波分析的涡流信号去噪处理[J]. 无损检测,2003,25(5):257—259.
- [3] 时振堂,陈德智. 涡流检测信号小波除噪与缺陷特征提取[J]. 无损检测,2003,25(9):472—476.
- [4] Mallat S, Huang W. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1992,38(2):617—643.
- [5] Chen G, Yamaguchi A, Miya K. A novel signal processing technique for eddy current testing of steam generator tubes[J]. IEEE Transactions on magnetics, 1998,34(3):642—648.
- [6] Mallat S, Zhong S. Characterization of signal from multiscale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence,1992,14(7):710—732.
- [7] 金建华,康宜华. 人工神经网络在电磁无损检测中的应用[J]. 无损检测,2003,25(12):638—640.
- [8] 施克仁,何朝晖. 人工神经网络在涡流检测信号处理中的应用[J]. 无损检测,1996,18(7):199—201.
- [9] Kung S Y. Digital Neural Network[M]. New York: Prentice-Hall,1993.
- [10] Bianchini M, Frasconi P, Cori M. Learning without minima in radial basis function network[J]. IEEE Transactions on Neural Network,1995,6(3):749.
- [11] 游凤荷,孙砚飞. 数据融合技术及其在涡流信号处理中的应用[J]. 无损检测,2003,25(2):92—95.
- [12] 金建华,康宜华. 多传感器信息的决策融合法及其在电磁检测中的应用[J]. 无损检测,2003,25(11):585.
- [13] 蒋光密,张兴访,周济,等. 电涡流检测系统中的电磁场仿真[J]. 计算机仿真,2000,17(5):36—39.
- [14] 陈键,方松利,林俊明,等. DSP 技术在涡流信号处理中的应用[J]. 无损探伤,2002,(5):31—33.
- [15] 陈键,王琪,林俊明. EEC-2001net 涡流检测数据网络分析处理系统[J]. 无损检测,2003,25(5):276.

(上接第 587 页)

分水岭——磁粉探伤原理之二十八[A]. 第八届全国无损检测大会暨国际无损检测技术研讨会论文集[C/CD]. 苏州:2003,9.

[15] 仲维畅. 方钢纵向磁化的两个不同阶段——磁粉探伤

原理之三十[A]. 2004 年全国电磁(涡流)检测技术研讨会论文集[C]. 鞍山:2004,8:129—131.

[16] 仲维畅. 方钢纵向磁化时各棱上的磁荷线密度[J]. 无损检测,2002,24(8):332—335.