

doi: 10.7690/bgzdh.2024.06.005

结合 EEMD 的噪声对消方法在遥测振动信号降噪中的应用

曾科军, 张慧娟, 赵书圆

(中国人民解放军 91550 部队, 辽宁 大连 116023)

摘要: 针对传统降噪方法难以兼顾飞行器遥测振动信号中细节信息损失和降噪性能之间的矛盾, 提出一种集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)和噪声对消相结合的降噪方法。信号经 EEMD 处理得到本征模态函数(intrinsic mode function, IMF), 将第 1 阶 IMF 分量和其余 IMF 分量的累加和分别作为参考噪声和待降噪信号; 利用核方法将信号映射到高维特征空间, 利用映射到高维空间中的参考噪声和待降噪信号进行噪声对消。计算机仿真结果表明: 该方法在避免信号细节信息损失的前提下具有良好的降噪性能, 某次飞行器试验中实测数据处理结果证明方法有效和实用。

关键词: 遥测; 噪声对消; EEMD; 振动信号

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Application of Noise Cancellation Method Combined with EEMD in Noise Reduction of Telemetry Vibration Signal

Zeng Kejun, Zhang Huijuan, Zhao Shuyuan

(No. 91550 Unit of PLA, Dalian 116023, China)

Abstract: Aiming at the contradiction between detail information loss and noise reduction performance in aircraft telemetry vibration signal, a noise reduction method based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and noise cancellation is proposed. The signal is processed by EEMD to obtain an intrinsic mode function (IMF), and the sum of the first order IMF component and the accumulated sum of other IMF components are respectively used as the reference noise and the signal to be denoised; The signal is mapped to a high-dimensional feature space by using a kernel method, and the reference noise and the signal to be denoised which are mapped to the high-dimensional feature space are used for noise cancellation. The computer simulation results show that the method has good noise reduction performance on the premise of avoiding the loss of signal detail information, and the processing results of the measured data in an aircraft test prove the effectiveness and practicability of the method.

Keywords: telemetry; noise cancellation; EEMD; vibration signal

0 引言

在飞行器试验中, 遥测振动信号作为关键的遥测环境参数, 对飞行器结构状态健康诊断、模态分析、试验鉴定具有重要作用^[1-2]。从飞行器目标到地面接收设备之间的传输信道会存在环境噪声, 使得遥测接收信号中产生大量误码, 高位误码表现出的野值容易剔除, 而低位误码表现出的随机噪声则必须要利用合适的降噪方法进行抑制^[3]。大量实测数据分析证明, 遥测振动信号不仅具有非线性非平稳特征^[4], 同时具有丰富的频率内容, 使传统降噪方法性能严重下降, 即在抑制噪声的同时会损失部分的信号细节信息。小波阈值降噪适用于非平稳信号^[5], 但是小波基函数的选取和阈值的设计方法对降噪性能影响较大; 同时, 基函数的选取缺乏理论依据, 导致小波降噪难以达到理想效果。经验模态

分解(empirical mode decomposition, EMD)作为一种非线性非平稳信号处理的有效方法^[6], 利用上下包络极值的均值和样条插值方法, 可以将复杂震荡模态分解为简单的有实际物理意义的震荡模态, 根据分解过程可知 EMD 具有带通滤波性质。高斯噪声一般分布在高频范围, 对于部分不含有用信息的高阶本征模态函数(IMF)分量可以作为噪声处理; 因此, 利用 EMD 可以实现降噪。经过对 EMD 分解结果分析可知, 高阶分量中往往含有部分有用信号信息, 目前没有有效的方法判定高阶 IMF 分量中是否存在有用信息; 因此, 根据将 IMF 分量归类为噪声的数目, 常导致噪声抑制不充分或者信号信息损失严重。

近年来, 核自适应滤波在非线性非平稳信号处理领域得到了广泛应用, 利用核方法在高维特征空

收稿日期: 2024-02-19; 修回日期: 2024-03-25

第一作者: 曾科军(1977—), 男, 湖南人, 硕士。

间将非线性问题转化为线性问题,可有效提高滤波性能^[7-8]。为进一步提高遥测振动信号的降噪性能,笔者利用集合经验模态分解(EEMD)和基于核自适应考虑的噪声对消设计一种降噪方法。EEMD是对EMD方法的改进^[9],根据同量级白噪声的无限次求和为零的特性,通过估计信号中噪声量级,多次在信号中加入白噪声并分别进行EMD分解,然后对对应的IMF分量求和平均,有效克服了由于相邻IMF分量频率成分接近、或在信号中包含小幅度高频间歇成分引起的模态混叠问题,相对于EMD,EEMD分解得到的IMF分量更为清晰,对噪声和信号分量的区分也更为明确,但是由于IMF分解数目的限制,即使采用EEMD方法,高阶IMF分量中依然存在噪声和有用信号同时存在的情况。自适应噪声对消采用滤波方法消除信号中的噪声^[10],通常需要2个通道分别采集参考噪声和待降噪信号,遥测振动信号一般是单通道的,为了利用噪声对消方法,需要设计出参考噪声。同时,对于采用线性横向滤波器的LMS噪声对消器时,当信号具有非线性非平稳特征时,其降噪性能会退化;而采用非线性滤波器又会增加计算复杂度,典型的如格型滤波器或神经网络滤波器等。核自适应滤波方法通过将信号映射到高维特征空间,可将复杂非线性问题转化为线性问题^[11],并且通过核评价方法可得到高维特征空间内与LMS滤波相近计算复杂度的算法,称为核LMS算法(kernel LMS, KLMS)^[12]。综合利用EEMD和自适应噪声对消技术的优点,即EEMD将信号分解为可参考噪声和待降噪信号2部分。将信号利用核函数映射到高维特征空间,在高维特征空间内采用KLMS算法实现噪声对消。仿真和实测数据处理结果证明:该方法在避免信号细节信息不受损失的前提下具有良好的降噪性能,适用于飞行器遥测振动信号的降噪处理工作。

1 EEMD-KLMS 噪声对消系统

1.1 EEMD 基本原理

希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT),包含EMD和希尔伯特变换^[13]2部分,大量实践证明,EMD在非线性和非平稳信号中具有独特优势。与小波变换相比,EMD没有基函数,整个分解过程具有自适应性,并且分解得到的IMF具有实际物理意义。EMD方法克服了小波变换中基函数选取以及分解层数需要借助人经验的难题,在地震信号处理、机械故障信号处理以及医学信号处理等领

域得到了广泛应用。EMD将信号分解为一系列IMF,对于IMF需要满足以下2个性质:1)在整个数据区域内,极值点和过零点的个数必须等于或至多相差一个;2)在任何一点处,由局部极大值点定义的包络线与由局部最小值点定义的包络线的均值都为零。首先找出信号中所有的局部极大值和最小值,然后针对离散的局部极值点,通过插值函数进行平滑处理,将所有局部极大值与局部最小值分别组成上包络线与下包络线,使信号中的所有采样点均包含在上下包络线之内,在求出上下包络线的均值函数 $m_1(t)$ 后,利用原始信号减去 $m_1(t)$ 得到:

$$c_1(t)=x(t)-m_1(t)。(1)$$

如果 $c_1(t)$ 满足IMF的2个性质,那么 $c_1(t)$ 即为原始信号的第1阶IMF,这说明原始信号较为简单,一般情况下, $c_1(t)$ 都不能满足IMF的性质,那么把 $c_1(t)$ 作为一个新的信号,即找到 $c_1(t)$ 的局部极大值和极小值,再次利用插值函数对局部极大值和极小值进行平滑处理,得到 $c_1(t)$ 的上下包络,重新计算均值 $m_{11}(t)$,利用 $c_1(t)$ 减去 $m_{11}(t)$ 得到 $c_{11}(t)$:

$$c_{11}(t)=c_1(t)-m_{11}(t)。(2)$$

继续判断 $c_{11}(t)$ 是否满足IMF的2个性质,如果仍然不满足,则重复上述过程 k 次,直到得到的 $c_{1k}(t)$ 满足IMF性质为止。

$$c_{1k}(t)=c_{1(k-1)}(t)-m_{1k}(t)。(3)$$

这样 $c_{1k}(t)$ 即为原始信号的第1阶IMF分量,记为 $r(t)=x(t)-h_1(t)$,第1阶IMF分量对应了信号中的最短周期,即相对高频部分的分量。从原始信号中减去 $h_1(t)$ 得到:

$$r(t)=x(t)-h_1(t)。(4)$$

如果 $r(t)$ 仍然具有多个过零点,那么将 $r(t)$ 作为新的待分解信号重复分解过程,依次可以得到原始信号的IMF分量 $h_1(t), h_2(t), \dots, h_n(t)$,此时得到的 $r_n(t)$ 为一个常数、一个单调函数或是只有一个极值点的函数,即从 $r_n(t)$ 中无法再分解出满足IMF性质的分量,这样原始信号可以利用IMF分量和 $r_n(t)$ 表示为:

$$x(t)=\sum_{j=1}^n h_j(t)+r_n(t)。(5)$$

式中 $r_n(t)$ 为分解余量。

当信号受噪声干扰时,噪声会改变原始信号中局部极值的分布,这使得不同物理意义的局部极值点会分布到不同的IMF分量之中,称为模态混叠,即相邻的IMF分量相互包含一定的信息成分。如果

原信号中有相邻分量频率非常接近或在信号中存在小幅度间歇性信号时，EMD 也会产生模态混叠问题。为克服 EMD 的模态混叠问题，EEMD 通过在信号中多次加入定量方差白噪声并进行 EMD 分解，以每次 EMD 分解的 IMF 集合对应累加求平均的方法，来提高 EMD 的性能。通过对应的 IMF 分量相加求平均，消除了局部极值分布受到的影响；因此，EEMD 相对 EMD 分解得到的 IMF 分量更为清晰，可以克服模态混叠问题。

1.2 KLMS 自适应噪声对消

自适应噪声对消技术是自适应滤波的一种具体应用^[14]，于 1965 年在斯坦福大学研究成功。自适应噪声对消通过利用 2 个接收传感器分别对信号和噪声进行采集，通常 2 个接收传感器接收的噪声源和信号源是非常接近的，其中，接收信号的传感器称为主通道，接收噪声源的传感器称为参考通道，参考通道接收的噪声源也被称为参考噪声。利用参考噪声和信号中噪声的相关性，可以设计相应的滤波器，通过滤波器将信号中的噪声消除，该滤波器称为噪声对消器，自适应噪声对消系统如图 1 所示。

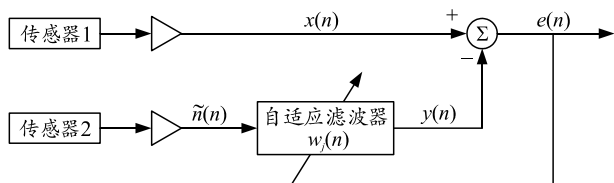


图 1 自适应噪声对消系统基本原理

上图中，传感器 1 为主通道，负责接收带有噪声的信号源 $x(n)$ ：

$$x(n) = s(n) + n(n). \quad (6)$$

式中： $s(n)$ 为有用信号； $n(n)$ 为干扰噪声。传感器 2 为参考通道，负责接收参考噪声 $\tilde{n}(n)$ 。通过调整滤波器权系数 $w_j(n) (j=1, 2, \dots, M)$ ，其中 M 表示滤波器的长度，使滤波器的输出在均方误差意义上逼近 $n(n)$ ，这样通过减法器就可以将信号 $x(n)$ 中的噪声消除。自适应噪声对消的目标函数为：

$$J(n) = [d(n) - y(n)]^2 / 2. \quad (7)$$

式中：

$$d(n) = s(n) + n(n); \quad (8)$$

$$y(n) = \sum_{j=0}^{M-1} w_j(n) \tilde{n}(n-j). \quad (9)$$

利用随机梯度下降算法，滤波器权系数可以根据式(10)更新：

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \mu e(n) \tilde{n}(n-j). \quad (10)$$

式中： μ 为学习步长，步长是算法的收敛速度和收敛后的稳态剩余误差的重要影响参数； $e(n)$ 为误差信号，由式(11)给出：

$$e(n) = d(n) - y(n). \quad (11)$$

当滤波器收敛后，滤波器输出 $y(n)$ 在统计意义上逼近主通道接收混合信号中的噪声干扰 $n(n)$ 。而系统输出信号 $e(n)$ 则逼近有用信号 $s(n)$ ，这样就实现了噪声抑制。

当信号具有非线性非平稳特征时，采用线性横向滤波器的噪声对消算法性能将会下降。KLMS 作为一种有效的非线性滤波方法，复杂的非线性问题通过核映射，在高维特征空间内可转换为简单的线性问题，从而获得更优的滤波结果。假设这种映射关系为 $\tilde{n}(i) \rightarrow \varphi(\tilde{n}(i))$ ，简记 $\varphi(i) = \varphi(\tilde{n}(i))$ ，那么在高维特征空间内就构成了新的滤波输入输出样本 $\{\varphi(i), d(i)\}$ ；同时，假设在高维特征空间内的滤波器权系数向量为 $\omega(i)$ ，可以直接写出基于 LMS 的权系数更新公式：

$$\omega(i) = \omega(i-1) + \mu e(i) \varphi(i). \quad (12)$$

式中误差函数 $e(i)$ 为：

$$e(i) = d(i) - \omega(i-1)^T \varphi(i). \quad (13)$$

反复利用式(11)可得：

$$\begin{aligned} \omega(i) &= \omega(i-1) + \mu e(i) \varphi(i) = \\ &= [\omega(i-2) + \mu e(i-1) \varphi(i-1)] + \mu e(i) \varphi(i) = \\ &= \omega(i-2) + \mu [e(i-1) \varphi(i-1) + e(i) \varphi(i)] = \dots \\ \omega(0) + \mu \sum_{j=1}^N e(j) \varphi(j) &= \mu \sum_{j=1}^N e(j) \varphi(j). \end{aligned} \quad (14)$$

这里假设 $\omega(0)=0$ ，与一般滤波初始化方法是相同的。当滤波器接收到一个新的输入，滤波器的输出则可表示为：

$$\begin{aligned} \omega(i) \varphi(\tilde{n}') &= \left[\mu \sum_{j=1}^N e(j) \varphi(j)^T \right] \varphi(\tilde{n}') = \\ &= \mu \sum_{j=1}^N e(j) [\varphi(j)^T \varphi(\tilde{n}')]. \end{aligned} \quad (15)$$

在高维特征空间中， φ 的维度非常高并且是隐式表达；因此，这种映射无法直接实现，可以利用一种核方法来近似表示。引入核函数 $k(\bullet)$ ，式(15)可表示为：

$$\omega(i) \varphi(\tilde{n}') = \mu \sum_{j=1}^N e(j) k(\varphi(j)^T \varphi(\tilde{n}')). \quad (16)$$

由式(16)可知，滤波器的输出计算中不再包含权系数向量 $\omega(i)$ ，仅通过以往所有估计的误差和核

评价函数完成滤波操作。与直接 LMS 自适应对消算法相比, KLMS 仅需要内积运算, 计算复杂度与 LMS 算法基本相当, 但是可以得到对非线性非平稳信号更好的处理结果。

1.3 EMD-KLMS 噪声对消方法

在飞行器试验中, 如果想得到参考噪声, 则需要相近位置加装额外的噪声采集传感器, 这不仅会提高试验成本, 占用通信带宽, 通常情况下由于飞行器结构设计的限制, 也是不允许随意改变结构和增加元件的。但是对于单通道信号, 自适应噪声对消方法无法直接应用, 已知可以利用 EEMD 将数据进行分解, 根据 EEMD 带通滤波特性, 可将第 1 阶 IMF 分量作为参考噪声, 这样从原信号中去除参考噪声的信号, 则为含有部分噪声的待降噪信号, 使得 EMD-KLMS 方法可以应用于单通道遥测振动信号降噪处理。EEMD-KLMS 噪声对消方法流程如图 2 所示。

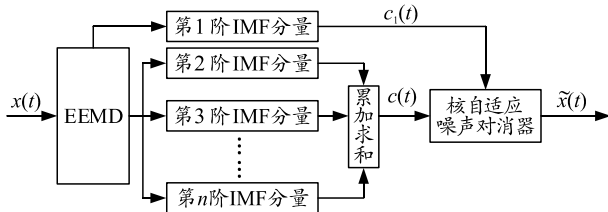


图 2 EEMD-LMS 降噪流程

2 仿真与实验数据处理

利用仿真信号对算法性能进行分析, 仿真信号由跳频信号模拟, 跳频信号是非平稳信号中的典型特例, 模拟遥测振动信号具有实际应用背景, 即当飞行器结构发生异常条件下, 首先反映在采集信号的频率发生突变。仿真信号采样频率 $f_s=2048$ Hz, 两正弦信号的中心频率分别为 $f_1=5$ Hz 和 $f_2=25$ Hz, 信噪比设定为 SNR=3 dB, 信号的时域波形如图 3 所示。

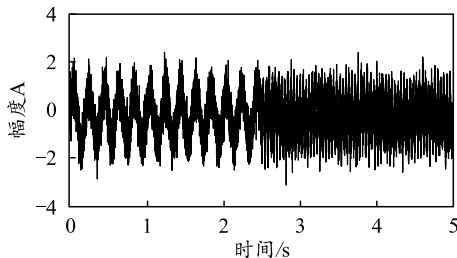


图 3 仿真调频信号时域波形 (SNR=3 dB)

分别采用 EMD 降噪、小波降噪和文中提出的基于 EEMD 的自适应噪声对消降噪方法 (EEMD-ANC) 对仿真带噪信号进行处理, 处理结果

分别如图 4—6 所示。其中小波降噪采用小波软阈值降噪, 小波基函数为 sym8, EMD 降噪中将分解第 1 阶 IMF 分量作为噪声, 其余 IMF 求和获得降噪结果。从处理结果中可知, EMD 降噪将随机噪声视为高频分量, 但噪声成分可能蔓延至相邻的高阶 IMF 分量中, 导致仅将第 1 阶 IMF 分量作为噪声的降噪方法无法完全消除噪声干扰。与 EMD 降噪方法相比, 小波阈值降噪方法性能更好, 但受小波阈值、小波基函数选取的影响, 当选取的小波降噪参数不合理时, 降噪性能会降低。EEMD-ANC 方法结合了 EEMD 降噪和噪声对消技术, 通过提取参考噪声实现对整个信号中噪声消除, 性能优于 EMD 降噪和小波阈值降噪。

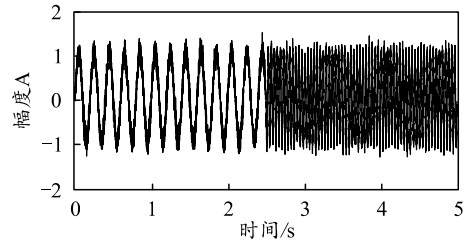


图 4 EMD 降噪结果 (SNR=17 dB)

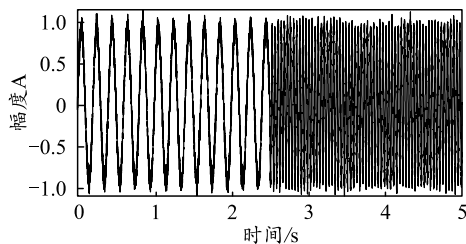


图 5 小波阈值降噪 (SNR=21 dB)

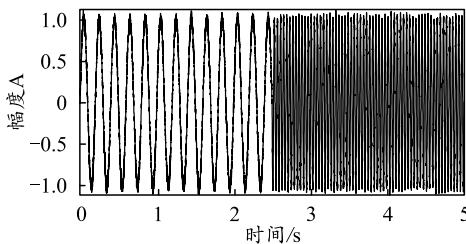
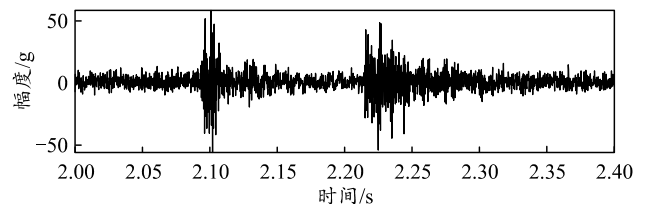


图 6 EEMD-ANC 降噪结果 (SNR=28 dB)

为进一步说明算法的实用性, 采用某次飞行试验中的高频遥测振动信号进行处理, 对笔者所提方法的性能进行验证, 其中信号的采样频率为 5 kHz, 信号的时域波形及其 EEMD 分解结果如图 7 所示。



(a) 分解分量 1

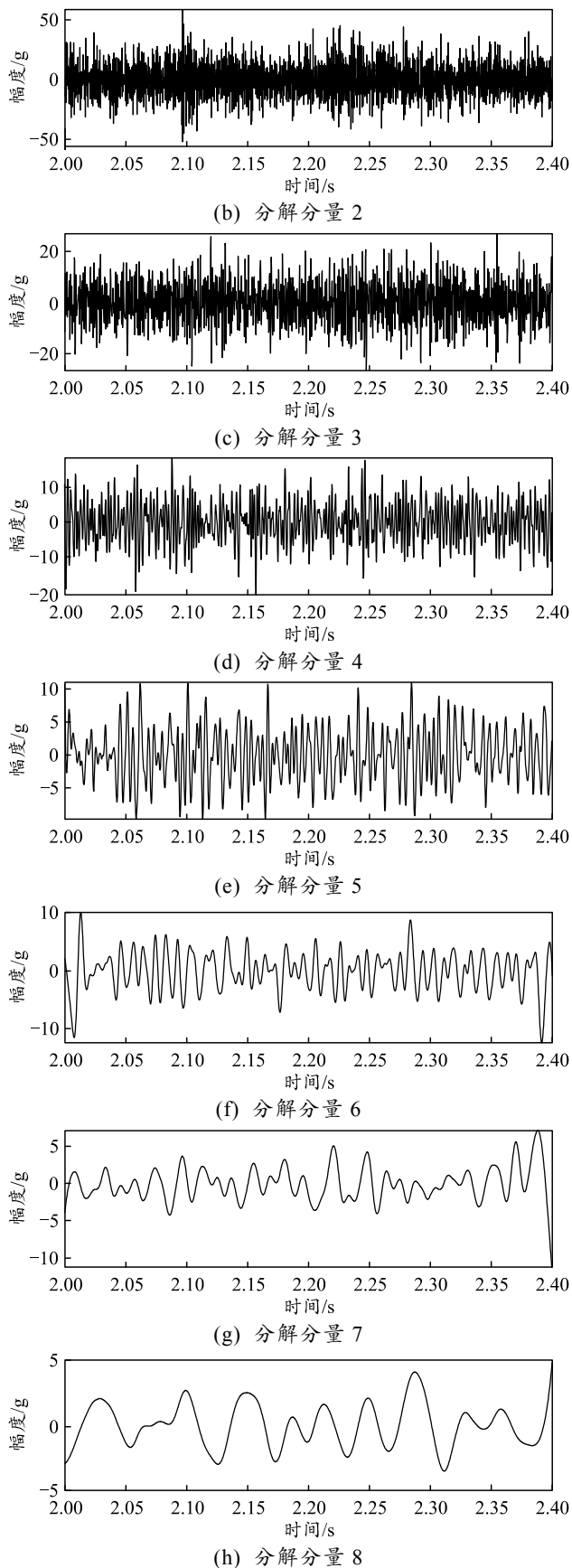


图 7 遥测振动信号及其 EMD 分解

从图 8 中可知，与 EMD 降噪和小波阈值降噪

方法相比，笔者所提 EEMD-ANC 方法性能最好，其中 EMD 降噪方法噪声抑制能力不佳，降噪结果中仍然含有明显噪声干扰。小波阈值降噪虽然可以有效地将噪声滤除，但是有用信号损失较为严重。统计分析原遥测振动信号的信噪比 $\text{SNR}=4.8 \text{ dB}$ ，EMD 降噪后 $\text{SNR}=14.6 \text{ dB}$ ，小波阈值降噪后 $\text{SNR}=13.5 \text{ dB}$ ，采用 EEMD-ANC 方法降噪后 $\text{SNR}=19.4 \text{ dB}$ 。

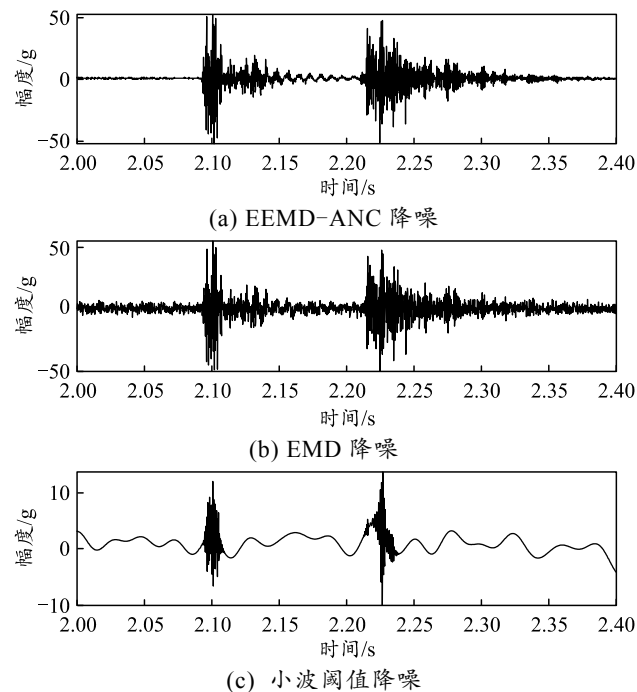


图 8 降噪结果比较

4 结束语

笔者提出一种结合 EEMD 和自适应噪声对消技术的遥测振动信号降噪方法，利用 EEMD 将遥测振动信号分解为 2 部分，其中第 1 阶 IMF 分量作为参考噪声，去除第 1 阶 IMF 分量的信号作为待降噪信号，这样使得噪声对消方法能够处理单通道遥测振动信号降噪问题。通过将输入信号映射到高维特征空间，得到了核自适应噪声对消方法，使该方法更适用于飞行器遥测振动信号的处理。利用仿真和实测数据处理，将笔者所提方法与 EMD 降噪和小波阈值降噪进行比较分析，可知该方法在有效保留有用信息不受损失的情况下具有良好的降噪性能。

参考文献：

- [1] 刘学, 梁红, 玄志武. 基于小波模极大值模糊熵的遥测振动信号异常检测[J]. 振动与冲击, 2016, 35(9): 147-151, 158.
- [2] 杨启伦, 张续莹, 李含超, 等. 基于动量梯度下降的自

适应干扰对消算法[J]. 电子信息对抗技术, 2022, 37(2): 30-32.

[3] 李旭芳, 苟茹君, 段春林, 等. 遥测实测信号的奇异值滤波[J]. 弹箭与制导学报, 2016, 36(5): 166-168.

[4] 甄冬, 田少宁, 郭俊超, 等. 改进型 EEMD 和 MSB 解调方法及其在轴承故障特征提取中的应用[J/OL]. 振动工程学报: 1-10[2022-05-04]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1349.TB.20220421.1125.004.html>.

[5] 鹿岳峰, 李娟, 褚福勇. 基于小波分析的遥测设备角误差信号降噪研究[J]. 遥测遥控, 2014, 35(6): 38-44, 49.

[6] 高翔霄, 任月慧, 李思翀, 等. 基于遥测技术的新型传感器柔性结构振动优化控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(7): 86-90.

[7] CUEVAS D, SANTAMARÍA I. Multi-Output Kernel Adaptive Filtering with Reduced Complexity[C]// IEEE Statistical Signal Processing Workshop. IEEE, 2021.

[8] XU Y, YANG Z, LIU Y, et al. Accelerate Convergence of Polarized Random Fourier Feature-based Kernel Adaptive Filtering with Variable Forgetting Factor and Step Size[J]. IEEE Access, 2020(8): 126887-126895.

[9] 李振兴, 翟月, 刘学. 基于 EEMD 和盲源分离的遥测振动信号降噪方法[J]. 强度与环境, 2021, 48(4): 59-64.

[10] YI W H, YAN E I, WANG Z H, et al. Geotechnical engineering blasting: a new modal aliasing cancellation methodology of vibration signal de-noising[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2022, 21(2): 313-323.

[11] LUO X, DENG J, LIU J, et al. A Quantized Kernel Least Mean Square Scheme with Entropy-Guided Learning for Intelligent Data Analysis[J]. 中国通信, 2017, 14(7): 127-136.

[12] 韩敏, 马俊珠, 任伟杰, 等. 基于核自适应滤波器的时间序列在线预测研究综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(4): 730-746.

[13] 肖琰, 马艺伟, 刘学. 遥测振动信号单通道盲源分离自适应滤波幅度校正方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(23): 127-133, 158.

[14] 王帅, 向建军, 彭芳, 等. 一种新的最速下降算法在自适应噪声对消中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(7): 1462-1469.

(上接第 10 页)

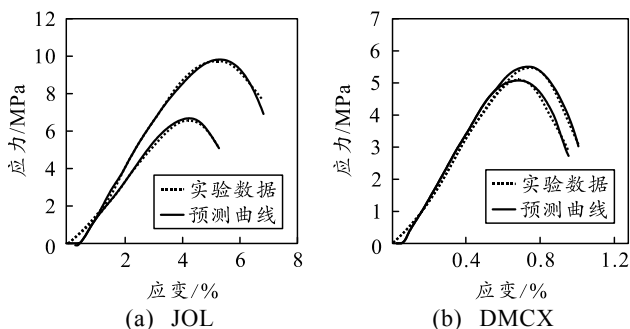


图 4 模型计算与试验数据对比

由上图中炸药本构模型预测计算结果和试验测试曲线对比可以看到, 该本构模型基本准确地预测出了该炸药的抗压强度极限、失效应变等力学参数。

经计算, 模型预测结果误差不超过 3%, 表明建立的本构模型可较好地描述笔者研究的 2 种炸药准静态力学行为, 且具有较高的精度。

3 结束语

1) HMX 基压装 PBX 与 DNAN 基熔铸炸药准静态条件下抗压强度和失效应变随着应变率的提高而增大, 但是 DNAN 基熔铸炸药杨氏模量 E 应变率效应不明显;

2) 根据 2 种炸药准静态应力应变曲线特征, 建立炸药的唯象本构模型, 与实验结果吻合较好, 能

在较高精度下描述 2 种炸药在准静态压缩条件下弹性变形、应变强化、软化和破坏的整个力学行为。

参考文献:

[1] 陈鹏万, 丁雁生, 陈力. 含能材料装药的损伤及力学性能研究进展[J]. 力学进展, 2002, 32(2): 212-222.

[2] 李俊玲. PBX 装药的力学性能及损伤破坏研究[D]. 湖南: 国防科学技术大学, 2012.

[3] 李凯丽, 徐同, 李席, 等. 加速老化对 RDX 基压装 PBX 炸药性能的影响[J]. 含能材料, 2018, 26(5): 416-421.

[4] 王鹏飞, 黄西成, 何颖波, 等. 基于线性 Drucker-Prager 模型的 PBX 准静态弹塑性变形分析[J]. 含能材料, 2014, 22(2): 215-220.

[5] 唐明峰, 庞海燕, 蓝林钢, 等. RDX 基 PBX 的本构行为与应变历史、应变率效应(英)[J]. 含能材料, 2016, 24(9): 832-837.

[6] 段晓畅, 孙杰, 刘迎彬, 等. 基于 SVM 算法的 TATB 基 PBX 单轴准静态应力应变关系[J]. 含能材料, 2019, 27(5): 410-416.

[7] 蒙君斐, 周霖, 曹同堂, 等. 2,4-二硝基苯甲醚(DNAN)基熔铸炸药研究进展[J]. 含能材料, 2020, 28(1): 13-24.

[8] QIAN W, CHEN X Z, LUO G. Polymer reinforced DNAN/RDX energetic composites: interfacial interactions and mechanical properties[J]. Central European Journal of Energetic Materials, 2017, 14(3): 726-741.