

基于危险理论的地震预测方法

甘 颖, 梁意文, 谭成予, 周 雯, 吴晶晶

(武汉大学 计算机学院, 武汉 430072)

摘 要: 采用机器学习算法进行地震预测存在过拟合且需要大量训练集的问题。为此, 将危险理论引入地震预测的应用中, 在分析大量地震历史源数据和结合领域专家经验知识的基础上, 提出一种利用地震学获取特征指标的地震预测方法。通过 Gutenberg-Richter 规则、特征地震震级分布和近期地震预测研究的结论提取 9 个地震特征指标, 采用具有动态性的危险理论预测未来一个月内发生大地震事件的概率。同时, 通过分析四川省地震历史数据, 应用危险理论对地震特征指标进行分析和预测, 并与现有的地震预测方法 BP 神经网络进行比较。实验结果表明, 该方法的检查概率、准确率及 R 得分均高于 BP 神经网络, 表明在采用较少的样本集时其可靠度更高。

关键词: 危险理论; 地震预测; Gutenberg-Richter 规则; 特征指标; BP 神经网络

中文引用格式: 甘颖, 梁意文, 谭成予, 等. 基于危险理论的地震预测方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(1): 278-283.

英文引用格式: GAN Ying, LIANG Yiwen, TAN Chengyu, et al. Earthquake prediction method based on danger theory[J]. Computer Engineering, 2019, 45(1): 278-283.

Earthquake Prediction Method Based on Danger Theory

GAN Ying, LIANG Yiwen, TAN Chengyu, ZHOU Wen, WU Jingjing

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

[Abstract] Aiming at the existing problem that the machine learning algorithm used for earthquake prediction is over-fitting and needs a large number of training sets, this paper introduces the danger theory into the application of earthquake prediction. Based on the analysis of a large number of seismic history source data and the combination of field experts' experiences, a seismic prediction method using seismology to acquire feature indexes is proposed. Based on the Gutenberg-Richter (G-R) law, the distribution of the characteristic earthquake magnitude and the recent earthquake prediction, this method extracts nine seismic characteristic indexes and uses a dynamic danger theory to predict the probability of a major earthquake event in the next month. At the same time, by analyzing the seismic history data of Sichuan province, the danger theory is used to analyze and forecast the seismic characteristic index, and compared with the existing neural network of earthquake prediction method. Experimental results show that the detection probability, accuracy and R score of the proposed method are higher than BP neural network, which indicates that the reliability of it is higher when using the less sample set.

[Key words] danger theory; earthquake prediction; Gutenberg-Richter (G-R) law; characteristic index; BP neural network

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0049375

0 概述

我国地震频发, 为减少人员伤亡及财产损失, 有效的地震预测方法研究刻不容缓, 尤其是对危害性较强的大地震的预测。地震预测三要素是发生时间、震级和震中位置^[1]。专家通过长期观测研究和经验累积发现, 地震预测的三要素和特征指标之间存在着复杂的非线性关系, 而且不同地区大范围的

地震活动可能与不同的特征指标有关系。地震预测方法主要分为 2 类: 基于统计概率的方法和基于人工智能的方法。基于统计概率的方法, 是采用与时间无关的一般特性作为预测指标, 文献[2]提出地震发生的概率是服从泊松分布的。这种方法虽然不用考虑地质学、测量学上的因素, 但是统计概率方法的可靠程度取决于样本数据的多少, 而地震发生的记录尤其是大地震的记录很少。在基于人工智能地震

基金项目: 国家自然科学基金“计算机免疫学危险感知方法及其应用研究”(61170306)。

作者简介: 甘 颖 (1992—), 女, 硕士研究生, 主研方向为计算机免疫学; 梁意文, 教授、博士; 谭成予, 副教授、博士; 周 雯, 博士研究生; 吴晶晶, 硕士研究生。

收稿日期: 2017-11-21

修回日期: 2018-01-17

E-mail: ganying19920510@163.com

预测方法中,神经网络是目前的主流方法之一,这种方法的优点是优异的非线性映射能力,其恰好可以解决地震预测中的复杂非线性关系问题,而用神经网络进行地震预测存在过拟合需要大量训练集的问题,但是目前地震发生的记录尤其是大地震的记录很少。

危险理论是从系统自身状态出发,以危险为中心,以系统受损害程度(浓度)为依据来区分危险和非危险^[3],在计算机安全、机器学习以及数据挖掘方面具有重要的意义。危险理论常用于文本分类、图像隐藏信息探测、入侵检测等领域。危险理论具有自适应和动态特性,并且所需样本少,是一种可应用于进行异常检测的智能方法^[4]。

针对用神经网络进行地震预测存在过拟合且需要大量训练集的问题,本文提出基于危险理论的地震预测方法。该方法将所需样本较少的危险理论用于中国四川的地震预测。分析地震中的各个指标,从不同层面采集地震静默期和活跃期的指标组成地震指标体系。对地震指标体系进行映射处理,抽象为树突状细胞算法(Dendritic Cell Algorithm,DCA)^[5]中的各类信号,最后采用人工提呈细胞进行地震指标异常诊断,预测未来 15 d 内发生震级大于 4.5 地震的概率。

1 研究现状

1.1 地震预测

基于人工智能的方法,是采用现有的机器学习中非监督式学习和监督式学习方法进行地震预测。非监督式学习方法包括关联规则、K 均值算法、模糊 C 均值算法,监督式学习方法包括人工神经网络、支持向量机、贝叶斯网络和决策树等。文献[6]采用定量关联规则和回归技术对地震时态数据建模,从而对西班牙地震进行预测。文献[7]采用自适应模糊推理系统预测伊朗发生震级大于 5.5 地震的概率。文献[8]采用 K-means 算法对预测智利震级大于 4.4 地震发生的概率。文献[9]采用人工神经网络对我国华北地震区、西南地震区和台湾地震区进行地震预测。文献[10]采用主成分分析法对地震指标进行降维以获取关键性地震指标,结合 ANN、J48、RF 3 种分类方法对智利地震进行预测。文献[11]通过提取 8 个地震指标,采用模式识别神经网络、递归神经网络、随机森林和 Boosting 4 种方法对兴都库

什山脉未来一个月发生地震震级大于 5.5 的地震概率。文献[12]通过提取 16 个地震指标,采用 KNN、NB、SVM、C45、ANN 5 种方法预测东京发生地震的概率。神经网络存在着在训练阶段容易达到局部最小值问题,针对此问题,文献[13-14]分别采用遗传算法和粒子群算法对神经网络进行优化,从而进行地震预测。

1.2 危险理论

危险理论以危险为中心,以系统受损害程度(浓度)为依据来区分危险和非危险。文献[5]根据危险模式中树突状细胞的状态变迁过程,提出 DCA 算法,并相继应用于二分类、异常检测、SYN 扫描检测、入侵检测和物联网安全。针对 DCA 存在大量随机参数的情况,该文提出了确定性 DCA,但此算法并没有得到广泛的应用。DCA 属于固有免疫范畴,无需进行模式匹配和动态学习,目前的研究主要集中在对 DCA 的信号获取过程进行优化和将其应用于新型领域 2 个方面。文献[15]总结了 DCA 的数据预处理方法、不同版本 DCA 优缺点和应用领域,其主要是将粗糙集理论作为 DCA 的数据预处理方法,并应用于解决二分类问题。文献[16]将 DCA 应用于进行邮件过滤,文献[17]将 DCA 应用于处理云计算中的负载均衡问题。

综上所述,地震预测方法主要分为地震活动性指标获取、预测模型和算法优化 3 个部分。根据调研,目前较少有将危险理论应用于地震预测的研究,而其具有自适应和动态特性,并且所需样本较少,因此,本文将危险理论应用于中国四川的地震预测。

2 基于危险理论的地震预测

危险理论是一个自适应、动态的可应用于进行异常检测的智能方法,且地震预测的复杂性和生命系统相似,因此,本文将危险理论用于构建自学习、自适应、仿生的地震预测系统。采用危险理论对四川未来一个月内发生震级大于 4.5 地震的概率主要通过获取四川的历史地震数据,从中提取出发生地震时的决定性特征作为指标体系。将特征进行预处理后,建立特征向量病原体相关分子模式(Pathogen-Associated Molecular Pattern, PAMP)、安全信号(Safe Signal, SS)和危险信号(Danger Signal, DS)的映射,使用 DCA 进行地震预测。基于 DCA 的地震预测模型如图 1 所示。

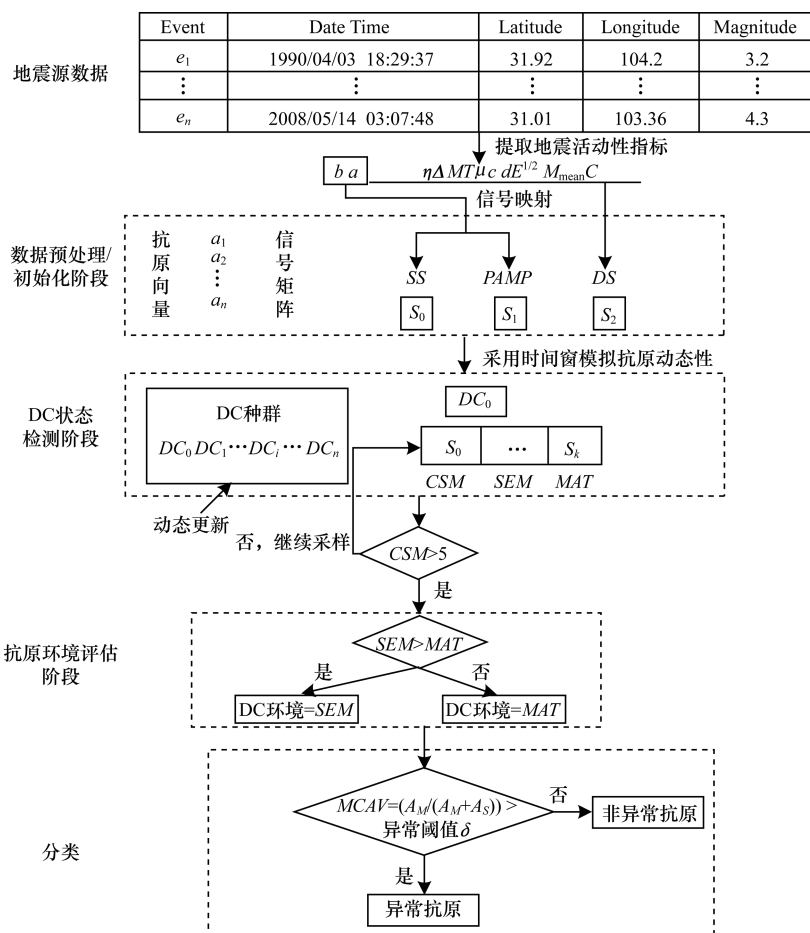


图1 基于DCA的地震预测模型

该模型分为4层:数据预处理及初始化阶段、DC状态检测阶段、抗原环境评估阶段、分类阶段。

1)数据预处理及初始化阶段:数据预处理是指根据 Gutenberg-Richter (G-R)^[18]定律、特征地震震级分布规律及近期地震预测研究的结论从地震源数据中提取9个特征指标;初始化算法的输入参数、种群数,包括 PAMP、SS、DS、抗原向量、DC 向量、DC 种群数、DC 迁移阈值(设置为5~15之间的随机数^[19])、权值矩阵等。

2)DC状态检测阶段:DC随机采样抗原池中的抗原和信号,产生累积(CSM)、半成熟信号(SEMI)、成熟信号(MAT),若累积CSM大于迁移阈值,则DC细胞开始迁移。

3)抗原环境评估阶段:若累积semi值大于累积mat值,则DC为半成熟,反之成熟。

4)分类阶段:被半成熟DC提呈的抗原为正常抗原,被成熟DC提呈的抗原为异常抗原。计算每种抗原被提呈为正常和异常的次数,通过计算成熟环境抗原值(Mature Context Antigen Value, MCAV)来评估抗原的异常程度。

2.1 地震活动性指标获取

本文提出地震预测方法是基于G-R规则的, G-R规则描述了一个地区发生震级大于等于M的累计地震个数N与震级M之间存在着线性关系,如下式所示。

$$\lg N = a - bM$$

其中,a指零级以上地震的累积频度,b指震级和频度关系式中的比例系数(斜率),代表一定区域内不同大小地震频数的比例关系, $N=1$ 时的震级 $M_{\max} = a/b$ 。a/b值大表示地震活动性增强,即发生大地震的概率大;反之,值小表示发生大地震的几率小。

本文采用了9个地震指标对地震进行预测,指标特征矩阵定义如下:

$$F = \{b, \eta, \Delta M, T, \mu, c, dE^{\frac{1}{2}}, M_{\text{mean}}, C\}$$

其中,b为一组地震样本中大小地震的比例, η 为基于G-R回归线得到的均方差和, ΔM 为最大观测到的地震与最大预测地震之间的差值,T为最后一次典型地震与第一次典型事件发生的间隔时间, μ 为典型事件发生的平均间隔时间,c为 μ 的变化系数, $dE^{\frac{1}{2}}$ 为地震能量的平方根变化率, M_{mean} 为n次地震

事件的平均值, C 为地震事件分类。下面给出各个指标的计算方法^[20]。

1) 反映一组地震样本中大小地震的比例 b 为:

$$b = \frac{n \sum M_i \lg N_i - \sum M_i \sum (\lg N_i)}{(\sum M_i)^2 - n \sum M_i^2}$$

零级以上地震的累积频度 a 为:

$$a = \sum (\lg N_i + b M_i) / n$$

其中, M_i 是第 i 个地震事件的震级, N_i 是震级大于等于 M_i 的地震事件数量, n 是地震事件的总数。

2) 基于 G-R 回归线得到的均方差和 η 为:

$$\eta = \frac{\sum (\lg N_i - (a - b M_i))^2}{n - 1}$$

3) 观测到的最大地震与预测到的最大地震之间的差值 ΔM 为:

$$\Delta M = M_{\max, \text{observed}} - M_{\max, \text{expected}}$$

其中, $M_{\max, \text{expected}}$ 是指 n 次地震中观测到的最大震级, $M_{\max, \text{expected}} = a/b$ 。

4) 最后一次典型地震事件与第一次地震典型事件发生的间隔时间 T 为:

$$T = t_n - t_1$$

其中 t_1 是第一次地震典型事件发生的时间, t_n 是最后一次地震典型事件发生的时间, 例如 7 级 ~ 7.5 级地震就是一个典型地震事件。

5) 典型事件发生的平均间隔时间 μ 为:

$$\mu = \sum (t_i \text{ characteristic}) / n_{\text{characteristic}}$$

6) μ 的变化系数 c 为:

$$c = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{characteristic}} - 1} \sum_{i=1}^{n_{\text{characteristic}}} (t_i - \mu)^2 / \mu}$$

c 值大说明根据典型地震计算到的平均时间与观察到的平均时间之间差异大。

7) 地震能量的平方根变化率 $dE^{1/2}$ 为:

$$E = 10^{(11.8 + 1.5M)}$$

$$dE^{1/2} = \sum E^{1/2} / T$$

8) n 次地震事件的平均值 M_{mean} 为:

$$M_{\text{mean}} = \sum M_i / n$$

9) 类别 $C^{[12]}$ 为每一个地震事件的分类, $C = \{0, 1\}$ 。

如果地震事件的在预测范围内的最大震级 M_j , 大于或等于预定阈值 M_s , 则 $C = 1$, 反之 $C = 0$ 。

$$C_i = \begin{cases} 1, \max \{M_j\} \geq M_s \\ 0, \text{otherwise} \end{cases}$$

DCA 应用于实践的关键点是其各类信号的选取, 针对不同应用环境信号的选取差异很大。文献[21]选取实时任务被发布时刻、实时任务开始执行时刻和实时任务执行完成时刻等 7 个指标映射为 DCA 的信号集。文献[22]采用 CPU 利用率、内存利用率、Web 服务器端

口占用情况和 Web 服务监听状态等 10 个状态指标作为 DCA 信号来源。本文考虑四川地震频发的情况采用上述 9 个指标作为 DCA 信号来源的特征矩阵, 但最终这些指标都会被降维, 而映射为 PAMP、DS 和 SS 3 个信号。

2.2 PAMP、DS 及 SS 信号的映射

根据地震发生时各项指标对地震的影响程度, 将这些指标预分类为 PAMP、DS 和 SS 信号。现将相关指标进行如下映射:

1) PAMP: 表明存在着异常指标, 预示着地震活动性强。根据文献[18]表述, 将地震频次因子 a 与反应一组地震样本中大小地震比例值 b 的比值抽象为 PAMP 信号, 即 $PAMP = \{a/b\}$, 其值越大则表示地震活动性越强。

2) SS: 安全信号, 表示正常的可能性比较高, 即地震活动性弱。此信号与 PAMP 是对立信号, 因此定义为 $SS = \{a/b\}$, 值越小则表示地震活动性越弱。

3) DS: 危险信号, 说明发生地震的可能性较高。 $DS = \{\langle \eta, \Delta M, T, \mu, c, dE^{1/2}, M_{\text{mean}}, C \rangle\}$ 每一个抗原的 DS 信号采用这 8 个指标的均值。

2.3 抗原向量

危险理论认为, 当机体组织受到攻击或自我损伤时, 会产生病原体相关分子模式和损伤相关分子模式等信号, 以促使 DC 细胞吞噬抗原, 进行抗原提呈, 以激活免疫系统。根据上文所述, 本文将引发地震事件的因素抽象为抗原, 引发地震的因素有很多, 如地震能量释放的变化、累积地震频次等。因此, 将上文指定的一组 8 个指标抽象为单个抗原, 指标集合抽象为抗原向量。

2.4 信号集和抗原向量的处理

DC 采集组织中的抗原, 并对 PAMP、DS 及 SS 信号采用加权平均公式进行融合:

$$C_{[CCSM \ SEMI \ MAT]} = \frac{(W_P \times C_P) + (W_S \times C_S) + (W_D \times C_D)}{|W_P| + |W_S| + |W_D|}$$

其中, W_P 、 W_S 、 W_D 分别代表输入值对应的权值。输出 CS、SEMI 和 MAT 信号, 信号权重如表 1 所示。

表 1 信号权重

信号	CSM	SEMI	MAT
PAMP	2	0	2
DS	1	0	1
SS	2	-3	-2

在抗原环境评估阶段和分类阶段, 根据 MCAV 的值确定抗原异常程度。其中, A_m 表示成熟抗原数目, A_s 表示未成熟抗原数目, 当 MCAV 大于设定的阈值时则表示异常, 反之正常。MCAV 值越接近 1

则该抗原的异常程度越高,阈值根据采用的实验数据集来决定。

$$MCAV = \frac{A_m}{A_m + A_s}$$

3 应用实例及结果分析

3.1 数据预处理

数据预处理部分包括数据的选取和预处理。本文所选取的数据资料来源于中国地震台网 <http://www.ceic.ac.cn/>, 截取四川省 1900 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日发生在四川境内的地震信息, 因为对大于一定震级的地震作出预报才有意义, 所以本文选取了震级大于 3.0 级的 5 371 条数据作为实验数据

集, 包含了该地震区域的记录清单: 地震发生时间、震中位置和里氏震级。进行数据预处理的目的是将这些源数据映射成为 2.1 节所描述的基于 G-R 规则、特征地震震级分布和近期地震预测研究的地震指标。

参照 2.1 节中的地震指标计算过程, 地震阈值设置为 4.0, 特征地震数目设置为 100^[23]。得到 1990 年 1 月至 2016 年 12 月 26 × 12 个 9 × 1 的指标, 部分指标如表 2 所示。

根据 2.2 节中 PAMP、DS 及 SS 信号与地震指标之间的对应关系, 计算得到 324 个 {PAMP, DS, SS} 信号向量, 部分数据如表 3 所示。

表 2 部分预处理后的地震目录数据

Date	<i>b</i>	η	ΔM	<i>T</i>	<i>u</i>	<i>c</i>	$dE^{1/2}$	M_{mean}	<i>C</i>
199108	0.916	0.003	-0.206	566	0	0	0.010	3.537	0
199201	0.931	0.002	-0.174	638	177	1.065	0.008	3.534	0
199301	1.028	0.003	-0.025	814	57	0.695	0.006	3.550	0
199401	1.002	0.003	-0.451	293	45	0.451	0.012	3.431	0
200507	1.015	0.001	-0.183	646	79	0.698	0.006	3.383	1

表 3 危险理论处理后的部分数据

ID	PAMP	DS	SS
1	0.026 4	97.192 6	0.000 0
2	0.083 4	104.180 1	0.000 0
3	0.000 0	45.951 1	0.017 6
4	0.000 0	39.957 8	0.019 6

3.2 评价指标

模型的准确率采用 4 个统计学指标进行衡量: 检测概率 (Probability of Detection, POD)、误报率 (False Alarm Ratio, FAR)、准确率 (Accuracy, ACC) 和 R 得分, 计算方法如下所示:

$$POD = \frac{N_{pc}}{N_{pc} + N_{ni}}$$

$$FAR = \frac{N_{pi}}{N_{pc} + N_{pi}}$$

$$ACC = \frac{N_{pc} + N_{ni}}{N_{pc} + N_{ni} + N_{nc} + N_{pi}}$$

$$R = POD - FAR$$

在上述公式中: N_{pc} 是预测到未来一个月有大于等于阈值的地震, 并且实际上也发生了的次数; N_{pi} 是预测到未来一个月有大于等于阈值的地震, 但实际上并未发生的次数; N_{nc} 是预测到未来一个月没有大于等于阈值的地震, 但实际上确实也没发生; N_{ni} 是预测到未来一个月没有大于等于阈值的地震, 但实际上发生了。

3.3 实验结果与分析

根据 3.1 节中数据预处理得到的 324 条数据, 采用树突状细胞算法进行预测, 算法的信号权重设

计见表 1, 采用危险理论与 BP 神经网络进行比较, 其中 DCA 的 DC 迁移阈值设置为 5 ~ 15 之间的随机数。算法结果比较如表 4 所示。

表 4 四川区域大于 4.5 级地震预测实验结果比较

算法	检测概率	误报率	准确率	R 得分
DCA	0.52	0.30	0.95	0.22
BP 神经网络	0.45	0.31	0.85	0.14

由表 4 可知, 采用相同的样本集基于 DCA 算法计算的 POD、ACC、R 得分的值均高于基于 BP 神经网络计算的结果, DCA 算法的 FAR 的值低于基于 BP 神经网络计算的结果, 表明采用相同的较少的样本集时 DCA 的可靠度更高, 该算法更适合用于样本量少的地震预测。

4 结束语

本文采用危险理论中的树突状细胞算法, 对已经通过地震学理论和经验获取到的 9 个地震指标进行地震预测。由于危险理论具有动态和自适应的特点且不需要大量的样本集, 因此该方法保证了危险理论模型的最优化, 可满足地震预测的需求。

通过对四川省地震进行预测的实验可以看出, 与采用神经网络算法相比, 基于危险理论的地震预测方法在预测效果上要优于 BP 神经网络。而本文中的 DCA 并没有很好地展现危险理论的自适应性, 在地震指标对于模型的影响程度上尚未考虑, 下一步将对此进行研究。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 高孟潭. 基于泊松分布的地震烈度发生概率模型[J]. 中国地震,1996(2):195-201.
- [3] STRIKWERDA C. The danger theory and its application to artificial immune systems[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Immune Systems. Canterbury, UK:[s. n.],2002:141-148.
- [4] 杨晨旭,吴耿锋,胡珉. 一种改进的树突状细胞算法[J]. 计算机工程,2009,35(23):194-197.
- [5] GREENSMITH J, AICKELIN U, CAYZER S. Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection[C]//Proceedings of International Conference on Artificial Immune Systems. Berlin, Germany: Springer,2005:153-167.
- [6] MARTÍNEZ-ÁLVAREZ F, TRONCOSO A, MORALES-ESTEBAN A, et al. Computational intelligence techniques for predicting earthquakes[C]//Proceedings of International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems. Berlin, Germany: Springer, 2011:287-294.
- [7] ZAMANI A, SORBI M R, SAFAVI A A. Application of neural network and ANFIS model for earthquake occurrence in Iran[J]. Earth Science Informatics,2013,6(2):71-85.
- [8] FLORIDO E, MARTÍNEZ-ÁLVAREZ F, MORALES-ESTEBAN A, et al. Detecting precursory patterns to enhance earthquake prediction in Chile[J]. Computers and Geosciences,2015,76(C):112-120.
- [9] 付杰. 基于神经网络的短期地震预测模型及其应用[D]. 南京:东南大学,2016.
- [10] ASENCIO-CORTÉS G, MARTÍNEZ-ÁLVAREZ F, MORALES-ESTEBAN A, et al. Improving earthquake prediction with principal component analysis: application to Chile[C]//Proceedings of International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2015:393-404.
- [11] ASIM K M, MARTÍNEZ-ÁLVAREZ F, BASIT A, et al. Earthquake magnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques[J]. Natural Hazards,2017,85(1):1-16.
- [12] ASENCIO-CORTÉS G, MARTÍNEZ-ÁLVAREZ F, TRONCOSO A, et al. Medium-large earthquake magnitude prediction in Tokyo with artificial neural networks[J]. Neural Computing and Applications,2017,28(5):1043-1055.
- [13] 项月文,饶泓,汤兰荣,等. 基于 GA-BP 神经网络的地震预报技术[J]. 国际地震动态,2016(8):4-10.
- [14] 苏义鑫,沈俊,张丹红,等. 神经网络和改进粒子群算法在地震预测中的应用[J]. 计算机应用,2011,31(7):1793-1796.
- [15] CHELLY Z, ELOUEDI Z. Hybridization schemes of the fuzzy dendritic cell immune binary classifier based on different fuzzy clustering techniques[J]. New Generation Computing, 2015,33(1):1-31.
- [16] EL-ALFY E S M, AL-HASAN A A. A novel bio-inspired predictive model for spam filtering based on dendritic cell algorithm[C]//Proceedings of 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Cyber Security. Washington D. C., USA:IEEE Press,2014:1-7.
- [17] GE Y, LIANG H, CHEN L, et al. The designation of bio-inspired intrusion detection system model in cloud computing based on machine learning[C]//Proceedings of International Conference on Automation, Mechanical Control and Computational Engineering. [S. l.]: Atlantis Press,2015:932-937.
- [18] GUTENBERG B, RICHTER C F. Earthquake magnitude, intensity, energy, and acceleration (second paper)[J]. Bulletin of the Seismological Society of America,1956,46(2):105-145.
- [19] GREENSMITH J. The dendritic cell algorithm[D]. Nottingham, UK:University of Nottingham,2007.
- [20] ASHIF P, HOJJAT A. Neural network models for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicators[J]. International Journal of Neural Systems,2007,17(1):13-33.
- [21] 魏建刚,张曦煌. 树突状细胞算法在检测任务超时异常中的应用[J]. 计算机工程,2012,38(15):240-243.
- [22] 王新新,梁意文. 树突状细胞算法在 Web 服务器异常检测中的应用[J]. 计算机工程与应用,2016,52(24):148-152.
- [23] MA L, ZHU L. Attempts at using seismicity indicators for the prediction of large earthquakes by genetic algorithm-neural network method[EB/OL]. [2017-10-10]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.500.9758&rep=rep1&type=pdf>.