

应用 BP 神经网络识别内层表面 细小缺陷的研究

朱鸿茂 饶云华

(华中科技大学力学系 武汉 430074)

2000 年 5 月 11 日收到

摘要 内层表面细小凹坑的识别是超声无损评估的一个难点。本文利用人工神经网络对于信号的分类功能,建构和训练了一个 BP 神经网络,并用它对尺寸为 1mm 的圆锥形和半球形两种凹坑成功地进行了识别。研究表明,应用凹坑回波的 DCT 谱作为缺陷特征输入,可使 BP 神经网络的训练和缺陷识别既快捷又有效。

关键词 BP 神经网络,圆锥形和半球形缺陷识别, DCT 变换

Ultrasonic identification of the shapes of tiny pits on an internal surface using BP neural networks

Zhu Hongmao Rao Yunhua

(Huazhong University of Science & Technology Wuhan 430074)

Abstract It is usually difficult to identify the tiny pits on an internal surface by ultrasonic nondestructive evaluation. Based on the classification ability of the artificial neural networks, a BP neural networks has been built, by which two kinds of pits are successfully identified. The research shows that using the DCT spectrum as the input of the networks enables the BP neural networks quick and effective in its training and identification.

Key words BP neural networks, Conic and hemispherical pit identification, DCT transformation

1 引言

近年来,人工神经网络的应用研究受到越来越广泛的重视^[1,2],其中 BP(Back Propagation)网络是目前较流行的神经网络^[3,4]。BP 神经网络具有将一组样本的输入输出问题

转换成一个非线性优化问题的功能,在模型学习过程中,使用了最优化的梯度下降法,用迭代运算求解权值并实现对学习样本的记忆,从而可应用于信号的分类和识别中。

应用传统的超声无损评估各种方法,难以对内层表面上尺寸小于 2mm 的缺陷回波信号

- 进行识别,但这种识别在许多领域中,对材料、构件的防护和安全方面有着至关重要的意义,人们对此作了大量的研究工作^[5],本文的研究表明BP神经网络应用于内层表面细小缺陷的识别是很有效的。

2 BP 神经网络的工作原理

BP神经网络由输入层、输出层和一个或多个隐层构成,每层包含若干个神经元,如图1所示(图中只画出一个隐层)。各层之间神经元有键连结,图中用连线表示。键决定了各神经元之间的连结强度,即权值,它决定了网络的性能。神经元是神经网络的基本处理单元,每个神经元有多个输入和一个输出值,其输入可以是其它神经元的输出,也可以是外部的信息。为了使网络具有人们所期望的某种特定功能,需要对网络进行训练,即通过自学习来调整神经单元间的连结权值,找出期望的系统输入-输出关系,从而使网络逼近所需要的映射,这种映射是通过学习样本的“输入-输出”对应关系反映出来的。

BP神经网络的神经元具有如下输入-输出关系:

$$y = f_{\theta}(W^T \bullet X) \quad (1)$$

式中 y 表示输出; $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, $x_1, x_2, \dots, x_n$ 表示信息输入; $W^T = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$, $w_1, w_2, \dots, w_n$ 表示相应的连结权值; θ 为阈值,用于控制输出对外部刺激的响应门限值; $f_{\theta}(u)$ 为一带阈值的有界非线性函数,通常为 Sigmoid 函数:

$$f_{\theta}(u) = \frac{1 - e^{-(u-\theta)}}{1 + e^{-(u-\theta)}} \quad \text{对称型} \quad (2)$$

$$f_{\theta}(u) = \frac{1}{1 + e^{-(u-\theta)}} \quad \text{非对称型} \quad (3)$$

BP神经网络在运行中包含正向传播和反向传播两种过程。在正向传播时,根据初始设定

应用声学

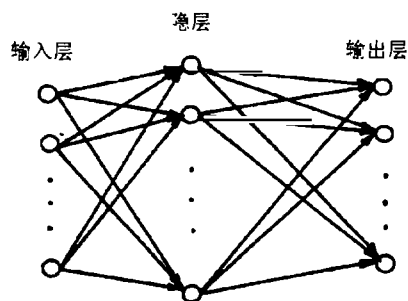


图1 BP网络结构图

的连接权值,输入信号从输入单元经由隐层单元,再从输出单元输出。如果输出层上得不到期望的输出,这时的输出与期望输出相比较所得到的误差信号从输出层反向传播至输入层,再经隐层传播至输出层,并沿途调整各层神经元之间的连接权值,使输出时误差不断减小。对于本文所示的一个三层BP神经网络中,设输入神经元为 $x_i (i = 1, 2, \dots, n_1)$; 隐层神经元的输入和输出分别为 $net_j, O_j (j = 1, 2, \dots, n_2)$; 输出层神经元为 $y_l (l = 1, 2, \dots, n_3)$; 这时正向传播表示为:

$$O_j(k) = f(net_j) = f\left(\sum_{i=1}^{n_1} w_{ij}(k) \cdot x_i(k)\right) \quad (4)$$

$$y_l(k) = f\left(\sum_{j=1}^{n_2} w_{lj}(k) \cdot O_j(k)\right) \quad (5)$$

式中 k 为第 k 步迭代; $w_{ij}(k)$ 和 $w_{lj}(k)$ 分别为输入层与隐层,隐层与输出层之间的连接权值; $f(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数。

如果输出值 y_l 与期望输出值 Y_l 之间的误差大于规定值,则将误差反向传播,进行权值调整,其算法为:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (6)$$

$$w_{lj}(k+1) = w_{lj}(k) - \mu \frac{\partial E}{\partial w_{lj}} \quad (7)$$

式中 μ 为调整权值步长,且有 $0 < \mu < 1$; E 为误差函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{n_3} (y_l - Y_l)^2 \quad (8)$$

权值调整后, 网络再次运行, 并不断重复, 直至 E 收敛。

3 输入信号特征提取

为保证 BP 神经网络对信号进行正确、高效的识别, 需对输入信号进行特征提取。本文对位于内层表面尺寸为 1mm 的圆锥形和半球形凹坑进行识别研究, 由于这两种缺陷的超声脉冲回波信号在时域上几乎没有差别, 若将它们数字化后直接作为输入信号, BP 神经网络是难以将它们加以区别。为此需要将回波信号进行必要的变换, 寻找出反映不同回波信号的特征差别。常用的变换都是单位正交变换, 如离散付里叶变换 (DFT), 最小均方差意义上的 K-L 变换, 以及准最佳的离散余弦变换 (DCT)。在信号识别中, 各种变换的目的是突出信号数据的差异性。

凹坑缺陷回波信号的 DFT 谱的相位信息很难加以利用, 使用振幅谱时又容易产生“异构同谱”现象, 不易为神经网络识别。利用 K-L 变换虽然在减少模式特征的相关性, 突出差异性方面效果较好, 但 K-L 变换取决于整个模式样本的统计特性, 如果样本数量不是很多, 样本向量的协方差矩阵的估计值将变得比较粗略。另外, 计算矩阵的本征值和本征向量缺乏统一的快速算法, 给计算带来困难。DCT 在消除模式特征的相关性方面比 K-L 变换略差, 但比 DFT 要好, 而且 DCT 有快速算法^[6]。

对于数字序列 $x(n), n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 的 DCT 变换的定义是:

$$\begin{cases} Dct(0) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \\ Dct(k) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos \frac{(2n+1)k\pi}{2N} \\ k = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases} \quad (11)$$

其中 $Dct(k)$ 是第 k 个 DCT 谱分量。

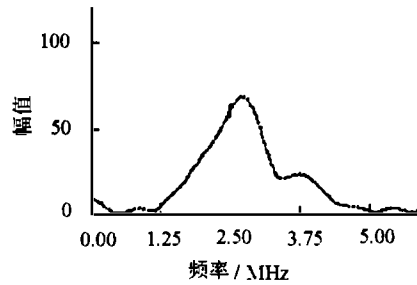


图2 锥形凹坑的 DFT 振幅谱

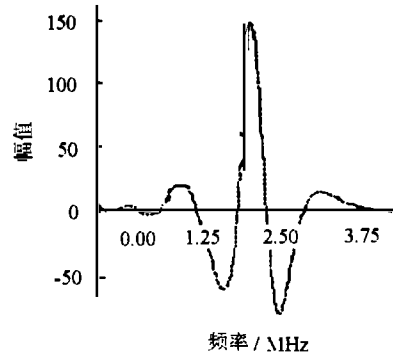


图3 锥形凹坑的 DCT 振幅谱

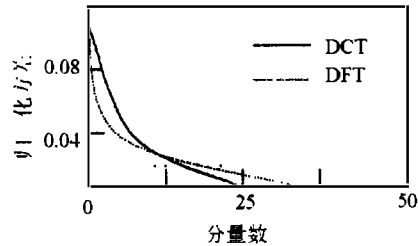


图4 锥形凹坑的 DFT 和 DCT 方差分布

内层表面上圆锥形凹坑的 DFT 振幅谱与 DCT 谱分别如图 2 和图 3 所示, 直观上就可见 DCT 谱各个点的值之间差异较大, 即各点相关性较小, 将其作为特征输入要比 DFT 振幅谱要好。其次, 根据方差准则将它们进行比较。一组源数据变换后的协方差矩阵主对角线上的项相应于变换的方差, 把方差与变换变量的个数关系画成曲线, 并将方差除以方差总和, 即归一化后画出方差分布图, 对于锥形凹坑回波信号的 DFT 和 DCT 的方差分布如图 4 所示。对于给定变换分量数目的每条曲线下的面积表示对应分量所含能量的大小, 且每条曲线下总

面积是 1。在 DCT 方差分布曲线中, 同样总量的信号能量集中在前面少数的变换分量内, 这表明用 DCT 变换来提取信号特征的效果优于 DFT 变换。

4 圆锥形凹坑和半球形凹坑的识别

作者建构了一个三层 BP 神经网络来识别尺寸为 1mm 的圆锥形凹坑和半球形凹坑。输入层包含 32 个神经元, 相应有 32 个数据输入; 输出层包含 2 个神经元, 对应 2 种凹坑缺陷; 隐层神经元个数可根据经验公式^[7]加以确定:

$$n_H = \sqrt{n_I + n_O} + a \quad (12)$$

其中 n_H, n_I, n_O 分别表示隐层、输入层和输出层的神经单元数, a 是 4-10 之间的常数。隐层中包含的神经单元数现取为 12 个, 然后用该神经网络进行学习训练和缺陷识别。

在 LY-12 矩形铝合金块下表面上用顶角为 90° 的圆锥形钢钎击打, 在下表面上制成直径为 1mm, 深度为 0.5mm 的圆锥形凹坑共 10 个, 再用 $\phi 20\text{mm}$, $f 2.5\text{MHz}$, $D 40\text{mm}$ 的聚焦探头放置在铝合金块上表面上接收反射自下表面凹坑上的各个脉冲回波信号, 信号经数字存储示波器放大、采样、量化后输入微机进行 DCT 运算, 将 10 个凹坑的 DCT 谱进行平均, 然后在带宽范围内平均间隔取 32 个点的数据作为学习样本数据输入至 BP 神经网络中进行学习训练, 其学习过程如下:

1. 确定初始值。网络中各连接权值取 0-0.05 内任一随机值; 根据经验, 阈值取 0.5-1.0 内的随机值, 圆锥形凹坑和半球形凹坑的 DCT 谱输入时, 期望输出分别为 $y(1) = 0, y(2) = 1$ 和 $y(1) = 1, y(2) = 0$;
2. 输入圆锥形凹坑 DCT 谱平均值;
3. 根据式 (3)、(4)、(5) 计算隐层单元和输出层单元的输出值, 根据式 (8) 计算误差值, 式 (8) 中取 $n_3 = 2$;
4. 设定允许误差为 0.05, 判别误差函数值是

否小于等于允许误差, 若满足该条件则转入下面的步骤 6, 否则, 进入步骤 5;

5. 根据式 (6)、(7) 修改权值, 重新转入步骤 3;
6. 保存权值和有用信息, 训练完毕。

再将 $\phi 1\text{mm}$ 的钢珠压入同样的铝合金矩形块中, 在下表面上制成直径为 1mm, 深 0.5mm 的半球形凹坑 10 个, 同样将各凹坑的回波信号进行 DCT 变换后进行平均, 再取 32 各点的数据作为网络输入层的输入信号, 进行上述的同样训练。

网络训练完毕后, 在硬铝材料上再制作同样尺寸的圆锥形和半球形凹坑各 10 个, 应用经训练后的 BP 神经网络对随机反复抽取的各凹坑回波信号进行 DCT 变换后加以识别, 实验结果表明其正确识别率为 93.3%。

5 结论

本文针对超声无损评估中的实际问题, 对 BP 神经网络识别内层表面细小缺陷的识别能力进行了研究, 结果表明将缺陷回波信号的 DCT 谱作为特征输入, 经训练的神经网络能对两种不同的细小缺陷—圆锥形和半球形凹坑有效地加以识别。根据同样原理, 经训练的 BP 神经网络应该可对其它不同形状的凹坑进行识别。

参 考 文 献

- 1 Rae k, Retter H J. *IEEE. Transactions on Neural Networks*, 1998, 9(2): 257-265.
- 2 Edwards P J, Murray A F, Papadopoulos G, et al. *IEEE. Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(6): 1456-1464.
- 3 任传波, 于万明, 云大真. *实验力学*, 1997, 12(3): 421-426.
- 4 段方勇, 吴今培, 屈万里等. *信号处理*, 1998, 14(1): 1-7.
- 5 Zhu H M, Bond L J, Albach P H. *Ultrasonics*, 1992, 30 (5): 301-310.
- 6 莫钧, 唐昆. *信号处理*, 1999, 15(2): 166-171.
- 7 徐秉铮, 韦岗等. *神经网络理论与应用*. 广州: 华南理工大学出版社, 1994.