

基于数据驱动多尺度表征爆破信号特征提取研究

黄嘉瑞¹,付晓强^{1*},闫大洋²,苏洪³,霍艺强¹

(1.三明学院 建筑工程学院,福建 三明 365004;

2.鞍钢矿业爆破有限公司,辽宁 鞍山 114051;

3.安徽理工大学 化工与爆破学院,安徽 淮南 232001)

摘要:为消除爆破振动信号中噪声对信号特征提取的影响,利用变分模式分解(Variational mode decomposition, VMD)算法和Cramér von misse(CVM)统计量,提出了一种基于数据驱动的爆破信号去噪方法,该方法使用统计距离的CVM度量来选择主要噪声模态,对其余模态局部使用CVM统计量来评估模态与估计噪声分布的关系,更接近噪声分布的模态被舍弃,从而获得更为真实的信号波动特性并进一步对消噪信号的时频分布、瞬时能量及边际能量分布进行了精细化特征提取。结果表明:CVM-VMD方法具有优越的数学和理论框架,使其对噪声和模态混叠具有很强的鲁棒性,使其在爆破信号去噪方面具有独特的优势。爆破信号时频谱表现出能量分布不均匀性、低频成分主导性和高频成分衰减性的显著特征。瞬时能量谱能够直观地展示信号能量在时域的实际变化情况,边际能量谱能够更准确地反映信号能量随频率的实际波动变化,为研究爆破机理和建筑物的受振影响评估提供了重要数据支持。

关键词:爆破信号;信号去噪;CVM-VMD;时频分析;能量分布

中图分类号:TD235.1 **文献标识码:**A **文章编号:**1671-055X(2026)03-0012-13

爆破信号为典型瞬态振动波,具有非平稳性、宽频带及多源干扰等特性,其特性随时间呈非线性变化^[1-2]。由于爆破采集系统限制及周围环境的影响,爆破信号中普遍含有噪声,从而掩盖爆破主频、峰值速度等关键参数,直接影响爆破效果评估的准确性。此外,低信噪

收稿日期:2025-09-29

基金项目:国家级大学生创新训练项目“新型化能瞬态气胀致裂破岩振动效应与控制技术研究”(202511311015);福建省自然科学基金联合资助项目计划“新型破岩气体发生器振动效应与灾害评估研究”(2024J01905);鞍钢矿业爆破有限公司企业委托项目“基于可视化的台阶微差控制爆破技术研究”(HX20250204)。

作者简介:黄嘉瑞,男,福建三明人,硕士研究生,主要从事土木工程研究;付晓强,男,山西运城人,工学博士,博士后,教授,主要从事工程爆破与岩石动力学研究;闫大洋,男,安徽濉溪人,主要从事工程爆破与技术管理研究;苏洪,男,安徽淮南人,工学博士,博士后,副教授,主要从事工程爆破与岩石动力学研究;霍艺强,男,河南周口人,主要从事土木工程研究。

***通信作者:**付晓强

比会降低后续特征提取的可靠性,制约爆破机理研究深度。通过有效去噪技术提升信号质量,保障爆破工程安全,推动爆破技术科学发展的关键环节。

目前,最常用爆破信号去噪方法包括小波方法、经验模态分解及其改进算法等方法^[3-4],其中,小波方法去噪过程对于小波基函数的过度依赖,使得去噪效果不理想。近年来,经验模态分解及其改进算法因其良好的自适应性而受到广泛关注。周红敏等^[5]采用基于改进的总体平均经验模态分解 MEEMD-LMS 联合去噪方法对马鞍山隧道爆破信号进行了消噪分析;闫鹏等^[6]建立了 CEEMDAN-K-means 算法的露天矿山爆破振动信号去噪模型,验证了该方法良好的去噪效果和细节保真能力;付晓强等^[7]提出了 CEEMD-BEADS-HMMD 联合去噪方法,对冻结立井爆破信号进行了去噪分析;Bai 等^[8]构建了基于 CEEMDAN-ICA 的隧道爆破信号去噪方法;Dragomiretskiy 等^[9]提出的变分模分解 (Variationl mode decomposition, VMD) 是基于变分的优化问题,以获得固定数量的 Band limited IMFs (BLIMFs) 的集合。与经典的经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 相比, VMD 具有优越的数学和理论框架,对噪声和模态混叠具有鲁棒性。目前,以 VMD 为基础的组合算法在爆破信号研究亦取得了良好的效果。Liu 等^[10]提出了基于鲸鱼优化变分模态分解 (WOA-VMD) 算法的爆破振动信号降噪新方法,通过对高速公路隧道爆破信号的分析,验证了 WOA-VMD 去噪方法的自适应性和有效性;莫宏毅等^[11]采用麻雀搜索算法优化 VMD 对爆破信号中的干扰成分进行了处理,有效消除爆破信号中的噪声等干扰成分,获得了更为真实的信号特征。

其实,实测到的爆破振动信号噪声来源复杂多样,具有高频特性,测振仪器内置的抗干扰功能模块更多地集中在对低频趋势项的抑制,信号噪声的消除更多地依赖于先进算法。针对现有去噪算法准确性、泛化性和稳健性不足的问题,在 VMD 分解的基础上,提出了基于数据驱动的多尺度 CVM-VMD 爆破信号去噪模型。选取典型 3 类岩土工程爆破振动信号进行了消噪分析与精细化特征提取,对不同信噪比输入下的爆破信号去噪效果进行了多种方法的对比分析,验证了 CVM-VMD 组合消噪方法的有效性,为批量爆破信号的自适应预处理过程提供了思路。

1 CVM-VMD 算法

1.1 CVM 统计

Cramér von mises (CVM) 统计量属于一类统计距离,可以用来估计数据集或观测值与给定分布函数的接近程度。CVM 统计量通过经验分布函数 (Empirical distribution function, EDF) 估计给定观测值的分布。EDF 为稳健型分布模型,即使对于小规模数据亦很容易计算。更重要的是,EDF 是累积分布函数 (Cumulative distribution function, CDF) 的离散近似,这意味着分布测试是通过测试数据 EDF 与参考分布 CDF 的接近程度来实现的,用来估计参考 CDF 对数据 EDF 的拟合度量。

结合给定与参考分布相对应的累积分布函数 $E_0(z)$ 和给定观测值的经验累积分布函数 $E(z)$, CVM 统计量见式(1):

$$\delta = \int_{-\infty}^{\infty} \{ [E_0(z) - E(z)]^2 d[E_0(z)] \} \quad (1)$$

式中: z 表示对分布函数的支持度, $E_0(z)$ 为给定与参考分布相对应的累积分布函数 CDF, $E(z)$ 为给定观测值的经验累积分布函数 EDF。特别注意的是, 式(1)涉及一个不确定的集合且不可计算。其改进可计算的数值自适应是由 D'Augustino 提出, 表达方法见式(2):

$$\delta = \frac{1}{12L} + \sum_{t=1}^L \left\{ E_0 \left[z^t(t) - \frac{2t-1}{L} \right] \right\} \quad (2)$$

式中: $z^t(t)$ 表示一组有限长度 L 的观察值, 即 $t = 1, 2, \dots, L$, GoF 测试基于 CVM 统计是通过估计显著性水平或阈值 λ 指定测试统计量的最大值 δ 足以接近建议值。GoF 测试框架基于以下二元假设见式(3):

$$H_0: \delta \leq \lambda \quad H_1: \delta > \lambda \quad (3)$$

式中: H_0 表示零假设, 表明在给定数据上满足零(或参考值)分布的接近拟合, H_1 表示无法拟合的替代假设。阈值参数 λ 通过最小化误警概率(P_{fa})估计, 即在给定原假设 H_0 的情况下, 备选假设 H_1 的误检率, 其计算方法见式(4):

$$P_{fa} = P(H_1|H_0) = P(\delta > \lambda|H_0) \quad (4)$$

式中: $P(\cdot)$ 表示括号内陈述事件发生的概率。 $P_{fa} = \alpha$, 其中 α 保持非常小。 $\alpha = 10^{-2} \sim 10^{-4}$, 以减少将噪声作为信号的误差。

信号模型见式(5):

$$y(t) = x(t) + \psi(t) \quad (5)$$

式中: $y(t)$ 、 $x(t)$ 和 $\psi(t)$ 分别表示含噪信号、真实信号和附加噪声分量, 长度均为 N 。通常假定 $\psi(t)$ 分布为 $N(0, \sigma)$, 即具有方差 σ^2 的零均值化高斯白噪声 (white Gaussian noise, wGn)。然而, 实测信号中的附加噪声可能并非为高斯分布。在现有 wGn 模型假定基础上发展而来的去噪方法对实际信号的影响范围有限。因此, 提出基于 VMD 和 CVM 统计量的鲁棒多步骤程序来解决实际信号噪声去除问题。该方法并未假定任何噪声或信号的先验模型, 而是采用纯粹的数据驱动的方法, 即利用 VMD 分解获得的多尺度模态表示, 从含噪模态信号内估计噪声分布, 并将提出的基于 CVM 的信号估计(或噪声抑制)框架用于选定的 VMD 模态。

1.2 变分模态分解

VMD 采用完全非递归的方法将含噪信号 $y(t)$ ($\forall t = 1, \dots, N$) 分解为 k 阶预定模式的有限带宽的固有模态 BLIMFs 分量 $u_k(t)$, 通过解决以下约束变分问题找到中心频率和 BLIMFs 集合^[12]式(6):

$$\arg \min_{\{u_k, \omega_k\}} \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\| \quad (6)$$

则有式(7):

$$y(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \quad (7)$$

式中: $\delta(t)$ 表示 Dirac 分布, $*$ 表示线性卷积。

为了使 k 个模态分量 $u_k(t)$ 的总和($k=1, \dots, K$) 等于原始信号, 引入拉格朗日乘子 $\gamma(t)$, 则有式(8):

$$\arg \min_{\{u_k, \omega_k\}} \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\| + \left\| \sum_{k=1}^K u_k(t) - y(t) \right\|^2 + \left[\gamma(t), \sum_{k=1}^K u_k(t) - y(t) \right] \quad (8)$$

式中,使用二次数据保真项 $\|\sum_{k=1}^K u_k(t) - y(t)\|^2$ 来加速收敛,并确保平方误差最小。通过这种方法,中心频率需找到成功避免模态混叠的紧凑模态,并通过使用乘子交替方向法求解式(8)来估计。

VMD可有效地分离真实信号和噪声,从而使信号细节大多集中在初始获得的有限BLIMFs中。原因在于式(6)中的适定变分问题,导致噪声信号 $y(t)$ 扩展为一组 k 阶BLIMFs $\{u_k(t), \forall k = 1, \dots, K\}$ 的集合。给定 $1 < k'_1 < k'_2 < K$, 鉴于VMD内部的信噪分离鲁棒性体系结构, BLIMFs在很大程度上可分为3种类别: ①初始模态: $\{u_k(t), k < k'_1\}$, 主要由信号内容组成。②中间模态: $\{u_k(t), k'_1 < k < k'_2\}$, 主要包含信号加噪声。③最终模态: $\{u_k(t), k'_2 < k\}$, 主要由噪声组成。

2 爆破信号CVM-VMD去噪

2.1 去噪方法流程

传统基于VMD去噪方法利用具有主导信号的模态,即 $\{u_k(t), k < k'_1\}$ 作为去噪信号重构的相关模态,其余模式被自然舍弃。无条件舍弃了中间(信号加噪声)模式,即 $\{u_k(t), k'_1 < k < k'_2\}$, 导致了信号细节的显著损失。为了最大限度地保留所需的信号信息,构建CVM-VMD信号去噪流程如图1所示。

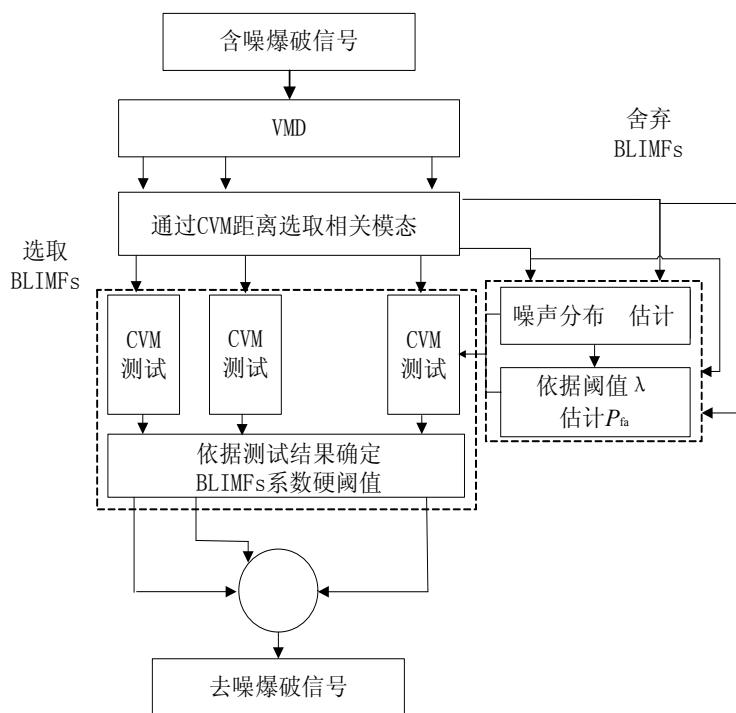


图1 CVM-VMD信号去噪流程图

图1中所示流程框架只舍弃了主要噪声模式,其余模式使用CVM统计量保留作为相关的信号模态。这里对相关模态的定义包含信号的初始模态和由信号、噪声组成的中间模态。通过一个统计阈值函数对选定的相关BLIMFs进行消噪,该函数从被舍弃的噪声模式中

估计噪声分布,使用CVM检验来测试选定模态中的噪声系数,利用阈值对BLIMFs部分进行选择性重构来获取去噪信号。

为了识别相关的信号模态,传统VMD去噪方法通过计算BLIMFs经验PDFs和含噪信号之间的距离来研究BLIMFs中的信号含量,其计算方法见式(9):

$$D_k' = D[p_y, p_{uk}] \quad (9)$$

式中: p_y 和 p_{uk} 分别表示含噪信号 $y(t)$ 和第 k 阶BLIMF $u_k(t)$ 的经验概率密度函数(Probability density function, PDFs)。

采用基于EDF距离来获得含噪信号及其BLIMFs之间距离的鲁棒性估计,即有式(10):

$$D_k' = D[E_y(z), E_{uk}(z)] \quad (10)$$

式中: $E_y(z)$ 和 $E_{uk}(z)$ 分别表示噪声信号的EDFs和第 k 个BLIMF $u_k(t)$ 。

为了获得第 k 阶模态 $u_k(t)$ 和含噪信号 $y(t)$ 之间的实际(统计)距离 D_k 的估计值 \hat{D}_k ,鉴于两者的长度均为 N ,使用CVM统计量,统计方式见式(11):

$$\hat{D}_k = \frac{1}{12N} + \sum_{t=1}^N \left\{ \hat{E}_y \left[u_k(t) - \frac{2t-1}{N} \right] \right\} \quad (11)$$

式中:信号EDF $E_y(z)$ 的估计值是由含噪信号 $y(t)$ 计算得到,计算方法见式(12):

$$\hat{E}(z) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) \leq z] \quad (12)$$

式中:对于给定的 z ,运算 $y(t) \leq z$ 致使各时序点 t 最终产生二进制决策(0或1);将 $y(t)$ 中小于或等于 z 的值分量逐步叠加。

2.2 爆破信号采集

为了验证组合算法的有效性和普适性,分别选取立井爆破、隧道爆破和供水涵洞爆破3类典型岩土工程爆破信号作为分析对象。其中,立井爆破段埋深710 m,井筒直径为8.3 m,岩性以中砂岩为主,采用直孔掏槽形式,炮孔总数135个,总装药量340 kg,采用毫秒微差起爆方式,分为MS1~MS5共5个雷管段别;隧道爆破设计尺寸为宽度6.16 m,高度8.27 m,共布置炮孔98个,最大段装药量为13 kg,总装药量56 kg,跳段选用MS2~MS12共6个段别雷管。供水涵洞为圆形断面,掘进直径6.8 m,采用松动爆破辅以机械开挖形式,共布置炮孔15个,炮孔深度1.5 m,孔底间隔装药,每孔装药600 g,最大段药量4.8 kg,总装药量9 kg,测试选用TC-4850型爆破测振仪,考虑到隧道爆破频率较为丰富,采样频率为10 kHz,为了保证波形完整性,均设定采样负延时100 ms,爆破过程中近区监测到的振动波形曲线如图2所示。

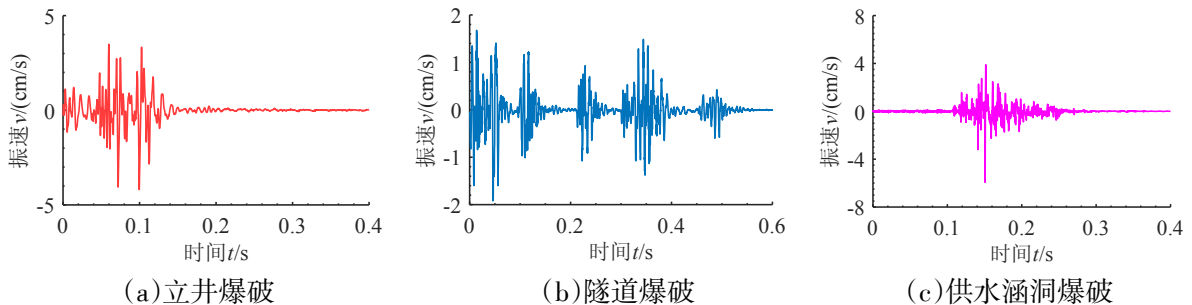


图2 3类典型岩土工程爆破信号波形

图2中3类典型爆破信号,爆破是一个瞬时的、非重复的过程,在时域上通常表现为脉冲波形,即在爆破瞬间产生一个突发的、高强度的信号,波形具有尖锐的起始点和快速的衰减特性,其衰减特性则决定了结构物受影响的程度和持续时间。振幅的变化反映了爆破能量的释放过程,即爆破瞬间能量集中释放,随后逐渐消散。不同类型爆破信号波形在形态、频率分布、传播特性等方面均存在差异,这些差异主要受爆破类型、岩体结构、爆破参数等多种因素的影响^[13-16]。其中,立井爆破信号正向振速峰值为3.49 cm/s,峰值时刻为60 ms,负向振速峰值为-4.19 cm/s,峰值时刻为99.60 ms,峰峰值差为7.68 cm/s,主振频率为31 Hz,振动持续时间约为0.15 s;隧道爆破信号正向振速峰值为1.66 cm/s,峰值时刻为13.80 ms,负向振速峰值为-1.87 cm/s,峰值时刻为46.70 ms,峰峰值差为3.53 cm/s,主振频率为56 Hz,振动持续时间约为0.55 s;供水涵洞爆破信号正向振速峰值为3.47 cm/s,峰值时刻为14.10 ms,负向振速峰值为-4.38 cm/s,峰值时刻为150.80 ms,峰峰值差为7.85 cm/s,主振频率为90.20 Hz,振动持续时间约为0.25 s,3类信号均具有典型的瞬态冲击特征,体现了监测过程和测试数据的有效性。

2.3 信号由CVM-VMD消噪

分解模态分量个数K的选择虽不会显著影响所提出方法的性能,但当含噪信号被分解模态数量较少时,输出SNR(对应于10 dB输入)的轻微增加会一定程度上影响分析精度,原因在于当噪声信号被分解为更多数量的BLIMF时,便可以准确地检测中间模式。因此,通过穷举法确定分解层数为K=8,对立井爆破、隧道爆破、供水涵洞爆破信号分别进行VMD分解,获得7个有限带宽的IMF分量和1个趋势项,如图3所示。

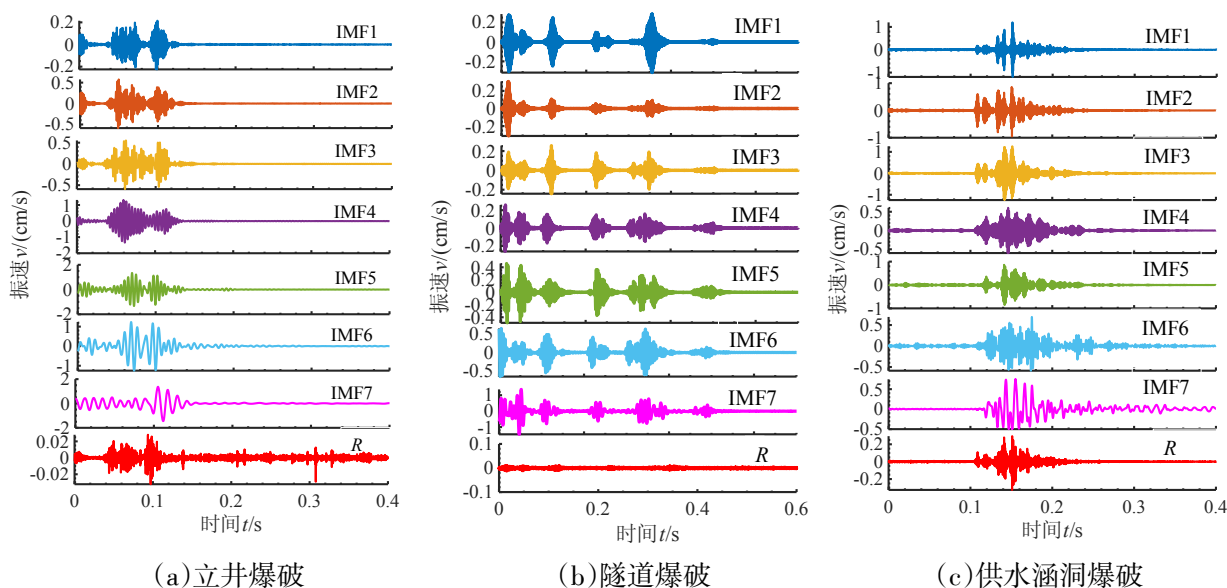


图3 爆破信号VMD分解

图3中VMD将复杂的非线性和非平稳爆破信号分解为有限带宽的本征模态函数BLIMFs,其具有局部特征,能够表达信号的不同频率和振幅变化。分解得到的BLIMFs分量

按照频率从高频到低频依次排列,即第一个BLIMF分量通常是信号的高频噪声成分,后续分量的频率逐渐降低。最后一个分量为信号中包含的趋势项,通常由于仪器自身的漂零所引起。除趋势项外,各模态分量对应的频谱如图4所示。

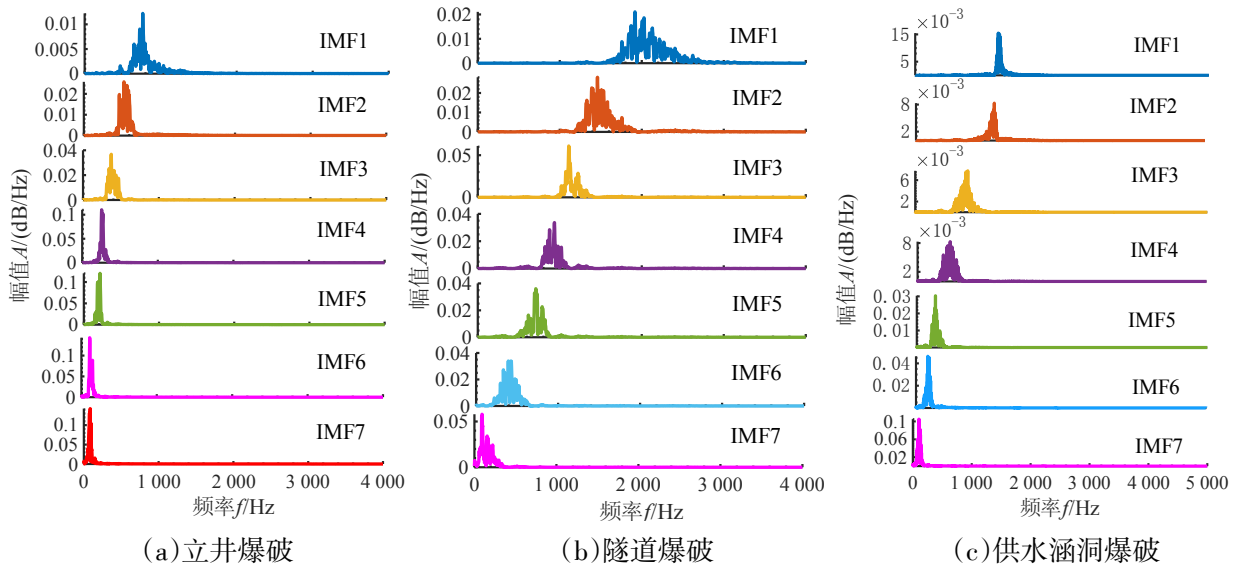


图4 爆破信号各模态频谱

如图4(a)所示,在立井爆破时,井筒空间相对封闭,爆破振动波在井筒内会发生多次反射和折射,导致低频成分相对丰富。同时,由于井筒对爆破能量的聚焦作用,爆破振动波在井底附近表现出更低的频率特性;如图4(b)所示,隧道爆破时,爆破振动波在隧道内传播会受到隧道壁的限制和反射,但相对于立井而言,其空间更为开放。因此,隧道爆破信号频率成分相对较为分散,且随着传播距离的增加,高频成分逐渐减少,低频成分逐渐增多;如图4(c)所示,供水涵洞爆破的频谱特征分布介于立井和隧道之间,具体取决于涵洞的结构形式和地质条件。一般来说,涵洞爆破信号也包含从低频到高频的多种频率成分,但其高频成分的丰富程度低于隧道爆破信号。

采用CVM-VMD去噪流程对信号进行处理,结果如图5所示。

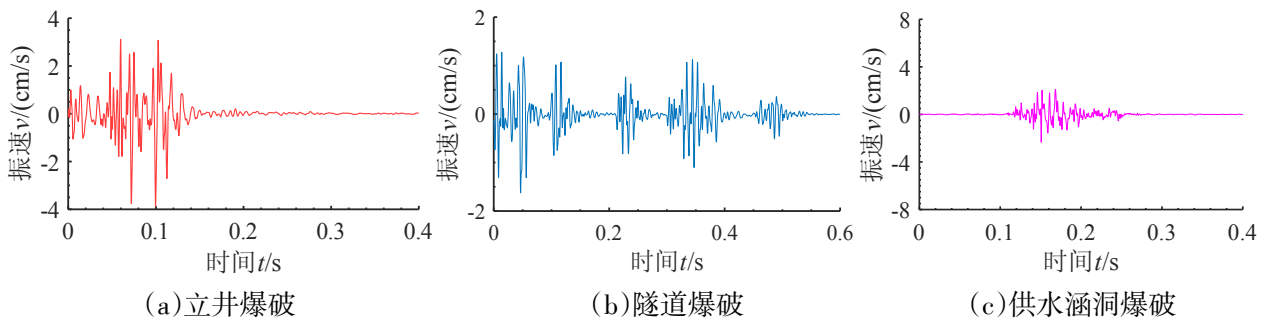


图5 去噪后爆破信号波形

从图5可知,去噪后的爆破信号与原始信号波动形态一致并恢复了包括尖峰突变和缓慢衰变在内的重要细节。立井爆破振速峰值最大,供水涵洞爆破最小,隧道爆破介于两者之

间,这与最大段装药量的相互关系是相符合的。CVM-VMD模型有效消除了波形尖峰点附近观察到的噪声伪影,验证了所提出的方法在抑制爆破信号噪声的同时,最大程度上保留了爆破信号关键细微信息的变化。

为了验证不同算法去噪的应用效果,分别选取EMD-DFA、VMD-DFA、CEEMD和CVM-VMD 4种算法对随机选取的3类爆破信号进行去噪效果比较。通过在不同输入信噪比(即:SNR=-5 dB、0 dB、5 dB和10 dB)下对3类含噪爆破信号采用4种算法获得去噪信号的输出SNR和MSE值,如表1所示。

表1 不同去噪方法不同输入信噪比水平获得的输出信噪比和对应均方误差

信号类型			立井爆破				隧道爆破				供水涵洞爆破			
输入信噪比			-5	0	5	10	-5	0	5	10	-5	0	5	10
去噪方法	EMD-DFA	SNR	-2	2.83	6.39	7.52	-1.38	2.97	8.79	12.46	-1.43	3.24	8.41	13.87
		MSE	12.96	4.64	2.01	1.55	0.36	0.13	0.03	0.01	2.01	0.68	0.21	0.05
	VMD-DFA	SNR	2.76	7.63	12.69	17.28	2.85	7.63	12.63	17.86	2.80	7.43	12.93	18.17
		MSE	4.63	1.47	0.46	0.15	0.75	0.24	0.07	0.02	1.37	0.47	0.14	0.06
	CEEMD	SNR	5.07	9.34	13.89	17.81	4.53	9.62	14.25	18.97	4.2	8.87	12.83	15.36
		MSE	2.72	1.03	0.36	0.15	0.5	0.16	0.05	0.01	1.03	0.33	0.14	0.08
	VMD-CVM	SNR	11.32	15.25	17.24	19.79	10.06	12.54	16.17	19.37	10.27	14.68	17.34	20.21
		MSE	0.67	0.27	0.15	0.08	0.25	0.14	0.02	0.005	0.68	0.29	0.12	0.03

注:3类信号最高输出SNR值分别为:19.79、19.37和20.21;对应均方误差MSE分别为0.08、0.005和0.03。

表1中的每个输出SNR和MSE值是迭代次数J=20时实现结果的平均值,其中最高输出SNR和对应均方误差MSE值以粗体突出显示。从表1可以看出,所提出的CVM-VMD方法对于所有输入信号均优于现有分析方法,能够获得最大的信噪比和最小的均方误差。由于EMD-DFA算法主要通过DFA算法将含有趋势项成分(即随机性)的模态分量舍弃来部分重构获得去噪后的信号。VMD-DFA算法是通过DFA算法将含有趋势项成分(即随机性)的有限带宽模态分量剔除后进行信号重构实现消噪过程,该算法对模态个数K的选择高度敏感,其性能随着k的增加而劣化。上述2种算法无法克服DFA算法中本质缺陷的影响。CEEMD算法在去噪过程中需要进行多参数选取,实际操作时对关键参数的选取有一定的经验性,参数选择的主观性易导致不同的分解结果,结果的可重复性和可比性较差。同时,EMD-DFA

算法依赖DFA分析识别噪声模态,但EMD的模式混叠特性导致噪声与信号成分交织,去噪后信号易出现伪影。VMD-DFA算法虽通过VMD改善模式分离,但DFA的统计阈值设定缺乏自适应性,对复杂噪声场景的适应性不足。CEEMD算法通过噪声辅助减少模式混叠,但噪声能量分布的不确定性仍可能导致信号细节丢失。VMD-CVM算法全面验证了该方法对复杂信号的有效性和鲁棒性。与现有的基于VMD-EMD的方法相比,该算法通过估计主要噪声模式的分布特征,对剩余模态进行局部拟合度检验,有效抑制噪声泄漏。最终将噪声成分限制在几个模态,信号保真度显著提升。该方法在去噪性能上的改善并没有在计算耗时上增加太多,可通过基于CVM的数据驱动信号估计过程和对中间模式的优化提高计算效率和稳定性。

3 爆破信号频谱特征

3.1 时频特征

爆破信号的时频谱能够将信号从时域转换到频域,从而更全面地反映信号的频率成分及其随时间的变化规律,便于更深入地了解爆破信号的内在特性^[17-18]。原始信号和去噪后信号的Hilbert时频谱如图6和图7所示。

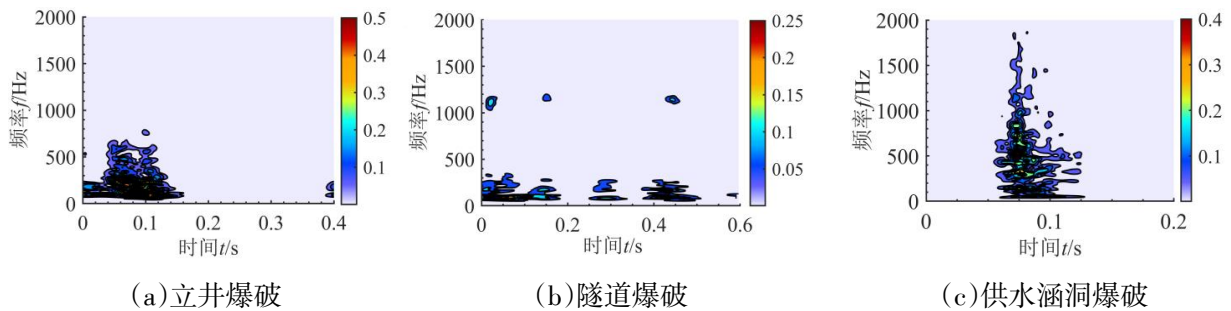


图6 爆破信号的时频谱

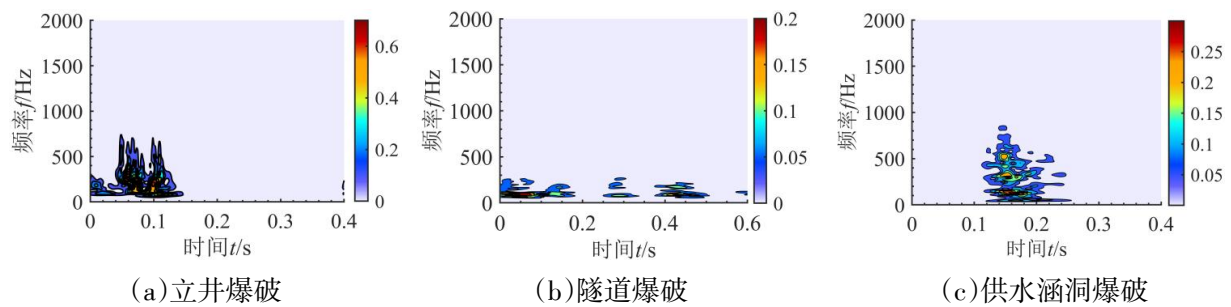


图7 去噪后爆破信号的时频谱

由图6可以看出,在时频能量谱上,信号干扰成分表现为在各频率和时间点上随机分布的能量点,使得能量谱变得复杂且难以分辨。去噪处理能够显著提高信号质量,改善能量分布并提高分析效果,并有助于更准确地了解爆破信号的特性。

图7(a)显示由于立井井筒的聚焦效应,爆破振动波在井底附近的能量分布较为集中,特别是在低频段,立井爆破信号的能量分布呈现出低频段能量较高的特点;图7(b)显示隧道爆

破信号能量分布通常是非均匀的,而是集中在某个或某几个特定的频率段上(即主振频率段),这些主振频率段可能随着传播距离的增加而发生变化,但总体上仍然具有一定的能量集中性;图7(c)显示供水涵洞爆破信号能量分布可能会受结构形式和地质条件的影响,其信号的能量集中在特定的频率段上。值得注意的是,无论是立井、隧道还是供水涵洞爆破,爆破振动波在传播过程中均会发生衰减。然而,由于不同结构形式对爆破能量的影响不同,衰减规律也可能存在差异。通常,随着传播距离的增加,爆破振动波的高频成分会逐渐减少,低频成分会逐渐增多。同时,振动幅值也会逐渐降低。立井爆破能量在时频域聚集性最高,隧道爆破最低,供水涵洞爆破介于两者之间,3类爆破信号时频谱均表现出能量分布不均匀性、低频成分主导性和高频成分衰减性的显著特征。

3.2 瞬时能量特征

在VMD-CVM算法中,可以通过对去噪后的信号进一步处理来得到瞬时频率和振幅信息,从而进行频谱分析,有助于更深入地了解信号频率成分和变化规律。提取得到的3类爆破信号瞬时能量曲线如图8所示。

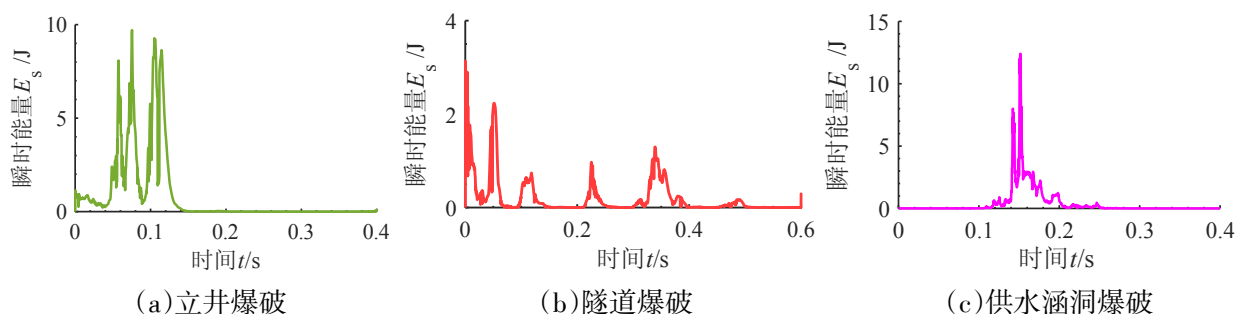


图8 爆破信号瞬时能量曲线

图8中瞬时能量谱能够直观地展示爆破信号能量在不同时间点的变化情况,能够反映出信号能量在时间域上的分布,不仅有助于了解爆破过程中能量的变化波动情况,还能够为评估爆破效果、预测爆破对周围环境的影响提供重要依据。立井爆破过程中,炸药在极短的时间内发生化学反应,迅速释放出巨大的能量。这种能量以冲击波、应力波和爆生气体的形式作用于井壁及周围岩体,具有极高的能量密度和瞬时释放特性。图8(a)显示立井爆破随着传播时间的增加和岩体的吸收、散射等作用,能量逐渐衰减,直至在时间轴上消失。隧道爆破过程中,随着多段别雷管的起爆和能量的释放,瞬时能量谱会呈现出特定的时间变化特征,从而有助于精确识别不同段别雷管的实际起爆时刻;图8(b)显示隧道爆破瞬时能量出现明显的6个峰值点,其对应的时间轴便为隧道爆破选用的雷管实际段别,这与前述爆破方案一致;图8(c)显示供水涵洞爆破的瞬时能量特征具有唯一尖峰,表现为能量的突发性释放,爆破作用能够在短时间内产生巨大的破坏力,从而达到松动岩石的目的。隧道爆破瞬时能量持续时间最长,供水涵洞最短,立井爆破介于两者之间。爆破瞬时能量的释放和传播具有突发性、复杂性和广泛性等特点,因此需要对爆破瞬时能量进行有效的控制。

3.3 边际能量特征

边际能量谱是一种用于分析非平稳信号的技术,能够更准确地反映信号的边际能量随实际频率成分的波动变化^[19-20]。3类爆破信号的边际能量谱曲线如图9所示。

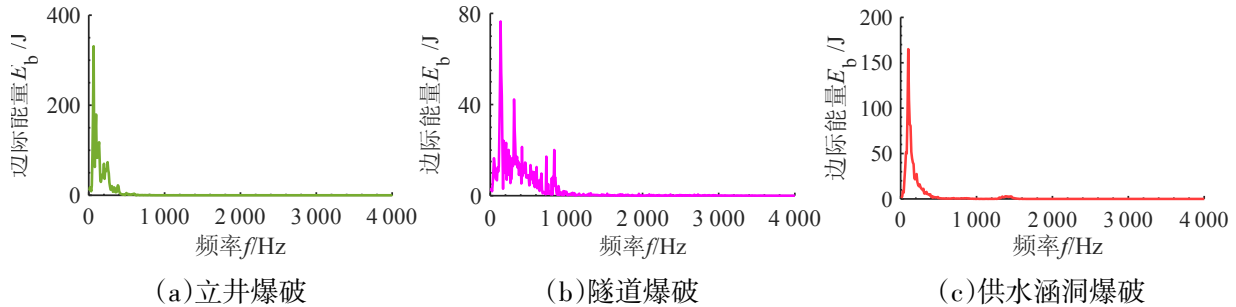


图9 爆破信号边际能量曲线

在立井爆破中,由于单次爆破药量大,炸药在炮孔内爆炸时能量会迅速且集中地释放。这种局部集中性使得爆破作用在炮孔周围的岩石上产生强烈的冲击和压缩效应。图9(a)显示立井爆破边际能量特征在这一点上表现为能量在频率轴上具有瞬间的极高密度和局部集中,边际能量随频率的增加而逐渐减弱,形成一定的能量梯度;图9(b)显示在隧道爆破过程中,爆破信号在频域上往往呈现出多峰值的特点,即能量在某些频率段上较为集中,而在其他频率段上则相对较弱;图9(c)显示供水涵洞爆破时,能量传播的衰减作用更为明显,能量主要集中在主振频段上,而在其他频段上则无分布。立井爆破边际能量峰值最大,隧道爆破最小,供水涵洞爆破介于两者之间,边际能量分布反映了爆破过程中能量传递和转化规律,为爆破振动类型判别提供了重要数据支持。

4 研究结论

第一,爆破信号噪声消除对其信号特征提取至关重要。算法对比表明CVM-VMD模型可有效消除波形尖峰点附近观察到的噪声伪影,最大程度上保留了信号的关键细微信息的变化。相较于常用的基于模态分解的EMD-DFA、VMD-DFA和CEEMD方法,能够获得最大的信噪比和最小的均方误差。

第二,爆破信号去噪处理能够显著提高爆破信号质量。去噪后的立井爆破信号能量分布呈现低频段能量较高的特点,隧道爆破信号能量分布聚集在特定的频率段上且具有多峰值特征,供水涵洞爆破信号能量分布在特定的频率段具有单峰值特性。3类爆破信号的时频谱均表现出能量分布不均匀性、低频成分主导性和高频成分衰减性的显著特点。

第三,立井爆破信号瞬时能量具有极高密度和瞬态特性,边际能量在频率轴上形成一定的衰变梯度。隧道爆破信号瞬时能量谱呈现出特定的时变特征,在频域上往往呈现出多峰值的特点,有助于多段别微差爆破雷管灾害源特征的精确识别,供水涵洞爆破信号瞬时能量特征具有唯一尖峰,表现为能量的突发性释放,边际能量衰减更为显著。准确把握爆破过程中能量的传递和转化规律可为研究爆破机理提供重要数据支持。

5 参考文献

- [1] 王健,何叶荣,王向前. 基于WSR方法论分析煤矿安全问题[J]. 六盘水师范学院学报,2022,34(3):106-112.
- [2] Tian Xinyun, Gong Siyuan, Tang Chen, et al. Research on the construction of three-dimensional longitudinal wave velocity model Based on underground-surface joint microseismic monitoring[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2025, 58(9):10105-10120.
- [3] Kang Yize, Yao Yingkang, Dong Runlong, et al. Improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and composite multiscale permutation entropy for denoising blast vibration signal[J]. Heliyon, 2024, 10(18):1-22.
- [4] 刘玉洁,刘启蒙,刘瑜,等. 断层采动效应及防隔水煤(岩)柱合理留设研究[J]. 六盘水师范学院学报,2025,37(3):18-28.
- [5] 周红敏,赵事成,赵文清,等. 基于改进的MEEMD的隧道掘进爆破振动信号去噪优化分析[J]. 振动与冲击,2023,42(10):74-81.
- [6] 闫鹏,张云鹏,田婕,等. 基于CEEMDAN-K-means算法的爆破振动信号去噪研究[J]. 爆破,2023,40(3):184-190.
- [7] 付晓强,杨仁树,刘纪峰,等. 冻结立井爆破近区井壁振动信号基线漂移校正和消噪方法[J]. 爆炸与冲击,2020,40(9):100-112.
- [8] Bai Weijun, Chang Yingjie. Denoising of Blasting Vibration Signals Based on Ceemdan-Ica Algorithm[J]. Scientific Reports, 2023, 13:20928.
- [9] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [10] Liu Ze, Peng Yaxiong. Study on denoising method of vibration signal induced by tunnel portal blasting based on WOA-VMD algorithm[J]. Applied Sciences 2023, 13(5):1-12.
- [11] 莫宏毅,徐振洋,刘鑫,等. 基于SSA-VMD的爆破振动信号趋势项去除方法[J]. 振动与冲击,2023,42(11):304-312.
- [12] 彭亚雄,刘广进,苏莹,等. 基于自适应VMD-MPE算法的矿山爆破地震波信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击,2022,41(13):135-141.
- [13] 付晓强,俞缙,戴良玉,等. 隧道爆破振动信号时频谱交叉项干扰抑制方法[J]. 振动与冲击,2021,40(19):59-65.
- [14] 王海龙,柏皓博,赵岩,等. 基于傅里叶分解-小波包分析的爆破信号去噪方法[J]. 爆破,2021,38(2):37-44.
- [15] 易文华,刘连生,闫雷,等. 基于EMD改进算法的爆破振动信号去噪[J]. 爆炸与冲击,2020,40(9):77-87.
- [16] 邵东辉. 基于CEEMD低通的隧道爆破振动信号去噪[J]. 工程爆破,2017,23(6):5-10.
- [17] 赵一聪,韩风雷,肖东辉,等. 基于CEEMD-HHT的公路隧道爆破洞外空气噪声时频能量分析[J]. 振动与冲击,2025,44(4):198-206.
- [18] 赵立财. 隧道水压爆破中不同轴向装药结构的地表振动响应规律研究[J]. 振动工程学报,2025,38(1):172-179.
- [19] 叶海旺,张鹏辉,蒙云琪,等. 基于爆破振动与松动圈分析的水封洞库爆破方案比选[J]. 爆破,2025,42(1):44-55.
- [20] 付晓强,戴良玉,俞缙,等. 气爆破岩振动信号优化分解与相关特征分析[J]. 中国安全科学学报,2025,35(5):64-72.

Research on Feature Extraction of Blasting Signals based on Data Driven Multi-Scale Representation

Huang Jiarui¹, Fu Xiaoqiang^{1*}, Yan Dayang², Su Hong³, Huo Yiqiang¹

(1.College of Architecture and Civil Engineering, Sanming University, Sanming 365004, China;

2.Angang Mining Blasting Co.,Ltd., Anshan 114051, China;

3.School of Chemical and Blasting Engineering, Anhui University of Science & Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: To eliminate the influence of noise in blasting vibration signals on signal feature extraction, a data-driven blasting signal denoising method is proposed using Variational mode decomposition (VMD) algorithm and Cramér-von misse (CVM) statistic. This method uses the CVM metric of statistical distance to select the main noise modes, and locally uses the CVM statistic on the remaining modes to test the relationship between the modes and the estimated noise distribution. Modes closer to the noise distribution are discarded to obtain more realistic signal fluctuation characteristics. Subsequently, refined feature extraction is performed on time-frequency distribution, instantaneous energy, and marginal energy distribution of the denoised signal. The results indicate that the CVM-VMD method has superior mathematical and theoretical frameworks, making it highly robust to noise and mode mixing, and has unique advantages in blasting signals denoising. The time-frequency spectrum of blasting signals exhibits significant characteristics of uneven energy distribution, dominance of low-frequency components, and attenuation of high-frequency components. The instantaneous energy spectrum can intuitively display the changes in signal energy at different time points, while the marginal energy spectrum can more accurately reflect the fluctuation of signal energy with actual frequency, which provides important data support for studying blasting mechanisms and evaluating the vibration effects on buildings.

Keywords: Blasting signals; Signals denoising; Cramér-von misse-variational mode decomposition; Time-frequency analysis; Energy distribution

[责任编辑:杨 洪 江 伟]