

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108681

一种用于超声信号降噪的非凸变量重叠 群稀疏变分方法*

张家玮¹, 焦敬品¹, 陈昌华², 高翔¹

(1. 北京工业大学材料与制造学部 北京 100124; 2. 南京迪威尔高端制造股份有限公司 南京 210048)

摘要: 粗大晶粒产生的大量散射噪声而导致的超声检测信号信噪比低问题是粗晶结构超声检测面临的一大难题。针对现有稀疏降噪方法在波形失真和幅值衰减方面的不足, 本文提出了一种基于非凸变量重叠群稀疏变分的超声信号降噪方法。基于含散射噪声的典型超声信号, 分析了非凸变量重叠群稀疏变分方法的主要参数(如非凸变量函数类型、正则化参数和乘法因子等)对其降噪效果的影响, 并确定了适合超声信号降噪处理的参数选择依据。在此基础上, 将非凸变量重叠群稀疏变分方法应用于典型钢锭超声检测信号的降噪处理。结果表明, 该方法能够很好剔除钢锭超声检测信号中的散射噪声, 提高了钢锭超声全聚焦成像的信噪比 6 dB 以上, 研究工作为粗晶材料超声检测作了有益探索。

关键词: 超声检测; 非凸变量函数; 重叠群稀疏变分; 散射噪声

中图分类号: TB553 TH878 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

An ultrasonic signal denoising method using overlapping group sparse variational processing based on non-convex penalty function

Zhang Jiawei¹, Jiao Jingpin¹, Chen Changhua², Gao Xiang¹

(1. Faculty of Materials and Manufacturing, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Technology Center, Nanjing Develop Advanced Manufacturing Co., Ltd., Nanjing 210048, China)

Abstract: The low signal-to-noise ratio is a major challenge for ultrasonic inspection of coarse crystal structures, which is caused by the large amount of scattering noise generated by coarse grains. To overcome the insufficient of the traditional signal denoising method in waveform distortion and amplitude attenuation, an overlapping group sparse variational method based on the non-convex penalty function is proposed for ultrasonic signals denoising. Based on the typical ultrasonic signal containing scattered noise, the influence of the main parameters of the sparse variational method for overlapping groups of nonconvex variables (such as the type of function of nonconvex variables, regularization parameters and multiplication factors) on its noise suppression effectiveness is analyzed, and the basis for determination of suitable parameters in processing of ultrasonic signals is determined. On this basis, the overlapping group sparse variational method is applied to the noise suppression of ultrasonic signals detected from steel ingot. Results show that the method can effectively suppress the scattering noise in ultrasonic signals detected from steel ingot and improve the signal-to-noise ratio of ultrasonic imaging by more than 6 dB. The research work is a useful exploration for ultrasonic detection of coarse crystalline materials.

Keywords: ultrasonic testing; non-convex penalty function; overlapping group sparse variational method; scattering noise

0 引 言

作为五大常规无损检测技术, 超声波技术广泛应用于工业结构件的损伤检测与评价。但利用超声波技术对

粗晶结构(如钢锭、奥氏体不锈钢焊缝等)进行检测时, 受晶粒组织的影响, 会产生大量的散射噪声, 降低了检测信号的信噪比, 增加了缺陷回波信息辨识的难度^[1]。针对粗晶材料超声检测信号受散射噪声影响大问题, 有必要开展超声信号降噪方法的研究。

收稿日期: 2021-10-08 Received Date: 2021-10-08

* 基金项目: 国家自然科学基金(11972053, 12004018)项目资助

常见的信号降噪方法,如小波变换、奇异值分解和经验模态分解等,可用于常规超声信号的降噪处理。但这些常规方法对于散射回波这类相干性噪声的去噪处理效果较差,且这些方法的降噪效果过分依赖于参数的选取,易造成信号的畸变和失真^[24]。由于计算过程简单、迭代效率高、可有效恢复原始信号的稀疏特性和降噪效果好等优势^[5-6],稀疏降噪方法近年来被广泛应用于多种声信号的降噪处理。例如,Selesnick等^[7]将 L_1 范数正则化方法应用于语音信号的降噪处理,通过调节正则化参数保证信号的稀疏性,达到提高语音信号信噪比的目的。董明^[8]利用优化-最小化方法对 L_1 范数正则化中的代价函数进行求解,提高了算法的迭代计算效率。在基于 L_1 范数的正则化降噪处理过程中,带状矩阵的选择具有随机性,易导致信号波形失真^[9]。针对该问题,Rudin等^[10]提出了一种基于全变分模型的正则化降噪方法,利用信号绝对梯度积分值较高的原理,减小信号的总变化,达到与原信号相匹配的目的,消除了地震波信号中的随机噪声。Zhou等^[11]提出了一种基于广义全变分模型的正则化降噪方法。采用近端前向后向分裂算法自适应地更新正则化参数,有效提高了图像的信噪比。Jalalzai^[12]将一维全变分模型推广到二维,研究了基于全变分模型的图像阶梯效应,证明了全变分模型可以较好的保持图像边缘信息,去除图像中的相关噪声。朱丹宸等^[13]将双谱分析和全变分方法相结合,提高了滚动轴承信号的信噪比。Yi等^[14]提出了一种基于二阶全变分矩阵的信号降噪方法,并将其应用于轴承振动信号的处理,结果表明,该方法在一定程度上可以减轻一阶全变分方法导致的信号波形失真问题。

针对全变分方法导致的信号波形失真问题,国内外学者提出在全变分方法的代价函数中加入重叠群稀疏惩罚项。通过兼顾信号不同幅值点的聚类属性和变分特性,来达到降噪和抑制波形畸变的目的^[15]。例如,Deng等^[16]利用贝叶斯方法对重叠群稀疏变分中的正则化参数进行了优选,并将重叠群稀疏变分方法应用于心音信号的降噪处理。Liu等^[17]考虑信号的稀疏性和每个相邻幅值点的全变分信息,利用重叠群稀疏特性消除变分模型的阶梯效应,取得了良好的效果。为了避免全变分矩阵的相乘运算,提高算法的运算效率,Ongie等^[18]利用交替极小化算法求解重叠群稀疏变分问题,加快了算法的迭代效率,实现了原始信号的有效恢复。Kumar等^[19]提出了加权重叠群稀疏变分方法,用于语音信号的处理,有效提高了其信噪比。

利用上述方法对信号进行稀疏降噪处理中,通过调节正则化参数,可以有效保证降噪的效果,但会使信号幅值出现不同程度的衰减。由于具有良好的稀疏性,非凸变量函数成为解决信号幅值衰减问题的一种有效手段。

例如,Zhao等^[20]将非凸变量函数与增强群稀疏周期lasso算法结合,应用于轴承振动信号处理,在降噪基础上有效保持了信号的幅值水平。Chen等^[21]将非凸变量函数加入到重叠群稀疏方法代价函数中,并将非凸变量重叠群稀疏方法用于语音信号的降噪和图像处理,取得了不错的效果。Ding等^[22]将非凸变量函数加入到周期卷积稀疏方法代价函数中,并将非凸变量周期卷积稀疏方法用于振动信号的降噪处理,很好的提取出结构的故障特征信息。

针对粗晶材料超声检测信号受晶粒散射噪声影响问题,本文提出一种基于非凸变量重叠群稀疏变分的超声信号降噪方法,并分析确定非凸变量重叠群稀疏变分的主要影响因素。将非凸变量重叠群稀疏变分应用于3种不同钢锭超声检测信号的处理,验证其对超声信号降噪处理的有效性。

1 非凸变量重叠群稀疏变分方法

针对传统稀疏降噪方法在波形失真和幅值衰减等方面的不足,提出一种基于非凸变量重叠群稀疏变分的超声信号降噪方法。该方法依据超声检测信号二阶变分的重叠群稀疏特性,利用非凸变量函数惩罚项作为超声检测信号的先验知识来约束重构信号的结构分布,以获得信噪比较高的重构信号,该方法的基本原理如下。

考虑散射噪声情况下,超声检测信号可表示为:

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

其中, y 为超声检测信号, x 为有用信号, w 为散射噪声。

对含噪声检测信号 y 进行重叠群稀疏变分降噪处理,代价函数可以表示为^[16]:

$$F(x) = \frac{1}{2} \|y - x\|_2^2 + \lambda \sum_n \phi(v) \quad (2)$$

其中,前一部分 $\frac{1}{2} \|y - x\|_2^2$ 为逼近项,采用 L_2 范数形式,用于保证降噪信号和原始信号的逼近性;后一部分 $\phi(v) = \phi(\| [D_2x]_{n,K} \|_2)$ 为惩罚项,用于提高信号的稀疏性; D_2 为二阶变分矩阵, λ 为正则化参数,用于调节信号降噪水平和保真度的平衡。

重叠群稀疏变分是指原始信号 K 个幅值点(K 为重叠群稀疏组大小)一起执行重叠群稀疏变分的操作,其展开式为^[16]:

$$\| [D_2x]_{n,K} \|_2 = \left[\sum_{k=0}^{K-1} |[D_2x]_{n,K}|^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

式中: $[D_2x]_{n,K} = [D_2x(n), \dots, D_2x(n+K-1)]$,其中, $n = 1, 2, \dots, N$, N 为信号的长度。 $\| \|_2$ 表示各个幅值点的平方和再求平方根。

$\phi(\cdot)$ 可以是凸变量函数惩罚项(如 L_1 范数), 或非凸变量函数惩罚项(如表 2 的不同非凸变量函数)。为了使正则化参数对原信号的幅值水平影响最小, 定义重叠群稀疏变分惩罚项为非凸变量函数形式, 以增强其稀疏性。式(2)中的惩罚项进一步可表示为:

$$\phi(v; a) = \phi(\| [D_2 x]_{n,k} \|_2; a) \quad (4)$$

式中: a 为乘法因子。此时, 惩罚项的含义是在信号各幅值点计算重叠群稀疏变分后, 执行相应的非凸变量函数。由此, 非凸变量重叠群稀疏变分代价函数可写为:

$$F(x) = \frac{1}{2} \| y - x \|_2^2 + \lambda \sum_n \phi(\| [D_2 x]_{n,k} \|_2; a) \quad (5)$$

由上述分析可知, 利用非凸变量重叠群稀疏变分方法对超声信号进行处理中, 涉及到确定非凸函数类型、正则化参数和乘法因子等多个参数的确定。同时, 式(5)所示的代价函数为典型的凸优化问题, 难以直接求解。本文利用优化-最小化方法对其进行迭代求解, 就可以实现对信号的降噪处理。

2 钢锭超声检测实验

利用两套超声检测系统对 3 种不同钢锭进行了超声检测实验, 将获得的超声检测信号作为本文提出的非凸变量重叠群稀疏变分方法的处理对象。图 1 给出了待检测钢锭的照片, 其中, 超声激励接收系统可以采用 DPR500 超声检测检测系统或 Multi2000 超声相控阵检测系统。

利用 DPR500 超声检测系统进行检测实验时, 采用常规单晶超声探头(本文采用 1Z30N 或 2Z30N), 获得的检测信号为超声 A 扫数据; 利用 Multi2000 超声相控阵检测系统进行检测实验时, 采用线性阵列探头(本文采用 1.5L16-A4 或 2L32-A5), 获得的是全矩阵数据(多组超声检测信号), 可以利用这些数据进行超声成像。

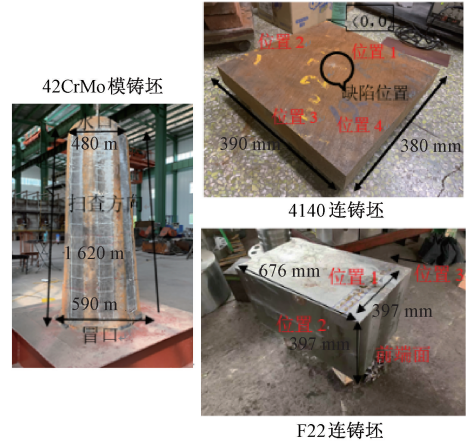


图 1 钢锭检测实物图

Fig. 1 Physical drawing of ingot inspection

表 1 进一步列出了 3 种钢锭的编号、材料、尺寸及缺陷特征信息。其中, A1、A2、A3 3 个试件分别为 42CrMo 模铸坯钢锭、4140 连铸坯钢锭和 F22 连铸坯钢锭。经解剖及低倍检测确定 3 个试件上分别具有疏松、缩孔缺陷。

表 1 试件参数信息表

Table 1 Specimen parameter information table

编号	材料	尺寸/mm	缺陷类型	缺陷实物图	缺陷位置/mm
A1	42CrMo 模铸坯	1 620×590×480	疏松		(98 284)
A2	4140 连铸坯	390×380×55	缩孔		(203 190)
A3	F22 连铸坯	676×397×396	缩孔		(200 198)

图 2 给出在编号 A1 试件距离冒口 470 mm 处测得的典型 A 扫时域波形及频谱。可以看出, 该信号在时域波形上存在大量的草状回波, 其信噪比较低, 影响缺陷回波的识别。在频域上, 散射噪声分布的频带较宽。

针对上述钢锭试件的超声检测信号, 本文开展基于非凸变量重叠群稀疏变分的超声信号降噪方法研究。

3 非凸变量重叠群稀疏变分方法参数选择研究

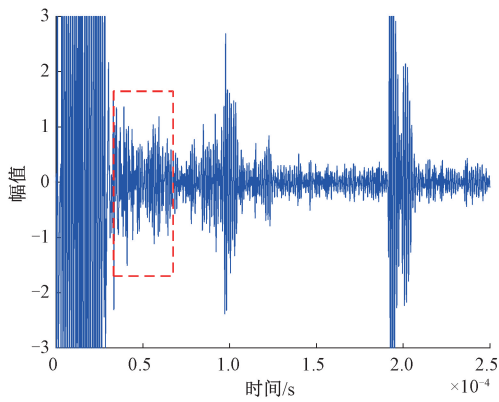
针对上述含散射噪声的超声检测信号, 本节分析非

凸函数类型、正则化参数和乘法因子等参数对非凸变量重叠群稀疏变分方法降噪效果的影响, 并确定适合超声信号降噪处理的参数选择依据。

3.1 非凸变量函数的选择

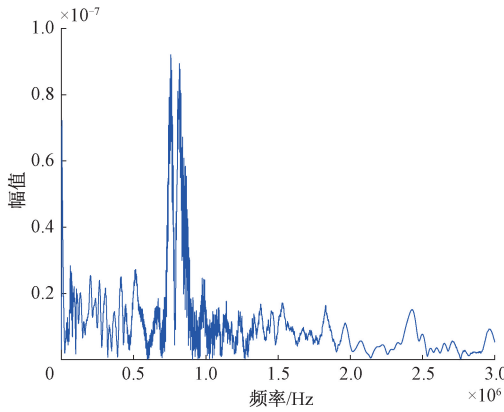
本节研究非凸函数类型对非凸变量重叠群稀疏变分方法降噪效果的影响。表 2 给出了 3 种常用的非凸变量函数的表达式。

在不同的参数水平下(特指正则化参数和乘法因子), 利用 3 种不同类型的非凸变量函数对多组超声检测信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理, 图 3 给出了给定参数水平下($[0.05, 0.01]$) 3 种非凸函数对同一信号



(a) 距离冒口470 mm处信号时域波形

(a) Signal time domain waveform at 470 mm away from riser



(b) 频谱图
(b) Frequency spectrum

图 2 A1 试件距离冒口 470 mm 处信号时域波形及其频谱图

Fig. 2 Time domain waveform and spectrum of signal at 470 mm away from the riser of A1 specimen

表 2 非凸变量函数表达式

Table 2 Non-convex variable function expression

函数类别	表达式
rat	$ v / (1 + a v / 2)$
log	$\log(1 + a v) / a$
atan	$2 / a \sqrt{3} (\tan^{-1}(1 + 2a v / \sqrt{3}) - \pi / 6)$

降噪处理的结果对比。可以看出,利用 3 种类型的非凸变量函数对同一信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理的降噪效果有很大差异。与其他两种 (rat, log) 非凸变量函数相比,基于 atan 函数的非凸变量重叠群稀疏变分处理的降噪效果更好。

本文中,利用平滑度来定量评价不同类型非凸变量函数对信号降噪效果的影响。平滑度为降噪处理后信号差分的方差与降噪处理前信号差分的方差之比,该参数能反映信号的局部变异信息。显然,对于信号降噪处理,平滑度的数值越小,降噪的效果越好。图 4 给出了利用 3 种非凸变量函数在 10 种典型参数组合下对不同

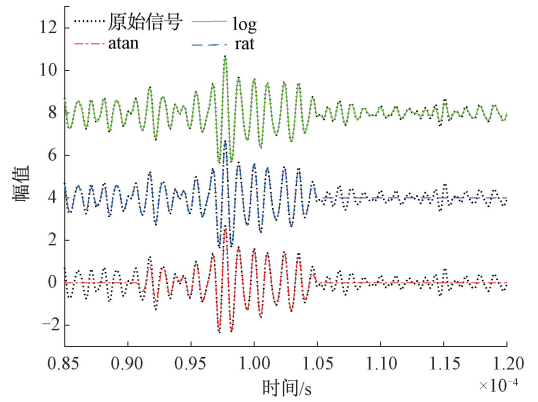


图 3 参数组合为 [0.05 0.01] 的局部波形图

Fig. 3 Local waveform with parameter combination of [0.05 0.01]

超声信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理后的平滑度数值。可以看出,在不同条件下,基于 atan 函数对超声信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理后,其平滑度更小,说明利用 atan 函数对超声信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理的降噪效果更好。对 3 种函数进行对比分析可知,atan 函数比其他两种函数的凹性更强,可以诱发更好的稀疏性^[23]。因此,利用其可以获得更好的降噪效果。本文后续对超声信号进行非凸变量重叠群稀疏变分处理中,非凸变量函数均选用 atan 函数。

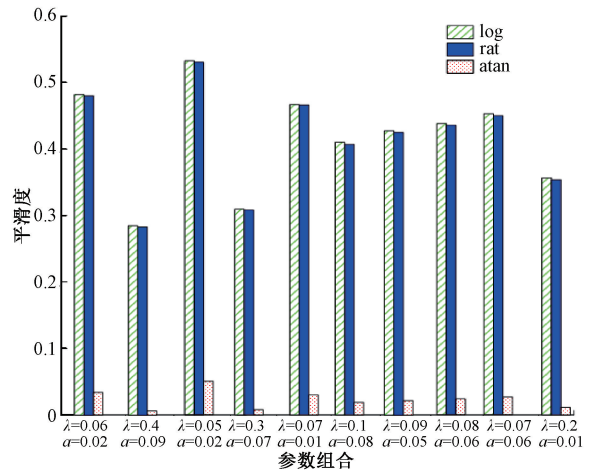


图 4 不同参数组合的平滑度

Fig. 4 Smoothness of different parameter combinations

3.2 正则化参数和乘法因子的选择

正则化参数和乘法因子主要影响信号的保真度和降噪效果。为实现信号保真度与降噪的平衡,本文中,根据噪声标准差和噪声幅值来自适应确定这两个参数。

由全变分原理可知,正则化参数与信号信噪比呈反比关系。根据正则化参数和噪声标准差的关系^[5],本文

按照下式确定正则化参数:

$$\lambda = \beta\sigma \quad (6)$$

其中, σ 为噪声的标准差。 β 为确定待定系数, 可以按照下式确定:

$$\beta = (1 - \gamma) \sqrt{N}/4 \quad (7)$$

其中, $\gamma = 0.95$, N 为信号长度。在实际信号中, 散射噪声的标准差 σ 可由下式估计:

$$\sigma = \text{median}(|y(n) - \text{median}(y)|)/0.645 \quad (8)$$

其中, $\text{median}(y)$ 表示信号 y 的绝对偏差中位数。根据式(6)中正则化参数和噪声标准差关系, 确定图2所示超声检测信号的正则化参数为 0.143 0。

当降噪信号的时域波形中包含明显的散射噪声时, 噪声平均幅值指标较大, 相反, 噪声平均幅值指标较小。因此, 本文根据检测信号中选定区域(无明显缺陷回波和端面回波, 如图2中虚线框内部分)的噪声平均幅值趋于稳定值来选择乘法因子。例如, 图5给出了图2所示的A1试件超声检测信号的噪声幅值与乘法因子的关系, 确定乘法因子的数值为 0.02。

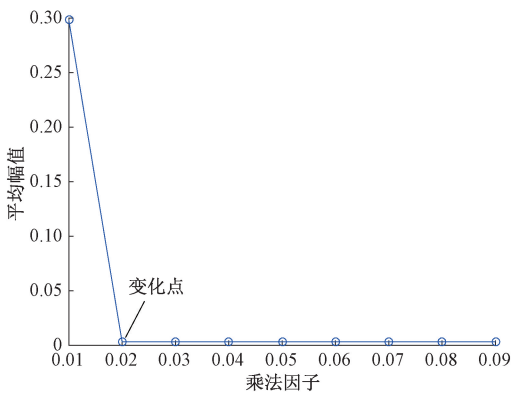


图5 噪声平均幅值与乘法因子关系示意图

Fig. 5 Relationship between average noise amplitude and multiplication factor

图6为利用上述方法确定的参数组合下 ($\lambda = 0.143 0$ 和 0.02), 本文方法降噪后的时域波形。可以看出, 该参数组合下, 利用提出的降噪方法可以有效剔除检测信号中的散射噪声, 且有效保留缺陷回波信息。为说明本文确定参数的降噪效果, 利用随机确定的参数组合 $[0.4, 0.014]$ 、 $[0.1, 0.01]$ 与筛选参数组合 $[0.143 0, 0.02]$ 的降噪信号局部波形图进行对比分析, 结果如图7所示。可以看出, 正则化参数和乘法因子选择对非凸变量重叠群稀疏变分方法的降噪效果有较大的影响, 参数选择不当会造成散射噪声残留, 而在本文提出的原则确定的参数组合下, 进行非凸变量重叠群稀疏变分的降噪效果明显优于其他参数组合的降噪效果, 可以有效的剔除散射噪声, 很好地保留缺陷回波信息, 且波形失真小。

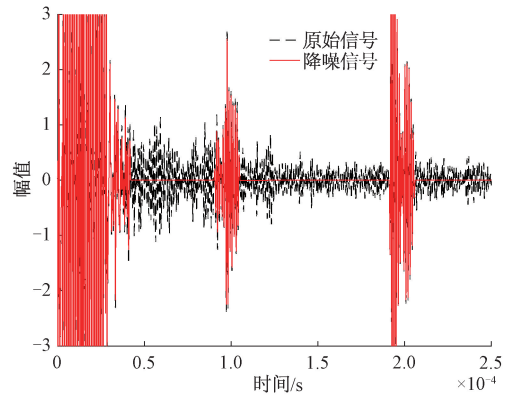


图6 参数组合为 $[0.143 0 \ 0.02]$ 降噪前后时域波形图

Fig. 6 The parameter combination $[0.143 0 \ 0.02]$ waveforms before and after denoising

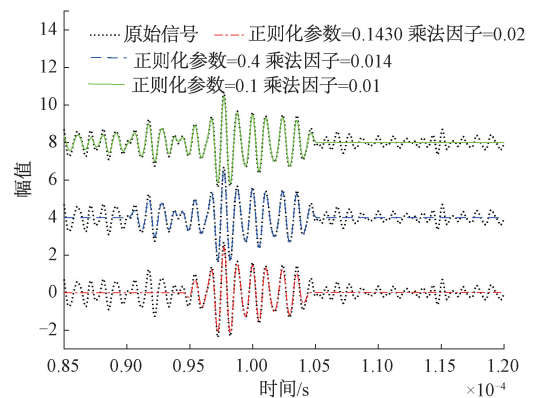


图7 不同参数组合局部波形图

Fig. 7 Local waveform with different parameter combinations

大量其他参数组合下的对比分析也验证了本文方法确定非凸变量函数, 选择正则化参数和乘法因子对于超声信号降噪的有效性。此处不再一一赘述。

4 非凸变量重叠群稀疏变分方法在钢锭信号降噪中的应用研究

在以上参数确定基础上, 本节将非凸变量重叠群稀疏变分方法应用于典型钢锭超声检测信号处理中。

4.1 在超声A扫检测信号中的应用

本节对利用DPR500超声检测系统从3个钢锭上获得的A扫数据进行非凸变量重叠群稀疏变分处理。图8虚线部分给出从试件A1上距离冒口570 mm处侧面获得的典型超声检测信号的时域波形。按照上节中提出的参数确定方法, 计算出待处理信号的正则化参数和乘法因子分别为 0.234 9 和 0.03。在该参数水平下利用本文方法对超声检测信号进行降噪处理, 处理后的信号时域波形如图8(a)实线部分所示。

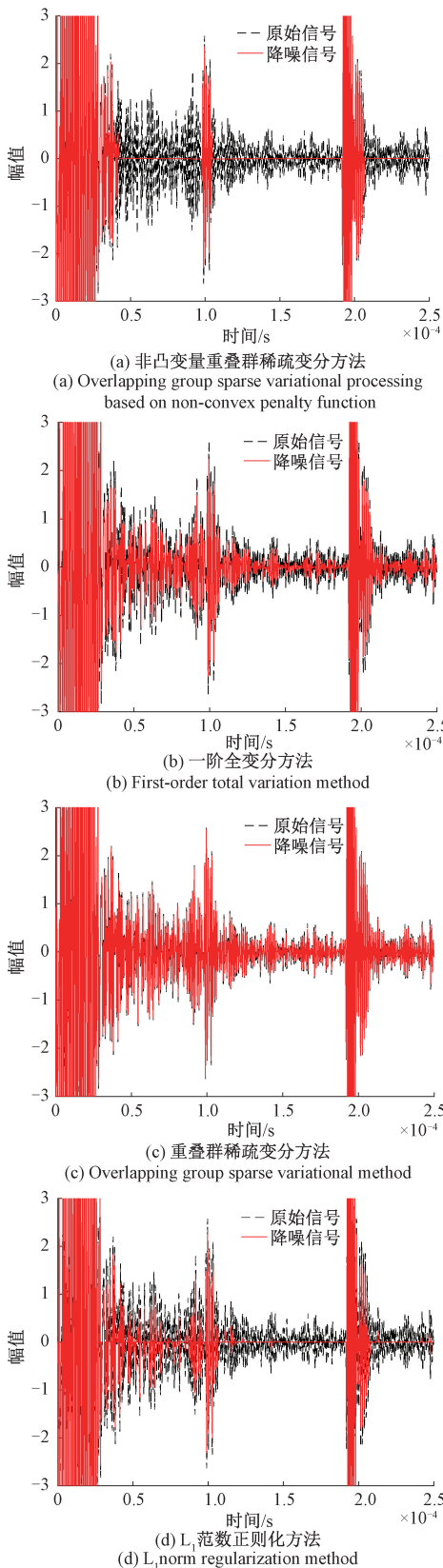


图 8 正则化参数为 0.2349 时不同方法降噪前后时域波形图
Fig. 8 Time domain waveforms before and after denoising by different methods with the regularization parameter 0.2349

可以看出,本文提出的降噪方法可以有效剔除钢锭超声检测信号中的散射噪声,且可以有效保留检测信号中的缺陷回波和端面回波等有用信息。为说明非凸变量重叠群稀疏变分方法的优越性,在相同的正则化参数水平下,利用一阶全变分、重叠群稀疏变分、 L_1 范数正则化方法对该超声检测信号进行处理,结果如图 8(b)~(d) 所示。可以看出,与非凸变量重叠群稀疏变分方法相比,另外 3 种稀疏降噪方法对该超声检测信号的降噪效果较差,检测信号中仍存在明显的散射噪声。分析认为,由于正则化参数选择较小,使得 3 种降噪方法的稀疏性不佳,无法对超声检测信号进行有效的降噪处理。

为了获得与非凸变量重叠群稀疏变分方法相当的降噪效果,对一阶全变分、重叠群稀疏变分、 L_1 范数正则化方法中的正则化参数水平进行了调整,将正则化参数增加到 7,此时利用 3 种方法对该超声检测信号处理的结果如图 9~11 所示。可以看出,在该正则化参数水平下,3 种方法可以在不同程度上对超声检测信号中的散射噪声进行剔除,但与图 8(a) 所示非凸变量重叠

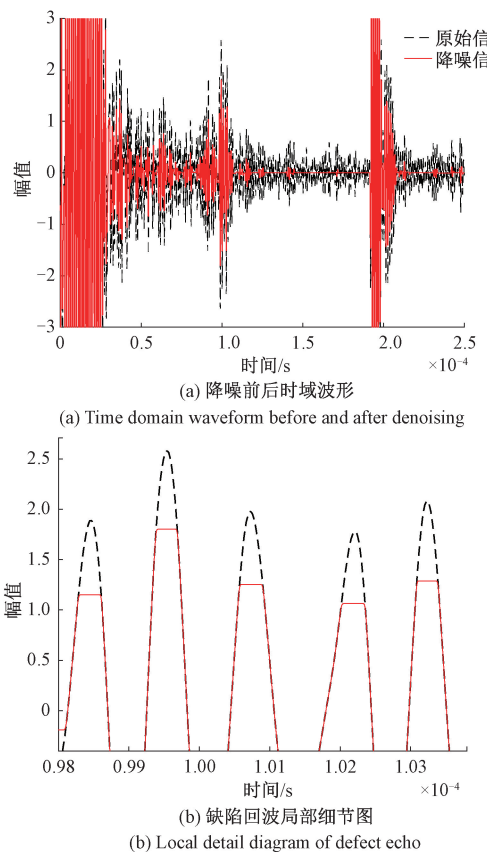
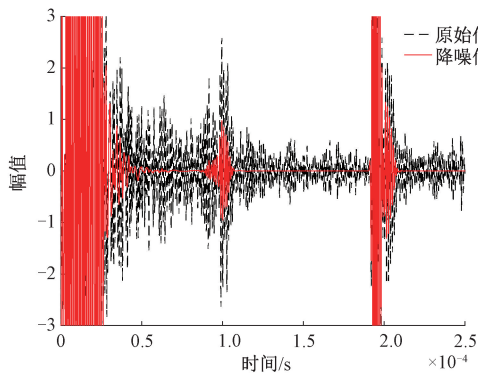
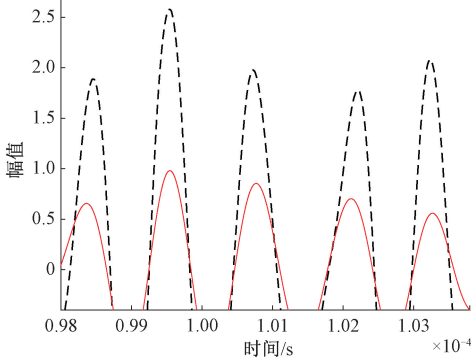


图 9 正则化参数为 7 时一阶全变分方法降噪前后时域及缺陷回波局部细节图
Fig. 9 Local details of time domain and defect echo before and after denoising by the first order total variational method with regularization parameter 7



(a) 降噪前后时域波形

(a) Time domain waveform before and after denoising



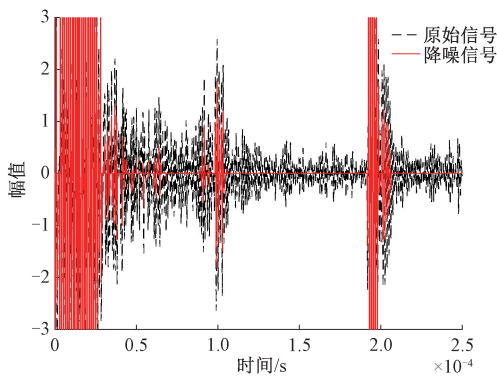
(b) 缺陷回波局部细节图

(b) Local detail diagram of defect echo

图 10 正则化参数为 7 时重叠群稀疏变分方法降噪前后时域及缺陷回波局部细节图

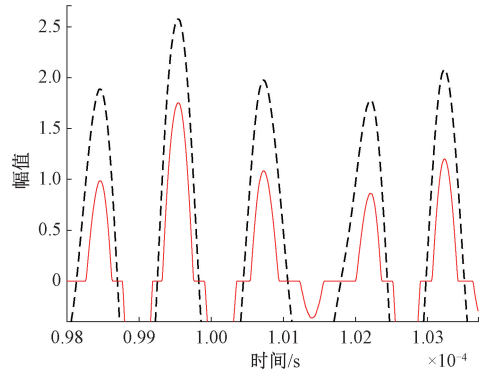
Fig. 10 Local details of time domain and defect echo before and after denoising by the overlapping group sparse variational method with regularization parameter 7

群稀疏变分方法的处理结果对比观察发现,存在散射噪声剔除不充分及缺陷回波幅值衰减的问题。观察不同降噪方法对信号处理后的缺陷回波局部图的对比如分析结果,可以看出,其他 3 种方法均造成缺陷回波的波形失真及幅值衰减。



(a) 降噪前后时域波形

(a) Time domain waveform before and after denoising



(b) 缺陷回波局部细节图

(b) Local detail diagram of defect echo

图 11 正则化参数为 7 时 L_1 范数正则化方法降噪前后时域及缺陷回波局部细节图

Fig. 11 Local details of time domain and defect echo before and after denoising by the L_1 norm regularization method with regularization parameter 7

进一步,图 12 给出了利用 4 种方法对该超声信号进行处理后缺陷回波的相似系数和幅值误差。可以看出,与其他 3 种方法相比,非凸变量重叠群稀疏变分方法处理后信号的相似系数较大,幅值误差值最小,其信号的保真度最好。因此,与传统稀疏降噪方法相比,非凸变量重叠群稀疏变分方法不仅可以有效剔除超声检测信号中的散射噪声,而且可以不失真地保留检测信号中的缺陷回波等有用信息。

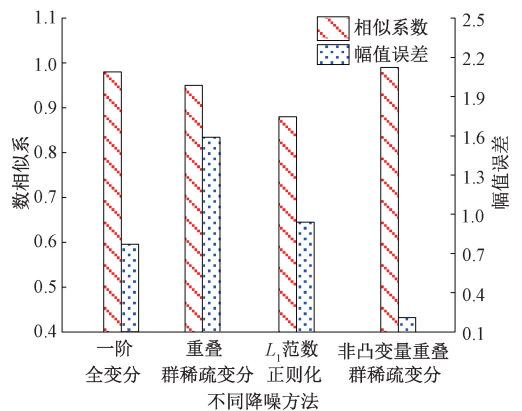


图 12 降噪前后波形的相似系数和幅值误差

Fig. 12 Normalized cross correlation and amplitude error of waveform before and after denoising

分析认为,以上 3 种稀疏降噪方法若追求较好的降噪效果,只能通过增加正则化参数水平来获得良好的信号稀疏性,势必要牺牲信号的逼近性(包括信号的幅值水平)。而本文提出的方法因为惩罚项中引入了非凸变量函数,很好地保证了信号的稀疏性,可以在较小的正则化

参数水平下,通过调节正则化参数和乘法因子来实现逼近项和惩罚项的平衡,不仅很好剔除了散射噪声,而且避免了有用信号的幅值衰减及畸变。

为说明本文提出信号处理方法的有效性,将非凸变量重叠群稀疏变分方法应用于从3种钢锭获得的多组超声检测信号的处理,并按照所提出分析参数的确定原则计算出对应的正则化参数和乘法因子。图13~15给出了典型处理结果。可以看出,利用非凸变量重叠群稀疏变分方法可以有效剔除超声检测信号中的散射噪声,很好保留缺陷回波等有用信息。

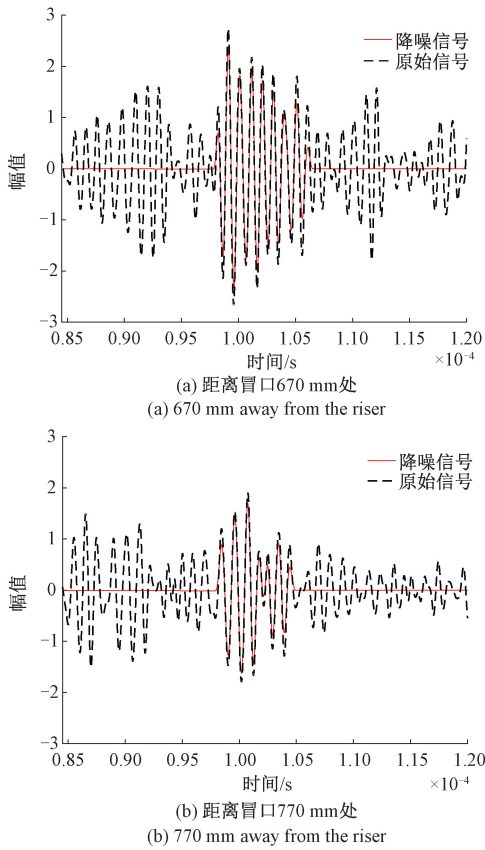


图13 A1试件不同位置处检测信号及降噪处理后的局部波形图

Fig. 13 Local waveforms of the detected signals and denoising processing at different positions of the A1 specimen

4.2 在超声阵列检测信号中的应用

在以上研究基础上,将本文提出的非凸变量重叠群稀疏变分方法应用于相控阵探头拾取的超声全矩阵数据的分析处理中。在对超声阵列获取的全矩阵三维数据进行处理时,式(5)代价函数中的惩罚项需根据超声信号的维数进行调整,其表达式为:

$$\phi(v;a) = \sum_n \phi(\| [D_2x]_{n,(K_1,K_2,K_3)} \|_2;a) \quad (9)$$

其中, n 代表的是不同阵元依次激励,全部阵元接收的全矩阵数据。式(9)与(5)的不同之处在于重叠群稀疏组数量不同。基于上式,在给定的一组正则化参数和乘法因子下,可以对不同阵元激励、不同阵元接收的全矩阵数据进行降噪处理。

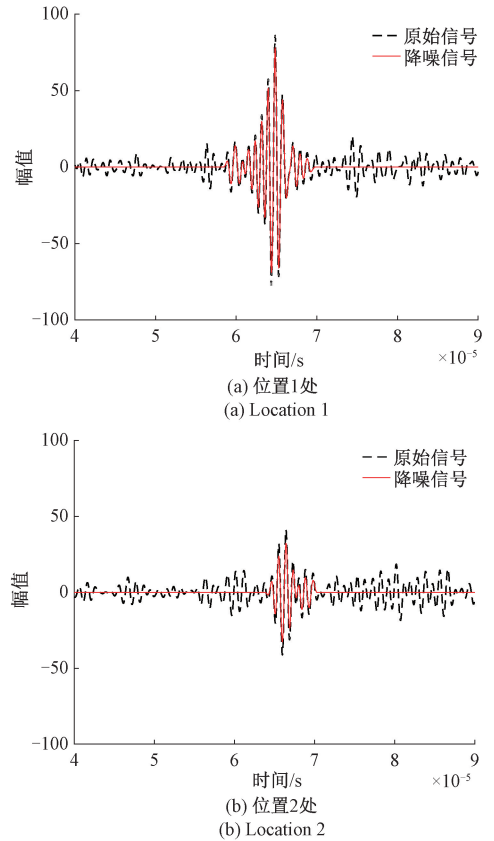
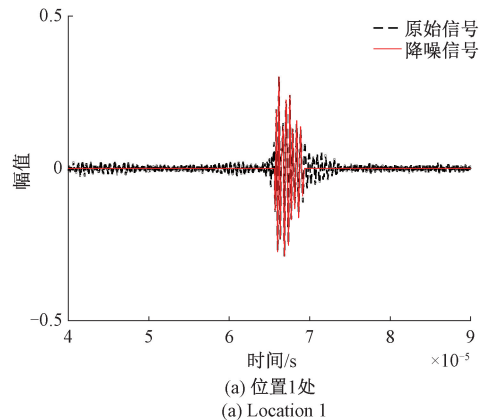


图14 A2试件不同位置处检测信号及降噪处理后的局部波形图

Fig. 14 Local waveforms of the detected signals and denoising processing at different positions of the A2 specimen



(a) 位置1处
(a) Location 1

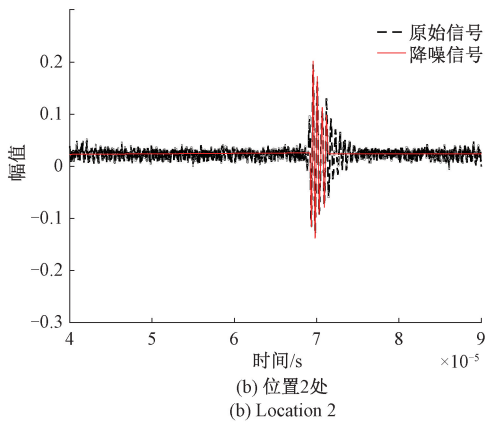


图 15 A3 试件不同位置处检测信号及降噪处理后的局部波形图

Fig. 15 Local waveforms of the detected signals and denoising processing at different positions of the A3 specimen

本节对利用 Multi2000 超声相控阵检测系统从 3 个钢锭上获得的全矩阵数据进行非凸变量重叠群稀疏变分处理,并按照上节中提出的参数确定方法,计算出待处理信号的正则化参数和乘法因子。图 16 给出从编号 A2 的试件位置 1 处采集到的典型波形及降噪后处理结果。可以看出,检测信号中含大量散射噪声。根据试件中超声波波速及试件中缺陷与探头的相对位置,可以计算出缺陷回波应该位于 $65 \mu\text{s}$ 附近,检测波形在该位置附近确实存在明显回波信息,但由于散射噪声较大,影响缺陷回波的辨识。而通过本文提出的降噪方法处理后,可以很好剔除检测信号中的散射噪声,且很好保留了缺陷回波信息。

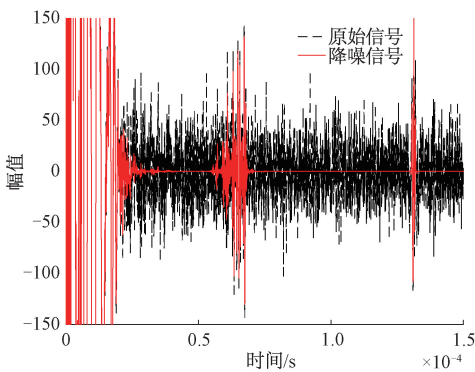


图 16 A2 试件 8 阵元激励 12 阵元接收降噪前后时域波形图
Fig. 16 Time domain waveforms of A2 specimen before and after noise reduction with 8 array elements excited by 12 array elements

为了更直观反映本文提出的降噪方法对阵列成像处理的有效性,对全矩阵检测数据进行了截取分析。图 17 和 18 为截取后的全矩阵数据直接全聚焦成像结果及降噪后全聚焦成像结果。可以看出,在相同的增益范围内,

降噪后信号的全聚焦成像的信噪比明显高于直接全聚焦成像结果。

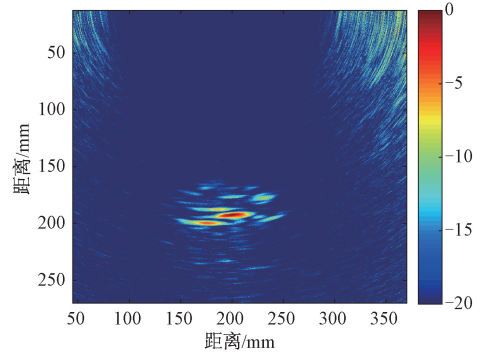


图 17 未经降噪的全聚焦成像
Fig. 17 TFM without denoising

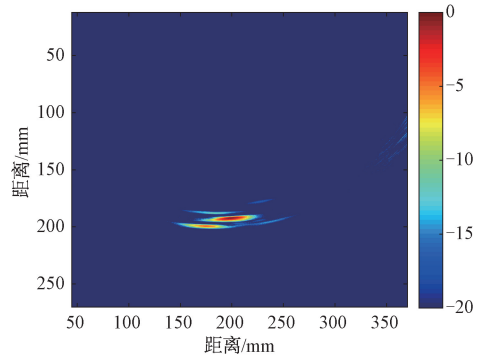
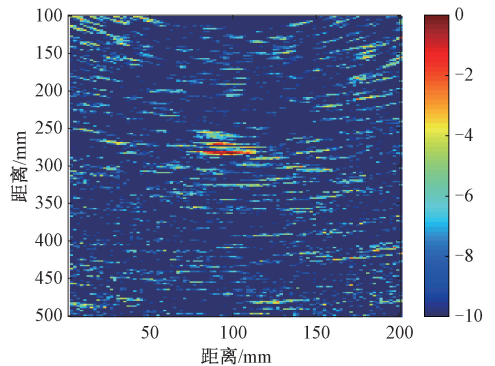


图 18 降噪处理后全聚焦成像
Fig. 18 TFM after denoising

同理,为了证明本文方法对超声阵列检测信号的普遍适用性,对 3 种钢锭得到的全矩阵数据进行处理并进行全聚焦成像。图 19~21 给出了直接利用全矩阵数据进行全聚焦成像结果及降噪后数据进行全聚焦成像结果,可以看出,本文提出的方法可以有效剔除超声检测信号中的散射噪声,提高信号和成像结果的信噪比,有利于缺陷的辨识。



(a) 未经降噪的全聚焦成像
(a) TFM without denoising

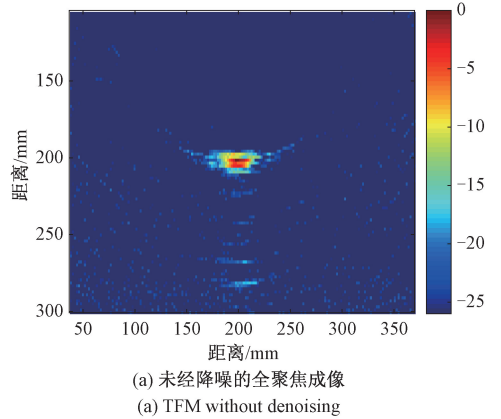
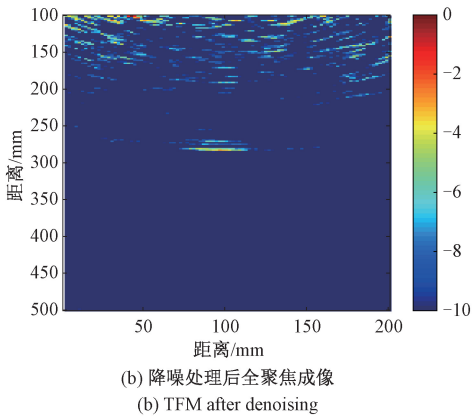


图 19 A1 试件距离冒口 370 mm 处降噪前后全聚焦成像
Fig. 19 TFM of A1 specimen before and after denoising at 370 mm away from the riser

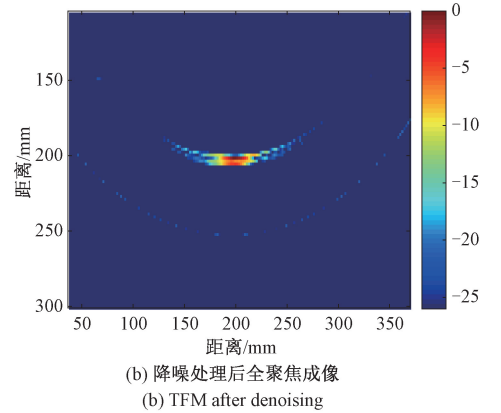
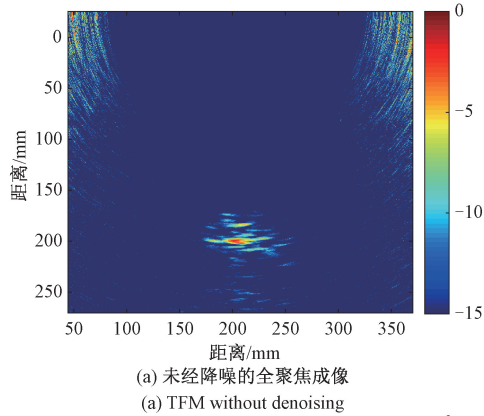


图 21 A3 试件位置 1 处降噪前后全聚焦成像
Fig. 21 TFM before and after denoising at position 1 of A3 specimen

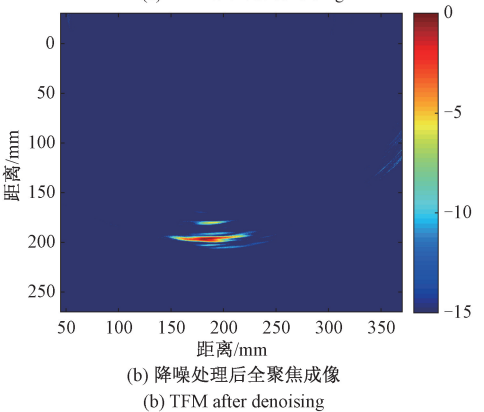


图 20 A2 试件位置 2 处降噪前后全聚焦成像
Fig. 20 TFM before and after denoising at position 2 of A2 specimen

A1 中缺陷类型有关。编号 A1 试件中缺陷为疏松缺陷,它由多个细小的空隙和不均点组合而成,相当于多个微小缺陷集成的整体缺陷。与空洞缺陷相比,超声波在疏松缺陷的散射作用更微弱,使得超声阵列接收到的疏松缺陷回波信息信号更微弱。因此,疏松缺陷的检测信号和成像的信噪比更差。

表 3 钢锭检测信号降噪前后成像信噪比对比
Table 3 Comparison of imaging SNR before and after ingot detection signal noise reduction

编号	A1	A2 (位置 1)	A2 (位置 2)	A3
原始全聚焦	10.77	21.95	18.17	28.38
降噪全聚焦	16.64	30.21	41.73	39.59

进一步,表 3 给出不同钢锭检测信号降噪前后超声成像的信噪比对比,可以看出,经过降噪处理后,全聚焦成像的信噪比提高了 6 dB 以上。需要说明的是,与编号 A2 和 A3 钢锭的全聚焦成像结果相比,编号 A1 试件检测信号的全聚焦成像的信噪比最低,分析认为,这与试件

5 结 论

针对粗晶结构超声检测信号分析受散射噪声影响的问题,本文进行了基于非凸变量重叠群稀疏变分的钢锭

超声信号降噪方法研究,得出以下结论:

1)提出了一种基于非凸变量函数重叠群稀疏变分的超声信号降噪方法;

2)开展了基于非凸变量函数重叠群稀疏变分超声信号降噪方法的影响参数分析,确定了非凸变量函数、正则化参数和乘法因子的选择依据,并验证了其有效性;

3)将提出的非凸变量函数重叠群稀疏变分方法应用于3种钢锭超声检测信号分析处理中,结果表明,该方法可以有效剔除超声检测信号中的散射噪声,且可以不失真地保留检测信号中的缺陷回波等有用信息,提高了钢锭超声全聚焦成像的信噪比6 dB以上。

参考文献

- [1] DUPONT-MARILLIA F, JAHAZI M, LAFRENIERE S, et al. Influence of local mechanical parameters on ultrasonic wave propagation in large forged steel ingots [J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2019, 38(3):1-9.
- [2] 辛玉,李舜酩,王金瑞,等.基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J].*仪器仪表学报*,2018,39(11):79-86.
XIN Y, LI SH M, WANG J R, et al. Gear fault diagnosis method based on iterative empirical wavelet transform [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018,39(11):79-86.
- [3] 孙灵芳,王彤彤,徐曼菲,等.基于改进 CEEMD 的薄层污垢超声检测信号去噪[J].*仪器仪表学报*,2017,38(12):2879-2887.
SUN L F, WANG T T, XU M F, et al. Thin fouling ultrasonic detection signal denoising based on improved ceemd [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017,38(12):2879-2887.
- [4] EPPS B P, KRIVITZKY E M. Singular value decomposition of noisy data: Mode corruption [J]. *Experiments in Fluids*, 2019, 60(8):121.
- [5] BRZOSTOWSKI K. Sparse reconstruction for enhancement of the empirical mode decomposition-based signal denoising [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 111566-111584.
- [6] ZHENG K, BAI Y, XIONG J F, et al. Simultaneously low rank and group sparse decomposition for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Sensors*, 2020, 20(19): 5541.
- [7] SELESNICK I. Sparse regularization via convex analysis [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(17): 4481-4494.
- [8] 董明. 煤矿机械轴类零件超声检测声场与缺陷回波特性研究[D]. 西安:西安科技大学,2013.
DONG M. Study on acoustic field and flaw echo for ultrasonic inspection of shaft parts in coal mine machinery [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013.
- [9] BAYRAM I. On the convergence of the iterative shrinkage/thresholding algorithm with a weakly convex penalty [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(6): 1597-1608.
- [10] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1-4):259-268.
- [11] ZHOU M M, ZHAO P. Enhanced total generalized variation method based on moreau envelope [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(13): 19539-19566.
- [12] JALALZAI K. Some remarks on the staircasing phenomenon in total variation-based image denoising [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2016, 54(2): 256-268.
- [13] 朱丹宸,张永祥,赵磊,等.基于TVD和MSB的滚动轴承故障特征提取[J].*振动与冲击*,2019,38(8):103-109.
ZHU D CH, ZHANG Y X, ZHAO L, et al. Fault feature extraction of rolling element bearings based on TVD and MSB [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(8): 103-109.
- [14] YI C C, LV Y, DANG Z, et al. A novel mechanical fault diagnosis scheme based on the convex 1-D second-order total variation denoising algorithm [J]. *Applied Sciences*, 2016, 6(12):403.
- [15] DING M, HUANG T Z, WANG S, et al. Total variation with overlapping group sparsity for deblurring images under Cauchy noise [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2019, 341:128-147.
- [16] DENG S W, HAN J Q. Adaptive overlapping group sparse denoising for heart sound signals [J]. *Biomedical*

Signal Processing and Control, 2018, 40:49-57.

- [17] LIU G, HUANG T Z, LIU J, et al. Total variation with overlapping group sparsity for image deblurring under impulse noise [J]. PLOS One, 2015, 10(4): e0122562.
- [18] ONGIE G, JACOB M. Recovery of discontinuous signals using group sparse higher degree total variation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1414-1418.
- [19] KUMAR A, AHMAD M O, SWAMY M N S. An efficient denoising framework using weighted overlapping group sparsity [J]. Information Sciences, 2018, 454: 292-311.
- [20] ZHAO Z B, WU S M, QIAO B J, et al. Enhanced sparse period-group lasso for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(3): 2143-2153.
- [21] CHEN P Y, SELESNICK I W. Group-sparse signal denoising: Non-convex regularization, convex optimization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(13): 3464-3478.
- [22] DING C C, ZHAO M, LIN J. Sparse feature extraction based on periodical convolutional sparse representation for fault detection of rotating machinery [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 32(1): 015008.
- [23] SELESNICK I W, BAYRAM I. Enhanced sparsity by non-separable regularization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(9): 2298-2313.

作者简介



张家玮, 2016年于河北农业大学获得学士学位, 2018年于内蒙古科技大学获得硕士学位, 现为北京工业大学博士研究生, 主要研究方向为现代测控技术与方法。

E-mail: zjwlwz07021023@163.com

Zhang Jiawei received his B.Sc. degree from Hebei Agricultural University in 2016, and received his M.Sc. degree from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2018. He is currently a Ph.D. candidate at Beijing University of Technology. His main research interests include modern control & measurement technology and methods.



焦敬品(通信作者), 1995年和1998年于燕山大学获得学士学位和硕士学位, 2005年于北京工业大学获得博士学位, 现为北京工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为现代测控技术与方法、无损检测新技术、现代信号分析与处理技术、新型传感器技术。

E-mail: jiaojp@bjut.edu.cn

Jiao Jingpin (Corresponding author) received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Yanshan University in 1995 and 1998, and received her Ph.D. degree from Beijing University of Technology in 2005. She is currently a professor and a Ph.D. advisor at Beijing University of Technology. Her main research interests include modern control & measurement technology and methods, new nondestructive testing technology, modern signal analysis and processing technology, and advanced sensor technology.