

doi: 10.7690/bgzdh.2015.04.009

## 基于否定选择算法的模拟电路故障诊断

王玉珏, 漆德宁

(新星技术研究所, 合肥 230031)

**摘要:** 针对传统智能诊断技术受限于先验知识、模拟电路故障多样性等不足, 对基于否定选择算法的模拟电路故障诊断进行研究。分析人工免疫系统中的否定选择算法原理及应用, 介绍实值否定选择算法的产生机制, 提出与自体耐受和 Monte Carlo 相结合的优化算法, 通过 Fish's Iris 数据仿真显示, 并将优化算法运用于电阻电路的 8 种软故障诊断。结果表明: 优化算法的总体检测率达 90%, 能降低成熟检测器冗余, 节省计算空间。

**关键词:** 人工免疫; 否定选择; 模拟电路; 故障诊断

**中图分类号:** TP277 **文献标志码:** A

## Fault Diagnosis of Simulation Circuit Based on Negative Selection Algorithm

Wang Yujue, Qi Dening

(New Star Institute of Applied Technology, Hefei 230031, China)

**Abstract:** Research the fault diagnosis of simulation circuit based on negative selection algorithm to deal with traditional intelligent diagnosis technology shortages such as prior knowledge limit and simulation circuit fault variety and so on. Analyze principle and application of negative selection algorithm in artificial immune system. Introduce the mechanism of the real-valued negative selection algorithm, proposes optimized algorithm which combines Monte Carlo with self tolerance. By means of Fish's Iris simulation result, use optimized algorithm in the redundancy of detections and saves space of computer. Use optimized algorithm in the fault diagnosis of resistance circuit which has eight soft fault kinds. The results show that the total detection rate of optimized algorithm reaches 90%, it can reduce redundancy of mature detector, and save computation space.

**Keywords:** artificial immune; negative selection; simulation circuit; fault diagnosis

### 0 引言

模拟电路故障诊断起源于 20 世纪 60 年代, 其智能诊断技术有专家系统、模糊逻辑、神经网络和支持向量机等。一方面, 传统的智能诊断技术受限于先验知识, 需要大量的故障样本进行训练, 影响了故障诊断的开展; 另一方面, 模拟电路存在故障多样性, 元件参数离散性和非线性。传统的智能诊断方法不能很好地解决这 2 方面的问题<sup>[1]</sup>。受自然免疫系统启示, 人工免疫技术发展迅速。人工免疫方法主要包括 3 方面<sup>[2]</sup>: 否定选择算法 (negative selection algorithm, NSA)、克隆选择算法和免疫网络模型。作为人工免疫技术核心算法的否定选择算法, 不同于传统的智能诊断算法, 由于其不需要先验知识, 只需要有限的正常数据就可以检测出异常数据, 具有学习、记忆、进化等特点, 使得 NSA 在异常检测及故障诊断方面取得了一系列的研究成果。笔者对基于否定选择算法的模拟电路故障诊断进行了研究, 并以电阻电路为研究对象验证了其诊断效果。

### 1 模拟电路故障诊断方法

#### 1.1 否定选择算法

墨西哥大学 Forrest 教授<sup>[3]</sup>等于 1994 年在对计算机入侵检测研究中, 首次将否定选择原理用于计算机数据变化的检测。

否定选择算法模仿免疫系统否定选择的原理, 随机产生检测器, 删除能够检测到自体 (self) 的检测器, 保留检测到非自体 (non-self) 的检测器。特点是不需要设备的先验知识, 能够利用有限的自体数据产生检测器, 检测出设备的异常。自 NSA 提出以来, 国内外学者对其进行了大量研究, 使算法得到了进一步优化, 使之更适合于实际应用。NSA 的技术要点主要包括自体数据形式、检测器表示、匹配准则和检测器生成原理等。

#### 1.2 实值否定选择算法

实值检测器主要表示类型: 超球体模型、超方体模型、超椭球体模型、多形状模型和矩阵类型。匹配规则: 闵可夫斯基距离、隶属函数、空间包含

收稿日期: 2014-10-22; 修回日期: 2014-11-30

作者简介: 王玉珏(1990—), 男, 江苏人, 在读硕士, 从事通信与信息系统研究。

匹配准则和双向匹配准则等<sup>[4]</sup>。

Gonzalez<sup>[5]</sup>等 2002 年提出实值否定选择算法 (real-valued negative selection algorithms, RNSA) 检测器的生成方法, 并用于时间序列数据的异常检测, 2003<sup>[6]</sup>年用 Monte Carlo 的方法估计了检测器的数量, 提出随机 RNSA 算法。RNSA 检测器主要以超球体模型为主, 且半径不变。在 RNSA 中, 由于无法有效克服“黑洞”问题, 导致检测器数量急剧增加, 算法复杂度提高, 限制了其实际应用。

针对 RNSA 存在的问题, Zhou Ji<sup>[7]</sup>提出半径可变的实值否定选择算法 (V-detector)。算法随机生成候选检测器集, 并计算与自体数据的距离, 为每一个检测器选定了一个最小半径。与 RNSA 相比, V-detector 以少量的检测器覆盖了大量的非自体空间, 减少了“黑洞”, 提高了检测的效率。

RNSA 半径固定不变, 为了达到高覆盖率必定需要大量的检测器, 并且容易产生“黑洞”。V-detector 以较少的检测器达到了高覆盖率, 但是, 为了达到较高的覆盖率, 容易产生大量冗余检测器, 导致算法的时间消耗巨大, 这一缺点限制了 V-detector 的实际应用。

### 1.3 Monte Carlo 的优化方法及对比

Monte Carlo 方法是通过在空间中形成一组独立分布的均匀序列点, 通过计算位于不同区域的点数来得到各个区域占总区域比例的近似值。笔者通过这种方法来估计成熟检测器的重叠率, 剔除重复覆盖以及区域面积过小的检测器, 达到了简化成熟检测器集, 节省运算空间的目的。

优化算法的流程为:

- 1) 根据自体数据随机生成候选检测器。
- 2) 将候选检测器与自体集和成熟检测器集同时进行耐受训练, 只有不被自体与成熟检测器检测到的候选检测器才能成为成熟检测器。
- 3) 随机生成检测器比较候选检测器与最近自体 and 最近成熟检测器耐受情况确定半径。当成熟检测器非自体覆盖率大于预设值时结束算法, 否则继续随机生成候选检测器。
- 4) 非自体覆盖率达到预定数值时, 依据 Monte Carlo<sup>[8]</sup>方法去除成熟检测器中重复覆盖率为 100% 和未检测到的检测器。最后形成成熟检测器集用于待测数据的检测。

为了验证优化算法的可靠性, 采用了 Fish's Iris 数据集进行仿真, 该数据包括 setosa, versicolor 和 virginica 3 类, 每类有 50 个样本, 每个样本由萼片宽度、萼片长度、花瓣长度和花瓣宽度 4 个属性描

述。由于 versicolor 和 virginica 空间分布较近, 因此选取 setosa 前 2 项属性作为自体集, 比较优化算法和 V-detector 的检测器生成效果。取  $r_s=0.05$ , 比较 2 种算法在覆盖率为 90% 时的成熟检测器。

由图 1 可以看出: 优化后的算法成熟检测器数量有了大幅度的减少, 节省了运算空间, 提高了诊断的效率。

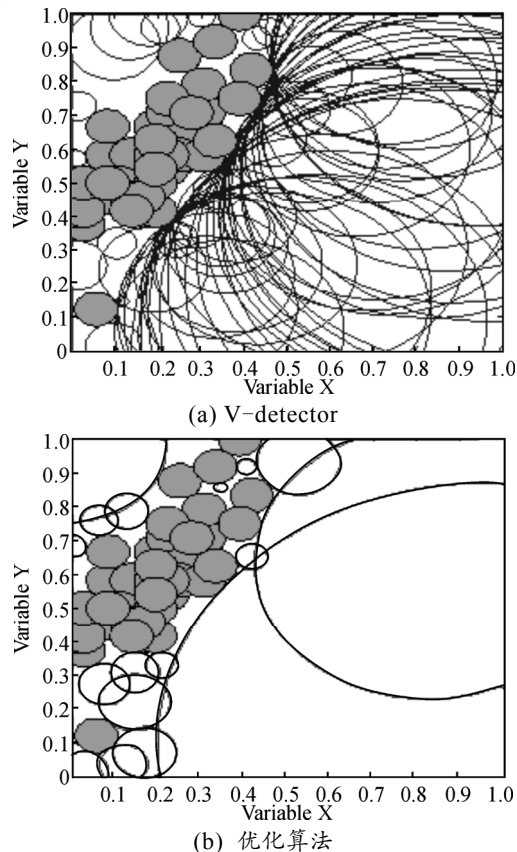


图 1 覆盖率为 90% 时 2 种算法的成熟检测器数量

## 2 模拟电路仿真及诊断结果分析

### 2.1 模拟电路的建模仿真

采用 orCAD/PSpice 软件<sup>[9]</sup>进行模拟电路的仿真, 建立电阻电路。各电路元件如图 2 所示, 设置监测点  $out_1, out_2, out_3$ 。设置电阻容差为 10%, 进行 Monte Carlo 仿真采集电路正常工作的监测点电压值。这里只考虑电路单一元件软故障, 即电阻值变化超过 10%, 采集数据如表 1 所示。

如图 2 所示, 电路共有 8 种故障, 分别设定故障电阻值为 0.4 k $\Omega$  和 1.6 k $\Omega$ , 超过其容差范围, 数值偏大或偏小。首先在正常模式下进行 50 次 Monte Carlo 分析得到 50 组正常数据, 随机选取 30 个样本归一化作为否定选择算法的训练集。然后对每一种故障模式下进行 10 次 Monte Carlo 分析得到 160 组数据, 将这 160 组数据同剩余的 20 个正常样本归一

化后分别组成测试样本, 每种故障样本 40 组, 用于 8 种故障的诊断<sup>[10]</sup>。

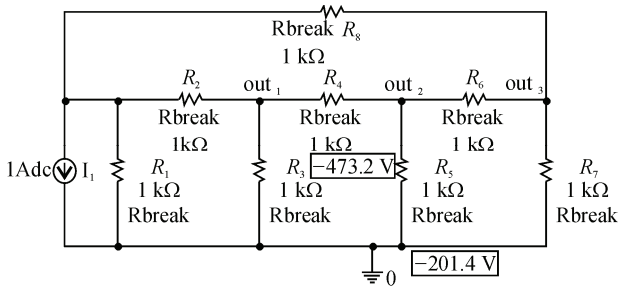


图 2 电阻电路示意图

表 1 部分采集数据

模式	out <sub>1</sub>	out <sub>2</sub>	out <sub>3</sub>
正常	215.85	126.2	191.60
	215.59	140.8	211.78
R <sub>1</sub> 故障	177.65	78.32	177.65
	245.66	170.21	250.51
R <sub>2</sub> 故障	148.15	185.19	407.41
	166.67	125.00	208.33
R <sub>3</sub> 故障	117.65	98.04	176.47
	242.42	151.52	212.12
R <sub>4</sub> 故障	185.19	148.15	203.70
	208.33	125.00	197.92
R <sub>5</sub> 故障	176.47	78.43	176.47
	226.15	170.20	222.63
R <sub>6</sub> 故障	205.02	148.15	185.19
	197.92	123.54	203.95
R <sub>7</sub> 故障	176.47	98.59	113.92
	210.78	147.61	235.52
R <sub>8</sub> 故障	185.19	148.15	259.26
	216.39	126.77	164.53

### 2.2 诊断结果

设定自体集及待检测数据半径为 0.05。采用成熟检测器覆盖率为算法的终止条件, 文中取覆盖率为 90%。由 30 组正常样本得到的成熟检测器分布如图 3 所示。

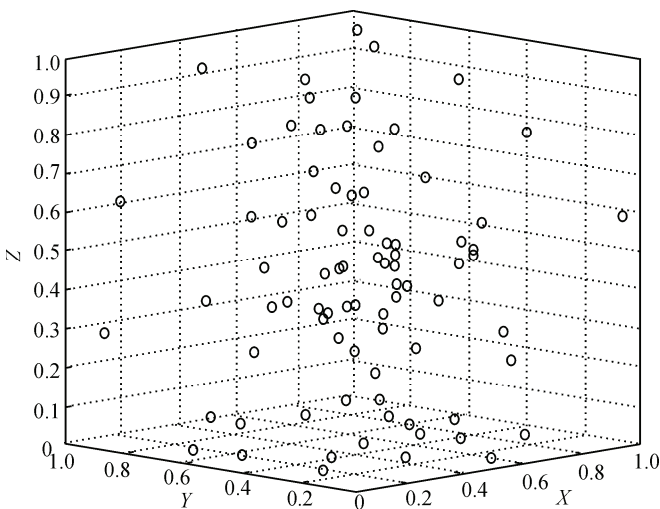


图 3 成熟检测器分布

对于每组待测数据, 用正常数据做 20 次 Monte Carlo 分析, 得到 20 组成熟检测器集。故障检测结

果取 20 次检测的平均值, 如表 2。

表 2 故障检测结果

模式	样本数目	准确率/%
R <sub>1</sub> 故障	40	95.0
R <sub>2</sub> 故障	40	87.5
R <sub>3</sub> 故障	40	92.5
R <sub>4</sub> 故障	40	95.0
R <sub>5</sub> 故障	40	82.5
R <sub>6</sub> 故障	40	87.5
R <sub>7</sub> 故障	40	90.0
R <sub>8</sub> 故障	40	95.0

### 3 结束语

笔者对 V-detector 算法进行了优化, 在检测器生成阶段考虑成熟检测器的影响, 随机生成的候选检测器同时与自体集和成熟检测器集进行耐受训练, 减少检测器的冗余。在成熟检测器形成后, 通过计算自体重复覆盖率剔除无效检测器, 大幅度地减少了无效检测器的数量。结果表明: 将优化后的算法运用于模拟电路的故障诊断, 实值否定选择算法适用于模拟电路故障诊断。

### 参考文献:

- [1] 王勤勇. 基于人工免疫技术的模拟电路故障诊断技术 [D]. 北京: 北方工业大学, 2013.
- [2] Dasgupts D, Yua S, Nino F. Recent advances in artificial immune systems: models and applications[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11: 1574-1587.
- [3] Forrest S, Perelson A S, ALLEN L, et al. Self-nonsel self discrimination in a computer[C]. Proceedings of the 1994 IEEE Symposium on Research in Security and Privacy IEEE. Los Alamitos, CA, 1994: 221-231.
- [4] Zhou J, Dasgupts D. Revisiting negative selection algorithms[J]. Evolutionary Computation, 2007, 15(2): 223-251.
- [5] Gonzalez F, Dasgupts D, Kozema D. "Combining negative selection and classification techniques for anomaly detection"[C]//Proceeding of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2002: 705-710.
- [6] Gonzalez F, Dasgupta D. Anomaly detection using real-valued negative selection[J]. Journal of Genetic Programming and Evolvable Machine, volA. 2003, 4(4): 383-403.
- [7] Zhou J, Dasgupta D. Real-valued negative selection algorithm with variable-sized detectors[C]//Proceedings of GECCO. Springer, 2004: 287-298.
- [8] 刘海龙, 张凤斌, 席亮. 基于 Monte Carlo 估计的免疫检测器分布优化算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 723-726.
- [9] 闫颖良, 王平, 徐香. 基于 orCAD PSpice 的电路故障建模方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(2): 278-280.
- [10] 刘长捷, 彭军, 刘勇. 基于阴性选择算法优化及其在故障诊断中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(12): 3158-3164.