

几种超声 NDE 信号降噪方法的性能比较

陈一骄, 汪源源, 他得安, 王威琪

(复旦大学电子工程系, 上海 200433)

摘要: 为提高超声无损检测的准确性, 需要对超声 NDE 信号中因随机分布于媒质中的大量散射微粒所引起的结构噪声进行降噪。由于信号和噪声的频谱范围基本重叠, 传统的线性滤波方法不能提供理想的降噪结果。介绍了几种对超声 NDE 信号进行降噪的新方法: Wigner-Ville 分布法、小波变换法和基于时间延迟的神经网络法, 并从信噪比 (SNR)、检测概率 (PD) 和估测深度 (ED) 等三个重要参数对它们的降噪性能进行计算机仿真实验的比较。结果表明: 小波变换法和神经网络法的降噪效果较 Wigner-Ville 分布法要好。对实际信号的测试还表明, 小波变换由于不像神经网络那样需要训练, 是一种更为理想的超声 NDE 信号降噪方法。

关键词: 超声无损检测; 超声频响模型; Wigner-Ville 分布; 小波变换; 阈值选择; 神经网络

中图分类号: TB559

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2007)-02-0217-06

Performance comparison of several ultrasound NDE de-noising techniques

CHEN Yi-jiao, WANG Yuan-yuan, TA De-an, WANG Wei-qi

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In order to increase accuracy of the ultrasound non-destructive evaluation (NDE), it is required to reduce structural noise caused by randomly distributed scattering-grains in the material. Since spectra of the signal and noise overlap, traditional linear filtering methods cannot produce desirable de-noising results. In this paper, three filtering methods, i.e., Wigner-Ville distribution, discrete wavelet transform and non-linear time-delay feed-forward dynamic neural network are studied. Three parameters, signal-to-noise ratio (SNR), probability of detection (PD) and estimated depth (ED) are calculated to compare the algorithm performance in the simulation studies. It is shown that wavelet transform and neural network perform better than Wigner-Ville distribution. Experiments also show that wavelet transform is an ideal de-noising technique for ultrasound NDE signals since it does not require a training process as used in neural networks.

Key words: ultrasonic NDE; ultrasonic frequency response model; Wigner-Ville distribution; wavelet transform; threshold selection; neural networks

1 引言

对散射媒质的超声无损估计可以用于探测媒质

内部是否存在缺陷, 然而由于媒质中存在着随机分布的大量散射体, 它们的非均匀性和散射方向各向性使得超声回波信号(超声 NDE 信号)不可避免地混入结构噪声, 从而降低了超声无损检测的性能。为提高超声无损检测的准确性, 曾提出过不少超声 NDE 信号的滤波方法, 如分裂频谱处理、维纳滤波和自适应滤波等。但是由于缺陷信号与结构噪声在

收稿日期: 2005-11-01; 修回日期: 2006-2-28

作者简介: 陈一骄(1982-), 男, 浙江省桐乡人, 硕士研究生, 研究方向: 超声信号分析与处理。

通信作者: 陈一骄, E-mail: ldycyi@gmail.com, 052021210@fudan.edu.cn

频谱上互相交叠, 这些线性滤波的方法均不能提供很好的降噪效果。因此有必要寻找对超声 NDE 信号进行更好降噪的方法。

本文介绍三种对超声 NDE 信号进行降噪的新方法: Wigner-Ville 分布法、小波变换法和基于时间延迟神经网络 (TDNN) 的非线性滤波方法。通过将三种方法分别用于计算机仿真的超声 NDE 信号的分析, 用三个重要的参数: 信噪比 (SNR)、检测概率 (PD) 和缺陷的估计深度 (ED), 来客观地比较超声 NDE 信号降噪前后的情况, 寻找出对超声 NDE 信号进行降噪的较优的方法, 并将它用于对实际超声 NDE 信号的处理。

2 超声 NDE 信号的计算机仿真模型

超声 NDE 信号的计算机仿真是通过在媒质中建立的超声 NDE 信号模型^[1]而得到的。这个模型假设已知激励信号和一些相关参数, 从频率域中得到仿真的超声回波信号。它考虑了以下几个因素: 媒质衰减、散射体的散射系数、声波穿越媒质而引起的时间相位延迟和超声换能器的频率响应。

2.1 媒质衰减模型

根据媒质的超声衰减模型, 媒质随超声频率变化的衰减系数 $\alpha(\omega)$ 为: $\alpha(\omega) = c_1 D^3 \omega^4$, 其中 ω 是超声信号的角频率, D 是媒质微粒的平均直径 (超声波长 $\lambda \gg D$), c_1 为一常数。从该关系可以得到平面超声波沿着 x 方向在媒质中传播的衰减表达式为:

$$H_{att}(\omega, x) = \exp(-\alpha_s \cdot x \cdot \omega^4) \quad (1)$$

其中 α_s 是媒质衰减系数, 与 $\alpha(\omega, x)$ 的关系: $\alpha_s = \alpha(\omega, x) / 2\omega^4$ 。

2.2 一个散射体的性能 (散射系数)

在平面超声波的瑞利区域, 距离换能器 x 处的单个散射微粒的幅频响应为:

$$\sigma(\omega, x) = k \cdot \frac{D^3 \cdot \omega^2}{x \cdot c^2} \quad (2)$$

其中 k 是常数, c 是声波在媒质中的传播速度。

2.3 缺陷与散射体频响模型建立

通过将式 (1) 与式 (2) 相乘, 并引入一个附加相位因子, 也就是相移 $2x/c$, 就建立起了平面超声波从换能器传播到微粒、又被散射传播回到换能器的模型。即深度 x 处的单个散射微粒的频率响应可以写做:

$$H(\omega, x) = \beta \cdot \frac{\omega^2}{x} \cdot \exp(-\alpha_s \cdot 2x \cdot \omega^4) \cdot \exp(-j \cdot \omega \cdot 2x/c) \quad (3)$$

其中 $\beta = kV/c^2$, V 是微粒的平均体积。

媒质中以高斯函数随机分布的所有散射微粒 (总数设为 M_{TOT}) 对超声 NDE 信号的频响均有贡献, 若设超声换能器的频率响应为 $H_{trans}(\omega)$, 则整个媒质的频响 (传递函数) 为:

$$V(\omega) = H_{trans}(\omega) \cdot H_{trans}(\omega) \cdot \sum_{m=1}^{M_{TOT}} \beta_m \cdot \frac{\omega^2}{x_m} \cdot \exp(-\alpha_s \cdot 2x_m \cdot \omega^4) \cdot \exp(-j \cdot \omega \cdot 2x_m/c) \quad (4)$$

类似地, 若在媒质中离换能器深度 d_{crack} 存在一个缺陷, 则该缺陷信号的频域表达式可以写成:

$$S(\omega) = H_{trans}(\omega) \cdot H_{trans}(\omega) \cdot \exp(-\alpha_s \cdot 2d_{crack} \cdot \omega^4) \cdot \exp(-j \cdot \omega \cdot 2d_{crack}/c) \quad (5)$$

2.4 超声 NDE 仿真信号

在计算机仿真中, 超声换能器的中心发射频率取为 2MHz, -3dB 带宽取为 1MHz, 采样频率 f_s 取为 25MHz。考虑到超声发射存在近场 (瑞利区域) 效应, 所有散射体距离超声换能器的最小距离均大于 5cm, 若假设超声的最大检测距离为 14cm, 则在 5cm~14cm 间随机分布 2 500 个散射体, 缺陷可选取出现在该范围内的某个特定位置。

仿真中利用模型的式 (4) 和式 (5), 通过对 $V(\omega)$ 乘不同的常数 b 后与 $S(\omega)$ 相加, 可以合成不同信噪比的仿真超声 NDE 信号。通过不同缺陷位置、不同信噪比的组合, 共合成 5 组 40 种不同的仿真超声 NDE 信号。

3 算法描述

本文主要介绍三种对超声 NDE 信号进行降噪的新方法: Wigner-Ville 分布法、小波变换法和基于时间延迟神经网络 (TDNN) 的非线性滤波方法。

3.1 Wigner-Ville 分布

Wigner-Ville 分布是一个二次型变换, 定义式为^[2]:

$$WVD_s(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t + \frac{\tau}{2}) s^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{j\omega\tau} d\tau \quad (6)$$

经推导, 离散 Wigner-Ville 分布 (DWVD) 的快速算法可以写成:

$$WVD_s(m, k) = 2 \sum_{n=0}^{N-1} z_m(n) e^{j4\pi kn/N} = 2FFT(z_m)|_{2k} \quad (7)$$

其中 $z_m(n) = s(m+n \cdot N/2) s^*(m-n \cdot N/2)$ 。

为减少交叉项的干扰和有效降低采样频率, 先将超声 NDE 信号 $s(t)$ (实信号) 变换成它的解析信

号: $S_a(t) = S(t) + jH\{S(t)\}$, 其中 $H\{\}$ 表示信号的 Hilbert 变换, 然后进行式 (7) 的 DWVD。

由于结构噪声与缺陷信号的 WVD 分布存在下列差异: 缺陷信号对于任何的时间-频率对 WVD 都是正值; 而结构噪声则不然, 它的 WVD 变换有正值也有负值。因此, 得到超声 NDE 信号的 WVD 分布后, 选取负 WVD 绝对值的最大值作为阈值, 将小于阈值的 WVD 设为 0, 而将大于阈值的 WVD 设为原值减去阈值, 这样就有望去除噪声的时频分布^[3]。最后只要简单地将处理后的 WVD 值沿频率轴相加, 就可以得到降噪后的超声 NDE 信号幅度的平方。

3.2 Wavelet Transform 处理

小波变换的降噪过程^[4]可以归纳为: 先对含噪声信号作小波变换; 在变换域中进行阈值的选择和小波系数的处理; 通过反变换重建降噪后的信号。

本文采用 Daubechies 6 (DB6) 对超声 NDE 信号进行小波变换。而根据小波变换后阈值的选择方法的不同, 形成不同的小波降噪方法。这里讨论主要的四种: Universal 硬阈值、Universal 软阈值、 λ_i^k 硬阈值和 λ_i^k 软阈值。其中硬阈值与软阈值均将小于阈值的小波系数设为 0, 区别是: 软阈值将大于阈值的小波系数设为原值减去阈值, 而硬阈值则维持大于阈值的小波系数不变。

3.2.1 Universal 阈值选择^[3]

在 Universal 阈值选择中, 第 i 级的阈值由下式决定:

$$\lambda_i^U = \sigma_i \sqrt{2 \ln(N_i)} \quad (8)$$

其中 i 代表分解级数, N_i 是该级小波系数的个数, σ_i 是该级小波系数的标准差。

3.2.2 λ^k 阈值选择^[4]

在 λ^k 滤波中, 第 i 级的阈值由下式决定:

$$\lambda^k = (\mu_i + ks)^{1/2}, \mu_i = \sum_{j=1}^N x_{ij}^2 / N_i; s^2 = \sum_{j=1}^N (x_{ij}^2 - \mu_i)^2 / (N_i - 1) \quad (9)$$

其中 x_{ij} 是 i 级的小波系数, μ 与 s 分别是小波系数平方的均值与标准差, k 是一个可以选择的整数, 用于对阈值的微调, 一般取 2、3、4。

3.3 神经网络滤波

使用多层传感器并利用输入延时的原理, 可以构成一个前向延时多层传感器^[5]。如图 1 所示, 假设输入延迟线提供的数据个数为 $p+1$ 个, 则输入向量可以写作 $z = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-p)]^T$ 。于是, 在 $n+1$ 时刻, 网络输出层的输出可由下式得到:

$$u[n+1] = \sum_{k=1}^K w_{ik} f(s_k[n]), s_k[n] = \sum_{l=1}^{p+1} w_{lik} z_l[n] \quad (10)$$

其中 K 是隐层神经元的个数, w_{lik} 代表第 i 层第 l 个神经元与第 $i+1$ 层第 k 个神经元的连接权, f 是隐层的非线性激励函数。

对于训练算法和学习机制, 这里采用实时 BP 算法, 先设置一个训练目标 $d(n)$, 并得到输出误差沿时间坐标轴的均方误差 J :

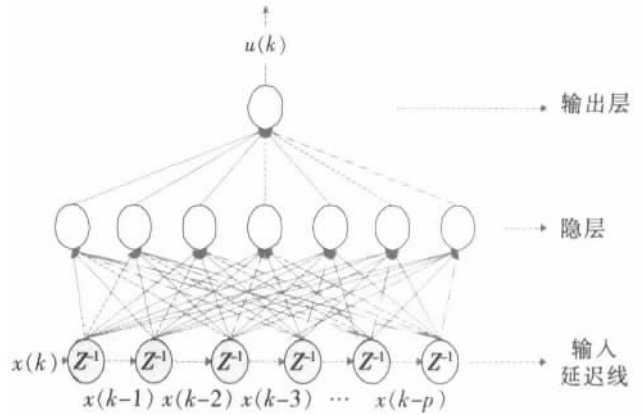


图 1 前向延时多层传感器网络结构

Fig1 The structure of feed-forward tapped delay multilayer perceptron

$$J = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} e^2(n) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{N-1} (u(n) - d(n))^2 \quad (11)$$

若要使式 (11) 误差最小, 需要运用梯度算法^[1], 使网络连接权沿着梯度下降的方向以正比于梯度值的大小调整, 这样才能使误差最大程度减少。

$$\Delta w_{lik} = -\alpha \frac{\partial J}{\partial w_{lik}} = -\alpha \sum_{n=0}^{N-1} e(n) \frac{\partial u(n)}{\partial w_{lik}} \quad (12)$$

4 实验与结果

4.1 仿真信号实验

通过建立的频响模型(其中 $\alpha=10^{-28}$, $c=6000\text{m/s}$), 缺陷深度取 5、8、10、12 和 14cm; b 取 0.9、1.2、1.5、1.8、2.1、2.4、2.7 和 3.0(均为 $\times 10^{-17}$), 构成 5 组 40 个超声 NDE 仿真信号。

Wigner-Ville 分布法得到的是降噪信号的平方; Wavelet Transform 法中, 分解级数可任意选择 ($1 \leq i \leq 11$), 以用于不同信号的小波降解, 其中 λ^k Wavelet Transform 阈值选择中, 取 $k=4$; 神经网络滤波法中, 输入层有 40 个输入(延迟线带有 40 个延迟单元), 隐层有 36 个神经元, 隐层的激活函数是 s 形 tanh 函数, 输出层的激活函数是线性函数, 随意选取

20个超声 NDE 信号作为训练, 另外 20 个超声 NDE 信号作为测试。

作为例子, 图 2 给出了在 $depth=8cm, b=1.5 \times 10^{-17}$ 时的滤波前后的信号波形。

信噪比是衡量降噪效果的重要指标, 通常定义为信号的功率与噪声的功率之比值。为避免用效果较好的滤波方法处理后, 噪声的功率很小, 使信噪比定义式中的分母为零的情况, 本文采用式(13)所定义的 SNR:

$$SNR=10\lg\frac{\text{目标区域的均方和}}{\text{整个区域的均方和}} \quad (13)$$

表 1 给出了在 $depth=10cm$ 时仿真超声 NDE 信号的信噪比在滤波前后的情况。从中可以看出:

- (1) WVD 的滤波效果不是很好, 但它的优点在于稳定性和鲁棒性, 对于任何信噪比的信号, 都不会出现突然失效的现象;
- (2) 两种硬阈值滤波方法在较高信噪比情况下具有很好的滤波性能, 几乎能保持与软阈值同等的滤波能力, 但在低信噪比情况下, 它们很快失效, 性能甚至低于 WVD;
- (3) 两种软阈值滤波方法几乎对所有信号中均

保持了相当好的滤波性能, 只是在少数信噪比很低的信号中, 出现滤波失败的情况;

(4) 神经网络是所有方法中表现最稳定的一种滤波方法, 它唯一的缺点是在不同的环境中需要重新对神经网络进行训练。

其他深度仿真信号的分析结果与表 1 类似。

在无损检测中, 当噪声幅度接近或大于缺陷信号的幅度时, 就可能发生对缺陷的错误判断。因此, 在仿真实验中, 可以定义如式(14)的检测概率(PD), 将它作为衡量降噪有无效果的另一指标。

$$PD=\frac{2}{\pi}\arctan\frac{\text{缺陷信号幅度}}{\text{噪声幅度最大值}} \quad (14)$$

图 3 给出了在 $depth=10cm$ 时仿真信号的 PD 曲线图, 包括原始信号和由各种滤波方法处理过的信号。从中可以看出:

- (1) WVD 滤波和硬阈值小波滤波对 PD 的改善不明显, 甚至在有些信噪比或分辨率较差的情况下, WVD 滤波的 PD 值有可能低于原始信号;
- (2) 软阈值小波滤波和神经网络滤波在 PD 参数上依然体现了良好的滤波性能, 它在大多数情况下均能保持很高的 PD 值, 也就是说它对噪声引起的

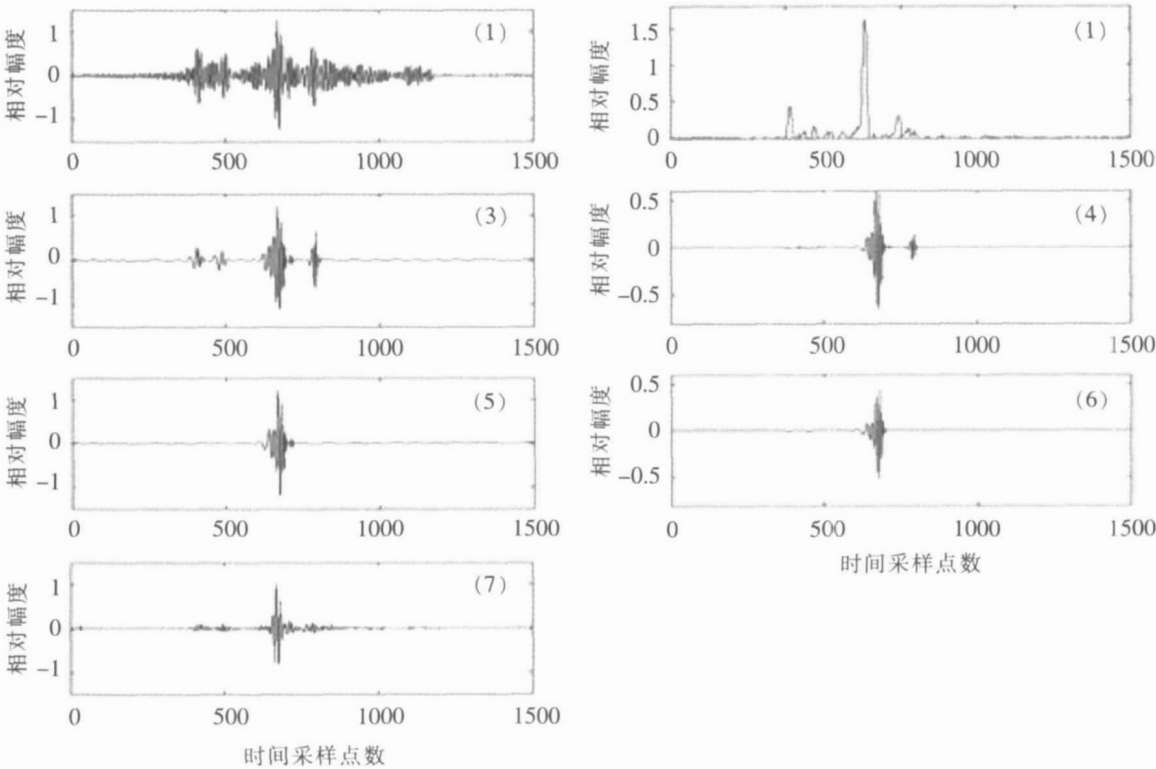


图2 $depth=8cm, b=1.5 \times 10^{-17}$ 原始信号与滤波信号波形。(1)原始信号,(2)~(7)分别是 WVD 滤波、Universal 硬阈值滤波、Universal 软阈值滤波、 λ_h^0 硬阈值滤波、 λ_h^0 软阈值滤波和神经网络滤波后信号

Fig.2 The original signal and filtered signal at $depth=8cm, b=1.5 \times 10^{-17}$. (1) is original signal, (2)~(7) are filtered signals through WVD, Universal hard threshold, Universal soft threshold, λ_h^0 hard threshold, λ_h^0 soft threshold and Neural network respectively

表 1 深度为 10 cm 的仿真信号信噪比
Table 1 The SNRs of simulated signals at depth=10cm

b($\times 10^{-17}$)	ORIGINAL	WVD	Universal WAVELET		λ^k WAVELET		TDNN
			HARD	SOFT	HARD	SOFT	
0.9	10.074 0	11.923 0	12.030 8	12.040 3	12.038 7	12.040 2	11.804 8
1.2	9.141 7	11.654 3	12.004 1	12.037 6	12.019 4	12.036 4	11.658 9
1.5	8.312 3	11.102 4	11.241 2	12.023 1	11.517 7	12.018 2	11.571 5
1.8	7.639 5	10.224 0	10.365 2	11.941 7	11.432 2	11.960 3	11.578 0
2.1	7.123 0	9.041 8	9.669 8	11.726 4	10.281 8	11.833 2	11.614 0
2.4	6.739 2	7.869 6	9.343 4	11.377 2	9.339 7	11.528 6	11.534 2
2.7	6.459 3	6.820 3	9.098 0	11.008 6	9.079 6	11.183 7	11.055 0
3.0	6.257 6	6.106 9	8.897 5	10.807 0	8.621 6	11.013 6	10.205 0

尖峰有很好的抑制作用, 具有很大的实际应用价值。
其他深度仿真信号的分析结果与图 3 类似。

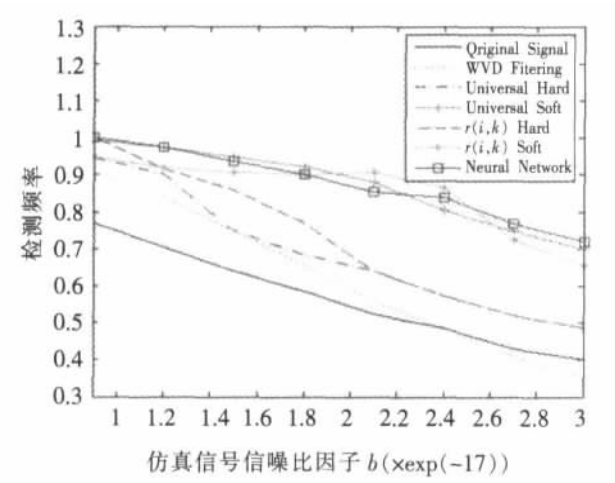


图 3 深度为 10 cm 时的 PD 曲线图

Fig.3 The PD diagram versus b at the depth of 10 cm

根据信号波形中的尖峰来判断媒质中缺陷的位置, 这是超声无损估计的最终目标。估测深度可从式 (15) 计算得到:

$$ED=nc/2f_s \tag{15}$$

其中 n 代表由信号波形所探测到的最大幅度位置。

结果表明: 在本文的仿真信号的信噪比条件下, 滤波前后的最大幅度位置均对应了给定的缺陷位置。

综合以上三个指标, 可以得出: 软阈值小波滤波法和神经网络滤波法对超声 NDE 仿真信号具有较好的降噪性能; WVD 滤波法和硬阈值小波滤波法的性能相对要差一些。

4.2 实际信号实验

实验条件为: 壁上带有小孔的铁块作为媒质, Panametrics 超声换能器 (310S, 5MHz 和 7.5MHz) 用于超声的发射和接收, Panametrics Ultrasonic Analyser 5 052UA 用于接收信号的放大, 放大后的信号输入

数字示波器 Tektronix TDS 744(2GS/s, 数据长度 5 000 samples) 显示, 数字示波器又通过 GPIB 将采样数据传送至计算机进行处理。在对不同深度的缺陷、不同信噪比、不同发射频率的实验中, 得到了 10 组实际超声 NDE 信号(5 组高信噪比, 5 组低信噪比)。由于神经网络法需要进行训练, 这里仅进行软阈值小波滤波法的降噪处理。

作为例子, 图 4 给出了其中各一组高、低信噪比下实际超声 NDE 信号在降噪前后的波形。表 2 给出了对 10 组实际信号的 ED 检测结果。

从表 2 中可以看出, 如果对原始信号直接估测缺陷位置, 可能会发生误差, 特别是对于低信噪比的信号来说, 几乎每组信号都会产生误判。而当经过软阈值小波降噪之后, 缺陷探测的准确性得到很大的提高。

5 结 论

本文研究了三种新的超声 NDE 信号滤波方法: Wigner-Ville Distribution 法、Wavelet Transform 法和神经网络滤波法, 并将它们用在通过超声 NDE 信号频响模型仿真的 5 组 40 个信号上, 从信号波形、信噪比 (SNR)、检测概率 (PD) 和估测深度 (ED) 角度对各种方法的降噪性能进行比较。结果表明: 软阈值小波变换法和神经网络滤波法对于抑制结构噪声具有比较理想的效果, 它将保留缺陷信号, 而将其他噪声干扰基本抑制, 符合超声无损检测的要求。而 WVD 和硬阈值滤波不能提供较理想的降噪效果, 甚至在低信噪比的情况下完全失效。由于小波变换不像神经网络那样需要训练, 本文最后将软阈值小波变换法用于实验中检测到的 10 组实际超声 NDE 信号, 结果进一步表明: 软阈值小波变换法是一种理想

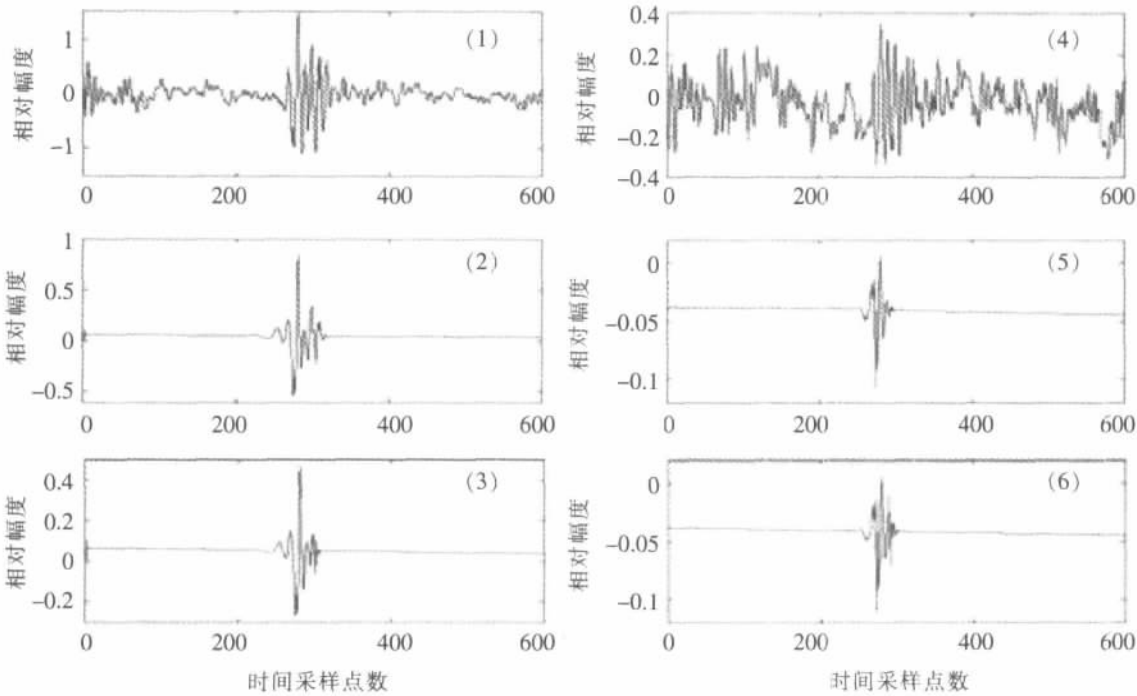


图 4 实际信号及滤波波形,左、右分别为高信噪比和低信噪比的情况,每列从上到下分别为原始信号,Universal 软阈值滤波, λ_t^k 软阈值滤波

Fig.4 Experimental signals and filtered signals. The left and right are situations of high SNR and low SNR. The top to bottom of every column are original signals, Universal soft threshold filtered signals and λ_t^k soft threshold filtered signals respectively

表 2 实际信号的 ED 值(包括直接估测和滤波后估测)

Table 2 The ED values of experimental signals(including direct estimation and estimation after filtering)

Original SNR	Target Depth/cm	Direct Estimation/cm	Universal SOFT/cm	λ^k SOFT/cm
9.538 8	2.06	1.97(4.4%)	1.97(4.4%)	1.97(4.4%)
10.266 6	2.02	2.08(3.0%)	2.02(0.0%)	2.03(0.5%)
8.755 4	3.36	3.58(6.5%)	3.36(0.0%)	3.36(0.0%)
9.585 8	3.41	3.35(1.8%)	3.46(1.5%)	3.46(1.5%)
9.438 0	0.40	0.40(0.0%)	0.40(0.0%)	0.41(2.5%)
4.285 1	3.37	3.65(8.3%)	3.36(0.3%)	3.36(0.3%)
5.387 8	3.61	3.42(5.3%)	3.62(0.3%)	3.62(0.3%)
5.137 5	3.73	3.44(7.8%)	3.62(2.9%)	3.62(2.9%)
4.291 7	5.15	2.86(44%)	5.21(1.2%)	5.21(1.2%)
4.858 2	5.24	3.62(31%)	5.18(1.1%)	5.26(0.4%)

的超声 NDE 信号降噪方法。

参 考 文 献

[1] Vicen R, Gil R, Jarabo P, et al. Non-linear filtering of ultrasonic signal using neural networks[J]. Ultrasonics, 2004, 42(3): 355-360.

[2] (美)钱世镗. 时频变换与小波变换导论(英文版)[M]. 北京:机械工业出版社, 2005, 99-173.

QIAN Shie. Introduction to time-frequency and wavelet transforms[M]. Beijing: China machine press, 2005, 99-173.

[3] Rodriguez M A, San Emeterio J L, Lazaro JC, et al.

Ultrasonic flaw detection in NDE of highly scattering materials using wavelet and Wigner-Ville transform processing[J]. Ultrasonics, 2004, 42(8): 847-851.

[4] Lazaro J C, San Emeterio J L, Ramos A. Noise reduction in ultrasonic NDT using discrete wavelet trasform processing[A]. Proc. of the IEEE 2002 Ultrasonic Symposium[C]. 2002, 756-759.

[5] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001, 15-54.

JIANG Zhongli. Introduction to artificial neural networks [M]. Beijing: High education press, 2001, 15-54.