

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205297

疲劳裂纹扩展电位信号的最优光滑降噪算法*

薛 河¹ 赵有俊¹ 王 双¹ 孙裕满¹ 王欣玥¹ 张建龙²

(1. 西安科技大学机械工程学院 西安 710054; 2. 西安特种设备检验检测院 西安 710065)

摘 要:在采用直流电位降法对疲劳裂纹扩展过程进行实时监测时,由于受到多种噪声干扰使疲劳裂纹扩展电位信号不准确。为了提高其准确性与光滑性,对疲劳裂纹扩展电位信号建立基于变分模态分解(VMD)的最优光滑降噪算法,将裂纹电位信号进行VMD分解后,根据各个模态分量的样本熵、相关系数和均方误差等指标,剔除裂纹电位信号中的噪声分量和对含噪的有效模态分量进行降噪处理;然后选择合适的模态分量进行裂纹电位信号的重构,对比不同信号重构方案,选出最优重构信号;最后对最优重构信号建立不同光滑滤波算法,通过对比光滑度、均方误差、信噪比等指标得出最优光滑降噪模型。分析结果表明该算法模型光滑降噪效果良好,降噪误差比为0.122 050,提高了监测信号的光滑性与准确性。

关键词: VMD算法; 裂纹电位信号; 信号重构; 光滑降噪; 直流电位降

中图分类号: TP277; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Optimal smoothing noise reduction algorithm for potential drop signal of fatigue crack growth

Xue He¹ Zhao Youjun¹ Wang Shuang¹ Sun Yuman¹ Wang Xinyue¹ Zhang Jianlong²

(1. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;
2. Xi'an Special Equipment Inspection Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: In the process of real-time monitoring of fatigue crack growth by adopting direct current potential drop method (DCPD), multiple noises interference make the potential drop signal of fatigue crack propagation inaccurate. To improve the accuracy and stability of signal, the optimal smoothing noise reduction model based on variational mode decomposition (VMD) is established. The sample entropy, correlation coefficient, and mean square error of each intrinsic mode function (IMF) are calculated to eliminate the interference source in the original signal, and the effective components are selected to reconstruct new potential drop signal. Comparing different signal reconstruction schemes to select the optimal reconstructed signal. Finally, different smoothing noise reduction models are established for the optimal reconstructed signal, and the optimal smoothing noise reduction model is obtained by comparing smoothness, mean square error, signal-to-noise ratio and other indicators. The analysis results show that the smooth noise reduction model has excellent noise reduction effect, the noise reduction error ratio of the optimal smooth model is 0.122 050, and improves the smoothness and accuracy of the monitoring signal.

Keywords: VMD algorithm; crack potential signal; signal reconstruction; smooth noise reduction; DCPD

0 引 言

疲劳失效是许多重要安全结构破坏的主要形式之一^[1-2],为了能准确、定量地研究疲劳裂纹的各扩展阶段,

许多学者采用多种不同方法对疲劳裂纹扩展过程进行监测,其中人工监测是疲劳裂纹监测中最常用的方法,但耗时耗力、劳动密集性高、缺乏可靠性^[3]。在采用直流电位降法(direct current potential drop method, DCPD)对疲劳裂纹扩展过程进行监测^[4],但在疲劳裂纹实时监测过程

中,疲劳裂纹扩展电位信号是非线性、非平稳的,容易受到多种复杂噪声的干扰,同时受到电流波动和热电势的影响^[5],使监测过程中的裂纹扩展电位信号不准确,降低了裂纹电位信号的监测精度与信号光滑性,从而影响裂纹扩展信号与裂纹长度之间的标定关系和定量分析裂纹扩展的各个阶段^[6]。

普通经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 算法在与有效信号混叠的噪声去除上表现不理想,信号处理易受干扰。同时,采用 EMD 分解时,存在频率混淆、过包络、欠包络、端点效应等局限性;集合经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD), 互补集合经验模态分解 (complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD) 等方法是对 EMD 算法的改进,但没有从根本上改变其本质缺陷,同时存在时频聚集性不高等问题^[7];在小波降噪中,小波硬阈值降噪后的峰形在波峰和波谷处有较多的“毛刺”,甚至部分峰形依旧存在强噪声的干扰;小波软阈值降噪后的峰形比小波硬阈值的峰形相对更加平滑,但依旧存在“毛刺”^[8]。另外在采用小波变换时,目前对小波基函数和阈值还没有明确的选择方法,它具有变异性,而且要选择最优参数仍然很困难,基函数选择不当会造成不足或过度去噪现象^[9]。然而,变分模态分解算法 (variational mode decomposition, VMD) 是一种能够自适应、非递归地将信号分解为多个具有一定带宽和不同中心频率的本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF) 的方法,其核心思想是通过构造和解决变分问题,原始信号被分解为多个频率不同的本征模态分量^[10]。VMD 算法求解模型最优解时,确定各 IMF 的中心频率和带宽,使不同频率大小的成分进行分离,有效避免了 EMD 算法中的模态混叠现象^[11-12]。与 EEMD 相比, VMD 以强大数学理论作为基础,解决了其模态混叠现象和计算繁琐的缺点,噪声鲁棒性好,去噪效果良好^[13],而且能够克服 EEMD 解的时频聚集性不高等缺点。

本文针对在裂纹电位信号实时监测过程中,由于受到多种噪声的影响导致裂纹电位信号光滑性和准确性变差,同时采用经验模态或小波算法处理疲劳裂纹扩展电位信号时存在一定局限性。基于 VMD 算法建立裂纹电位信号的最优光滑降噪算法,减小噪声对裂纹电位信号的干扰,提高裂纹监测电位信号的光滑性与信噪比,进而获取精确的裂纹电位信号,对疲劳裂纹扩展定量研究具有重要意义。

1 最优光滑降噪算法的建立

1.1 光滑降噪原理

对疲劳裂纹扩展信号建立基于 VMD 算法的最优光

滑降噪算法,首先将获取到得疲劳裂纹扩展电位信号采用 VMD 算法进行分解,得到多个频率-幅值不同的 IMF, 利用傅里叶变换计算各分解模态的中心频率,并按一定规律依次排列。将原始信号分解为噪声分量组、有效信号分量组和含噪声有效信号分量组。为了准确地从噪声分量组中提取有效信号分量,对各 IMF 计算其样本熵,通过熵值的大小来反映含噪的多少,其中样本熵阈值的选取至关重要^[14],样本熵阈值选取过大会将较多的噪声保留下来,当阈值选取较小时会使有效信号被剔除;同时计算各独立分量的相关系数,当相关系数大于某一设定的阈值时,认为对应的模态与疲劳裂纹扩展电位信号形态相似程度高,将该分解模态作为重构裂纹电位信号的模态之一;反之,认为对应的模态与原始信号的形态相似较差;在含高频噪声成分的 IMF 中,除了包含噪声外,还包含部分有效信号成分,若直接将这部分作为噪声干扰滤除,可能会造成有效信号成分被剔除,降低了信号去噪准确性。因此单一通过计算各模态分量的样本熵值或相关系数来区分有效信号分量和噪声分量是存在一定缺陷的。为了准确地获取合适的有效分解模态,剔除无关分量,采用样本熵、能量、均方误差以及相关系数相结合的方法对有效信号分量进行选取^[15-16]。最后在含噪的有效分量中进一步提取有用的信号,将有效模态分量和含噪声模态分量中提取的有效信号进行叠加,重构出新的疲劳裂纹扩展电位信号,对重构好的裂纹电位信号建立不同光滑滤波算法,对比得到最优光滑降噪模型,从而得到光滑性较好的裂纹信号,其原理如图 1 所示。

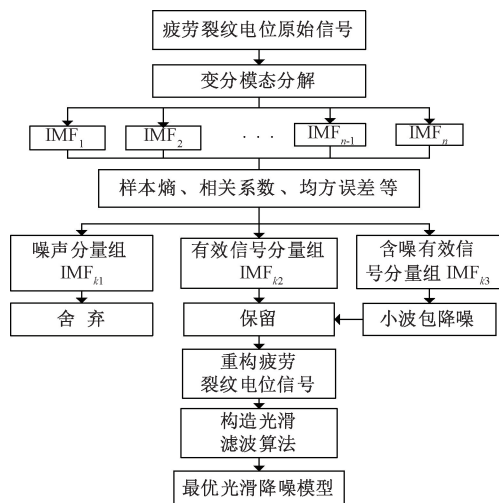


图 1 最优光滑降噪流程

Fig. 1 Flow chart of optimal noise reduction algorithm

1.2 变分模态分解

对于疲劳裂纹扩展电位信号这类非线性、非平稳的信号来说,将其进行 VMD 算法自适应分解,可将原始裂

纹扩展电位信号分解为多个本征模态函数 u_k , 其主要思想是构造和解决变分问题^[17-18]。则可得到变分约束问题:

$$\begin{cases} \max_{u_k, w_k} \left(\sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] \cdot e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right) \\ \sum_{k=1}^K u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为各模态分量; $w_k = w_1, w_2, \dots, w_k$ 为各模态分量中心频率; ∂_t 为对函数求时间的偏导数; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数。

为了解决上述变分约束问题, 引入拉格朗日乘数 $\lambda(t)$ 和 α 二次惩罚因子。 α 为足够大的正数, 可以用于确保在高斯噪声存在情况下信号的重构精度; $\lambda(t)$ 用于保证约束条件的严格性; 同时引入增广拉格朗日函数 ξ , 可以将约束问题转化为非约束问题。

$$\begin{aligned} \xi(u_k, w_k, \lambda) = & \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\| + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中: α 为惩罚因子, λ 为拉格朗日乘子。

然后利用傅里叶变换、乘子算法交替方向求解上述变分问题, 并通过交替更新 $\hat{u}_k^{n+1}(w)$, w_k^{n+1} , 求取上述增广拉格朗日函数的最优解, 则求得:

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

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

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(w)$, $\hat{f}$, $\hat{\lambda}$ 分别表示 u_k^{n+1} , f , λ^{n+1} 所对应的傅里叶变换。

满足给定条件 e 时迭代停止, 并由此得到最终模态分量 $\hat{u}_k$ 及对应中心频率 w_k 。

$$\sum_{k=1}^K \left(\frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} \right) < e \quad (5)$$

1.3 样本熵

对 VMD 分解后产生的 IMF 进行样本熵计算, 可以将 IMF 划分为含噪声较高的分量、含噪声较小或几乎不含噪声的特征信号分量^[19]。对于一组时间序列 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$, 首先一组 m 维的空间向量 $Y(1), Y(2), \dots, Y(N-m+1)$, $Y(i) = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m+1)\}$, 然后计算 $Y(i)$ 与 $Y(j)$ 之间距离的最大值:

$$d[Y(i), Y(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} (|y(i+k) - y(j+k)|) \quad (6)$$

式中: r 为允许偏差, 即阈值。

对于 $i(1 \leq i \leq N-m-1)$, 计算 $d < r$ 的数量及与距离之比 $C_i^m(r)$, 然后计算其平均值:

$$\varphi(r)^m = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} C_i^m(r) \quad (7)$$

当 $M=m+1$, 重复上述步骤得到 $C_i^{m+1}(r)$, $\varphi_{m+1}(r)$, 则样本熵为:

$$\text{SampeEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ \frac{\varphi^{m+1}(r)}{\varphi^m(r)} \right\} \quad (8)$$

重构 m 维数一般取值为 1 或 2, 优先选 2, 阈值大小一般选择^[20]:

$$r = (0.1 \sim 0.25) \text{Std}(\text{date}) \quad (9)$$

1.4 滤波算法光滑度

两条曲线 $P(t)$ 和 $Q(t)$ ($0 \leq t \leq 1$)。如果组合点 $P(1)$ 或 $Q(0)$ 达到相同的曲率:

$$K_{p(1)} = \frac{|\ddot{p}(1)|}{[1 + \dot{p}(1)]^{\frac{3}{2}}} = \frac{|\ddot{q}(1)|}{[1 + \dot{q}(1)]^{\frac{3}{2}}} = K_{q(0)} \quad (10)$$

得到:

$$\begin{aligned} \ddot{p}(1) & \approx \frac{P(1-2h) - 2P(1-h) + P(1)}{h^2}, \\ \ddot{q}(0) & \approx \frac{Q(2h) - 2Q(h) + Q(0)}{h^2} \end{aligned} \quad (11)$$

结合上述两个方程, 采用左右导数定义的方法, 定义了 $x=x_0$ 处的滤波器曲线 $f(x)$ 的平滑度:

$$\begin{aligned} SN|_{x=x_0} = & f(x_0 + 2h) - f(x_0 - 2h) - \\ & 2[f(x_0 + 2h) - f(x_0 - 2h)] \end{aligned} \quad (12)$$

式中: h 是采样步骤。

根据定义, 点 x_0 的平滑度接近于 0 意味着曲线的点 x_0 的邻域更平滑^[21]。

2 试验分析与裂纹电位信号处理

2.1 疲劳裂纹扩展电位信号的获取

在采用电位降技术获取疲劳裂纹扩展信号过程中, 首先对试验试样通入恒定电流, 当裂纹继续增大时, 金属试样的电阻就会发生变化, 裂纹两端的电势也会随之变化。通过预先校准裂纹长度与电位降之间的关系, 就可以测量裂纹长度^[22]。电位降法分为 DCPD 法和交流电位降法(alternating current potential drop method, ACPD)。其中 DCPD 法具有监测精度高和连续监测的优点, 但其抗噪声、抗干扰能力相对较差。本文使用直流电位降法对疲劳裂纹扩展电位信号进行监测获取。在直流电位降法中采用四探针法进行电压的测量, 实验设备包括 PLD-50 动态疲劳拉伸实验机、恒流源 6611C、纳伏表 34420A、数据采集单元 34970A 和 PCI-GPIB 卡等设备。试验过程

中以 304 奥氏体不锈钢 0.5 T-CT 试样进行研究,试样及夹具根据美国实验及材料标准学会 ASTM E399 标准加工设计,试验过程中保证试样与夹具之间的绝缘,监测设备选用是德科技的配套监测系统。恒流源电流输入为 0.5 A,输出时保持在恒流模式,采集单元采集频率为 2 次/s,监测时保证在室温状况和采集环境干扰较小下进行,试验过程如图 2 所示。

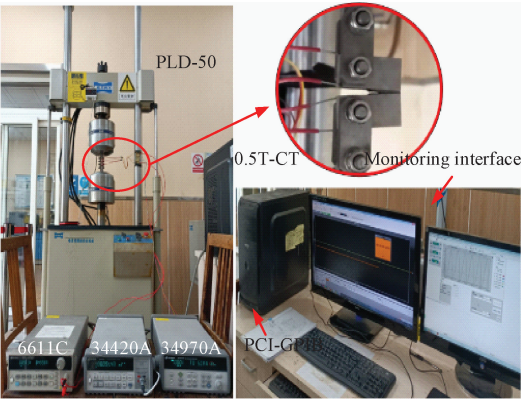


图 2 疲劳裂纹监测平台
Fig. 2 Fatigue crack monitoring platform

2.2 最优光滑降噪模型

计算不同 K 值的最小巴比特距离 (Bd_{min}),当 $K=7$ 和 $K=8$ 的 Bd_{min} 小于阈值 0.001 时,会发生过度分解现象,如表 1 所示。因此选择 $K=6$ 作为最优模态参数 K ,其中心频率分布如图 3 所示。频率-幅值如图 4 所示,设置惩罚因子 $\alpha=2\,000$ 和带宽 $\tau=0$ 时,将原始电位信号分解为 6 个模态分量和 1 个余项,如图 5 所示。

表 1 不同 K 值的 Bd_{min}

Table 1 Bd_{min} for different K values

K	/	2	3	4
Bd_{min}	/	0.006 3	0.006 5	0.005 2
K	5	6	7	8
Bd_{min}	0.008 7	0.011 7	0.000 0	0.000 0

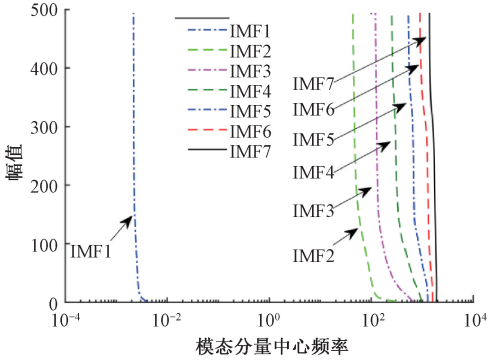


图 3 各模态中心频率分布

Fig. 3 IMFs central frequency distribution

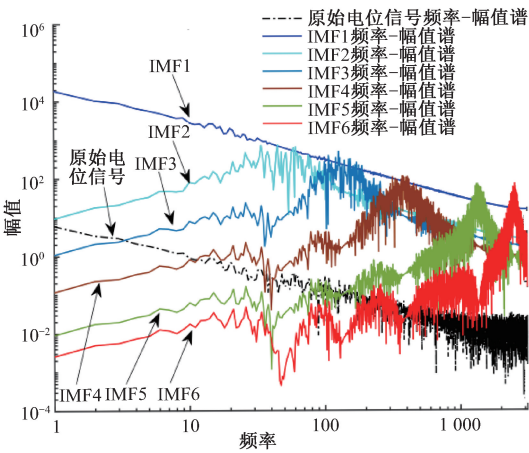


图 4 频率-幅值图
Fig. 4 Frequency-amplitude

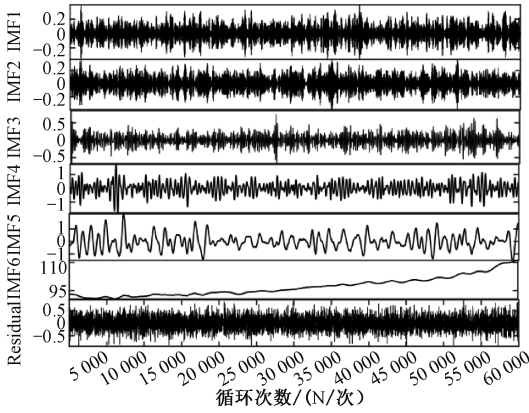


图 5 信号的 VMD 分解结果
Fig. 5 The VMD decomposition results of signals

对疲劳裂纹扩展电位信号原始数据进行变分模态分解后,分解出频率-幅值不同的 6 个模态分量,分别计算各个模态分量的样本熵,由于单一的运用样本熵或者其他单一指标作为判断各模态分量是否参与信号重构的方法存在一定缺陷,因此在有效信号分量和样本熵选择过程中,为了选择更加合适的有效信号分量和样本熵的大小,通过结合各分解模态的均方误差、相关系数、能量等多个判断指标,从多个不同角度更加合理地反应各分解模态与原始裂纹扩展信号存在的关联性大小。如图 6(b) 所示, IMF3、IMF4、IMF5、IMF6 的相关系数大于 IMF1、IMF2,说明分量 IMF3、IMF4、IMF5、IMF6 与 IMF1、IMF2 相比,其与原始信号的接近程度越高,但无法比较准确区分噪声信号和有效信号,因此同时通过计算 6 个模态分量的样本熵来判断噪声信号分量和有效裂纹信号分量,设定合适的阈值,将噪声分量与有效裂纹电位信号分量区分开来。有效裂纹电位信号的样本熵较小,噪声信号分量样本熵较大^[23]。在信号重构过程中,设置样本

熵值大小为 0.2。在图 6 中,对于 IMF2 来说,其均方误差较大、样本熵远大于阈值 0.2 且能量较小,说明其与原始信号的偏离程度较大,同时 IMF2 在所有分量中其偏离原始信号程度最大,所以在信号重构过程将 IMF2 进行舍弃。对 IMF4、IMF5、IMF6 来说,样本熵在 0.2 以下,相关

系数较大,均方差较小,所以将其作为有效信号分量组,直接参与信号重构;对 IMF3 来说,其均方误差、样本熵和相关系数相对较大说明其是含噪声的有效信号分量,所以对其进小波包降噪,降低其噪声含量。小波包降噪处理过的 IMF3'加入信号重构分量组中进行信号的重构。

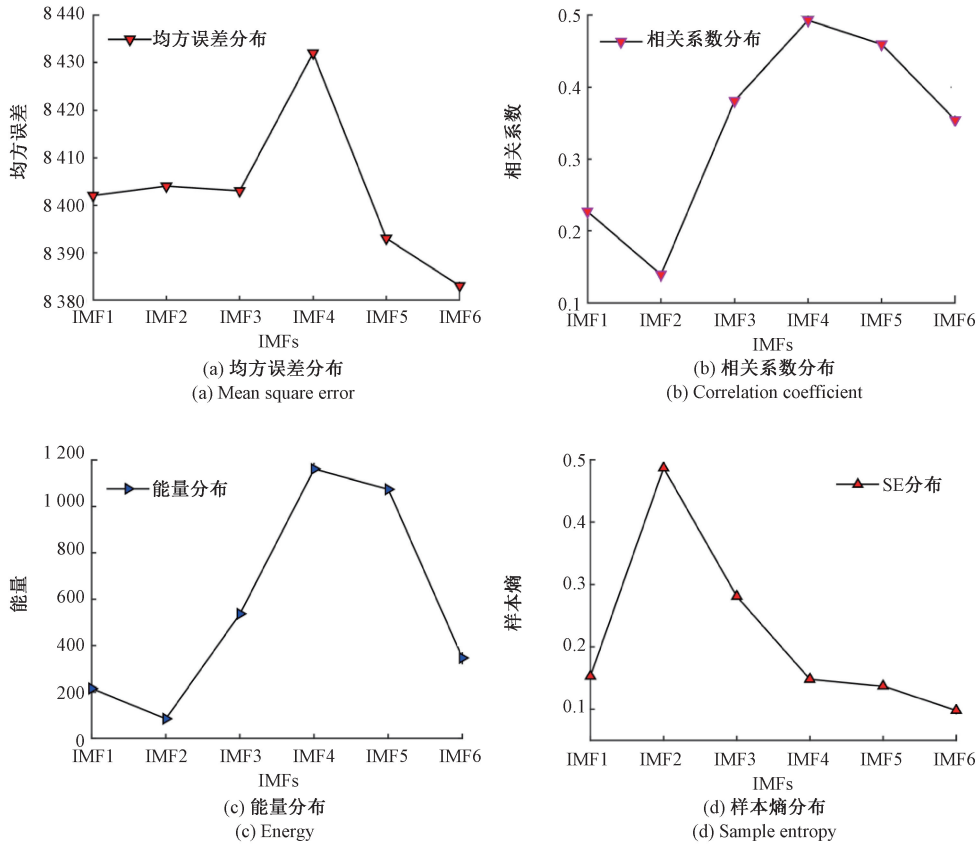


图 6 各分解模态指标
Fig. 6 IMFs analysis indicators

但对于 IMF1 来说,虽然其样本熵小于 0.2,但其均方误差较大,相关系数和能量指标较小,如图 6 所示。通过上述几个指标难以判断是否剔除 IMF1,为了更加合理的判断 IMF1 是否参与信号的重构,需要对比不同的信号重构方案。通过比较不同重构方案的信号,判断了 IMF1 是否参与信号的重构和得到最优的信号重构组,其重构方式如表 2 所示。

表 2 不同的信号重构方案

信号重构方案	IMFs
重构信号 I	IMF1, IMF3, IMF4, IMF5, IMF6
重构信号 II	IMF1, IMF3', IMF4, IMF5, IMF6
重构信号 III	IMF3, IMF4, IMF5, IMF6
重构信号 IV	IMF3', IMF4, IMF5, IMF6

计算可以得到不同重构信号与原始信号之间的比较图,如图 7 所示。通过对比含 IMF1 的重构信号和不含 IMF1 的重构信号可以明显的看出,其中含 IMF1 的重构信号光滑性较差,与原含噪信号接近程度较高,因此在信号重构过程中将 IMF1 分量舍弃;同时可以看出含降噪后的 IMF3'的重构信号的光滑性要比含 IMF3 的重构信号好。

为了定量判断不同重构信号的光滑度,计算了不同重构信号的均方误差,若某一重构信号与原含噪信号之间的均方误差越大,其越平滑,说明重构信号越远离原含噪信号;反之,重构信号越接近原含噪信号,平滑度差;同时,为了定量判断不同重构信号的去噪效果,计算了不同重构信号的信噪比,信噪比越大,去噪效果越好;反之,去噪效果较差。结合不同重构方案的均方误差和信噪比,如表 3 所示和不同重构信号与原始信号之间的比较图,如图 7 所示,可以得到利用 IMF3'、IMF4、IMF5 和 IMF6

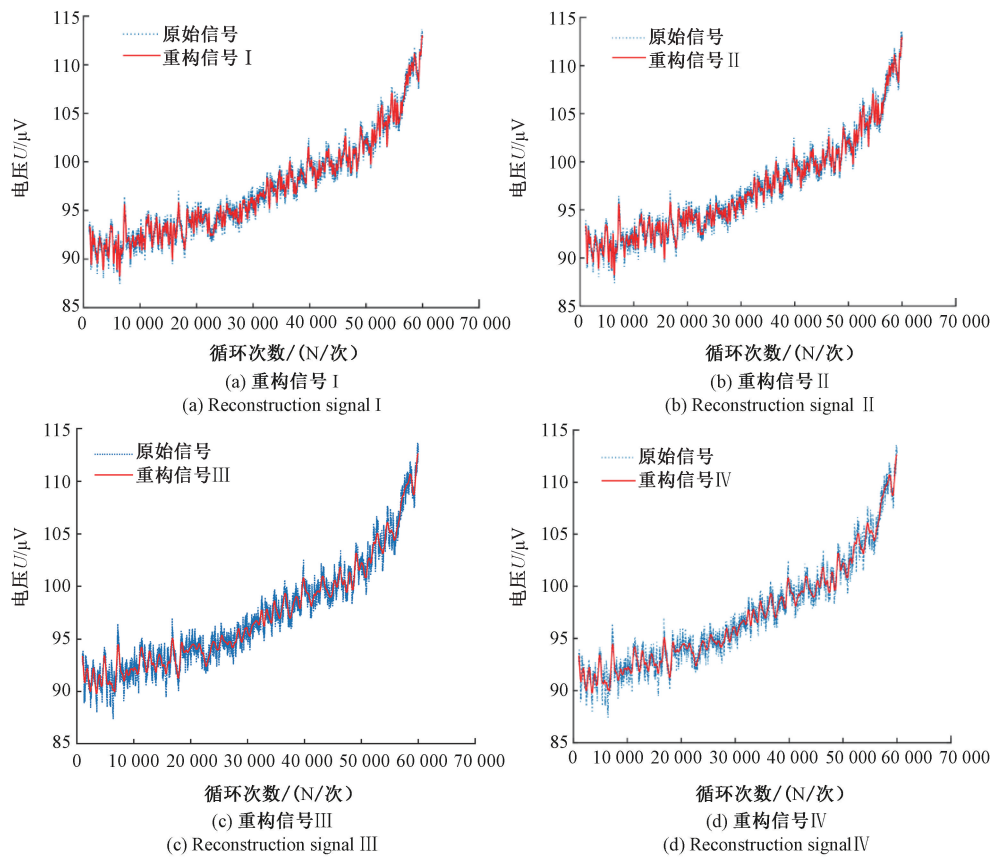


图 7 不同信号重构方案的比较

Fig. 7 Comparison of different signal reconstruction schemes

重构裂纹电位信号,其平滑度和去噪效果良好,重构信号 IV 为最优重构信号组。

表 3 不同重建方案的均方误差和信噪比
Table 3 Mean square errors and SNR of different reconstruction schemes

信号重构方案	均方误差	信噪比
重构信号 I	6 757.308	5.831
重构信号 II	7 217.425	8.602
重构信号 III	7 697.351	12.241
重构信号 IV	7 857.915	14.784

通过上述讨论可知,采用重构信号 IV 作为裂纹电位信号的最佳重构信号组。对重构信号 IV 建立光滑滤波算法,提高其信号的光滑性,为计算裂纹扩展速率奠定基础。对比不同的降噪模型光滑度、均方误差、信噪比得出最优光滑降噪模型。对重构信号 $S(n) = IMF3' + IMF4 + IMF5 + IMF6 + R$, 构造不同的光滑滤波算法,如式 (13) 所示:

$LB1 = S(n) - IMF3$
 $LB2 = S(n) - IMF4 - IMF3$

$LB3 = S(n) - IMF5 - IMF4 - IMF3$
 $LB4 = S(n) - IMF6 - IMF5 - IMF4 - IMF3$ (13)

通过编程计算不同光滑滤波算法的降噪均方误差、光滑性和最优光滑降噪目标函数,当降噪偏差均方差 (MSE_f) 的值越小时,降噪信号与原始信号相似度越接近;当滤波算法的光滑性 ($SMSE_f$) 的值越小时,目标函数值 [$F(f)_{min}$] 越小降噪效果和光滑性越好^[24]。由此可得约束条件:

约束条件 $\begin{cases} \min \{MSE_f\} \\ \min \{SMSE_f\} \end{cases}$ (14)

则可以建立疲劳裂纹扩展电位信号滤波算法目标函数:

$F(f)_{min} = \min \{ \varphi MSE_f + (1 - \varphi) SMSE_f \}$ (15)

式中: φ 为信号曲线降噪均方误差权重系数, $1 - \varphi$ 为信号光滑性指标权重系数。

根据上述公式将重构好的疲劳裂纹电位信号进行编程计算,通过对比不同算法的相关性、光滑性、目标函数等指标,找出最优光滑降噪算法和降噪后的最优光滑疲劳裂纹扩展电位信号,得到不同滤波算法与原始信号对比图,其结果如图 8 所示。计算不同权重系数组合的最

小目标函数值,得到了最优权重系数组合和相应的算法。当权值系数设置为 $\varphi = 0.3$ 、 $1 - \varphi = 0.7$ 时,目标函数 $[F(f)]_{\min}$ 具有最小值时,最优算法为 LB3。结果如表 4 所示。

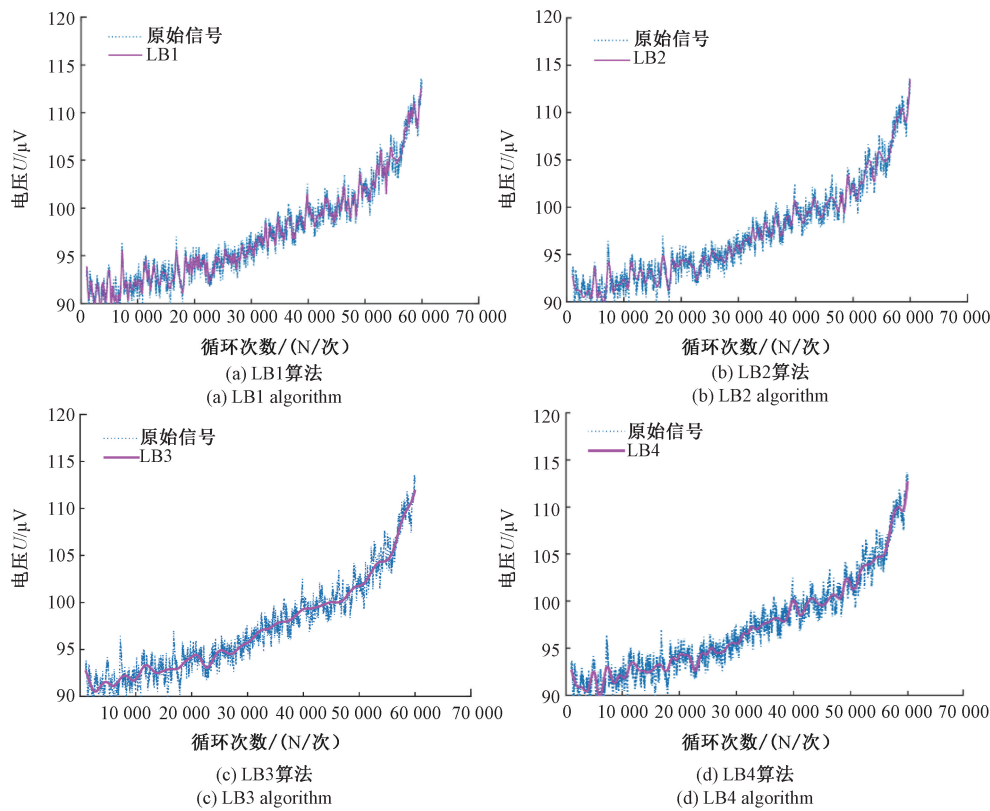


图 8 不同平滑降噪算法的比较

Fig. 8 Comparison of different smooth noise reduction algorithms

表 4 权重系数、目标函数及最优算法

Table 4 Weight coefficient, objective function and optimal algorithm

权重系数 ($\varphi, 1-\varphi$)	目标函数 $F(f)_{\min}$	最优算法 LB
(0.1, 0.9)	0.187 5	LB4
(0.2, 0.8)	0.230 3	LB4
(0.3, 0.7)	0.177 1	LB3
(0.4, 0.6)	0.214 6	LB3
(0.5, 0.5)	0.217 8	LB3
(0.6, 0.4)	0.232 7	LB3
(0.7, 0.3)	0.239 7	LB3
(0.8, 0.2)	0.246 3	LB2
(0.9, 0.1)	0.262 6	LB2

同时计算出不同算法的 MSE_f 、 $SMSE_f$ 、 $F(f)_{\min}$ 等指标,其计算结果如图 9 所示,对比上述多个指标可得, LB3 算法有最优降噪效果。

为了定量分析各滤波算法的降噪效果,通过引入降噪误差比公式来计算不同滤波算法的降噪误差比^[25]:

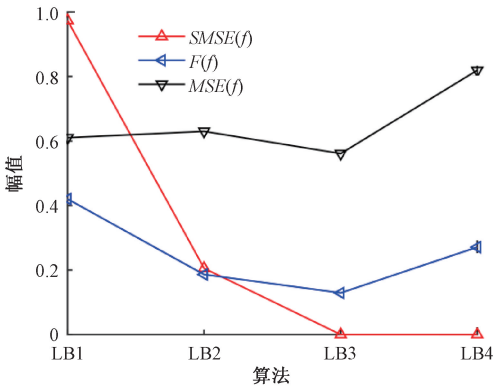


图 9 不同的算法模型指标

Fig. 9 Different algorithmic model indicators

$$dnSNR = 10\lg \frac{P'_s}{P'_n} \tag{16}$$

式中: $dnSNR$ 为降噪误差比, P'_s 为含噪信号功率, P'_n 降噪误差功率。降噪误差比越大,说明降噪效果越差,信号降噪后越接近含噪原信号。反之,降噪误差比越小,降噪

效果越好,降噪信号远离含噪原信号^[26]。通过公式可计算得不同滤波算法降噪误差比。不同算法的降噪误差比对比结果如表 5 所示。可得其降噪效果 LB3>LB4>LB2>LB1,因此 LB3 有最优降噪效果。

表 5 不同滤波算法的降噪误差比和相关系数

Table 5 Noise reduction error ratio and correlation coefficient of different filtering algorithms

算法	降噪误差比	相关系数
LB1	4.453 104	0.882 1
LB2	2.388 186	0.913 7
LB3	0.122 050	0.996 3
LB4	0.484 203	0.940 2

对比不同算法模型的降噪均方误差、平滑度、降噪误差比和最优平滑降噪目标函数,可以得到 LB3 算法下的最优平滑降噪信号。为了更好的说明在 LB3 算法下光滑降噪前后的效果,通过试验获取了另一组原始裂纹信号数据,如图 10 所示,其光滑性与信噪比更差。将原始信号 II 通过 LB3 处理后,其光滑降噪处理效果,如图 11 所示。

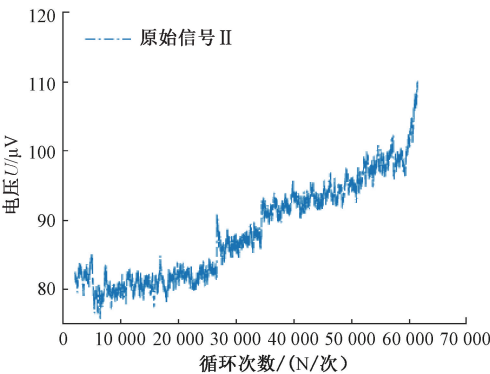


图 10 原始信号 II
Fig. 10 Original signal II

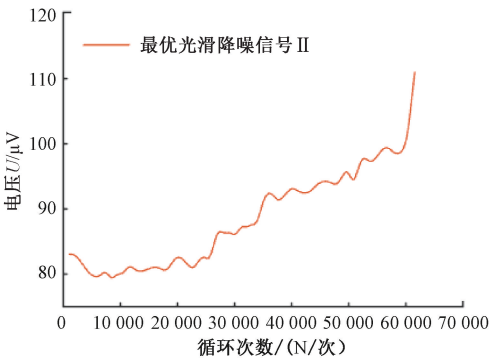


图 11 最优光滑降噪信号 II
Fig. 11 Optimal smooth noise reduction signal II

3 结 论

本文采用变分模态分解对含多种噪声的疲劳扩展裂纹电位信号建立最优光滑降噪算法,将疲劳扩展裂纹电位信号分解成若干个本征模态函数分量,对各分量求解其样本熵、均方误差、相关系数等指标,剔除出噪声信号分量,保留有用信号分量;然后对保留下来的信号分量进行重构,得出噪声含量低的重构信号。通过建立 4 种不同的光滑滤波算法,对重构信号建立最优光滑降噪模型,同时计算了不同滤波算法的均方误差、光滑性等指标,选择出最优光滑降噪模型。在算法 LB3 中取得最优光滑降噪模型,且其降噪误差比为 0.122 050,为疲劳裂纹的进一步定量分析研究奠定了一定基础。

参考文献

[1] KONG X, LI J. Vision-based fatigue crack detection of steel structures using video feature tracking [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(9): 783-799.

[2] ZERBST U, MADIA M, KLINGER C, et al. Defects as a root cause of fatigue failure of metallic components. I: Basic aspects [J]. Engineering Failure Analysis, 2019, 97: 777-792.

[3] HOSDEZ J, WITZ J F, MARTEL C, et al. Fatigue crack growth law identification by digital image correlation and electrical potential method for ductile cast iron [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2017, 182: 577-594.

[4] LAMBOURG A, HENAFF G, NADOT Y, et al. Optimization of the DCPD technique for monitoring the crack propagation from notch root in localized plasticity [J]. International Journal of Fatigue, 2020, 130: 105228.

[5] XUE H, GOU S, NI C, et al. Optimal selection of the reference potential probe point in DCPD real-time monitoring of crack growth rate [J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2020, 2020.

[6] VECCHIATO L, CAMPAGNOLO A, MENEGHETTI G. Numerical calibration and experimental validation of the direct current potential drop (DCPD) method for fracture mechanics fatigue testing of single-edge-crack round bars [J]. International Journal of Fatigue, 2021, 150: 306-316.

[7] 张冬冬, 郝明磊, 行鸿彦. EEMD 在激光测云仪后向散射信号处理中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1589-1595.

ZHANG D D, HAO M L, XING H Y. Application of

- EEMD in laser ceilometer backscattering signal processing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1589-1595.
- [8] 周小龙, 徐鑫莉, 王尧, 等. 基于变分模态分解和最大重叠离散小波包变换的齿轮信号去噪方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(12): 265-274, 289.
- ZHOU X L, XU X L, WANG Y, et al. A gear signal denoising method based on variational mode decomposition and maximal overlap discrete wavelet packet transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(12): 265-274, 289.
- [9] 王振亚, 姚立纲, 戚晓利, 等. 参数优化变分模态分解与多域流形学习的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 110-118, 126.
- WANG ZH Y, YAO L G, QI X L, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on parameter optimized VMD and multi-domain manifold learning [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(1): 110-118, 126.
- [10] 付林军, 王凤随, 刘正男. 改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 50-57.
- FU L J, WANG F S, LIU ZH N. Application of improved adaptive CEEMD method in denoising of ECG signals [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(4): 50-57.
- [11] 张坤硕, 齐华, 任安虎, 等. 超声信号的改进 EMD 阈值方法降噪研究[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(11): 15-20.
- ZHANG K SH, QI H, REN AN H, et al. Study on noise reduction of ultrasonic signals by improved EMD threshold method [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(11): 15-20.
- [12] 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.
- LI SH Y, HAN M X, WEN J H. Weak signal enhancement based on self-optimizing VMD-SVD for leak location in water-supply pipeline [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 68-78.
- [13] 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.
- [14] DIBAJ A, HASSANNEJAD R, ETTEFAGH M M, et al. Incipient fault diagnosis of bearings based on parameter-optimized VMD and envelope spectrum weighted kurtosis index with a new sensitivity assessment threshold [J]. ISA Transactions, 2021, 114: 413-433.
- [15] VISWANATH A, JOSE K J, KRISHNAN N, et al. Spike detection of disturbed power signal using VMD[J]. Procedia Computer Science, 2015, 46: 1087-1094.
- [16] 闫祥海, 周志立, 李忠利. 拖拉机动力输出轴载荷经验模态分解软阈值降噪研究[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(5): 67-72, 122.
- YAN X H, ZHOU ZH L, LI ZH L. Study on the noise reduction of tractor power take-off load by empirical mode decomposition soft-threshold method [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(5): 67-72, 122.
- [17] 张杏莉, 卢新明, 贾瑞生, 等. 基于变分模态分解及能量熵的微震信号降噪方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(2): 356-363.
- ZHANG X L, LU X M, JIA R SH, et al. Micro-seismic signal denoising method based on variational mode decomposition and energy entropy [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(2): 356-363.
- [18] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [19] REN Q, WANG X, LI W, et al. Research of dissolved oxygen prediction in recirculating aquaculture systems based on deep belief network [J]. Aquacultural Engineering, 2020, 90: 102085.
- [20] NI Q, FENG K, WANG K, et al. A case study of sample entropy analysis to the fault detection of bearing in wind turbine [J]. Case Studies in Engineering Failure Analysis, 2017, 9: 99-111.
- [21] ZHENG Y, YUE J, SUN X F, et al. Studies of filtering effect on internal solitary wave flow field data in the South China Sea using EMD [C]. Advanced Materials Research. Trans Tech Publications Ltd, 2012, 518: 1422-1425.
- [22] 鲁铁定, 谢建雄. 变分模态分解结合样本熵的变形监测数据降噪[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(1): 1-6.
- LU T D, XIE J X. Deformation monitoring data denoising method based on variational mode decomposition combined with sample entropy [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2021, 41(1): 1-6.

- [23] 孙苗, 吴力, 周玉纯, 等. 水下钻孔爆破地震波信号的最优降噪光滑模型[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019, 47(8): 31-37.
- SUN M, WU L, ZHOU Y CH, et al. Optimal denoising smooth model of underwater drilling blasting seismic wave signal [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2019, 47(8): 31-37.
- [24] 徐朗, 蔡德所. CEEMDAN 与小波变换混合去噪方法在光纤陀螺监测系统信号去噪中的应用[J]. 水利水电技术, 2018, 49(9): 87-95.
- XU L, CAI D S. Application of de-noising method mixed with CEEMDAN and wavelet transform to signal denoising for fiber optic gyro monitoring system[J]. Water Resources and Hydro Power Engineering, 2018, 49(9): 87-95.
- [25] WANG H, WANG X, CHENG Y, et al. Research on noise reduction method of RDTS using D-SVD [J]. Optical Fiber Technology, 2019, 48: 151-158.
- [26] GUO D, WU Y, SHITZ S S, et al. Estimation in Gaussian noise: Properties of the minimum mean-square error [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(4): 2371-2385.

作者简介



薛河(通信作者), 1982 年于西安科技大学获学士, 1988 年于西安科技大学获硕士学位, 1998 年于西安交通大学获博士学位, 现为西安科技大学教授。主要研究方向为计算机辅助工程分析、仪器仪表开发。

E-mail: xue_he@hotmail.com

Xue He (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Xi'an University of Science and Technology in 1982, M. Sc. degree from Xi'an University of Science and Technology in 1988 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 1998. Now he is a professor at Xi'an University of Science and Technology. His main research interests include computer-aided engineering and instrument development.



赵有俊, 2019 年于重庆交通大学获学士学位, 现为西安科技大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器仪表开发、微小信号处理。

E-mail: 2298595360@qq.com

Zhao Youjun received his B. Sc. degree from Chongqing Jiaotong University in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Xi'an University of Science and Technology. His main research interests include instrument development and signal processing.