

基于 CCSO-VMD 的声发射脱粘信号特征提取<sup>\*</sup>

李玉珠 金 永

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

**摘 要:** 声发射检测方法目前被广泛应用在设备的缺陷检测方面,针对大部分设备产生的声发射信号幅度小,噪声大且特征难以提取的问题,本文提出了一种信号处理方法:基于皮尔逊相关系数-包络熵最小原则的 CCSO 算法优化 VMD 中参数的处理方法。该方法在经典的鸡群优化算法之上融入了交叉算法,并通过改进的 CCSO 算法来精确优化 VMD 中的关键参数,即模态数  $K$  和惩罚因子  $\alpha$ 。通过采用基于新适应度函数的 CCSO-VMD 方法,对模拟信号进行分析,信噪比达到了 25.814 1 dB。这一结果证明,基于新目标函数的 CCSO-VMD 算法能够显著降低噪声水平,同时最大程度地保留信号中的有效信息。此外,本文提出了一种综合频谱差异指标,CSDI 值能有效区分不同状态下的声发射信号。

**关键词:** 声发射信号;脱粘检测;交叉鸡群优化算法;变分模态分解;适应度函数;综合频谱差异指标

**中图分类号:** TB535;TN06      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.40

Feature extraction of acoustic emission debonding signals  
based on CCSO-VMD

Li Yuzhu Jin Yong

(College of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Acoustic emission detection methods are widely used in the defect detection of equipment, for most of the equipment generated acoustic emission signal amplitude is small, large noise and features are difficult to extract the problem, this paper proposes a signal processing method: the CCSO algorithm based on the Pearson correlation coefficient-envelope entropy minimum principle optimizes the processing method of parameters in VMD. In this method, the cross algorithm is integrated on top of the classical flock optimization algorithm, and the key parameters in the VMD, namely the modal number  $K$  and the penalty factor  $\alpha$ , are accurately optimized by the improved CCSO algorithm. By using the CCSO-VMD method based on the new fitness function, the analog signal was analyzed, and the signal-to-noise ratio reached 25.814 1 dB. This result proves that the CCSO-VMD algorithm based on the new objective function can significantly reduce the noise level while retaining the valid information in the signal to the greatest extent. In addition, this paper proposes a comprehensive spectral difference index, and the CSDI value can effectively distinguish the acoustic emission signals in different states.

**Keywords:** acoustic emission signal; debonding detection; crossed chicken swarm optimization; variational modal decomposition; fitness function; combined spectrum difference indicator

## 0 引 言

粘结结构在众多工业领域中发挥着关键作用,尤其在固体火箭发动机的设计和制造中<sup>[1]</sup>。恶劣的服役环境和复杂的载荷工况给粘接结构的长期稳定服役带来了挑战。脱粘缺陷不仅会导致材料的强度和刚度降低,也对设备的运行效率和精度产生了重大影响,从而影响其性能和使用寿

命,严重情况下甚至可能引发安全隐患,因此粘接结构在制作和服役状态中的无损检测尤为关键。在采集脱粘声发射信号的过程中,由于声发射信号过于微弱,且往往含有大量噪声,因此前期声发射信号的降噪处理对确保后续特征提取的准确性尤为重要。一些学者对声发射信号进行分解去噪,如赵奎等<sup>[2]</sup>提出了一种基于总体经验模态的声发射信号滤波方法。石大磊等<sup>[3]</sup>提出将互补集合经验模态分解与

改进小波阈值降噪方法相结合的声发射信号自适应降噪方法,但这些分解方法中容易出现同一个分量当中出现了不同频率的信号,以及分量中残留白噪声的问题。

为了避免频率混叠和白噪声残留问题,变分模态分解方法(variational mode decomposition, VMD)由 Dragomiretskiy 等<sup>[4]</sup>在 2014 年提出, VMD 克服了模态混叠问题、减少了复杂和高度非线性时间序列中的非平稳性。结合声发射技术和 VMD 方法,可以提取声发射损伤信号的主频<sup>[5]</sup>,研究不同加载下的复合材料分层扩展<sup>[6]</sup>,对浮环密封声发射信号降噪并进行特征提取<sup>[7]</sup>。在 VMD 分解之前需要确定 4 个参数,在这些参数中,  $\xi$  和  $\epsilon$  对分解的影响最小,  $K$  和  $\alpha$  参数的选择对分解结果有显著影响,如果  $K$  设置得太高,信号会过度分解,导致相同频率的信号出现不同的模式,并导致模式混频,将  $K$  设置得太低会导致分解不足<sup>[8]</sup>。

现有的优化方法有鸡群优化算法(chicken swarm optimization, CSO)<sup>[9]</sup>、灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)<sup>[10]</sup>、还有 2023 年刚提出的雾凇优化算法(rime optimization algorithm, RIME)<sup>[11]</sup>等。一些学者使用这些优化算法对 VMD 参数优化,如使用 GWO 对模态分解个数  $K$  和惩罚因子  $\alpha$  自适应选择最优参数,对信号分解得到本征模态函数(intrinsic modal function, IMF),分别计算其峭度和样本熵<sup>[12]</sup>;使用 RIME 优化算法 VMD 参数水流量预测模型<sup>[13]</sup>;使用鲸鱼优化算法优化后的 VMD 分解故障零序电流得到若干个反映局部信号特征的本征模态分量<sup>[14]</sup>。实际应用中需针对特定问题进行算法的调整和优化,适应度函数的选取也是影响优化结果的因素之一<sup>[15]</sup>,现有的适应度函数有:包络熵、信息熵、排列熵、样本熵、能量熵、能量差、峭度、平均包络谱、模糊熵等<sup>[16]</sup>。

智能优化算法在优化 VMD 参数方面取得了显著的成果。在国内外的研究中,学者们采用了多种智能优化算法来优化 VMD 参数,这些算法包括但不限于 CSO、GWO、RIME 等。不同的优化算法具有各自的优势和局限性。CSO 算法、GWO 算法在一些情况下可能会遇到收敛速度慢或容易陷入局部最优的问题, RIME 算法作为一种新兴的群智能优化算法,也面临着类似的局部最优问题。为应对这一挑战,一些学者提出了多种改进策略,例如利用 Tent 混沌映射来增加种群的多样性<sup>[17]</sup>、通过模拟退火机制来增强算法的全局搜索能力,以及引入粒子群优化算法的思想来更新个体的位置信息<sup>[18]</sup>。

在求解本文问题时,通过引入交叉算法来改进 CSO 算法,并自适应地调整搜索策略,以提高算法在解决复杂问题时的性能,更有效地处理局部最优问题。具体为:针对 CSO 算法易陷局部最优问题,提出交叉改进的 CCSO-VMD 方法,同时引入皮尔逊相关系数-包络熵的适应度函数,更精准的选取 VMD 相关参数,有效的改进了 CSO 算法容易陷入局部最优解的问题。这对于提高信号分析的准确性、以及增强监测系统的可靠性具有重要的实际意义。

以声发射模拟信号为研究对象,对比验证其优越性,并应用于实际脱粘信号处理,同时创新性的提出综合频谱差异指标(combined spectrum difference indicator, CSDI),用于频域特征识别,通过时频域特征提取,有效的区分出不同粘接状态的声发射信号。

## 1 基本原理

### 1.1 变分模态

变分模态分解将研究信号分解成  $K$  个时间序列, VMD 的本征模态函数由以下公式计算:

$$\min_{\{x_k\}_{\omega_k}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times x_t(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_k u_k = x(t) \quad (2)$$

其中,  $\partial_t$  是  $t$  的偏导数;  $x(t)$  是原始信号;  $\omega_k$  是带中心频率;  $\delta(t)$  是脉冲信号。引入二次惩罚因子和乘法算子求解约束变分问题。扩展的拉格朗日表达式由以下公式给出:

$$L(\{x_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda_k\}) = a \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * x_t(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k x_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k x_k(t) \rangle \quad (3)$$

使用交替方向乘法算子算法求解 VMD 算法中的最优中心频率。  $\{x_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}$  根据以下公式得到:

$$\hat{x}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{x}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2a(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\hat{\omega}_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |x(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |x(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k x_k^{n+1}(\omega)) \quad (6)$$

其中,  $\tau$  是噪声容差。  $\{\hat{x}_k(\omega)\}, \{\hat{\omega}_k\}, \{\hat{\lambda}(\omega)\}$  表示  $\{x_k\}, \{\omega_k\}, \{\lambda\}$  的 FFT。

通过重复迭代进行更新,直到满足迭代停止条件,如式(7)所示。

$$\sum_{k=1}^K \frac{\|\hat{x}_k^{n+1} - \hat{x}_k^n\|_2^2}{\|\hat{x}_k^n\|_2^2} < \epsilon \quad (7)$$

其中,  $\epsilon$  是判断精度,  $\epsilon > 0$ ,  $n$  表示迭代次数。

### 1.2 适应度函数

包络熵代表原始信号的稀疏特性,当 IMF 中噪声较多特征信息较少时包络熵值较大,反之包络熵值较小。皮尔逊相关系数用于描述两个变量之间相关联的程度,取值范围为  $[-1, +1]$ 。负值表示随着一个变量值的增大另一个减小;正值表示随着一个变量值的增大另一个也跟着增大。基于这两种基本的目标函数,提出一种新的目标函数:皮尔逊相关系数-包络熵。计算步骤如下:

步骤 1)计算 IMF 分量与原始信号的皮尔逊相关系数  $PCC_a$ , 计算 IMF 相邻分量的皮尔逊相关系数  $PCC_b$ ;

步骤 2)设置阈值 10, 选取相关系数比值  $R = PCC_a / PCC_b$  大于 10 的 IMF 分量;

步骤 3)对大于 10 的分量进行 Hilbert 变换和幅值计算, 用于提取信号的包络和瞬时相位;

步骤 4)计算包络函数的概率密度函数  $P_i$ ;

步骤 5)计算 IMF 分量的包络熵  $E_p$ :

$$E_p = - \sum (p_i \times \lg(p_i)) \tag{8}$$

步骤 6)计算适应度函数的值 fitness:

$$fitness = \min E_p, R > 10 \tag{9}$$

1.3 CCSO-VMD

鸡群优化算法通过模拟鸡群中不同个体之间的交互行为来寻找全局最优解。CCSO 是在原始 CSO 的基础上, 通过组合个体之间的基因, 产生新的鸡群后代, 从而提升种群的多样性, 增强算法跳出局部最优解的能力。本文引入交叉改进的 CCSO 算法对 VMD 的模态数  $K$ 、惩罚参数  $\alpha$  两个参数进行优化, 算法流程如图 1 所示。

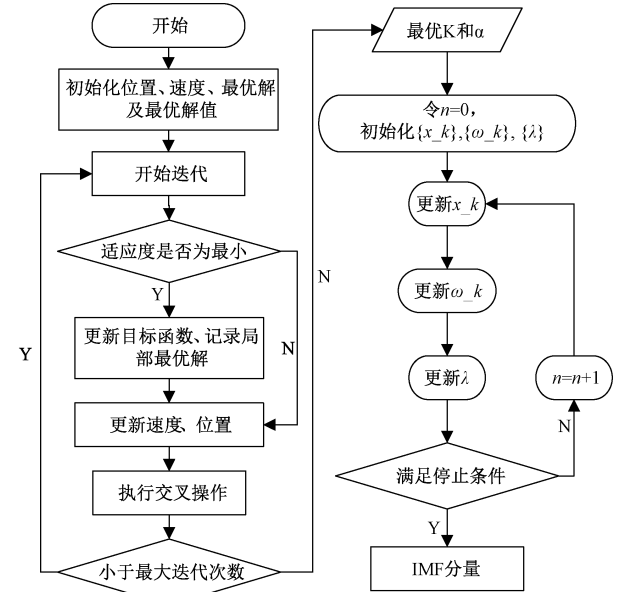


图 1 CCSO-VMD 流程图  
Fig. 1 Flowchart of CCSO-VMD

2 仿真结果分析

2.1 模拟信号

为验证本文方法, 构建声发射的模拟信号, 用不同衰减系数和频率的信号验证此方法, 模拟信号参数设置如表 1 所示。声发射模拟信号表达式如下:

$$f_t = f_i + A(i)e^{-a_i(t-t_i)^2} \cdot \sin(2\pi f_i(t-t_i)) \tag{10}$$

在信号中加入高斯白噪声。由于高斯白噪声是随机的, 实际的信噪比可能会略有不同, 计算当前信噪比为 16.657 1 dB, 噪声信号的时域和频域图如图 2 所示。

表 1 模拟信号参数设置

Table 1 Analogue signal parameter settings				
模拟信号	$A_i/V$	$a_i/10^6$	$t_i/s$	$f_i/kHz$
1	3	9.85	0.004	6
2	3	3.87	0.008	18
3	3	5.49	0.012	9
4	3	5.46	0.016	10

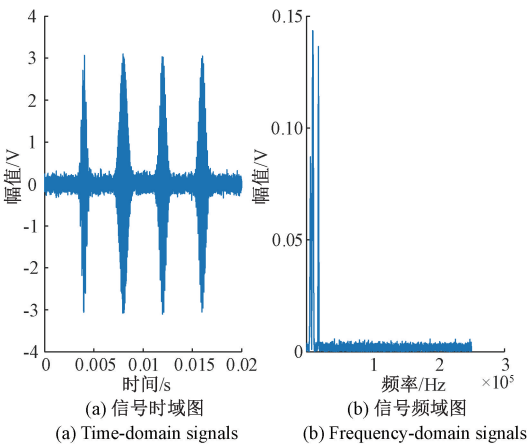


图 2 噪声信号的时域和频域图  
Fig. 2 Time and frequency domain plots of the noise signal

2.2 结果分析

以皮尔逊相关系数—最小包络熵为适应度函数, 设置种群数量为 20, 最大迭代次数为 25, 对 CCSO 与改进前的 CSO、GWO、RIME 3 种方法进行对比。算法运行时间对比如表 2 所示。

表 2 算法时间对比

Table 2 Algorithm time comparison				
算法	CCSO	CSO	GWO	RIME
时间/s	705.01	716.85	719.65	748.64

适应度函数随迭代次数的变化如图 3 所示, 适应度函数数值对比图清晰展示了不同算法的性能差异。RIME 算法在第 5 次迭代时收敛, 但也在第 5 次迭代时陷入局部最优解, 其最终适应度值达到 2.338 1, 相较于其他算法表现出较差的最优适应度。GWO 算法虽然在前期表现出较快的收敛速度, 在第 4 次迭代时陷入局部最优解 2.305 5, 最终于第 8 次迭代时收敛, 其适应度函数值为 2.304 4, 但仅优于 RIME 算法。CSO 算法则更逼近最优解, 它在初次迭代时的适应度值就达到了 2.310 7, 与 GWO 算法相近, 并且在第 4 次迭代时也达到了最优解, 其适应度值为 2.305 0。而 CCSO 算法与 CSO 收敛速度相同, 均在第 4 次迭代时成功收敛, 其适应度值达到了 2.304 3, 这一数值均小于其他 3 种算法。

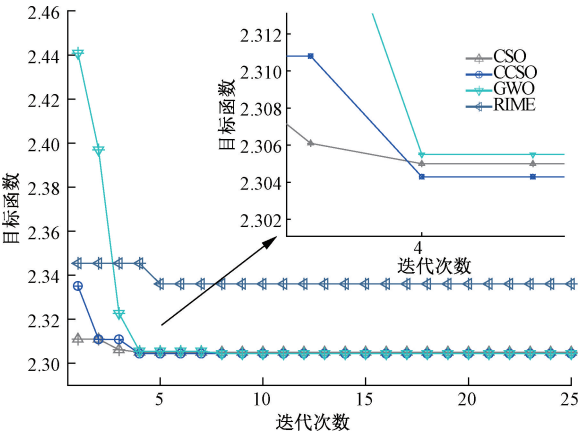


图 3 适应度函数随迭代次数的变化图

Fig. 3 Plot of fitness function with number of iterations

总的来说,CCSO 算法在达到收敛的迭代次数上与 CSO 算法相同,相较于 RIME 算法的第 5 次迭代、GWO 算法的第 8 次迭代更优,且它跳出局部最优解,并取得了最小的适应度值。此外,CCSO 算法的运行时间最短,效率显著高于其他 3 种方法。因此,从适应度值、收敛速度和运行效率 3 个维度来看,CCSO 算法在本次对比中展现出了最优的效果。CCSO-VMD 算法分解后的  $K=8$ 、 $\alpha=1\ 003$  参数对应 IMF 分量如图 4 所示。在信号分解的过程中,计算了每个 IMF 分量与原信号的皮尔逊相关系数,以评估它们之间的相关性。根据这一评估,选择与原始信号相关性较大的 IMF 分量作为特征分量。具体来说,如图 4 所示,IMF1 和 IMF2 的信号分量与原始信号的相关性较高,其相关系数均超过了 0.1 的阈值。因此,设定相关系数阈值为 0.1,并筛选出了所有与原信号相关系数大于此阈值的 IMF 分

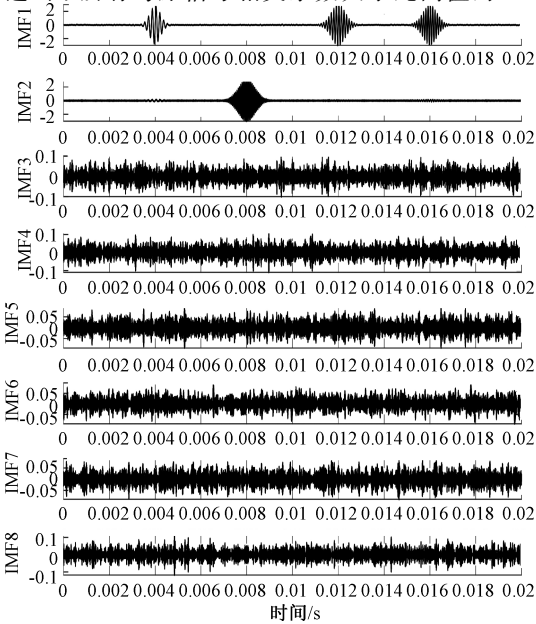


图 4 IMF 分量

Fig. 4 IMF components

量。在这个例子中,只有 IMF1 和 IMF2 满足条件,将这两个分量进行重构,从而得到了降噪后的信号。

为了评估不同处理方法的效果,对比了不同适应度函数处理后的结果,并将这些结果总结在表 3 中。表 3 显示不同适应度函数和不同算法对同一信号进行处理后的效果的区别,基于 PCC-包络熵为适应度函数时,每种算法对信号的处理后的效果都有提升,其中 CCSO 的效果最好,信噪比为 25.814 1 dB。

表 3 不同适应度函数效果对比

Table 3 Comparison of the effects of different fitness functions

适应度函数	算法	信噪比/dB
包络熵	CCSO	25.611 2
	CSO	25.148 3
	GWO	24.508 1
	RIME	24.611 3
PCC-包络熵	CCSO	25.814 1
	CSO	25.738 7
	GWO	24.904 6
	RIME	25.343 7

图 5 为重构信号与噪声信号的对比。

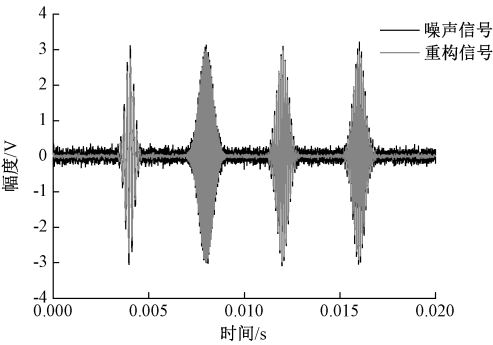


图 5 噪声信号与重构信号

Fig. 5 Noise signal and reconstructed signal

Hilbert 谱分析常用于对信号进行频谱分析和特征提取,图 6 对模拟信号处理前后的 Hilbert 谱进行对比。由于噪声影响,瞬时频率曲线会表现出快速且不规则的波动,图 6(a)频谱中频率范围较宽,包含了许多由噪声引入的高频分量。图 6(b)重构后信号频谱中的高频噪声成分显著减少,主要频率成分变得更加突出和明显,频率范围更加集中,可以明显看出有 4 个主频:6 kHz,9 kHz,10 kHz,18 kHz,重构信号中去除了噪声的高频波动,准确反映了信号的中心频率。

### 3 应用分析

#### 3.1 实验信号

橡胶作为隔热保护材料,通常通过胶粘剂与壳体进行



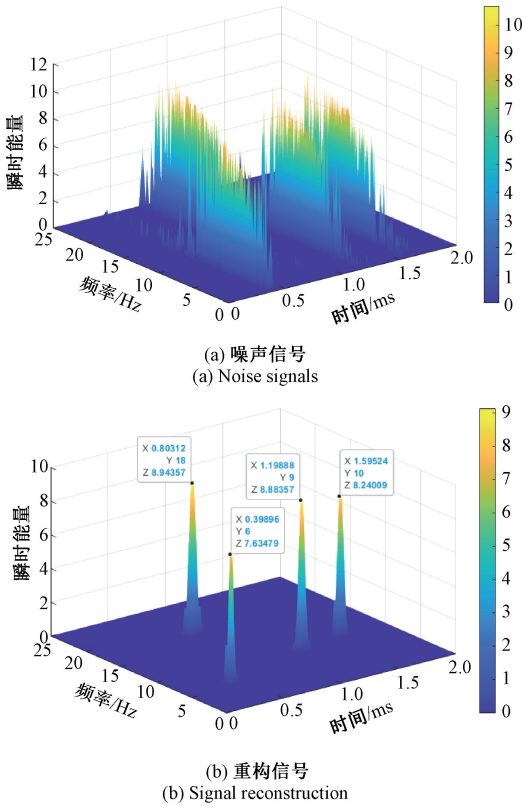


图 6 模拟信号 Hilbert 谱  
Fig. 6 Hilbert spectrum of analogue signal

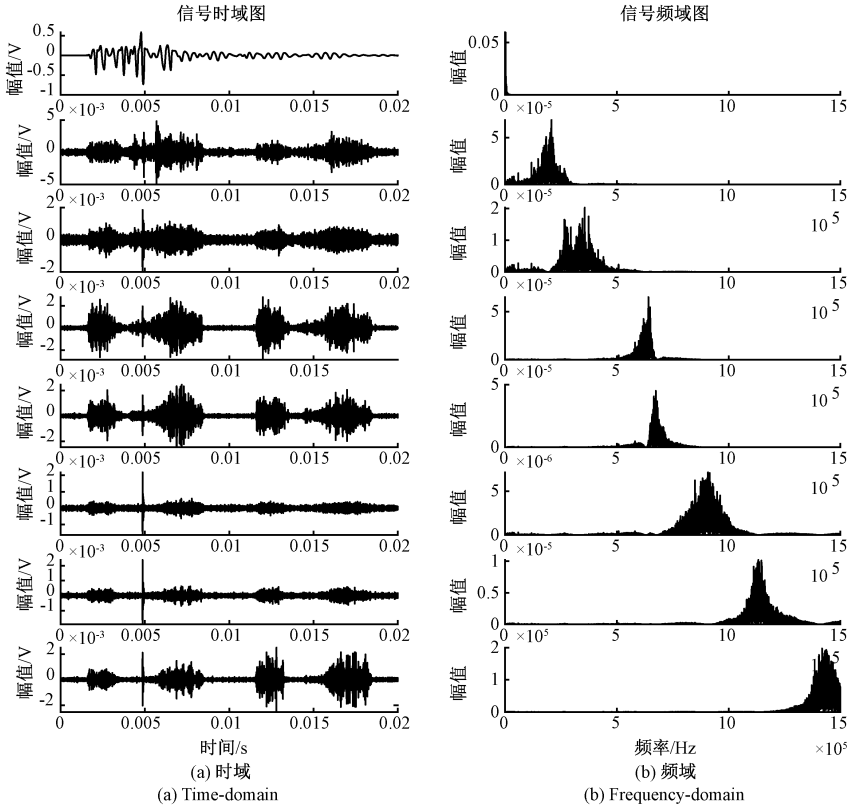


图 8 声发射示例信号 IMF 分量  
Fig. 8 IMF component of the acoustic emission example signal

粘接,以隔开壳体 and 装药室,避免高温直接作用于壳体。橡胶不仅在固体火箭发动机中使用,还常用于容器、管道和设备的开口处,作为橡胶基堵盖,其安装方式通常是通过胶粘剂将橡胶堵盖与尾喷管喉衬进行粘接。本文研究了金属与橡胶间粘接面是否脱粘,使用 DS5-16B 全息声发射信号分析仪进行了数据采集。实验数据的采集频率为 3 MHz,振幅阈值设置为 40 dB。实验声发射信号如图 7 所示。

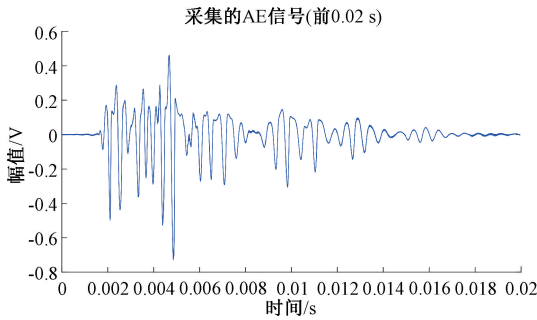


图 7 实验声发射信号示例  
Fig. 7 Example of experimental acoustic emission signal

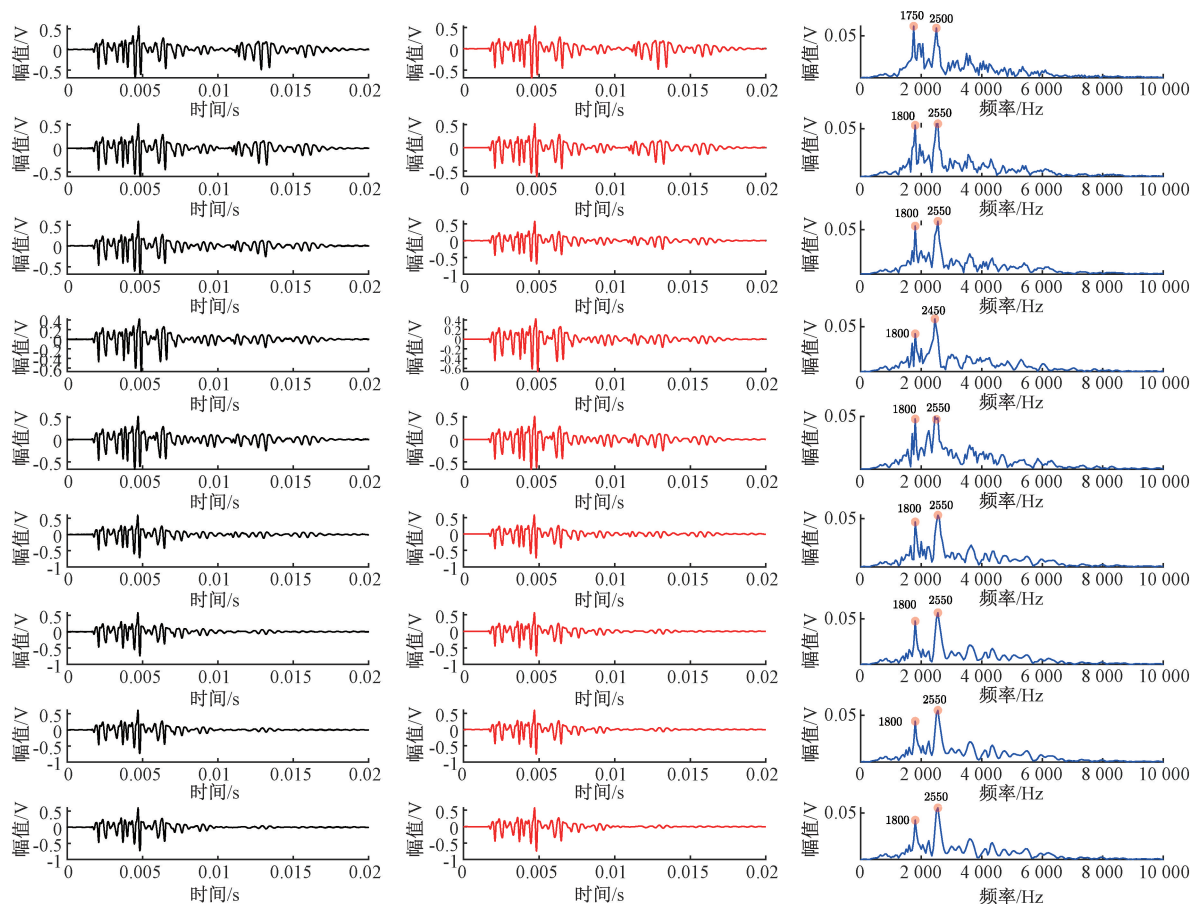
3.2 信号分析

以 PCC-包络熵为适应度函数,根据 CCSO 优化算法得到最佳参数为: $K=8, \alpha=3\ 837.85$ ,将此参数代入 VMD 分解中,得到分解后的 IMF 分量如图 8 所示。

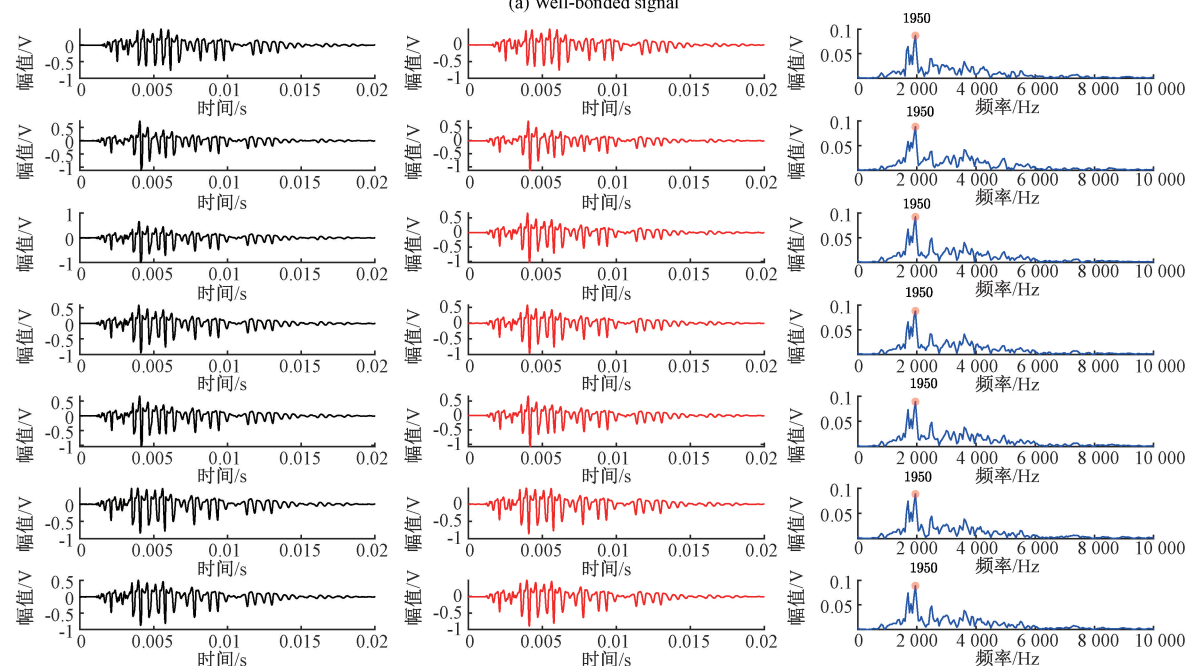
计算分解后的每个 IMF 分量与原信号的皮尔逊相关

系数,设置阈值为0.1,将大于该阈值的IMF信号分量重构,得到重构信号。分别用上述处理方法对采集到的好粘信号和脱粘信号进行处理,图9为脱粘和好粘信号经本文

方法处理后的时域频域与处理前的时域对比。图中可以看出,两种信号的主频基本集中在1700~1950 Hz和2250~2550 Hz。



(a) 好粘信号  
(a) Well-bonded signal



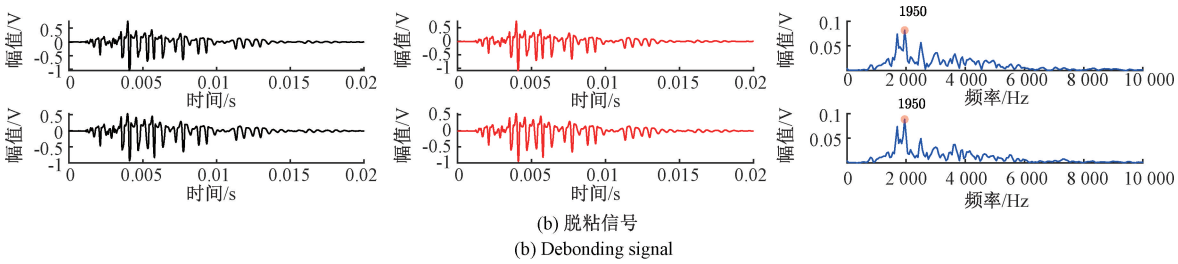


图 9 处理前后的声发射信号

Fig. 9 Acoustic emission signal before and after processing

信号衰减系数是描述信号在传播过程中强度减少程度的量度,可以受到多种因素的影响,其大小也与信号的频率有关。一般来说,高频信号比低频信号更容易受到衰减。因此选取频率相近的主频 1 进行进一步处理,提取频谱图中主频 1 的特征如表 4 所示。

表 4 部分数据主频 1 频谱参数

Table 4 Partial data master frequency 1 spectrum parameter

状态	$F_1/\text{Hz}$	$A/\text{V}$	$\alpha/10^7$	CSDI
1	1 850	0.056	0.379	0.236
	1 850	0.047	0.432	-0.086
	1 850	0.054	0.388	0.176
	1 950	0.049	0.400	0.286
	1 900	0.044	0.419	0.050
	1 700	0.040	0.420	-0.393
	1 750	0.046	0.423	-0.248
2	1 750	0.062	0.442	-0.218
	1 950	0.095	0.354	0.878
	1 950	0.065	0.370	0.557
	1 950	0.069	0.368	0.599
	1 950	0.074	0.365	0.656
	1 950	0.084	0.352	0.799
	1 950	0.084	0.391	0.619
	1 950	0.100	0.364	0.877
	1 950	0.091	0.382	0.718

其中 CSDI 是一个综合性指标,通过归一化后的三项关键指标( $F_1$ 、 $A$ 、 $\alpha$ )加权求和而得。具体权重分配如下: $F_1$  的权重为  $w_1=0.5$ ,  $A$  的权重为  $w_2=0.5$ , 而  $\alpha$  的权重设定为  $w_3=-0.5$ 。表 4 中列出了两种状态:状态 1 代表良好的粘接状态,而状态 2 则对应脱粘状态。

根据表 4 中两种状态信号主频 1 的频谱对比分析,可以明显观察到脱粘信号的 CSDI 普遍高于 0.5,这一数值显著超过了好粘信号 CSDI 的最大值 0.286。这一显著差异表明 CSDI 是一个有效的指标,可以用来区分并判断信号是否为脱粘信号。

对处理后的信号分别进行时域参数提取,各参数均值

如表 5 所示。

表 5 两种信号参数均值

Table 5 Mean values of two signal parameters

状态	到达时间/ ms	能量/ ( $\text{V}\cdot\text{s}^{-1}$ )	幅值/ dB	RA/ ( $\text{s}\cdot\text{V}^{-1}$ )
1	1.481	0.0148	76.757	0.393
2	1.094	0.019	80.064	0.273

脱粘信号相较于好粘信号具有一些明显的特征。由于脱粘界面上的应力集中导致脱粘信号的到达时间更早。信号的幅值反映了信号的强度,应力集中往往也使幅值更高,脱粘界面在受到外部激励时,会产生更大的位移和应力变化,从而释放出更多的声能,脱粘信号在同样时间内的能量更多。RA 值是声发射信号的一个重要特征参数,它描述了信号从起始点到达峰值点所需的时间与峰值幅值的比值。由于脱粘界面上的应力迅速释放导致脱粘信号的 RA 值更小。综上所述,通过对声发射信号的分析,本文可以有效地区分好粘信号和脱粘信号。脱粘信号具有更早的到达时间、更大的幅值、更多的能量和更小的 RA 值等特征。这些特征为结构间粘接状态的判断提供了重要依据。

4 结 论

提出结合皮尔逊相关系数与包络熵的适应度函数,引入交叉算法改进 CSO 算法(CCSO),与 GWO、原始 CSO 及 RIME 算法对比,CCSO 跳出局部最优能力显著增强,同时计算时间缩短约 11 s,提升全局搜索效率和实用性。对比仅用包络熵的 CCSO-VMD 算法和其他算法,新函数使优化后模拟声发射信号的重构信号信噪比达到 25.814 1 dB, Hilbert 谱瞬时频率曲线更平滑,高频波动减少,频率范围更集中。本文对比了脱粘声发射信号与好粘声发射信号,时域上,脱粘信号更早到达、幅值高、总能量大,且 RA 小,即上升快幅值大。频域上,创新性地提出了一种新的频谱分析指标——综合频谱差异指标(CSDI)。CSDI 是通过对 3 个关键指标( $F_1$ 、 $A$ 、 $\alpha$ )进行归一化处理后的加权求和得到的综合指标。CSDI 值显示脱粘(0.557~0.878)与好粘(-0.4~0.286)间界限分明,验证了其识别脱粘的有效

性。综上,CSDI能有效区分两类信号,提升脱粘检测精度与效率。

## 参考文献

- [1] 张紫菱. 固体火箭发动机药柱粘弹性随机有限元分析及概率贮存寿命预估[D]. 成都:电子科技大学,2022.  
ZHANG Z L. Solid rocket motor pillars viscoelastic stochastic finite element analysis and probabilistic storage life prediction [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2022.
- [2] 赵奎,杨道学,曾鹏,等. 基于 EEMD-SCBSS 的岩石声发射信号去噪方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(5): 179-185.  
ZHAO K, YANG D X, ZENG P, et al. Denoising method of rock acoustic emission signal based on EEMD-SCBSS[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(5): 179-185.
- [3] 石大磊,高宏力,李克斯. 基于 CEEMD 与小波阈值的机械密封声发射信号自适应降噪方法[J]. 润滑与密封, 2019, 44(7): 131-137.  
SHI D L, GAO H L, LI K S. Adaptive noise reduction method for mechanical seal acoustic emission signal based on CEEMD and wavelet thresholding [J]. Lubrication and Seal, 2019, 44(7): 131-137.
- [4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [5] GAO ZH Y, WANG X F, LIN J, et al. Online evaluation of metal burn degrees based on acoustic emission and variational mode decomposition [J]. Measurement, 2017, 103: 302-310.
- [6] HAN W Q, ZHOU J Y, GU AI J, et al. Delamination initiation identification of mode II based on AE characterization of composite damage mechanism [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2024, 43(2), DOI:10.1007/s10921-024-01083-8.
- [7] 张帅,丁俊华,丁雪兴,等. 基于 IA-VMD 的浮环密封声发射信号降噪与特征提取[J]. 振动与冲击, 2024, 43(4): 222-229.  
ZHANG SH, DING J H, DING X X, et al. Noise reduction and feature extraction of acoustic emission signals from floating ring seals based on IA-VMD[J]. Vibration and Shock, 2024, 43(4): 222-229.
- [8] 王瀚平. 基于声发射信号的转子碰摩故障识别[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2023.  
WANG H P. Rotor rub-impact fault identification based on acoustic emission signal [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2023.
- [9] MENG X B, LIU Y, GAO X Z, et al. A new bioinspired algorithm: Chicken swarm optimization [C]. 5th International Conference on Swarm Intelligence. Springer International Publishing, 2014: 86-94.
- [10] MIRJALILI S, MIRJALILI M S, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [11] ZHU W, LI Z, HEIDARI A A, et al. An enhanced RIME optimizer with horizontal and vertical crossover for discriminating microseismic and blasting signals in deep mines[J]. Sensors, 2023, 23(21): 8787.
- [12] 崔乐晗,于洋. 基于 GWO-VMD 算法的齿轮故障自适应特征提取[J]. 装备环境工程, 2023, 20(2): 117-124.  
CUI L H, YU Y. Adaptive feature extraction for gear faults based on GWO-VMD algorithm[J]. Equipment Environmental Engineering, 2023, 20(2): 117-124.
- [13] 段宇,黄君,杨关友,等. 基于 RIME-VMD-SSA-LSTM 法研究非生态因素影响的来水预报模型[J]. 云南水力发电, 2024, 40(5): 44-50.  
DUAN Y, HUANG J, YANG G Y, et al. Incoming water forecasting model based on RIME-VMD-SSA-LSTM method to study the influence of non-ecological factors [J]. Yunnan Hydropower Generation, 2024, 40(5): 44-50.
- [14] 杜政奇,王敬华,张新慧. 基于参数优化 VMD 和能量相似度的配电网故障区段定位方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 95-101.  
DU ZH Q, WANG J H, ZHANG X H. Fault section location in distribution network based on parameter optimization VMD and energy similarity[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(8): 95-101.
- [15] 尹怀彦. 基于 VMD 的重载机车滚动轴承故障诊断研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2024.  
YIN H Y. Research on fault diagnosis of heavy haul locomotive rolling bearings based on variational mode decomposition [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2024.
- [16] 张天一. 基于自适应参数选择变分模态分解的机车轴承故障诊断研究[D]. 北京:北京交通大学,2022.  
ZHANG T Y. Research on fault diagnosis of locomotive bearing based on adaptive parameter selection variational mode decomposition [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [17] IBRAHIM A R, ELAZIZ A M, LU S F. Chaotic opposition-based grey-wolf optimization algorithm based on differential evolution and disruption operator for global optimization [J]. Expert Systems with Applications, 2018, 108: 1-27.
- [18] LI S Y, WANG SH M, WANG P F, et al. An improved grey wolf optimizer algorithm for the inversion of geoelectrical data[J]. Acta Geophysica, 2018, 66(4): 607-621.

## 作者简介

李玉珠,硕士研究生,主要研究方向为声发射检测技术。

E-mail: S202205026@st.nuc.edu.cn

金永(通信作者),博士,教授,主要研究方向为在线检测技术及装置等。

E-mail: jiny@nuc.edu.cn