

铝合金锻件超声信号的自适应小波压缩方法

刘守山 周晓军 李 凌 杨辰龙

【摘要】 针对铝合金锻件超声信号中含有晶粒散射引起的相干噪声,建立了相应的缺陷回波检测数学模型,提出了基于新的阈值函数 Stein 无偏估计自适应压缩方法。对离散小波变换各尺度上的小波系数用新的阈值函数进行估值后,进行了小波阈值最小均方误差意义上的迭代,并用小波系数估值进行离散小波反变换,以得到信号的估值,通过反复迭代,得到缺陷回波的最优压缩模型。对含缺陷铝合金锻件的超声信号处理实验的结果表明,与常用的固定阈值方法相比,在相同压缩比下,自适应压缩方法能更好地去除散射噪声及识别缺陷回波信号。

关键词: 铝合金 超声信号 压缩 自适应算法 小波

中图分类号: TB553; TG316.1⁺92 **文献标识码:** A

Ultrasonic Signal Compression Based on Adaptive Wavelet Thresholding

Liu Shoushan¹ Zhou Xiaojun² Li Ling² Yang Chenlong²

(1. Shandong University of Science and Technology 2. Zhejiang University)

Abstract

Aimed at ultrasonic signal compression and detection of the flaw echo of aluminum alloy forge in the presence of high scattering microstructure noise, the adaptive stein unbiased risk estimation (SURE) compression method based on the new thresholding function was presented, and the flaw model under ultrasonic signal has been built. The new estimated wavelet coefficients were deduced by using the new thresholding function, as the original wavelet coefficients decomposed from signal inputted. The new estimated signal was rebuilt by using the new estimated wavelet coefficients. An iterative process of the thresholds, which depend on the minimum mean square error (MMSE), was implemented to decide the termination of signal rebuilt. The experiment results indicated that the adaptive compression method has better de-noising and compressing performance and improved the SNR ability for flaw echo detection.

Key words Aluminum alloy, Ultrasonic signal, Compression, Adaptive algorithm, Wavelet

引言

常用的信号压缩方法包括 Walsh-Hadamard 变换(WHT)、离散余弦变换(DCT)、离散小波变换(DWT)。相比 WHT 和 DCT 两种方法,DWT 更适于对具有突变特性的含缺陷超声信号的时频分析,因而得以广泛应用^[1]。用 DWT 对含噪声的缺陷超声回波信号的压缩,可看作是两个过程:①信号噪声消除过程。②对消噪后的信号进行压缩率与有效信

息量进行折衷的过程。若噪声主要为白噪声分布,则采用固定阈值基础上的压缩就可以获得较好的压缩效果^[1~2]。但在对铝合金锻件的超声信号检测过程中,由于晶体材料的散射作用,使得超声信号的缺陷回波信号不仅包含了来源于仪器的白噪声,而且还包含了晶粒的散射引起的相干噪声。在采用固定阈值法进行压缩的过程中,往往不能很好地消除相干噪声的影响,因而使压缩后的数据仍然带有这种噪声的冗余信息。针对这种情况,本文以铝合金

收稿日期: 2006-11-20

刘守山 山东科技大学信息与电气工程学院 副教授, 266510 青岛市

周晓军 浙江大学机械与能源工程学院 教授 博士生导师, 310027 杭州市

李 凌 浙江大学机械与能源工程学院 博士生

杨辰龙 浙江大学机械与能源工程学院 博士后

锻件材料为研究对象,在建立含相干噪声的缺陷回波超声信号数学模型的基础上,对离散小波基选取进行了分析,并采用改进的自适应小波软阈值收缩法进行信号压缩处理。

1 超声信号模型及离散小波基选取

1.1 铝合金中的超声信号模型

通常情况下,超声信号缺陷回波模型表示为

$$f = \beta \exp(-\alpha(t - \tau)^2) \cos(\omega_c(t - \tau) + \phi) \quad (1)$$

式中 β ——幅值 ϕ ——相位
 α ——缺陷回波的带宽因子
 τ ——缺陷回波的返回时间
 ω_c ——回波中心频率

在不能忽略晶粒散射噪声的情况下,超声缺陷回波模型是式(1)的次优模型表示为^[3]

$$f_j = \sum_{j=1}^N \beta_j \exp(-\alpha_j(t - \tau)^2) \cos(\omega_{c_j}(t - \tau_j) + \phi_j) \quad (j=0, 1, \dots, N-1) \quad (2)$$

式中 j ——回波次数

$\beta_j, \alpha_j, \omega_{c_j}, \tau_j, \phi_j$ ——第 j 个回波相关参数

在用小波对缺陷回波进行时频分析时,式(1)和式(2)中的时间、频率等因子被小波尺度、平移参数及小波系数所表征。在超声信号回波的全部分解尺度空间上,散射噪声频谱集中在高频段(较小尺度)且受尺度变化的影响较大,缺陷回波的尺度集中在中间尺度域内^[4-6]。

仪器的电噪声一般认为是可加白噪声(设为 n),且与缺陷回波信号是不相关的,则铝合金材料的超声缺陷回波可表示为

$$s_j = f_j + n \quad (3)$$

1.2 离散小波基的选取

用小波分析方法对缺陷回波进行分析,其主要依据是某一小波在特定尺度上与缺陷回波具有更高的相关性,即所选的小波基应最大程度地与缺陷回波相似。通常,缺陷回波波形包络的模型常以高斯函数近似描述^[4],因此所选取的小波基在波形上应是对称或近似对称的。除此之外,在考虑小波的紧致性、正则性、正交性的情况下,本文选择 Symlet-8 作为小波基对超声信号进行分析。

2 自适应无偏估计及阈值函数的改进

在小波压缩及消噪过程中,由 Donoho 等人提出的小波固定阈值收缩法得到了广泛的应用^[7-8]。在超声信号受到白噪声污染的情况下,用固定阈值法对信号进行压缩,往往能较理想地去掉冗余信息。但对于粗晶材料,由式(2)可知,由于晶粒散射所产

生的相干噪声信号的小波系数在时间-尺度上与缺陷回波信号是相关的,因而用固定阈值收缩法进行信号压缩则无法对此类噪声消除产生较好的效果。然而,由式(3)知,被晶粒相干噪声和仪器白噪声污染的回波缺陷信号具有确定的函数模型,这就为利用信号的已知信息,寻求某种准则(如最小均方差)意义上的函数模型的最佳估计提供了可能,使得信号压缩问题成为参数估计问题。若取 $\mathbf{S} = [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}]^T$ 为信号的观测值, f_j 为信号在 j 时刻的真实值,则压缩的目的就成为通过所观察到的含噪信号 \mathbf{S} , 找出信号 f 的估计值 \hat{f} , 使得 \hat{f} 和 f 达到某一准则意义上的最佳逼近。若取 \hat{f} 和 f 的最小均方差(MMSE),并用均值取代数学期望,得

$$R(\hat{f}, f) = \frac{\|\hat{f} - f\|^2}{N} = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} (\hat{f}_j - f_j)^2}{N} \quad (4)$$

则压缩的目的就是根据观测值,找出信号的估值,使得 R 达到最小。在对信号进行正交小波变换的前提下,式(4)可由小波系数表示为

$$R(\hat{f}, f) = \frac{\|\hat{f} - f\|^2}{N} = \frac{\sum_{j,k} (\hat{d}_{j,k} - d_{j,k})^2}{N} \quad (5)$$

式中 $d_{j,k}$ ——小波分解系数

2.1 基于 SURE 无偏估计的自适应压缩

用 SURE 法的估计对象为式(3)所表述的问题,在此,引入一个关于观测值 \mathbf{S} 的函数 $g(\mathbf{S})$ 为

$$g(\mathbf{S}) = \hat{f}(\mathbf{S}) - \mathbf{S} \quad (6)$$

其中 $g(\mathbf{S}) = [g_0, g_1, \dots, g_{N-1}]^T$

式中 $g(\mathbf{S})$ ——从域 \mathbf{R}^N 到域 \mathbf{R}^N 的映射

在 SURE 条件下,当 $g(\mathbf{S})$ 为弱可微函数时,则

$$E_f \|\hat{f}(\mathbf{S}) - f\|^2 = N + E_f \{ \|g(\mathbf{S})\|^2 + 2 \nabla_{\mathbf{S}} \cdot g(\mathbf{S}) \} \quad (7)$$

其中 $\nabla_{\mathbf{S}} \cdot g(\mathbf{S}) = \sum_{j=0}^{N-1} (g_j / \partial s_j)$

则得基于 SURE 的无偏估计为

$$R = N + \|g(\mathbf{S})\|^2 + 2 \nabla_{\mathbf{S}} \cdot g(\mathbf{S}) \quad (8)$$

Donoho 利用其所建立的标准软阈值函数,从有限集合 $\{s_0, s_1, \dots, s_{N-1}\}$ 选择了一个阈值 λ^{SURE} 为

$$\lambda^{\text{SURE}} = \arg \min_{\lambda \in \{s_0, s_1, \dots, s_{N-1}\}} R_s(\lambda) \quad (9)$$

因为 $\{s_0, s_1, \dots, s_{N-1}\}$ 是有限集, λ^{SURE} 对风险函数 R 不是最优的。

采取最小均方根误差算法的依据是最优化方法中的最速下降法,即下一刻的阈值 $\lambda(k+1)$ 应等于现时刻的阈值 $\lambda(k)$ 加上一项比例于负的均方误差函数的梯度值 $\Delta \lambda(k)$, 即

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \mu \Delta \lambda(k) \quad (10)$$

其中 $\Delta\lambda(k) = \partial R(k) / \partial \lambda(k)$
 式中 λ ——小波阈值消噪法中所取阈值
 μ ——步长

尽管固定阈值函数满足 SURE 条件下弱可微的要求,但是其没有二阶导数,因而无法采用基于梯度下降的自适应迭代算法。因此,有必要对标准的固定阈值函数进行改进,使其具有更高阶的导数。

2.2 改进的阈值函数及迭代运算的实现

在文献[9~11]中,提出了对标准固定阈值函数的改进方法。其中,各种改进的阈值函数的不足之处表现在:不能满足高阶可导的条件;虽高阶可导却增加了计算的复杂性;其中,较为突出的缺陷是小波系数高于阈值时,阈值函数的输入与输出之间线性较差,且线性收敛性较慢,给小波系数带来较高的误差。本文采取了文献[9]中的类 sigmoid 函数作为改进的软阈值函数,类 sigmoid 函数二阶可导,而且由于 sigmoid 函数本身对渐近线的快速逼近性,使得在大于所取阈值时,由类 sigmoid 所取的小波系数保持与标准软阈值收缩后的小波系数更近的相似性。由类 sigmoid 函数所确定的阈值函数为

$$\eta_k(x, \lambda) = \begin{cases} x + \lambda - \lambda / (2k + 1) & (x < -\lambda) \\ x^{2k+1} / (2k + 1) \lambda^{2k} & (|x| \leq \lambda) \\ x - \lambda + \lambda / (2k + 1) & (x > \lambda) \end{cases} \quad (11)$$

式中 x ——小波系数

在阈值函数的条件下,由式(8)得

$$\begin{aligned} \partial R(\lambda) / \partial \lambda &= 2 \sum_{i=0}^{N-1} g_i \partial g_i / \partial \lambda + \\ &2 \sum_{i=0}^{N-1} (\partial^2 g_i / (\partial s_i \partial \lambda)) \end{aligned} \quad (12)$$

由式(6)、(7)得

$$\begin{aligned} g_i &= \eta_k(s_i, \lambda) - s_i \\ \partial g_i / \partial \lambda &= \partial \eta_k(s_i, \lambda) / \partial \lambda = \\ &\begin{cases} 1 - 1 / (2k + 1) & (s_i < -\lambda) \\ -2k(s_i / \lambda)^{2k+1} / (2k + 1) & (|s_i| \leq \lambda) \\ -1 + 1 / (2k + 1) & (s_i > \lambda) \end{cases} \quad (13) \\ \partial^2 g_i / (\partial s_i \partial \lambda) &= \begin{cases} 0 & (|s_i| > \lambda) \\ -2ks_i^{2k+1} / \lambda^{2k+1} & (|s_i| \leq \lambda) \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

若采用正交小波,由式(5)可把均方误差分解到各尺度的小波系数中去,再针对每一尺度的小波系数及其估值进行迭代运算,运算式为

$$\lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_i \Delta \lambda_i(k) \quad (i = 1, 2, \dots, I) \quad (15)$$

其中 $\Delta \lambda_i(k) = \partial R_i(k) / \partial \lambda_i(k)$ (16)

式中 λ_i ——尺度为 i 时的小波系数阈值
 μ_i ——尺度为 i 时的自适应迭代步长
 $\Delta \lambda_i$ ——尺度为 i 时,小波系数及其估值的最小均方误差梯度

实际迭代运算步骤如下:①对观测信号 S 进行离散小波变换,变换后的小波系数为 $d_i (i = 1, 2, \dots, I)$ (尺度系数不计)。②利用式(12)的阈值函数对各尺度小波系数进行处理,得到各尺度小波系数的估值,然后根据式(16)得 $\Delta \lambda_i(k)$,则 $\lambda_i(k+1) = \lambda_i(k) - \mu_i \Delta \lambda_i(k)$ 。③用各尺度小波系数估值作离散小波反变换,得到信号的估值 \hat{f} ,输出 \hat{f} 。对下次观测信号采样,重复步骤①~③。

3 实验结果及分析

实验对象为含缺陷铝合金锻件。对铝合金超声信号采集的条件为:超声探头采用 5 MHz 的水浸点聚焦探头,采用反射式探测,采样频率为 100 MHz;在上表面某一确定位置下深度 20 mm 处,有直径为 1.2 mm 的人工孔。对所采集的超声信号用 Symlet-8 小波进行分析,小波分解层数为 6 层,并分别用固定阈值和改进阈值的自适应算法进行处理。自适应迭代算法中的阈值初值 λ_0 定为标准软阈值算法中的阈值 $\lambda_0 = \sqrt{2 \lg n / n}$ 。收敛条件为 $\Delta \lambda_i / \lambda_i < 10^{-6}$ 。图 1 为所采集到的超声信号原始数据,即铝合金锻件内部上表面与下表面之间超声信号。图 2 为对原超声信号采用不同压缩方法进行压缩后重构的图像。

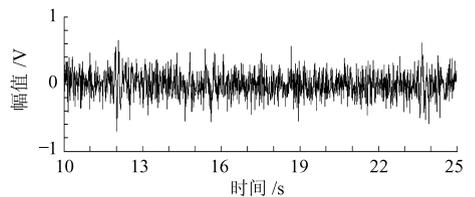


图 1 含噪声的铝合金超声信号

Fig. 1 Ultrasonic signal with interfering noise

其中各图形压缩率、压缩后信噪比及均方差如表 1 所示。图中的压缩率为小波系数置零比率。

表 1 采用不同压缩方法后的结果比较

Tab.1 Comparison of compression results from different methods

压缩方法	信噪比/dB	均方差	压缩率/%
固定阈值法(压缩比 86%)	2.856	1.401	86
固定阈值法(压缩比 93%)	3.781	1.058	93
SureShrink(压缩比 86%)	3.218	1.243	86
SureShrink(压缩比 93%)	3.840	1.042	93
自适应压缩法	5.320	0.752	93

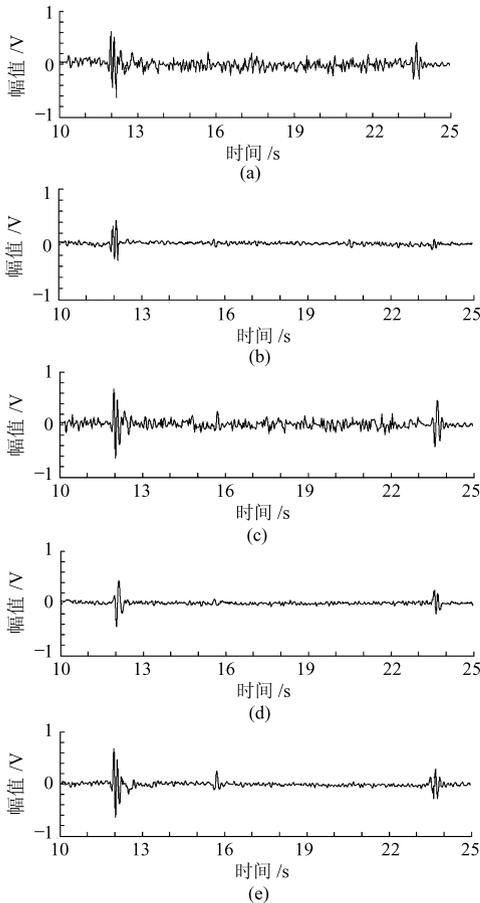


图2 采用不同压缩方法所得效果图

Fig.2 Diagram of compressed results of different methods
(a) 固定阈值法压缩(压缩比 86%) (b) 固定阈值压缩(压缩比 93%) (c) SureShrink 压缩(压缩比 86%) (d) SureShrink 压缩(压缩比 93%) (e) 基于 SURE 无偏估计自适应压缩(压缩比 93%)

由压缩结果比较可以看出,对于固定阈值和 SureShrink 压缩方法,在提高压缩比的情况下,虽然其信噪比及均方差有所改善,但却无法分辨出缺陷回波。而采用基于 SURE 无偏估计法,在以较高压缩比压缩后重构的信号中,缺陷的特征比较明显,且信噪比得以明显提高。

4 结束语

在不忽视铝合金锻件中晶粒散射的影响的情况下,建立了超声信号在铝合金锻件缺陷检测中的数学模型,并对基于小波分析的压缩方法进行了分析,对原始采样信号采用了基于正交小波变换的小波分解,提出了基于 SURE 无偏估计的自适应压缩方法对铝合金超声信号进行了信号压缩。实验结果表明,在压缩比一定的情况下,自适应压缩方法能很好地消除由于晶粒散射所引起的相干噪声,同时更精确地实现了对含缺陷信号的重构。

参 考 文 献

- Cardoso G, Sanjie J. Performance evaluation of DWT, DCT, and WHT for compression of ultrasonic signals[C]. IEEE International Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control Joint 50th Anniversary Conference, 2004.
- Abbate A, Koay J, Frankel J. Signal detection and noise suppression using a wavelet transform signal processor: application to ultrasonic flaw detection[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1997, 44(1): 14~26.
- Cardoso G, Sanjie J. Compression of ultrasonic data using transform thresholding and parameters estimation techniques[C]. IEEE Ultrasonics Symposium, 2002.
- Saniie J, Nagle D T, Donohue K D. Analysis of order statistic filters applied to ultrasonic flaw detection using split-spectrum processing[J]. IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1991, 38(2): 133~140.
- Saniie J, Nagle D T. Analysis of order statistic CFAR threshold estimators for improved ultrasonic flaw detection[J]. IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 1992, 39(5): 618~630.
- Oruklu E, Saniie J. Ultrasonic flaw detection using discrete wavelet transform for NDE applications[C]. IEEE International Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control Joint 50th Anniversary Conference, 2004.
- Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613~627.
- Donoho D L, Vetterli M, Devore R A. Data compression and harmonic analysis[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1998, 44(6): 2 435~2 476.
- Zhang Xiaoping, Desai M D. Adaptive de-noising based on SURE risk[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1998, 5(10): 265~267.
- 曲天书,戴逸松,王树勋. 基于 SURE 无偏估计的自适应小波阈值去噪[J]. 电子学报, 2002, 30(2): 266~268.
- 赵瑞珍,宋国乡. 小波系数阈值估计的改进模型[J]. 西北工业大学学报, 2001, 19(4): 625~628.