超声探伤信号的人工神经网络识别*

刘镇清 李成林 刘江韦 于 岗

(同济大学声学研究所 上海 200092) (核工业无损检测中心) 1995年10月4日收到

摘要 粗晶奥氏体不锈钢的超声探伤受到能否有效区分有用信号与背景噪声的限制,目前人们大多倾向使用频率分隔来提高缺陷回波比例.本文则介绍一种用傅里叶变换作特征提取,用前馈网络自动识别奥氏体钢中缺陷信号的方法.在作者的实验中,这种方法的正确识别率达到 90%. 关键词 奥氏体不锈钢 频谱 人工神经网络

Flaw signature recognition in ultrasonic testing using artificial neural network

Liu Zhengqing, Li Chenglin, Liu Jiangwei (Institute of Acoustics, Tongji University, Shanghai 200092)

> Yu Gang (Nuclear NDT Centre)

Abstract The effectiveness of ultrasonic detection in coarse-grained austenitic stainless steel is limited by whether it can seperate useful signals and background noise effectively. Presently, people mostly incline to improve the defect echo with the technique of frequency diversity. This paper introduces a method of signal processing which makes characteristics extraction by Fourier Transform and use feedforward networks to identify the defect signal automatically. Experiments on austenitic steel samples are presented in which the correct identification ratio reaches 90 percent.

Key words Austenitic stainless steel, Spectrtum, Artificial neural network

在核工业等重要部门经常使用特殊的高韧 性材料,如粗晶奥氏体不锈钢等.为了保障设 备的安全运行、防止结构件的失效,必须在设 备使用前及使用过程中进行无损检测及评价. 超声波作为一种传统的常规无损检测手段,在 这里有时会遇到较大的困难,因此国内外科学 家在近十来年不断探索新的、特殊的超声无损 检测方法及技术. 奥氏体钢的晶粒粗大,对超声波来说是一 种强散射介质,要对该材料进行缺陷或裂纹的 无损检测,困难是粗晶引起的结构噪声.人们 从两方面提高超声检测的能力:(1)选择聚焦 换能器或特定的传播方式,分别对材料深部及 表面状况进行检测;(2)用频域与时域的信号

* 国家自然科学基金与上海市教委青年学术基金资助项目 16 卷 2 期

• 14 •

处理手段提高信噪比.以分离谱为核心内容的 各种数字信号处理方法,已被证明是增强粗晶 奥氏体钢缺陷回波信号的一种行之有效的方 法^[1-3],这种方法实际应用时操作简单、响应 迅速,但它对信号处理流程的各种参数要求严 格,有时较难寻找到稳定的最佳信号处理参 数.

本文则从另一个角度探索,用傅里叶变换 提取信号特征,结合人工神经网络来识别超声 检测信号.文中对核电站所用厚奥氏体不锈钢 铸件试样,进行了探伤实验.相信该方法对诸 如复合材料、混凝土、钛合金及生物组织的超 声检测也有借鉴作用.

1 傅里叶变换

在奥氏体不锈钢超声检测工作中,单从时 域上有时较难识别缺陷回波.从频域上看,缺 陷回波的频率成份与晶粒散射波的频率结构有 一些差别,人们正是利用这种差异发展了若干 谱分离算法^[1-3].因此我们设想,用傅里叶变 换得到的频谱表征超声检测信号,以期获得有 用信息.设超声检测得到的原始时域波形信号 为 *x*(*t*),则它的傅里叶变换为^[4]:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \qquad (1)$$

在我们的工作中,首先将超声信号进行了 A/D转换,因此得到的是离散化信号.所以实际上 我们应进行的是离散傅里叶变换.假设原始离 散信号 x(n), $\{n=1, 2, \dots, N\}$,这里 N 是离 散信号的长度.这时离散傅里叶变换为

$$X(k) = \sum_{n=1}^{N} x(n) e^{-j(2\pi kn/N)}$$
(2)

其中 X(k) 是一个复数, 它表示离散信号的复 谱.我们取 X(k) 的绝对值就得到所需的信号 幅度谱

$$\hat{X}(k) = |X(k)| \tag{3}$$

将超声检测信号作上述离散化运算,即得 到本文进行特征提取的频谱信息,进行傅里叶 变换的另一个目的是变换后的数据结构容易与 人工神经网络接口.实际求解离散傅里叶变换 应用声学 时我们采用了快速傅里叶变换算法.

2 人工神经网络简述

神经网络采用分布的方式存储信息,具备 了联想记忆的基础,用它进行信号处理与识别 可更接近于人类思维.本文正是利用神经网络 来解决复杂的非线性识别问题,它的另一个优 越性是训练好的网络运算速度也相当快,能满 足实时性要求.

我们用来进行特征识别的人工神经网络是 一种多层感知器(如图 1 所示),它属于前馈网 络的一类,其特点是学习能力强.这个网络由 输入层、隐层及输出层组成、每层又有若干神 经元,第 k 层中第 j 个神经元具有下列输入输 出关系^[5]:

$$y_{j}^{(k)} = f_{j}^{(k)} \left[\sum_{i=1}^{N_{k-1}} W_{ij}^{(k-1)} y_{j}^{(k-1)} - \theta_{j}^{(k)} \right] \quad (4)$$

$$j = 1, 2, \cdots, N_{k}; \ k = 1, 2, \cdots, M$$



图1 多层感知器结构

上式中 $W_{ij}^{(t-1)}$ 为第k-1层中第i个神经元 到第k层第j个神经元的连接强度(权值); $\theta_{i}^{(t)}$ 为对应神经元的阈值; $f_{j}^{(k)}$ 为神经元的传递函数(每层中各神经元都取相同的形式); N_k 为 第k层神经元的数目,M表示总层数,本文中 的为M=3,即只有一个隐层,输出层为单个 神经元.我们用的神经元传递函数为 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-(x - \hat{n})}}$$
(5)

其中, x 为神经元的输入, θ 为其阈值, 我们取 $\theta=0.15$.

• 15 •

实际上,代表输入输出之间变换关系的有 关信息主要分布在神经元之间的连接强度上. 网络的连接权值可通过训练、学习不断地调 整,使之达到或逼近预期效果.本文中我们使 用的学习算法是误差反向传播学习算法.网络 的学习分为前向和反向两个步骤:首先把输入 沿隐含层前向传播到输出层,然后将误差沿隐 含层反向传播以更新连接权值.它利用下式调 整权系数

$$W_{ij}^{(k-1)}(t+1) = W_{ij}^{(k-1)}(t) + \eta \sum_{h=1}^{I} \delta_{hj}^{(k)} y_{hj}^{(k-1)}$$
(6)

其中 $W_{ij}^{(t-1)}(t)$ 为当前权; $W_{ij}^{(t-1)}(t+1)$ 为修正 后的权; η 为步长,也称学习率; $y_{kj}^{(t)}$ 为第k层 第j个神经元在第h个样本输入时由(5)式算 出的值; $\delta_{kj}^{(t)}$ 称为误差传播项.学习、训练好后 的网络具有信号特征自动识别能力.

3 超声检测实验系统

系统的配置与连接见图 2. 超声换能器为 K&K 公司产 K1S-56125 型宽带窄脉冲 45°斜 探头,其中心频率约 1.0 MHz,它工作在自发 自收方式. 超声分析仪(*Panametrics* 5052 UA 型)激励并接收换能器的信号,数字示波器监 控超声分析仪的状态并将测试信号数字化,数 字信号通过 *IEEE* 488 标准并行口送至计算 机. 所有变换与人工神经网络识别均在计算机 中由软件实现,并将结果显示、打印出.

被测试样有两块, 它们都是核电站用粗晶



奥氏体不锈钢铸件,其厚度分别为 70 mm 与 78 mm,晶粒直径均约1 mm.在试样内部不同 深度(距被测面)横钻有若干直径约1.8 mm 的 孔洞,以此模拟材料内部缺陷,试样底部还有 深2 mm、宽4 mm 的横槽,这模拟结构件根部 的裂缝.

4 实验结果

用上述实验系统对试样中深约 50 mm 横 通孔探测的典型波形见图 3 (a)(为避免试样表 面回波的干扰,这里给出的波形已作了一定的 延时),其长度为 600 点,数字化采样频率为 20 MHz(下同).图 3(a)中,约11 µs 处为孔洞 引起的回波,其周围是晶粒引起的散射回波 (视为噪声),可见背散射噪声比较强.图 3(a) 波形的幅度谱见图 3(b),为了对比,我们将超 声波声束照射区无缺陷时的接收信号示于图 4 (a),这里的回波完全由晶粒散射造成.单从图 4(a)上看,人们可能不太容易确认它是否含有 缺陷波形.图 4(b)为图 4(a)的幅度谱.



由于幅度谱是关于中心对称的且高频部分 有很强的噪声,所以将幅度谱全部输入神经网 络并不适宜.作者首先将得到的数字化超声检 测信号延迟一固定的时间(为避免试样表面回 16卷2期 波的干扰),再截取 512 点数字信号进行快速 傅里叶变换,并将 512 点幅度谱的前 50 点的 值送入神经网络,对应的神经网络输入层神经 元数为 50,隐层的神经元个数取 16.



(a) 原始波形(横坐标: μx)
 (b) 幅度谱(横坐标: MHz)

本系统应用前,先采集试样中10组含有 不同深度孔洞缺陷回波的数据,还采集了6组 无缺陷回波的数据,用它们的变换结果对人工 神经网络进行训练、学习.然后将训练好的网 络与快速傅里叶变换特征提取部分联成完整的 系统,对其它类似材料试样中任意有缺陷与无 缺陷部位的超声波检测信号进行自动识别.经 过近几十次对不同试样的超声检测与识别表 明,本文所述方法的正确识别率接近90%.

5 结束语

用傅里叶变换提取粗晶材料超声检测信号 特征量、再用人工神经网络自动识别的方法经 实验证明是成功的.该方法与当今研究较多的 在时域中增强缺陷回波的思路不同,不再追求 降低相关噪声(即晶粒散射噪声),而是采用模 式识别方法对检测信号进行分类,回答是否有 缺陷.本文的方法与作者先前提出的用 Wigner 分布与人工神经网络结合进行模式识别的方法 相比较^[6],其优势在于处理速度快(可用作快 速傅里叶变换算法),适合工业现场使用.

本方法的准确性与可靠性还取决于预先检测信号的训练样本数,尤其是需要那些从波形 上看似是而非、不易判断的检测信号样本.经 过大量测试数据的学习、训练后此方法的正确 识别率将进一步提高,这需要更多的被测试 样.

参考文献

- [1] Li Y, Ying C F. Ultrasonucs, 1987, 25(2): 90-94.
- [2] 刘镇清,李成林,姚俊峰.无损检测,1995,19(5): 121-124.
- [3] Ericsson L. Stepinski T. NDT&E International, 1992, 25(2): 59-64.
- [4] 奥本海姆 A V, 谢弗著 R W. 董士嘉、杨耀增译. 数字 信号处理. 科学出版社, 1983.
- [5] 靳蕃,范俊波,谭永东.神经网络与神经计算机——原 理、应用.西南交通大学出版社,1991.
- [6] 刘镇清,李成林,魏墨盈等,同济大学学报,1996,24
 (1):70-75.

HB/SD-96 型水声电话通过设计定型

由中国科学院声学研究所研制的 HB/SD-96 型水 声电话,在中国人民解放军海军装备定型委员会的主 持下,于 1996 年 12 月 10 日通过了海军航海保证部 组织的设计定型鉴定。来自国家计委、总参谋部、中 科院军工办、海军声学所等单位的有关领导和专家出 席了鉴定会。

HB/SD-96 型水声电话把无线通讯中单边带调制 技术和水声传播技术有机地组合起来,取得了体积 小、保密性强、耗电少、抗干抗能力强、作用距离远 等先进性能。经过南海、东海、北海、海军医学研究 所等多次海试,达到了设计指标,能够适用于舰艇和 潜水员之间的近程水下无线通讯,达到了国外同类产 品的先进水平。目前正进行转产工作,争取不久能批 量生产,以满足有关部门的要求。

(中科院声学所 陈海昆)

• 17 •

应用声学