

# 人工免疫算法在 AETA 异常检测中的应用研究

李柏杭,王新安,雍珊珊,徐伯星,黄继攀

(北京大学 深圳地震监测预测技术研究中心,广东 深圳 518055)

**摘要:** AETA 多分量地震监测系统已经在中国四川、云南、河北、广东、西藏、台湾等地区布设 200 余套。一套 AETA 设备每个月产生 7 G 数据,查看 200 套设备的数据需要花费大量的时间和精力,而且人工判断异常容易漏检。利用人工免疫算法中负向选择的思想,通过对正常数据的学习获得相应的抗体库,根据待测数据与抗体库中抗体的匹配程度对设备数据进行异常检测。另外,结合 AETA 设备数据特点,改进了人工免疫算法中的亲和力函数,减少了计算量。首先,从 AETA 设备中选取了 8 个典型台站的低频电磁数据的正常数据进行训练,得到抗体库,然后对待测数据进行异常检测。利用该方法,可以有效检测出系统中常见的 3 种异常数据,3 种异常的检测成功率分别为 87.20%、83.33%、55.56%。可以实现异常数据的初步判定。

**关键词:** 人工免疫算法;异常检测;地震数据分析;数据挖掘

**中图分类号:** TP39

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2019)03-0001-05

**doi:** 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.03.001

## Research on Application of Artificial Immune Algorithm in Discriminating Abnormal Data of AETA Equipment

LI Bo-hang, WANG Xin-an, YONG Shan-shan, XU Bo-xing, HUANG Ji-pan

(Shenzhen Earthquake Monitoring and Prediction Technology Research Center, Peking University, Shenzhen 518055, China)

**Abstract:** AETA multi-component seismic monitoring system has been deployed in more than 200 sets in Sichuan, Yunnan, Hebei, Guangdong, Tibet and Taiwan. A set of AETA equipment generates 7G of data every month, and it takes a lot of time and effort to view the data of 200 sets of equipment, and it is easy to miss detection by manual judgment. Using the idea of negative selection in the artificial immune algorithm, the corresponding antibody library is obtained by learning the normal data. According to the matching degree between the data to be tested and the antibodies in the antibody library, the abnormal detection of equipment data is carried out. In addition, combined with the data characteristics of AETA equipment, the affinity function in the artificial immune algorithm is improved to reduce the amount of calculation. First, the normal data of low-frequency electromagnetic data of 8 typical stations are selected from the AETA equipment for training to obtain the antibody library, and then anomaly detection is performed on the measured data. By this method, it is possible to effectively detect three types of abnormal data in the system. The detection accuracy of the three abnormalities are 87.20%, 83.33% and 55.56% respectively. A preliminary determination of abnormal data can be achieved.

**Key words:** AIS; abnormal detection; earthquake data analysis; data mining

## 0 引言

在实际工程应用中,对设备运行状态的刻画与描述往往是建立在对系统一系列参数的观测与分析基础之上的。因此,异常数据的识别问题可视为对观测到的时间序列中异常数据的发现与提取。随着异常检测理论及技术的发展,出现了各种异常信号检测方法,如

基于时间序列的方法、基于神经网络的方法、基于模式识别的方法等。这些方法或需要数据有较好的时间连续性或需要大量正常/异常特征信号作为先验知识进行训练,而数据缺失和先验知识的获取难度限制了这些方法在实际检测中的应用<sup>[1]</sup>。

相比之下,人体免疫系统对异常的检测更多地依

收稿日期:2018-04-09

修回日期:2018-08-09

网络出版时间:2018-12-19

基金项目:广东省省级科技计划项目(2014B090913001);深圳市科技创新委员会项目(JCYJ20170412151159461)

作者简介:李柏杭(1993-),男,硕士,研究方向为地震监测预测技术;王新安,教授,主要从事数模混合集成电路可重构量子设计方法、传感器件及集成技术的研究。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20181219.1532.044.html>

赖于对正常状态的经验累积,避免了对异常特征信号的收集。从系统的角度看,免疫系统是一个自组织、自适应的强鲁棒性系统。从信息处理的角度看,免疫系统是一个具有多样性识别能力的强大信息处理系统。自 20 世纪 90 年代起,越来越多研究人员模拟和应用人体免疫系统的信息处理能力以解决工程和科学问题,并逐渐形成了一种计算范式——人工免疫系统 (artificial immune system, AIS)。人工免疫算法主要应用于模式识别、异常检测以及最优值求解。其中,异常检测是人工免疫算法最主要的应用领域。Timmis 等<sup>[2-5]</sup>将人工免疫系统应用于模式识别领域并且指出 AIS 在异常值识别中的应用是可行且有效的。Hunt 和 Cooke<sup>[6]</sup>研究了基于 AIS 模型的无监督学习算法,并将其应用到 DNA 序列的分类任务中。Zhou Ji 等将 AIS 直接应用于二维空间内的图形形状识别,得到了很好的识别率<sup>[7]</sup>并提出了基于人工免疫系统的否定选择算法来做入侵检测<sup>[8]</sup>; Secker 等将人工免疫系统应用于垃圾邮件的检测<sup>[9]</sup>; Dan 等将人工免疫算法应用于冰箱温度异常检测<sup>[10]</sup>。在这些工作中,人工免疫算法对异常数据的检测效果都得到了有效验证。相较于其他异常检测方法,人工免疫算法具有对数据的连续性要求较低、无需提供异常信号作为先验知识而只需要正常信号作为先验知识进行训练的优势。文中参考了 Timmis 等提出的 RL AIS<sup>[11-13]</sup>和 Forrest 提出的异常识别算法<sup>[14-16]</sup>利用免疫学中“自我”、“非我”的概念定义正常数据和异常数据,从而进行异常检测。

## 1 AETA 多分量地震监测系统

多分量地震监测系统 AETA 由数据处理终端、地声传感探头、电磁传感探头及监测数据云平台和数据分析系统组成<sup>[17-21]</sup>,如图 1 所示。感知来自地下的电磁扰动和地声信号,实时采集数据通过互联网(有线或无线)网络将数据传输到云平台进行后续存储、特征提取和异常分析等。截至目前,AETA 系统在中国地震局的支持下,在全国范围内安装约 200 余台,遍布河北、四川、云南、西藏、广东和台湾等地区,其中在四川布设设备数量达 93 台,基本覆盖四川全境重点区域。

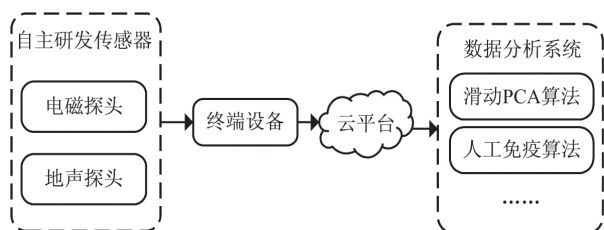


图 1 AETA 多分量地震监测系统框图

AETA 设备有 4 种分量,分别为低频电磁分量、全

频电磁分量、低频地声分量、全频地声分量,文中主要研究低频电磁分量。该分量数据具有如下特点:数据本身没有正常或者异常的标签;多数台站的数据具有以天为周期的变化规律;不同台站数据波动可能不同;同一台站数据在不同时间波动不同;由于电力供应问题,台站数据可能会出现间断数小时的情况。

## 2 基于人工免疫方法的异常检测

### 2.1 人工免疫系统

人体系统几乎每时每刻都处于各种病原体的围攻之中,免疫系统作为人体防护的主要屏障,需要具备两方面的功能:一是淋巴 B 细胞产生抗体对抗原的检测,二是淋巴 T 细胞对有害抗原的有效清除。对抗原的检测机制一般描述为对本体(“自我”物质)及异物(“非我”物质)的鉴别。一旦免疫系统检测出了“非我”物质,则启动免疫应答进行清除。抗原-抗体识别方式有如下特点:

(1) 抗体是随机产生的,但并不是所有随机产生的抗体均能够参与免疫识别检测。抗体是通过抗体对抗原的亲合力大小来进行选取的。亲合力是指抗体的识别能力,一般采用欧氏距离进行计算,对抗原亲合力越大的抗体识别能力越强。亲合力低的抗体有可能将“自我”物质检测为异常。因此,亲合力较大的抗体才可以参与免疫识别。

(2) 匹配的异常检测机制。免疫系统无法获取所有“非我”物质的先验知识,只有“自我”物质的先验知识。因此,免疫系统异常检测机制是将抗原与抗体库进行匹配,若在抗体库中无匹配的抗体,则认为该抗原是“自我”物质;反之,若在抗体库中发现有匹配的抗体,则认为该抗原是“非我”物质,判定为异常。

(3) 对抗原特征识别有学习及记忆功能。当发生同类型抗原再次入侵时,免疫应答的响应时间会大大缩短。

Forrest 基于上述机制提出的实数域人工免疫系统<sup>[21]</sup>具体构建及运行过程主要有如下 2 个步骤。

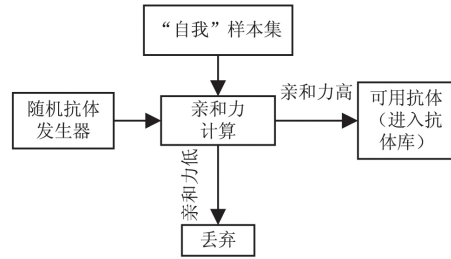
(1) 学习及抗体库的建立。对抗原的检测基础在于“自我”物质与“非我”数据的识别。抗体库的建立采用负向选择算法。首先为系统提供足够多的“自我”数据信息特征,构成学习样本集合,即“自我”集合。再通过负向选择算法建立抗体库。操作过程如图 2(a) 所示。

(2) 异常识别。将设备采集到的数据作为输入,与抗体库中的抗体进行匹配计算,实现异常数据识别。识别过程如图 2(b) 所示。

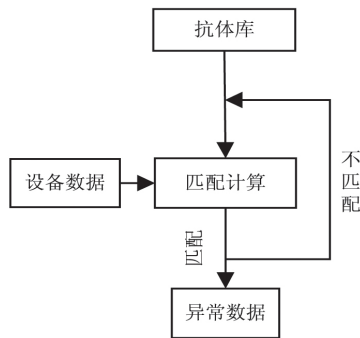
### 2.2 基于人工免疫的异常识别算法

借鉴免疫系统中的“自我”与“非我”的概念帮助

人们获得一个台站的数据变化规律。将这一过程迁移到二维空间里。将正常数据看作是自体细胞, 以此划分自我和非我。从而有如下定义:



(a) 抗体库生成流程



(b) 抗体库匹配流程

图2 实数域人工免疫系统

定义1 “自我”区域: 在二维空间  $S$  中, 正常数据所在的坐标点  $(x, y)$  的集合  $\cup (x_i, y_i)$ 。

定义2 “非我”区域: 在二维空间  $S$  中, “自我”区域的补集  $C_s \cup (x_i, y_i)$ 。

通过对历史数据的学习, 抗体将会占据“非我”区域, 而该区域之外的区域则认为是正常数据范围。

亲和力函数决定了模型如何界定“自我”区域与“非我”区域。通常, 抗体的亲和力通过抗体与抗原之间的欧氏距离  $d$  来确定<sup>[22]</sup>, 这样需要计算抗体与每个“自我”样本之间的距离, 当样本数量较大时, 计算量也随之增大。为了解决这一问题, 结合 AETA 系统数据特点对亲和力函数的计算方法进行了改进。亲和力函数的选取有以下标准:

(1) 距离样本点最小距离越近的免疫细胞亲和力越低。

(2) 若距离样本点最小距离相同, 则最近的样本点出现的频次越高, 免疫细胞亲和力越低。

根据以上两点要求设计亲和力函数, 如下:

$$q = \frac{d}{1 + \sigma \cdot p} \quad (1)$$

其中,  $d$  为当前免疫细胞到最近的“自我”样本的距离;  $p$  为距离最近的样本点出现的频次;  $\sigma$  为控制参数, 用于调节频次与距离的权重, 若  $\sigma$  较大, 则频次对亲和力函数影响较大, 若  $\sigma$  较小, 则最近距离对亲和力函数影响较大。此处  $\sigma$  由三折交叉验证方法确定。

引入频次  $p$  可以将重叠的“自我”样本统计后当作一个样本进行计算, 这样就减少了大量对重叠样本的重复计算。

根据抗体的亲和力筛选得出抗体库后, 即把二维空间划分成为“自我”区域与“非我”区域。将待测数据与抗体库中抗体进行匹配, 在“自我”空间的样本就是正常数据, 在“非我”空间的样本就是异常数据, 将一天的数据综合起来, 统计异常数据占比, 最终判断当天数据是否存在异常, 给出综合评价结果。

这里定义异常率:

$$p = \frac{\text{Abnormal}}{\text{Data}} \quad (2)$$

其中, Abnormal 为落在“非我”区域的待测样本点的数量; Data 为待测样本点总数。正常情况下, 即使某天设备数据完全正常, 也会有一些系统误差导致的异常数据出现, 所以当  $p$  值较小时, 仍然认为该天设备数据是正常的。当  $p > 0$  时, 认为该天的数据存在异常。

### 3 仿真计算与结果分析

从波形的幅度大小、毛刺多少以及波动形状是否为方波 3 个方面进行判断, 将 AETA 监测数据分成 8 种类型, 并在 AETA 系统中挑选出能够代表这些类型的 8 个台站数据作为基准研究对象。这 8 个台站的名、简写及地理位置如表 1 所示。

表1 台站名称简写地理位置对照

台站编号	台站名称	台站简写	经纬度
43	青川防震减灾局	QC	(105.23, 32.59)
189	九寨沟4号	JZG4	(104.03, 32.33)
121	九寨沟防震减灾局	JZG	(104.25, 33.26)
141	青川县姚渡观测站	QCYD	(105.42, 32.78)
105	峨眉山防震减灾局	EMS	(103.50, 29.59)
73	马边地震局	MB	(103.54, 28.83)
130	九龙县乃渠乡政府	JLNQ	(101.68, 28.76)
38	冕宁防震减灾局	MN	(102.17, 28.55)

数据准备的过程如下: 首先, 进行特征空间分割, AETA 设备一天产生 480 个数据, 数值的范围在 0 ~ 14 之间, 故将特征空间分割成 480 \* 150 的数组, 如图 3(a) 所示。然后将一天的数据输入数组中, 数组中的值表示该范围内出现过的数据点的个数。将这个数组定义为 distribution。若一天的第  $i$  个数据的数值为  $j$ , 那么  $\text{distribution}[i][\text{int}(10 * j)] = \text{distribution}[i][\text{int}(10 * j) + 1]$ , 生成如图 3(b) 所示的网格。

选取一个太阳辐射周期(27天)的数据作为训练数据。将这些数据作为“自我”数据输入算法, 即得到



了数据的频次分布图,图 3(c)所示为 38 号冕宁防震减灾局设备 2017-07-01 至 2017-07-28 的实测结果。可以看到,27 天的训练数据的分布比较集中,说明正常情况下,每天的数据是一种稳定的模式。

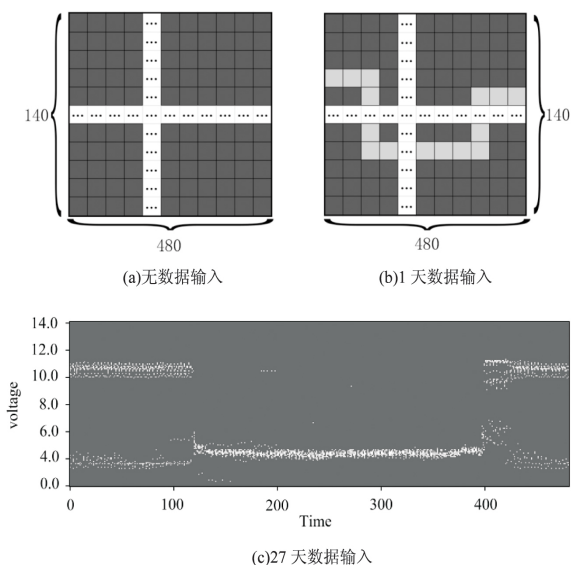
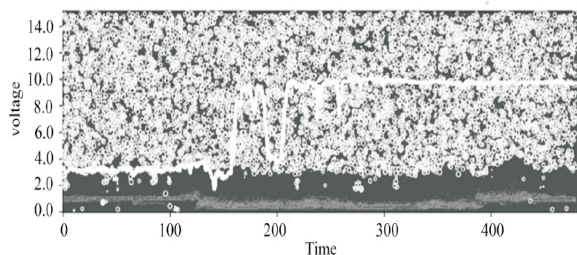
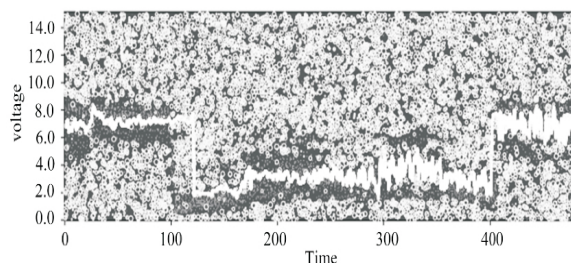


图 3 distribution 数组示意

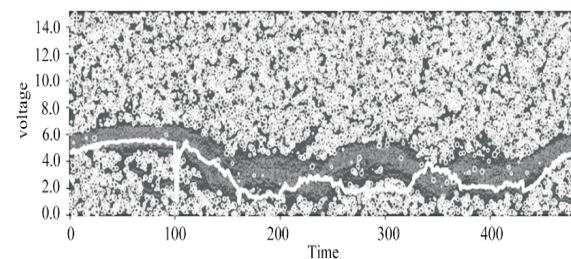
根据输入数据得到抗体库。如图 4 所示,灰色热力点即为输入数据;白色粗线条数据为待测数据;白色圆圈即为抗体,其所占据的区域为“非我”区域,剩余区域即为“自我”区域。对设备数据观察后,发现 AE-TA 设备电磁均值常见的异常类型有 3 种,图 4 展示了文中所述方法对这 3 种异常的检测情况。其中,图 4(a)为幅值大幅度变化的异常,可以看到从横坐标大于 150 开始,异常波形的幅值明显高于正常水平,异常数据进入“非我”区域,称该种异常为异常类型 I;图 4(b)为波形跳变时间变化的异常,可以看出,正常情况下,波形在横轴为 100 的时候下跳,而异常波形在横轴为 120 的时候下跳,称该种异常为异常类型 II;图 4(c)为波形突然跳变的异常,可以看到在横轴为 100 的时候波形突然跳变,而正常波形在此处没有跳变,另外,在横轴为 300 附近的数据幅值比正常数据略小,称该种异常为异常类型 III;图(d)为正常的待测数据完全落在检测器定义的“自我”区域内。使用文中方法对 AETA 设备数据进行异常检测,这 3 种常见的异常均可以被检测出来。



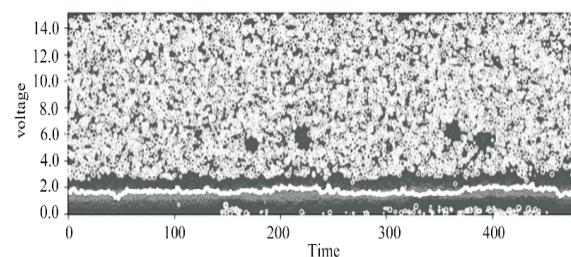
(a) 异常类型 I,异常值  $p=0.59$ ,异常



(b) 异常类型 II,异常值  $p=0.16$ ,异常



(c) 异常类型 III,异常值  $p=0.19$ ,异常



(d) 正常数据,异常值  $p=0.00$ ,正常

图 4 3 种类型异常与正常检测结果对比

为了进一步证明文中方法可以有效地检测出 AE-TA 设备的异常数据,对第 3 节中所列出的 8 个台站从 2017 年 9 月 28 日到 2017 年 10 月 31 日的数据进行了检测,统计结果如表 2 所示。

表 2 异常检测结果

台站简写	异常检测情况(检测/总计)		
	异常类型 I	异常类型 II	异常类型 III
QC	14/14	0	2/2
JZG4	3/3	0	0
JZG	6/7	0	1/2
QCYD	0	0	0
EMS	6/8	1/1	0
MB	2/3	0	0/2
JLNQ	3/4	0	2/3
MN	0	14/17	0

该算法对异常类型 I 的检测成功率为 87.20%;对异常类型 II 的检测成功率为 83.33%;对异常类型 III 的检测成功率为 55.56%。异常类型 I 的检测成功率要高于异常类型 II 和异常类型 III,这是因为异常 I 的异常数据持续时间通常比较长,当此类异常数据输入算法后,会有较多数据进入“非我”区域,又根据第 2

节中提到的异常检测策略可知,此类异常对应的异常值较大,容易区分。而异常类型 II 和异常类型 III 通常只有少数的数据进入“非我”区域,因此异常值较小,不容易区分。另外,文中算法对于部分台站的异常数据检测成功率较高,而某些台站的检测成功率较低,经过对数据的查看和对比,发现检测成功率较低的台站均具有一个特点:数据没有以 1 天为周期的变化规律。原因是,当数据不具备这样的规律时,算法无法根据学习样本得到一个清晰的“自我”区域,因此难以对此类台站数据进行准确的异常检测。

#### 4 结束语

在时间序列的异常数据识别方面,大多数算法需要异常特征的先验知识,而异常样本数据的收集较为困难。相比之下,人工免疫算法巧妙避开了这个问题:对数据异常识别更多地依赖于对正常状态的经验累积。从实验结果来看,该算法可以有效地检测出 AETA 系统中的 8 种典型波形中常见的 3 类异常数据。另外,提出了适合 AETA 系统数据的亲和力函数,减小了重复计算抗体与“自我”样本之间距离的计算量。在未来的研究中,可以进一步对亲和力函数进行优化,进一步提升算法效率和准确率。

#### 参考文献:

- [1] HODGE V, AUSTIN J. A survey of outlier detection methodologies[M]. [s. l.]: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [2] TIMMIS J, NEAL M. A resource limited artificial immune system for data analysis[J]. Knowledge-Based Systems, 2001, 14(3): 121-130.
- [3] TIMMIS J, NEAL M. Investigating the evolution and stability of a resource limited artificial immune system[C]//Proceedings of special workshop on artificial immune systems, genetic and evolutionary computation conference. [s. l.]: [s. n.], 2000: 40-41.
- [4] CASTRO L N D, TIMMIS J. Artificial immune system: a novel paradigm to pattern recognition[J]. ANNIS, 2002, 8: 67-84.
- [5] KIM J, BENTLEY P J. Towards an artificial immune system for network intrusion detection: an investigation of clonal selection with a negative selection operator[C]//Proceedings of the 2001 congress on evolutionary computation. [s. l.]: IEEE, 2001: 1244-1252.
- [6] TIMMIS J, NEAL M, HUNT J. An artificial immune system for data analysis[J]. Biosystems, 2000, 55(1-3): 143-150.
- [7] ZHOU Ji, DASGUPTA D. Real-valued negative selection algorithm with variable-sized detectors[C]//Genetic and evolutionary computation conference. [s. l.]: [s. n.], 2004: 287-298.
- [8] ANAYA M, TIBADUIZA D A, POZO F. A bioinspired methodology based on an artificial immune system for damage detection in structural health monitoring[J]. Shock and Vibration, 2015, 2015: 648097.
- [9] SECKER A, FREITAS A A, TIMMIS J. AISEC: an artificial immune system for e-mail classification[C]//2003 congress on evolutionary computation. [s. l.]: IEEE, 2003: 131-138.
- [10] DAN W T, CORNE D W. An investigation of the negative selection algorithm for fault detection in refrigeration systems[C]//Second international conference on artificial immune systems. Edinburgh, UK: [s. n.], 2003: 34-45.
- [11] ZHOU Ji, DASGUPTA D. Estimating the detector coverage in a negative selection algorithm[C]//Proceedings of the 7th annual conference on genetic and evolutionary computation. Washington DC, USA: ACM, 2005: 281-288.
- [12] D'HAESELEER P, FORREST S, HELMAN P. An immunological approach to change detection: algorithms, analysis and implications[C]//Proceedings of the 1996 IEEE symposium on security and privacy. [s. l.]: IEEE, 1996: 110.
- [13] HOFMEYER S A, FORREST S. Architecture for an artificial immune system[J]. Evolutionary Computation, 2014, 8(4): 443-473.
- [14] WU W J, LIN S W, MOON W K. An artificial immune system-based support vector machine approach for classifying ultrasound breast tumor images[J]. Journal of Digital Imaging, 2015, 28(5): 576-585.
- [15] ABBASI F, MOJTAHEDI A, ETTEFAGH M M. Fault diagnosis using noise modeling and a new artificial immune system based algorithm[J]. Earthquake Engineering & Engineering Vibration, 2015, 14(4): 725-741.
- [16] 王新安, 雍珊珊, 徐伯星, 等. 多分量地震监测系统 AETA 的研究与实现[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2018, 54(3): 487-494.
- [17] 林科, 王新安, 张兴, 等. 一种适用于大地震临震预测的地声监测系统[J]. 华南地震, 2013, 33(4): 54-62.
- [18] 曾敬武, 雍珊珊, 郑文先, 等. 适用于大地震临震预测的地声传感单元[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(12): 133-137.
- [19] 雍珊珊, 王新安, 庞瑞涛, 等. 多分量地震监测系统 AETA 的感应式磁传感器磁棒研制[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2018, 54(3): 495-501.
- [20] 庞瑞涛, 雍珊珊, 王新安, 等. 地震监测系统的电磁信号的采集设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(2): 27-30.
- [21] 金秀如, 雍珊珊, 王新安, 等. 地震监测系统 AETA 的数据处理设计与实现[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(1): 45-50.
- [22] SAURABH P, VERMA B. An efficient proactive artificial immune system based anomaly detection and prevention system[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 60: 311-320.