

一种强噪声背景下微弱超声信号提取方法研究

王大为 王召巴

Weak ultrasonic signal detection in strong noise

Wang Da-Wei Wang Zhao-Ba

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 67, 210501 (2018) DOI: 10.7498/aps.67.20180789

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.67.20180789>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2018/V67/I21>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[二维格子神经网络的振动共振和非线性振动共振](#)

Vibrational resonance and nonlinear vibrational resonance in square-lattice neural system

物理学报.2015, 64(11): 110501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.110501>

[耦合系统的朗之万动力学产生法](#)

The Langevin dynamics approach to generate solid interaction system

物理学报.2014, 63(17): 170502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.170502>

[噪声环境下时滞耦合网络的广义投影滞后同步](#)

Generalized projective lag synchronization between delay-coupled networks under circumstance noise

物理学报.2013, 62(24): 240502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.240502>

[光电探测器随机噪声特征量统计分布函数](#)

The distribution functions of characteristic quantities for random noise signal of photodetector

物理学报.2012, 61(20): 200502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.200502>

[基于最大 Lyapunov 指数不变性的混沌时间序列噪声水平估计](#)

Noise-level estimation of noisy chaotic time series based on the invariant of the largest Lyapunov exponent

物理学报.2012, 61(6): 060503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.060503>

一种强噪声背景下微弱超声信号提取方法研究*

王大为¹⁾²⁾ 王召巴^{1)†}

1) (中北大学信息与通信工程学院, 太原 030051)

2) (山西师范大学物理与信息工程学院, 临汾 041000)

(2018年4月24日收到; 2018年6月22日收到修改稿)

为解决在强噪声背景下获取超声信号的难题, 基于粒子群优化算法和稀疏分解理论提出一种强噪声背景下微弱超声信号提取方法. 该方法将降噪问题转换为在无穷大参数集上对函数进行优化的问题, 首先以稀疏分解理论和超声信号的结构特点为依据构建了粒子群优化算法运行所需要的目标函数及去噪后信号的重构函数, 从而将粒子群优化算法和超声信号降噪联系在一起; 然后根据粒子群优化算法可以在连续参数空间寻优的特点建立了用于匹配超声信号的连续超完备字典, 并采用改进的自适应粒子群优化算法在该字典中对目标函数进行优化; 最后根据对目标函数在字典上的优化结果确定最优原子, 并利用最优原子按照重构函数重构出降噪后的超声信号. 通过对仿真超声信号和实测超声信号的处理, 结果表明本文提出的方法可以有效提取信噪比低至 -4 dB的强噪声背景下的微弱超声信号, 且和基于自适应阈值的小波方法相比本文方法表现出更好的降噪性能.

关键词: 超声回波, 信号降噪, 稀疏分解, 粒子群优化

PACS: 05.40.Ca, 06.30.Ft, 43.50.+y, 43.60.+d

DOI: 10.7498/aps.67.20180789

1 引言

无损检测技术在工业中得到了广泛的应用, 超声检测是实现无损检测的重要手段^[1,2]. 尤其是近年来非线性超声技术因对被测材料微观结构变化所引起的介质不连续和不均匀更敏感^[3-5]而备受关注, 如谐波法^[6]、混频技术^[7]在对材料应力疲劳、微裂纹等表征方面取得了比线性超声更好的效果. 制约非线性超声技术应用的重要原因之一是在非线性超声检测中由于通过非线性作用产生的目标超声信号相对线性超声信号幅值较小, 同时受到仪器噪声、环境噪声以及被测工件自身非线性的影响, 目标超声回波信号中通常包含较大的噪声, 给准确提取目标回波信号带来了困难^[8]. 此外, 在大型工业基础设施的无损检测中, 由于被测材料对超声波的衰减、散射等导致回波信号信噪比无法满足

要求, 因此增强回波信号的信噪比成为超声无损检测中不可或缺的技术手段之一^[9]. Sinding等^[10]提出一种正则化的超声回波处理方法, 相对于经典的带通滤波法不仅提高了处理速度而且可以显著提高降噪后的信噪比; Wu等^[11]利用小波变换对获取的超声信号进行降噪处理使降噪后的信噪比提升了6 dB; San和Rodriguez^[12]提出了一种基于随机选择移位的小波循环旋转降噪方法, 该方法具有平移不变性使得降噪效果优于离散小波变换, 但和离散小波变换方法一样在处理含有强噪声的信号时降噪结果会出现失真.

虽然传统的超声信号降噪方法及其改进方法有很多, 但它们都是基于傅里叶分析、小波变换的思想. 对于接收到的具有一定信噪比的回波信号, 可以进一步增强信噪比使之满足后续处理要求, 但对于信噪比较低的超声回波信号这些方法难以

* 国家自然科学基金(批准号: 11604304)、山西省科技攻关项目(批准号: 201603D121006-1)、山西省回国留学人员科研资助项目(批准号: 2016-084)和山西省高等学校科技创新项目(批准号: 201657)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: wangzb@nuc.edu.cn

满足降噪要求.

本文以稀疏分解理论和粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法为基础, 提出一种新的超声信号降噪方法, 解决强噪声背景下超声信号的降噪问题.

2 信号稀疏分解及实现算法

稀疏分解是一种在超完备字典上对信号进行分解, 并通过优化重构算法求解信号最稀疏表达的信号处理方法, 在微弱信号检测方面得到广泛应用^[13]. 但稀疏分解涉及到非确定性多项式难题的求解因而计算复杂, 造成其计算量过大的原因有两个: 一是稀疏分解中最优匹配原子搜索算法计算复杂; 二是超完备字典中原子数目较多.

2.1 信号的稀疏分解理论

信号稀疏分解的基本原理是: 对于给定集合 $D = \{g_i, i = 1, 2, \dots, Q\}$, 其元素 g_i 是张成整个 Hilbert 空间 $H = R^N$ 的单位矢量, 并有 $Q \gg N$, 称集合 D 为超完备原子库, 元素 g_i 为其原子. 对于空间内任意给定信号 $f \in H$, 都可以用 D 中的 m 个原子线性表示, 即

$$f = \sum_{i=1}^m \alpha_i g_i, \quad (1)$$

式中, α_i 为对应原子的展开系数, 且有 $m \ll Q$. 由于原子库 D 是超完备的, 各原子不是线性无关的, 故 (1) 式的表示方法不惟一. 稀疏分解就是从各种可能的分解方法中找出 m 取值最小的一种表达.

2.2 匹配追踪算法

匹配追踪 (matching pursuit) 算法^[14] 是目前信号稀疏分解最常用的方法之一, 是强噪声背景下微弱特征提取的有效方法^[15], 其基本原理为: 从超完备原子库 D 中选取与待分解信号 f 最为匹配的原子 g_i^1 , 使其满足

$$|\langle f, g_i^1 \rangle| = \sup_{g_i \in D} |\langle f, g_i \rangle|, \quad (2)$$

式中 $\langle f, g_i^1 \rangle$ 表示信号 f 与原子 g_i^1 的内积, g_i^1 为第一次匹配找到的最优原子. (2) 式表明, Hilbert 空间 $H = R^N$ 中, g_i^1 是在该空间内最接近信号 f 的

原子, 故信号 f 可分解为

$$f = \langle f, g_i^1 \rangle g_i^1 + R^1 f, \quad (3)$$

式中 $\langle f, g_i^1 \rangle g_i^1$ 为 f 在最佳匹配原子 g_i^1 上的投影, $R^1 f$ 为信号 f 第一次分解后的剩余信号. 然后对剩余信号重复上述过程, 即

$$R^k f = \langle R^k f, g_i^{k+1} \rangle g_i^{k+1} + R^{k+1} f. \quad (4)$$

(4) 式中第 $k+1$ 次匹配找到的最优原子 g_i^{k+1} 满足

$$|\langle R^k f, g_i^{k+1} \rangle| = \sup_{g_i \in D} |\langle R^k f, g_i \rangle|. \quad (5)$$

令 $R^0 f = f$, 对信号 f 进行 K 次分解后信号可表示为

$$f = \sum_{k=1}^K \langle R^{k-1} f, g_i^k \rangle g_i^k + R^K f. \quad (6)$$

(6) 式表明信号 f 可分解为 K 个最优原子的线性组合与第 K 次分解之后的剩余信号之和. 文献^[14] 研究表明剩余信号的能量会随着 K 的增大收敛于零. 故信号 f 可稀疏分解为

$$f \approx \sum_{k=1}^K \langle R^k f, g_i^k \rangle g_i^k, \quad (7)$$

即信号 f 可以用超完备原子库中 K 个最优原子稀疏表示.

2.3 匹配追踪算法的改进

匹配追踪算法是一种遍历所有原子的贪婪算法, 因此必须要求用于匹配的原子库是仅包含有限个原子的超完备字典, 一般通过离散化字典参数的方法实现超完备字典中原子个数的有限化, 例如 Gabor 字典就是对高斯窗函数 $g(t) = e^{-\pi t^2}$ 进行伸缩、平移和频率调制得到

$$g_\gamma(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt+w). \quad (8)$$

然后再对参数 $\gamma = (s, u, v, w)$ 离散化:

$$\begin{aligned} \gamma &= (s, u, v, w) \\ &= (a^j, pa^j \Delta u, ka^{-j} \Delta v, i \Delta w), \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $0 < j \leq \log_2 N$, $0 \leq p < Na^{-j+1}$, $0 \leq k < a^{j+1}$, $0 \leq i \leq 12$, $a = 2$, $\Delta u = 1/2$, $\Delta v = \pi$, $\Delta w = \pi/6$, N 是待分解信号的长度. Gabor 字典中原子个数为 $52 \times (N \log_2 N)$, 当信号长度 N 为 512 时, 字典中原子个数为 239616 个.

这种离散化参数生成可用超完备字典的方法一定程度上会降低超完备字典的冗余性,这与稀疏分解要求超完备字典有尽可能大的冗余性相矛盾.

事实上,利用匹配追踪算法搜索最优匹配原子的稀疏分解中,最优匹配原子搜索需要遍历整个字典,为保证算法完成不得不对Gabor函数的参数进行离散化使其成为原子个数有限的字典.因此作为实现信号稀疏分解手段的匹配追踪算法对字典的要求在本质上和稀疏分解对字典的要求存在不可调和的矛盾.而近年来备受关注的PSO算法可以实现针对连续搜索空间的优化,其在优化支持向量机[16-18]、混沌系统参数估计[19,20]和神经网络训练[21,22]等领域应用十分广泛.根据稀疏分解理论只要能构造合适的目标函数和信号重构算法就可以将PSO算法代替匹配追踪算法直接应用到稀疏分解中,这样不仅可以避免因离散化导致的字典冗余度降低,而且由于优化算法的智能特性还可以加快搜索速度.本文工作的重点之一就是探索构造该目标函数和信号重构算法.

3 PSO算法介绍和改进

3.1 标准PSO算法

PSO算法的数学描述: m 个粒子组成一个种群,每个粒子在 d 维搜索空间中以一定的速度飞行,粒子根据自己搜索到的个体历史最优位置和种群内所有粒子的历史最优位置更新自己的位置.

第 i 个粒子的位置表示为

$$\mathbf{x}_i^t = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}), \quad (10)$$

第 i 个粒子的速度表示为

$$\mathbf{v}_i^t = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}), \quad (11)$$

第 i 个粒子经过的历史最优位置表示为

$$\mathbf{p}_i^t = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}), \quad (12)$$

种群内所有粒子所经过的最优位置表示为

$$\mathbf{p}_g^t = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}), \quad (13)$$

上标 t 表示进化代数, $i \in [1, m]$. 根据如下公式进行速度和位置更新:

$$\begin{aligned} v_{ij}^{t+1} &= wv_{ij}^t + c_1r_1(p_{ij}^t - x_{ij}^t) \\ &+ c_2r_2(p_{gj}^t - x_{ij}^t), \end{aligned} \quad (14)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1}, \quad (15)$$

其中, w 是惯性因子,决定着粒子对当前速度继承的大小; c_1 是自我学习因子, c_2 是社会学习因子,在标准粒子群算法中 c_1, c_2 取常数,学习因子使粒子具有自我总结和向种群中优秀个体学习的能力,从而向自己的历史最优位置以及种群最优位置靠近; r_1, r_2 为随机因子,服从 $[0, 1]$ 之间的均匀分布.

3.2 PSO算法的改进

标准的PSO算法存在“早熟”问题,这是因为(14)和(15)式决定了所有粒子跟随着最优粒子在解空间中搜索并向最优粒子靠近.如果搜索到的最优粒子并非全局最优粒子,且在群体聚集的过程中没有搜索到更优解,那么粒子群算法就会陷入局部最优.惯性因子 w 值较大时,全局搜索能力较强但局部搜索能力较弱; w 值较小时,全局搜索能力较弱但局部搜索能力较强.文献[23]认为在进化初期粒子速度大,快收敛时粒子飞行速度低,基于此提出了利用粒子的平均速度自适应控制 w . 在本文建立的待寻优参数空间中,粒子速度的每一维度都有特定的物理含义且所用尺度不一样;另外本文是一个最大值优化问题,以评价粒子的适应度函数作为目标函数,在进化初期种群目标函数平均值较小,在进化后期种群目标函数平均值较大.因此受文献[23]启发,结合建立的匹配超声信号超完备字典的参数空间特点,本文提出一种新的方法自适应控制惯性因子 w :

$$\overline{fit}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N fit(\mathbf{p}_i^t), \quad (16)$$

$$fit_g(t) = fit(\mathbf{p}_g^t), \quad (17)$$

$$\delta(t) = \frac{\overline{fit}(t)}{fit_g(t)}, \quad (18)$$

式中 $fit(\cdot)$ 表示粒子的适应度值.因为在进化初期粒子随机分布在参数空间中,各粒子的适应度值差异较大且取值较小,因此 $\delta(t)$ 值较小;随着进化次数增加,粒子逐渐聚合于最优位置,粒子间适应度值差异变小,此时 $\delta(t)$ 值接近于1.因此 $\delta(t)$ 反映了种群的进化深度,其取值范围在 $(0, 1]$. 当 $w = 0.7, c_1 = c_2 = 2$ 时,在粒子群算法某次进化过程中 $\delta(t)$ 随进化代数的变化规律如图1所示,在进化早期 $\delta(t)$ 发生振荡是因为最优粒子从局部最优跳出,种群向新的全局最优位置聚合导致的.

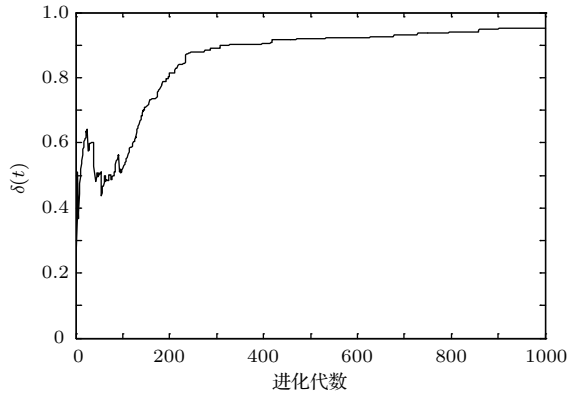


图1 $\delta(t)$ 与进化代数的关系

Fig. 1. Relationship between $\delta(t)$ and the number of evolution.

本文以 $\delta(t)$ 自适应地控制惯性因子, 其表达式为

$$w(t) = \exp(-\delta(t)). \quad (19)$$

c_1 和 c_2 的大小分别决定着粒子个体历史最优位置、群体最优位置对粒子未来运动速度的影响. 在算法进化早期个体历史最优位置相对于全局最优位置有着更重要的作用, 因为此时的全局最优位置很可能并非真正的全局最优, 故在这个阶段 c_1 的值应取大些, 而 c_2 的值要取小些, 以粒子自我进化为主从而增强种群的多样性; 随着进化过程的进行, 全局最优的作用相对凸显出来, 因此 c_1 应取小些, 而 c_2 应取大些. 通过多次对本文构造的目标函数进行重复优化实验和总结, 本文采用如下方式自适应控制 c_1 和 c_2 :

$$c_1(t) = c_0(2 - \delta(t)), \quad (20)$$

$$c_2(t) = c_0(\delta(t) + 1), \quad (21)$$

式中 c_0 是比例常数. 上述学习因子更新方法可以使 $c_1(t)$, $c_2(t)$ 根据 $\delta(t)$ 的变化沿着相反的方向自适应变化, 它们在平衡全局搜索能力和局部搜索能力方面所起的效果和 (19) 式是正相关的. 本文将 $w(t)$, $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 分别按 (19), (20), (21) 式自适应变化的粒子群优化算法称为自适应粒子群优化算法 (adaptive particle swarm optimization, APSO). 采用 APSO 算法对本文建立的目标函数进行优化时 ($c_0 = 1.2$), $w(t)$, $c_1(t)$ 和 $c_2(t)$ 变化趋势如图 2 所示.

如图 2 所示, 在 c 点之前粒子的运动方向主要取决于个体历史最优位置, 粒子可以充分搜索个体历史最优位置附近的解空间, 增强了群体的全局搜

索能力; 随着进化代数增加, 在 c 点之后粒子的运动方向主要取决于全局最优位置, 各粒子向全局最优粒子运动并搜索各自经历的空间, 增强了群体局部搜索能力. 这样的搜索过程在理论上能使粒子群算法获得更好的优化效果.

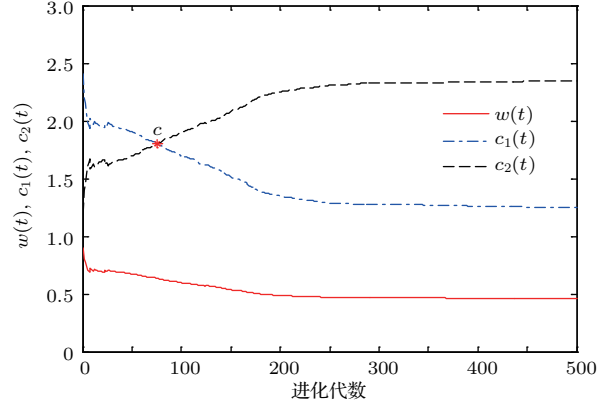


图2 自适应因子规律图

Fig. 2. Change rules of adaptive factors.

为进一步避免算法陷入局部最优, 当 $fit_g(t)$ 连续数次停止更新后, 用如下更新公式可以有助于解决局部最优问题 [24]:

$$v_{ij}^{t+1} = wv_{ij}^t + c_1r_1(p_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2r_2[(p_{gj}^t + x_{rj}^t) - 2x_{ij}^t], \quad (22)$$

其中 x_{rj} 表示在参数空间中随机选择的一个粒子.

4 本文算法

4.1 超声信号模型

在脉冲超声检测中, 超声脉冲回波信号通常是一个被探头中心频率调制的宽带信号, 超声回波的数学模型 [25] 可建立如下:

$$s(t) = A \exp[-\alpha(t - \tau)^2] \times \cos(2\pi f_0(t - \tau) + \varphi), \quad (23)$$

式中, A 是反射回波幅度, 它包含超声波在介质中传播时因衰减而产生的能量损失; α 为带宽因子, 是一正常数, 它决定着超声回波信号的带宽, α 越大波形在时间上持续越短, 波形越窄, α 越小波形在时间上持续越长, 波形越宽; τ 为回波的到达时间; f_0 是超声发射脉冲的中心频率; φ 是初相位. 可以看出, 系统接收的超声回波信号是一被探头中心频率 f_0 调制的高斯包络脉冲. (23) 式所描述的超声信号本质上是 Gabor 原子库中的一个原子.

4.2 建立匹配字典

对信号进行稀疏分解的关键是选择一个和信号特性能够匹配的字典. Gabor字典^[14]是高斯窗函数经过平移、伸缩和频率调制得到的Gabor窗函数族,其在形式上和超声脉冲表达式相似.根据稀疏分解理论,字典中的原子必须是单位矢量,本文以改进的Gabor函数,即(24)式所张成的希尔伯特空间为超完备字典,称之为匹配超声信号超完备字典,

记作 D .

$$g_{\gamma}(t) = \lambda \cdot g\left(\frac{t-u}{s}\right) \cos(vt+w), \quad (24)$$

式中 $g(t) = e^{-\pi t^2}$ 是高斯函数; $\gamma = (s, u, v, w)$ 是时频参数, s 是尺度因子,控制着高斯脉冲包络的衰减快慢, u 是位移因子,控制着高斯脉冲的起始时刻, v 是频率因子,控制着高斯脉冲的主频, w 是相位因子; λ 是归一化因子,其使原子满足单位向量的条件.

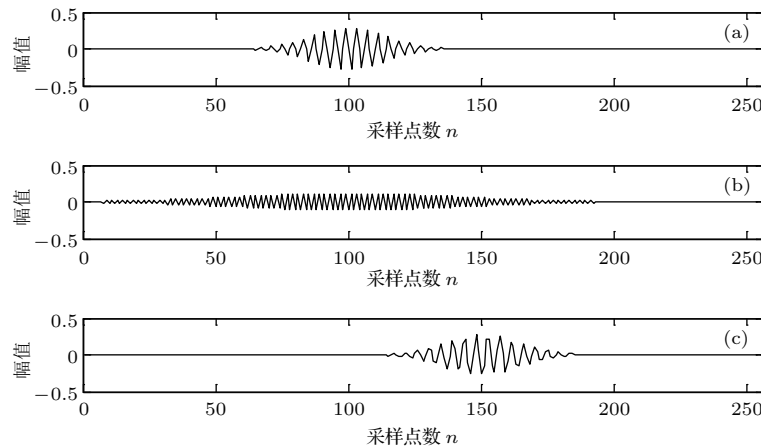


图3 不同时频参数的原子 (a) $\gamma_1 = (20, 100, \pi/2, \pi/2)$; (b) $\gamma_2 = (60, 100, \pi, \pi)$; (c) $\gamma_3 = (20, 150, 30, 40)$
 Fig. 3. Atoms with different time frequency parameters: (a) $\gamma_1 = (20, 100, \pi/2, \pi/2)$; (b) $\gamma_2 = (60, 100, \pi, \pi)$; (c) $\gamma_3 = (20, 150, 30, 40)$.

由于在本文建立的字典中参数 $\gamma = (s, u, v, w)$ 是连续的,因此 D 中包含的原子个数有无穷多个,词汇量远大于传统的Gabor字典,最优原子必能反映原信号的结构特点.此外,本文方法只需实时产生优化过程中用到的原子,节省了生成字典和读取字典中原子的时间.不同时频参数下本文建立的匹配超声信号超完备字典 D 中的原子如图3所示.

4.3 构建目标函数

染噪超声信号的数学模型可表示为

$$f = f_s + f_n, \quad (25)$$

式中, f 为含噪超声信号; f_s 为原始无噪超声信号, f_n 为噪声信号.

由于无噪超声信号 f_s 是有特定结构的,当构建的超完备字典 D 能够充分匹配超声信号特征,并在 D 中对含噪超声信号进行稀疏分解时, f_s 的结

构特性与 D 中原子的特性是相关的, f_s 可用 D 中的原子线性表示;而噪声信号的结构和本文构建的匹配超声信号超完备字典中原子结构是无关的,故噪声无法用 D 中的原子表示.由于本文构建的字典是一个连续的超完备字典,其中必包含某个原子与超声信号 f_s 匹配,因此降噪问题就是在海量的字典中找出这个原子.两个函数的内积反映了函数的相似性,文献[14]给出了信号与字典相关度的定义,在其基础上本文给出信号 f 和字典中原子的相关度.其表达式如下:

$$J(f, g_i) \triangleq \frac{\langle f, g_i \rangle}{\|f\|}, \quad g_i \in D, \quad (26)$$

式中 $\langle f, g_i \rangle$ 表示超声脉冲信号 f 与原子 g_i 的内积,显然, $J(f, g_i) \in [0, 1]$.当信号 f 和字典 D 中任一原子不相关时 J 的取值为0,当信号 f 和字典中任一原子完全相同时 J 取1. J 的大小反映了信号 f 和字典中原子的相关程度.

理论上, 噪声与最优匹配原子内积为零而原始无噪信号与最优匹配原子内积为1. 故本文把对含噪超声信号的提取转化为对下面目标函数的求解:

$$\Gamma = \max J(\mathbf{f}, \mathbf{g}_i), \quad \mathbf{g}_i \in \mathbf{D}. \quad (27)$$

经过降噪处理后的信号重构方法为

$$\mathbf{f}_s = \|\mathbf{f}\| \cdot \Gamma \cdot \mathbf{g}_{\text{best}}, \quad (28)$$

$$\mathbf{g}_{\text{best}} = \{\mathbf{g}_i | \max J(\mathbf{f}, \mathbf{g}_i), \mathbf{g}_i \in \mathbf{D}\}, \quad (29)$$

其中 \mathbf{g}_{best} 是在匹配超声信号超完备原子库 \mathbf{D} 中找到的最优原子.

4.4 算法流程

基于 PSO 算法和稀疏分解理论的超声信号提取方法具体步骤如下.

步骤 1 以原子参数 $\gamma = (s, u, v, w)$ 为待寻优参数空间, 初始化粒子群, 包括种群规模、粒子维数、粒子初始位置、粒子初始速度、粒子位置边界、粒子速度边界、最大进化代数 $iter$ 等.

步骤 2 以 (26) 式为适应度函数, 计算每个粒子的适应度值.

步骤 3 比较粒子当前适应度值和个体历史最优适应度值, 如果当前适应度值大于个体历史最优适应度值, 则将当前适应度值设置为个体历史最优适应度值; 反之不变.

步骤 4 比较粒子当前适应度值和群体最优适应度值, 如果当前适应度值大于群体最优适应度值, 则将当前适应度值设置为群体最优适应度值; 反之不变.

步骤 5 根据如下公式更新粒子的速度和位置,

$$v_{ij}^{t+1} = w(t)v_{ij}^t + c_1(t)r_1(p_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2(t)r_2(p_{gj}^t - x_{ij}^t), \quad (30)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1}. \quad (31)$$

步骤 6 检查 $fit_g(t)$ 是否连续数次停止更新, 若是则执行 (22) 式然后执行步骤 7, 否则直接执行步骤 7.

步骤 7 检查是否达到最大迭代次数, 若满足则执行步骤 8, 否则 $iter = iter + 1$ 并转至步骤 2.

步骤 8 记录全局最优原子 \mathbf{g}_{best} 及 Γ .

步骤 9 根据重构 (28) 式重构无噪信号, 算法结束.

5 仿真验证与结果分析

为了验证本文所提方法的有效性, 首先对仿真超声信号进行测试与分析, 然后再验证对实测超声信号的去噪效果. 目前广泛用于评价仿真信号去噪效果的指标有均方误差 MSE 、波形相似参数 NCC 及重构信号的信噪比 SNR [26,27], 其定义如下:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{f}(n) - \mathbf{s}(n))^2, \quad (32)$$

$$NCC = \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{s}(n)\mathbf{f}(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^N \mathbf{s}^2(n)\right)\left(\sum_{n=1}^N \mathbf{f}^2(n)\right)}}, \quad (33)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N \mathbf{s}^2(n)}{\sum_{n=1}^N (\mathbf{f}(n) - \mathbf{s}(n))^2}, \quad (34)$$

式中 $\mathbf{s}(n)$ 为原始无噪信号, $\mathbf{f}(n)$ 为降噪后信号.

5.1 超声信号仿真

理想超声仿真信号及含噪信号如图 4 所示, 其中图 4(a) 是带宽因子 $5 \mu\text{s}$, 中心频率 1 MHz , 延时 $20 \mu\text{s}$, 初相位 0 , 采样频率 10 MHz , 采样点

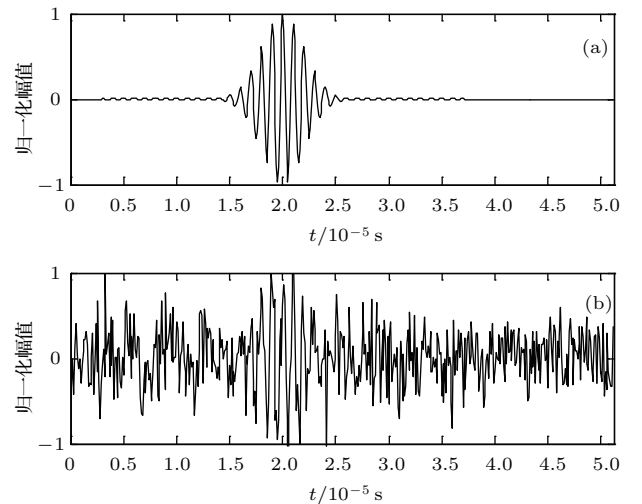


图 4 超声回波仿真信号 (a) 理想超声仿真信号; (b) 含噪超声仿真信号

Fig. 4. Simulation of ultrasonic echo signal: (a) Simulation of ideal ultrasonic echo signal; (b) simulation of noisy ultrasonic signal.

数 $N = 512$ 的无噪超声仿真信号波形. 超声回波中的干扰主要是高斯白噪声, 因此在理想超声仿真信号中加入白噪声模拟含噪超声回波信号. 加入方差为 0.3 个单位的高斯白噪声后的含噪超声回波如图 4(b) 所示. 经计算该信号信噪比为 -4 dB.

5.2 APSO 参数设置与实验

本文提出了权值自适应变化的 PSO 算法, 待优化参数 $\gamma = (s, u, v, w)$ 包含 4 个维度. s, u 分别表示尺度和时延, 其在超声信号长度范围内可任意变化; v 的物理含义是数字频率, 故 $v \in [0, \pi]$; w 表示初相位, 因此 $w \in [0, 2\pi]$. 在 PSO 算法中用粒子位置表示待优化参数 γ , 具体实验参数设置见表 1.

表 1 APSO 算法参数设置
Table 1. Parameters setting of APSO.

参数名称	参数值
种群规模	pop_num = 100
粒子维数	dim = 4
粒子初始位置	$\mathbf{X} = [N, N, \pi, 2\pi] \times \text{rand}()$
粒子位置边界	$\mathbf{X}_{\max} = [N, N, \pi, 2\pi]$ $\mathbf{X}_{\min} = [0, 0, 0, 0]$
粒子速度边界	$\mathbf{V}_{\max} = [5, 5, \pi/100, 2\pi/200]$ $\mathbf{V}_{\min} = [-5, -5, -\pi/100, -2\pi/200]$
最大进化次数	iter = 500

为验证本文提出的 APSO 算法的有效性, 分别用本文提出的 APSO 算法和标准粒子群算法对图 4 中的含噪信号进行处理, 重复实验 50 次得到的平均重构误差如表 2 所列.

表 2 去噪效果评价指标与实验结果
Table 2. Evaluation index of de-noising effect and experimental results.

评价指标	PSO	APSO
MSE	0.0225	0.0027
NCC	0.7636	0.9802
SNR	9.3298	16.8581

均方误差 MSE 反映了原始信号和去噪后的估计信号之间方差的均方, 波形相似系数 NCC 用于评价降噪后信号与理想信号之间的相似程度,

重构信号信噪比 SNR 衡量降噪后信号的凸显程度. 均方误差越小、信噪比越大说明去噪效果越好. 波形相似系数越接近于 1, 说明波形越相似. 从表 2 的实验数据中可以看出 APSO 的三项指标均优于 PSO. MSE, NCC, SNR 随实验重复次数的变化关系如图 5 所示.

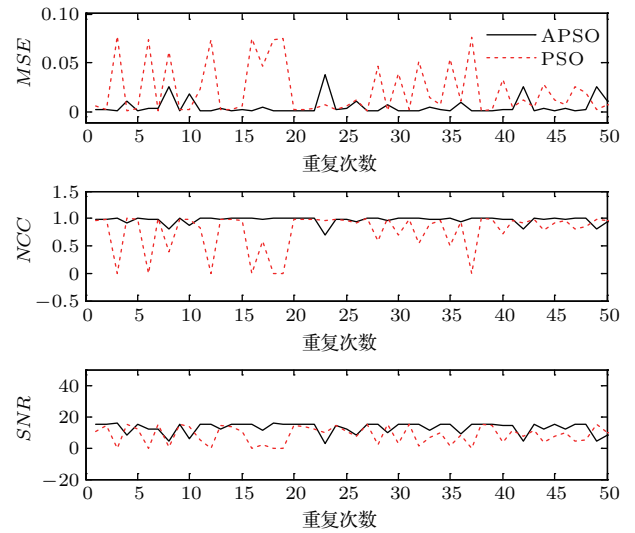


图 5 评价指标波动图

Fig. 5. Stability of evaluation index.

从图 5 可以看出, APSO 的均方误差 MSE 、波形相似系数 NCC 和重构后信噪比 SNR 不仅平均值优于 PSO 的对应值, 而且方差也小于 PSO 的对应值. 这充分说明与标准粒子群算法相比本文提出的 APSO 算法显著增强了超声降噪结果的准确性和鲁棒性.

5.3 去噪性能分析

设计本实验旨在验证本文方法可以在强噪声背景下提取超声信号. 根据工程中常用超声信号的特点, 不失一般性地确定用于本实验的仿真超声信号中心频率 $f_0 = 1$ MHz, 带宽因子 $\alpha = 5 \mu\text{s}$, 回波延时 $\tau = 20 \mu\text{s}$, 初相位 $\varphi = 0$, 采样频率 $f_s = 10$ MHz, 采样点数 $N = 512$, 将超声信号幅值按最大值归一化为 1. 在超声信号中依次加入方差从小到大变化的白噪声, 用本文算法对含噪超声信号进行降噪处理, 对降噪后的重构信号和理想无噪信号进行对比分析, MSE, NCC, SNR 随所加噪声大小变化规律如图 6 所示.

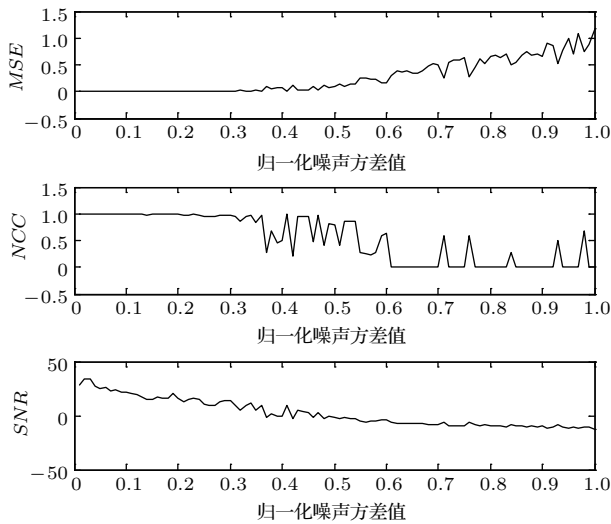


图6 评价指标变化图

Fig. 6. Variation of evaluation index with the increase of noise.

从图6可以看出,当噪声方差小于0.3,即信噪比大于-4 dB时,均方误差MSE为0,波形相似系数NCC为1;在该区间本文方法可以不失真地重构出原始无噪信号,重构信号信噪比SNR在10 dB以上,重构出的无噪超声信号完全满足工程后续处理要求.噪声方差在[0.3, 0.55]区间时,随着噪声增大,均方误差MSE增加,重构信噪比SNR

减小,波形相似系数NCC出现振荡;该区间的特征是本文方法重构结果不稳定,随噪声增加得到正确结果的概率变小.这主要是因为PSO算法陷入局部最优导致本文算法无法正确匹配到最优原子.噪声方差为0.3(-4 dB)时原始信号、含噪信号、降噪后重构信号的幅值及对应功率谱密度分别如图7所示.

图7中原始信号是中心频率为1 MHz,带宽因子为5 μs的超声脉冲信号,在该信号中加入均方差为0.3的高斯白噪声后信号已基本被噪声淹没,此时信噪比为-4 dB.采用本文方法降噪后的重构信号如图7(e)所示,可以看出当信号被噪声淹没时(-4 dB)采用本文方法仍可以不失真地重构原始信号.继续降低信噪比,当噪声方差值为0.5(-8.5 dB)和0.7(-11.2 dB)时原始信号、含噪信号和降噪后重构信号及其对应的功率谱密度的最佳效果分别如图8和图9所示.此时也可以重构出信号,但随噪声增加重构结果稳定性变差且出现失真.

综上,本文算法可以准确重构出信噪比大于-4 dB的含噪超声信号,也可重构出信噪比低于-4 dB的超声信号,但去噪结果的稳定性变差且出现失真.

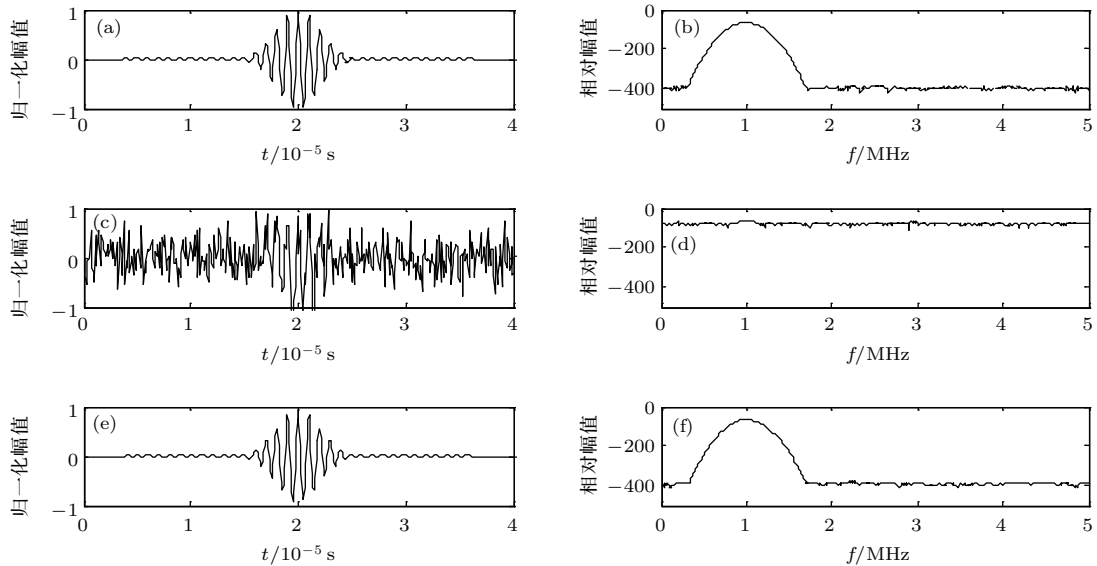


图7 噪声 $\sigma^2 = 0.3$ 时的降噪结果 (a) 原始信号; (b) 原始信号的功率谱; (c) 含噪信号; (d) 含噪信号的功率谱; (e) 降噪后的信号; (f) 降噪后信号的功率谱

Fig. 7. De-noising results with noise variance $\sigma^2 = 0.3$: (a) Original signal; (b) power spectrum of the original signal; (c) signal contaminated by noise; (d) power spectrum of signal contaminated by noise; (e) de-noising result of contaminated signal; (f) power spectrum of the de-noising signal.

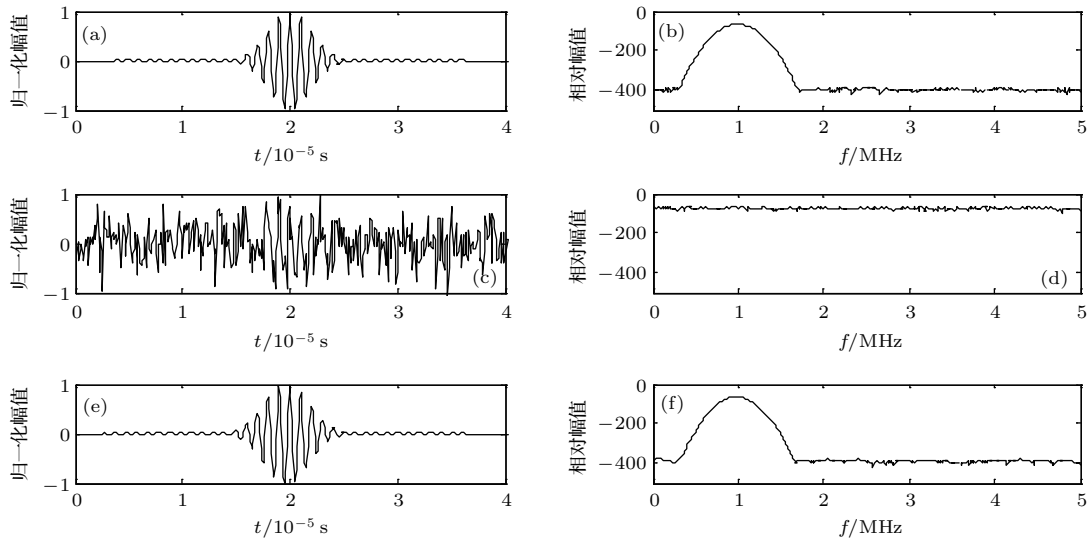


图8 噪声 $\sigma^2 = 0.5$ 时的降噪结果 (a) 原始信号; (b) 原始信号的功率谱; (c) 含噪信号; (d) 含噪信号的功率谱; (e) 降噪后的信号; (f) 降噪后信号的功率谱

Fig. 8. De-noising results with noise variance $\sigma^2 = 0.5$: (a) Original signal; (b) power spectrum of the original signal; (c) signal contaminated by noise; (d) power spectrum of signal contaminated by noise; (e) de-noising result of contaminated signal; (f) power spectrum of the de-noising signal.

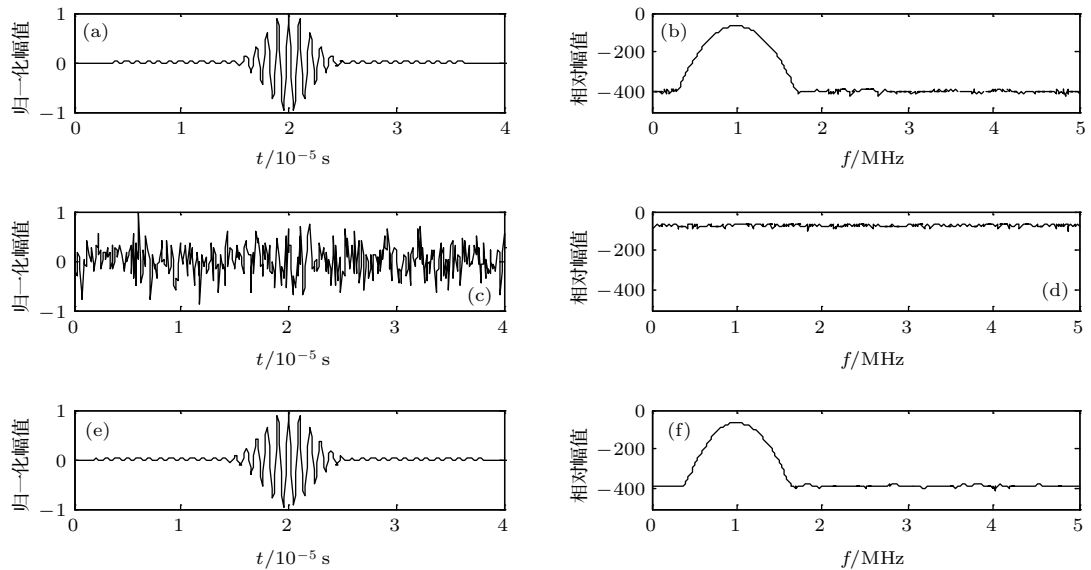


图9 噪声 $\sigma^2 = 0.7$ 时的降噪结果 (a) 原始信号; (b) 原始信号的功率谱; (c) 含噪信号; (d) 含噪信号的功率谱; (e) 降噪后的信号; (f) 降噪后信号的功率谱

Fig. 9. De-noising results with noise variance $\sigma^2 = 0.7$: (a) Original signal; (b) power spectrum of the original signal; (c) signal contaminated by noise; (d) power spectrum of signal contaminated by noise; (e) de-noising result of contaminated signal; (f) power spectrum of the de-noising signal.

5.4 本文方法和小波降噪对比

为对比本文算法的降噪能力, 选择小波阈值降噪法和本文算法做比较. 小波降噪自适应阈值选择基于Stein无偏风险估计原理的rigrsure 阈值, 小波基选择和超声信号结构有相似点的Db, Sym和

Coif小波基, 对不同信噪比的信号降噪所得结果如表3所列.

从表3可以看出, 当信噪比较大时小波降噪和本文方法都可以取得较好的效果, 信噪比较低时本文方法比小波降噪效果更好. 当信噪比为-4 dB时, 本文方法和小波降噪结果如图10所示.

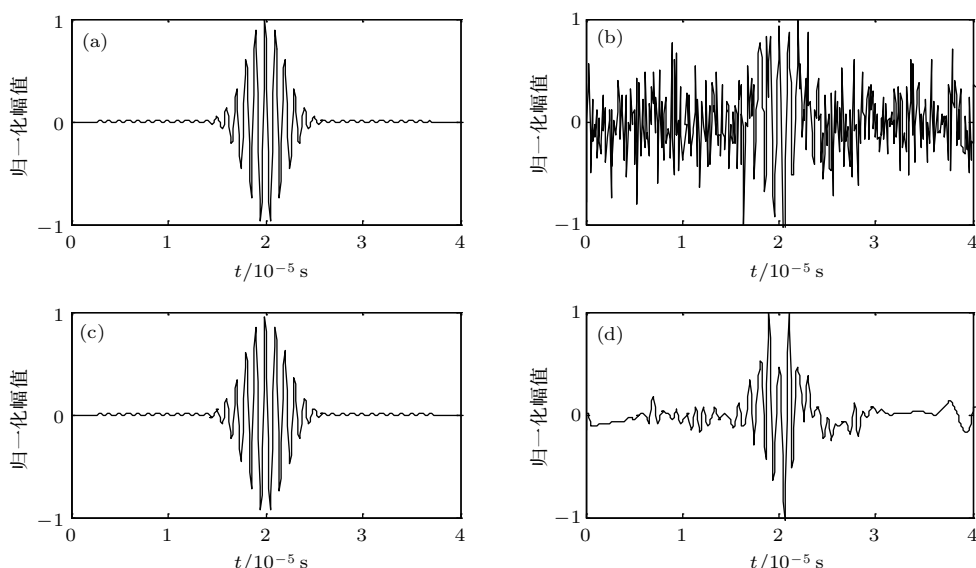


图10 不同方法降噪对比 (a) 原始信号; (b) 含噪信号; (c) 本文方法降噪后信号; (d) 小波降噪后信号
 Fig. 10. Comparison of de-noising by different methods: (a) Original signal; (b) signal contaminated by noise; (c) signal de-noised by our proposed method; (d) signal de-noised by wavelet method.

表3 不同方法降噪结果对比

Table 3. Comparison of denoising results obtained by different methods

	SNR/dB	本文算法	Db6	Sym5	Coif3
25 dB	MSE	0	0	0	0
	NCC	1.000	1.000	0.999	1.000
5 dB	MSE	0	0.004	0.004	0.002
	NCC	1.000	0.945	0.930	0.976
-0.5 dB	MSE	0	0.008	0.008	0.008
	NCC	1.000	0.875	0.887	0.885
-4 dB	MSE	0	0.022	0.017	0.012
	NCC	0.998	0.602	0.755	0.809

从图10可以看出, 当信噪比降低至-4 dB时, 本文方法仍可以对含噪信号取得较好的降噪效果, 但用小波降噪方法得到的结果已出现严重失真.

6 实测信号验证

在实验室中用RITEC 公司生产的RITEC RAM-5000-SNAP 超声检测系统采集了用透射法测试金属构件拉伸疲劳实验的实测超声回波信号进行处理. 如图11所示, 超声信号采集装置由RAM-SNAP系统、匹配电阻、衰减器、低通滤波器、换能器、示波器以及计算机等组成. 实验中设置

RAM-SNAP 系统激发频率为5 MHz、周期数为7 的脉冲信号, 经过匹配电阻和低通滤波器传输到换能器上, 再由换能器将电信号转换成超声波发射到被测金属试件内部, 超声波在被测试件内部传播到达试件表面后发生透射, 透射的超声波被换能器接收后再转换为电信号, 最后接收到的信号在示波器上显示. 本实验的目的是采集实测含噪超声信号, 通过采用本文方法对实测含噪超声信号进行降噪处理, 从而验证本文方法可以有效地提取强噪声中的实测超声信号.

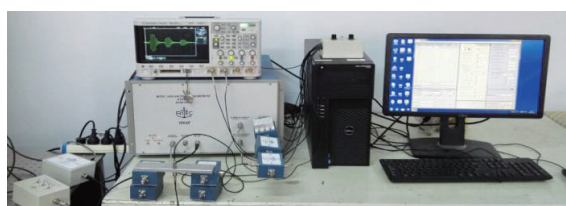


图11 超声信号采集装置
 Fig. 11. Ultrasonic signal acquisition device.

由于和工程实际相比实验室环境中的噪声很小, 本文把无激励时测试到的系统噪声放大后叠加到信号中. 实测超声信号和测试系统噪声如图12所示.

采用本文方法和小波方法对实测强噪声背景下含噪超声信号进行降噪处理, 降噪前后信号时域和频域对比如图13所示.

从图 13(a)可以看出, 由于在实验室环境下测试系统中噪声较小, 实测超声信号中包含少量噪声. 为比较本文算法和小波方法的降噪性能, 将测试系统噪声放大, 并与超声信号叠加, 所得到的含噪信号如图 13(c)所示. 通过对比图中不同方法的降噪结果可以看出, 本文方法对实测超声信号的降

噪结果无论在时域还是频域都优于小波阈值降噪. 综上所述, 本文方法可以准确提取淹没在强噪声 ($SNR > -4$ dB) 中的实测超声信号, 而且降噪效果好于基于自适应阈值的小波降噪方法. 对于 $SNR < -4$ dB 的强噪声本文方法也可以实现降噪, 但算法稳定性下降.

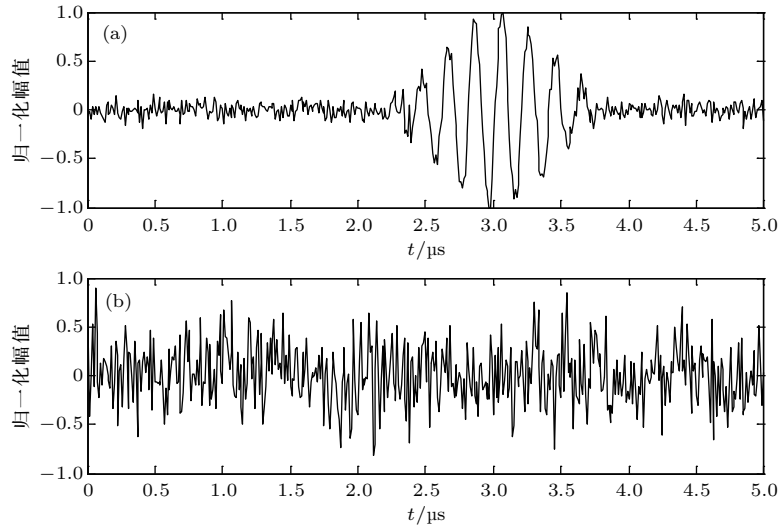


图 12 (a) 实测超声信号; (b) 系统噪声
Fig. 12. (a) Measured ultrasonic signal; (b) measured system noise.

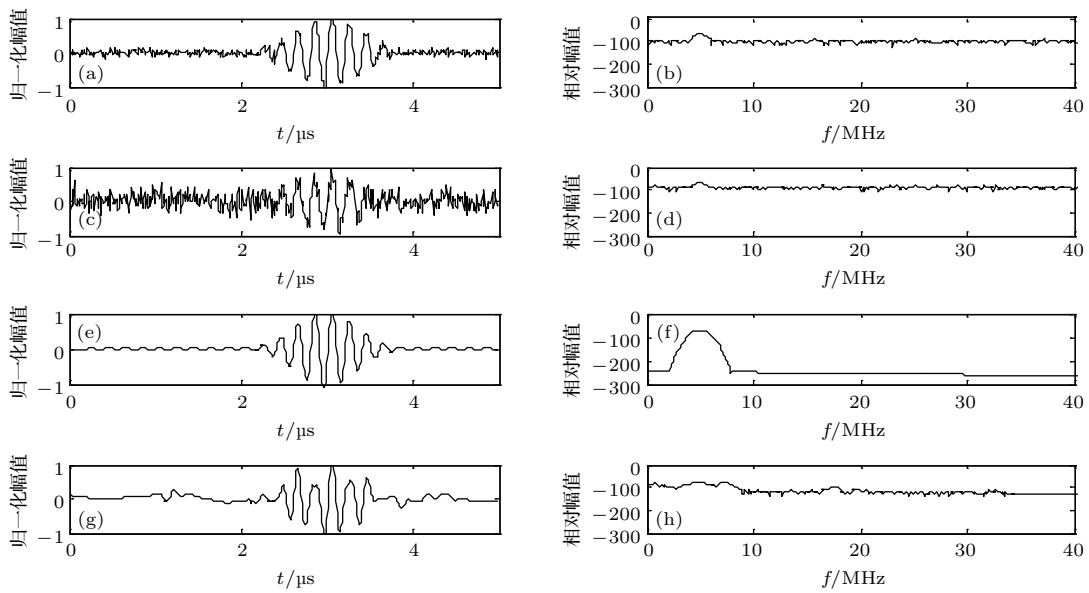


图 13 实测信号降噪前后时-频对比 (a) 实测超声信号; (b) 实测超声信号功率谱; (c) 叠加噪声的实测超声信号; (d) 叠加噪声的实测超声信号功率谱; (e) 本文方法降噪后结果; (f) 本文方法降噪后信号的功率谱; (g) 小波方法降噪后的结果; (h) 小波方法降噪后信号的功率谱
Fig. 13. Comparison of measured signals before and after denoising: (a) Measured ultrasonic signal; (b) power spectrum of the measured ultrasonic signal; (c) measured ultrasonic signals contaminated by noise; (d) power spectrum of signal contaminated by noise; (e) signal de-noised by our proposed method; (f) power spectrum of the signal de-noised by our proposed method; (g) signal de-noised by wavelet method; (h) power spectrum of the signal de-noised by wavelet method.

7 结 论

本文基于 PSO 算法和稀疏分解理论提出了 APSO-SD 超声信号提取算法, 并通过仿真和实测验证了本文算法可以有效提取强噪声中的微弱超声信号.

1) 将超声信号降噪问题转化为对约束函数的优化问题. 随着深度学习的发展和优化算法性能不断提升, 相信在不久的将来这种信号处理方法将会成为继傅里叶分析、小波变换之后的又一种重要的信号处理手段.

2) 基于超声信号的结构特性建立了匹配超声信号超完备字典 D , 利用超声信号与字典中原子必然相关而噪声与字典中原子无关这一事实构造了目标函数和信号重构函数, 将超声信号降噪和智能优化算法联系在一起.

3) 对粒子群算法做了改进, 提出了一种基于粒子适应度值自适应变化的 PSO 算法, 增强了本文算法的鲁棒性.

同时还存在一些问题, 例如在信噪比低于 -4 dB 时本文算法的稳定性变差, 这是由于 APSO 算法陷入局部最优导致的. 如果能够开发出性能更加优良的优化算法, 利用本文降噪思想将可以对更低信噪比的超声信号取得更好的降噪效果, 这也是我们下一步研究的重点.

参考文献

- [1] Kharrat M, Gaillet L 2015 *Ultrasonics* **61** 52
- [2] Burkov M V, Eremin A V, Lyubutin P S, Byakov A V, Panin S V 2017 *Russ. J. Nondestruct.* **53** 817
- [3] Demcenko A, Mainini L, Korneev V A 2015 *Ultrasonics* **57** 179
- [4] MCGovern M E, Reis H 2017 *Res. Nondestruct Eval.* **28** 226
- [5] Li W, Cho Y 2014 *Exp. Mech.* **54** 1309
- [6] Li W B, Deng M X, Xiang Y X 2017 *Chin. Phys. B* **26** 114302
- [7] Demenko A, Koissin V, Korneev V A 2014 *Ultrasonics* **54** 684
- [8] Jiang N 2015 *Ph. D. Dissertation* (Taiyuan: North University of China) (in Chinese) [江念 2015 博士学位论文 (太原: 中北大学)]
- [9] Mohamed I, Hutchins D, Davis L, Laureti S, Ricci M 2017 *Nondestruct. Test Eva.* **32** 343
- [10] Sinding K M, Drapaca C S, Tittmann B R 2016 *IEEE Trans. Ultrason. Ferr.* **63** 1172
- [11] Wu J, Zhu J G, Yang L H, Shen M T, Xue B, Liu Z X 2014 *Measurement* **47** 433
- [12] San E, Rodriguez H 2015 *J. Nondestruct Eval.* **34** 270
- [13] Li Y, Guo S X 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 034208 (in Chinese) [李扬, 郭树旭 2012 物理学报 **61** 034208]
- [14] Mallat S G, Zhang Z 1993 *IEEE Trans. Signal Process.* **41** 3397
- [15] Wang L, Cai G G, Gao G Q, Zhou F, Yang S Y, Zhu Z K 2017 *J. Vib. Shock* **36** 176 (in Chinese) [王林, 蔡改改, 高冠琪, 周菲, 杨思远, 朱忠奎 2017 振动与冲击 **36** 176]
- [16] Zhao Z G, Zhang C J, Gou X F, Sang H T 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 088801 (in Chinese) [赵志刚, 张纯杰, 苟向锋, 桑虎堂 2015 物理学报 **64** 088801]
- [17] Subasi A 2013 *Comput. Biol. Med.* **43** 576
- [18] Cho M Y, Hoang T T 2017 *Adv. Electr. Comput. En.* **17** 51
- [19] Gao F, Tong H Q 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 577 (in Chinese) [高飞, 童恒庆 2006 物理学报 **55** 577]
- [20] Zhang H L, Song L L 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 190508 (in Chinese) [张宏立, 宋莉莉 2013 物理学报 **62** 190508]
- [21] Armaghani D J, Shoib R S, Faizi K, Rashid A S 2017 *Neural Comput. Appl.* **28** 391
- [22] Wei D Z, Chen F J, Zheng X Y 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 110503 (in Chinese) [魏德志, 陈福集, 郑小雪 2015 物理学报 **64** 110503]
- [23] Yuan H D, Chen J, Dong G M 2017 *Math. Probl. Eng.* **2017** 7257603
- [24] Ghasemi M, Aghaei J, Hadipour M 2017 *Electron. Lett.* **53** 1360
- [25] Demirli R, Saniie J 2001 *IEEE Trans. Ultrason. Ferr.* **48** 787
- [26] Zhu J J, Li X L 2017 *Healthcare Technol. Lett.* **4** 134
- [27] Tang J, Gao L, Peng L, Zhou Q 2007 *High Voltage Eng.* **12** 66 (in Chinese) [唐炬, 高丽, 彭莉, 周倩 2007 高电压技术 **12** 66]

Weak ultrasonic signal detection in strong noise^{*}

Wang Da-Wei¹⁾²⁾ Wang Zhao-Ba^{1)†}

1) (*School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China*)

2) (*School of Physics and Information Engineering, Shanxi Normal University, Linfen 041000, China*)

(Received 24 April 2018; revised manuscript received 22 June 2018)

Abstract

In order to solve the problem of extracting ultrasonic signals from strong background noise, a novel method, which is termed APSO-SD algorithm and based on improved adaptive particle swarm optimization (APSO) and sparse decomposition (SD) theory, is proposed in this paper. This method can convert the ultrasonic signal denoising problem into optimizing the function on the infinite parameter set. First, based on the sparse decomposition theory and the structural characteristics of ultrasonic signal, the objective function of particle swarm optimization algorithm and the reconstruction algorithm of the denoised signal are constructed, so that particle swarm optimization and ultrasonic signal denoising can be combined. Second, in order to improve the robustness of the proposed approach, an APSO algorithm is proposed. What is more, because particle swarm optimization algorithm can be used to optimize in continuous parameter space, and according to the empirical characteristics of the ultrasonic signals used in practical engineering, a continuous super complete dictionary for matching ultrasonic signals is established. Since the super complete dictionary is continuous, there are an infinite number of atoms in the established dictionary. The redundancy of dictionaries is enhanced by the method in this paper. Based on the fact that the inner product of the optimal atom and the ultrasonic signal is one and the inner product of the noise and the optimal atom is zero in the established dictionary, the objective optimization function of APSO-SD algorithm is established. Finally, the optimal atom is determined based on the optimization result of the objective function. In this way, the denoising ultrasonic signal can be reconstructed by using the optimal atom according to the reconstruction algorithm. The processing results of simulated ultrasonic signals and measured ultrasonic signals show that the proposed method can effectively extract weak ultrasonic signals from strong background noise whose signal-to-noise ratio is lowest, as low as -4 dB. In addition, compared with the adaptive threshold based wavelet method, the proposed method in this paper shows the good denoising performance. In this paper, it is demonstrated that the problem of ultrasonic signal denoising can be transformed into the optimization of constraint functions. Furthermore, the ability of the proposed APSO-SD algorithm to accurately recover signals from noisy acoustic signals is better than that of the common wavelet method.

Keywords: ultrasonic echo, signal denoising, sparse decomposition, particle swarm optimization

PACS: 05.40.Ca, 06.30.Ft, 43.50.+y, 43.60.+d

DOI: 10.7498/aps.67.20180789

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 11604304), the Shanxi Province Science and Technology Tackling Key Project, China (Grant No. 201603D121006-1), the Shanxi Provincial Foundation for Returned Scholars, China (Grant No. 2016-084), and the Scientific and Technological Innovation Programs of Higher Education Institutions in Shanxi, China (Grant No. 201657).

[†] Corresponding author. E-mail: wangzb@nuc.edu.cn