

乔红丽,张常在.云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法[J].地震工程学报,2018,40(6):1331-1336.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2018.06.1331
QIAO Hongli,ZHANG Changza. Automatic Identification of Anomalous Infrasonic Waves prior to Earthquake in Cloud Computing Environment[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2018, 40(6): 1331-1336. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2018.06.1331

云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法

乔红丽¹, 张常在²

(1. 呼和浩特职业学院师范学院, 内蒙古 呼和浩特 100050;
2. 内蒙古大学物理科学与技术学院, 内蒙古 呼和浩特 010021)

摘要: 云计算下采用三点阵次声源定位方法,在自动识别震前震源次声波过程中不能自动筛选识别大量的异常次声波数据,导致震前监测准确度不高且效率低下。因此提出一种云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法,构建 JNS 异常次声波数据采集筛查模组,全天候实时扫描访问端口,快速反馈异常次声波数据,采用 NDS 异常次声波数据序列异常检测算法快速识别错误序阵,准确回查、定位和锁定异常次声波数据;利用震前震源异常次声波自动识别方法分类识别异常次声波信号,判断该信号是否是地震可疑信号。实验结果表明,所提方法可有效自动识别震前震源异常次声波信号类型,信号分类准确率最大值达到 99.99%;多次识别耗时最大均值仅为 1.3 min,具有准确率高和效率快的优势。

关键词: 云计算;震前震源;异常次声波;自动识别;筛查模组;异常检测

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0844(2018)06-1331-06
DOI: 10.3969/j.issn.1000-0844.2018.06.1331

Automatic Identification of Anomalous Infrasonic Waves prior to Earthquake in Cloud Computing Environment

QIAO Hongli¹, ZHANG Changzai²

(1. Normal College, Hohhot Vocational College, Hohhot 100050, Inner Mongolia, China;
2. School of Physical Science and Technology, Inner Mongolia University, Hohhot 010021, Inner Mongolia, China)

Abstract: In the process of automatically identifying infrasonic waves in a focal region prior to the occurrence of an earthquake, tripartite array arithmetic has difficulty locating the source of infrasonic waves as it cannot automatically screen and identify a large amount of abnormal-infrasonic-wave data. This leads to low monitoring accuracy and efficiency prior to an earthquake. In this work, we present an automatic method for identifying anomalous infrasonic waves in the cloud computing environment. We constructed a JNS abnormal-infrasonic-wave data acquisition and screening module to scan the access port in real time, and quickly provide feedback regarding abnormal infrasonic data. We use an NDS abnormal-infrasonic-data-sequence detection algorithm to quickly identify a wrong sequence matrix, and accurately retrieve, locate, and lock the abnormal

收稿日期:2018-08-20

基金项目:国家自然科学基金(21661023);内蒙古自治区高等教育科学“十一五”一般规划课题(NGZG06185)

第一作者简介:乔红丽(1971-)女,内蒙古凉城人,硕士,讲师,研究方向:物理和自然科学基础教学。

E-mail: qiao15848383399@163.com。

infrasonic wave data. This automatic recognition method can be used to classify anomalous infrasonic waves and determine whether the seismic signal is suspicious. The experimental results show that the proposed method can efficiently and automatically identify abnormal infrasonic signals prior to an earthquake, with a maximum signal classification accuracy of 99.99%, and a maximum average multiple recognition time of only 1.3 min.

Keywords: cloud computing; focal region before earthquake; anomalous infrasonic waves; automatic identification; screening module; anomaly detection

0 引言

通常把频率不大于 20 Hz 的声波统称为次声波,大自然中的地震、火山喷发、磁暴、泥石流、滑坡等都会出现次声波信号。次声波具有频率低、衰减小的优点,可在大气里远距离传输。通过次声波可以监测泥石流、火山爆发、地震等灾害情况。地震在酝酿期间会出现次声波,震前识别到的次声波信号和地震具有一定的关联性。目前相关学者提出的地震震前震源次声波识别方法都存在的问题,如文献[1]采用三点阵次声源定位估算方法监测震前信号,该方法不能筛选、分类大量的异常数据,导致监测速度较慢、效率低;文献[2]提出基于小波分解的岩石破坏次声信息特征研究方法,由于小波分析法易受噪声干扰,导致监测效果存在较高的误差;文献[3]分析基于聚类 and 异常检测的作物监测数据预处理研究方法,该方法只能分类多维时间序列数据,具有一定局限性。随着地震勘探技术的快速发展,采集的地震数据量逐渐增大,地震数据处理的计算量和存储量需求也不断提升^[4],常见的计算机系统无法满足当前地震数据处理和存储需求。

云计算技术能够快速、高效地处理震前、震后所有有关的地震数据问题^[5]。因此本文提出在云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法,通过震前震源异常次声波信号自动检测方法准确回查定位、锁定异常数据,利用震前震源异常次声波自动识别方法分类识别异常次声波信号,判断该信号是否是地震可疑信号,实现震前震源异常次声波的高精度、高效率的自动识别。

1 云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法

1.1 震前震源异常次声波信号自动检测方法

(1) 构建 JNS 异常次声波数据采集筛查模组

采用云端计算平台处理大量异常次声波数据,其架构性质影响自身计算能力的大小和适应性的优劣^[6]。Hadoop 平台是云端计算平台中的主流计算

架构,具备分布式运算能力,可减轻平台对硬件的要求,能够高效率分析异常数据特征^[7]。但 Hadoop 平台分布式计算方式具有异常次声波数据检测性能低的弊端,导致大量数据冲击前端服务器后 Hadoop 平台架构稳定性变差,云端计算能力受到干扰。根据 Hadoop 平台的分布式计算特点,构建 JNS 异常次声波数据采集筛查模组,处理前端服务器易受数据冲击问题,提升 Hadoop 平台结构的稳定性。

JNS 异常次声波数据采集筛查模组根据 Hadoop 平台分布式特点,通过分段式运算逻辑处理前端服务器的数据交互采集端口、访问协议以及数据流中的数据。JNS 异常次声波数据采集筛查模组对访问端口实行全天候实时扫描,实现异常次声波数据的快速反馈^[8]。JNS 异常次声波数据采集筛查模组中的端口控制算法表达式为:

$$p|m| = \frac{x_m p \sum_{\beta \rightarrow \beta m} port(e)}{y_{i \neq m} \sum port(e')} \tag{1}$$

其中: x 代表访问异常次声波节点集合公用端口系数; y 代表访问异常次声波节点专用端口系数; m 代表异常次声波公用端口地址集; i 代表异常次声波专用端口地址集; p 代表异常次声波共用端口映射数目; β 代表异常次声波有效端口数目; e 代表异常次声波控制端口数; e' 代表可以控制的异常次声波抑制端口数, $e' \in e, e \neq 0$; $port(e)$ 表示分段式运算异常次声波控制端口数。

访问协议控制表达式为:

$$P|L| = \frac{\sum_u (uent|1.075.y| \rightarrow uent|1.075.k|)}{\cap AEET(d-t)} \tag{2}$$

其中: u 代表异常次声波方位协议逻辑畅通等级系数; t 代表异常次声波方位协议里起始地址数; d 代表访问协议里终止地址数,且 $d-t \neq 0, d > t, d \neq t$ 。该表达式中,协议段范围根据前端采集服务器子掩码范围取值,子掩码范围根据 $d-t \neq 0, d > t$,

$d \neq t$ 限制获取; L 表示访问协议的长度。

数据流平检算法表达式是:

$$m|r| = \frac{(\partial \cdot \alpha \cdot \pi \cdot n) \text{catr}(i)}{\text{cart}(\partial i \rightarrow \alpha i \rightarrow \pi i \rightarrow n i)} \quad (3)$$

其中: ∂, α, π, n 是数据流内部数据中具有差异的异常次声波数据核; i 描述的是数据流特征化异常次声波数据源集合,且 $i \in \partial \in \alpha \in \pi \in n, \partial \neq \alpha \neq \pi \neq n \neq 0$ 。

逻辑组式表达式是:

$$\text{trigger}(p) = \frac{p \Rightarrow \text{on/right}}{p \sum (\text{uent})} \Rightarrow \int m|r|^\infty \quad (4)$$

其中:每个算法之间不仅符合自身限制条件,而且还符合 $p|m| \triangleright p|L| \triangleright m|r|$,在不干扰于掩码范畴的条件下,符合 $p|m| \neq p|L| \neq m|r|$ 。

根据上述算法的构建过程,构建云计算环境下震前震源异常次声波数据采集筛查模组,解决由于异常次声波数据冲击前端服务器导致 Hadoop 平台稳定性低、云端运算能力弱的问题^[9]。

(2) NDS 异常次声波数据序列异常检测算法

根据 JNS 异常次声波数据采集筛查模组运算处理架构,设计 NDS 异常次声波数据序列异常检测算法。采用该算法处理 Hadoop 平台计算架构内部逻辑中的错误查源,通过触发激活 JNS 异常次声波数据采集筛查模组反馈数据表,运算云端结构里的逻辑架构序列正确性的序集^[10]。若逻辑架构里某一次序阵携带的数据源是异常次声波数据,则逻辑架构的排列序列次序被干扰,原始逻辑排列次序出现变动,导致逻辑序阵错位。根据这些现象,NDS 异常次声波数据序列异常检测算法可以快速识别错误序阵,准确回查、定位并锁定异常数据^[11]。

通过 Hadoop 平台中内核架构编写 NDS 异常次声波数据序列异常检测算法表达式,有利于获取算法运行权限^[12],其算法表达式为:

$$S = \begin{matrix} z \\ x \\ c \\ v \end{matrix} \Leftrightarrow \text{sequence} \sum \frac{z^{\wedge} x}{c v \vee \infty} \leftarrow |(\text{position in } h) m| \quad (5)$$

式中: z, x, c, v 均代表云端架构里的逻辑架构内部次序阵,其顺序根据逻辑架构排列,受到相应数据性质干扰,同时, $z \neq x \neq c \neq v$,如果 z, x, c, v 里任意值是 0,则表示逻辑架构出现断裂,次声波出现异常数据; m 代表回查定位的异常数据代码值,是任意数值; S 则为采集的异常次声波数据。

1.2 震前震源异常次声波自动识别方法

震前震源异常次声波自动识别方法的流程可用图 1 描述。可以看出该方法依据采集的异常次声波数据特征分类次声波,根据波形特征设置滤波方法^[13],采用该方法判别去噪后的信号是否为可疑次声波信号,如果不是便跳过该步骤换数据研究;如果是可疑次声波信号,则采用分类器实行分类,判别是否是地震可疑信号,是则进行报警,反之将信号输入样本数据库。

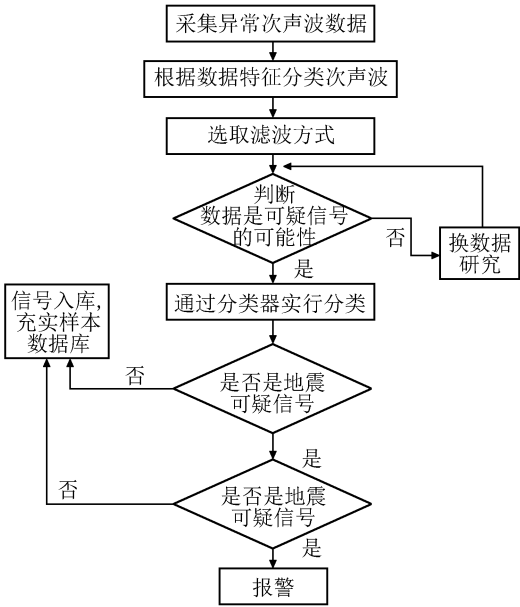


图 1 异常次声波自动识别流程

Fig.1 Automatic identification process of anomalous infrasonic waves

震前震源异常次声波自动识别方法的详细过程为:

(1) 设置震前震源异常次声波信号特征参数:信号的突出形态、是否有峰值与峰值的数量、峰值出现的频率值域、声压值最大值、峰值信号持续时间、信号的周期。

(2) 异常信号识别与区分结果:获取信号特征参数后,去除特征并无异常的次声波数据信号^[14]。除了晴天时的平稳信号,干扰判断的典型三类信号是:

- ①爆炸性信号:例如矿山爆炸、烟花爆炸、海洋运动等出现的异常次声波信号;
- ②振动类数据:例如监测仪器附近突然性的开关门、开灯、撞击、汽车启动等异常次声波信号;
- ③山体运动类信号:例如山体滑坡、泥石流等异常次声波信号。

经过统计,获取每种地震异常次声波和类似干扰次声波信号的统计结果(表 1)。

表 1 每种地震异常次声波统计和类似干扰次声波情况统计表

Table 1 Statistics of anomalous infrasonic waves and interference infrasonic waves							
种类 编号	信号 形态	是否有峰值 /峰值数量	峰值出现频率 范围/Hz	最大声压 /Pa	持续时间 /s	信号周期 /s	信号 种类
1	单	有/>2	0.001~0.002	49 左右	几千	>1 000	地震
2	双	有/>2	0.000 4~0.002	>79	几千	>1 500	地震
3	单/双	有/>3	0.000 5~0.002	39~69	几千	>1 000	地震
4	单	有/>1	>1	>49	<1	<7	开门
5	单	有/>1	0.001~0.01	>19	1~100	1~100	爆炸
6	双	有/>1	0.005~0.01	>24	几百	几百	山体活动

(3) K 近邻分类器设计:用于自动识别震前震源异常次声波的分类器,采用 K 近邻算法识别异常次声波中的地震可疑信号,该算法计算模式空间里距离待测样本距离最近的 K 样本,把此样本放到样本数量最多的种类中。地震异常次声波的特征是超低频、长周期,设置频率阈值 A 和周期阈值 B ,若地震异常次声波信号的主频率大于频率阈值 A 或者周期小于周期阈值 B ,那么便舍弃该信号,反之对其实行分类处理^[15],最终获取震前震源异常次声波信号是否是可疑地震信号的识别结果。

详细的异常次声波分类流程用图 2 来描述。

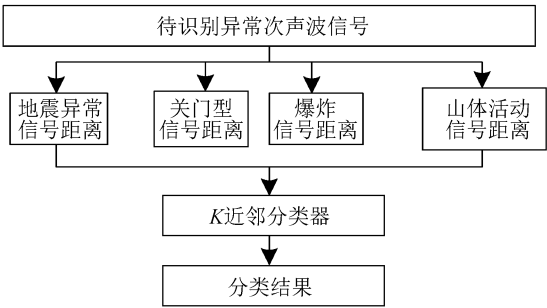


图 2 异常次声波信号识别流程

Fig.2 Identification process of abnormal infrasonic wave signal

分析图 2 可以看出, K 近邻分类器是异常次声波信号识别的关键部分。针对 K 近邻分类器选择最佳 K 值,提高分类器的分类精度,可增强异常次声波信号识别精度。

(4) K 值确定:选取 K 近邻分类器的最合适 K 值时采用训练样本库实行计算,选取 30 个已知类别的样本, K 的取值范围是 1~14,通过样本归类的准确度判定最合理的 K 值取值。图 3 是对 K 在不同取值的前提下分类准确度的对比显示结果。

由图 3 可见, K 值为 5 时分类准确度最大,因此将 K 近邻分类器中的 K 值设置为 5,提高分类器分类异常次声波信号是否为地震可疑信号的精度,增强震前震源异常次声波自动识别准确性。

2 实验分析

为验证本文方法的有效性,对其实行震前震源异常次声波信号分类效果分析和评估。实验使用分层抽取方式获取地震信号与其他干扰信号,构建测试样本库。图 4 描述的是本文方法、三点阵次声源定位方法和小波分析法对震前震源异常次声波自动识别分类准确度对比结果。

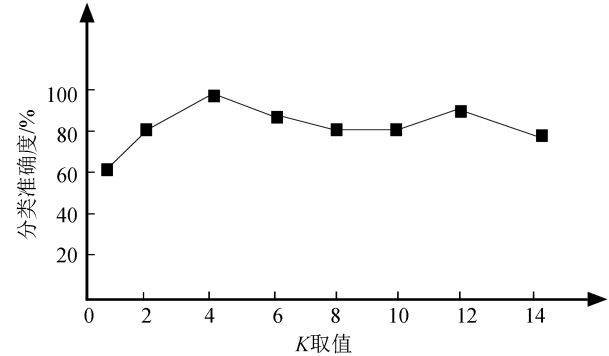


图 3 分类准确度和 K 的关系

Fig.3 Relationship between classification accuracy and K

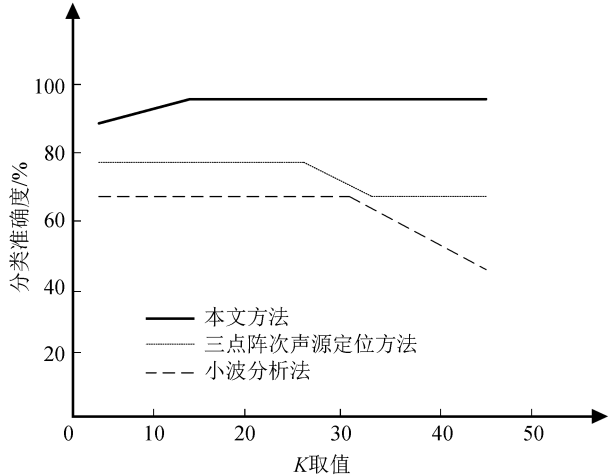


图 4 三种方法异常次声波自动识别分类准确度对比结果

Fig.4 Comparison between the accuracy of automatic identification and classification for anomalous infrasonic waves using three methods

分析图 4 可知,当 K 值为 20 时本文方法的分类准确率可达到最大值 99.99%,三点阵次声源定位方法的分类准确度最大值为 79%;小波分析法的分类准确度最大值为 69%。由此可证,本文方法对异常次声波自动识别分类准确度最高。

为进一步验证本文方法的有效性,以某地几次地震异常次声波与一次山体采矿的爆炸次声波为例进行探讨。图 5 描述的便是该地多次地震中的一次,此次地震为 2013 年 12 月出现的 4.5 级地震,图中描述的是本文方法识别监测到该地的地震次声波情况;图 6 为本文方法识别监测到的该地矿山开采时出现的次声波信号。

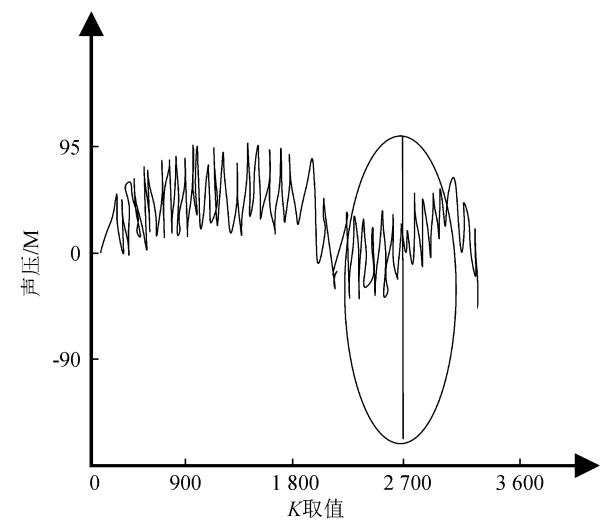


图 5 本文方法识别监测到的地震次声波
Fig.5 Infrasonic waves from earthquake monitored by the proposed method

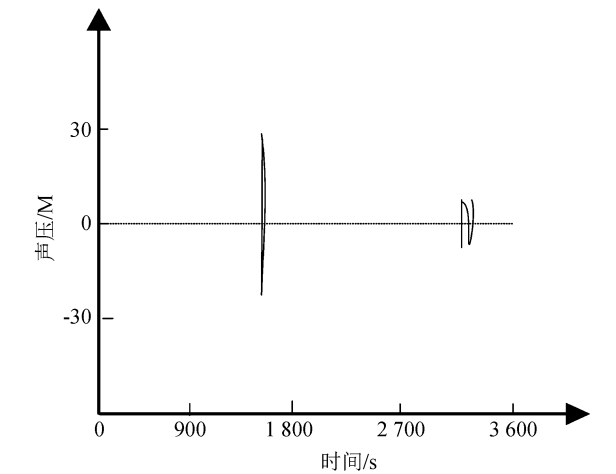


图 6 本文方法识别监测到的矿山爆炸次声波
Fig.6 Infrasonic waves from mine explosion monitored by the proposed method

分析图 5 和图 6 可知,两种波的形态都为直上直

下,周期极短,极为相似,说明使用本文方法可有效识别出异常次声波信号的类型是地震还是矿山爆炸。

为验证本文方法的性能,以 4 个不同地区的地震为实验对象,采用本文方法、三点阵次声源定位方法以及小波分析法自动识别 4 个地区震前震源异常次声波,并设定识别次数为 4 次。实验统计三种方法自动识别时耗时数据(表 2)。

表 2 三种方法异常次声波自动识别耗时
Table 2 Time used for abnormal infrasonic waves recognition by using three methods

方法	震前震源 检测地点	自动识别消耗时间/min			
		第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次
本文方法	1	1.11	1.22	1.03	1.25
	2	1.22	1.12	1.05	1.08
	3	1.25	1.49	1.02	1.16
	4	1.27	1.34	1.16	1.59
	时间消耗平均值	1.21	1.3	1.07	1.27
三点阵次声源定位法	1	5.16	5.98	5.9	5.96
	2	7.98	7.8	7.36	7.98
	3	9.98	9.78	9.99	9.56
	4	9.98	9.99	9.99	9.99
	时间消耗平均值	8.28	8.39	8.31	8.37
小波分析法	1	4.96	4.97	4.98	4.98
	2	5.12	5.34	5.34	5.55
	3	6.95	6.98	6.98	6.99
	4	7.01	7.34	7.34	7.56
	时间消耗平均值	6.01	6.16	6.16	6.27

分析表 2 可知,不同方法自动识别 4 个不同震前震源异常次声波时,本文方法的时间消耗平均值最大值为 1.3 min,三点阵次声源定位方法为 8.39 min,小波分析法为 6.27 min。由此可见,本文方法的耗时最短,对震前震源异常次声波自动识别的效率最快。

3 结论

本文提出云计算环境下震前震源异常次声波自动识别方法,首先构建 JNS 异常次声波数据采集筛查模组,全天候实时扫描访问端口,快速反馈异常次声波数据,并提升 Hadoop 平台结构的稳定性,采用 NDS 异常次声波数据序列异常检测算法能够快速识别错误矩阵,准确回查、定位并锁定异常数据;再通过震前震源异常次声波自动识别方法可高效率完成震前震源异常次声波信号自动识别。实验结果表明,本文方法可有效自动识别震前震源异常次声波信号类型;与三点阵次声源定位方法和小波分析法对比,本文方法识别分类准确率最大值为 99.99%,4 次自动识别 4 个不同震前震源异常次声波时,本文方法的时间消耗平均值最大值为 1.3 min,说明本文

方法的识别准确度高,消耗时间短,具有较高的使用价值。

参考文献(References)

- [1] 杨庆生,丁浩亮,夏雅琴.三点阵次声源定位估算法[J].北京工业大学学报,2017,43(6):819-825.
YANG Qingsheng, DING Haoliang, XIA Yaqin. Source Location of Infrasonic by Tripartite Array Arithmetic[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2017, 43(6): 819-825.
- [2] 徐洪,陈正华,周廷强,等.基于小波分解的岩石破坏次声信息特征研究[J].应用声学,2016,35(3):231-238.
XU Hong, CHEN Zhenghua, ZHOU Tingqiang, et al. Characteristics Analysis of Infrasonic before Rock Failure Applying the Wavelet Decomposition[J]. Applied Acoustics, 2016, 35(3): 231-238.
- [3] 江朝晖,张静,饶元,等.基于聚类 and 异常检测的作物监测数据预处理研究[J].浙江农业学报,2016,28(5):885-892.
JIANG Zhaohui, ZHANG Jing, RAO Yuan, et al. Study on Crop Monitoring Data Preprocess Based on Cluster Analysis and Anomaly Detection[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2016, 28(5): 885-892.
- [4] 惠少兴,严川,王平,等.陕西地区小微震震源机制研究[J].地震工程学报,2018,40(2):288-293.
HUI Shaoxing, YAN Chuan, WANG Ping, et al. Research on Focal Mechanisms of the Small and Micro Earthquakes in Shaanxi Area[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2018, 40(2): 288-293.
- [5] 李琴,赵仕英,黄志强,等.可控震源振动器系统不确定性分析[J].中国安全生产科学技术,2016,12(8):158-164.
LI Qin, ZHAO Shiyong, HUANG Zhiqiang, et al. Uncertainty Analysis of Vibroseis System[J]. China Science and Technology for Safe Production, 2016, 12(8): 158-164.
- [6] 许卫晓,杨伟松,孙景江,等.震中烈度与震级和震源深度经验关系的统计回归分析[J].自然灾害学报,2016,25(2):139-145.
XU Weisong, YANG Weisong, SUN Jingjiang, et al. Statistical Regression Analysis of the Empirical Relationship between Epicenter Intensity and Magnitude and Focal Depth[J]. Journal of Natural Disasters, 2016, 25(2): 139-145.
- [7] 王欣,周晓梅.云计算环境下大数据合理分流技术与仿真[J].计算机仿真,2016,33(3):292-295.
WANG Xin, ZHOU Xiaomei. Research and Simulation on Big Data Reasonable Splitting Technology in Cloud Computing Environment[J]. Computer Simulation, 2016, 33(3): 292-295.
- [8] ZIMMER V L, SITAR N. Detection and Location of Rock Falls Using Seismic and Infrasonic Sensors[J]. Engineering Geology, 2015, 193: 49-60.
- [9] 费欢,李光辉.基于 K-means 聚类的 WSN 异常数据检测算法[J].计算机工程,2015,41(7):124-128.
FEI Huan, LI Guanghui. Abnormal Data Detection Algorithm for WSN Based on K-means Clustering[J]. Computer Engineering, 2015, 41(7): 124-128.
- [10] 曹科研,栾方军,孙焕良,等.不确定数据基于密度的局部异常点检测[J].计算机学报,2017,40(10):2231-2244.
CAO Keyan, LUAN Fangjun, SUN Huanliang, et al. Density-Based Local Outlier Detection on Uncertain Data[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(10): 2231-2244.
- [11] MARUYAMA T, YUSUPOV K, AKCHURIN A. Interpretation of Deformed Ionograms Induced by Vertical Ground Motion of Seismic Rayleigh Waves and Infrasonic in the Thermosphere[J]. Annales Geophysicae, 2016, 34(2): 271-278.
- [12] 许海清,黄敏.浅谈电力大数据对信息运行的影响[J].电力工程技术,2015,34(2):62-64.
XU Haiqing, HUANG Min. A Discussion on the Influence of Power Big Data on Information Operation[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2015, 34(2): 62-64.
- [13] 沈琰辉,刘华文,徐晓丹,等.基于邻域离散度的异常点检测算法[J].计算机科学与探索,2016,10(12):1763-1772.
SHEN Yanhui, LIU Huawen, XU Xiaodan, et al. Outlier Detection Algorithm Based on Dispersion of Neighbors[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2016, 10(12): 1763-1772.
- [14] 王端理.网络数据库中异常数据检测优化仿真[J].计算机仿真,2017,34(5):410-413.
WANG Duanli. Network to Detect Abnormal Data in the Database Optimization Simulation[J]. Computer Simulation, 2017, 34(5): 410-413.
- [15] 周继磊,杨迪雄,陈国海.近断层脉冲型地震功率谱特性分析[J].世界地震工程,2017,33(1):18-26.
ZHOU Jilei, YANG Dixiong, CHEN Guohai. Analysis of Power Spectrum Characteristics of Near-fault Pulsed Ground Motion[J]. World Earthquake Engineering, 2017, 33(1): 18-26.