

文章编号: 1008-2786-(2020)4-619-11

DOI:10.16089/j.cnki.1008-2786.000539

# 基于 EEMD 分形和 LS-SVM 的次声信号 识别泥石流类型

胡至华<sup>1,2</sup>, 袁路<sup>3</sup>, 马东涛<sup>1\*</sup>, 胡雨豪<sup>4</sup>, 李梅<sup>5</sup>

(1. 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所 中国科学院山地灾害与地表过程重点实验室, 成都 610041;

2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 成都城投建设集团有限公司, 成都 610037;

4. 中煤科工集团重庆设计研究院有限公司, 重庆 400016; 5. 中国地质大学(北京), 北京 100083)

**摘 要:** 基于无接触的泥石流次声信号的有效波形特征提取识别不同类型的泥石流及预警泥石流规模、危害是国内外泥石流研究的新方向。本研究利用室内实验采集到的 65 次稀性、过渡性和粘性泥石流次声信号数据, 采用集成经验模式分解(EEMD)对次声信号进行分解, 提取本征模态函数(IMF)主分量, 对比分析了原始信号和主分量信号 STFT 分布的时频特性差异, 计算了主分量 IMF 盒维数值, 并将其作为特征值输入最小二乘支持向量机(LS-SVM)分类器进行训练和分类, 初步实现了基于次声分形特征指标识别泥石流类型。研究表明:(1)通过对 EEMD 重构的主 IMF 分量信号进行短时傅立叶变换(STFT)时频分析后, 主分量信号具有优良的时频聚焦性能, 提升了信号识别的准确性和精度;(2)稀性、过渡性和粘性泥石流的原始次声信号盒维数值分别为 1.625、1.578 和 1.519, 利用次声盒维数值可以识别泥石流的类型;(3)通过 LS-SVM 模型训练测试, 正确识别率达 87%, 其中稀性和过渡性泥石流为 80%, 粘性泥石流为 100%。本研究利用次声特征指标无接触判识了泥石流类型, 为次声自动识别、监测和预警泥石流灾害做了积极探索。

**关键词:** 泥石流; 类型; 次声; EEMD 分形; STFT; LS-SVM

**中图分类号:** X43

**文献标志码:** A

泥石流流体在快速运动过程中, 颗粒与颗粒间、颗粒与流体间的碰撞, 会与空气耦合在低频范围( $<20\text{Hz}$ )内发射声波<sup>[1]</sup>。次声在空气中的传播速度远远高于泥石流运动速度, 传播距离远, 能量衰减小, 具有较长的警报提前量、无接触、仪器不易受损等优点, 次声波监测已成功应用于泥石流的监测预警之中<sup>[2, 3]</sup>。

章书成<sup>[4]</sup>发现泥石流在运动过程中与沟床、沟岸之间的碰撞、摩擦产生次声信号, 并使用自主研发的泥石流次声传感器 DFW-I 对蒋家沟流域泥石流的次声进行了监测与分析, 证实泥石流次声声压与

流体类型、运动参数、规模密切相关<sup>[5]</sup>。Hübl 等<sup>[1]</sup>对奥地利 Lattenbach 流域和瑞士 Illgraben 流域次声和地声的综合监测发现, 泥石流和洪水的次声频率存在差别, 泥石流的峰值频率约为 5 Hz, 洪水的峰值频率大于 7 Hz, 泥石流流量与次声信号峰值呈指数关系。

近年来, 国内外学者采用信号处理技术对地震、滑坡和泥石流的声波信号进行了研究。1990 年代以来, 经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)<sup>[6]</sup>技术, 凭借其良好的自适应性、完备性和可重构性, 被广泛应用于处理非平稳信号。然而, 信号

收稿日期(Received date): 2020-01-01; 改回日期(Accepted date): 2020-07-13

基金项目(Foundation item): 国家自然科学基金项目(41572347)。[National Natural Science Foundation of China(41572347)]

作者简介(Biography): 胡至华(1994-), 男, 四川绵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 山地灾害防治工程与预警预报。[HU Zhihua(1994-), male, born in Mianyang, Sichuan province., M. Sc. candidate, research on geohazards prevention and monitoring] E-mail: zhihua6971@163.com

\* 通讯作者(Corresponding author): 马东涛(1965-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向: 地质灾害基础理论研究和防灾减灾工程实践。[MA Dongtao(1965-), male, Ph. D., associate professor, specialized in geohazards prevention theory and engineering] E-mail: dtma@imde.ac.cn

经 EMD 分解后可能存在模态混叠现象;为了解决这一问题,Wu<sup>[7]</sup>提出了集成经验模式分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD),并被广泛应用于微震、地震以及爆破振动等领域。另外,分形理论也被用来描述信号波形的复杂程度,以及对波形形态的不规则性进行定量表征。目前,EEMD 与分形理论在信号波形分析、初至拾取以及震相识别等领域获得了大量的应用,朱权洁等<sup>[8]</sup>发现微震波形的分形盒维数值可作为识别不同微震信号的特征量。杨仁树等<sup>[9]</sup>利用 EEMD 分解和分形盒维数组合算法,结合信号统计自相似性,提出了识别爆破信号的盒维数广义自相似性方法。由于泥石流流体性质、运动的复杂性,泥石流次声信号也十分复杂,基于泥石流次声信号的有效波形特征提取识别泥石流类型的及预警泥石流规模、危害范围已成为国内外泥石流监测预警研究的热点。

泥石流性质分类与泥石流次声信号之间的关联是本研究要解决的技术问题。从物质组成来看,泥石流可分为高含沙水流、水石流、泥石流、泥流;从黏度来看可分为亚黏性、黏性、高黏性泥石流;从

流体结构来看可分为稀性、过渡性、粘性泥石流等<sup>[10-11]</sup>。由于影响泥石流性质的因素众多,上述泥石流分类所考虑的影响因素并不能完全描述泥石流的行为特征,本研究尝试利用分形理论对泥石流次声信号全局性和复杂度进行描述,可以获得信号的整体性特征,以此表征分形维数对泥石流整体过程的综合影响。通过对泥石流次声信号 EEMD 分解后,提取 IMF 主分量,分别计算其盒维数值,以此作为特征向量,对实验采集的次声信号进行分类预测。该研究利用次声特征指标无接触判识泥石流类型,为次声自动识别、监测和预警泥石流灾害做积极探索。

## 1 次声数据

### 1.1 数据来源

研制所需次声及泥石流数据均采自泥石流模型实验。实验装置主要由水槽、料斗、尾料池、次声采集系统等四部分组成。如图 1 所示,水槽长 600 cm,宽 20 cm,深 30 cm,水槽侧壁紧贴有透明刻度纸,以

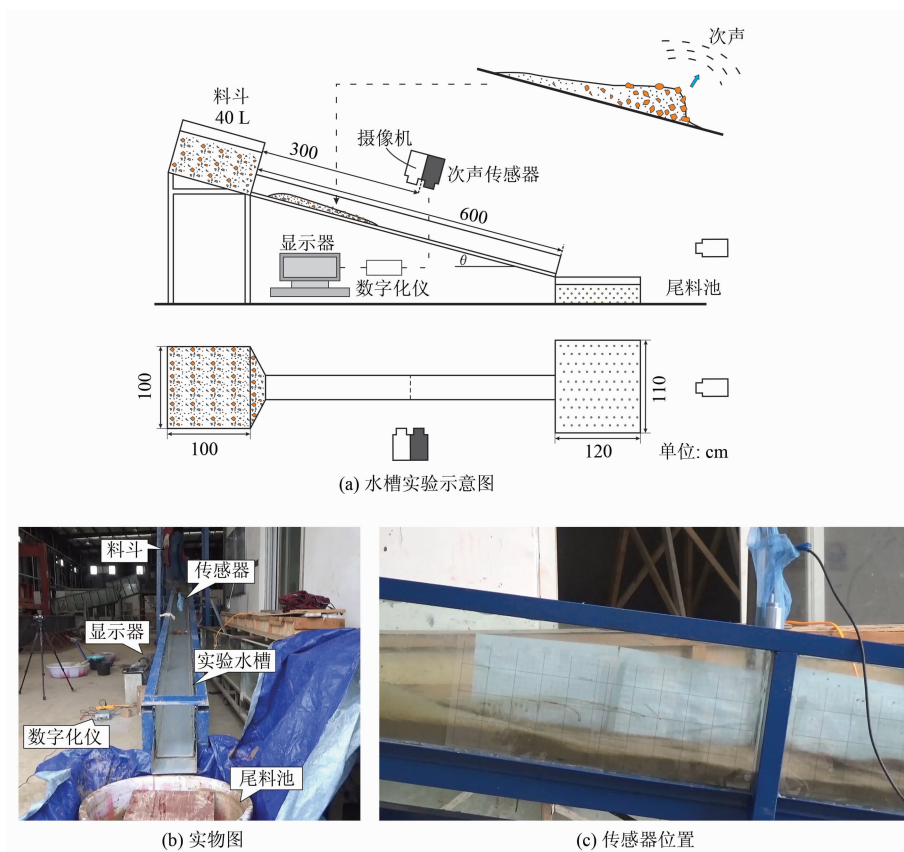


图 1 实验装置示意图<sup>[3]</sup>

Fig. 1 Scheme of experiment setup

便读取泥位;料斗为长方体形,长 100 cm,宽 100 cm,深 120 cm,下部设有开口闸门,为便于泥石流能顺利从料斗中完全流出,将水槽调至一定坡度;尾料池由木箱组成,长 120 cm,宽 110 cm,深 30 cm。

模型实验尺寸及颗粒级配选择对实验结果影响较大。实验原型参考了北川杨家沟泥石流,应用弗劳德(重力)准则,保证模拟泥石流与原型泥石流重力相似,经计算可得弗劳德数为 2.5~3.5,与实际泥石流弗劳德数相似;泥石流实验样品参考绵阳北川杨家沟泥石流颗粒级配(见图 2),满足容重及级配相似。

实验主要测量泥石流流速、流量、容重、级配等特征参数及次声的声压及频率。次声采集系统采用中国科学院声学所研制的 IDS2016 型次声采集系统,系统由次声传感器( ISD2016-C)、数字仪( IDAS2016-A)和显示器等组成,实验设计频率 100 Hz,测量精度 50 mv/Pa。由于实验水槽较短,泥石流流速较快,为便于完整收集泥石流运动产生的次声信号,将次声传感器安装在实验水槽中部。

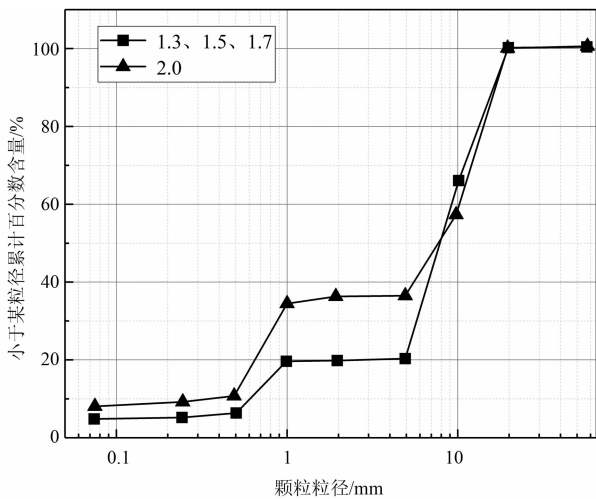


图 2 实验泥石流粒度级配曲线<sup>[3]</sup>

Fig.2 Particle gradation curve of debris flow in experiments

1.2 泥石流及次声数据

实验中分别配制了体积为 40 L,容重为 2.0、1.9、1.7、1.5 和 1.3 t/m<sup>3</sup> 的泥石流,涵盖常见的稀性、过渡性和粘性等三类泥石流,测得不同容重泥石流流动所产生的次声信号。在周围环境无干扰条件下,次声采集仪收集一定时长的稳定信号后,打开料

斗闸门释放流体,当泥石流流体完全流出水槽后,再收集一定时长的背景信号,以保证所采集的信号完整连续。共开展了 65 次泥石流实验,具体实验组数见表 1。

表 1 实验组别  
Tab.1 Experimental parameters

分组	流体性质	容重	实验组数
I	稀性	1.3	13
		1.5	16
II	过渡性	1.7	19
III	粘性	1.9	11
		2.0	6

2 研究方法

分形主要是对具有自相似性的自然客观对象进行研究,得到其相对应的变化维数。利用相似性规则,对自然界的复杂事物进行微观定量研究,认知事物的局部特征。泥石流次声信号具有非平稳、非线性特点,通过分形理论可以从次声信号反映出泥石流次声信号间的差异。

2.1 信号 EEMD 分解理论<sup>[12]</sup>

Huang 等<sup>[6]</sup>提出了希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT),该方法的关键部分是经验模式分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD),信号经 EMD 处理后可分解为若干个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和一个残余项。该分解方法基于数据的局部特征时间尺度,是自适应的,适用于非线性和非平稳信号的处理中。EMD 方法通过利用时间序列上下包络的平均值,找到“瞬时平衡位置”,进而提取固有模态函数。故可将原信号分解为:

$$x(t) = \sum_1^n c_i(t) + r_n(t) \tag{1}$$

式中: $n$  为本征模态函数的个数; $r_n(t)$  为残余项; $c_i(t)$  为第  $i$  个本征模态函数。

经 EMD 处理后信号会产生模态混叠现象,在非平稳非线性信号的分析中,逐步提出了集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)。即在原信号时间序列中加入不同的白噪

声,再将各次含噪信号作 EMD 分解,将所得的各次 IMF 分量的平均数值作为最终的 IMF。EEMD 分解所加的白噪声次数服从如下统计规律:

$$\varepsilon_n = \varepsilon \sqrt{N} \quad (2)$$

式中: $\varepsilon_n$  为原信号与最终 IMF 相加得到的信号的离差; $\varepsilon$  为噪声的幅值; $N$  是添加的噪声数目。其中, $N$  和  $\varepsilon_n$  需要指定,为得到比较理想的结果, $\varepsilon_n$  一般取 0.2~0.3,本次取值 0.2, $N$  本次取值 100。

## 2.2 分形盒维数计算模型<sup>[13]</sup>

盒维数在信号分析领域应用广泛,其数学计算和经验估计都比较容易实现。本文通过求取泥石流流次声信号的盒维数值,来了解泥石流流次声信号的分形维数值。泥石流流次声信号  $X(t)$  是双尺度的,包括纵向的振动幅值( $\delta_1$ )和横向的时间尺度( $\delta_2$ )。设泥石流流次声信号的时程曲线  $Y \in R^2$ ,将时程曲线所在的平面  $R^2$  尽可能的划分为足够小的网格  $k\delta_1 \times k\delta_2$  ( $k=1,2,3\cdots$  表示网格的放大倍数)。

设  $Y$  与时程曲线所在平面  $R^2$  相交的网格数量为  $N_{k\delta_i}$ ,则曲线的分形盒维数可定义为:

$$D_{\delta_1 \times \delta_2} = \lim_{\substack{\delta_1 \rightarrow 0 \\ \delta_2 \rightarrow 0}} \frac{\lg N_{k\delta_i}}{-\lg k\delta_i} \quad (i=1 \text{ 或 } 2) \quad (3)$$

根据以上分析及对曲线分形盒维数的定义,在无标度区内  $\lg N_{k\delta_i}$  与  $-\lg k\delta_i$  满足如下线性回归方程:

$$\lg N_{k\delta_i} = -D_{\delta_1 \times \delta_2} \lg k\delta_i + b \quad (4)$$

由于盒维数  $D$  是式(4)斜率的相反数,在矩形盒尺寸  $k\delta_1 \times k\delta_2$  确定的情况下, $D_{\delta_1 \times \delta_2}$  由  $\lg N_{k\delta_i}$  与  $-\lg k\delta_i$  唯一确定,由最小二乘法可得:

$$D_{\delta_1 \times \delta_2} = \frac{(k_2 - k_1) \sum \lg k \lg N_{k\delta_i} - \sum \lg k \lg N_{k\delta_i}}{(k_2 - k_1 + 1) \sum \lg k^2 - (\sum \lg k)^2} \quad (5)$$

式中, $k_1 < k < k_2$ ,  $i=1$  或  $2$ ;  $N_{k\delta_i}$  的取值与次声信号的波峰  $X_{\max}(i)$ 、波谷  $X_{\min}(i)$  及网格尺寸  $k\delta_i$  的大小有关,  $N_{k\delta_i} = \left\lceil \frac{x_{\max}(i) - x_{\min}(i)}{k\delta_2} \right\rceil + \phi(\text{rem}(X_{\max}(i) - X_{\min}(i)), k\delta_2)$ ,  $\lceil \cdot \rceil$  表示取整,  $\text{rem}(x, y)$  表示  $x$  与  $y$  相除的余数,  $\phi$  的取值:  $x > 0, \phi = 1; x = 0, \phi = 0$ 。其中,当用矩形盒覆盖次声信号时,  $N_{k\delta_i}$  为覆盖的盒子总数,  $\left\lceil \frac{X_{\max}(i) - X_{\min}(i)}{k\delta_2} \right\rceil$  代表整个波形信号可整除部分,  $\phi(\text{rem}(X_{\max}(i) - X_{\min}(i)), k\delta_2)$  代表剩余未整

除的窄格条信号。

次声信号数据是离散时间序列,由一系列时间间隔的数据点构成,相邻数据点的横、纵向距离分别为采样时间  $\Delta t$  和相邻数据点幅值差。由信号特点可知,矩形盒横向宽度不宜超过次声信号周期的一半,实际计算时可通过循环算法确定最高波峰(波谷)的前后交点差(信号半周期),即  $k\delta_1 \leq T/2$ ;纵向宽度应小于次声信号最大绝对值幅值,即  $k\delta_2 \leq |A|$ 。由于次声信号经采样离散后数据以直线连接,矩形盒横、纵向宽度小于  $\Delta t, \Delta A_{\min}$  (相邻数据点最小幅值差)将毫无意义,即  $k \geq 1$ 。综上所述,可以推出次声信号无标度区矩形盒横向、纵向宽度应满足以下公式:

$$\Delta t \leq \Delta w < T/2 \quad (6)$$

$$\Delta A_{\min} < \Delta h \leq A \quad (7)$$

式中,  $\Delta w$  为横向宽度;  $\Delta h$  为纵向宽度。

由式(6)、式(7)可确定  $1 \leq k < [T/(2\Delta t) + 1]$ ,  $[\cdot]$  表示取整数据处理与结果分析

## 2.3 次声信号预处理

泥石流流次声信号在采集过程中受到仪器本身、偏置电压等的干扰,往往造成零点漂移含长周期趋势项,趋势项的存在对数据结果的影响比较突出,造成个别测点的采样信号偏离基线较大,得到的变换结果可能完全失真。因此,次声实验数据可采取滑动平均法消除信号中的干扰,尽可能使数据接近真实值<sup>[14]</sup>。

泥石流流次声信号采集过程中易受一些环境及人为的干扰,在充分研究次声信号特点及小波去噪的原理基础上,发现 Sym 小波基与次声信号的波形相似。Sym 小波基是有限紧支撑正交小波,其时域和频域的局部化能力强,尤其在信号的小波分解过程中可提供有限长的更实际、更具体的数字滤波器<sup>[15]</sup>,故选择 Sym 小波进行阈值去噪。

采取小波分解→小波系数提取→小波重构对次声信号去噪<sup>[16]</sup>。小波分解层数设为 6 层,阈值规则采用无偏似然估计,小波分解后对各级系数作软阈值量化处理,最后将处理后的小波系数进行小波重构。为评价降噪效果,用信噪比(SNR)来评估降噪效果。信噪比定义如下:

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{\sum_{n=1}^N I^2}{\sum_{n=1}^N [I - I_n]^2} \right) \quad (8)$$

式中,  $n$  表示采样点数;  $I$  表示原始信号;  $In$  表示降噪后的信号。以一段泥石流次声信号为例, 分别计算不同分解层数的 SNR 值, 计算结果见表 2。

表 2 不同分解层数的泥石流信号 SNR 值

Tab.2 SNR values of debris flow signals at different decomposition layers

分解层数	1	2	3	4	5	6	7	8
SNR	12.27	13.45	14.97	16.07	16.08	16.33	16.29	15.60

## 2.4 优势分量的选取

泥石流次声信号经预处理后, 经过 EEMD 分解, 可得到 9 个 IMF 分量及 1 个残余项, 详见图 3。泥石流次声信号中含噪信号也占一定比例, 可利用互相关系数法和能量比例确定 IMF 分量与原信号的差异, 通过计算每一个 IMF 分量与含噪信号的相关性和能量比例来确定每个 IMF 分量的占比含量<sup>[17]</sup>。互相关系数定义如下:

$$R_i = \frac{\sum_{n=1}^N (C_i(n) - \overline{C_i(n)}) (X(n) - \overline{X(n)})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (C_i(n) - \overline{C_i(n)})^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N (X(n) - \overline{X(n)})^2}} \quad (9)$$

能量比例定义如下:

$$A_{\text{imf}} = \frac{a_{\text{imf}}}{a_{\text{origin}}} = \frac{\sum_{n=1}^N |C_i(n)|^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^N |C_i(n)|^2} \quad (10)$$

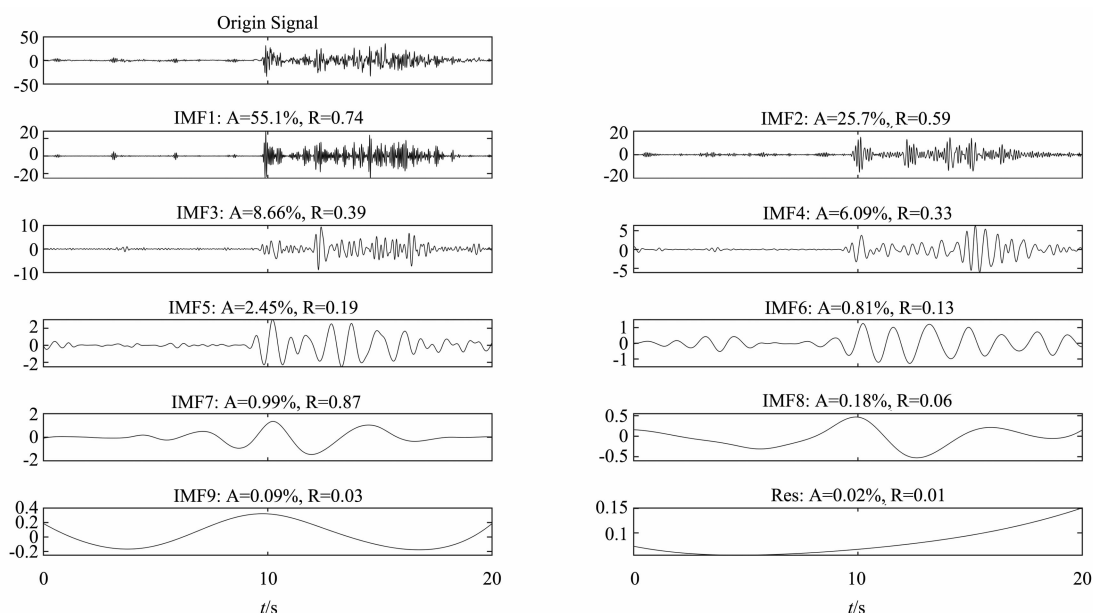


图 3 泥石流次声信号 EEMD 分解

Fig.3 EEMD decomposition of debris flow infrasound signal

式中,  $C_i(n)$  是第  $i$  个 IMF 分量;  $X(n)$  是传感器采集到的泥石流次声信号;  $N$  是信号长度;  $M$  是 IMF 的个数;  $n=1, 2, 3, \dots$ 。

为利用相关系数分析的结果, 提出了相关阈值来判别 IMF 分量的相关性。根据阈值规则, 只保留相关阈值系数大于规定阈值的有效 IMF <sub>$i$</sub> <sup>[18]</sup>, 给定阈值规则  $\mu_{th}$  如下:

$$\mu_{th} = \frac{\max(R_i)}{10 \times \max(R_i) - 3} \quad (11)$$

以一段泥石流流信号为例, 经计算可得  $\mu_{th}$  为 0.17。

参照阈值规则对次声信号进行筛选, 各个 IMF 分量与原次声信号的典型互相关系数如图 4 所示。从图中可看出, 前 5 个 IMF 分量 (IMF1 ~ IMF5) 较高, 且阈值系数大于规定阈值, 有效 IMF 为 0.17, 即前 5 个分量与原次声信号的相关性更好。因而, 将 IMF1 ~ IMF5 作为优势分量予以保留, 其他 4 项予以删除。

## 3 结果分析

### 3.1 EEMD 优势分量及 STFT 时频分析

原始泥石流次声信号经预处理后, 采用 hamming 窗对信号作 FIR 低通滤波, 依次做出次声

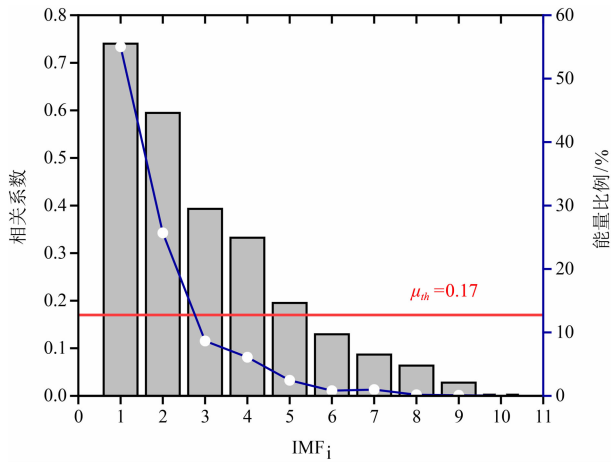


图4 不同 IMF 的相关系数及能量比例

Fig. 4 Correlation coefficient and energy ratio of different IMF

信号的时域、频谱和 STFT(短时傅立叶)时频图,如图 5、图 6 所示。

STFT 可看作加窗傅立叶变换,即为了满足时域的精确度,对傅立叶变换进行加窗处理,利用窗函数在时间轴上的移动,对信号进行逐段分析可得到信号的局部“频谱”<sup>[19]</sup>。与传统傅立叶信号相比,STFT 克服了信号全局性变换的不足,能更精细化的展现信号频率的局部化特征<sup>[20]</sup>。对于信号  $y(\tau)$  的 STFT 变换如下:

$$STFT_y(t, w) = \int_{-\infty}^{\infty} y(\tau) w(\tau - t) e^{-jw\tau} d\tau \quad (12)$$

式中,  $w(\tau - t)$  为窗函数,本次分析采用 hanning 窗,

相当于利用该窗去截取不同时间段的局部信号  $y(\tau)$ ,对截取下的信号作傅立叶变换,通过不断移动时间  $t$ ,不断变换窗函数  $w(\tau - t)$  的中心位置,即可得到不同时间的傅立叶变换值。

由图 5、图 6 对比可以看出,泥石流次声信号在时频变换后时频分布的聚焦性、主频带以及能量时刻等信息至关重要,原始信号经 EEMD 分解重组优势分量后,可明显看出次声信号的时频聚焦性能增强,细节信息有效保留,波形初至时刻更加清晰,同时有效地抑制了交叉项,使得信号有着更好的时频分布精度。

### 3.2 EEMD 分形盒维数计算分析

由式(5)可计算泥石流次声信号对应的  $\log N_s$  与  $\log(k)$  的拟合关系,再利用最小二乘法就可得到其分形盒维数值。经计算得到典型稀性泥石流、过渡性泥石流和粘性泥石流的原始次声信号盒维数值分别为 1.625、1.578 和 1.519(表 3),图 7 为三类泥石流次声信号的波形图及分形盒维数拟合图。

信号的盒维数值越大,说明信号频谱结构中高频成分越多;反之,盒维数值越小,对应的分维数值越小<sup>[21]</sup>。因粘性泥石流流体中粘粒含量高,块石之间接触和碰撞概率减小,相应地增加了阻尼,使得能量较为微弱,信号复杂度相对较小,在频谱结构上往低频发展。随着粘粒含量降低,由粘性

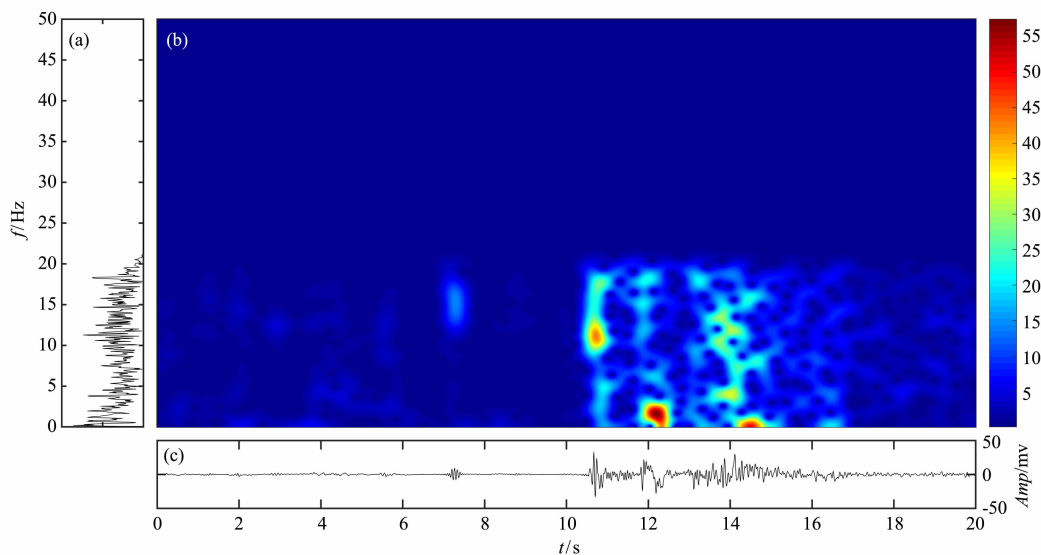


图5 原始次声信号:(a)频谱图 (b)时频图 (c)时域图

Fig. 5 Original infrasound signal: (a) amplitude spectrum (b) time-frequency spectrogram (c) time series

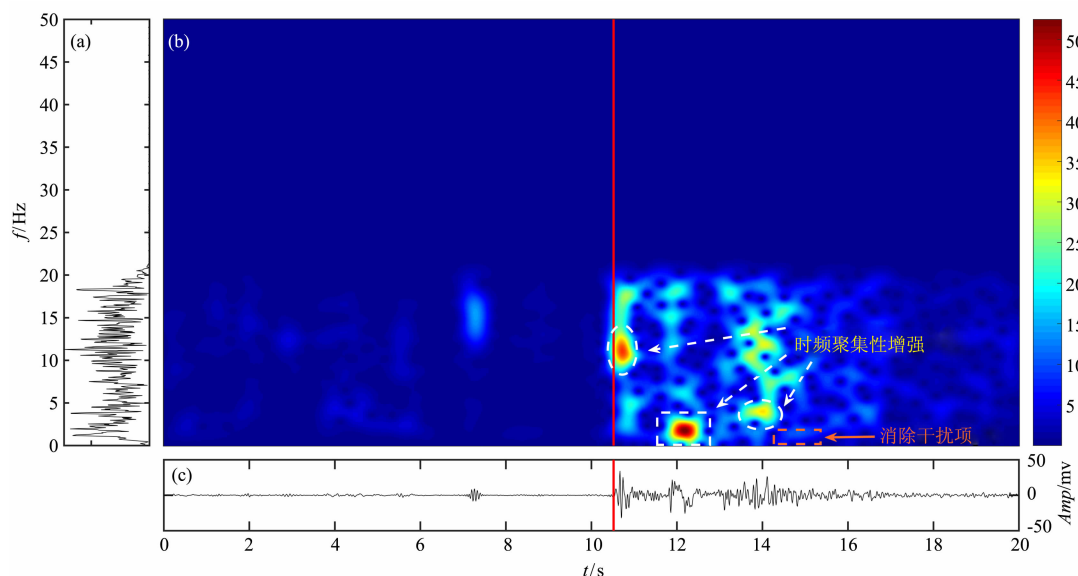


图6 EEMD 重构次声信号:(a) 频谱图 (b) 时频图 (c) 时域图

Fig. 6 EEMD reconstructed infrasound signal: (a) amplitude spectrum (b) time-frequency spectrogram (c) time series

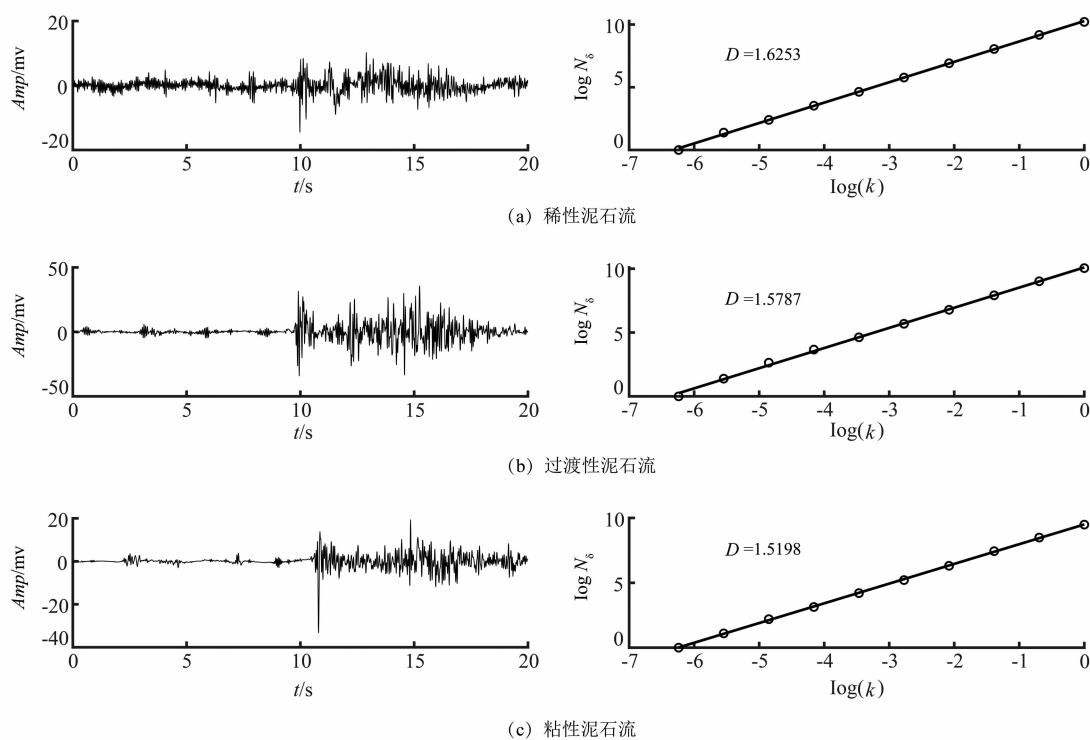


图7 次声信号波形图及其分形盒维数

Fig. 7 Infrasound signal waveforms and their fractal box-dimensions

泥石流逐渐演变为稀性泥石流,流体内块石和颗粒之间碰撞激烈,流体呈紊动至激烈状态,次声信号主频向高频方向发展。为进一步揭示每个 IMF 分量对原始信号的反映程度,利用 EEMD 重组后的优势 IMF 分量计算了次声信号的盒维数值。从计算结果可看出,优势分量的差异性反映了次声

信号分维数多差异、多波形的特点,该盒维数值能反映信号的不规则性,从表 3 中可看出,IMF1 ~ IMF3 分量与原始信号盒维数值最接近,可将其作为主分量加以考虑。并将其作为 LS-SVM 输入的特征值,构成 LS-SVM 向量机模式识别的特征向量。



表 3 次声信号与各 IMF 优势分量的盒维数值

Tab.3 Box - dimensional values of infrasound signals and their dominant components of each IMF

泥石流类型	次声信号	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
稀性	1.625	1.647	1.650	1.592	1.488	1.415
过渡性	1.578	1.550	1.590	1.515	1.495	1.407
粘性	1.519	1.562	1.501	1.531	1.488	1.358

#### 4 基于 LS-SVM 次声信号的泥石流流类型识别

从 1960 年开始, Vapnik 等就开始从事统计学习理论的相关研究。1992 年支持向量机<sup>[22]</sup> (Support Vector Machine, SVM) 首次被引入, 而后不断完善发展, 形成了现在的基于统计学习理论的一种机器学习方法, 该方法能较好地解决非线性、小样本、局部极小值及高维数等问题, 在地震、电信、网络通信等领域广泛应用。

最小二乘支持向量机 (Least Squares Support Vector Machines, LS-SVM) 由 J. A. K Suykens 和 J. Vandewalle<sup>[23]</sup> 提出, 是标准 SVM 的发展, 将最小二乘准则应用于标准 SVM, 将约束类型从不等式类型变为等式。因此, 将 LS-SVM 求解二次规划问题换成求解线性方程组, 可避免采用不敏感损失函数, 降低了计算复杂程度。

对于 LS-SVM 而言, 对待分类样本进行特征提取, 预先设定样本训练集和测试集, 利用构建好的 LS-SVM 模型对样本进行训练, 最后对测试集做分类预测。当训练好的模型一旦确定, 测试集数量的改变, 与训练好的模型正确识别率无关, 具体算法见图 8。对于给定的  $n$  个样本数据, 通过一非线性映

射, 将样本数据映射到高维空间, 并在此空间内作线性回归, 即存在如下分类超平面:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (13)$$

本文采用径向基 (RBF) 核函数:

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

65 组实验包括稀性泥石流 29 组, 过渡性泥石流 19 组, 粘性泥石流 17 组。每类性质的泥石流随机抽取 5 组作测试集, 余下部分作训练集。利用 LS-SVM 模型对样本进行训练, 针对不同性质的泥石流, 设定的输出结果不同, 将稀性泥石流标识为 1、过渡性泥石流标识为 2、粘性泥石流标识为 3, 最后数据分类的目标是将原始测试数据按类别“1”“2”“3”正确区分。

在计算中, LS-SVM 模型采用多变量插值的径向基函数 (RBF), 设定正则化参数  $c = 1$ , 核函数参数  $g = 2$ 。利用上述参数对样本数据进行训练, 并将训练好的 SVM 分类器对测试数据进行预测。最终预测结果为 87%。

从图 9 识别效果看, 利用 EEMD 主分量计算的盒维数值作为特征向量输入, 粘性泥石流组识别率达 100%, 稀性泥石流和过渡性泥石流各误识别 1 组, 正确识别率均为 80%。而仅以单一的盒维数值结果输入, 识别率较低, 粘性泥石流误识率为 2 组,

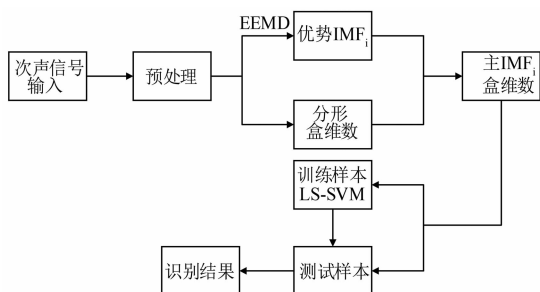


图 8 LS-SVM 分类预测图

Fig. 8 Chart of LS-SVM classification prediction

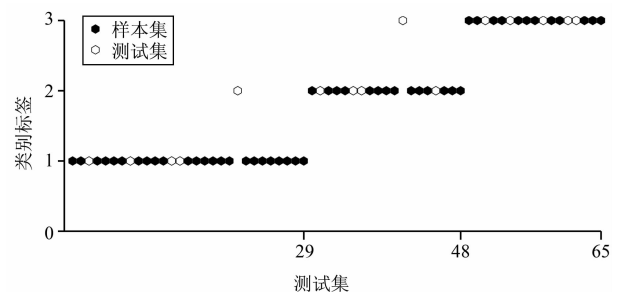


图 9 EEMD 分形特征识别结果

Fig. 9 EEMD fractal feature identification results



过渡性泥石流误识率为 2 组,稀性泥石流误识率为 1 组。对比发现,利用 EEMD 主分量分形盒维数作为特征向量能有效识别泥石流类型,提高了识别精度。

## 5 结论及讨论

(1)基于次声信号分维数多差异多波形的特点,提取 EEMD 主分量,对重构信号进行 STFT 时频分析,具有优良的时频聚焦性能,细节信息能有效保留,波形初至时刻更加清晰,同时有效抑制了交叉项,提升了信号识别的准确性和精度。

(2)信号的盒维数能反映不同类型泥石流次声信号的波形特征,随容重增加,盒维数值呈下降趋势。利用双尺度盒维数分形算法,求得典型稀性、过渡性和粘性泥石流的原始次声信号盒维数值分别为 1.625、1.578、1.519,据此可以区分泥石流的类型。

(3)利用 EEMD 主 IMF 分量盒维数作为特征向量,建立了 LS-SVM 模型。通过模型训练测试,正确识别率达 87%,其中稀性和过渡性泥石流识别率为 80%,粘性泥石流识别率达 100%。

(4)本研究的次声资料来源于室内试验,通过 EEMD 分形和 LS-SVM 分类器,可以利用次声资料对泥石流类型进行识别。实验泥石流类型与天然泥石流接近,次声的频率与天然泥石流接近,但与天然泥石流的次声仍有一定的差距和区别,也妨碍了本研究成果的推广及应用。未来可广泛收集野外泥石流性质与次声观测资料,增加对室内及野外泥石流次声观测数据样本的采集,提高样本数量,提升分类器性能和识别精度,真正实现基于次声信号的泥石流类型识别,更好地应用于泥石流监测和预警实践。

## 参考文献 (References)

[1] SCHIMMEL A, HÜBL J, MCARDELL B W, et al. Automatic identification of alpine mass movements by a combination of seismic and infrasound sensors [J]. *Sensors*, 2018, **18**(5): 1658.

[2] LIU D, LENG X, WEI F, et al. Visualized localization and tracking of debris flow movement based on infrasound monitoring [J]. *Landslides*, 2018, **15**(5): 879–893.

[3] 袁路, 胡雨豪, 马东涛, 等. 泥石流性质和规模对声波特性影响的实验研究 [J]. *山地学报*, 2018, **36**(6): 889–897.

[YUAN Lu, HU Yuhao, MA Dongtao, et al. Influences of debris flow

property and scale on acoustic wave characteristics by experiment [J]. *Mountain Research*, 2018, **36**(6): 889–897]

[4] 章书成. 泥石流研究述评 [J]. *力学进展*, 1989, **19**(3): 365–375. [ZHANG Shucheng. A review on the research of debris flow [J]. *Advances in Mechanics*, 1989, **19**(3): 365–375]

[5] 何德伟. 泥石流次声特性及在警报中的应用 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2008: 35–45. [HE Dewei. Infrasonic characteristics of the debris flow and the application of the warning [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2008: 35–45]

[6] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, **454**(1971): 903–995.

[7] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, **1**(1): 1–41.

[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 Quanjie, JIANG Fuxing, YIN Yongming, et al. Classification of mine microseismic events based on wavelet-fractal method and pattern recognition [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2012, **34**(11): 2036–2042]

[9] 杨仁树, 付晓强, 张世平, 等. 基于 EEMD 分形与二次型 SPWV 分布的爆破振动信号分析 [J]. *振动与冲击*, 2016, **35**(22): 41–47. [YANG Renshu, FU Xiaoqiang, ZHANG Shiping, et al. Analysis of blasting vibration signal based on EEMD fractal and quadratic time-frequency SPWV distribution [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, **35**(22): 41–47]

[10] 康志成, 李焯芬, 马嵩乃, 等. 中国泥石流研究 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 16–21. [KANG Zhicheng, LI Zhuofen, MA Ainai, et al. Research on debris flow in China [M]. Beijing: Science Press, 2004: 16–21]

[11] COUSSOT P, MEUNIER M. Recognition, classification and mechanical description of debris flows [J]. *Earth-Science Reviews*, 1996, **40**(3/4): 209–227.

[12] 邓冬梅, 梁焯, 王亮清, 等. 基于集合经验模态分解与支持向量机回归的位移预测方法: 以三峡库区滑坡为例 [J]. *岩土力学*, 2017, **38**(12): 3660–3669. [DENG Dongmei, LIANG Ye, WANG Liangqing, et al. Displacement prediction method based on ensemble empirical mode decomposition and support vector machine regression— a case of landslides in Three Gorges Reservoir area [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2017, **38**(12): 3660–3669]

[13] 谢全民, 龙源, 钟明寿, 等. 小波与分形组合分析技术在爆破振动信号分析中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2011, **30**(12): 120–124. [XIE Quanmin, LONG Yuan, ZHONG Mingshou,

- et al. Wavelet and fractal portfolio technology in the application of blasting vibration signal analysis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, **30**(12): 120–124]
- [14] 王济, 胡晓. MATLAB 在振动信号处理中的应用[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006: 69–82. [WANG Ji, HU Xiao. The application of MATLAB in vibration signal processing [M]. Beijing: China Water & Power Press, 2006: 69–82]
- [15] 刘明贵, 岳向红, 杨永波, 等. 基于 Sym 小波和 BP 神经网络的基桩缺陷智能化识别[J]. *岩石力学与工程学报*, 2007, **26**(S1): 3484–3488. [LIU Minggui, YUE Xianghong, YANG Yongbo, et al. Intelligent identification of pile defect based on Sym wavelet and BP neural network [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, **26**(S1): 3484–3488]
- [16] 何晓英, 陈洪凯, 唐红梅. 泥石流浆体与固体颗粒冲击信号能量分布研究[J]. *振动与冲击*, 2016, **35**(6): 64–69. [HE Xiaoying, CHEN Hongkai, TANG Hongmei. Experimental study on the energy distribution characteristics of debris flow impacting signals considering the slurry viscosity and particle [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, **35**(6): 64–69]
- [17] 朱凤杰, 焦瑞莉, 滕鹏晓. 适于泥石流除噪的 EMD 联合小波阈值除噪方法[J]. *声学技术*, 2019, **38**(1): 83–90. [ZHU Fengjie, JIAO Ruili, TENG Pengxiao. EMD decomposition and wavelet threshold denoising method for removing noise from debris flow signals [J]. *Technical Acoustics*, 2019, **38**(1): 83–90]
- [18] ZHU X, XU Q, ZHAO Z, et al. Low frequency acoustic signals associated with rock falls, thunderstorms, and wind turbulences in field environment [J]. *Applied Acoustics*, 2016, **112**: 131–139.
- [19] 宫宇新, 何满潮, 汪政红, 等. 岩石破坏声发射时频分析算法与瞬时频率前兆研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2013, **32**(4): 787–799. [GONG Yuxin, HE Manchao, WANG Zhenghong, et al. Research on time-frequency analysis algorithm and instantons frequency precursors for acoustics emission data form rock failure experiment [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2013, **32**(4): 787–799]
- [20] 胡雨豪, 袁路, 马东涛, 等. 泥石流次声警报研究进展[J]. *地球科学进展*, 2018, **33**(6): 606–613. [HU Yuhao, YUAN Lu, MA Dongtao, et al. Research progress on debris flow infrasound warning [J]. *Advances in Earth Science*, 2018, **33**(6): 606–613]
- [21] 火元莲, 张广庶, 吕世华, 等. 闪电的分形特征研究及其在自动识别中的应用[J]. *物理学报*, 2013, **62**(5): 566–574. [HUO Yuanlian, ZHANG Guangshu, Lü Shihua, et al. Fractal characteristics research of lightning and its application to automatic recognition [J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, **62**(5): 566–574]
- [22] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. Germany: Springer, 1995: 138–145.
- [23] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. *Neural Processing Letters*, 1999, **9**(3): 230–293.

## Identification of Debris Flow Types by Infrasound Signals Based on EEMD Fractal and LS-SVM

HU Zhihua<sup>1,2</sup>, YUAN Lu<sup>3</sup>, MA Dongtao<sup>1\*</sup>, HU Yuhao<sup>4</sup>, LI Mei<sup>5</sup>

(1. *Institute of Mountain Hazards and Environment, CAS, Key Laboratory of Mountain Hazards and Earth Surface Process, CAS, Chengdu 610041, China*; 2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*;

3. *Construction Investment and Management Co. Ltd., CDCI, Chengdu 610037, China*;

4. *CCTEG Chongqing Engineering Co. Ltd, Chongqing 400016, China*; 5. *China University Of Geosciences, Beijing 100083, China*)

**Abstract:** Infrasound signals produced by travelling debris flow are informative in recognizing debris flows. The waveform feature of the signals sampled by non-contact method can provide rich information in determining and pre-warning of debris flow types and magnitudes. In this study, by using signals collected at 65 debris flows with high and medium, as well as low viscosities, it extracted the principal components of the Intrinsic Mode Function (IMF) by the method of the Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD), and compared the Short-Time Fourier

Transform (STFT) distribution between the extracted signals and original signals. Then the box dimension of the principal components was input as eigenvalue in the Least Squares Support Vector Machines (LS-SVM) to train and classify the infrasound data for distinguishing debris flow types. It is found that: (1) The principal IMF component signal reconstructed by EEMD had excellent time-frequency focusing performance under STFT, which improved the accuracy and availability of signal recognition; (2) The original infrasound signals presented different fractal-box dimensions for debris flows with low, medium, and high viscosity, respectively of 1.625, 1.578 and 1.519. Through LS-SVM model training, the type recognition achieved accuracy of 87%. In conclusion, this research had realized the identification of debris flow types based on a non-contact infrasound signals and it will provide a novel way for monitoring and early warning of debris flow disasters.

**Key words:** debris flow; type; infrasound; the Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) fractal; the Short-Time Fourier Transform (STFT); the Least Squares Support Vector Machines (LS-SVM)