



基于DBO-VMD滤波的煤岩爆破电磁信号时-频特征

王立涛 邱黎明 韦梦菡 宋大钊 苟仁涛 刘琳 钟时强 谢天逸

Research on time-frequency characteristics of electromagnetic signals from coal and rock blasting based on DBO-VMD filtering

WANG Litao, QIU Liming, WEI Menghan, SONG Dazhao, GOU Rentao, LIU Lin, ZHONG Shiqiang, XIE Tianyi

引用本文:

王立涛, 邱黎明, 韦梦菡, 宋大钊, 苟仁涛, 刘琳, 钟时强, 谢天逸. 基于DBO-VMD滤波的煤岩爆破电磁信号时-频特征[J]. *北大: 工程科学学报*, 2025, 47(3): 441–453. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2024.04.12.002

WANG Litao, QIU Liming, WEI Menghan, SONG Dazhao, GOU Rentao, LIU Lin, ZHONG Shiqiang, XIE Tianyi. Research on time-frequency characteristics of electromagnetic signals from coal and rock blasting based on DBO-VMD filtering[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(3): 441–453. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2024.04.12.002

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2024.04.12.002>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于全波形的煤样单轴压缩破坏声电时频特征

Time-frequency characteristics of acoustic-electric signals induced by coal fracture under uniaxial compression based on full-waveform

工程科学学报. 2019, 41(7): 874 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.005>

陡脉冲干扰下的心电信号滤波及QRS提取

ECG filtering and QRS extraction under steep pulse interference

工程科学学报. 2020, 42(5): 654 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.06.20.004>

基于WOA-VMD与PSO-SVM的锂离子电池内短路故障诊断方法

Research on internal short-circuit fault diagnosis methods for lithium-ion batteries based on WOA-VMD and PSO-SVM

工程科学学报. 2023, 45(12): 2162 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2022.10.04.004>

基于高阶同步压缩变换的行星齿轮箱声音信号共振频带特征提取

Acoustic signal analysis of the resonance frequency region for planetary gearbox fault diagnosis based on high-order synchrosqueezing transform

工程科学学报. 2020, 42(8): 1048 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.07.18.002>

掏槽孔超深深度对爆破效果的影响

Experiment study on overdepth coefficient of the cut hole in coal mine roadway excavation blasting

工程科学学报. 2023, 45(2): 182 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2021.11.30.006>

基于数码电子雷管的岩巷中深孔内分段爆破破岩机制及应用

Rock breaking mechanism and the application of medium-deep hole-in-hole segmented blasting in rock roadway using digital electronic detonators

工程科学学报. 2023, 45(11): 1820 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2022.09.20.008>

基于 DBO-VMD 滤波的煤岩爆破电磁信号时-频特征

王立涛¹⁾, 邱黎明^{1,2)✉}, 韦梦茜¹⁾, 宋大钊¹⁾, 苟仁涛¹⁾, 刘琳¹⁾, 钟时强¹⁾,
谢天逸¹⁾

1) 北京科技大学资源与安全工程学院, 北京 100083 2) 炼焦煤资源绿色开发全国重点实验室, 平顶山 467000
✉通信作者, E-mail: qiulm@ustb.edu.cn

摘 要 井工开采爆破作业的常规振动监测易受周围环境或监测系统影响, 使煤岩破裂信号提取困难, 本文提出一种基于电磁信号的爆破监测方法, 并研究了爆破电磁信号时频特征. 首先, 提出了基于蜣螂优化算法 (DBO) 寻优变分模态分解 (VMD) 参数的降噪模型, 得到了此类信号的最佳适应度函数为包络熵, 该函数可迅速锁定最优参数组合, 避免模态混叠现象, 且基于 DBO-VMD 的降噪模型性能优于基于经验模态分解 (EMD) 的降噪模型; 其次, 提出了基于经验法的中心频率准则降噪方法, 并证实了该方法降噪性能在信噪比表现上约是 EMD 的 2 倍; 最后, 发现煤岩破裂期的偏度大于 0、峭度介于 0.9 ~ 4.6, 脉冲指标介于 3.7 ~ 6.1, 频段在 20 kHz 以下, 主破裂事件发生时信号能量最大, 主频段在 5 kHz 以下, 并随着频率上升信号分量幅值迅速下降, 非破裂期的低能脉冲则集中于 0 ~ 3 kHz 频段. 本文的研究结果明确了爆破电磁辐射信号的时-频特征, 为井工开采过程中爆破的电磁辐射监测奠定了理论基础.

关键词 井下爆破; 电磁辐射; 蜣螂优化算法; 变分模态分解; 特征分析
分类号 TD-05

Research on time–frequency characteristics of electromagnetic signals from coal and rock blasting based on DBO-VMD filtering

WANG Litao¹⁾, QIU Liming^{1,2)✉}, WEI Menghan¹⁾, SONG Dazhao¹⁾, GOU Rentao¹⁾, LIU Lin¹⁾, ZHONG Shiqiang¹⁾, XIE Tianyi¹⁾

1) School of Resources and Safety Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China
2) State Key Laboratory of Coking Coal Exploitation and Comprehensive Utilization, Pingdingshan 467000, China
✉Corresponding author, E-mail: qiulm@ustb.edu.cn

ABSTRACT In shaft mining, conventional vibration monitoring of blasting operations is often affected by environmental factors and system limitations, complicating the extraction of coal–rock rupture signals. This paper explores the use of electromagnetic radiation signals for blasting monitoring, introducing a noise reduction method for these signals and examining the time–frequency characteristics of the pure signals. Initially, the paper suggests using the dung beetle optimizer (DBO) algorithm to dynamically adjust the parameters of variational mode decomposition (VMD) for the efficient acquisition of optimal decomposition parameters $[k, \alpha]$. By analyzing electromagnetic signal optimization under different fitness functions and evaluating three types of anomalies, namely repeated mutations, boundary stabilization, and unchanged states, we find that the performance of the DBO-VMD model in processing coal–rock electromagnetic signals ranks as follows: envelope entropy > ranking entropy > information entropy > sample entropy. A center-frequency criterion noise reduction model is proposed to eliminate high-, intermediate-, and low-intensity components in the signal. When comparing electromagnetic signals processed by the DBO-VMD and empirical mode decomposition (EMD), the DBO-VMD

收稿日期: 2024–04–12

基金项目: 国家自然科学基金资助国家重大科研仪器研制项目 (52327804); 国家自然科学基金资助面上项目 (52474204); 国家自然科学基金资助青年项目 (52304203)

effectively avoids modal aliasing and provides more reasonable center-frequency distributions. After applying a consistent noise reduction process, the DBO-VMD model shows superior performance over EMD. It provides enhanced smoothing and fidelity of pure signals and is more efficient at noise screening. The DBO-VMD achieves a signal-to-noise ratio about two times that of the EMD. Finally, we conducted a statistical analysis of the entropy, energy, bispectrum, and time-frequency domain characteristics of pure electromagnetic signals associated with coal-rock ruptures. During stable periods, information entropy, instantaneous energy, and marginal energy remain below specific thresholds, but they exhibit sudden changes during rupture events. Rupture periods begin when information entropy falls below 4.75, instantaneous energy exceeds 1000 J, or marginal energy surpasses 100 J, based on a 50-point time window. Conversely, the conclusion of the rupture period corresponds to opposite conditions, with marginal energy responding more sensitively to rupture states than instantaneous energy. During ruptures, skewness is positive, steepness ranges from 0.9 to 4.6, and pulse index varies from 3.7 to 6.1, all within a frequency band below 20 kHz. Main rupture events coincide with peak signal energy, mostly under 5 kHz. As frequency increases, signal amplitude decreases rapidly, with low-energy pulses during non-rupture periods concentrated in the 0–3 kHz range. This study sheds light on the time-frequency characteristics of electromagnetic radiation signals generated by blasting. These insights lay the groundwork for effectively monitoring such signals in underground mining operations.

KEY WORDS underground blasting; electromagnetic radiation; dung beetle optimization algorithm; variational mode decomposition; feature analysis

在矿井井工开采、隧道施工过程中,为提高生产效率常常使用毫秒雷管进行爆破作业,但同时会不可避免地产生飞石、振动等负面影响,对生产安全造成威胁^[1-2].因此,应重视对爆破作业过程的监测.目前常用的爆破监测方法主要基于振动^[3]、应变^[4]等参量,监测过程中接收到的信号纵横波混杂,干扰较大^[5],难以精确提取煤岩破裂信号.电磁辐射法被广泛应用于煤岩破裂监测^[6]、地震预警^[7]等研究领域,具有非接触、无损、实时监测的特点^[8].目前对于煤岩破裂电磁辐射信号的研究多是基于实验室的压缩、剪切等实验方式开展^[9-10],对井下煤岩爆破信号研究较少.此类信号具有噪音大、爆破瞬间强度大等特点^[11-12],对干扰信号进行有效处理是研究信号特征的前提.

以往学者通过经验模态分解(EMD)^[13]、小波变化^[14]、变分模态分解(VMD)^[15]等方法进行信号降噪,取得了一定的成果.但经验模态分解易造成模态混叠,不易得到最优分层;基于小波分析的基函数不易确定,会导致局部信号的适应性不足;变分模态分解方法适用于最低频率的强信号提取,可避免模态混叠现象,但分解时指定的分层数 k 及二次惩罚因子 α 等参数对分解效果影响很大.爆破造成的煤岩破裂是大尺度的,破裂形式不同于实验室细观尺度,激发的电磁信号特征也不同,且此类信号的降噪方法研究不足.因此,提出有效的煤岩爆破电磁信号处理方法及揭示信号特征对爆破扰动的监测具有重要意义^[16].

基于此,本文提出利用群体智能算法的蜣螂

优化算法(DBO)不断调整 VMD 模型参数使得目标函数值最小化^[17],实现高效获得最优分解参数 k 及 α ,并基于中心频率准则提出抗干扰信号降噪模型,研究其最佳适应度函数,并与 EMD 降噪模型的过程及效果进行对比分析,论证了 DBO-VMD 滤波模型的优越性,最后分析了降噪信号的熵、能量、双谱、时频域指标特征,为建立井下现场煤岩爆破电磁信号中破裂事件的特征数据库及信号识别等技术创新提供理论依据与数据基础.

1 DBO-VMD 降噪方法

1.1 DBO-VMD 优化方法

VMD 算法可将信号分解成 k 个 IMF(Intrinsic mode function)分量^[18],其参数 k 影响瞬时频率的估计,不恰当的取值将导致模态混叠现象,参数 α 为二次惩罚因子,影响 IMF 带宽,二者对 VMD 分解效果影响较大. DBO 算法^[19]通过模仿不同类型蜣螂行为实现指定区域中的最优值选择,具有多样性、高精度、收敛快、稳定性强等特点^[20].为解决 VMD 分解参数 k 及 α 难以确定的问题,引入 DBO 算法对 (k, α) 区域进行最佳位置寻优,具体流程如图 1 所示.

不同种类的熵^[21-23]可反映信号的不同特性,当信号中噪声较多时熵值较大,反之则较小.本文分别采用了包络熵、样本熵、信息熵和排列熵进行最佳适应度函数分析.

包络熵可反映信号的稀疏特性,计算方法如式(1)所示:

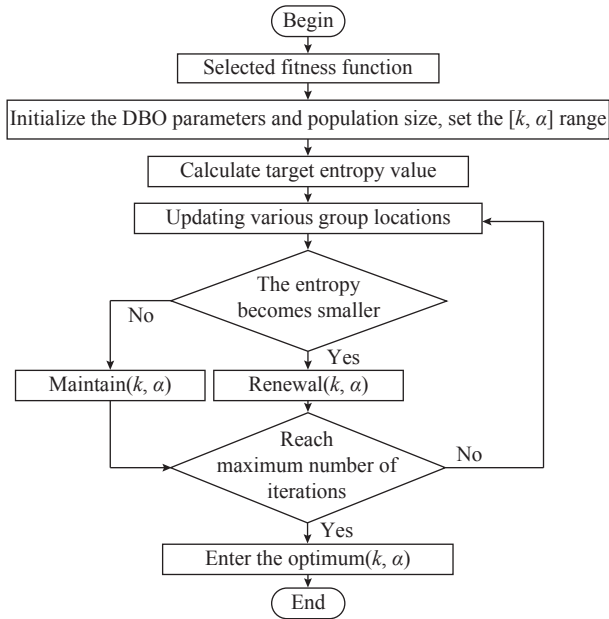


图1 DBO-VMD 优化流程

Fig.1 DBO-VMD optimization process

$$E = - \sum_{t=1}^N p_t \lg p_t \quad (1)$$

其中, E 为零均值信号的最小包络熵, N 为信号的采样个数, p_t 为信号经 Hilbert 变换后的包络幅值。

信息熵可反映整个信号的不确定程度, 计算方法如式(2)所示:

$$I = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i \quad (2)$$

其中, I 为信号的最小信息熵, p_i 为信号对应的概率分布。

排列熵可反映信号的复杂程度, 计算方法如式(3)所示:

$$\begin{cases} P = - \sum_{j=1}^L P_j \ln P_j \\ L \leq n! \end{cases} \quad (3)$$

其中, P 为信号的排列熵, n 为嵌入维数, L 为连续 n 维子空间的符号概率分布种数, P_j 为信号出现的概率。

样本熵可测量信号出现新模式的概率, 并反映其复杂性, 计算如式(4)所示:

$$\begin{cases} S(m, r, N) = -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \\ B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{b=1}^{N-m} B_b^m(r) \\ A^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{a=1}^{N-m} A_a^m(r) \end{cases} \quad (4)$$

其中, S 为信号的样本熵, m 为信号样本所组成向量的维数, r 为设定的信号样本距离, $B^m(r)$ 是两个序列在相似容限下匹配 m 个点的概率, $A^m(r)$ 是两个序列匹配 $m+1$ 个点的概率。

1.2 电磁信号降噪流程及特征指标

DBO-VMD 降噪模型中需要提前设定好种群规模、目标适应度函数及 (k, α) 的寻优范围, 然后将染噪原始信号输入获得最优 (k, α) 组合, 将得到的 IMF 按照中心频率准则筛选并重构得到降噪信号, 具体如图 2 所示, 发现煤岩爆破电磁信号的 IMF 数量一般为 10 个以下。

爆破期煤岩破裂信号具有低频高强度特征, 破裂期较长的信号 IMF 数量有所上升, 但 DBO-VMD 分解法获得的 IMF 频率范围与强度范围有较好的对应性, 可分为高频-低强度、中频-中强度、低频-高强度, 在 IMF 数量异常较多时, 中频率范围内噪音分量难以判别, 此时综合参考环境噪音主频带、中心频率、幅值及波形, 采用经验法去除高频低强度与中频低强度分量。最后, 基于时间窗理念研究降噪信号的熵与能量特征、双谱特征、时频域指标, 总结井下现场煤岩爆破电磁辐射信号的特征及指标。

2 DBO 优化 VMD 参数最佳适应度函数选择

2.1 信号采集方案

KBF-B01 电磁辐射信号采集系统主要包括采集仪、天线等。通过对山东某矿工作面轨道顺槽放炮现场进行信号收集, 并用于信号的通用特征分析, 监测点设在附近无断层、火成岩等地质区。基本顶为黑色泥岩, 硬度系数为 3~4, 直接顶板以细砂岩为主, 硬度系数为 7~8, 基本底为强度高的粉细砂岩, 硬度系数为 6~8, 直接底为泥岩, 硬度系数为 3~4, 所在煤层以亮煤为主, 埋深约为 -860 m, 单轴抗压强度 9.57 MPa, 倾角为 1.0°~16.7°, 平均为 7.8°, 厚度为 7.3 m, 普氏系数为 0.8~2.3, 平均为 1.6, 呈块状结构, 质地坚硬且均匀。天线单点布置, 采点距放炮位置水平距离为 30 m, 高差为 2 m, 天线距巷道煤壁 1 m, 采样频率为 250 kHz, 每次爆破装药量 2 kg, 如图 3 所示。

2.2 信号来源

按照上述方案进行信号采集时, 应规避天线附近的照明灯、通电线圈等干扰源影响。采集到的典型原始信号包含了煤岩体破裂的全过程, 如图 4 所示。

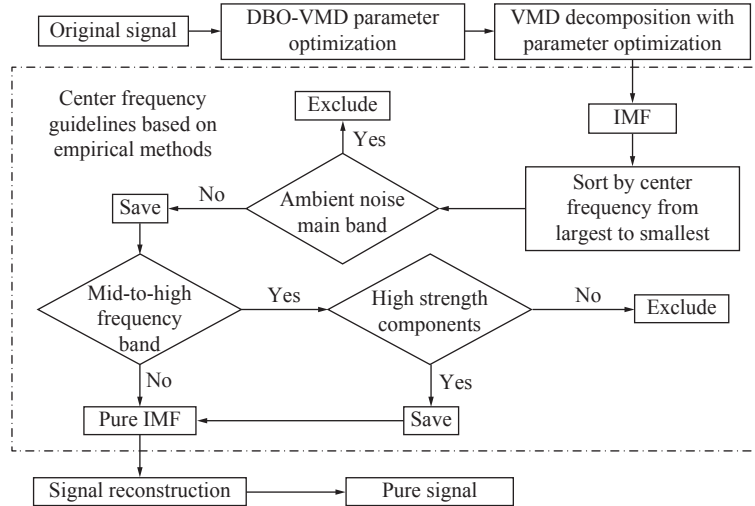


图 2 基于中心频率准则的 DBO-VMD 降噪步骤

Fig.2 DBO-VMD noise reduction based on the center frequency criterion

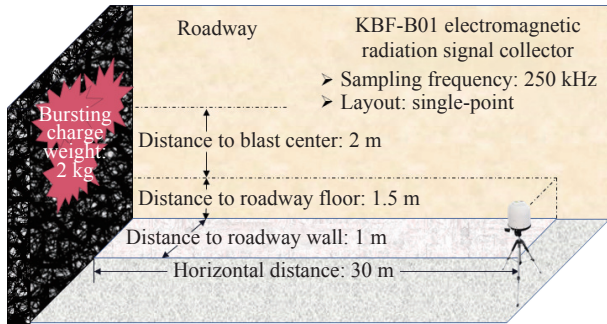


图 3 采集方案

Fig.3 Collection plan

由图 4 可知, 井下放炮时煤岩破裂事件发生期较短, 信号幅值衰减较快. 具体而言, 样本 1~3 的破裂期分别约为 0.6、2.5、0.5 ms, 其时间短、强度高, 非破裂期信号幅值则不超过 200 mV, 较为稳定. 其中, 样本 2 破裂期较长, 且脉冲逐次降低, 主要原因为爆破包含多个破裂事件, 导致激发的电磁辐射信号持续时间也较长.

2.3 不同目标函数性能分析

在 DBO 算法优化 VMD 时, 为保证算法效率及精度, 种群数应不低于 25 个. 为避免陷入早熟收敛, 采用迭代 20 次的策略解决局部最优解问

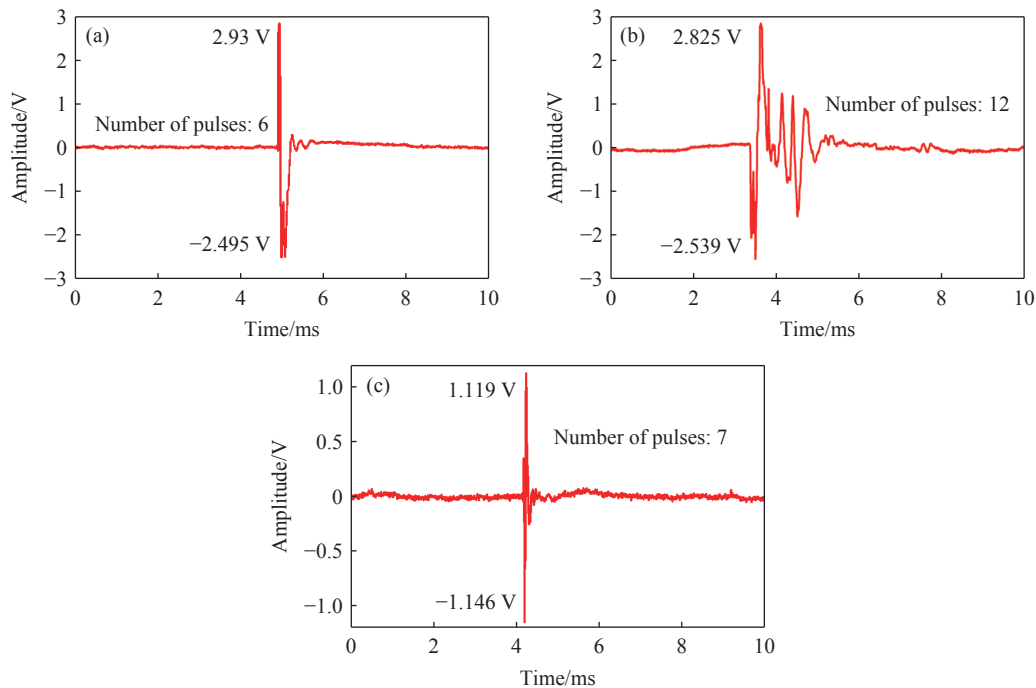


图 4 原始信号波形. (a) 信号 1; (b) 信号 2; (c) 信号 3

Fig.4 Original signal waveform: (a) signal 1; (b) signal 2; (c) signal 3

题,提升稳定性. VMD 算法作为被优化的对象,其种群个体自身属性 k 、 α 依据目标熵函数行动,设置 $k \in [3, 30]$ 、 $\alpha \in [100, 3000]$ 即可有效覆盖井下放炮电磁信号所分解的 IMF 范围. 此外,种群数、 k 、 α 的范围变化主要影响单次寻优时长,迭代数则影响整体时长,对单次迭代结果无影响. 因此,对于上述参数的改变,倘若将其范围设置的更大,结果则无较大差异;若将其范围设置的更小,则可能无法满足 DBO 算法或放炮电磁信号分解的需要.

在上述参数下分别使用 4 种熵函数作为适应度函数,寻优过程如图 5 ~ 图 7 所示. 由图 5 可知,寻优过程中熵值随迭代次数增加均逐步减小. 其中,包络熵为适应度函数时,收敛顺利、无异常波动,其余 3 种函数则分别出现被优化参数大幅度波动、无变化及达到寻优边界的异常情况,过程不顺利的主要原因是信号短时间内突变具有不确定性、随机性强、一致性差的特点. 此外,信号 2 和信号 3 的不同适应度函数寻优结果如图 6 ~ 图 7 所示.

由上可知,DBO 优化 VMD 时,采用不同适应度函数的寻优性能有所差异,但整体上可快速锁定参数最优值. 为探究不同适应度函数的寻优性能,对迭代过程的异常次数进行统计,其异常情况

分为参数 α 、 k 在迭代中反复突变、停留边界或保持不变,并在图 5 ~ 图 7 中标记,参数寻优结果如表 1 所示.

综上,DBO 优化 VMD 时,采用包络熵性能最优,故 (k, α) 参数采用其结果. 其中,原始信号 2 分解层数 k 为 21 较为异常,但其 α 相对较小,主要原因为该信号破裂期较长,波形相对复杂,脉冲数也较多,信号稀疏性更复杂,而 DBO 通过减小 IMF 带宽及增大分解层数实现了最小熵值的寻优,体现了其策略的多样性.

3 包络熵为适应度函数的 DBO-VMD 滤波性能

3.1 信号本征模函数

为检验该模型针对煤岩爆破电磁信号的降噪性能,分析中加入基于 EMD 的信号分解方法,并采用同样的降噪流程对 IMF 进行处理. 其中原始信号 2 的 VMD 分解参数较为异常,故截取 VMD-IMF 波形变化较大的 2.5 ~ 6 ms 时段,并采用傅里叶变换法计算 IMF 的中心频率,结果如图 8 所示,其中 A 与 f 分别为 IMF 的最大幅值与中心频率.

由图 8(a) ~ 图 8(c) 可知,原始信号 2 成分复

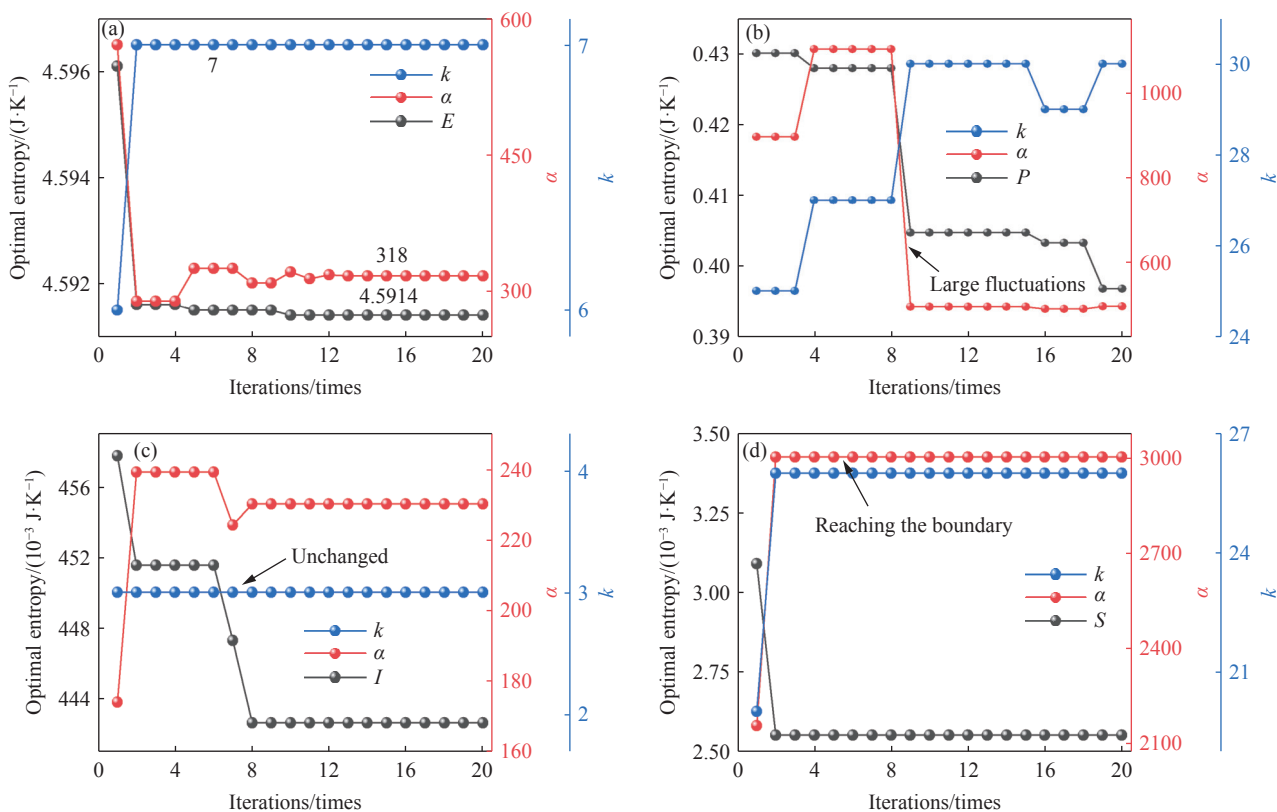


图 5 原始信号 1 寻优参数收敛图. (a) 包络熵; (b) 排列熵; (c) 信息熵; (d) 样本熵

Fig.5 Signal 1 $[k, \alpha]$ optimization convergence plots: (a) envelope entropy; (b) permutation entropy; (c) information entropy; (d) sample entropy

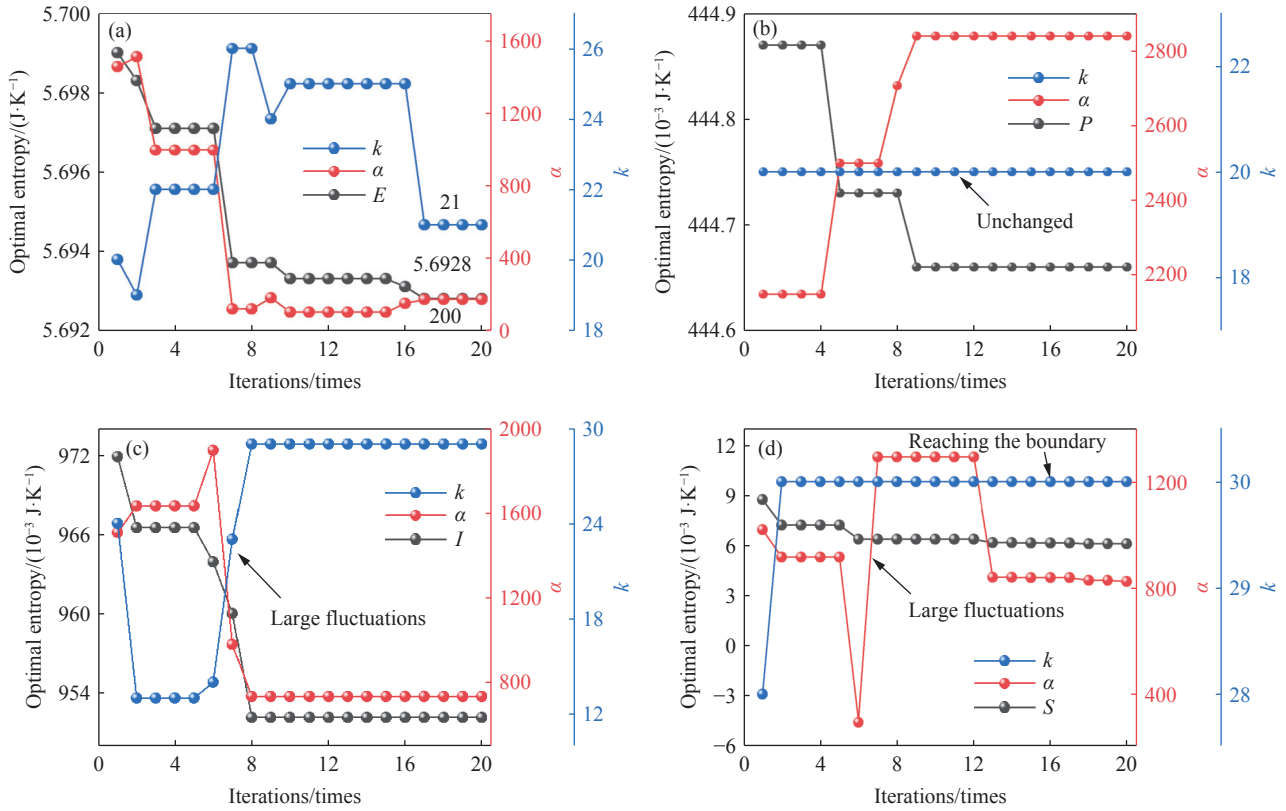


图 6 原始信号 2 寻优参数收敛图. (a) 包络熵; (b) 排列熵; (c) 信息熵; (d) 样本熵

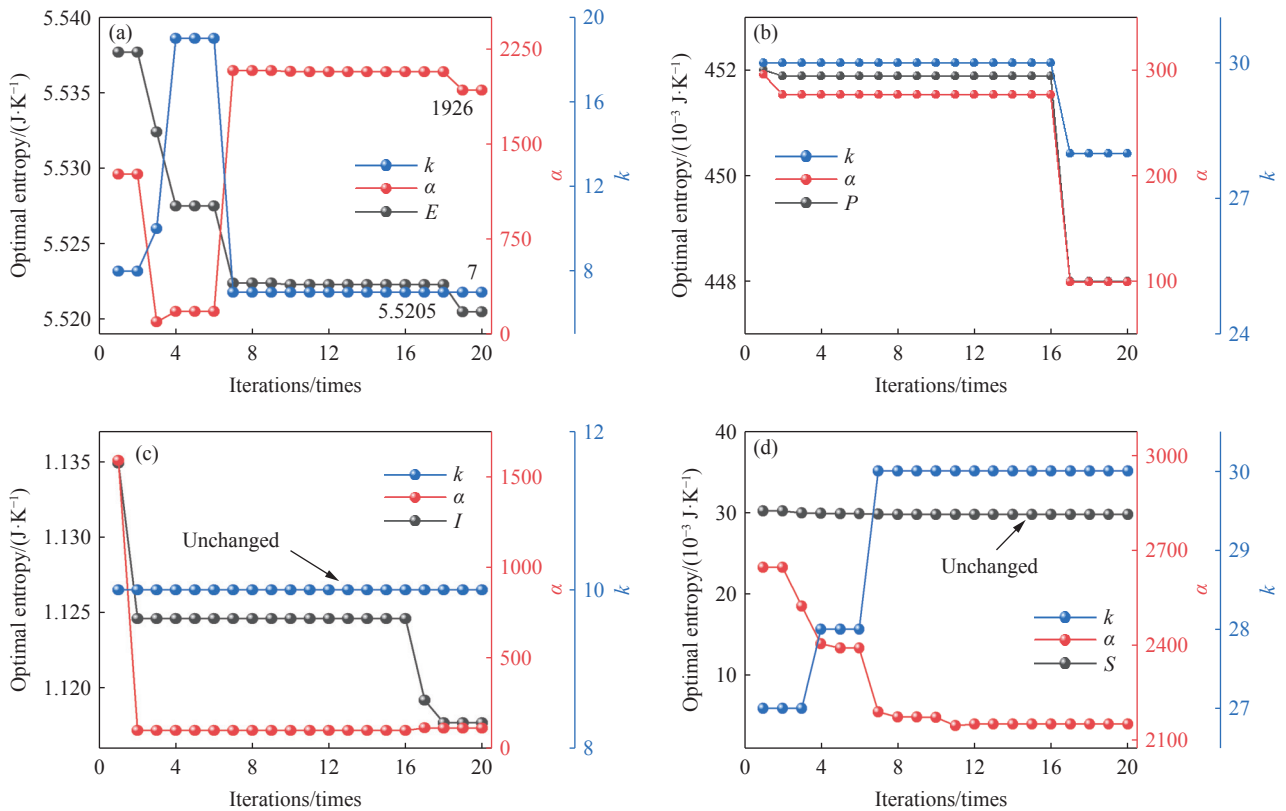
Fig.6 Signal 2 $[k, \alpha]$ optimization convergence plots: (a) envelope entropy; (b) permutation entropy; (c) information entropy; (d) sample entropy

图 7 原始信号 3 寻优参数收敛图. (a) 包络熵; (b) 排列熵; (c) 信息熵; (d) 样本熵

Fig.7 Signal 3 $[k, \alpha]$ optimization convergence plots: (a) envelope entropy; (b) permutation entropy; (c) information entropy; (d) sample entropy

表1 不同适应度函数下 DBO 优化 VMD 结果统计

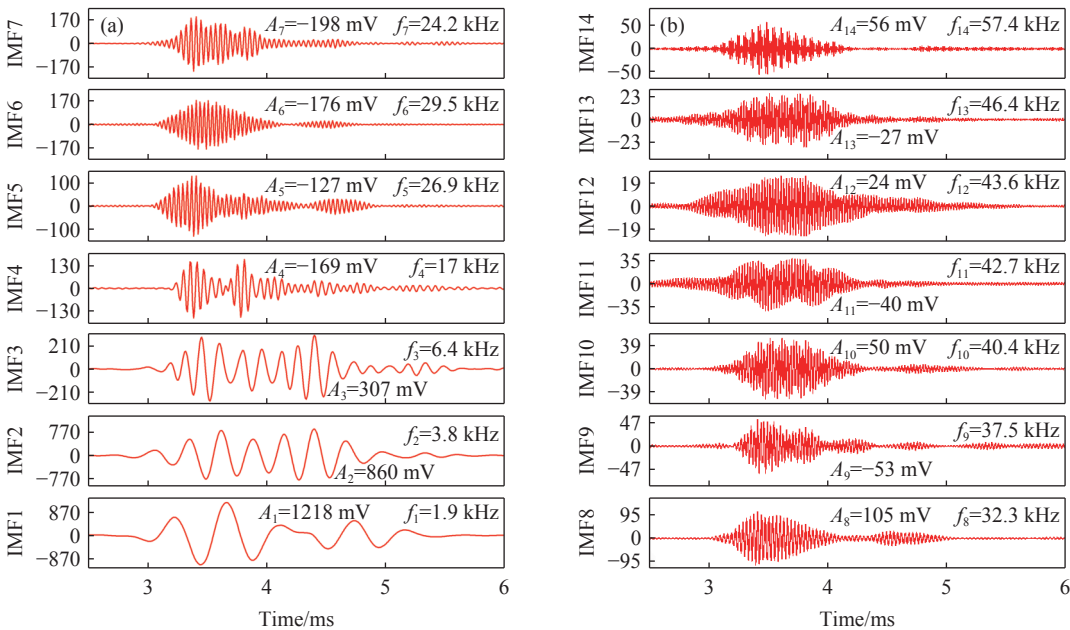
Table 1 Statistics of DBO-optimized VMD results across different fitness functions

Fitness function	Number of anomalies	Original signal	Minimum entropy value	α	k
Envelope entropy	0	1	4.5914	318	7
		2	5.6928	171	21
		3	5.5205	1926	7
Permutation entropy	2	1	0.3967	497	30
		2	0.4447	2839	20
		3	0.4480	1926	7
Information entropy	3	1	0.4426	231	3
		2	0.9521	733	30
		3	1.1177	113	11
Sample entropy	4	1	0.0026	3000	26
		2	0.0061	825	30
		3	0.0298	2150	30

杂、噪声多,包含了多次煤岩破裂事件.整体上,由于 α 较小导致基于 DBO-VMD 模态分解出 21 层分量,且幅值在 60 mV 以下及 100 ~ 200 mV 的 IMF 分量占多个,但其中心频率分布并不重叠,表明未发生模态混叠现象,而基于 EMD 分解的 IMF6 和 IMF9 中心频率一致,且幅值范围差异小,表明发生了模态混叠现象.具体而言, VMD-IMF 中心频率覆盖范围广,最大值为 63.5 kHz,在 37.5 ~ 63.5 kHz 及 17 ~ 32.3 kHz 数量高达 15 个,其幅值分别在 60 mV 以下及 100 ~ 200 mV 之间,属于高频-低强度、中频-中强度分量.由图 8(d)可知, EMD-IMF 中心频率最大值低于 VMD,为 29.6 kHz,中心频率低于 1 kHz 分量共计 5 个,且发生模态混叠现象.上述结果表

明 DBO-VMD 算法处理破裂期较长的复杂信号可准确筛选出噪声分量,信号分解效果优于 EMD,而破裂期较短的原始信号 1、3 的 IMF 波形及中心频率如图 9 所示,其结果符合上述分析.

综上,通过对多个煤岩爆破电磁信号样本的分形处理,发现其分形数量集中在 10 个以下, VMD-IMF 中心频率覆盖范围高于 EMD-IMF,但幅值覆盖范围反之.相较于 EMD 分解法, DBO-VMD 分解法可避免模态混叠现象, IMF 中心频率分布更加合理.这主要是因为 EMD 的自适应分解在处理突变信号时难以判定端点效应及停止条件,而 VMD 克服了此类问题,且 DBO 算法提供了合理高效的 (k, α) 取值方案,因此 DBO-VMD 分解法对破裂期



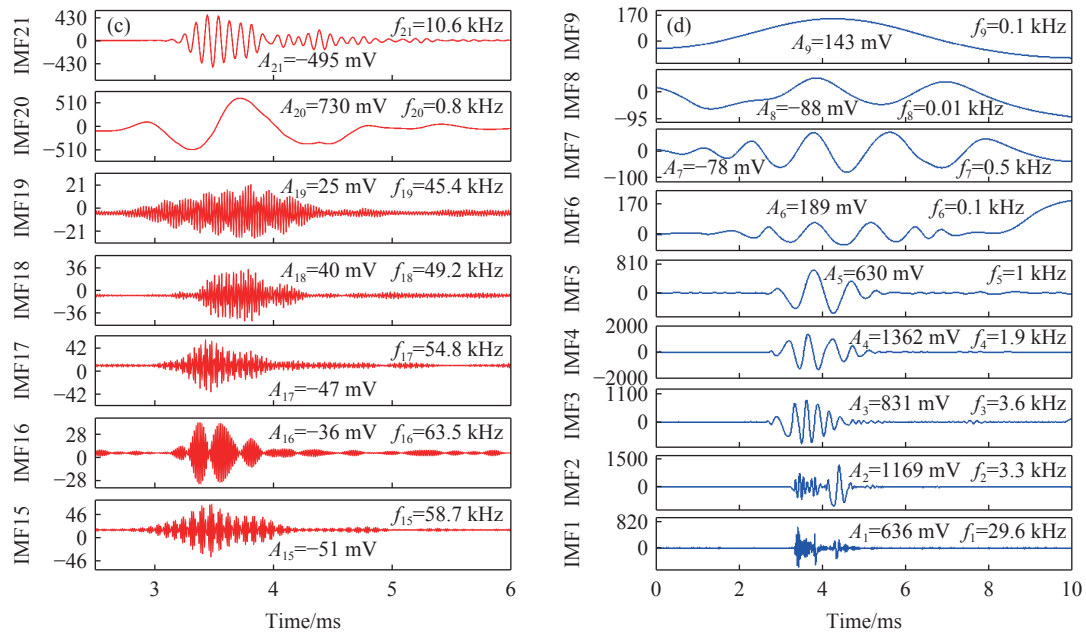


图 8 信号 2 IMF 波形. (a) DBO-VMD-IMF1-7; (b) DBO-VMD-IMF8-14; (c) DBO-VMD-IMF15-21; (d) EMD-IMF

Fig.8 Signal 2 IMF waveform: (a) DBO-VMD-IMF1-7; (b) DBO-VMD-IMF8-14; (c) DBO-VMD-IMF15-21; (d) EMD-IMF

煤岩发射的电磁信号的提取效果更好.

3.2 确定噪音分量

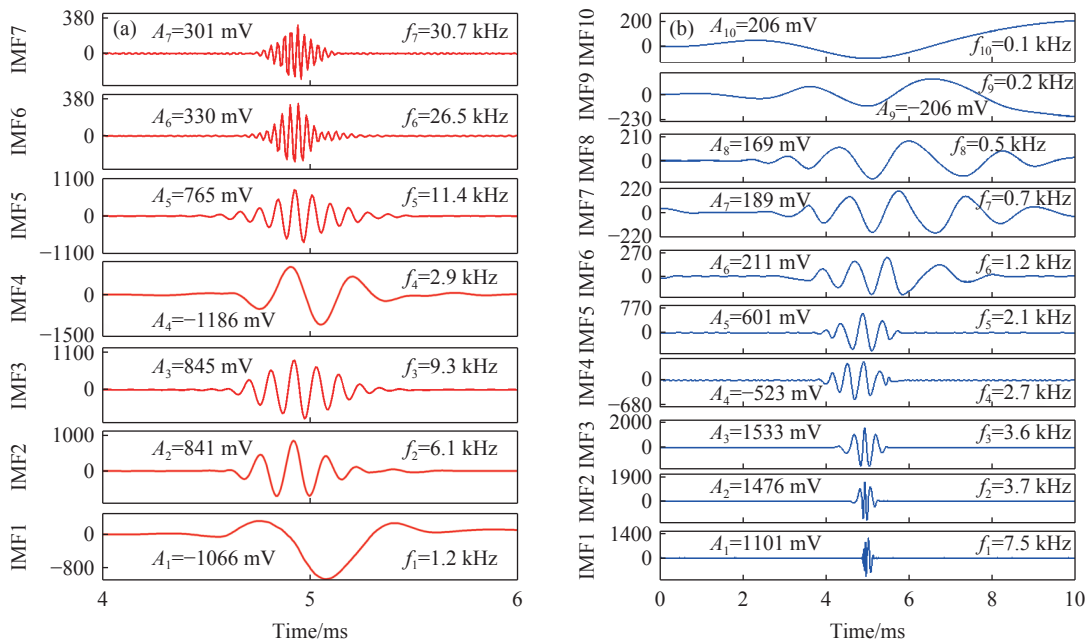
选取信号前 3 ms 非爆破期进行傅里叶变换频谱分析, 得出其频带范围为 0 ~ 65 kHz, 当最强能量的 0.5 倍为阈值时, 主频带依次为: 0 ~ 0.2 kHz、0 ~ 0.33 kHz 和 0 ~ 0.33 kHz, 结果均趋于 0 kHz, 表明环境电磁噪音均为低频信号. 此外, 因煤岩爆破电磁信号相关特性研究不足, 无法通过波形、频谱特征去除高频低强度分量, 所以基于环境噪音主频带、中心频率、幅值及波形用红色标识出高频

低强度与中频低强度分量, 如图 10 所示.

最后, 依据降噪流程对 IMF 进行分类, 纯净 IMF 为低频高强度, 噪音 IMF 为高频低强度, 得到结果如表 2 所示.

3.3 与 EMD 方法结果比较

将表 2 中纯净 IMF 相加融合, 得到经 2 种模型处理后的降噪信号, 降噪信号可代表模型的定量化结果. 信噪比 (SNR) 指信号功率与噪声功率的比, 是衡量降噪程度最直观的量, 信噪比越大说明信号包含的噪声越小, 降噪效果越好^[24]. 计算两个



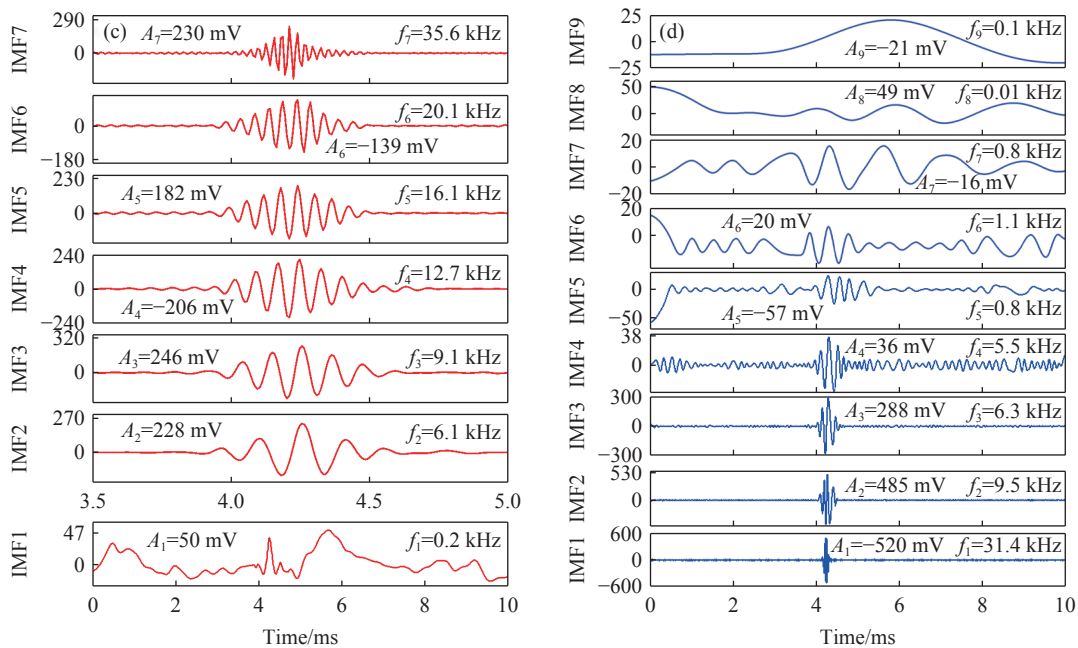


图9 2种方法分解所得 IMF 波形及中心频率。(a) 信号 1 DBO-VMD-IMF; (b) 信号 1 EMD-IMF; (c) 信号 3 DBO-VMD-IMF; (d) 信号 3 EMD-IMF
Fig.9 IMF waveform and center frequency obtained by decomposing two methods: (a) signal 1 DBO-VMD-IMF; (b) signal 1 EMD-IMF; (c) signal 3 DBO-VMD-IMF; (d) signal 3 EMD-IMF

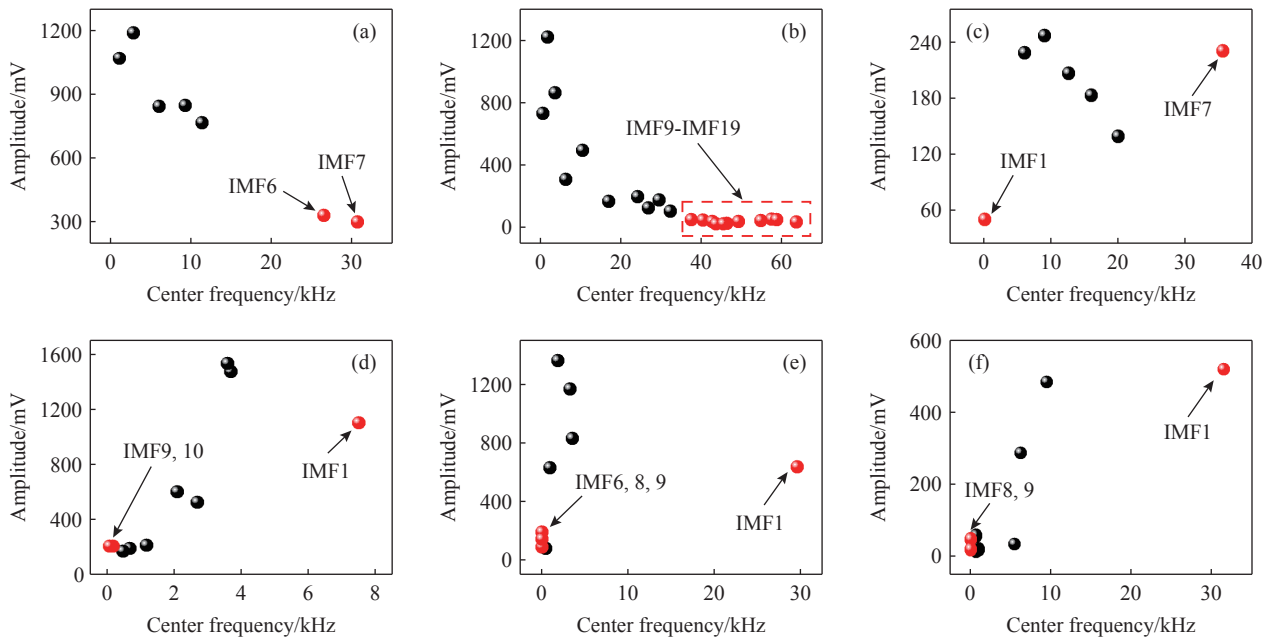


图10 IMF 分布情况及筛选结果。(a) 信号 1 DBO-VMD-IMF; (b) 信号 2 DBO-VMD-IMF; (c) 信号 3 DBO-VMD-IMF; (d) 信号 1 EMD-IMF; (e) 信号 2 EMD-IMF; (f) 信号 3 EMD-IMF
Fig.10 IMF distribution and selection results: (a) signal 1 DBO-VMD-IMF; (b) signal 2 DBO-VMD-IMF; (c) signal 3 DBO-VMD-IMF; (d) signal 1 EMD-IMF; (e) signal 2 EMD-IMF; (f) signal 3 EMD-IMF

模型提纯信号的信噪比,对滤波效果进行定量分析,计算结果如图 11 所示。

由图 11 可知,基于 DBO-VMD 法滤波处理后的 SNR 均高于传统 EMD 算法,二者信噪比平均值分别为 16.61 和 7.34。在信噪比表现上,前者的降噪性能约是后者的 2 倍,这主要是因为前者所得

纯净 IMF 质量更优,对噪音的筛选更加准确有效。

4 煤岩爆纯净电磁信号时-频特征

4.1 熵与能量特征

时间窗长度为 50 个采样点时,基于信息熵、瞬时能量和边际能量研究煤岩爆破电磁去噪信号

表 2 IMF 分类结果

Table 2 IMF classification results

Original signal	Based on DBO-VMD decomposition		Based on EMD decomposition	
	Pure IMF	Noise IMF	Pure IMF	Noise IMF
1	1-5	6, 7	2-8	1, 9, 10
2	1-8, 20, 21	9-19	2-5, 7	1, 6, 8, 9
3	2-6	1, 7	2-7	1, 8, 9

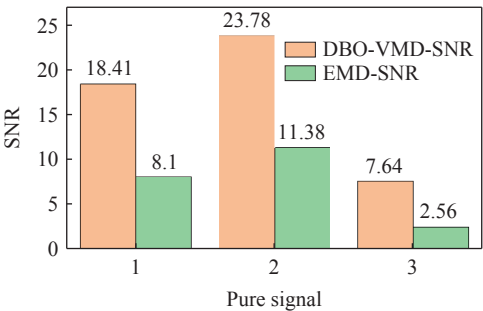


图 11 2 种降噪模型下的 SNR

Fig.11 SNR under two denoising models

特征随时间的变化规律, 上述特征时序变化如图 12 所示, 并标注破裂期.

由图 12 可知, 不同信号的特征随时间变化规律一致性较强, 破裂期内信息熵突减, 瞬时能量与边际能量突增, 非破裂期信息熵在 4.75 附近浮动, 幅度不超过 0.5, 瞬时能量保持在 1000 J 以下, 边际能量保持在 100 J 以下. 在相同时间窗长度下, 三者非破裂期稳定于某个阈值或某个阈值下, 并在破裂期分别突降、突增、突增, 这种趋势具有普遍性. 因此, 本研究中进入破裂期的时刻边界条件可设为信息熵低于 4.75、瞬时能量超过 1000 J 或边际能量超过 100 J, 破裂期结束时刻则与之相反. 此外, 由于边际能量在破裂期内变化趋势比瞬时能量更灵敏, 故使用边际能量反应破裂过程的状态要优于瞬时能量, 这主要是因为边际能量、瞬时能量分别反映了能量在频域、时域上的分布特征, 破裂期信号频域突变程度更大.

4.2 双谱特征

基于短时傅里叶变换(STFT)对降噪信号的双谱进行分析, 设置窗口长度为 64 个采样点, 如图 13 所示. 依据双谱图确定破裂期与非破裂期的频段, 分析脉冲幅值与频率分布, 并统计不同时期的主频段及能量占比, 如表 3 所示.

由图 13 可知, 基于 STFT 的信号主体频率在 20 kHz 以下, 破裂期主频段为 1 ~ 5 kHz. 具体而言, 破裂期 3 个信号覆盖频段分别为 0 ~ 14 kHz、0 ~ 12 kHz、0 ~ 16 kHz, 其中, 信号 1 最大峰值 840 mV

处于 2 kHz 频道, 并在 2 ~ 14 kHz 频段中逐步降低至 100 mV, 非破裂期低能脉冲幅值在 160 mV 以下, 主要分布在 2 ~ 4 kHz 频段; 信号 2 最大峰值 1090 mV 处于 1 kHz 频道, 并在 2 ~ 12 kHz 频段中逐步降低至 100 mV, 非破裂期中 400 ~ 800 mV 的脉冲主要分布在 0 ~ 6 kHz 频段, 180 mV 以下脉冲主要分布在 0 ~ 4 kHz 频段; 信号 3 最大峰值 84 mV 处于 6 kHz 频道, 并在 6 ~ 16 kHz 频段中逐步降低至 25 mV, 非破裂期低能脉冲幅值在 25 ~ 50 mV 之间, 主要分布在 0 ~ 4 kHz 频段.

由表 3 可知, 破裂期 0 ~ 20 kHz 频段范围能量占比均在 57% 以上, 主频段分布在 1 ~ 5 kHz, 其能量占比均在 22% 以上, 去噪信号 1 及去噪信号 2 在非破裂期 0 ~ 4 kHz 频段范围能量占比均在 90% 以上, 主频段不高于 0.25 kHz. 去噪信号 3 中破裂期的主频较低, 能量占比大, 非破裂期则反之, 结合图 13(c) 分析可知, 这主要是因为此信号的破裂期高能脉冲集中且维持时间短, 导致其能量集中于 1.42 kHz 频道, 而非破裂期则各个频段范围广, 幅值无明显变化, 能量分布均匀, 导致 0 ~ 4 kHz 频段只占总能量的 0.30%.

因此, 煤岩爆破电磁信号中破裂期频段在 20 kHz 以下, 主破裂事件发生时信号能量最大, 其主频段在 5 kHz 以下, 并随着频率上升信号分量幅值迅速下降, 非破裂期的低能脉冲则集中于 0 ~ 3 kHz 频段. 这主要是因为放炮瞬间煤岩体主破裂集中发生, 随后裂隙向内部蔓延, 其信号强度变弱并逐步恢复至非破裂期状态.

4.3 时频域关键指标

截取降噪信号中的破裂期, 通过研究该时段的偏度、峭度、脉冲指标确定该类信号的非对称性、冲击特性与冲击现象, 通过研究重心频率、均方根频率及平均频率定量分析信号中破裂事件的频率特性^[25], 计算结果如图 14 所示.

由图 14(a) 可知, 破裂期信号偏度均大于 0, 表明破裂前期能量占比大, 分布偏右. 峭度指标介于 0.9 ~ 4.6, 脉冲指标介于 3.7 ~ 6.1, 破裂期越短、强

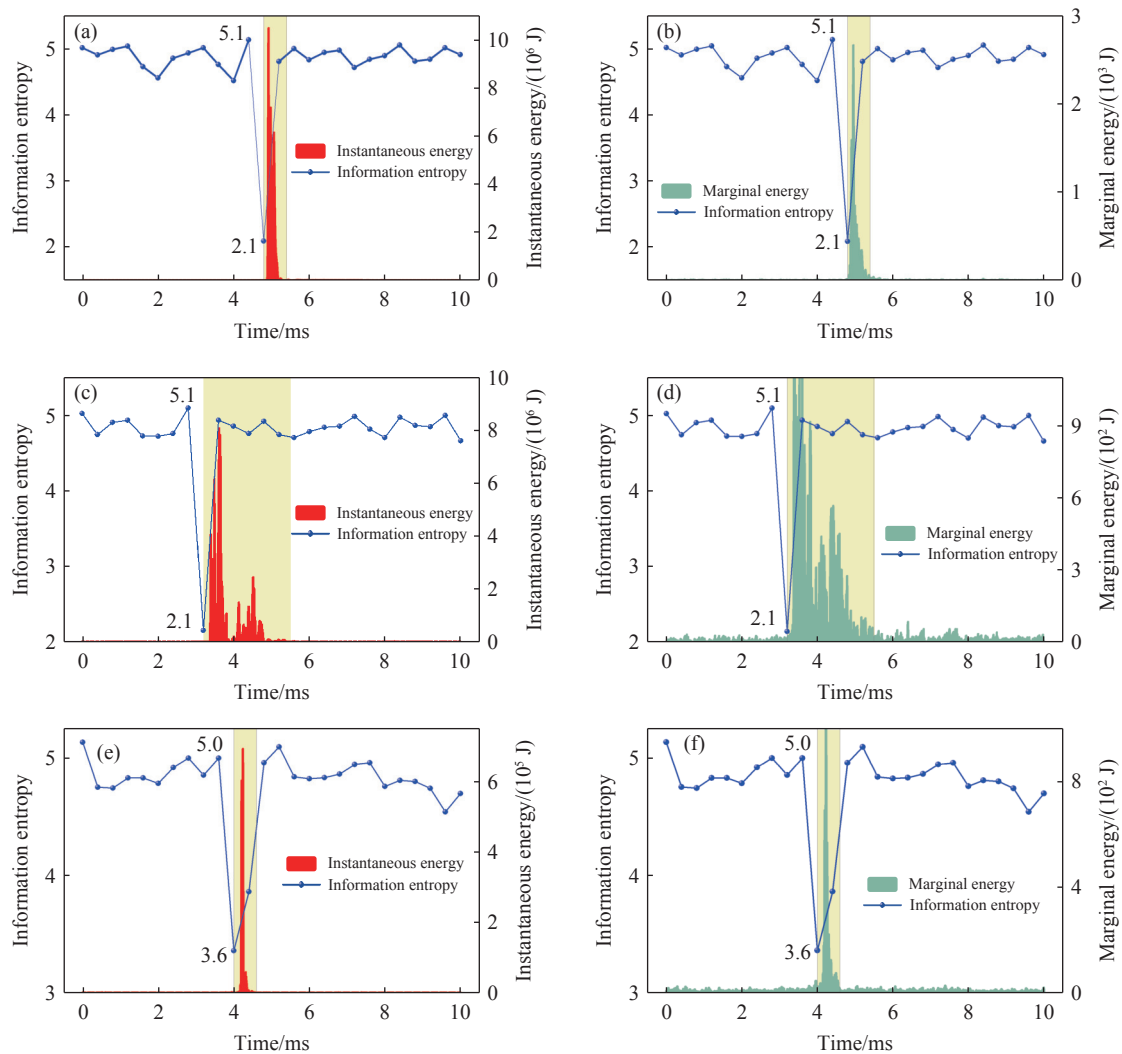


图 12 降噪信号信息熵、瞬时能量与边际能量变化规律。(a) 降噪信号 1 信息熵与瞬时能量; (b) 降噪信号 1 信息熵与边际能量; (c) 降噪信号 2 信息熵与瞬时能量; (d) 降噪信号 2 信息熵与边际能量; (e) 降噪信号 3 信息熵与瞬时能量; (f) 降噪信号 3 信息熵与边际能量

Fig.12 Trends in information entropy, instantaneous energy, and marginal energy of pure signals: (a) information entropy and instantaneous energy of pure signal 1; (b) information entropy and marginal energy of denoised signal 1; (c) information entropy and instantaneous energy of pure signal 2; (d) information entropy and marginal energy of denoised signal 2; (e) information entropy and instantaneous energy of pure signal 3; (f) information entropy and marginal energy of denoised signal 3

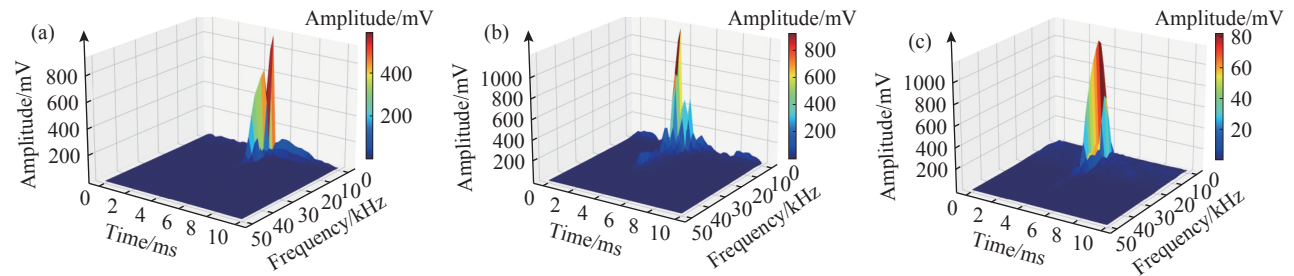


图 13 基于 STFT 的双谱分析。(a) 降噪信号 1; (b) 降噪信号 2; (c) 降噪信号 3

Fig.13 Bispectral analysis based on STFT: (a) noise reduction signal 1; (b) noise reduction signal 2; (c) noise reduction signal 3

度越大其信号冲击性越强。由图 14(b)可知,煤岩爆破电磁信号中破裂事件引起的电磁信号重心频率集中于 10 kHz 以下,与双谱分析中结果一致。均方根频率集中于 3 ~ 12.5 kHz 之间,频率方差分布

于 4 ~ 85.6 kHz 之间。降噪信号 3、1、2 中破裂事件时长分别约为 0.5、0.6、2.5 ms,其频率指标整体上受破裂期时长影响小。因此,信号中破裂期的识别可依据偏度与波形指标进行判断,峭度指标可直

表3 去噪信号不同时期的频段及能量占比

Table 3 Frequency bands and energy distribution of the noise-removed signal at different times

Denoised signal	Fracture stage		Nonrupture stage	
	Energy ratio of 0–20 kHz	Main frequency band and energy proportion	Energy ratio of 0–4 kHz	Main frequency band and energy proportion
1	92.17%	4.76 kHz, 22.63%	97.38%	0 Hz, 64.49%
2	96.16%	3.82 kHz, 22.81%	90.52%	0.25 kHz, 44.78%
3	57.14%	1.42 kHz, 28.63%	0.30%	2.65 kHz, 3.55%

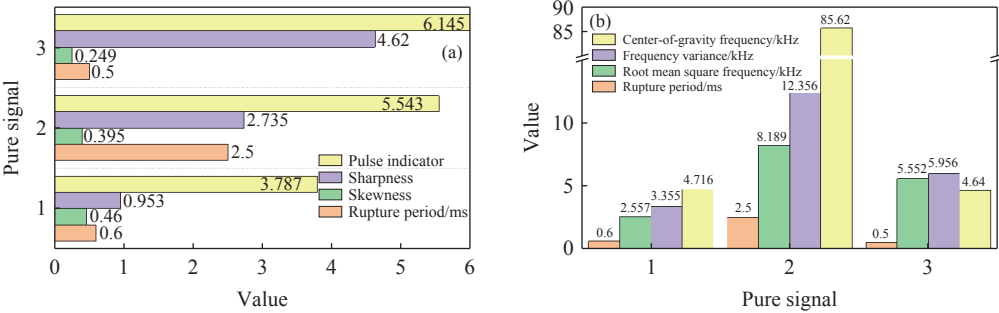


图14 时频域特征参数。(a) 时域; (b) 频域

Fig.14 Time–frequency domain characteristic parameters: (a) time; (b) frequency

接反映出破裂期内破裂事件的强度, 值越大表明煤岩破裂事件越强烈. 此外, 煤岩爆破电磁信号为甚低频, 由于其频率变化明显, 功率谱能量较为分散, 故采用频率方差指标可更好地反映信号中破裂事件的集中程度.

5 结论

本文提出了基于 DBO 智能算法与 VMD 信号分解技术相结合的煤岩爆破电磁信号滤波降噪方法, 确定 DBO-VMD 的最佳适应度函数, 研究了煤岩爆破纯净电磁信号的熵、能量、双谱等时–频指标参数特征, 主要研究结论如下:

(1) 矿井爆破电磁辐射信号的噪音大、破裂期短, 采用 DBO 优化 VMD 参数 k 、 α 可以获得煤岩破裂纯净电磁信号, DBO-VMD 模型的适应度函数的性能优劣依次为: 包络熵 > 排列熵 > 信息熵 > 样本熵.

(2) 相较于 EMD-IMF, DBO-VMD-IMF 中心频率覆盖范围广、无模态混叠现象, 以中心频率为基准, 筛选掉高频低能量的 IMF 可有效地对煤岩爆破电磁信号降噪, 基于 DBO-VMD 的降噪模型性能优于基于 EMD 的降噪模型, 前者降噪之后信号的信噪比约是后者的 2 倍.

(3) 在相同时间窗长度下, 信息熵、瞬时能量和边际能量在非破裂期相对稳定于某个阈值或某个阈值下; 在破裂期, 三者分别呈现突降、突增和

突增的趋势, 这种趋势具有普遍性. 煤岩爆破电磁信号进入破裂期的时刻边界应至少满足以下三种特征之一: 时间窗长度为 50 个采样点时的信息熵低于 4.75、瞬时能量超过 1000 J 或边际能量超过 100 J. 破裂期结束时刻则与之相反, 其中边际能量反应破裂过程的状态比瞬时能量更灵敏.

(4) 煤岩爆破电磁信号破裂期频段在 20 kHz 以下, 主破裂事件发生时信号能量最大, 其主频段在 5 kHz 以下, 并随着频率上升信号分量幅值迅速下降, 非破裂期的低能脉冲则集中于 0 ~ 3 kHz 频段. 破裂期中时频指标为偏度大于 0、峭度指标介于 0.9 ~ 4.6, 脉冲指标介于 3.7 ~ 6.1.

参 考 文 献

[1] Kumar S, Choudhary B S, Mishra A K. Modelling the effects of ground vibrations on the surface due to blasting in underground coal mines. *Nat Hazards*, 2022, 110(1): 315

[2] Zhang J K, Jiang N, Zhou C B, et al. Vibrating table test of human comfort under blasting vibration and its evaluation system construction. *Chin J Eng*, 2023, 45(2): 326
(张继奎, 蒋楠, 周传波, 等. 爆破振动影响下人体舒适度振动台试验及其评价体系构建. *工程科学学报*, 2023, 45(2): 326)

[3] Chen F, He G S, Dong S, et al. Space-time effect prediction of blasting vibration based on intelligent automatic blasting vibration monitoring system. *Appl Sci*, 2021, 12(1): 12

[4] Zhao Z P, Yan R B, Cong J Y. Advanced deep hole pre-splitting blasting of hard roof type and effect evaluation analysis. *Coal Sci*

- Technol*, 2023, 51(3): 68
(赵志鹏, 闫瑞兵, 丛俊余. 坚硬顶板超前深孔预裂爆破类型及效果评价分析. 煤炭科学技术, 2023, 51(3): 68)
- [5] Wang G H, Wang Y B, Xie P, et al. Rock breaking mechanism and the application of medium-deep hole-in-hole segmented blasting in rock roadway using digital electronic detonators. *Chin J Eng*, 2023, 45(11): 1820
(王国豪, 王雁冰, 谢平, 等. 基于数码电子雷管的岩巷中深孔-孔内分段爆破破岩机制及应用. 工程科学学报, 2023, 45(11): 1820)
- [6] Qiu L M, Zhu Y, Song D Z, et al. Study on the nonlinear characteristics of EMR and AE during coal splitting tests. *Minerals*, 2022, 12(2): 108
- [7] Cai J T, Chen X B, Fang L H, et al. Study on the seismotectonic environment in Bengbu city using the dense magnetotelluric array. *Chin J Geo*, 2023, 66(2): 638
(蔡军涛, 陈小斌, 方良好, 等. 利用大地电磁密集阵列研究蚌埠地震构造环境. 地球物理学报, 2023, 66(2): 638)
- [8] Qiu L M, Li Z H, Wang E Y, et al. Research on remote intelligent monitoring and early warning system for coal and gas outburst. *Ind Mine Autom*, 2018, 44(1): 17
(邱黎明, 李忠辉, 王恩元, 等. 煤与瓦斯突出远程智能监测预警系统研究. 工矿自动化, 2018, 44(1): 17)
- [9] Wei M H, He X Q, Song D Z, et al. Vector characteristics and laws of electromagnetic radiation generated from coal rock fracture. *J China Univ Min Technol*, 2023, 52(6): 1096
(韦梦茜, 何学秋, 宋大钊, 等. 煤岩破裂电磁辐射矢量特征规律. 中国矿业大学学报, 2023, 52(6): 1096)
- [10] Qiu L M, Song D Z, He X Q, et al. Multifractal of electromagnetic waveform and spectrum about coal rock samples subjected to uniaxial compression. *Fractals*, 2020, 28(4): 2050061
- [11] Xin Z H, Zhang X D, Liu T, et al. Research on electromagnetic interference characteristics and electromagnetic compatibility standard of intelligent equipment. *Coal Sci Technol*, 2020, 48(7): 255
(辛中华, 张晓冬, 刘涛, 等. 井下电磁干扰特性及智能设备电磁兼容标准研究. 煤炭科学技术, 2020, 48(7): 255)
- [12] Li B L, Wang E Y, Li Z H, et al. Automatic recognition of effective and interference signals based on machine learning: A case study of acoustic emission and electromagnetic radiation. *Int J Rock Mech Min Sci*, 2023, 170: 105505
- [13] Yang W, Li X C, Xu R, et al. Experimental investigation on time-frequency evolution characteristics of electromagnetic radiation below ULF reflecting the damage performance of coal or rock materials. *Struct Contr Health Monit*, 2022, 29(2): e2874
- [14] Li B L, Li Z H, Wang E Y, et al. Discrimination of different AE and EMR signals during excavation of coal roadway based on wavelet transform. *Minerals*, 2022, 12(1): 63
- [15] Ren L, Zhen L X, Zhao Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearing under strong background noise based on SSA-VMD-MCKD. *J Vib Shock*, 2023, 42(3): 217
(任良, 甄龙信, 赵云, 等. 基于 SSA-VMD-MCKD 的强背景噪声环境下滚动轴承故障诊断. 振动与冲击, 2023, 42(3): 217)
- [16] Di Y Y, Wang E Y, Li Z H, et al. Comprehensive early warning method of microseismic, acoustic emission, and electromagnetic radiation signals of rock burst based on deep learning. *Int J Rock Mech Min Sci*, 2023, 170: 105519
- [17] Wu C L, Fu J C, Huang X R, et al. Lithium-ion battery health state prediction based on VMD and DBO-SVR. *Energies*, 2023, 16(10): 3993
- [18] He C B, Che Q X, Xu Z H, et al. Signal denoising method based on parametric self-optimizing VMD. *J Vib Shock*, 2023, 42(19): 283
(何成兵, 车其祥, 徐振华, 等. 基于参数自寻优变分模态分解的信号降噪方法. 振动与冲击, 2023, 42(19): 283)
- [19] Xue J K, Shen B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization. *J Supercomput*, 2023, 79(7): 7305
- [20] Shen Q W, Zhang D M, Xie M S, et al. Multi-strategy enhanced dung beetle optimizer and its application in three-dimensional UAV path planning. *Symmetry*, 2023, 15(7): 1432
- [21] Yang R Z, Xie X R, Teng Y L, et al. Entropy-based federated incremental learning and optimization in industrial Internet of Things. *J Electron Inf Technol*, 2024, 46(8): 3146
(杨睿哲, 谢欣儒, 滕颖蕾, 等. 工业物联网中基于信息熵的联邦增量学习算法与优化. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3146)
- [22] Qin Q D, Huang Z R, Zhou Z H, et al. A two-layer decomposition model based on envelope entropy for influenza forecasting. *Syst Eng Theory Pract*, 2023, 43(12): 3505
(秦全德, 黄兆荣, 周至昊, 等. 基于包络熵的双层分解流感预测模型研究. 系统工程理论与实践, 2023, 43(12): 3505)
- [23] Bian J, Jing L X, Liu Y Q. Application of entropy theory in bearing fault diagnosis. *J Dalian Polytech University*, 2024, 43(4): 300
(边军, 景来兴, 刘艳秋. 熵理论在轴承故障诊断中的应用. 大连工业大学学报, 2024, 43(4): 300)
- [24] Zhou C J, Zhang Y F. Evaluating onset times of acoustic emission signals using histogram distances. *Mech Syst Signal Process*, 2012, 28: 63
- [25] Zhao N Y, Zhang J J, Ma W S, et al. Variational time-domain decomposition of reciprocating machine multi-impact vibration signals. *Mech Syst Signal Process*, 2022, 172: 108977