

毛世榕, 管振德, 阎春恒. 2018. 基于小波包分形和神经网络的地震与岩溶塌陷识别. 地震学报, 40(2): 195–204. doi: 10.11939/jass.20170077.

Mao S R, Guan Z D, Yan C H. 2018. A technique for earthquake and karst collapse recognition based on wavelet packet fractal and neural network. *Acta Seismologica Sinica*, 40(2): 195–204. doi: 10.11939/jass.20170077.

## 基于小波包分形和神经网络的地震与 岩溶塌陷识别\*

毛世榕<sup>1),†</sup> 管振德<sup>2)</sup> 阎春恒<sup>3)</sup>

1) 中国广西桂林 541004 广西壮族自治区地震局桂林地震台

2) 中国广西桂林 541004 中国地质科学院岩溶地质研究所

3) 中国南宁 530022 广西壮族自治区地震局

**摘要** 本文以近年来广西地震台网中心记录的天然地震和岩溶塌陷为例, 尝试利用基于小波包的分形和径向基函数神经网络技术对这两类事件的波形进行识别, 以期有效地识别地震与岩溶塌陷. 结果表明, 基于小波包分形与神经网络相结合的事件识别方法对天然地震和岩溶塌陷事件的识别率高达 89.5%, 可作为识别天然地震与岩溶塌陷的一个有效方法.

**关键词** 天然地震 岩溶塌陷 小波包变换 分形维数 径向基函数神经网络  
doi: 10.11939/jass.20170077 中图分类号: P315.01 文献标识码: A

### A technique for earthquake and karst collapse recognition based on wavelet packet fractal and neural network

Mao Shirong<sup>1),†</sup> Guan Zhende<sup>2)</sup> Yan Chunheng<sup>3)</sup>

1) Guilin Seismic Station, Earthquake Agency of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Guangxi Guilin 541004, China

2) Institute of Karst Geology, Chinese Academy of Geological Sciences, Guangxi Guilin 541004, China

3) Earthquake Agency of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530022, China

**Abstract:** The focal mechanism and propagation path of natural earthquakes and karst collapse are different, so the frequency characteristics of their waveforms are different, too. The wavelet packet fractal method can effectively extract the natural earthquake and karst collapse waveform characteristics, and the radial basis function (RBF for short) neural network can well identify two kinds of events, therefore by using RBF neural network based on wavelet packet this paper takes the natural earthquake and karst collapse recorded by Guangxi Earthquake Networks Center in recent years as an example to try to identify two kinds of event waveforms. The results show that the recognition rate of natural earthquake and karst collapse event is up 89.5%, suggesting it is an effective method to identify natural earthquakes and karst collapse.

**Key words:** natural earthquake; karst collapse; wavelet packet transform; fractal dimension;

\* 基金项目 中国地质科学院岩溶塌陷防治重点实验室开放研究基金项目(2016013)和地震科技星火计划项目(XH14041Y)共同资助.

收稿日期 2017-03-10 收到初稿, 2017-11-15 决定采用修改稿.

† 通信作者 E-mail: 232529840@qq.com



## 引言

我国是世界上岩溶最为发育的国家之一,岩溶面积达 363 万平方千米,主要分布在黔、桂、滇东、川南、湘西等省区,其中分布最广的是贵州省,约占全省面积的 73%,其次是广西壮族自治区,约占全区面积的 34%(覃子建等,1996)。近年来随着我国经济的飞速发展,工农业、居民生活用水迅速增加,大量地下水被抽取,导致地下水位不断下降,塌陷事件也逐年增多,岩溶塌陷已成为我国六大地质灾害之一(赵博超等,2015)。然而,天然地震与岩溶塌陷的波形具有较高的相似性,分析人员依靠经验根据波形特征进行二者的识别费时较多,缺乏时效性。因此亟需研究一种能够及时准确地识别天然地震与岩溶塌陷事件的方法,建立准确的事件目录,为快速开展塌陷灾害防治工作提供重要的科技支撑,为地方经济发展、国土资源规划提供理论基础。

近年来国内外研究人员针对地震事件类型的识别开展了广泛而深入的研究,总结了许多时域和频域方面的识别判据。时域的判据主要包括初动方向、震源深度、体波震级与面波震级比、P 波初动振幅与 P 波和 S 波最大振幅比、P 波与 S 波最大振幅比、P 波和 S 波最大振幅与尾波持续时间比、体波和面波震相特征、P 波视速度差异等(吴宝峰,闫峰,2009; Pasyanos, 2010; Taylor, 2011; 刘莎等,2012; 王婷婷,边银菊,2015); 而频域的判据主要有能量频谱分布、拐角频率、倒谱曲线、瞬态谱等(张萍等,2005; Yilmaz *et al*, 2013; 靳玉贞等,2015; Kortström *et al*, 2016; 叶庆东等,2017)。这些方法各有特色,均取得了很好的效果,对于建立准确的地震事件目录具有重要意义;但是这些方法多是单独使用时域特征或频域特征来进行识别,而且地质条件、仪器参数、波形传播路径等差异使得其普适性不足。因此,许多研究人员使用时域和频域均具有很高分辨率的小波包变换方法来进行特征判据提取。和雪松等(2006)通过对地震和矿震波形进行小波包变换,再计算二者的奇异值,从而达到识别地震的目的;王婷婷等(2014)使用小波包对地震和爆破波形进行分解,根据 P 波和 S 波的发育频段不同,使用不同分解系数中的 P 波和 S 波能量进行对比,获得了地震和爆破的识别判据;Beccar-Varela 等(2016)通过小波变换对美国亚利桑那州  $M_{3.0-3.5}$  地震和爆破事件进行分解,利用分解得出的时频能量特征进行地震事件的识别。尽管上述利用小波包分解提取判据的方法能够有效地进行地震识别,但是这些方法主要是针对地震与爆破或矿震,至于地震与岩溶塌陷事件识别的研究则较少。此外,上述方法尽管提取了地震波形在时频域的特征,但均未涉及地震波形分形维数的特征。

为此,本文拟根据天然地震和岩溶塌陷在不同小波包分解频带内存在的差异,结合分形维数计算方法,对比各小波包分解系数的维数差异,以期提出一种能够体现出事件波形时频域特征和分形维数特征并且能够快速有效地识别天然地震与岩溶塌陷的新方法。

## 1 资料

本文从广西地震台网中心 2008—2015 年记录到的塌陷和地震事件中,选取记录台站较多、波形较为清晰的广西境内的 39 个事件,包括 17 次塌陷事件和 22 次浅源地震事件,震源深度为 5—10 km,震级范围为  $M_L 1.0-2.9$ ,所有事件的类型均已由广西地震台网中心确认。从这 39 个事件中,提取出 400 条记录清晰的事件波形记录,其中天然地震事件和岩溶塌陷事件的波形各 200 条,最大、最小震中距分别为 237 km 和 25 km。所选地震、塌陷事件和记录台

站的分布如图 1 所示。

本文所选用事件的波形记录的采样率均为 100 sps, 波形记录的频率范围为 0—50 Hz; 所有事件只使用垂直向波形进行计算, 事件波形的截取宽度均为 120 s (即 12 000 个点), S 波的初动位置尽量位于截取窗口的中部。

2 识别算法设计及基本原理

2.1 识别算法设计

一般来说, 一套完整的自动识别算法主要由两个模块组成: 其一为特征提取模块, 用于从目标数据中提取出识别所需的特征参数; 其二为识别判定模块, 利用已提取出的特征参数对目标类型进行判定。本文在设计两个模块时考虑到: ① 本文所使用的特征提取算法应能体现出天然地震和岩溶塌陷的震源机制在时频域的特点, 同时还要能描述出两种事件在不同频带下波形的复杂性; ② 由于测震仪器、地质构造、传播路径等差异, 每一组事件所提取的特征数据可能存在一定差异, 因此识别算法需要具有一定的鲁棒性和容错性, 同时从现实应用的角度出发, 算法还需具有较快的运算速度。

鉴于此, 本文使用小波包分形方法来提取天然地震和岩溶塌陷的特征, 再通过径向基函数 (radial basis function, 简称为 RBF) 神经网络进行事件分类的识别判定。小波包分形方法利用了小波包在时频域下高分辨的特点, 并通过分形理论对不同频带下波形信号的复杂度进行描述, 从而达到兼顾地震信号的细节分析与整体描述合理性的目的(曹茂森等, 2005; 谢全民等, 2011; 朱权洁等, 2012)。而 RBF 神经网络除了神经网络普遍具有的自适应性强、能够实现

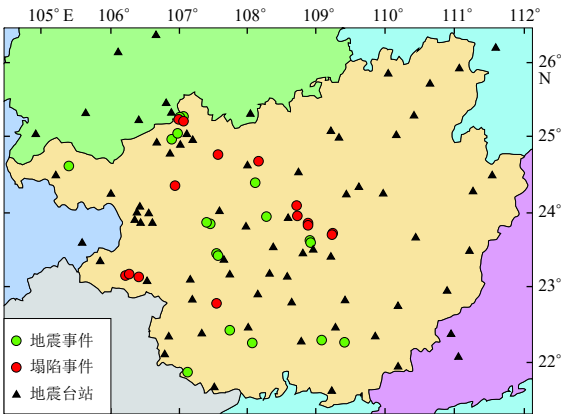


图 1 事件和地震台站位置示意图  
Fig. 1 Location of earthquakes (green circles), karst collapses (red circles) and seismic stations (triangles) in this study

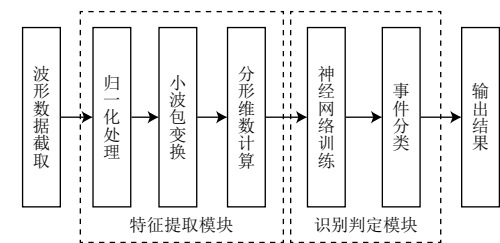


图 2 本文算法流程图  
Fig. 2 The flow chart of algorithm in this study

2.2 小波包变换

小波变换是一种重要的时频域波形分析方法, 在数字信号处理、图像处理、声纹识别等方面均有广泛应用。而小波包变换是对小波变换的进一步扩展, 弥补了小波变换对高频细节特征提取的不足。小波包变换方法是通过多组低通、高通正交滤波器将信号的各频段不断细分, 以此来提高信号在整个频带内的分辨能力, 进而获得信号中所包含的更多细节。也正因此,

实现各种非线性映射、有较高的鲁棒性和容错性、运算速度快等特点外, 还具备结构简单、收敛快等优势。所以本文使用小波包分形作为特征提取模块, RBF 神经网络作为识别判定模块。首先, 对事件波形进行归一化处理, 然后利用小波包分形提取出事件波形特征; 其次, 利用已知事件组成训练集完成对 RBF 神经网络的训练, 并将训练好的神经网络用于对未知事件的类型进行识别。图 2 为本文算法的流程框图。

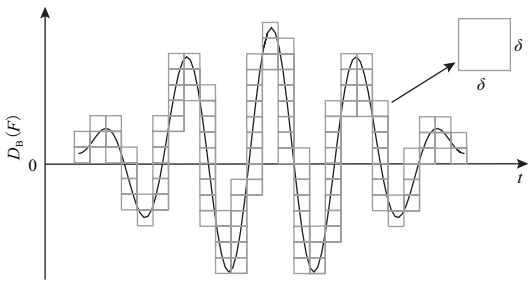


图 3 波形分形盒维数示意图

Fig. 3 Schematic diagram of fractal box dimension

小波包变换也被称作信号时频域的显微镜。

2.3 分形维数

分形维数是分形理论中用于描述曲线或者图形不规则程度的重要特征量，但是，在实际使用中往往难以直接计算得到不规则分形体的维数，而只能计算其近似值。因此，本文从快速计算的角度出发，选用计盒维数来计算维数。

计盒维数  $D_B(F)$  定义为(张济忠, 1995)：

对于需要计算维数的目标图形  $F$ ，构造足够

多的边长均为  $\delta$  的正方形盒子将其完全覆盖(图 3)，所用到的盒子数量为  $N_\delta(F)$ ，那么  $F$  的计盒维数  $D_B(F)$  则为当  $\delta$  趋于 0 时  $N_\delta(F)$  增加的对数速率，可以表示为

$$D_B(F)=\lim_{\delta\rightarrow 0}\frac{\lg N_\delta(F)}{-\lg \delta}.$$

(1)

3 特征提取

由于地震与岩溶塌陷的震源性质和传播路径有所不同，台站记录到两种事件的波形在时频谱中呈现不同的特征。因此，通过时频域分析来进行地震和塌陷事件的特征提取具有可行性。图 4 为归一化处理后的地震和塌陷事件的时频能量分布图，所示的两事件是由贞丰地震台记录到的地震事件(2010-01-25,  $M_L$  2.9, 震中距  $\Delta=128$  km)和塌陷事件(2015-09-09,  $M_L$  1.8,  $\Delta=124$  km)，两个事件的震中均位于河池市天峨县。可以看出，地震的优势频率处于 0—20 Hz 范围内，而塌陷的优势频率处于 0—10 Hz 范围内。

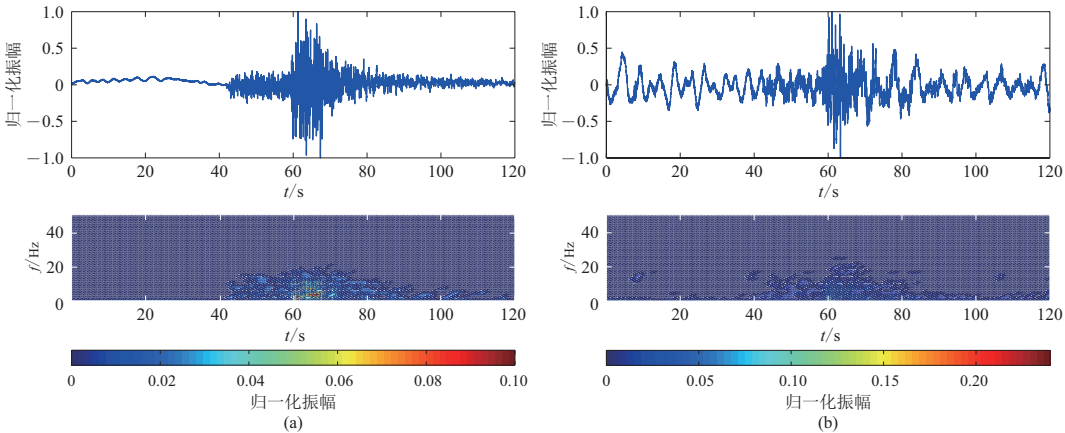


图 4 地震(a)、岩溶塌陷(b)事件的波形(上)及其时频谱(下)

Fig. 4 Waveforms (upper) and spectrograms (lower) of the earthquake (a) and the karst collapse (b)

3.1 事件波形的小波包分解

使用小波包进行变换前首先需要选取小波包的基函数。常用的基函数有 Haar, Daubechies, Mexican Hat, Morlet, Meyer, Symlet, Coiflet, 双正交小波等，不同的基函数性质不同。考虑到基函数需具备快速计算的能力，以便增强算法的时效性，同时需要具备精确重构的性质，以

便能够完整地反映原始波形的频率特性, 为此, 本文选取具有紧支撑正交性的 Daubechies 作为基函数。考虑到需要避免因支撑区间太大而产生边界问题或者因区间太小而使得能量无法集中, 选择区间长度为 7 的 4 阶 Daubechies 小波, 简称为 db4。

对本文所选的 400 条事件波形记录进行 db4 小波包的 4 层分解, 得到 16 个分解系数波形, 对应的频带宽度分别为 0—3.125 Hz, 3.125—6.250 Hz, …, 46.875—50 Hz。图 5 和图 6 分

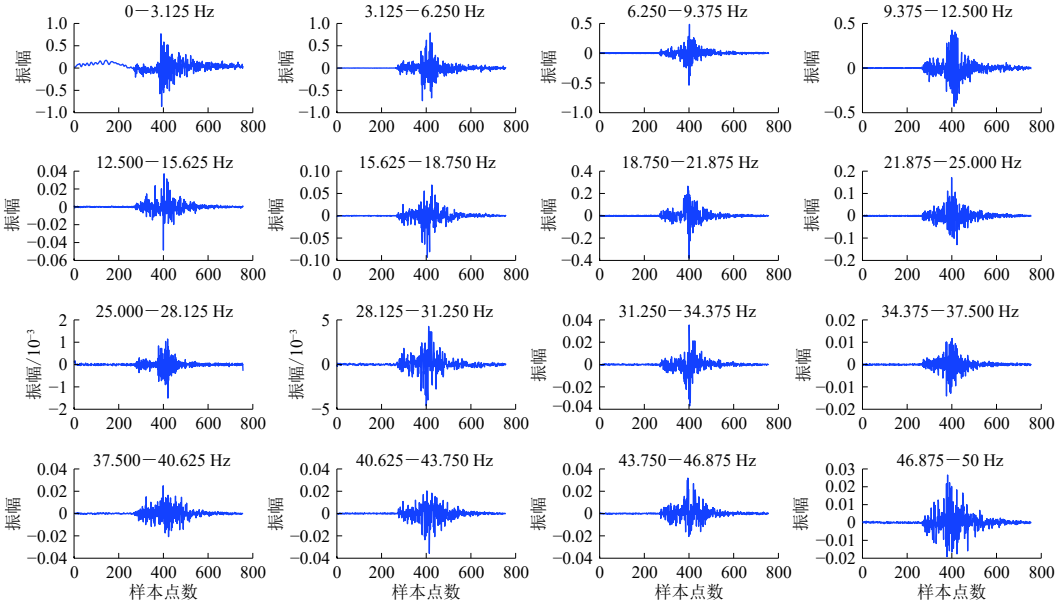


图 5 2010 年 1 月 25 日  $M_L$  2.9 地震事件的第四层小波包分解

Fig. 5 The fourth-layer wavelet packet decomposition of the  $M_L$  2.9 earthquake on 25 January 2010

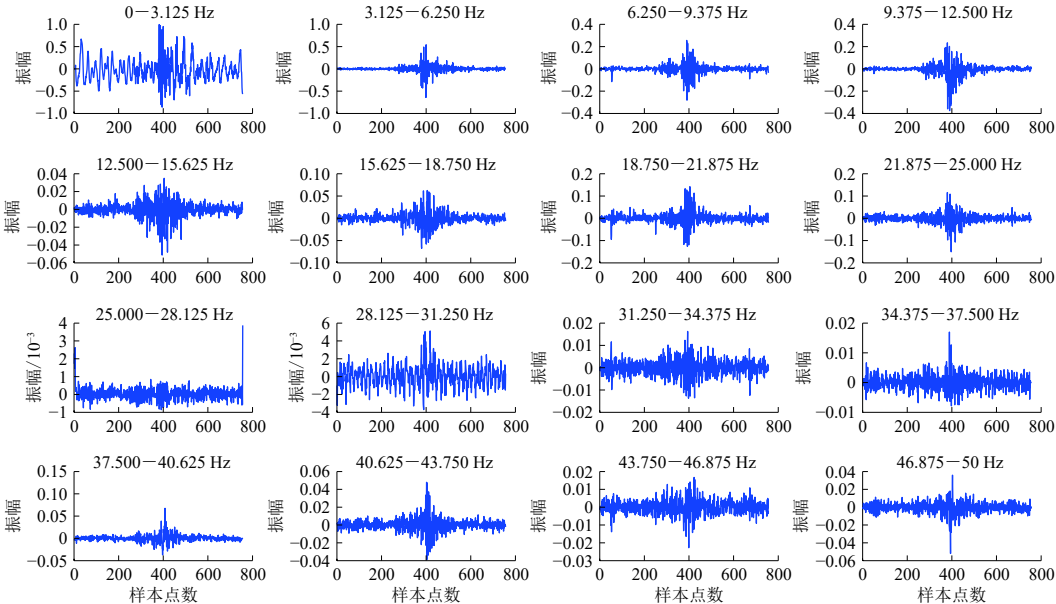


图 6 2015 年 9 月 9 日  $M_L$  1.8 岩溶塌陷事件的第四层小波包分解

Fig. 6 The fourth-layer wavelet packet decomposition of the  $M_L$  1.8 karst collapse on 9 September 2015



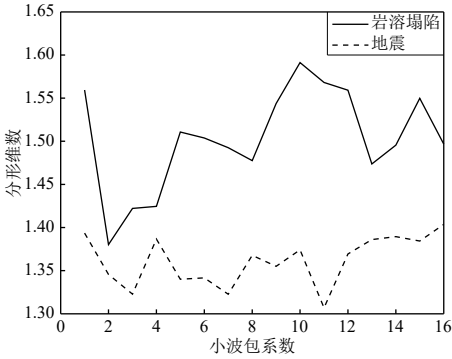


图 7 地震与岩溶坍塌事件的小波包分形维数计算结果对比

Fig. 7 Comparison of wavelet packet fractal dimension of earthquake with that of collapse

果，可以看出，岩溶坍塌事件在不同频段内波形的维数高于地震事件波形的维数。

4 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种经典的前馈 3 层神经网络，根据人脑皮层神经网络结构提出，具备以任意精度逼近任意一个连续函数的能力，由输入层、隐含层、输出层组成，其中输入层将输入数据与网络连接起来，隐含层对输入层传递过来的数据进行非线性变换，输出层则负责对隐含层进行加权后输出 (Haykin, 2001)。图 8 给出了单输出的 RBF 神经网络结构图，由图可知整个网络的输出  $y_n$  可以表示为

$$y_n = \sum_{i=1}^m W_{ni} g_i(x), \quad i=1, 2, 3, \dots, m, \tag{2}$$

式中， $n$  为样本输入数据的数量， $m$  为隐含层节点数， $g_i(x)$  为神经网络的径向基函数。

本文所使用的 RBF 神经网络结构为：① 输入层：神经网络的输入为小波包分形得出的 16 个特征值，所以输入层节点数为 16，节点的权值均为 1；② 隐含层：径向基函数选择应用广泛的高斯函数，其表达式为

$$g_i(x) = \exp \left[ -\frac{\|x - C_i\|^2}{\sigma^2} \right], \quad i=1, 2, 3, \dots, m, \tag{3}$$

式中， $C_i$  为第  $i$  个基函数的中心向量， $\sigma$  为标准差， $\sigma = d_{\max} / \sqrt{2n}$ ， $d_{\max}$  为所选中心之间的最大距离，隐含层节点的数量及其到输出层的权值需经训练得出；③ 输出层：神经网络用于事件类型的判定，故为单输出。

RBF 神经网络是否优秀，关键在于隐含层的训练，即基函数中心的选取、节点数量的选择以及节点权值的训练。本文使用 matlab 神经网络工具箱来进行隐含层的训练，目标均方差设为 0.01，高斯函数扩展步长为 2.0。训练的具体步骤为：① 建立一个 0 神经元的网络；② 寻找最大方

别给出了河池市天峨县的地震和塌陷事件的小波包分解结果。可以看出，虽然地震与塌陷事件的优势频率不同，但是在各频段内均有震动波形的记录。因此，为了获取事件在不同频段内的波形特征，提取特征时需对各频段的数据进行计算。

3.2 小波包系数的分形维数计算

本文采用计盒维数法计算分形维数 (张济忠, 1995)，分别计算各个事件的小波包分解系数，最终获得由 16 个维数值组成的一维向量，此即为本文所要提取的地震和岩溶塌陷事件的特征。下面将以这 16 个维数值为输入向量，进行 RBF 人工神经网络训练和事件类型识别。图 7 给出了地震和岩溶塌陷事件小波包分解系数的分形维数计算结果

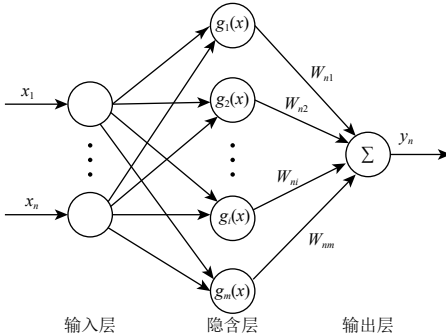


图 8 RBF 神经网络结构图

Fig. 8 Structure of RBF neural networks

差样本; ③ 增加一个神经元, 并使用最大方差的输入样本作为基函数中心; ④ 重新设计隐含层权值, 使用能够实现最小输出误差的值作为隐含层权值; ⑤ 检查输出的均方差是否小于所设定的目标值, 若满足该条件则网络训练完毕, 否则返回第二步, 从剩余样本中继续寻找最大方差样本。

5 识别能力检验

神经网络的训练和测试由训练集和测试集完成。本文按照发震时间的先后顺序, 将前 10 次地震事件的 100 条波形数据和前 9 个岩溶塌陷事件的 100 条波形数据组成训练集, 用于神经网络训练; 测试集则是由余下 12 次地震事件的 100 条波形数据和 8 次岩溶塌陷事件的 100 条波形数据组成, 用于验证分类能力。之后分别计算测试集和训练集的地震和岩溶塌陷事件的小波包分形维数, 计算结果列于表 1。

表 1 地震和岩溶塌陷事件的小波包分形维数均值和方差

Table 1 Mean and variance of fractal dimension of earthquake and collapse events								
小波包 分解系数	训练集(地震)		训练集(塌陷)		测试集(地震)		测试集(塌陷)	
	维数均值	维数方差	维数均值	维数方差	维数均值	维数方差	维数均值	维数方差
1	1.379 6	0.010 0	1.463 0	0.009 2	1.389 0	0.010 4	1.440 8	0.008 5
2	1.341 8	0.008 2	1.412 2	0.010 0	1.337 6	0.007 7	1.438 0	0.006 5
3	1.354 4	0.013 3	1.435 1	0.014 0	1.358 0	0.010 1	1.466 3	0.010 2
4	1.344 9	0.009 7	1.400 4	0.013 2	1.333 9	0.008 1	1.444 3	0.009 1
5	1.416 3	0.017 9	1.483 0	0.018 5	1.426 5	0.017 2	1.505 5	0.011 0
6	1.388 8	0.016 0	1.438 4	0.016 0	1.395 4	0.012 8	1.478 4	0.010 2
7	1.368 3	0.014 0	1.450 2	0.019 9	1.364 6	0.012 0	1.471 0	0.008 8
8	1.370 0	0.014 5	1.451 4	0.016 6	1.370 1	0.012 6	1.462 8	0.010 3
9	1.411 5	0.011 8	1.539 9	0.015 9	1.414 9	0.013 4	1.557 0	0.009 4
10	1.438 5	0.017 3	1.508 4	0.010 2	1.443 9	0.015 7	1.524 9	0.011 6
11	1.423 4	0.017 0	1.493 3	0.010 0	1.433 3	0.015 5	1.518 4	0.007 7
12	1.429 8	0.017 4	1.486 3	0.010 5	1.440 5	0.016 2	1.513 1	0.009 6
13	1.422 9	0.019 2	1.530 1	0.009 8	1.438 5	0.017 2	1.539 2	0.007 7
14	1.422 4	0.018 8	1.520 0	0.009 5	1.433 2	0.017 8	1.536 9	0.006 0
15	1.421 1	0.018 4	1.497 6	0.010 0	1.425 9	0.016 6	1.516 1	0.008 6
16	1.420 3	0.017 6	1.501 0	0.016 2	1.429 7	0.017 4	1.524 8	0.007 1

从表 1 可以看出, 岩溶塌陷事件各小波包分解系数计算出的分形维数值均明显大于地震事件对应分解系数的维数值。使用训练集中 200 条波形小波包分形特征向量进行 RBF 神经网络的训练, 训练完成后, 分别使用训练集和测试集的波形进行分类检验。训练集和测试集的识别结果如表 2 所示, 可以看出: 对于训练集, 本文的识别方法可以达到 100% 的识别率; 而对于测试集, 地震和岩溶塌陷的识别率可分别达到 87% 和 92%, 能够有效地识别出天然地震

表 2 小波包分形维数判据的识别结果

Table 2 The recognition result of the criteria based on wavelet packet fractal				
事件类型	测试样本数	正确识别样本数	错误识别样本数	识别率
地震(训练集)	100	100	0	100%
塌陷(训练集)	100	100	0	100%
地震(测试集)	100	87	13	87%
塌陷(测试集)	100	92	8	92%

与岩溶塌陷事件. 由表 2 还可以看出, 本文错误识别的共有 9 个地震事件 13 条波形记录和 5 个岩溶塌陷事件的 8 条波形, 其相关信息列于表 3. 通过分析错误识别的事件波形, 本文认为导致错误识别的原因在于: 地脉动等背景噪声幅值较大, 导致事件波形信号不明显; 事件波形存在零漂现象; 事件波形中叠加了少量干扰, 出现了多个波形信号; 事件波形的毛刺多, 信号不够平滑; 事件波形中有断记, 部分波形为直线.

表 3 错误识别事件的相关信息  
Table 3 The directory of false recognition

序号	发震时间 年-月-日	事件类型	$M_L$	地点	东经/ $^{\circ}$	北纬/ $^{\circ}$	台站	震中距/km
1	2010-08-26	地震	2.2	钦州	22.24	109.47	LNS	26
2	2010-09-29	地震	2.7	河池	25.24	106.99	TE	36
3	2010-09-29	地震	2.7	河池	25.24	106.99	YIZ	188
4	2011-02-28	地震	2.9	百色	24.42	108.11	YAX	101
5	2011-02-28	地震	2.9	百色	24.42	108.11	PGX	122
6	2011-02-28	地震	2.9	百色	24.42	108.11	GAL	136
7	2011-10-03	地震	2.9	百色	24.61	105.40	YTT	143
8	2012-03-28	地震	2.5	来宾	23.64	108.90	PGX	136
9	2013-03-28	地震	2.2	崇左	21.88	107.12	PGX	128
10	2013-06-17	地震	2.3	崇左	23.42	107.50	SHX	115
11	2014-02-06	地震	2.5	百色	23.38	107.51	SHX	118
12	2014-02-06	地震	2.5	百色	23.38	107.51	QIP	122
13	2015-01-09	地震	2.3	钦州	22.25	108.04	LNS	112
14	2010-06-01	塌陷	1.9	防城港	23.71	109.23	LIB	34
15	2015-01-14	塌陷	1.0	百色	23.14	106.39	JXX	25
16	2015-09-08	塌陷	2.4	来宾	23.88	108.89	XCT	35
17	2015-09-08	塌陷	2.1	来宾	23.85	108.89	DHX	82
18	2015-09-08	塌陷	2.1	来宾	23.85	108.89	TAP	95
19	2015-09-08	塌陷	2.1	来宾	23.85	108.89	JL	200
20	2015-09-08	塌陷	2.1	来宾	23.88	108.89	TAP	95
21	2015-09-09	塌陷	1.6	河池	25.24	107.00	GAL	90

天然地震事件和岩溶塌陷事件的波形差异的本质是两种事件产生的震源机制不同. 天然地震从本质上来讲地壳介质在构造应力作用下的破裂过程, 通常震源深度较深, 破裂过程较长, 同时地震波经地下介质多次反射、折射、散射、叠加, 导致地震仪所记录到的地震波频率范围更宽, 尾波持续时间更久; 而岩溶塌陷则发生在地表或者地下几十米处, 是由于塌陷体从周边岩体上脱落并撞击底部岩体而产生的瞬时压缩源, 能量释放时间短, 波的传播路径较简单, 未经过多层介质干扰, 频带范围窄, 尾波持续时间短(靳玉贞等, 2015).

为了能够得到量化的地震波形小波包分解的特征, 本文使用分形维数来计算特征参数. 地震波形分形维数的大小能够在一定程度上反映出岩石所受加载应力的差异. 当岩石受到不同大小应力作用时, 所产生的瞬态弹性波(称为声发射技术)的分形维数变化规律也验证了这一点. 尹贤刚等(2009)运用分形理论方法研究了不同加载应力比阶段岩石声发射的分形维数, 结果表明加载应力达到岩石峰值应力的 40% 左右时, 分形维数即可达到最大值, 之后逐步减小直至发生破裂; 张黎明等(2015)对大理岩卸围压破坏过程的研究结果表明, 应力达到峰值前, 声发射分形维数会大幅度降低. 由此可见, 由于岩溶塌陷事件震动所产生的加载力并未达到岩石破裂峰值, 而天然地震事件的加载力已经达到破裂峰值, 所以岩溶塌陷事件



波形的分形维数要大于地震事件的分形维数, 这可以作为识别两种事件的判据。

## 6 讨论与结论

本文利用基于小波包的分形维数和 RBF 神经网络识别技术, 对 2008—2015 年广西境内的 17 次岩溶塌陷事件和 22 次浅源地震事件进行了识别研究和识别效果的检验, 得到以下几点认识:

1) 小波包分形维数识别方法对于训练集的识别能力能够达到 100%, 对于测试集的平均识别能力达 89.5%, 说明该方法能够有效地识别天然地震与岩溶塌陷事件。而且, 一个地震事件通常会被多个台站记录到, 综合多个台站的识别结果, 可提高事件识别的准确率。

2) 时频谱图和小波包分解系数对比显示, 天然地震波形的优势频段为 0—20 Hz, 岩溶塌陷的优势频段为 0—10 Hz。尽管两种事件的优势频率不同, 但是二者所产生的波形在各个频段上均有记录, 因此进行时频分析时不能只计算优势频率, 应将全频段考虑在内。

3) 地震事件的各小波包分形维数均小于塌陷事件的小波包分形维数, 这可能与岩石受到的应力大小有关, 岩石受力越接近临界状态, 所产生震动的分形维数越小。

在实际工作中, 可将本文获得的量化指标作为快速自动化识别地震与岩溶塌陷事件的判定依据之一。鉴于地震破裂过程、传播路径等因素的复杂性, 地震事件性质的判定还需结合近台记录 P 波初动符号、P 波与 S 波振幅比、现场地震地质调查、地震宏观现象等资料综合判定。

不同地区的地质背景、塌陷方式、传播路径等方面差异较大, 波形记录的特征也有所不同。因此, 本研究获得的指标仅具有一定参考价值, 不一定适用于其它地区。本文研究样本为已知类型事件, 下一步将收集更多的事件样本, 进行更广泛的识别训练和研究, 不断地完善和验证判定指标的普适性。

## 参 考 文 献

- 曹茂森, 任青文, 王怀洪. 2005. 基于小波与分形理论的地震异常检测[J]. 地球物理学报, **48**(3): 672—679.
- Cao M S, Ren Q W, Wang H H. 2005. A method of detecting seismic singularities using combined wavelet with fractal[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, **48**(3): 672—679 (in Chinese).
- 和雪松, 李世愚, 沈萍, 冯全雄. 2006. 用小波包识别地震和矿震[J]. 中国地震, **22**(4): 425—434.
- He X S, Li S Y, Shen P, Feng Q X. 2006. A wavelet packet approach to wave classification of earthquakes and mining shocks[J]. *Earthquake Research in China*, **22**(4): 425—434 (in Chinese).
- 靳玉贞, 林木金, 范晓瑜, 刘晓萍, 何佳, 杨世英, 孟彩菊. 2015. 山西地区爆破、塌陷(矿震)特殊地震动特征识别[J]. 地震地磁观测与研究, **36**(3): 63—66.
- Jin Y Z, Lin M J, Fan X Y, Liu X P, He J, Yang S Y, Meng C J. 2015. Feature recognition of explosion, collapse (mine earthquake) to specific ground motion in Shanxi region[J]. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, **36**(3): 63—66 (in Chinese).
- 刘莎, 杨建思, 田宝峰, 郑钰, 姜旭东, 徐志强. 2012. 首都圈地区爆破、矿塌和天然地震的识别研究[J]. 地震学报, **34**(2): 202—214.
- Liu S, Yang J S, Tian B F, Zheng Y, Jiang X D, Xu Z Q. 2012. Discrimination between explosions, mine collapses and earthquakes in capital region of China[J]. *Acta Seismologica Sinica*, **34**(2): 202—214 (in Chinese).
- 覃子建, 罗远模, 王继安. 1996. 喀斯特地震研究[J]. 贵州师范大学学报: 自然科学版, **14**(4): 6—16.
- Qin Z J, Luo Y M, Wang J A. 1996. The research on earthquakes in karst areas[J]. *Journal of Guizhou Normal University: Natural Science*, **14**(4): 6—16 (in Chinese).
- 王婷婷, 边银菊, 张博. 2014. 地震与爆破的小波包识别判据研究[J]. 地震学报, **36**(2): 220—232.
- Wang T T, Bian Y J, Zhang B. 2014. Recognition criteria of earthquakes and explosions based on wavelet packet analysis[J].

- Acta Seismologica Sinica*, **36**(2): 220–232 (in Chinese).
- 王婷婷, 边银菊. 2015. 振幅衰减特性在地震与爆破识别中的应用[J]. 地震学报, **37**(1): 169–179.
- Wang T T, Bian Y J. 2015. Amplitude attenuation and its application to earthquake and explosion discrimination[J]. *Acta Seismologica Sinica*, **37**(1): 169–179 (in Chinese).
- 吴宝峰, 闫峰. 2009. P波视速度方法识别爆破群的初步研究[J]. 地震地磁观测与研究, **30**(2): 74–76.
- Wu B F, Yan F. 2009. Preliminary study on identification of blasts cluster using the P-wave apparent velocity[J]. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, **30**(2): 74–76 (in Chinese).
- 谢全民, 龙源, 钟明寿, 刘好全, 周翔. 2011. 小波包与分形组合技术在爆破振动信号分析中的应用研究[J]. 振动与冲击, **30**(1): 11–15.
- Xie Q M, Long Y, Zhong M S, Liu H Q, Zhou X. 2011. Application of wavelet packet and fractal combination technology in blasting vibration signal analysis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, **30**(1): 11–15 (in Chinese).
- 叶庆东, 丁志峰, 王生文, 余大新, 郑晨. 2017. 汶川地震科学钻探3号井孔附近微震震源参数确定及其意义[J]. 地球物理学报, **60**(7): 2716–2732.
- Ye Q D, Ding Z F, Wang S W, Yu D X, Zheng C. 2017. Determining the source parameters of the microearthquakes near the third borehole of the Wenchuan Earthquake Fault Scientific Drilling (WFSD-3) and its implications[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, **60**(7): 2716–2732 (in Chinese).
- 尹贤刚, 李庶林, 唐海燕, 裴建良. 2009. 岩石破坏声发射平静期及其分形特征研究[J]. 岩石力学与工程学报, **28**(增刊2): 3383–3390.
- Yin X G, Li S L, Tang H Y, Pei J L. 2009. Study on quiet period and its fractal characteristics of rock failure acoustic emission[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, **28**(S2): 3383–3390 (in Chinese).
- 张济忠. 1995. 分形[M]. 北京: 清华大学出版社: 123.
- Zhang J Z. 1995. *Fractal*[M]. Beijing: Tsinghua University Press: 123 (in Chinese).
- 张黎明, 任明远, 马绍琼, 王在泉, 王金良. 2015. 大理岩卸围压破坏全过程的声发射及分形特征[J]. 岩石力学与工程学报, **34**(增刊1): 2862–2867.
- Zhang L M, Ren M Y, Ma S Q, Wang Z Q, Wang J L. 2015. Acoustic emission and fractal characteristics of marble during unloading failure process[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, **34**(S1): 2862–2867 (in Chinese).
- 张萍, 蒋秀琴, 苗春兰, 邹向荣. 2005. 爆破、矿震与地震的波谱差异[J]. 地震地磁观测与研究, **26**(3): 24–34.
- Zhang P, Jiang X Q, Miao C L, Zou X R. 2005. The differences of wave spectrum among explosion, mine tremor and earthquake[J]. *Seismological and Geomagnetic Observation and Research*, **26**(3): 24–34 (in Chinese).
- 赵博超, 朱蓓, 王弘元, 赖柄霖. 2015. 浅谈岩溶塌陷的影响因素与模型研究[J]. 中国岩溶, **34**(5): 515–521.
- Zhao B C, Zhu B, Wang H Y, Lai B L. 2015. Influence factors and mathematical models of karst collapses[J]. *Carsologica Sinica*, **34**(5): 515–521 (in Chinese).
- 朱权洁, 姜福兴, 尹永明, 于正兴, 温经林. 2012. 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, **34**(11): 2036–2042.
- Zhu Q J, Jiang F X, Yin Y M, Yu Z X, Wen J L. 2012. Classification of mine microseismic events based on wavelet-fractal method and pattern recognition[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, **34**(11): 2036–2042 (in Chinese).
- Beccar-Varela M P, Gonzalez-Huizar H, Mariani M C, Tweneboah O K. 2016. Use of wavelets techniques to discriminate between explosions and natural earthquakes[J]. *Phys A Stat Mech Appl*, **457**: 42–51.
- Haykin S. 2001. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*[M]. Beijing: Tsinghua University Press: 278.
- Kortström J, Uski M, Tiira T. 2016. Automatic classification of seismic events within a regional seismograph network[J]. *Comput Geosci*, **87**: 22–30.
- Pasyanos M E. 2010. A general method to estimate earthquake moment and magnitude using regional phase amplitudes[J]. *Bull Seismol Soc Am*, **100**(4): 1724–1732.
- Taylor S R. 2011. Statistical discriminants from two-dimensional grids of regional P/S spectral ratios[J]. *Bull Seismol Soc Am*, **101**(4): 1584–1589.
- Yılmaz Ş, Bayrak Y, Çınar H. 2013. Discrimination of earthquakes and quarry blasts in the eastern Black Sea region of Turkey[J]. *J Seismol*, **17**(2): 721–734.