

超声检测中利用盲解卷积的重叠回波分离方法

贺琛¹, 李兵^{1,2}, 高飞¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安;
2. 西安交通大学微纳制造与测试技术国际合作联合实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了解决超声检测技术在被测件近表面位置容易产生回波信号重叠,导致近表面缺陷定位误差较大的问题,提出了一种基于盲解卷积的超声重叠回波分离方法。该方法首先对超声回波信号进行傅里叶逆变换和平滑处理,实现对脉冲响应函数初始化;然后分别对反射序列函数和脉冲响应函数建立凸优化解卷积模型,并使用分裂 Bregman 算法与交替方向乘子算法(ADMM)对两者进行交替迭代求解;最后,通过判断是否满足停止条件,获得反射序列函数与脉冲响应函数的估计值,从而实现对超声重叠回波的分离。仿真实验表明:该方法在不同强度的噪声干扰下均可以经过 10 次左右的交替迭代实现对重叠回波的有效分离,对噪声干扰具有良好的鲁棒性;该方法将近表面缺陷的定位误差减小到 0.97%,适用于实际超声检测。

关键词: 超声检测;重叠回波分离;交替迭代;盲解卷积

中图分类号: TG115.28 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202112015 **文章编号:** 0253-987X(2021)12-0129-09



OSID 码

An Overlapping Echo Separation Method Using Blind Deconvolution in Ultrasonic Testing

HE Chen¹, LI Bing^{1,2}, GAO Fei¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. International Joint Laboratory for Micro/Nano Manufacturing and Measurement Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An ultrasonic overlapping echo separation method based on blind deconvolution is proposed to solve the problem of echo signal overlap in ultrasonic testing technology, which may result in large positioning error of near surface defects. Firstly, the ultrasonic echo signal is processed by inverse Fourier transform and smoothing technique to initialize the impulse response function. Then, convex optimal deconvolution models are established for a reflection sequence function and an impulse response function respectively, and the split Bregman algorithm and the alternating direction multiplier algorithm (ADMM) are alternatively used to solve the both models. Finally, the estimated values of the reflection sequence function and the impulse response function are obtained through judging whether the stop condition is satisfied, so as to realize the separation of ultrasonic overlap echo. Simulation and experimental results show that the proposed method effectively separates the overlapping echoes after 10 alternating iterations under different intensity of noise interference, and has good robustness to noise interference. This method reduces the positioning error of near surface defects to 0.97%, and is suitable for practical

ultrasonic testing.

Keywords: ultrasonic testing; overlapping echo separation; alternating iteration; blind deconvolution

超声检测作为评估材料内部完整性的有效无损检测手段,具有灵敏度高、分辨率高、检测方式丰富多样等优点,在航空航天、核工业、能源动力等工业领域得到了广泛应用^[1-3]。在超声检测系统中主要基于脉冲回波法获取接收信号中的幅值信息、到达时间(TOA)等来评估内部缺陷。然而,由于探头发出的超声脉冲具有一定的时间宽度,在距离被测材料表面较近的区域形成一段检测盲区^[4],该区域内的界面反射波与缺陷回波会发生重叠,难以分辨缺陷回波的实际到达时间和回波幅值大小,从而无法正确评估缺陷的位置与大小。

目前,针对超声回波信号重叠问题,国内外学者主要从探头硬件和超声回波信号处理两个方面进行研究。对于探头硬件方面,主要包括利用反相叠加法缩短脉冲信号的持续时间^[5]、采用 Golay 互补编码对减小盲区^[6]、基于相移抵消方法改善压电微机械超声换能器(pMUT)的轴向分辨率^[7-8]以及设计了宽频带的高频 pMUT^[9]等方法,有效地提高了探头的轴向分辨率,然而超声波脉冲的宽度不能无限减小,且这种依赖于硬件设计的方法受限于检测微小的近表面,难以满足工业需求。利用信号处理技术是当前该问题的主要解决方法,其中根据超声探头的扩散场信息对格林函数进行重构^[10],以及基于匹配追踪的分离方法^[11-12]在处理高度重叠回波和畸变回波方面已经进行了应用,但是以上方法在噪声干扰下的鲁棒性较差,且通常需要建立庞大的原子库,计算复杂度较高。

另外,根据超声回波信号的卷积模型,基于解卷积的方法可以从最大程度上解决重叠回波信号的分离问题。其中,最小熵解卷积(MED)技术在解决该问题中得到了广泛应用,Li 等提出了一种自适应形态滤波和稀疏最小熵解卷积(M-S-MED)相结合的方法^[13],经过迭代求解有效地获取到了超声反射序列;在文献[14]中,利用近似变换的范数增强了 MED 方法解卷积结果的稀疏性,使 MED 方法更加适用于超声 NDE。然而,基于最小熵解卷积的方法会丢失回波的幅值信息,并且在存在噪声的情况下变得不稳定。此外,基于稀疏假设下的盲解卷积方法也是分离重叠回波的重要思路,通过建立回波信号盲的解卷积非凸优化模型^[15-16],将近似交替线性

最小化算法应用于重叠回波的分离,能够获得良好的效果,但该方法的时间复杂度高,且受初始值选取的影响较大,难以应用于实际的超声检测中。Iqbal 等在求解地震反射序列中,首先利用 Tikhonov 正则化估计出子波信号,然后使用谱梯度投影算法进行迭代运算,最终获得反射序列的稀疏解^[17];Guan 等在语音信号解卷积中,将语音信号的动态范围用作先验信息,利用 L1 正则化的最小二乘优化交替求解,获得了良好的输出^[18]。但是,以上方法局限于特定的应用场景,以及在噪声干扰下的鲁棒性较差。

因此,为了解决超声回波信号重叠问题,本文提出了一种基于交替迭代的超声回波信号盲解卷积方法,分别对反射序列函数和脉冲响应函数建立凸优化模型,并利用分裂 Bregman 算法^[19-20]和交替方向乘子(ADMM)算法^[21]进行交替迭代求解,最终实现了重叠回波信号的分离。经过仿真分析,表明该方法在不同强度的噪声干扰下均可以有效地分离重叠超声回波信号,具有良好的鲁棒性和适用性,并且开展了超声检测实验,验证了本文方法在实际应用中的有效性,能够有效减小缺陷的定位误差。

1 超声回波信号的卷积模型

在超声检测中,超声波由激励信号激发换能器产生,该过程被认为是在换能器的中心频率调制形成宽带脉冲。超声波在被检测件中的传播时遇到缺陷和被检测件表面时会发生反射,反射信号再由换能器接收,形成最终的超声回波信号。以上过程通常可以看作是系统脉冲响应函数与反射序列函数的卷积,然后在其中叠加了一定的噪声,如图 1 所示。

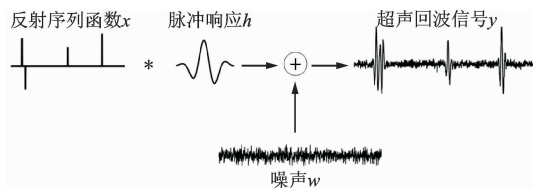


图 1 超声回波信号的卷积示意图

Fig. 1 Schematic of convolution of ultrasonic echo signal

对以上超声回波信号的卷积过程进行数学描述,如下

$$y = h * x + w \quad (1)$$

式中: $*$ 为卷积运算符号; y 是检测到的超声回波信号; h 为脉冲响应函数, 也被称为失真函数, 代表受到换能器的脉冲响应和传播路径的影响, 通常表示为脉冲响应与各传递函数之积; x 为反射序列函数, 代表在被测件内部的传输特性, 比如位置和尺寸信息, 通常具有稀疏特征; w 为噪声项。

将式(1)写成矩阵向量的形式如下

$$y = Hx + w \quad (2)$$

式中: $H = F^{-1} \text{diag}(\hat{h})F$ 是具有 Toeplitz 结构的方阵, F 为快速傅里叶变换(FFT)算子, F^{-1} 为快速傅里叶逆变换(IFTT)算子, $\hat{h}$ 为脉冲响应函数 h 的傅里叶变换形式, $\hat{h} = Fh$ 。

在超声检测中, 最终获得的结果为超声回波信号, 即在式(2)中仅有检测信号 y 是已知的。因此, 利用检测信号 y 同时对脉冲响应函数 h 和反射序列函数 x 进行估计的过程被称为盲解卷积。

2 交替迭代的盲解卷积方法

盲解卷积是一个病态的过程, 具有无数满足方程的解, 因此需要再添加一定的先验信息进行约束。由于反射序列函数 x 是由一组脉冲信号组成, 具有很好的稀疏性, 因此在盲解卷积算法中将反射序列函数 x 的稀疏性作为重要的先验信息。本文利用该先验信息, 结合超声信号卷积模型, 分别对反射序列函数和脉冲响应函数建立凸优化模型, 然后采用交替迭代的方式进行求解。交替迭代算法框架如图 2 所示。

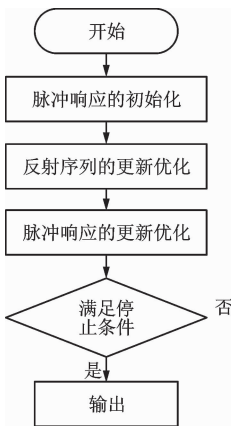


图 2 交替迭代算法流程图

Fig. 2 Flow chart of alternating iteration algorithm

2.1 脉冲响应函数的初始化

由于图 2 中的交替迭代过程需要进行初始化, 本文利用检测信号 y 对脉冲响应函数 h 进行初始化。在这一步中, 对检测信号 y 的振幅谱先进行傅

里叶逆变换, 然后进行平滑处理, 将该结果作为脉冲响应函数的初始值。该初始值可能与真实值之间差别较大, 但是在之后的交替迭代中会不断对其进行优化, 使其不断逼近真实值。

2.2 反射序列函数的优化更新

利用脉冲响应函数的初始值对反射序列函数 x 进行估计, 由于反射序列函数 x 具有稀疏性, 本质上是找到反射序列函数 x 的稀疏解, 因此, 可建立如下凸优化模型

$$x^{k+1} = \arg \min_x \frac{1}{2} \| H^k x - y \|_2^2 + \lambda \| x \|_1 \quad (3)$$

式中: $\frac{1}{2} \| H^k x - y \|_2^2$ 为最小二乘目标函数; λ 为正则化参数, 用于调整解的稀疏性; $\| x \|_1$ 为正则化函数, 用于产生稀疏解。

其中, 式(3)是一个标准的 ℓ_1 范数正则化问题, 关于该问题的解决算法主要有快速迭代收缩阈值法(FISTA)^[22-23]、MM 算法^[24]、分裂 Bregman 算法^[19-20]等。本文中采用收敛性好且计算速度快的分裂 Bregman 算法对式(3)进行求解, 在式(3)中引入权重参数 α 与 β , 将式(3)中的 ℓ_1 范数与 ℓ_2 范数进行分离, 把求解 x 的估计值变为求解式(4)~(6)之间的交替迭代过程

$$x^{k+1} = \arg \min_x \left\{ \frac{\alpha}{2} \| d_1^k - (H^k x - y) - b_1^k \|_2^2 + \frac{\beta}{2} \| d_2^k - x - b_2^k \|_2^2 \right\} \quad (4)$$

$$d_1^{k+1} = \arg \min_d \left\{ \frac{\alpha}{2} \| d - (H^k x^{k+1} - y) - b_1^k \|_2^2 + \frac{1}{\lambda} \| d \|_1 \right\} \quad (5)$$

$$d_2^{k+1} = \arg \min_d \left\{ \frac{\beta}{2} \| d - x^{k+1} - b_2^k \|_2^2 + \| d \|_1 \right\} \quad (6)$$

式中: $b_1^{k+1} = b_1^k - [d_1^{k+1} - (Hx^{k+1} - y)]$, $b_1^0 = 0$; $b_2^{k+1} = b_2^k - [d_2^{k+1} - x^{k+1}]$, $b_2^0 = 0$ 。

经过式(4)~(6)之间的迭代运算, 可获得反射序列函数的迭代估计值 $\bar{x} = x^{k+1}$ 。

2.3 脉冲响应函数的优化更新

在获得反射序列函数的估计值 x^{k+1} 后, 为了进一步估计脉冲响应函数, 根据卷积的可交换性, 可建立如下的凸优化模型

$$h^{k+1} = \arg \min_h \frac{1}{2} \| X^k h - y \|_2^2 + \varphi(h) \quad (7)$$

式中: $\frac{1}{2} \| X^k h - y \|_2^2$ 是最小二乘目标函数; $\varphi(h)$ 是

正则化函数。

由于脉冲响应函数 $\mathbf{h}$ 一般是一个平滑函数, 并且其信号长度远小于回波信号 $\mathbf{y}$ 的长度, 在式(7)中进行向量矩阵相乘时, 需要在 $\mathbf{h}$ 的后面补零, 使得其信号长度与 $\mathbf{y}$ 一致, 这意味着式(7)中的脉冲响应函数 $\mathbf{h}$ 在某种程度上是具有稀疏特性的。因此, 结合脉冲响应函数的平滑特性和稀疏特性, 将式(7)中的正则化函数 $\varphi(\mathbf{h})$ 建立为如下形式

$$\varphi(\mathbf{h}) = \lambda_1 \|\mathbf{h}\|_1 + \frac{\lambda_2}{2} \|\mathbf{h}\|_2^2 \quad (8)$$

式中: 第一项用于约束 $\mathbf{h}$ 的稀疏性; 第二项用于约束 $\mathbf{h}$ 的平滑性; λ_1, λ_2 为正则化参数。

此时, 式(4)属于典型的 Elastic-Net 问题, 可以利用 ADMM 算法^[21]、FISTA 算法^[25]、迭代算法等进行求解。本文采用 ADMM 算法进行求解, 该方法的收敛速度快, 且解的质量高, 基本思想是将原问题中的目标函数等价地分解成若干个可求解的子问题, 然后并行求解每一个子问题, 最后协调子问题的解得到原问题的全局最优解, 适用于求解具有大规模数据的分布优化问题^[26]。

首先, 在式(7)中引入辅助变量 $\boldsymbol{\theta}$, 将式(7)中的 Elastic-Net 问题转化为如下等价形式

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{X}^T \mathbf{h} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda_1 \|\boldsymbol{\theta}\|_1 + \frac{\lambda_2}{2} \|\boldsymbol{\theta}\|_2^2 \\ \text{s. t.} \quad & \mathbf{h} - \boldsymbol{\theta} = \mathbf{0} \end{aligned} \quad (9)$$

然后, 将式(9)写作增广拉格朗日形式, 如下

$$\begin{aligned} L_\rho(\mathbf{h}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{u}) = & \frac{1}{2} \|\mathbf{X}^T \mathbf{h} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda_1 \|\boldsymbol{\theta}\|_1 + \\ & \frac{\lambda_2}{2} \|\boldsymbol{\theta}\|_2^2 + \mathbf{u}^T (\mathbf{h} - \boldsymbol{\theta}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{h} - \boldsymbol{\theta}\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{u}$ 是拉格朗日乘数; ρ 是惩罚因子, $\rho > 0$ 。

此时, 式(10)可以运用 ADMM 算法进行求解, 获得式(11)中的迭代过程

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{h}^{i+1} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{X}^T \mathbf{y} + \rho(\boldsymbol{\theta}^i - \boldsymbol{\mu}^i)) \\ \boldsymbol{\theta}^{i+1} &= \left(\frac{\rho(\mathbf{h}^{i+1} + \boldsymbol{\mu}^i) - \lambda_1}{\lambda_2 + \rho} \right)_+ - \\ &\quad \left(\frac{-\rho(\mathbf{h}^{i+1} + \boldsymbol{\mu}^i) - \lambda_1}{\lambda_2 + \rho} \right)_+ \\ \boldsymbol{\mu}^{i+1} &= \boldsymbol{\mu}^i + \mathbf{h}^i - \boldsymbol{\theta}^i \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{u}/\rho$; $(\cdot)_+$ 表示取 $\max(0, \cdot)$ 。

经过式(11)中的迭代运算, 可以获得脉冲响应函数的迭代估计值 $\bar{\mathbf{h}}^{k+1} = \mathbf{h}^{i+1}$ 。最终, 将本文提出的基于交替迭代的盲解卷积方法描述如下。

输入 超声回波信号 $\mathbf{y}$;

输出 脉冲响应函数估计值 $\bar{\mathbf{h}}$ 、反射序列函数估计

值 $\bar{\mathbf{x}}$;

初始化 $k=0$, 最大迭代次数 $N_{\max}$, 迭代精度 $e, \mathbf{x}^0 = [0, 1, 0, \dots, 0]$;

1. 利用 $\mathbf{y}$ 的振幅谱获得 $\mathbf{h}$ 的初始值 $\mathbf{h}^0$;
2. while $k \leq N_{\max}$;
3. 根据式(4)、(5)、(6)中的迭代运算求解 $\mathbf{x}^{k+1}$;
4. 运用式(11)中的迭代运算求解 $\mathbf{h}^{k+1}$;
5. if $\|\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^k\|_2 \leq e$;
6. $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{x}^{k+1}, \bar{\mathbf{h}} = \mathbf{h}^{k+1}$, break;
7. end if
8. $k = k + 1$;
9. end while
10. return $\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{h}}$ 。

3 分析与实验

3.1 模型分析

换能器的激励脉冲在脉冲响应函数的作用下, 通常表现为能量衰减、时移、调制等, 因此可采用高斯回波模型进行表示

$$h(t) = \beta \exp(-\alpha(t - \tau)^2) \cos(2\pi f_c(t - \tau) + \phi) \quad (12)$$

式中: β 为信号幅值; α 为带宽因子; τ 为时移; f_c 为中心频率; ϕ 为相位。

设置幅值 $\beta=1$ 、带宽因子 $\alpha=100 \text{ MHz}^2$ 、时移 $\tau=0.25 \mu\text{s}$ 、中心频率 $f_c=5 \text{ MHz}$ 、相位 $\phi=\pi/6$, 获得脉冲响应函数。

反射序列函数由多个脉冲信号叠加, 在第 100 个采样点处设置了界面回波, 分别在第 125、300、550 个采样点处设置了缺陷回波以及在第 800 个采样点处设置了底面回波。

根据式(1)的超声卷积模型, 获得了模拟合成的超声回波信号, 如图 3a 所示, 在其中添加一定的高斯白噪声, 生成含有噪声的超声回波信号(信噪比 $R_{\text{SN}}=10 \text{ dB}$), 如图 3c 所示。从图 3 可以看出, 界面回波与缺陷回波发生了明显的重叠, 难以确定两者的实际位置。

利用本文提出的方法对图 3 中的超声回波信号进行处理。首先, 对超声回波信号的频谱进行傅里叶逆变换和平滑处理, 获得脉冲响应函数的初始值, 如图 4 所示。可以看出, 在无噪声干扰时, 脉冲响应函数初始值与真实值较为接近, 而存在 $R_{\text{SN}}=10 \text{ dB}$ 的噪声干扰时, 脉冲响应函数初始值与真实值之间存在较大的幅值偏差。

然后利用本文方法对反射序列函数和脉冲响应

函数进行交替迭代估计,获得满足停止条件的解。最终,脉冲响应函数的估计值如图 5 所示。

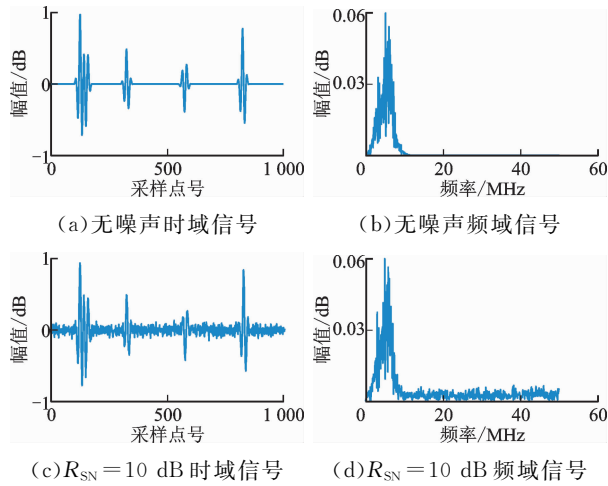


图 3 模拟超声回波信号

Fig. 3 The simulated ultrasonic echo signals

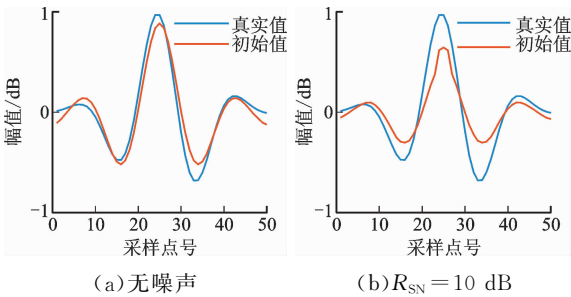


图 4 脉冲响应函数的初始值

Fig. 4 Initial values of impulse response function

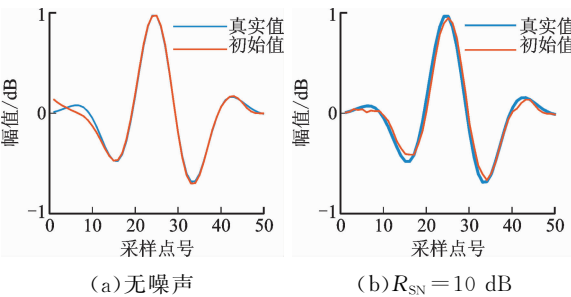


图 5 脉冲响应函数的估计值

Fig. 5 Estimations of impulse response function

由图 5 可以看出,在无噪声干扰时,脉冲响应函数估计值与真实值重合程度很高;当存在 $R_{SN} = 10$ dB 的噪声干扰时,脉冲响应函数估计值与真实值之间存在一定的相位偏差,但整体效果良好。

最终的反射序列函数估计值如图 6 所示,各种情况下均实现了重叠回波的分离。在无噪声干扰时,反射序列函数估计值与真实值基本一致;当存在 $R_{SN} = 10$ dB 的噪声干扰时,反射序列函数估计值出现了一定的幅值偏差,但在可接受范围内。

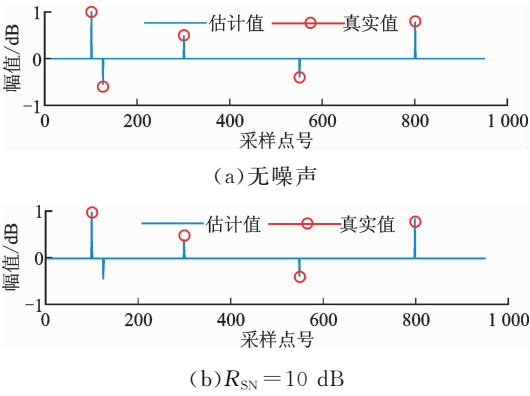


图 6 反射序列函数的估计值

Fig. 6 Estimations of reflection sequence function

为了准确评估利用该方法所获得的信号质量,定义重建信号的均方误差为

$$e_{MSE} = \frac{\|\tilde{\mathbf{h}} * \tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{y}\|_2^2}{N} \quad (13)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}}$ 为脉冲响应函数估计值; $\tilde{\mathbf{x}}$ 为反射序列函数估计值; $\mathbf{y}$ 为无噪声超声回波信号的真实值; N 为信号长度。

经过计算,在无噪声时, $e_{MSE} = 7.42 \times 10^{-4}$;当含 $R_{SN} = 10$ dB 的噪声时, $e_{MSE} = 1.88 \times 10^{-3}$,表明该方法不仅可以实现重叠回波的分离,还可以获得质量良好的重建信号。

另外,通过计算经过每次交替迭代后的均方误差,对该方法在不同噪声干扰下的迭代收敛情况进行评估。分别在超声回波信号中添加 R_{SN} 为 5 dB、10 dB、15 dB、20 dB 的噪声,均进行 30 次交替迭代,记录每次迭代后的均方误差,绘制成曲线,如图 7 所示。结果显示在不同强度噪声的干扰下均可以在进行 10 次左右的交替迭代就获得收敛,收敛后的均方

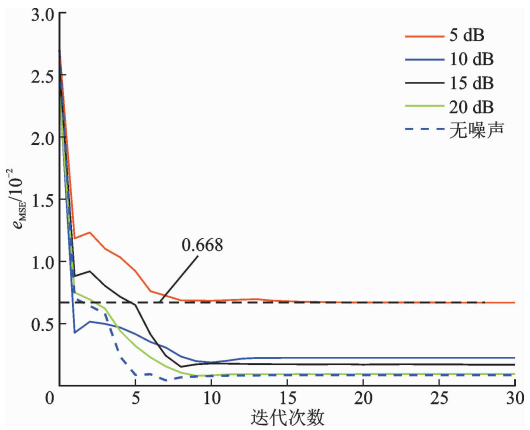


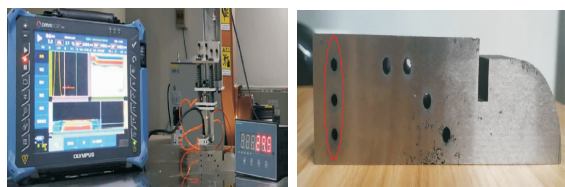
图 7 不同强度噪声干扰下的迭代过程

Fig. 7 Iterative process under noise interference with different intensities

误差均小于等于 6.68×10^{-3} , 表明该方法在不同强度噪声干扰下具有良好的鲁棒性。

3.2 实验验证及分析

为了验证该方法在实际超声检测中的适用性和有效性, 利用超声相控阵仪 (Olympus OminScan MX2) 和中心频率为 5 MHz 的 16 阵元线阵列探头 (Olympus 5L16-CA00-SXT) 对设置有人工缺陷的镍基合金试块进行检测, 如图 8 所示。该试块厚度为 30 mm, 将图 8b 中试块左侧的 3 个直径为 3 mm 的通孔作为目标缺陷, 分别距离上表面 7、15、23 mm。将探头固定在缺陷的正上方进行线扫描, 垂直发射超声波, 同时接收超声回波信号, 把采集到的 9 个超声回波信号以一维数据形式 (A 扫描) 从仪器中导出, 并记作 $A_1 \sim A_9$, 作为评估本文方法有效性的原始数据。

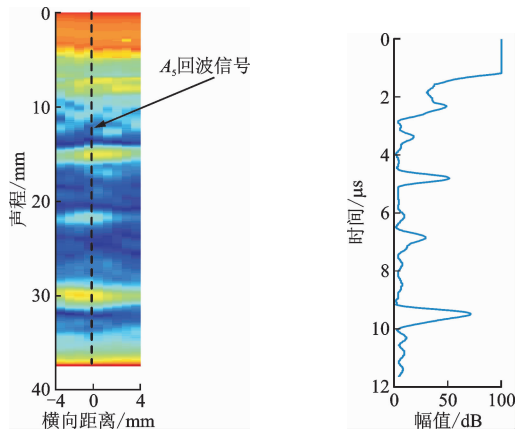


(a) 超声相控阵检测平台 (b) 镍基合金试块

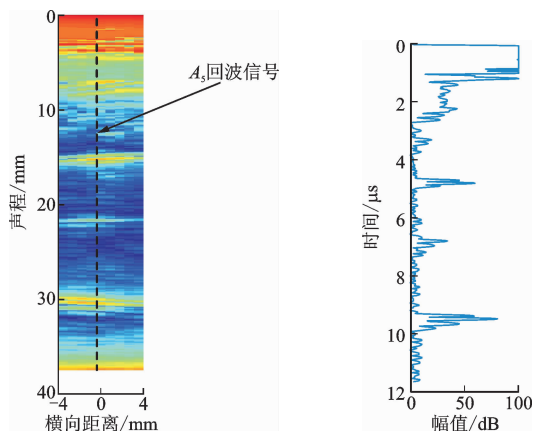
图 8 实验平台与试块

Fig. 8 Experimental platform and test block

首先, 开启相控阵仪的滤波器功能, 对超声回波进行滤波降噪处理, 获得低噪声的检测结果, 并将多条 A 扫描信号进行二维成像处理 (B 扫描成像), 如图 9a 所示, 图 9b 为其中的第 5 个回波信号 A_5 。然后, 在同一实验条件下关闭滤波器, 获得含有大量噪声的超声回波信号, 同样进行 B 扫描成像处理, 结果如图 9c、9d 所示。从图中可以看出, 在 7 mm 处的缺陷回波与界面波发生了严重的重叠, 难以判断其具体位置。



(a) 降噪后 B 扫描图像 (b) 降噪后 A_5 回波信号

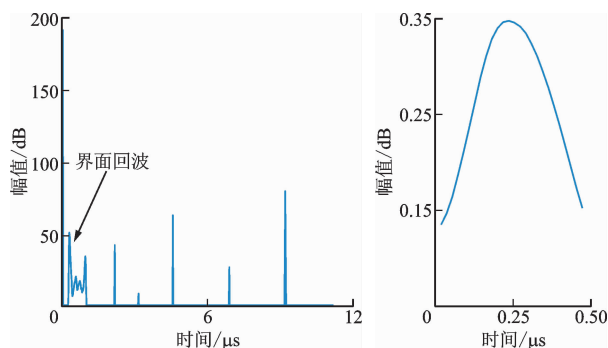


(c) 降噪前 B 扫描图像 (d) 降噪前 A_5 回波信号

图 9 镍基合金试块滤波降噪前后的检测结果

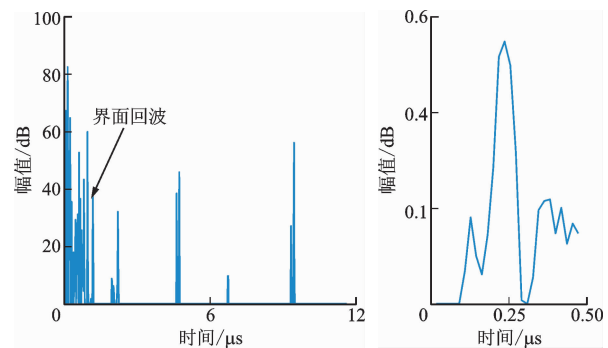
Fig. 9 Test results of nickel base alloy test block before and after noise reduction

将本文的方法应用于图 9b、9d 中的回波信号, 经过 4 次交替迭代运算后, 分别获得两种情形下反射序列函数和脉冲响应函数的估计值, 如图 10 所示。



(a) 降噪后反射序列估计值

(b) 降噪后脉冲响应估计值



(c) 降噪前反射序列估计值

(d) 降噪前脉冲响应估计值

图 10 滤波降噪前后 A 扫描信号的盲解卷积结果

Fig. 10 Blind deconvolution results of A-scan signal before and after noise reduction

可以看出,在两种情况下的反射序列函数中 7 mm 处的缺陷回波与界面回波均得到了有效分离,可以清晰地分辨出该处缺陷回波的位置。

已知该试块中的声速为6 455 m/s,分别利用图 9b、9d 中 A 扫描信号的回波峰值位置和图 10 中反射序列函数的脉冲到达时间计算出两种情形下各个缺陷回波的位置,结果见表 1、表 2。

表 1 本文方法处理滤波降噪后缺陷回波的结果
Table 1 The results of defect echo after filtering and noise reduction processed by the proposed method

缺陷 位置 /mm	到达时间/ μ s		回波位置/mm		相对误差/%	
	处理 前	处理 后	处理 前	处理 后	处理 前	处理 后
7	2.31	2.16	7.46	6.97	6.57	0.43
15	4.78	4.56	15.43	14.72	2.87	1.87
23	6.82	6.89	22.01	22.24	4.30	3.30
30	9.48	9.20	30.59	29.69	1.97	1.03

从表 1 中可以看出,经过本文方法处理后能够准确分辨各个缺陷回波的实际到达时间,从而实现缺陷的定位,大幅减小了定位的相对误差。

表 2 本文方法处理未经滤波降噪缺陷回波的结果
Table 2 The results of defect echo processed by this method without filtering and noise reduction

缺陷 位置 /mm	到达时间/ μ s		回波位置/mm		相对误差/%	
	处理 前	处理 后	处理 前	处理 后	处理 前	处理 后
7		2.19		7.07		0.97
15	4.86	4.51	15.69	14.56	4.61	1.87
23	6.80	6.92	21.95	22.33	4.57	2.91
30	9.59	9.41	30.95	30.37	3.17	1.23

从表 2 中可知,利用本文方法对未经滤波降噪的缺陷回波进行处理后,也能够准确分辨各个缺陷回波的实际到达时间,使 7 mm 处缺陷回波从重叠区域中分离出来,有效地提高了近表面缺陷的定位精度,表明本文方法在实际超声检测中具有较强的抗噪声干扰能力。

最后,对本次检测中采集到的所有 A 扫描信号进行盲解卷积处理,并将所获得的反射序列函数估计值中的界面回波脉冲信号进行去除,然后与脉冲响应函数估计值再次卷积,实现对全部回波信号的重构,重构结果如图 11 所示。由图 11 可以看出,在 7 mm 处的重叠信号已经实现了分离,各处缺陷均

可以准确定位;重构的 B 扫描图像相比于图 9 中原始图像,各处缺陷图像均可以清晰分辨,消除了重叠区域的干扰,有利于对缺陷进一步分析。

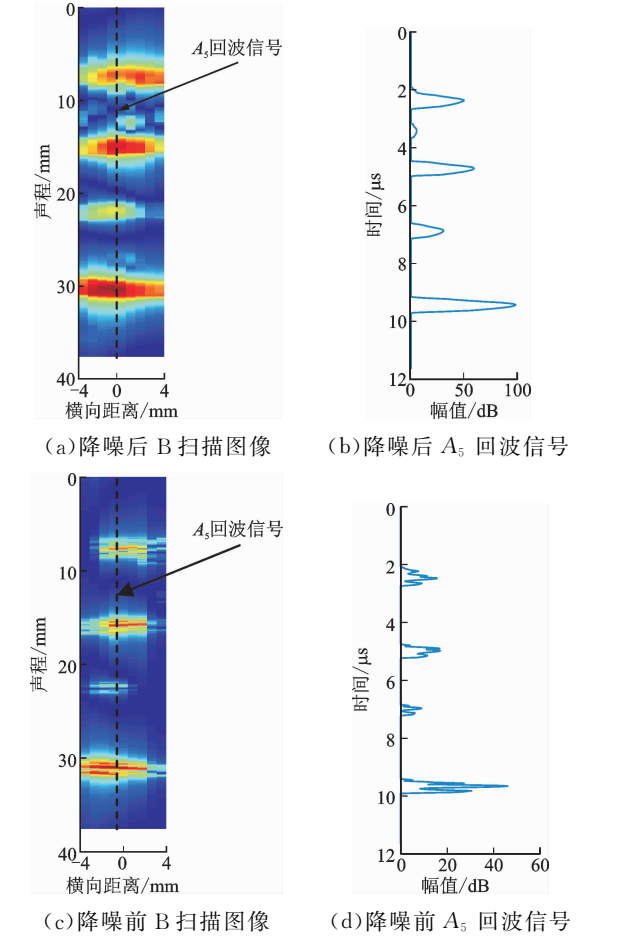


图 11 超声回波信号滤波降噪前后重建的结果
Fig. 11 Reconstruction results of ultrasonic echo signal before and after filtering and noise reduction

4 结 论

本文针对超声检测中存在的回波信号重叠问题,提出了一种交替迭代的超声回波信号盲解卷积方法。利用超声信号卷积模型,分别建立了反射序列函数和脉冲响应函数的解卷积凸优化模型,对脉冲响应函数初始化后,利用分裂 Bregman 算法和 ADMM 算法进行交替迭代求解,最终获得反射序列函数和脉冲响应函数的估计值,实现重叠回波的分离。

通过模拟仿真实验可以看出,本文方法在不同强度的噪声干扰下都高效地实现了重叠回波的分离,具有良好的鲁棒性,并且重建信号的均方误差小于等于 6.68×10^{-3} 。对实际超声检测数据进行处理,结果表明本文方法在实际的超声检测中具有适

用性和抗噪声干扰能力,增强了缺陷定位能力,能够大幅减小近表面缺陷的定位误差。在后续的研究中将进一步优化本方法的时间复杂度,使其能够应用于实时的超声检测中。

参考文献:

- [1] 周正干, 孙广开. 先进超声检测技术的研究应用进展[J]. 机械工程学报, 2017, 53(22): 1-10.
ZHOU Zhenggan, SUN Guangkai. New progress of the study and application of advanced ultrasonic testing technology [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(22): 1-10.
- [2] 武玉鹏, 张博, 李经明, 等. 航空发动机整体叶环中纤维断丝超声检测方法[J]. 金属学报, 2020, 56(8): 1175-1184.
WU Yupeng, ZHANG Bo, LI Jingming, et al. Ultrasonic detection for fiber broken in aero-engine integral bladed ring [J]. Acta Metallurgica Sinica, 2020, 56(8): 1175-1184.
- [3] 王伟强, 马官兵, 王彬, 等. 核电厂围板螺栓超声检测技术研究[J]. 核动力工程, 2020, 41(2): 40-44.
WANG Weiqiang, MA Guanbing, WANG Bin, et al. Study on ultrasonic inspection of baffle bolts in nuclear power plants [J]. Nuclear Power Engineering, 2020, 41(2): 40-44.
- [4] GUAN Shanyue, WANG Xiaokai, HUA Lin, et al. Quantitative ultrasonic testing for near-surface defects of large ring forgings using feature extraction and GA-SVM [J]. Applied Acoustics, 2021, 173: 107714.
- [5] 郑冠儒, 张慧, 李志, 等. 基于叠加法消除 CMUT 测量拖尾的研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 219-225.
ZHENG Guanru, ZHANG Hui, LI Zhi, et al. Elimination of ultrasonic tailing based on the superposition method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(2): 219-225.
- [6] HERNÁNDEZ Á, UREÑA J, MAZO M, et al. Reduction of blind zone in ultrasonic transmitter/receiver transducers [J]. Sensors and Actuators; A Physical, 2007, 133(1): 96-103.
- [7] PALA S, SHAO Zhichun, PENG Yande, et al. Improved Ring-Down time and axial resolution of pMUTs via a phase-shift excitation scheme [C]// 2021 IEEE 34th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 390-393.
- [8] LIU Xinxin, CHEN Xuying, LE Xianhao, et al. Optimization of pMUTs driving waveform based on phase delay to reduce attenuation vibration [C]// 2018 IEEE 13th Annual International Conference on Nano/Micro Engineered and Molecular Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 582-585.
- [9] WANG Xubo, HE Leming, MA Youcao, et al. Development of broadband high-frequency piezoelectric micromachined ultrasonic transducer array [J]. Sensors, 2021, 21(5): 1823.
- [10] 张海燕, 刘建全, 张辉, 等. 扩散场重建格林函数检测钢轨近表面缺陷[J]. 应用声学, 2019, 38(5): 774-781.
ZHANG Haiyan, LIU Jianquan, ZHANG Hui, et al. Diffusion field reconstruct Green's function to detect near-surface defects of rails [J]. Journal of Applied Acoustics, 2019, 38(5): 774-781.
- [11] LIAN Meng, LIU Haibo, BO Qile, et al. An improved matching pursuit method for overlapping echo separation in ultrasonic thickness measurement [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(6): 065001.
- [12] JIN Haoran, CHEN Jian, YANG Keji. A blind deconvolution method for attenuative materials based on asymmetrical Gaussian model [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2016, 140(2): 1184-1191.
- [13] LI Min, LI Xue, GAO Chenxing, et al. Acoustic microscopy signal processing method for detecting near-surface defects in metal materials [J]. NDT & E International, 2019, 103: 130-144.
- [14] LI Xiang, LI Xunbo, LIANG Wei, et al. ℓ_0 -norm regularized minimum entropy deconvolution for ultrasonic NDT & E [J]. NDT & E International, 2012, 47: 80-87.
- [15] GAO Xuyang, SHI Yibing, DU Kai, et al. Sparse blind deconvolution with nonconvex optimization for ultrasonic NDT application [J]. Sensors, 2020, 20(23): 6946.
- [16] REPETTI A, PHAM M Q, DUVAL L, et al. Euclid in a taxicab: sparse blind deconvolution with smoothed ℓ_1/ℓ_2 regularization [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(5): 539-543.
- [17] IQBAL N, LIU Entao, MCCLELLAN J H, et al. Sparse multichannel blind deconvolution of seismic data via spectral projected-gradient [J]. IEEE Access, 2019, 7: 23740-23751.
- [18] GUAN Jian, WANG Xuan, WANG Wenwu, et al. Sparse blind speech deconvolution with dynamic range regularization and indicator function [J]. Circuits,

- Systems, and Signal Processing, 2017, 36(10): 4145-4160.
- [19] GHOLAMI A, SACCHI M D. A fast and automatic sparse deconvolution in the presence of outliers [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(10): 4105-4116.
- [20] 李钟晓, 李振春. 基于交替分裂 Bregman 迭代算法的鲁棒多道预测反褶积方法 [J]. 石油地球物理勘探, 2017, 52(4): 678-688.
- LI Zhongxiao, LI Zhenchun. Robust multichannel predictive deconvolution based on the alternating split Bregman iteration algorithm [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(4): 678-688.
- [21] HEREDIA-JUESAS J, TIRADO L, MARTINEZ-LORENZO J A. Fast source reconstruction via ADMM with elastic net regularization [C] // 2018 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation & USNC/URSI National Radio Science Meeting. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 539-540.
- [22] ZHU Tao. New over-relaxed monotone fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. IET Image Processing, 2019, 13(14): 2888-2896.
- [23] 潘树林, 闫柯, 李凌云, 等. 自适应步长 FISTA 算法稀疏脉冲反褶积 [J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(4): 737-743.
- PAN Shulin, YAN Ke, LI Lingyun, et al. Sparse-spike deconvolution based on adaptive step FISTA algorithm [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(4): 737-743.
- [24] ABDESSALEM B, FARID C. Resolution improvement of ultrasonic signals using sparse deconvolution and variational mode decomposition algorithms [J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2020, 56(6): 479-489.
- [25] WANG Yuepeng, REN Lanlan, ZHANG Zongyuan, et al. Sparsity-promoting elastic net method with rotations for high-dimensional nonlinear inverse problem [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2019, 345: 263-282.
- [26] HUMAYOO M, CHENG Xueqi. Parameter Estimation with the ordered ℓ_2 regularization via an alternating direction method of multipliers [EB/OL]. [2021-03-12]. <https://arxiv.org/abs/1909.01519v2>.

(编辑 刘杨)