

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209496

融合 VMD 优化和小波包分析的陶瓷 检测信号降噪方法研究*

刘利平^{1,2} 高世妍¹ 孙建¹

(1. 华北理工大学人工智能学院 唐山 063210; 2. 河北省工业智能感知重点实验室 唐山 063210)

摘要: 针对陶瓷敲击检测信号含有噪声的问题,提出一种融合 VMD 优化与小波包分析(WPD)相结合的联合降噪方法。首先,应用能量的起始点检测准则提取实际信号的有效信息;其次,遗传算法(GA)选取 VMD 参数并自适应分解含噪信号;然后,计算各模态分量和原始信号的相关系数,将模态分量分为信号主分量和噪声分量;最后对信号主分量进行小波包分析,重构信息获取去噪后的信号。仿真实验证明:在分别加入 10、20 dB 噪声时,该方法信噪比最高(23.81 dB、24.75 dB),均方误差最小(0.07、0.01),与常用的去噪方法相比,去噪效果均有明显提升。陶瓷试件敲击检测信号测试实验表明,该方法能有效去除不同类型陶瓷试件敲击检测声音信号的噪声,具有良好的去噪性能。

关键词: 陶瓷;敲击检测;遗传算法;变分模态分解;小波包分析

中图分类号: TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Research on denoising method of ceramic detection signal by integrating VMD optimization and wavelet packet analysis

Liu Liping^{1,2} Gao Shiyan¹ Sun Jian¹

(1. School of Artificial Intelligence, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Hebei Key Laboratory of Industrial Intelligent Perception, Tangshan 063210, China)

Abstract: To solve the problem of noise in the ceramic percussion detection signal, a denoising method combining VMD optimization and wavelet packet denoising (WPD) was proposed. Firstly, the energy starting point detection criterion extracted the effective information of the actual signal; Secondly, the genetic algorithm (GA) selected the VMD parameters to adaptively decomposed with the noise signal. Then, by calculating the correlation coefficient of each modal component with the original signal, they were divided into the main signal component and the noise component. Finally, the main signal component was de-noised by wavelet packet analysis. And the information is reconstructed to obtain the original signal. The simulation experiment proves that the method has the highest signal to noise ratio (23.81 dB, 24.75 dB) and the lowest mean square error (0.07, 0.01) when adding 10 and 20 dB noise, respectively, and the denoising effect is significantly improved compared with usual denoising methods. The test experiments of ceramic specimen percussion detection signals show that the method can remove the noise of different types of ceramic percussion detection signals effectively and has good denoising performance.

Keywords: ceramics; percussion detection; genetic algorithm; variational modal decomposition; wavelet packet denoising

0 引言

我国陶瓷文化源远流长,工艺生产历史悠久,制造水平不断提高,现已成为世界上陶瓷生产和装备制造方面屈指可数的大国^[1]。目前,我国大多数陶瓷生产企业在进行质量检测时,通过检测锤敲击陶瓷发出的声音初步判定陶瓷

质量。陶瓷生产工场环境复杂,敲击检测声音信号无可避免会受影响。因此,敲击检测声音信号的降噪处理对后续信号的分析 and 处理具有重要的现实意义。

敲击检测声音信号具有典型的非平稳性,针对非平稳信号,常用的去噪方法有小波去噪^[2]、小波包去噪(wavelet packet denoising, WPD)^[3-4]、经验模态分解(empirical mode

收稿日期:2022-04-02

* 基金项目:河北省省级科技计划项目(20327218D)资助

decomposition, EMD) 去噪^[5]及其改进算法等。小波阈值去噪受频率范围限制,仅对低频信号有效。小波包阈值去噪方法能分解高频信号,拓宽了信号分析范围,然而有效选取小波基函数和分解层数是一个问题^[6]。EMD 可以降低振动信号噪声,但 EMD 仍然存在一些理论问题,如包络不足、过度包络和模式混合^[7]。

Dragomiretskiy 等^[8]提出了一种数学基础坚实的自适应变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 方法,计算效率高,噪声鲁棒性好,但惩罚参数以及分量个数决定着信号处理结果。许多研究人员在参数优化方面取得成效。张亚楠等^[9]根据 VMD 模态分量频谱与原信号中心频谱的相关性,筛选出最优惩罚因子 α ; 周福成等^[10]由奇异值突变点阶次确定 VMD 分量个数 K 。但只对单一参数 α 或 K 进行优化的方法未考虑两个参数相互作用的影响。Diao 等^[11]采用粒子群算法优化 VMD 的两个参数并取得很好的效果,但是粒子群优化算法运算复杂,局部寻优能力差。

本文针对陶瓷敲击检测声音信号降噪的问题,提出了一种融合 VMD 优化和小波包阈值分析相结合的 (GA-VMD-WPD) 降噪方法。遗传算法 (genetic algorithm, GA) 选取 VMD 分解的适当参数,准确分解敲击检测声音信号,并利用各模态分量和原始信号的相关性计算相关系数^[12],将各模态信号分量分为信号主分量和噪声分量。剔除噪声分量,对信号主分量采用小波包阈值分析后重构信号,从而实现降噪。对于实测信号数据,能量的起始点检测准则可以判别出敲击检测声音信号的起始点和结束点,减小程序计算量^[13]。应用仿真试验及与常用的去噪方法对比,证明了本文提出方法的有效性;对不同类型陶瓷敲击检测声音实测信号进行降噪分析表明,本文所提算法可以有效去除不同类型陶瓷敲击检测信号中的噪声。

1 融合 VMD 优化和小波包分析的降噪方法

1.1 变分模态分解

VMD 算法可以将任何信号 S 分解为 K 个离散数量的子信号或模式,通过在有限带宽下确定相关频率,几乎不存在模态混合问题^[14]。其分解过程为:

1) 构建变分模型。由希尔伯特变换求得各模态的单谱,然后通过指数校正将其转换为基频。最后,通过解调信号的高斯平滑度估计带宽。变分模型为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s. t. \sum_{k=1}^K u_k = S \end{cases} \quad (1)$$

式中: S 是原始信号, ∂_t 为 t 的偏导, $\delta(t)$ 为冲击函数。

2) 变分模型求解。引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$, 使问题不受约束。因此这个问题可以重新描述为:

$$L[\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda^1] = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), S(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中:“鞍点”的求解过程为:参数 $\{u_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \lambda^1, n$ 初始化 (n 初始为 0)。令 $n = n + 1$, 设置循环过程,根据式(3)和(4)分别更新 u_k 和 ω_k , 即:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k(\omega)|^2} \quad (4)$$

根据式(5)更新 Lagrange 乘法算子 $\lambda(t)$, 即:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

式中: τ 表示步长更新系数。重复循环过程和更新 Lagrange 乘法算子 $\lambda(t)$, 直到函数收敛,即满足约束条件式(6)。

$$\sum_k \left\| u_k^{n+1} - u_k^n \right\|_2^2 / \left\| u_k^n \right\|_2^2 < \epsilon \quad (6)$$

1.2 基于遗传算法优化的变分模态分解

进行 VMD 分解时的 K 值和 α 决定了分解结果,即 IMF 分量的个数和带宽^[15]。如果只优化单一参数,两个参数相互作用的结果将被忽略,从而陷入局部优化。而 GA 被认为是一种搜索过程,也是优化过程,以找到问题的精确或近似解决方案。也称为全局搜索启发式。GA 受到生物学的启发,例如遗传突变、选择和交叉。这些算法为程序提供了一种自动改进其参数的技术^[16]。因此,本文引入 GA, 根据生物遗传规则和适应度函数,随机搜寻目标函数的全局最优解,得到优化参数 K 和 α 的适当值。

具体方案设计如下:

1) 编码与初始群体生成。编码是影响 GA 的关键因素,决定遗传进化的效率。本文选用实数编码,设置参数范围为 $K \in [3, 20], \alpha \in [500, 2000]$ 。GA 与个体群体一起工作,其中个体是候选解决方案,随着时间的推移逐渐变化或成熟以收敛到最佳解决方案。在 GA 中,每个候选解都由一个包含 0 和 1 的线性字符串表示,称为染色体。解决方案的总数称为种群大小,设定为 10。

2) 计算适应度函数。适应度函数驱动计算演化过程,是对计算演化的评价。所有个体在下一次的遗传操作取决于个体的适应值大小。因此本文选取样本熵为适应度函数,将样本熵用于预测数据的复杂性,熵值越小,则信息的复杂性就越低^[17]。样本熵的基本概念如下:

$$S(m, r) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \quad (7)$$

式中: m 是重构维数,取值为 1 或 2,一般选为 1; r 是阈值

大小,范围为 $0.1\sigma \sim 0.25\sigma$, σ 是标准差; $A^m(r)$ 和 $B^m(r)$ 是两个信号序列的平均值。

3) 形成新种群。优化过程的每次迭代称为生成。为了在 GA 中创建下一代,需要执行繁殖、交叉、变异。繁殖是一个选择最佳染色体的过程,基于它们相对于给定适应度标准的缩放值,并将它们直接传递给下一代。交叉通过组合个体(父母)的某些部分来创造后代(新个体)。在交叉过程中,选择两个父节点和一个随机交叉点。第一个后代是通过将第一亲本的左侧基因与第二亲本的右侧基因相结合而产生的。重复相反的过程以形成第二个后代。突变是染色体的元素(等位基因)出现随机变化的过程。在二进制系统中,变异只是意味着翻转一个位的值,其中 1 变为 0,0 变为 1。应用于染色体等位基因的微小随机变化提供了遗传多样性,并使遗传算法能够搜索更广泛的空间。

4) 选择中止规则。遗传算法优化过程可以通过定义一些停止标准来终止,例如最大代数或满足所需的适应度。迭代完成后,解码。依据适应度最佳的染色体,即可获得适当值的 K 和 α 。

1.3 小波包阈值分析降噪

小波包分析以小波变换为基础,而小波包延续了小波变换的设计特性,本质上是小波基函数的组合,具有正交特性和时频特性,可以实现多分辨率分析。小波包对原始信号进行分解,得到的高频系数与低频系数都作为下一级的输入信号进行类推分解,直到分解到设定的层数^[18]。小波包可以去除高频噪声,提高去噪精度。小波包的分解首先需要找到小波包的“最佳树”。然后选择合适的小波基函数并进行阈值量化,重构小波即可得到去噪信号。

1.4 本文方法流程

综上所述,本文提出一种融合 VMD 优化和小波包分析(GA-VMD-WPD)的降噪方法。首先,应用能量的起始点检测准则判别出实际敲击检测信号的起始点和结束点,提取有效信息,然后,运用 GA 得到 VMD 所需 K 和 α 的适当值。其次,依据各 IMF 分量和原始信号的相关性计算出相关系数,由阈值判定各 IMF 分量为信号主分量或是噪声分量。剔除噪声分量,采用小波包分析信号主分量,重构信号,即可得到降噪信号。图 1 为本文方法流程。

2 仿真计算

2.1 仿真信号设置及评价标准

选择典型的非平稳仿真信号 Heavysine 信号,向信号中分别添加高斯噪声模拟含噪信号,信号频率 44 100 Hz,采样点为 1 024,实验环境为 MATLAB R2021a 软件平台。

均方误差(mean square error, MSE) 和信噪比(signal to noise ratio, SNR) 作为去噪效果的评价函数,计算公式为:

$$MSE = \sum_{i=1}^N (Y(i) - X(i))^2 / N \quad (8)$$

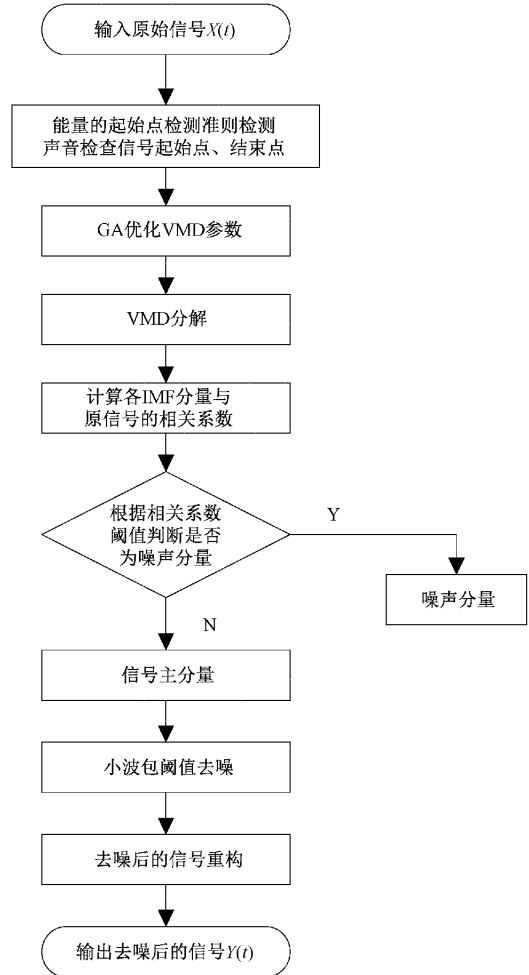


图 1 融合 VMD 优化和小波包分析的降噪方法流程

$$SNR = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^N X(i)^2}{\sum_{i=1}^N (Y(i) - X(i))^2} \right] \quad (9)$$

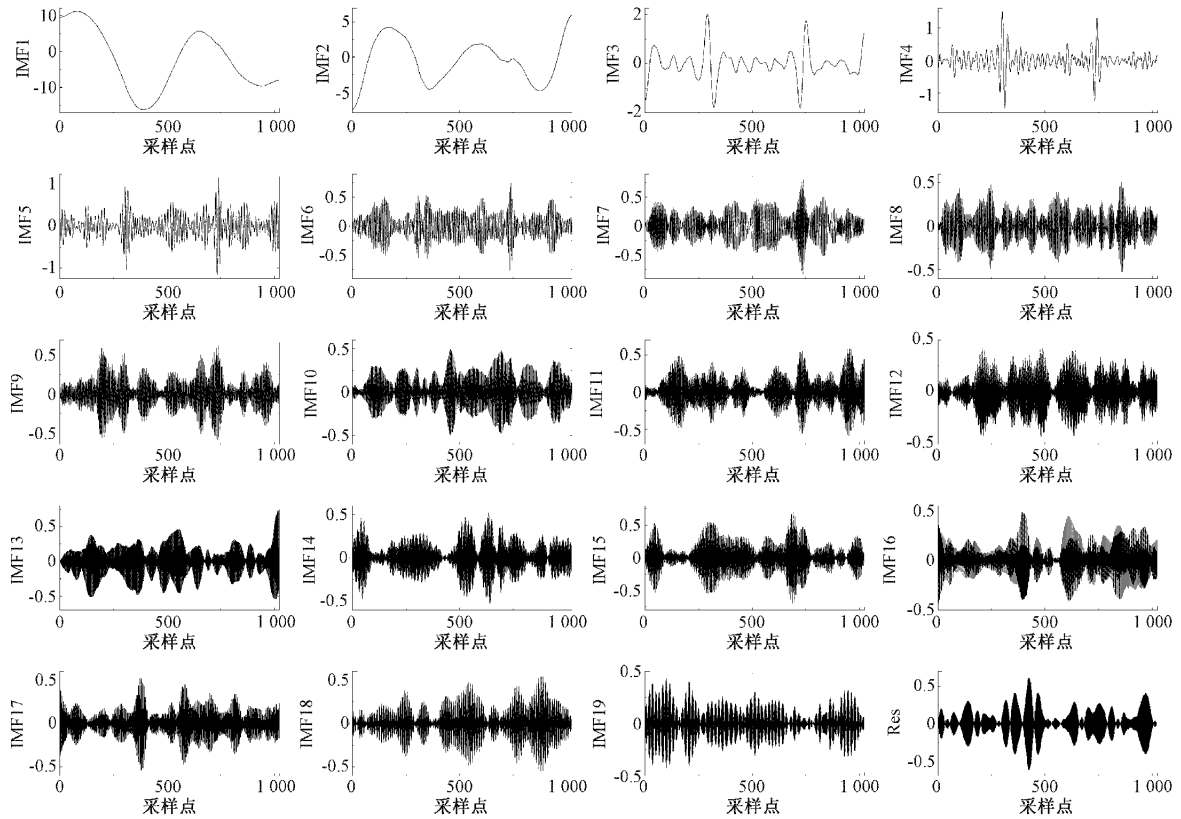
式中: X 为原始信号; Y 为降噪后信号。

2.2 GA-VMD-WPD 降噪分析

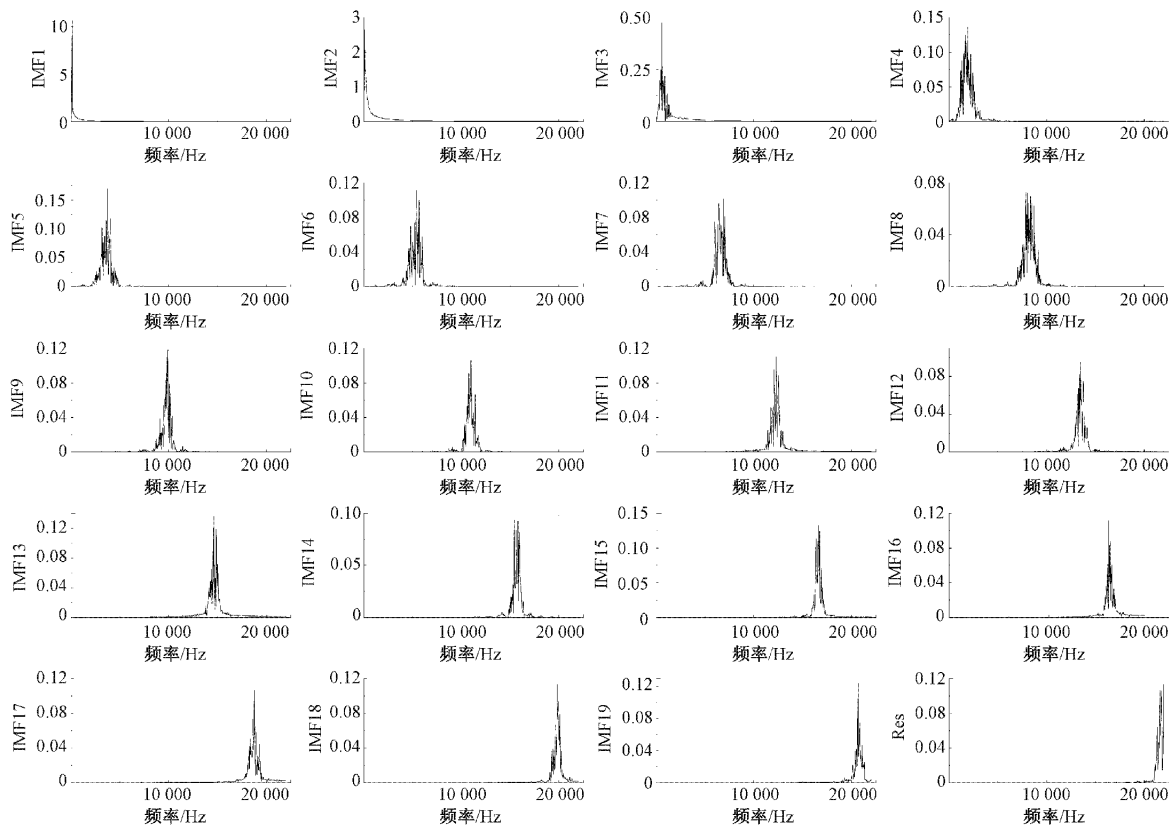
根据该非平稳信号特性,遗传算法优化后的最佳分解参数: $K=20, \alpha=1.611$ 。VMD 分解后得到 20 阶模态分量,图 2(a)为 IMF 分量时域波形图,由图 2(b)IMF 分量频谱图可知,VMD 分解后无模态混叠现象。根据相关系数准则,由各阶 IMF 分量与原始信号相关性计算相关系数如图 3 所示,前 3 阶的相关系数均大于阈值 0.1,可以判断前 3 阶为信号主分量,后 17 阶为噪声分量。

对信号主分量 IMF1、IMF2、IMF3 进行小波包分析去噪处理,小波基为 sym7 小波,分解层数为 5。重构得到去噪信号。

为证明本文提出的融合 VMD 优化和小波包阈值分析的降噪方法的有效性,将本文提出的降噪方法与常用的小波包去噪方法、VMD 去噪方法及其改进算法如优化参数 α 的 STFT-VMD 方法^[9]、优化参数 K 的 SVD-VMD 方法^[10] 和粒子群优化 VMD 参数去噪方法^[11] 进行对比,图 4 所示



(a) 各阶IMF分量时域波形图



(b) 各阶IMF分量频谱图

图 2 各阶 IMF 分量图

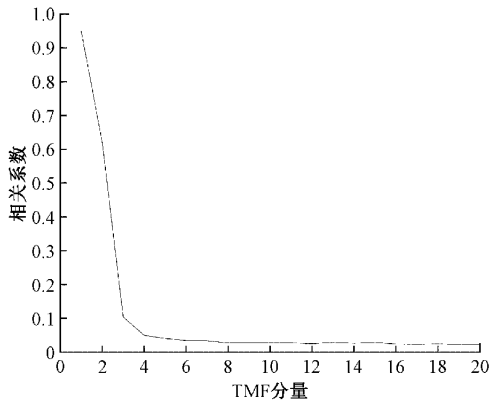


图 3 各阶 IMF 分量的相关系数图

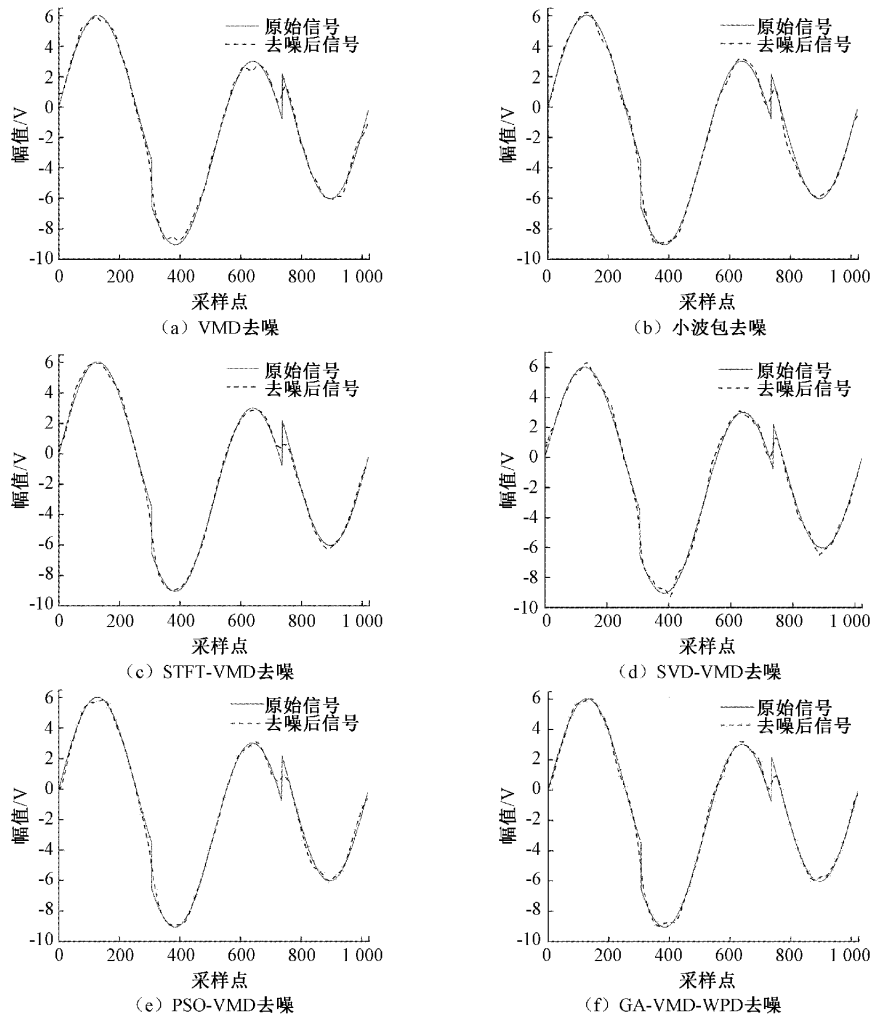


图 4 不同方法去噪前后的 Heavysine 信号

表 1 不同噪声情况下模拟信号降噪效果

方法	VMD		WPD		STFT-VMD		SVD-VMD		PSO-VMD		GA-VMD-WPD	
加入噪声	10 dB	20 dB	10 dB	20 dB	10 dB	20 dB	10 dB	20 dB	10 dB	20 dB	10 dB	20 dB
SNR	22.43	23.74	22.49	23.70	22.86	24.16	22.91	24.58	22.26	24.40	23.81	24.75
MSE	3.39	1.15	2.73	1.58	2.65	0.06	2.14	0.04	7.30	0.05	0.07	0.01

为加入 20 dB 高斯噪声时,不同方法的去噪效果波形图。

如图 4(a)、(c)、(e) 所示,VMD 方法、STFT-VMD 方法和 PSO-VMD 方法去噪后的波形丢失部分重要信息,如图 4(b)、(d) 所示,小波包分析和 SVD-VMD 方法去噪后的波形粗糙,而本文提出的降噪方法去噪后波形更平滑,与原信号更贴合,基本保留了原始信号的重要信息。

为进一步证明本文提出的降噪方法的有效性,在不同噪声条件下,计算去噪信号的 SNR 和 MSE,结果如表 1 所示。与小波包去噪方法、VMD 去噪方法及其改进去噪方法相比,在仿真信号中加入噪声 10 dB 时,本文提出的 GA-VMD-WPD 降噪方法的均方差最小(0.07),信噪比最高(23.81 dB);加入噪声 20 dB 时,本文提出的 GA-VMD-WPD 降噪方法的均方差最低(0.01),信噪比最高(24.75 dB)。

3 陶瓷敲击检测信号实测数据分析

陶瓷敲击检测信号的采集系统装置如图 5 所示,是实验室自行研制的敲击装置,由控制电机,悬挂梁,木锤,滑轨,凹槽等构成。木锤悬挂在悬挂梁上,通电后,设备控制小锤自动敲击陶瓷片试件,拾音器采用电脑的内置麦克风(声卡为瑞显 High Definition Audio),录音采用 MATLAB 录音程序,在 8 G 内存 64 位 Windows10 系统上运行。录音时间设置为 4 s,声音通道个数为 1,采样频率为 44 100 Hz。

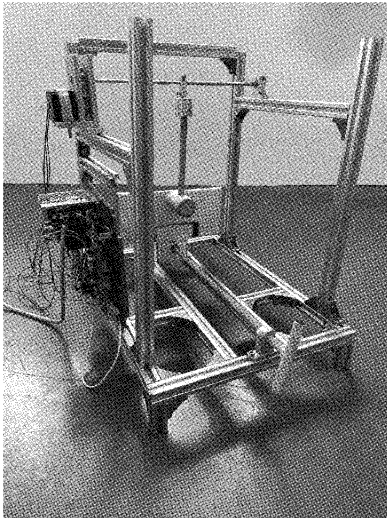


图 5 陶瓷敲击检测信号的采集系统装置

应用能量的起始点检测准则去除收集的原始信号中的噪音部分和静音部分,判断含噪敲击检测声音信号的起始点和结束点,提取敲击检测信号中的有效信息。截取后的信号波形图如图 6,将截取后的有效敲击检测信号进行去噪实验。

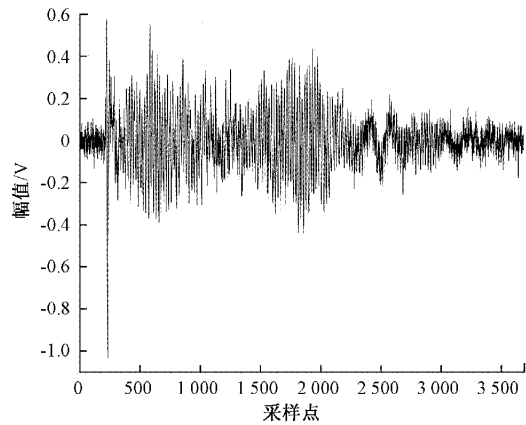


图 6 原始陶瓷敲击检测信号的时域波形图

为验证本文提出的 GA-VMD-WPD 的降噪方法在实测数据应用中的有效性,分别选取成型裂纹,风惊裂纹,气孔等有缺陷陶瓷试件敲击检测信号和无缺陷陶瓷试件敲击检测信号进行实验,时域波形图和频谱图如图 7(a)、(b),图 8(a)、(b),图 9(a)、(b),图 10(a)、(b)所示,去噪前的信噪比为 10 dB。

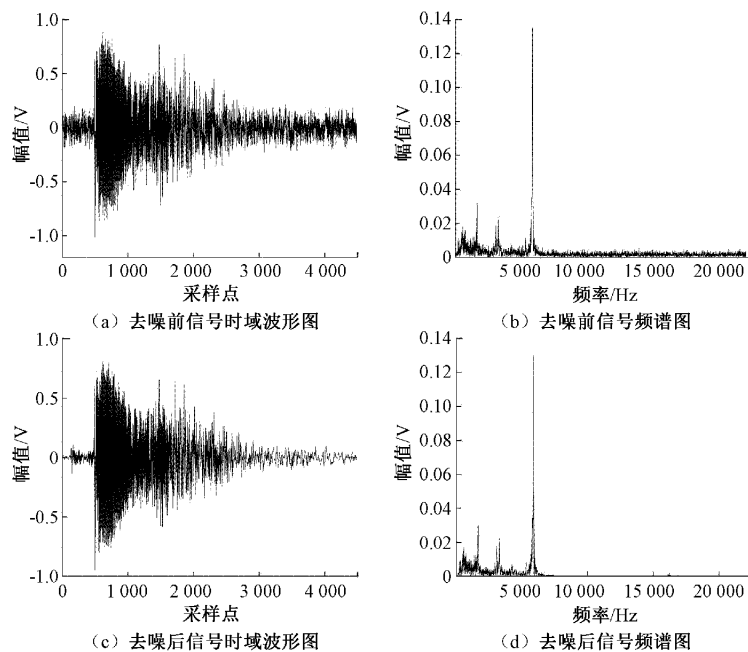


图 7 成型缺陷陶瓷片敲击检测信号去噪前后对比

不同类型陶瓷试件敲击检测信号去噪后的时域波形图和频谱图如图 7(c)、(d),图 8(c)、(d),图 9(c)、(d),图 10(c)、(d)所示,由图 7~10 可以看出,本文提出的

GA-VMD-WPD 算法可以去除陶瓷敲击检测信号中大部分噪声。去噪后,信号的基本特性保持不变。根据频谱图分析,纯净信号主要集中在 6 000 Hz 以下,本文提出的方

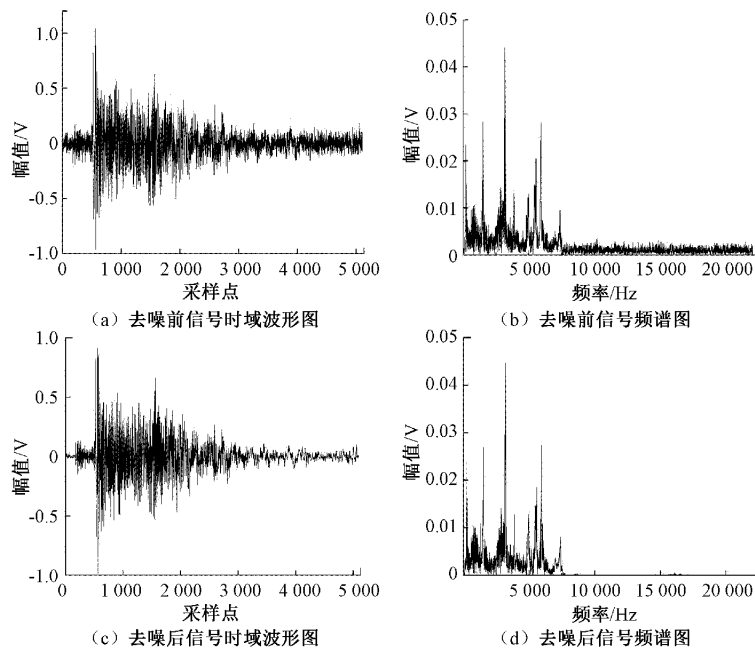


图 8 风惊缺陷陶瓷片敲击检测信号去噪前后对比

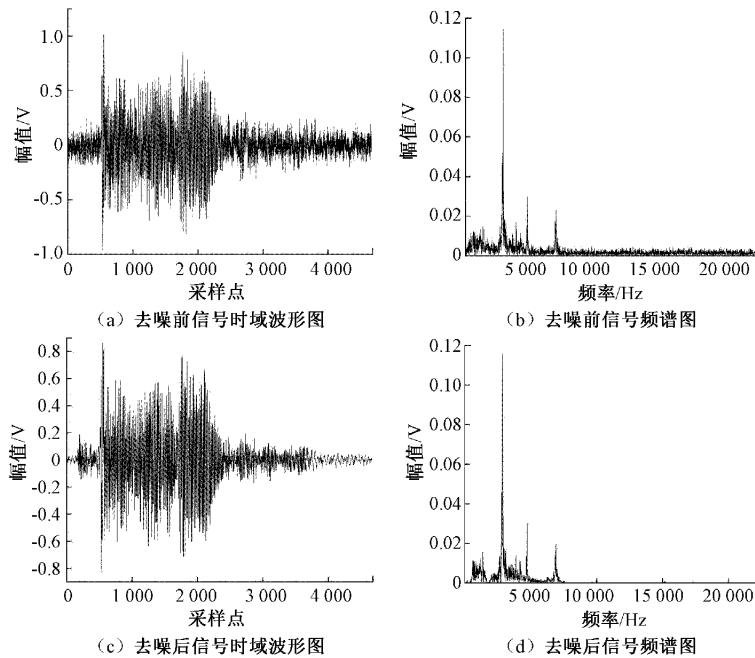


图 9 气孔缺陷陶瓷片敲击检测信号去噪前后对比

法可以有效去除高频噪声。从表 2 不同类型陶瓷敲击检测信号的降噪评价结果可以看出,成型缺陷信号和风惊缺陷信号去噪后的信噪比更大,均方差更小,因此本文提出的 GA-VMD-WPD 算法对成型缺陷信号和风惊缺陷信号去噪效果更优。

实验结果表明,本文提出的 GA-VMD-WPD 算法能够有效去除不同类型陶瓷敲击检测信号中的噪声。因此,本

表 2 不同类型声音检测信号降噪评价结果

类型	成型	风惊	气孔	无缺陷
SNR	26.81	29.55	17.13	15.83
MSE($\times 10^{-7}$)	0.70	0.03	4.16	3.39

文算法为陶瓷敲击检测信号的去噪提供了思路,也为陶瓷敲击检测信号进行进一步的检测和识别奠定了良好基础。

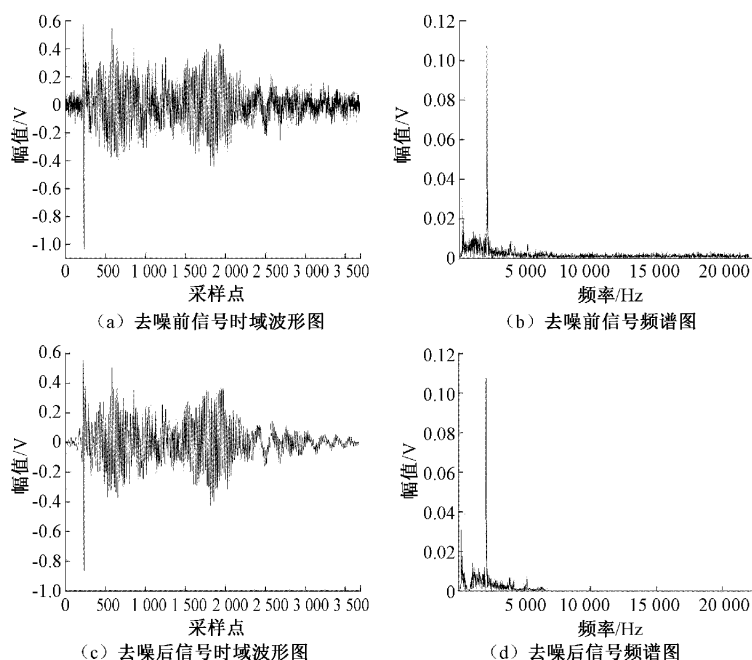


图 10 无缺陷陶瓷片敲击检测信号去噪前后对比

4 结 论

针对陶瓷敲击检测信号存在的噪声影响问题,提出了一种融合 VMD 优化和小波包分析相结合的去噪方法。经过仿真实验和实际数据分析,该算法能够达到很好的去噪效果。该算法的优点如下:

应用 GA 优化选取 VMD 参数 K 和 α 。依据各 IMF 分量和原始信号的相干性,计算相关系数。去噪后,原始信号的重要信息被保留。

GA-VMD-WPD 方法可以去除不同信噪比的信号,且与常用的小波包去噪方法、VMD 去噪方法及其改进去噪方法相比,去噪效果和去噪评价更具有优越性。

GA-VMD-WPD 方法可以有效去除不同类型实际测量敲击检测信号中的噪声,保持信号的基本特性。因此,本文提出的 GA-VMD-WPD 方法具有一定的实用价值。此外,它还有利于陶瓷敲击检测信号的进一步处理,如特征提取、分类和识别。

参考文献

- [1] 王文玖. 中国陶瓷机械行业自动化程度的发展现状及展望分析[J]. 佛山陶瓷, 2021, 31(3): 29-30, 44.
- [2] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 32-36.
- [3] 孙萍萍. 基于小波包理论的激波信号去噪研究[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7): 38-42.
- [4] 阎妍, 行鸿彦. 基于小波包多阈值处理的海杂波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 172-178.
- [5] HSU C C, YEH C L, LEE W K, et al. Extraction of

high-frequency SSVEP for BCI control using iterative filtering based empirical mode decomposition [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 61(1), DOI:10.1016/j.bspc.2020.102022.

- [6] LI Y, WANG L. A novel noise reduction technique for underwater acoustic signals based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, minimum mean square variance criterion and least mean square adaptive filter [J]. Defence Technology, 2020, 16(3): 543-554.
- [7] LEI Y, LI N, LIN J, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on an adaptive ensemble empirical mode decomposition [J]. Sensors, 2013, 13(12): 16950-16964.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [9] 张亚楠, 周勃, 俞方艾, 等. 基于自适应 VMD-WVD 的风电叶片主梁层合板损伤演化识别 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 25-33, 49.
- [10] 周福成, 唐贵基, 何玉灵. 基于改进 VMD 的风电齿轮箱不平衡故障特征提取 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(5): 170-176.
- [11] DIAO X, JIANG J, SHEN G, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 143, DOI: 10.1016/j.ymssp.

- 2020.106787.
- [12] 耿读艳,赵宁,庞耕,等.改进 EWT 算法的心电信号去噪研究[J].电子测量技术,2021,44(23):30-35.
- [13] 路敬祯,马雯萍,叶东,等.基于 VMD 的声音信号增强算法研究[J].机械工程学报,2018,54(10):10-15.
- [14] KUMAR A, ZHOU Y, XIANG J. Optimization of VMD using kernel-based mutual information for the extraction of weak features to detect bearing defects [J]. Measurement, 2021, 168, DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108402.
- [15] 宋海声,庞荣妮.基于参数优化 VMD 的呼吸波提取[J].电子测量技术,2021,44(24):134-140.
- [16] 李帅永,韩明秀,文井辉.基于 VMD-SVD 自优化的管道微泄漏信号增强方法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(12):68-78.
- [17] 王祺,王小鹏,王博辉.基于优化变分模态分解算法的回波信号去噪[J].激光与光电子学进展,2021,58(20):79-92.
- [18] SHI Y, ZHANG J, JIAO J, et al. Calibration analysis of high-G MEMS accelerometer sensor based on wavelet and wavelet packet denoising[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1231.

作者简介

刘利平,博士,教授,主要研究方向为基于模式识别技术的无损检测方法及应用。

E-mail:11745430@qq.com

高世妍(通信作者),硕士,主要研究方向为信号处理及模式识别。

E-mail:1127386983@qq.com

孙建,硕士,主要研究方向为图像处理、机器视觉及模式识别。

E-mail:1125439094@qq.com