

一种新型免疫网络学习算法在故障诊断中的应用

李红芳^{1,2}, 张清华¹, 谢克明²

(1. 茂名学院 计算机与电子信息学院, 广东 茂名 525000; 2 太原理工大学 信息工程学院, 山西 太原 030024)

摘要: 针对免疫算法对旋转机械故障进行诊断时存在多样性、去冗余方面的困难, 提出了一种新型免疫网络学习算法. 该算法首次在抗体初始化过程引入了抗体抑制机制, 定义了邻近抗体对本抗体的抑制阈, 消除了冗余的抗体, 增强了抗体的多样性. 另外该算法定义了新的学习速率, 使得抗体向抗原的方向搜索速度更快. 最后将该算法运用在旋转机械故障诊断中, 试验结果表明算法能有效地对5种典型故障进行分类识别.

关键词: 克隆选择; 故障诊断; 免疫网络; 无量纲指标

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 05-0449-06

Application of a novel immune network learning algorithm to fault diagnosis

LI Hong-fang^{1,2}, ZHANG Qing-hua¹, XIE Ke-ming²

(1. College of Electronic Information and Computer, Maoming University, Maoming 525000, China; 2. College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Immune algorithms have problems diagnosing faults in rotating machines. This is due to the volume of unique data points they must process, and the difficulty in eliminating redundant data. Hence, a novel immune network learning algorithm was formulated, in which antibody suppression was introduced in the process of generating initial antibodies, and a suppression threshold for antibodies with respect to neighboring antibodies was defined. Redundant antibodies were eliminated, while allowing the diversity of antibodies to be enhanced. In addition, a new learning rate was defined, increasing the speed antibodies search in the direction of antigens. Finally, the algorithm was tested in fault diagnosis for rotating machines. Experimental results indicated that this algorithm can effectively classify and recognize five typical kinds of faults.

Keywords: clone selection; fault diagnosis; immune network; non-dimensional parameter

随着旋转机械日趋大型化、高速化、复杂化, 设备出现故障的概率也在增加, 诊断也越来越困难. 而现有的诊断技术在系统地运用机组状态监测数据、自动地获取知识且能进行高速推理及在线故障诊断等方面仍存在不足. 人工免疫系统 (artificial immune system, AIS) 是模拟生物免疫系统功能的一种新型智能方法^[1]. 它具有强大的信息处理能力, 具备噪声忍耐、无师学习、自组织、记忆等进化学习机理, 结合了分类器、神经网络和机器推理等系统的一些优

点, 具有新颖的解决问题的能力, 为故障诊断提供了一条新思路^[2-3]. 基于 AIS 的上述特点, 研究员们提出了多种 AIS 模型, 其中具有代表性的是 Timmis^[4]和 De Castro^[11]分别提出的 RLAIS 和 aNet 模型, 主要用于数据压缩和聚类. 其中 aNet 是一种无连接、竞争、建设性的网络. 主要功能是运用免疫网络亚动力学思想, 将输入数据集映射到一个规模很小的记忆网络, 以达到数据压缩的目的, 并从数据集中提取相关特征^[5-7]. 文献 [8] 提出了一种基于自适应共振网络和人工免疫网络智能互补融合的智能诊断策略, 用于多级往复式压缩机故障诊断中, 具有较优好的诊断效果. 文献 [9] 将克隆选择分类算法引入到

收稿日期: 2007-11-06

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目 (05011905); 广东省科技计划资助项目 (2006B12401009).

通信作者: 李红芳. E-mail: lihongfang0109@163.com

电力变压器故障诊断中,能有效地对变压器故障进行分类。

本文受克隆选择原理与免疫网络算法在解决与自然免疫相类似的模式识别问题的启发,提出了一种新的免疫网络学习算法,用于旋转机械故障诊断中。

1 新型免疫网络学习算法

1.1 抗体初始化

抗体所受到的激励由 3 部分组成:抗原对它的刺激、邻近抗体对它产生的刺激、邻近抗体对它的抑制^[4]。而在 aNet 中,抗体所受到的刺激仅考虑了抗原对它的刺激,邻近抗体对它的抑制推迟到记忆细胞集产生后,删除细胞集里自识别的细胞来实现。笔者在抗体初始化过程中引入了一次抑制—初始抗体抑制。该抑制阈定义如下:

$$\bar{D} = \frac{2}{m(m-1)} \sum_{k=i+1}^m f_{Ab_i Ab_j} \quad (1)$$

式中: \bar{D} 表示抗体抑制阈, \bar{D} 表示抗体集 Ab 中所有个体两两之间距离的平均值,其中 m 为当代网络中的抗体总数。该抑制阈的引进保证了网络中抗体的多样性在一个较高的水平,避免某种局部相似抗体的大量存在。它决定网络的特异性、聚类的精度和网络的可伸缩性。

在 $[0, 1]$ 区间内随机产生的一组数据,对其进行初始抑制处理。选择其中一元素,计算它和其余各元素之间的相似度,将相似度小于阈值的元素删除。在删除处补充与任何抗体一个都不相似的数据。如此类推直到初始抗体集中的元素两两都不相似,并使抗体数目达到规定值。

1.2 故障特征处理

将采集到的故障数据进行无量纲化^[2]处理。无量纲指标是由 2 个具有相同量纲的量的比值组成,当它描述某一特定体系时具有一定的物理意义。无量纲参数定义如下:

$$x = \frac{\left[\int_0^+ x / x^l p(x) dx \right]^{\frac{1}{l}}}{\left[\int_0^+ x / x^m p(x) dx \right]^{\frac{1}{m}}} \quad (2)$$

式中: x 表示振动幅值, $p(x)$ 表示振动幅值的概率密度函数。

将经过上述无量纲化处理后的机组故障信息分为 2 组,一组作为训练抗原集,一组作为检测抗原集。然后应用克隆选择算法对其训练,生成成熟的检测器集合。

1.3 故障检测器的产生

1.3.1 亲和度计算

计算训练抗原与初始抗体之间的亲和度 f_{ij} , 通常情况下,亲和度是用二者的海明距离或欧式距离来描述。海明距离用在抗原抗体为二进制串的情况,欧式距离用在抗原与抗体为实数值的情况。在以往的文献中抗原与抗体亲和度用其欧式距离的倒数 $f_{ij} = D_{ij}^{-1}$ 来量度。在本文中的亲和度由二者之间欧式距离的 $-1/2$ 次方来描述。两者之间的距离越小,则匹配程度越高,亲和力越大。

$$f_{ij} = D_{ij}^{-\frac{1}{2}}$$

$$D_{ij} = |Ab_i - Ab_j|, i = 1, \dots, N. \quad (3)$$

由指数函数的性质可知,当底数小于 1 时,函数呈递减趋势,当亲和度用距离的 $-1/2$ 次方度量,亲和度对较小的 D 敏感程度明显缩小了。大大地缓解了亲和度对较小的 D 的敏感程度。

1.3.2 抗体选择

一次选择:将式 (3) 计算得到的亲和度按降序排列,选取其中 n 个高亲和度的抗体构成 $Ab_{(n)}$ 集合;

二次选择:二次选择发生在抗体克隆与变异之后,计算训练抗原与成熟抗体的亲和度 f_{kj} 与前面亲和度的计算方法一致,并从变异后得到的抗体集 C 中选择 $\%$ 亲和度高的抗体做为克隆记忆抗体集 M ;

1.3.3 抗体克隆

定义 1 一种抗原选择几种相关的抗体进行增殖,每种抗体细胞克隆增殖的数量与其所受到的激励水平成正比。受激励越大的抗体其克隆数量越多,反之亦然。

抗体克隆遵循进化论的优胜劣汰原则,只有那些受抗原激励程度高的抗体才进行克隆,那些受抗原激励水平较低的抗体不发生克隆增殖,并逐渐死亡。将一次选择出的 n 个被选取的抗体,以亲和度为比例进行克隆增殖,生成克隆集合 C ,亲和度越高,则对应的抗体的克隆规模越大。则克隆完成后得到的抗体总数为

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round}(N - \sqrt{D_{ij}} \cdot N). \tag{4}$$

1.3.4 抗体学习

抗体学习的过程实质上是克隆细胞的变异过程,变异使得新产生的细胞与所选择的抗原以更高的亲和力相匹配,实现抗体的多样性.抗体学习抗原的目的是抗体尽可能逼近抗原.

定义 2 在学习过程中每种免疫细胞学习的学习率与其受抗原的激励程度的大小成反比,其受抗原的激励越大,学习越慢;其受抗原的激励越小,学习越快.

对克隆后的抗体 C 按学习率 η_k 进行学习,得到成熟的克隆集 C

$$C = C_k + \eta_k (A b_i - C_k),$$
$$\eta_k \sim N_k(0, \sigma^2), \quad \sigma = \frac{1}{\sqrt{f_{ij}}}, \quad k = 1, \dots, N_c. \tag{5}$$

学习的目的是通过局部寻优使抗体朝识别抗原的方向进化.这样进化效率成为值得关注的问题.本文提出的免疫网络学习算法,学习速率的计算方法为

$$\eta_k \sim N_k(0, \sigma^2), \quad \sigma = \frac{1}{\sqrt{f_{ij}}}, \quad k = 1, \dots, N_c.$$

即抗体的学习速率满足均值为 0,标准差为的正态分布随机变量.由式 (5)可知 η_k 是与抗体亲和力大小成反比,根据正态分布的特点,标准差是决定正态分布范围的大小, f_{ij} 越高, η_k 就越小,相应产生正态分布随机变量的分布范围越小,则在较小领域内搜索精确度更高; f_{ij} 越低, η_k 就越大,相应产生的正态分布随机变量的分布范围就越大,则搜索范围

扩大以促使其较快地跳出局部极小而转向更好的区域进行搜索,避免陷入局部寻优.该学习过程保证了新生的抗体具有充足的多样性,这是免疫系统自适应、自学习特性的重要体现.

1.3.5 抑制阈的选取

克隆抑制:从记忆抗体集 M 中删除亲和度 $D_{k,j} > \theta$ 的元素;克隆抑制发生在抗体与抗体之间亲和力大于给定的阈值,这个抑制将使得低性能的抗体在识别抗原的过程中被淘汰.

网络抑制:计算记忆抗体的相似度为

$$S_{ik} = M_{ji} - M_{jk}, \quad \forall i, k. \tag{6}$$

删去那些相似度 $S_{ik} < \theta_s$ 的克隆抗体元素; θ_s 为抑制阈.然后将所有的记忆抗体集中起来构成克隆记忆抗体集 M_j^* .将所有的记忆与非记忆抗体集中起来,计算所有抗体的相似度,删除所有相似度小于抑制阈的抗体;得到最终的抗体矩阵,即生成成熟检测器.

1.4 故障识别与诊断

这步实现的二次免疫应答,用前面生成的成熟检测器对待检测的抗原集进行识别和诊断.采用的方法是邻近分类方法:计算成熟检测器与所待检测的抗原的欧式距离,检测抗原的类型由与它距离最近的记忆抗体决定,对应的记忆抗体的类型即为检测抗原的类型,即判断出该故障是何种故障了.

1.5 NNL用于旋转机械故障诊断流程图

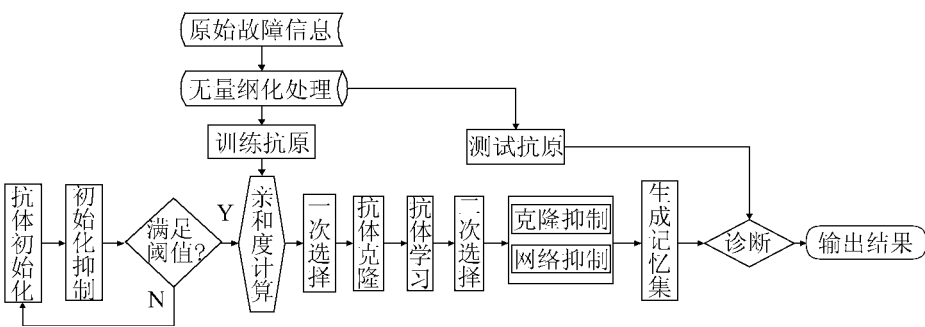
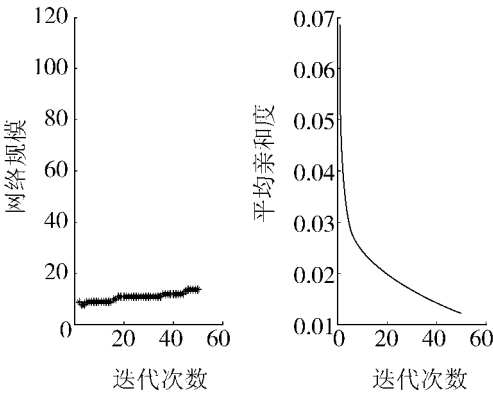


图 1 NNL算法框架图

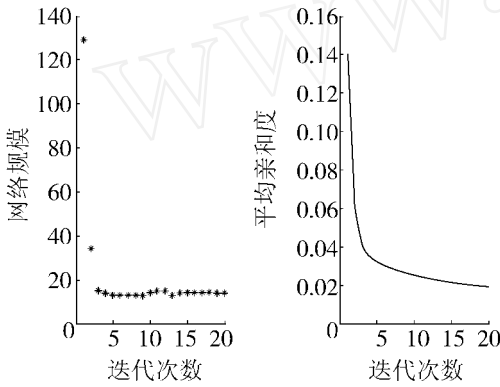
Fig 1 The frame of NNL algorithm

1.6 新型免疫算法性能分析

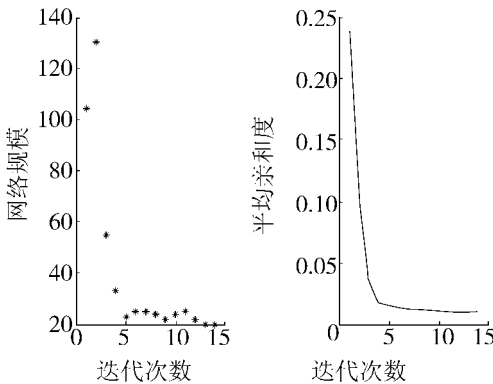
与 aNet 的比较结果如图 2 (a) ~ (d), 结果说明如表 (1) 所示.



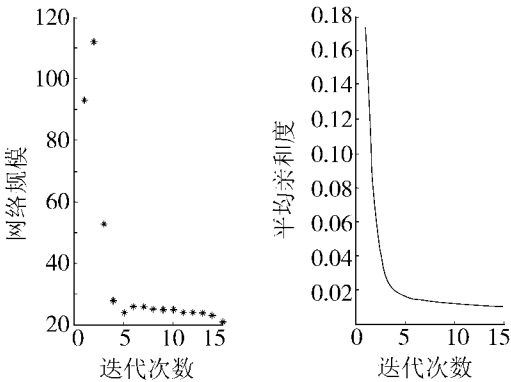
(a) gen=50 时 aiNet 算法的网络规模与精度随 gen 的变化情况



(b) gen=50 时 NINL 算法的网络规模与精度随 gen 的变化情况



(c) gen=20 时 aiNet 算法的网络规模与精度随 gen 的变化情况



(d) gen=20 时 NINL 算法的网络规模与精度随 gen 的变化情况

图 2 NNL 算法性能分析图

Fig 2 The performance analysis of the NNL algorithm

本文提出的算法具有如下特点: 抗体的促进和抑制采用多次、动态方式. 通过独特型网络动力学循环促进和抑制抗体浓度, 更客观地对群体进行更新, 加快免疫算法在后期的收敛速度. 算法的收敛性与独特型网络动力学方程的参数相关, 而这些参数是可调节的. 在算法过程中不断修改记忆库中的记忆元素, 进一步保证免疫算法的收敛性. 它通过独特型网络动力学微分方程来促进或抑制抗体浓度, 控制抗体产生, 体现了免疫反应的自我调节功能.

表 1 NNL 与 aNet 比较结果

	aNet		NNL	
设定迭代次数	50	20	50	20
实际迭代次数	50	20	16	14
是否达到精度	否	否	是	是
网络规模	14	14	20	21
对应图示	图 2 (a)	图 2 (b)	图 2 (c)	图 2 (d)

2 机组故障诊断实验分析

本试验中, 采用位移时域振动波形对低、中频 (基础松、弯轴、偏心、裂轴、不对中) 典型的 5 种旋转机械转子故障进行测试. 首先对试验机组进行基础水平、轴平衡、轴系对中标定, 先充分取得机组正常运行的 5 种无量纲指标值, 再分别进行基础松动、裂纹轴、弯轴试验, 在每次进行新试验之前, 必须对机组重新进行基础水平、轴平衡、轴系对中标定. 机组的转速设定在 1 500 r/min, 试验中, 按 1 024 点为一组进行采样, 每个指标各取 50 个组, 按各指标 50

个组中的最小值与最大值作为该指标的取值范围, 本文提出的算法分别进行上述 5 种故障试验. 如表 2 所示. 将获得数据先进行归一化处理, 然后用

表 2 5 种故障无量纲指标
Table 2 The non-dimensional parameters of five faults

状态	基础松	裂轴	偏心	弯轴	不对中
峰值	14. 823 ~ 15. 188	35. 4 ~ 39	39. 363 ~ 45. 851	39 - 39. 363	46. 517 ~ 48. 511
裕度	47. 855 - ~ 50. 448	55. 648 ~ 60. 936	67. 767 ~ 70. 46	64. 682 ~ 67. 767	78. 978 ~ 83. 94
脉冲	49. 297 ~ 53. 635	67. 095 ~ 68. 721	77. 842 ~ 81. 856	68. 721 ~ 73. 061	76. 98 ~ 77. 842
波形	1. 302 ~ 1. 323	1. 335 ~ 1. 378	1. 325 ~ 1. 333	1. 323 ~ 1. 325	1. 278 ~ 1. 302
峭度	2. 41 ~ 2. 558	2. 558 ~ 2. 576	2. 576 ~ 2. 589	2. 611 ~ 2. 616	2. 401 ~ 2. 41

2 1 参数的设定

按上述算法设定参数:

抗原中最佳匹配的个数 n 为 5; 克隆的数目 N 为 8; 复选克隆数目的比例 为 20%; 迭代次数取 15; s 和 d 分别为克隆抑制阈和网络抑制阈, 由式 (1) 给出.

2 2 实验结果

将上述算法应用于旋转机组的故障诊断中, 结果表明本文提出的算法对具有敏感特征的 5 种故障都能准确识别, 诊断效果良好. 如图 3、4 所示. 图中给出了 5 种故障的峰值指标的训练故障数据和经过 NNL 学习后的记忆抗体. 分别用 5 种不同的形状代表不同的故障样本. 其中小正方形代表基础松, 小圆圈代表裂轴, 小倒三角表示轴不对中, 小十字表示偏心轴, 小叉表示弯轴.

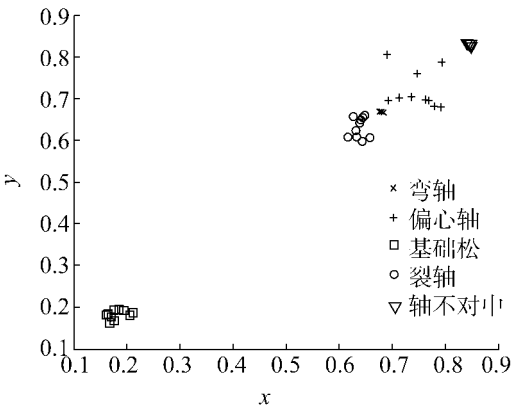


图 3 无量纲处理后的故障数据

Fig 3 The five faults of the non-dimensional parameter

图 3 为训练样本经过无量纲处理后的故障数据, 图 4 为新型免疫网络学习算法对抗原样本学习后得到的数据. 对照两图可以看出抗体经过新型免

疫网络算法学习的算法学习之后对抗原的逼近程度很高.

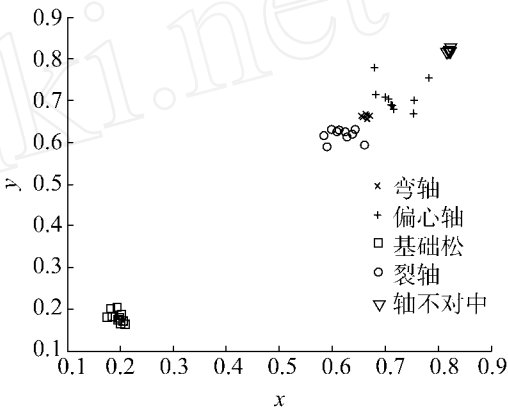


图 4 用 NNL 算法对 5 种故障分类

Fig 4 Classify the five kinds of faults with NNL

3 结束语

本文提出的免疫网络学习算法, 首次在抗体初始化过程引入了抗体抑制, 不仅仅在消除冗余的抗体, 而且增强抗体的多样性方面都有好的效果. 该算法重新定义了学习速率, 使得抗体向抗原的方向搜索速度更快, 并与 aNet 算法作了比较, 试验结果表明该算法在搜索速度上要比后者快得多. 最后将该算法运用在机组故障诊断中, 经过 NNL 学习后的抗体能良好地逼近测试的故障数据.

参考文献:

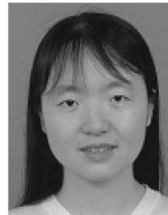
[1] De CASTRO L N. An evolutionary immune system network for data clustering[C] // Proceedings of Brazilian Symposium on Neural Networks IEEE Computer Society Press, 2000: 84-89.

- [2] 张清华. 基于人工免疫系统的机组故障诊断技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2004.
- ZHANG Qinghua The research on technique of fault diagnosis based-on artificial immune system [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2004.
- [3] 李春华, 朱燕飞, 毛宗源. 一种新型的自适应人工免疫算法 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 22: 84-87.
- LI Chunhua, ZHU Yanfei, HAO Zhongyuan A novel adaptive artificial immune algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 22: 84-87.
- [4] TMM IS J. A resource limited artificial immune system for data analysis [J]. Knowledge Based Systems, 2002, 14: 121-130.
- [5] 岳训, 迟忠先, 莫宏伟. 人工免疫网络模型的数据特征提取性能评价技术 [J]. 小型微型计算机系统, 2007, 28 (5): 886-890.
- YUE Xun, CHI Zhongxian, MO Hongwei Evaluating approach on feature extraction performance of artificial immune networks [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2007, 28 (5): 886-890.
- [6] De CASTRO L N, TMM IS J. Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm [J]. Soft Computing, 2003, 7 (8): 526-544.
- [7] TMM IS J, NEAL M, Hunt J. An artificial immune systems for data analysis [M]. Biosystems, 2000: 143-150.
- [8] 杜海峰, 王孙安. 基于 ART-人工免疫网络的多级压缩机故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2002, 38 (4): 88-90.
- DU Haifeng, WANG Sun'an Fault diagnosis of the recip-

cating compressor based on ART-artificial immune network [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38 (4): 88-90.

- [9] 熊浩, 孙才新. 基于克隆选择分类算法的电力变压器故障诊断 [J]. 电网技术, 2006, 30 (4): 65-68.
- XIONG Hao, SUN Caixin Power transformer fault diagnosis based on clone selection classification algorithm [J]. Power System Technology, 2006, 30 (4): 65-68.

作者简介:



李红芳, 女, 1983 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理、故障诊断、人工免疫系统. 发表学术论文 5 篇.



张清华, 男, 1965 年生, 博士, 教授. 主要研究方向为智能控制、计算机仿真、故障诊断等. 曾获国家软件著作权授权、国家专利、广东省科技奖三等奖、茂名市科技进步二等奖等. 发表学术论文 30 多篇, 多篇被 EI、ISTP 收录.



谢克明, 男, 1944 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理、智能控制理论及应用、进化计算、人工免疫系统等. 参研国家“863”项目 2 项, 主持 6 项省部级科研项目和横向项目. 5 年来, 发表学术论文 100 余篇, 其中多篇被 EI、ISTP、SA 等收录.