DOI: 10. 19650/j.cnki.cjsi.J1904605

基于 EWT_Hankel_SVD 的矿山微震信号特征 提取及分类方法^{*}

程铁栋,吴义文,罗小燕,戴聪聪,尹宝勇

(江西理工大学 赣州 341000)

摘 要:针对矿山微震与爆破振动信号自动识别难的问题,提出了基于经验小波变换_Hankel 矩阵_奇异值分解(EWT_Hankel_SVD)的矿山微震信号特征提取及分类方法。首先,针对微震信号的瞬态性和多样性,对 EWT 频谱分割方法进行改进,并利用 仿真信号表明了方法的有效性。其次利用改进 EWT 对实际矿山采取的微震和爆破振动信号进行分解,借助相关性分析筛选得 到 f1~f5 5 个主分量,进而分别利用分量 f1~f5 构造 Hankel 矩阵,计算各 Hankel 矩阵的最大奇异值和奇异熵。最后利用遗传算 法优化的支持向量机(GA-SVM)对微震和爆破信号进行分类识别。结果表明,爆破振动信号分量 f1~f4 的奇异熵要大于岩体微 震信号分量 f1~f4 的奇异熵,爆破振动信号分量 f1~f5 的最大奇异值要大于岩体微震信号分量 f1~f5 的最大奇异值。改进 EWT 识别效果要优于传统 EWT 和经验模态分解,GA-SVM 识别效果要优于支持向量机、逻辑回归和 Bayes 判别法,且基于 EWT _Hankel_SVD 和 GA-SVM 分类准确率达到 94%。

关键词: 矿山微震信号;模式识别;特征提取;经验小波变换;Hankel 矩阵;奇异值分解 中图分类号: TH7 TD76 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 440.75

Feature extraction and classification method of mine microseismic signals based on EWT_Hankel_SVD

Cheng Tiedong, Wu Yiwen, Luo Xiaoyan, Dai Congcong, Yin Baoyong

(Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: To solve the difficult problem of automatic identification rock mass microseism and blasting vibration signals, a feature extraction and classification method based on empirical wavelet transform_Hankel matrix_singular value decomposition (EWT_Hnakel_SVD) is proposed. Firstly, EWT spectrum segmentation method is improved to adapt the transient and diversity of microseism signals. Its effectiveness is demonstrated by using simulation signals. Then, the improved EWT is used to decompose the microseismic and blasting vibration signals. Five principal components of f1 ~ f5 are obtained by correlation analysis, which are utilized to formulate the Hankel matrix. The maximum singular value and singular entropy of each Hankel matrix are calculated. Finally, the genetic algorithm-optimized support vector machine (GA-SVM) is adopted to classify the microseism and blasting signals. Experimental results show that the singular entropy of the blasting vibration signal component f1~ f4 is too much singular entropy of the rock mass microseismic signal component f1~ f4, and the maximum singular value of the blasting vibration signal component f1~ f5 is greater than that of the rock mass microseismic signal component f1~ f5. The improved EWT recognition is better than traditional EWT and empirical mode decomposition. GA-SVM recognition effect is better than support vector machine, logistic regression and Bayes discriminant method. The method based on EWT_Hankel_SVD and GA-SVM classification can reach accuracy rate 94%.

Keywords: mine microseismic signal; pattern recognition; feature extraction; empirical wavelet transform; Hanke1 matrix; singular value decomposition

收稿日期:2019-01-02 Received Date:2019-01-02

^{*}基金项目:江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ150618)资助

0 引 言

微震监测系统通过分析生产活动所引起的微震事件 来监测岩体的稳定状态。但矿山现场环境复杂,干扰因 素较多,将有效的微震事件从大量的数据样本中提取出 来是发挥微震监测系统预测预警的基础性问题,具有重 要的研究意义^[1]。而在这些复杂的波形中,爆破事件占 有相当比例,且极易与微震事件混淆,因此首要工作是区 分出爆破振动信号和微震信号^[2]。目前针对微震信号的 自动识别效果并不理想,主要依靠技术人员人工处理,效 率低,易受个人因素影响,这种滞后式的处理方式限制了 微震监测手段的进一步发展,因而微震波形的识别受到 了广泛的关注^[3-4]。

特征提取是微震信号识别的关键,常用的微震信号 特征提取方法主要有时频分析和多参数分析法。时频分 析法主要包括傅里叶变换(Fourier transform, FT)^[5-7]、小 波变换(wavelet transform, WT)^[8-9]、小波包变换(wavelet packet transform, WPT)^[10]、频率切片小波变换(frequency slice wavelet transform, FSWT)^[11]、经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[12]、局部均值分解 (local mean decomposition,LMD)^[13]。这些方法虽然在一 定程度上实现了对微震信号的特征提取,但还存在一些 不足。FT 适用于平稳信号分析,微震和爆破振动信号具 有非平稳和突发瞬态的特点,采用 FT 难以准确提取信号 特征:WT和WPT虽然适合非平稳信号处理,但对信号 的分解效果很大程度依赖于基函数和分解尺度的洗择, 而且 WPT 对高频特征分量的提取效果不是很好;FSWT 将微震信号划分到特定频带,对信号的自适应分解性较 差;EMD 和 LMD 自适应性好,但存在模态混叠的问题, 而且 EMD 缺乏严格理论支撑。多参数分析方法识别微 震信号效果较好[14-18],但其特征参数复杂,对采集信号准 确度要求较高,实现起来较为困难。

2013年, Gills 提出了一种新的时频分析方法——经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT), 它以小波分析理论为基础,通过对信号频谱自适应分割,建立正交小波滤波器组,将单一信号分解为多个含有不同频率特征信息的模态分量,从而实现信号特征提取^[19-20]。由于 EWT 算法建立在成熟的小波理论基础上,相较于EMD,具有充分的数学理论基础,并且借助于小波分解快速算法使得自身具有较高的计算效率;另外 EWT 根据信号内容构造经验小波,并获得多个窄带频率分量,即具有EMD 的自适应性,能够有效的分解信号,所以适用于微震信号这类非平稳信号处理^[21],近年来 EWT 在其他领域也得到广泛应用^[22-25]。

奇异值分解(singular value decomposition, SVD)是一

种正交变换,它将原矩阵转化为一个对角矩阵,得到的奇 异值可以有效反映原矩阵中的一些特征。它与时频分析 方法结合可以得到多种特征提取模型,如FSWT-SVD^[11]、 $EMD-SVD^{[12]}$ 等, 而 月 都 达 到 了 较 好 的 分 类 结 果。 FSWT-SVD 模型将各个频带重构分量作为复合矩阵的 行向量, EMD-SVD 模型将 EMD 分解后得到的主分量作 为复合矩阵的行向量,然后从高频到低频依次排列构 造复合矩阵,并进行 SVD,这样得到的奇异值是按大到 小顺序排列的,而实际中各个分量对应的奇异值并不 是严格随着分量频率从大到小排列的,也就是说直接 对矩阵 M 进行 SVD,得到的奇异值并不能反映对应分 量本身的特征信息,这就可能对各个分量的特征信息 产生丢失,同时,由于直接对矩阵 M 进行 SVD,也就无 法考虑单个分量内的复杂度信息,而对于微震与爆破 振动信号,各个分量特征信息和复杂度信息都是有差 异的。为此,本文尝试利用 EWT 对岩体微震信号进行 分解,考虑到微震信号具有瞬态性和多样性的特点,在 EWT 基础上提出了一种新的频谱分割方法,再利用相 关性分析筛选得到各主分量,进而利用各个主分量分 别构造 Hankel 矩阵,并进行 SVD,提取每个 Hankel 矩 阵的最大奇异值和奇异熵作为模式识别的特征量,最 后通过构建的 GA-SVM 分类识别网络实现岩体微震和 爆破振动信号的准确识别。以最大奇异值和奇异熵来 表征各个分量奇异信息和每个分量内部复杂度信息, 同时考虑这2种信息的差异,以期得到一种有效的微 震信号特征提取和分类方法。

1 改进 EWT 与 SVD

1.1 改进 EWT

EWT 是将 WT 和 EMD 结合起来的一种提取信号显 著模态的时频分析方法。EWT 方法最主要的是如何分 割傅里叶频谱,但微震与爆破振动信号频域特性复杂,依 靠基于局部极大值的频谱分割方法可能出现过分割或欠 分割的问题。鉴于此,提出了一种可靠的频谱分割方法, 主要流程如下。

4)获取时域离散信号f(n),由于在截取记录时,样本选择长度不当或者其他的外界原因(传感器的零点漂移,基础运动等引起的信号波形偏移)导致趋势项的产生,因此首先利用最小二乘法对信号进行去趋势项处理。

 通过傅里叶变换求得输入信号的频谱 *F*(ω),并 归一化到[0,π]。

3) 然后利用 3 次样条插值对信号的频谱求取包络 线,搜寻信号频谱中的所有局部极大值,将极大值进行降 序处理 $A_1 \ge A_2 \ge \cdots A_M$,然后以 $r = A_M + \alpha(A_1 - A_M)$ 为 阈值对信号进行裁剪,以阈值与包络线的交点以及包络 线的极小值点为频谱分割点 ω_n 。

4)依据分割的频谱构造小波函数 $\boldsymbol{\psi}_{n}(\boldsymbol{\omega})$ 和尺度函数 $\boldsymbol{\varphi}_{n}(\boldsymbol{\omega})^{[20]}$ 。

5) 应用傅里叶反变换计算 $F(\omega) \times \psi_n(\omega)$ 和 $F(\omega) \times \varphi_n(\omega)$,从而可得到各个分量的时域表示。

1.2 奇异值分解

1) Hankel 矩阵的构造

本文利用 EWT 分解得到的各个分量(f_1, f_2, \dots, f_J) 构造 Hankel 矩阵 H_a ,

$$\boldsymbol{H}_{a} = \begin{bmatrix} f_{a,1} & f_{a,2} & \cdots & f_{a,n} \\ f_{a,2} & f_{a,3} & \cdots & f_{a,n+1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ f_{a,m} & f_{a,m+1} & \cdots & f_{a,N} \end{bmatrix}$$
(1)

式中: $1 \le a \le J$, 且 1 < n < N; N为原始信号的采样点数。若 m = N - n + 1,则 H_a 矩阵称为 Hankel 矩阵,本文中矩阵 H_a 行列数维数按以下规则选取^[26]:

(1) 若 N 为偶数,则构造的 Hankel 矩阵的行数为 m = N/2 + 1,列数为 n = N/2;

(2) 若 N 为奇数,则构造的 Hankel 矩阵的行数和列 数都为 m = (N + 1)/2。

2) 奇异值分解基本理论

对任何 $m \times n$ 阶矩阵 H,矩阵的秩为 $r(r \leq \min(m, n))$,存在 $U \in R^{m \times m}$ 、 $V \in R^{n \times n}$ 正交矩阵, 使得:

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{S}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}} = \sum_{i=1}^{r} \boldsymbol{\sigma}_{i}\boldsymbol{u}_{i}\boldsymbol{v}_{i}^{\mathrm{T}} = \sum_{i=1}^{r} \boldsymbol{\sigma}_{i}\boldsymbol{H}_{i} \qquad (2)$$

式中: u_i 和 v_i 为矩阵 U和 V的第 i 列向量。 $S = \begin{bmatrix} \sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$ 其中 $\sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_p)(p = \min(m, n))$

是对角矩阵, σ_i (*i*=1,2,…*p*)称为特征矩阵*H*的第*i*个奇 异值,且 $\sigma_1 \ge \sigma_2 \ge \cdots \sigma_p \ge 0$ 。由式(2)可知,矩阵*H*经 过 SVD 成为一系列子矩阵*H_i*与其对应的奇异值 σ_i 乘积 和,每个奇异值 σ_i 反映子矩阵包含的信息的多少^[27]。

定义奇异熵 E 和奇异增熵^[28] ΔE_i 分别为:

$$E = \sum_{i=1}^{n} \Delta E_i \tag{3}$$

$$\Delta E_{i} = -\left(\sigma_{i} / \sum_{j=1}^{r} \sigma_{j}\right) \log\left(\sigma_{i} / \sum_{j=1}^{r} \sigma_{j} \right)$$
(4)

作为信息熵的一种改进形式,信号奇异熵和信息熵 对信号信息量反映的基本思想完全一致,即信号奇异熵 值越大,信号所含的信息也就越复杂。

根据以上分析,文中不再将 EWT 分解得到的各个分 量简单排成矩阵,而是提出利用每个分量分别构造 Hankel 矩阵,并进行 SVD,这样可以得到单个分量的奇异 信号的信息。同时,通过求解每个 Hankel 矩阵的奇异熵 还能得到单个分量的复杂度信息。岩体微震和爆破振动 信号各个分量对应的最大奇异值和奇异熵是有差异的, 这些差异就可以构成模式识别的特征量,用于岩体微震 和爆破振动信号的辨识。

2 基于 EWT_Hankel_SVD 的信号特征提取

由于 EWT 分解产生的分量并非全部包含丰富的特征信息,某些分量信号对岩体微震与爆破振动信号的特征提取贡献不大,由此,在特征提取前需要对分量进行筛选。通过引入相关性分析来对信号分量进行评价,相关性分析常用变量间相关系数 co(i)来定量评价,相关系数越大,相应的分量也就越重要^[29]。

$$co(i) = \frac{\sum_{j=1}^{N} (x(j) - \bar{x}) (c_i(j) - \bar{c_i})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{N} (x(j) - \bar{x})^2 \cdot \sum_{j=1}^{N} (c_i(j) - \bar{c_i})^2}}$$

(i = 1, 2, ..., n) (5)

式中:co(i)为 EWT 各个分量与原始信号 x(t)的相关系数; $c_i(t)$ 为分解得到的各个分量;n为分解得到的分量个数;N为微震与爆破信号的总采样点数。

基于 EWT_Hankel_SVD 的岩体微震与爆破振动信 号特征提取的步骤如下:1)采用 EWT 分解原信号 x(t), 得到 f_1, f_2, \dots, f_M 若干个分量;(2)利用相关性分析筛选 得到 f_1, f_2, \dots, f_J 分量;3)根据式(1)构造 f_1, f_2, \dots, f_J 各 分量的 Hankel 矩阵 H_1, H_2, \dots, H_J ;4)对 Hankel 矩阵 H_1, H_2, \dots, H_J 进行 SVD,得到 J 个奇异值矩阵,提取每个 奇异值矩阵的最大奇异值,作为表征微震信号各个分量 奇异信息含量的表征,并构造出相应的特征向量 $F_1 =$ [$\sigma_1, \sigma_2, \dots \sigma_J$];5)根据式(3)和(4)计算每个 Hankel 矩 阵对应的奇异熵,作为表征微震信号每个分量信息复杂 度的特征,并构造出相应的特征向量 $F_2 = [E_1, E_2, \dots, E_J]_o$

3 仿真信号研究

为了验证改进 EWT 方法的提取信号特征分量的能力,对如下仿真信号 x(t)进行考察,n(t)为白噪声,信噪比为 5, $t \in [0,1]$,并与传统 EWT 和 EMD 方法进行对比研究,其时域波形如图 1 所示。

$$\begin{cases} x_1(t) = 6t^2 \\ x_2(t) = \cos(10\pi t + 10\pi t^2) \\ x_3(t) = \begin{cases} \cos(60\pi t), & 0 < t \le 0.5 \\ 0, & 0.5 < t \le 1 \\ x_4(t) = \begin{cases} 0, & 0 < t \le 0.5 \\ \cos(80\pi t), & 0.5 < t \le 1 \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + n(t) \end{cases}$$

EWT 的输出是由一个尺度函数和 N-1 个小波函数



Fig.1 Time domain waveform of the simulated signal x(t)

分别滤波的结果。EWT 是通过在频谱中寻找所有的极大值,将极大值进行降序处理,依据设定的模态个数来确定保留的峰值个数,然后以 2 个相邻极大值的中点作为分界点对频谱进行划分,再通过小波函数和尺度函数对信号进行滤波。图 2(a)所示为改进 EWT 的频谱分割图及相应的小波滤波器组,其中 α =0.1,图 2(b)所示为传统 EWT 的频谱分割图及相应的小波滤波器组。图 3 所示为仿真信号 x(t)改进 EWT 和传统 EWT 分解结果,图 4 所示为 EMD 分解结果。



图 2 频谱分割及相应的小波滤波器组

Fig.2 Spectral segmentation and corresponding wavelet filter bank





图 3 改进 EWT 和传统 EWT 分解结果(红线虚线代表 原始信号,蓝线实线代表分解结果)

Fig.3 The improved EWT and the traditional EWT decomposition results (the original signal denoted by the red dotted line, the decomposition result denoted by the blue solid line)



Fig.4 EMD decomposition result

图 3 (a) 中分量 f2~f5 分别对应于信号 $x_4(t)$ ~ $x_1(t)$,可以看出各个分量的吻合度都非常高,而且信号 包含的噪声也被很好地分解出来了。图 3 (b) 对应的是 传统 EWT 分解的结果,可见噪声能够被分解出来,但是 分量 $x_1(t)$, $x_2(t)$, $x_4(t)$ 都出现畸形。这是由于传统的 EWT 分割方法过于简单,在分析局部噪声或非平稳信号 时,由噪声和非平稳分量产生的一些局部极大值可能出 现并错误地保持在峰值序列中,而一些有用的极大值可 能不保持在峰值序列中,导致了不当的分割。而改进的 EWT利用包络表示光谱的变化趋势,可以减少噪声和非 平稳分量的影响,大大增加了频谱分割的可靠性。如图 4所示,EMD分解将趋势项和噪声分解出来了,但其他几 个分量出现了严重的模态混叠现象,另外出现了多个低 频分量,这些低频分量原本属于同一分量的部分信息,但 因 EMD 终止条件的不合理性,出现过分解导致了虚假模 态。造成混叠现象的原因一方面是终止条件的不合理 性,另一方面是当信号的时间尺度存在跳跃性变化时,也 会产生模态混叠现象,而混叠现象会影响后期的特征提 取。

通过仿真信号的对比研究,可以看出,虽然 EMD 分解可根据信号自动估算模式分解层数,但分解的分 量明显比 EWT 多,而且这些分量不具有明确的物理意 义,这样即消耗计算时间又影响算法性能。而改进 EWT 方法能够有效地检测出频谱中的模态分量,并提 取出近似于原始信号组成成分的不同分量,而且抑制 了模态混叠的产生,分解效果要优于 EMD 和传统 EWT 方法。

4 工程实例验证

为得到准确的微震与爆破事件,在千秋煤矿进行了 为期 15 d 的爆破跟踪记录。该矿采用的是波兰 EMAG 矿业自动化中心生产的 ARAMIS 微震监测系统,传感器 采样频率为 500 Hz。记录信息包括爆破时间、爆破地点、 装药方式及装药量。通过爆破时间及爆破位置即可得到 确定的爆破事件,在经过 P 波和 S 波到时标定和爆破震 源定位,可以再次确认该波形是否为爆破作业信号。由 于目前没有完全准确识别矿山微震事件的方法,首先剔 除背景噪音及无效数据,其次排除爆破时间内的事件,其 他事件可作为微震事件。背景噪音信号主要为电磁干扰 信号、风机振动信号,这类噪音信号波形连续、单个信号 持续时间短、幅值很大;当震源位置较远或者微震信号能 量较小时,这类信号会被强噪音信号淹没,无法有效提取 特征,所以数据记录中会将触发传感器个数小于 4 个的 事件作为无效数据。

4.1 微震波形分析

将记录的爆破波形与微震波形进行对比,可知:1) 岩体微震信号表现为连续单一的形态,因为岩体微震 信号是随着裂纹扩展发育过程中形成的,所以持续时 间较长,衰减缓慢,尾波发育;2)爆破振动信号存在延 迟的现象,这是由于矿山采用微差爆破所致,表现为单 个信号中有相似的波形形状,衰减较快,持续时间短, 尾波不发育;3)岩体微震信号的幅值绝大多数范围分 布在 10⁻³~10⁻⁶ m/s,爆破振动的峰值振幅通常要大于 岩体微震信号。这些差异是技术人员区分微震信号和 爆破振动信号的一个依据,但地下地质条件复杂,而且 受爆破方式和震源距离的影响,传感器接收到的波形 不一定都有这种差异,因此必须通过特征提取的方式 对2种信号进行量化。典型微震和爆破振动信号波形 分别如图 5(a)和图 5(b)所示。



对微震信号展开时频分析,得到微震信号和爆破振动信号时频幅值如图 6 所示。由图 6 可知:爆破振动信号的频带丰富,能量在 0~200 Hz 均有一定分布,主要集中在频带[50,75]、[80,140]、[145,175] Hz,且能量在[80,125] Hz 最为集中;而岩体破裂信号频带分布较窄,主要集中在[0,60] Hz,能量主要集中于[0,30] Hz,即微震事件的能量聚集在低频区域。由此可见,基于时频分析提取岩体微震信号和爆破振动信号特征是一种很好的方法。



4.2 EWT 分解

对岩体微震信号和爆破振动信号进行 EWT 分解,分 别得到 6 个分量,如图 7 所示,其中参数 α=0.1。计算各 个分量的最大振幅,其中岩体微震信号从分量 f1~f6 的 最大振幅依次为 0.175,0.261 8,0.363 3,0.155 8, 0.134 1,0.001 35 mm/s,爆破振动信号从 f1~f6 最大振 幅依次为 0.383 0,0.550 7,0.677 6,0.294 1,0.117 3, 0.014 mm/s,可见岩体微震信号振动强度和爆破振动信 号振动强度主要都集中于 f1~f5。





为了能更有效的提取信号特征,需要对得到的各个 分量进行筛选。通过式(5)计算各个分量与原信号的相 关系数,结果如表1所示。微震和爆破振动信号相关系 数均在f3处都到最大值,分别为0.8807、0.6524;在分 量f6达到最小值,分别为0.0234、0.0125。徐锋等认为 相关系数小于0.03的分量应剔除^[30],因此,EWT的主分 量选取f1~f5。

表1 各分量与对应原始信号相关系数

 Table 1
 The correlation coefficient of the corresponding original signal with each component

信号	各分量与原信号的相关系数					
类型	f1	f2	f3	f4	f5	f6
岩体微震信号	0. 183 0	0. 795 7	0.8807	0.5325	0.435 0	0.023 4
爆破振动信号	0.4476	0.5809	0.6524	0.381 6	0. 295 1	0.012 5

4.3 特征提取

利用筛选的主分量 f1-f5 构造 Hankel 矩阵,进行 SVD,提取每个 Hankel 矩阵的最大奇异值作为微震信号 辨识的特征向量 F_1 ,然后计算每个 Hankel 矩阵的奇异 熵,作为微震信号辨识的特征向量 F_2 。图 8(a)和(b)分 别是提取的微震和爆破振动信号的各个分量构造的特征 向量 F_1 、 F_2 各参数对比折线图。

最大奇异值表征着奇异信号的主要成分,因为微震 和爆破信号特征可以由幅值和频率表征,也就是 Hankel 矩阵的最大奇异值由奇异信号上升沿陡度和幅值共同影 响。由图 7(b)可知,从总体角度上看,奇异信号 fl 上升 沿陡度大,但幅值小;奇异信号f2~f3上升沿陡度相比于 分量 f1 小,但是幅值大;奇异信号 f4~f5 上升沿陡度和幅 值都逐渐减小。所以图 8(a) 中爆破振动信号的奇异值 曲线表现出前3个分量奇异值大,而后2个分量奇异值 小,即爆破振动信号成分集中在前几个分量。而对岩体 微震信号而言,结合图 5(a) 和图 7(a) 可知,微震信号表 现较平缓,各奇异信息分布没有爆破信号集中,相比于爆 破信号,其各个分量奇异信号幅值变化相对较小,因此微 震信号各个分量的奇异值小于爆破信号各个分量奇异 值,且各个分量的最大奇异值差异没有爆破振动信号显 著。总之,从图 8(a)可以看出,微震和爆破振动信号的 最大奇异值变化趋势总体上相似,但各个分量奇异值大 小各不相同,其中爆破信号除第5个分量奇异值近似与 微震信号奇异值相等,其余几个分量的奇异值均大于微 震信号各个分量的奇异值。

奇异熵表征信号复杂程度,信号越简单,能量越集中 于少数几个分量,熵值越小;相反,信号越复杂,能量就越 分散,熵值越大。由上述的时频分析可知,爆破振动信号 能量分布比微震信号能量分布较分散,频带分布更广,所 以爆破振动信号也就越复杂。对应于图 8(b)的奇异熵 变化曲线,爆破振动信号除了分量 f5 的奇异熵要小于微 震信号,其他几个分量奇异熵均要大于微震信号的奇异 熵,且爆破振动信号奇异熵曲线总体呈下降趋势,表明前 几个分量奇异信息的复杂度要高于后几个分量。微震信 号分量 f1 信息的复杂度最高,其他的几个分量的信息复 杂度均要低于 f1 分量的信息复杂度,而且分布较均匀。





为了进一步验证各个分量的最大奇异值和奇异熵的 差异性,从监测的数据中分别选取 200 个岩体破裂信号 和 200 个爆破振动信号,并对每个信号进行 EWT_Hankel _SVD 特征提取,得到最大奇异值和奇异熵如图 9 所示。 由图 9 可知:1)岩体微震和爆破振动信号分量 f1、f2 和 f3 的最大奇异值差异最大,分量 f4、f5 差异较大,而且爆破 振动信号的各个分量的最大奇异值大部分都要大于岩体 微震信;2)岩体微震和爆破振动信号分量 f1 和 f2 的奇异 熵差异最大,分量 f3 和 f4 差异较大,分量 f5 差异不明 显,而且爆破振动信号前 4 个分量的奇异熵要大于微震 信号的奇异熵。



图 9 岩体微震和爆破振动信号各个分量的奇异熵和 最大奇异值箱型图(0代表微震,1代表爆破)



综上,岩体微震和爆破振动信号各个分量的奇异熵 和最大奇异值差异性比较大,利用最大奇异值和奇异熵 作为微震信号辨识的特征参数是可行的。然而,上述分 析只是对提取特征的定性分析,并不能对微震信号做定 量识别。因此,本文进一步借助机器学习方法挖掘数据 内在信息,尝试利用模式识别对微震信号进行分类,并比 较各特征提取方法的识别效果。

5 基于 GA-SVM 网络的分类识别

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基 于小样本统计学习理论和结构风险最小化的建模方法^[31]。 由于 SVM 具有泛化能力强以及易得到全局最优解等优 点,近年来,国内外学者尝试将其用于微震信号识别^[32-33]、 岩爆预测^[34-35],并取得了一定的成果。在实际应用中,SVM 相关参数一般通过大量的试算,依靠经验人为选取,这样势 必增加大量的工作量,参数可靠性不高,而参数的选取直接 关系到 SVM 的分类精度。遗传算法(genetic algorithm, GA) 具有很强的鲁棒性和全局优化搜索能力,适合复杂的优化问 题。本文将它们结合起来,利用岩体微震和爆破振动信号各 分量的最大奇异值和奇异熵作为特征量,建立基于遗传算法 优化的 SVM 微震事件自动识别体系。

5.1 GA-SVM 网络的构建

GA-SVM 网络对岩体微震与爆破振动信号的自动识别,是通过对已知类型样本进行参数寻优及训练,利用训练模式下网络对2类信号特征的认识、记忆,从而能够对未知样本进行分类处理。GA-SVM 模型分类预测如图 10 所示。



图 10 GA-SVM 分类预测流程

Fig.10 Flowchart of GA-SVM classification prediction

1)构建特征向量,目的在于确定训练数据和测试数据。按照上述方法得到岩体微震与爆破振动信号前5个分量的奇异熵和最大奇异值,并以此作为特征向量。从已有数据中随机选取岩石破裂和爆破振动信号各200组,1~100组数据作为训练样本,101~200组数据作为预测样本。设定岩体微震信号的标识类别为1,爆破振动信号的标识类别为2。

2) 将训练集和测试集归一化到[0,1]区间, 计算公式为 *x*' = (*x* - min(*x*)/(max(*x*) - min(*x*))), 式中, *x* 和 *x*' 分别是归一化前、后的值。

3) GA-SVM 网络, GA 对惩罚因子 C 和核函数参数 γ 和核函数类型进行二进制编码, 且初始种群是随机产生的; 采用交叉、变异等遗传算子对前一代种群进行处理后产生下一代群体, 判断当前迭代次数是否等于最大迭代次数, 若满足则解码输出最优参数 C 和 γ 。设定惩罚因子 C 的取值范围是[0,100], 核函数参数 γ 设置为[0.1, 1000]; 初始种群数设为 100, 最大迭代次数200 次, 交叉概率 $p_c = 0.7$, 变异概率 $p_m = 0.05$ 。

5.2 分类识别结果

经 GA 寻优得到的模型参数为:惩罚参数 C=3.26, 核函数参数 $\gamma=2.44$,采用 RBF 核函数训练 SVM 网络。 为了测试 GA-SVM 方法的优越性,选取了 GA-SVM、 SVM、LR、Bayes 4 种机器学习法进行对比,LR、Bayes 法 的先验概率均为 0.5,图 11 所示为本文改进的 EWT 的 4 种机器学习法的识别效果,表 2 所示为基于 Hankel 矩阵 的最大奇异值和奇异熵的分类识别结果。表 3 所示为改 进 EWT-SVD 提取奇异值特征的分类识别结果。





表 2 基于 Hankel 最大奇异值和奇异熵的分类结果

 Table 2
 Classification results based on Hankel maximum singular value and singular entropy

特征向量 基础	分类方法	正确认	分类识别准确性		
		岩体微震 (共100组)	爆破振动 (共100组)	准确 数	准确率/ %
改进 EWT	GA-SVM	95	93	188	94.0
	SVM	93	92	185	92.5
	LR	90	89	179	89.5
	Bayes	86	88	174	87.0
传统 EWT	GA-SVM	92	93	185	92.5
	SVM	91	91	182	91.0
	LR	89	88	177	88.5
	Bayes	86	87	178	86.5
EMD	GA-SVM	91	90	181	90.5
	SVM	88	90	178	89.0
	LR	83	87	170	85.0
	Bayes	84	83	167	84.0

表 3 基于改进 EWT-SVD 提取奇异值特征的分类结果 Table 3 Classification results based on the improved EWT-SVD extraction singular value features

特征向量 基础	分类方法	正确认	分类识别准确性		
		岩体微震 (共100组)	爆破振动 (共100组)	准确 数	准确率/ %
改进 EWT	GA-SVM	92	89	181	90.5
	SVM	90	86	176	88.0
	LR	80	84	164	82.0
	Bayes	84	84	168	84.0

从分类结果可以看出,1)同种机器学习法下,改进 EWT 主分量识别结果整体上优于传统 EWT 和 EMD 识 别结果,传统 EWT 识别效果要优于 EMD。2)同一特征 向量下,GA -SVM 机器学习法分类效果明显要优于 SVM 法、LR 法和 Bayes 法。3 种特征向量结合 GA-SVM 的识别率都达到 90% 多,其中改进 EWT 结合 GA-SVM 的识别率最高,准确率达到 94%。3)根据改进 EWT-SVD 方法提取的特征量,在各种机器学习法下,对微震 信号的识别率都要低于本文方法。所以,基于改进 EWT_Hankel 和 GA-SVM 网络构建的信号自动识别模 型分类算法准确率高,能够有效地识别岩体微震和爆 破振动信号。

5.3 采场大爆破信号识别

为再次检验微震和爆破信号识别数学模型,选取极易与微震信号混淆的单段大爆破信号对该模型进行应用和验证,波形如图 12 所示。该信号波形没有相似部分重复出现,形态单一,尾波发育,持续时间长,衰减缓慢。如果依靠人工识别,则很容易误判为微震事件,但经 EWT_Hankel_SVD 模型自动识别后认为是爆破事件,根据现场爆破时间记录以及震源定位,发现此为单段大爆破产生的震级为 0.7 级的爆破事件,所以与实际相符。如图 13 所示是经过 EWT 分解后的前 5 个分量波形,每个分量构造的 Hankel 矩阵的特征参数如表 4 所示。









表 4 采场大爆破事件各分量特征参数值

 Table 4
 Characteristic parameter values of large blasting events in stope

特征参量 -			各个分量		
	f1	f2	f3	f4	f5
最大奇异值	21.31	38.54	41.72	20. 69	16.51
奇异熵	8.23	6.57	5.61	5.44	2.18

6 结 论

本文提出的 EWT 在传统 EWT 基础上进行了改进, 提供了可靠的频谱分割方法,它既有 WT 的理论基础,又 有着 EMD 的自适应性。从仿真信号可以看出,其相较于 传统的 EWT,能够更加准确有效地分解信号;相较于 EMD,能够有效减小模态混叠问题。所以能够有效处理 微震这类非平稳信号。

时频分析法和 SVD 组合模式应用广泛,此种模式通常是将时频分析方法得到的各个主分量组成复合矩阵直接进行 SVD,而本文先是对得到的各个主分量分别构造 Hankel 矩阵,再通过 SVD 提取每个 Hankel 矩阵最大奇 异值和奇异熵,将这 2 个参量作为模式的特征参量,显著 提高了微震信号的识别率。

改进 EWT 分类效果要优于传统 EWT 和 EMD,基于 GA-SVM 的识别效果要优于 SVM 法、LR 法和 Bayes 法, 且基于 EWT_Hankel_SVD 的 GA-SVM 法分类识别准确 率达到了 94%。由此表明:基于 GA-SVM 法的 EWT_ Hankel_SVD 模型识别岩体微震和爆破振动信号是可行 的,且具有较高的准确率。将该模型应用于采场大爆破 事件的识别中,识别结果与实际相符,该模型为矿山微震 信号特征提取和分类提供了一种较好的分析方法。

参考文献

- [1] ULRICH Z. Microseismic design studies [J]. Geophysics, 2011, 76(6):17-25
- [2] LI B L, LI N, WANG EN Y, et al. Discriminant model of coal mining microseismic and blasting signals based on waveform characteristics [J]. Shock and Vibration, 2017 (10): 1-13.
- [3] MA J, ZHAO G Y, DONG L J, et al. A comparison of mine seismic discriminators based on features of source parameters to waveform characteristics [J]. Shock and Vibration, 2015: 919143.
- [4] 吴响,钱建生,王海燕.微震信号多尺度非线性特征 提取与辨识研究[J].仪器仪表学报,2014,35(5): 969-975.
 WU X, QIAN J SH, WANG H Y. Multi-scale nonlinear feature extraction and identification of microseismic signals [J]. Chinese Journal of Science Instrument,
- [5] 曹安业,窦林名,秦玉红,等.高应力区微震监测信
 号特征分析[J].采矿与安全工程学报,2007,24(2):
 146-149.

2014, 35(5):969-975.

CAO AN Y, DOU L M, QIN Y H, et al. Characteristic of micro-seismic monitoring signal in high stressed zone[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2007, 24(2): 146-149.

- [6] ALLMANN B P, SHEARER P M, HAUKKSON E. Spectral discrimination between quarry blasts and earth quakes in Southern California [J]. Bulletion of the Seismological Society of America 2008, 27 (3): 519-525.
- [7] 陆菜平,窦林名,吴荣兴,等.煤岩冲击前兆微震频谱演 变规律的试验与实证研究[J].岩石力学与工程学报, 2008,27(3):519-525.

LU C P, DOU L M, WU R X, et al. Experimental and empirical research on frequency-spectrum evolvement rule of rock burst prcursory microseismic signals of coal-rock[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2008, 27(3): 519-525.

[8] 朱权洁,姜福兴,尹永明,等.基于小波分形特征与模式识别的矿山微震波形识别研究[J].岩土工程学报,2012,34(11):2036-2042.

ZHU Q J, JIANG F X, YIN Y M, et al. Classification of mine micro seismic events based on wavelet-fractal

method and pattern recognition [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34(11):2036-2042.

 [9] 唐守锋, 童敏明, 潘玉祥, 等. 煤岩破裂微震信号的 小波特征能谱系数分析法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(7): 1521-1527.

> TANG SH F, TONG M M, PAN Y X, et al. Wavelet characteristic energy spectrum coefficient analysis method for coal-rock fracture microseismic signals [J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2011, 32 (7): 1521-1527.

 [10] 朱权洁,姜福兴,于正兴.爆破震动与岩石破裂微震 信号能量分布特征研究[J].岩石力学与工程学报, 2012,31(4):723-730.

ZHU Q J, JIANG F X, YU ZH X, et al. Study on energy distribution characters about blasting vibration and rock fracture microseismic signal [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 31(4): 723-730.

[11] 赵国彦,邓青林,马举. 基于 FSWT 时频分析的矿山微 震信号分析与识别[J]. 岩土工程学报,2015,37(2): 306-312.

> ZHAO G Y, DENG Q L, MA J. Analysis and recognition of mine microseismic signals based on FSWT timefrequency analysis [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2015, 37(2): 306-312.

 [12] 尚雪义,李夕兵,彭康,等.基于 EMD_SVD 的矿山微 震与爆破信号特征提取及分类方法.岩土工程学报, 2016,38 (10):1849-1858.

SHANG X Y, LI X B, PENG K, et al. Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2016, 38(10): 1849-1858.

[13] 李伟. 基于 LMD 和模式识别的矿山微震信号特征提取及分类方法 [J]. 煤炭学报, 2017, 42(5): 1156-1164.

LI W. Feature extraction and classification method of mine microseismic signals based on LMD and pattern recognition [J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(5): 1156-1164.

 [14] 董陇军,孙道元,李夕兵,等. 微震与爆破事件统计 识别方法及工程应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2016,35(7):1423-1433.

DONG L J, SUN D Y, LI X B, et al. A statistical method to identify blasts and microseismic events and its engineering application [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2016, 35(7): 1423-1433.

[15] DONG L J, WESSELOO J, YVES P, et al. Discriminant

models of blasts and seismic events in mine seismology[J]. Interna- tional Journal of Rock Mechanics and Mining Science. 2016, 86: 282-291

- [16] SHANG X Y, LI X B, MORALES-ESTEBAN A., et al. Improving microseismic event and quarry blast classification using artificial neural networks based on principal component analysis [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2017, 99: 142-149.
- [17] LI B L, LI N, WANG E Y, et al. Characteristics of coal mining microseismic and blasting signals at Qianqiu coal mine[J]. Environmental Earth Sciences, 2017, 76(21): 1-15.
- [18] VALLEJOS J A, MCKINNON S D. Logistic regression and neural network classification of seismic records [J]. Internation Journal of Rock Mechanics and Mining Science, 2013, 62: 86-95.
- [19] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮 箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193-2201.
 ZHU W Y, FENG ZH P. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved experience wavelet transform[J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2016, 37(10):2193-2201.
- [20] GillS J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61 (16): 3999-4010.
- [21] LI J, LI Y, LI Y, et al. Downhole microseismic signal denoising via empirical wavelet transform and adaptive thresholding[J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2018, 15(6): 2469-2480.
- [22] 辛玉,李舜酩,王金瑞,等.基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(11):79-86.
 XIN Y, LI SH M, WANG J R, et al. Gear fault diagnosis method based on iterative experience wavelet transform[J]. Chinese Journal of Science Instrument,2018,39(11):79-86.
- [23] MERAINANI B, RAHMOUNE C, BENAZZOUZ D, et al. A novel gearbox fault feature extraction and classification using Hilbert empirical wavelet transform, singular value decomposition, and SOM neural network[J]. Journal of Vibration and Control Journal of Vibration and Control, 2018,24(12): 2512-2531.
- [24] ZHAO M Y, XU G. Feature extraction of power transformer vibration signals based on empirical wavelet transform and multiscale entropy [J]. IET Science,

Measurement & Technology, 2018, 12(1): 63-71.

- [25] HE Q, WANG Y W, DU SH, et al. Motor imagery based on adaptive parameter less empirical wavelet transform and selective integrated classification [J]. ACTA Physica Sinica, 2018, 67(11): 185-196.
- [26] 赵学智,叶邦彦,陈统坚. 基于小波-奇异值分解差分 谱的弱故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7): 37-48.

ZHAO X ZH, YE B Y, CHEN T J. Weak fault feature extraction method based on wavelet-singular value decomposition difference spectrum [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7):37-48.

[27] 徐锋, 刘云飞, 宋军. 基于中值滤波-SVD 和 EMD 的 声发射信号特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(12): 2712-2719.

> XU F, LIU Y F, SONG J. Feature extraction of acoustic emission signals based on median filter-SVD and EMD[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(12):2712-2719.

[28] 唐炬, 董玉林, 樊雷, 等. 基于 Hankel 矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息[J]. 中国电机 工程学报, 2015, 35(7):1808-1817.

TANG J, DONG Y L, FAN L, et al. Extracting partial discharge characteristic information based on complex wavelet-singular value decomposition method based on Hankel matrix [J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35(7):1808-1817.

 [29] 戴聪聪,程铁栋,宗路,等.基于改进 EEMD 的红砂 岩声发射信号的频谱特性研究[J].振动与冲击, 2018,37(16):118-123.

DAI C C, CHENG T D, ZONG L, et al. Study on the spectral characteristic of red sand-borne emission signals based on improved EEMD [J]. Vibration and Shock, 2018, 37(16): 118-123.

[30] 徐锋, 刘云飞. 基于 EMD-SVD 的声发射信号特征提 取及分类方法[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, 22(6):1238-1247.

> XU F, LIU Y F. Feature extraction and classification method of acoustic emission signals generated from plywood damage based on EMD-SVD[J].Journal of Basic Science and Engineering, 2014, 22(6): 1238-1247.

[31] 李明阳,陈万忠,张涛.基于 DD-DWT 和 Log-Logistic 参数回归的癫痫脑电自动识别方法[J].仪器仪表学 报,2017,38(6):1368-1377. LI M Y, CHEN W Z, ZHANG T. Automatic recognition method of epilepsy EEG based on DD-DWT and Log-Logistic parameter regression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(6):1368-1377.

- [32] JIA R S, SUN H M, PENG Y J, et al. Automatic event detection in low SNR microseismic signals based on multiscale permutation entropy and a support vector machine[J]. Journal of Seismology, 2017, 21 (4): 735-748.
- [33] LIN B, XIE W, ZHAO J J. Automatic recognition and classification of multi-channel microseismic waveform based on DCNN and SVM [J]. Computers & Geosciences, 2018, 123: 111-120.
- [34] PENG Y H, PENG K, ZHOU J, et al. Prediction of classification of rock burst risk based on genetic algorithms with svm [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 628: 383-389.
- [35] MA C, TAN Y H, LI ER B, et al. Allowable deformation prediction for surrounding rock of underground caverns based on support vector machine [J]. 2016, 60 (3): 361-369.

作者简介



程铁栋(通信作者),2000年于南昌大 学获得学士学位,2007年于广东工业大学获 得硕士学位,现为江西理工大学副教授,主 要研究方向为人工智能装备 E-mail: Chengtiedong@126.com

Chen Tiedong (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Nanchang University in 2000 and received his M. Sc. degree from Guangdong University of Technology in 2007. He is currently an associate professor at Jiangxi University of Technology. His main research interest is artificial intelligence equipment.



吴义文,2017年于江西理工大学获得学 士学位,现为江西理工大学硕士研究生,主 要研究方向为信号处理、模式识别。

E-mail: w15779786336@ outlook.com

Wu Yiwen received his B. Sc. degree from Jiangxi University of Technology in 2017. He is

currently a graduate student at Jiangxi University of Science and Technology. His main research interests include signal processing and pattern recognition.