

基于人工免疫算法的故障字典技术测点选择

邓 勇, 孙 虎[†]

(西南石油大学 机电工程学院, 成都 610500)

摘 要: 针对当前模拟电路故障字典技术测点选择算法时间开销大和精度低的问题, 提出一种使用人工免疫算法进行测点选择的方法. 首先建立整数编码表并对模拟电路故障字典技术测点选择问题进行分析; 然后将人工免疫算法与测点选择问题相结合. 仿真实验表明, 该方法在测点选择问题中不仅能准确地找到全局最优解, 而且可有效减少时间开销.

关键词: 模拟电路; 故障字典技术; 测点选择; 人工免疫算法

中图分类号: TN710 **文献标志码:** A

Fault dictionary technology test point selection based on artificial immune algorithm

DENG Yong, SUN Hu[†]

(School of Mechatronic Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: In order to solve the problems of high time overhead and low accuracy in test point selection algorithms of analog circuit fault dictionary, an approach based on artificial immune algorithm(AIA) is proposed. Firstly, the integer-coded fault-wise table is established and the problem of test point selection is analysed. Then the AIA is applied to the test point selection problem. Finally, the simulation results in the test point selection show that the approach not only can find the global optimal solution, but also can reduce the cost of time.

Keywords: analog circuit; fault dictionary technology; test point selection; artificial immune algorithm

0 引 言

在模拟电路故障字典技术测点选择问题中, 当前主要的研究策略分为测试前仿真 (SBT) 和测试后仿真 (SAT)^[1], 而故障字典技术属于 SBT. 故障字典技术通常分为 3 个阶段: 故障字典建立、测点选择、故障识别. 本文主要研究第 2 阶段.

故障字典技术测点选择是典型的非确定性多项式时间困难 (NP-hard) 问题, 使用穷举法得到全局最优解将消耗大量时间. 针对穷举法的时间开销问题, 已出现大量的研究成果, 如模糊分组^[2]、整数编码表^[3]、包含算法、排除算法^[4-5]、信息熵^[6]、图搜索算法^[7-8]、统计特殊测点^[9]. 尽管文献 [6-9] 的算法已具有很高的精度和低时间开销, 但其不能保证一定能得到全局最优解. 对此, 人们提出使用遗传算法^[10]、多维适应度离散粒子群算法^[11]、量子激化进化算法^[12] 进行处理. 文献 [10-12] 保障了全局最优解但时间开

销依然过大. 文献 [13] 提出使用不同频率的激励信号建立整数编码表, 为测点选择问题提供了一条新的思路.

本文针对文献 [11-12] 的时间开销问题, 引入人工免疫克隆选择算法 (ICSA). ICSA 在其学习能力和自适应性上具有很高的智能性, 已被用于异常检测^[14]、数值优化^[15] 等领域. 最后再与云模型^[16] 相结合, 使得其在测点选择问题中表现出更高效和更准确的性能. 实验结果表明, 人工免疫算法在准确找到全局最优测点组的同时能够有效地减少时间开销.

1 模拟电路测点选择

1.1 整数编码表

为了进一步分析测点选择问题, 本文首先建立整数编码表. 设电路故障发生时采集到测点电压如表 1 所示. 其中: n_i 为第 i 个测点 (数值单位是 V), f_i 为第 i 个故障.

收稿日期: 2016-03-05; 修回日期: 2016-05-26.

基金项目: 四川省教育厅重点科研项目 (13ZA0186).

作者简介: 邓勇 (1972—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂电子系统故障诊断与预测等研究; 孙虎 (1991—), 男, 硕士生, 从事电子系统故障诊断与电路故障可测性的研究.

[†]通讯作者. E-mail: tiger_sun@126.com

表1 故障电压表

故障	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6
f_0	3.5	2.2	1.1	0.9	3.1	1.8
f_1	1.4	2.6	0.6	4.7	4.9	0.5
f_2	1.9	1.4	2.4	3.6	2.2	2.4
f_3	0.6	0.8	1.7	2.8	3.7	2.9
f_4	4.8	3.6	3.3	3.1	1.6	3.7

对表1在不同测点的不同故障电压进行模糊分组^[3,5],当电压差小于 $0.7V^{[3-9]}$ 时认为两个故障不能区分,属于同一模糊组.再由不同故障在不同测点的模糊组编号得到整数编码表2.

表2 整数编码表

故障	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6
f_0	3	2	1	1	2	2
f_1	2	2	1	3	3	1
f_2	2	1	2	2	1	2
f_3	1	1	1	2	2	2
f_4	4	3	3	2	1	3

1.2 测点选择

由表2可知, f_0 在测点 $\{n_1, n_2\}$ 的模糊组编号为 $\{3, 2\}$,与其他4个故障在测点 $\{n_1, n_2\}$ 的模糊组编号都不同,所以 f_0 可以与其余4个故障区分开.同理,在测点 $\{n_1, n_2\}$ 其余4个故障也可以被识别区分.只要选择合适的测点组合,就可以将所有故障区分识别.由表2可知,只需两个测点 $\{n_1, n_2\}$ 或 $\{n_1, n_6\}$ 或 $\{n_3, n_4\}$ 就可以将所有故障区分,其余测点都是冗余测点,并且在实际集成电路元件封装中,往往留下的可供测量数据的点是有限的,这就要求人们使用尽可能少的测点来完成所有故障的诊断,这就是典型的优化问题,即

$$\begin{cases} \min N_d, 0 \leq N_d \leq N; \\ \text{s.t. } F_d = F, 0 \leq F_d \leq F. \end{cases} \quad (1)$$

其中: F 为故障总数, N 为测点总数, N_d 为当前测点组合测点数, F_d 为当前测点组合可识别故障数.

2 人工免疫克隆选择算法用于测点选择

在测点选择问题中,抗原Ag对应找到全局最佳测点组合问题,抗体Ab对应可能包含最佳测点组合的其他测点组合,即所求问题的各种可能解.

2.1 产生初始种群

假设电路一共有 N 个测点,本文采用二进制的方式对抗体Ab进行编码,其原理如表3所示.由表3可知,抗体Ab1基因编码为 $\{1, 0, 1, \dots, 0, 1\}$,其中当

测点 n_j 下对应Ab1 $_j$ 为1时,表明抗体Ab1所代表的测点组合含有 n_j ,否则,在当前组合中没有测点 n_j .

表3 二进制抗体

测点	n_1	n_2	n_3	...	n_{N-1}	n_N
抗体Ab1	1	0	1	...	0	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

2.2 亲和度计算

产生随机抗体群以后,对抗体的亲和度进行计算,针对测点选择问题,对应式(1),亲和度的计算公式如下:

$$D = 1 / \left[\frac{N_d}{F + N} + (F - F_d) \right]. \quad (2)$$

由式(2)可知,当两个抗体的 F_d 相同时, N_d 越小,亲和度 D 越大;相反,当 N_d 相同时, F_d 越大,亲和度 D 越大.

2.3 复制克隆

选取出最优的前 n 个抗体复制,并用其替代亲和度较差的抗体.为防止克隆复制后群体数大于初始群体数 T ,前 $n-1$ 个选中抗体的复制规模分别为 l ,第 n 个选中抗体的复制规模为 $T - (n-1) \times l$.复制过程如下:

$$y_j = C \times Ab_j. \quad (3)$$

其中: C 是数值为1、 l 行的行向量, y_j 为 l 个Ab $_j$ 抗体组成的部分群体.

2.4 变异

本文使用云模型作为变异算子,在搜索过程中云模型的搜索范围可以实现收缩和膨胀,从而使得搜索的效率极高.云模型^[16]的定义如下:

$$\begin{cases} \forall x \in U, \mu(x) : U \rightarrow [0, 1]; \\ x \rightarrow \mu(x) = \exp[-(x - Ex)^2 / (2(En')^2)]; \\ x \sim N(Ex, En'), En' \sim N(En, He). \end{cases} \quad (4)$$

其中: Ex 为期望, En 为信息熵, He 为超熵, $N(\cdot)$ 是高斯分布函数.

云滴的产生方式如下:

$$\begin{cases} En'_i = N(En, He), \\ x_i = N(Ex, En'_i), \\ \mu(x_i) = \exp[-(x_i - Ex)^2 / (2(En')^2)]. \end{cases} \quad (5)$$

其中: x_i 为云滴; $\mu(x_i)$ 为 x_i 的置信度;当 i 从1变化至 L 时,就会产生云团, L 为云滴数.

记产生云滴的过程为

$$x = Cx(Ex, En, He). \quad (6)$$

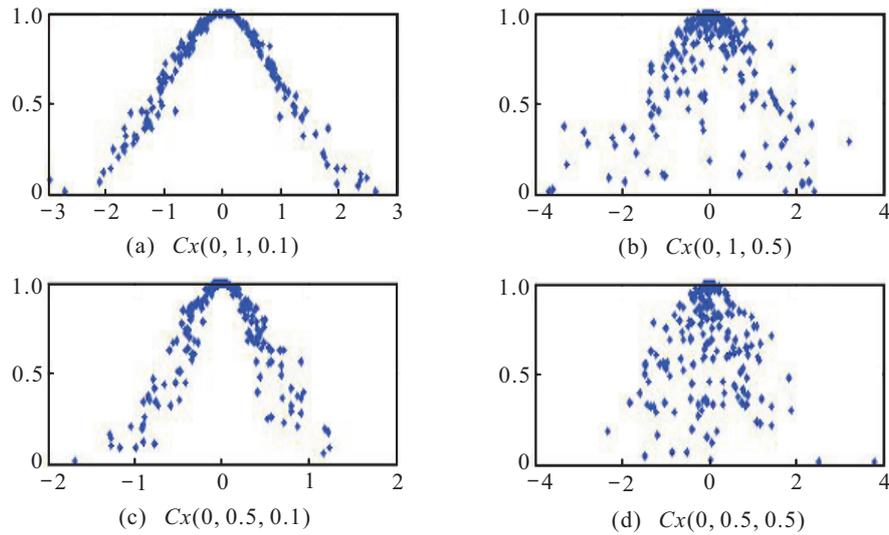


图1 云滴分布

图1给出了云滴分布. 由图1可知: Ex 为云滴的期望, 即 x_i 的分布区间中心; En 为云滴的分布范围; He 为云滴的离散程度. 云模型变异算子的实现步骤如下:

$$\begin{cases} En = (1 - It/Iter_{max})^{10}; \\ Ex = 0, He = 0.1 \times En; \\ z = Cx(Ex, En, He); \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} u = rand(1, N) \leq z, z \geq 0; \\ temp = floor((Ab_i + u)/2); \\ Ab_i' = temp + rem(Ab_i + u, 2), z \geq 0; \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} u_1 = unifrnd(-1, 0, 1, N) > z, z < 0; \\ Ab_i' = floor((Ab_i + 1 - u_1)/2), z < 0. \end{cases} \quad (9)$$

2.5 记忆

变异后部分抗体可能会有亲和度下降的现象, 为防止此类现象出现, 用变异前的父代抗体替换变异后亲和度下降的子代抗体, 即

$$Ab_i(t) = Ab_i(t - 1). \quad (10)$$

2.6 算法实现步骤

本文方法ICSA算法伪码如下:

- 1) 初始化参数, $T = 30, Iter_{max} = 40, It = 0$; 初始化种群.
- 2) while($It < Iter_{max}$)
- 3) 计算当前适应度 $D(t)$;
- 4) if ($Di(t) < Di(t - 1)$)
- 5) $Ab_i(t) = Ab_i(t - 1)$;
- 6) endif
- 7) 找到最佳适应度的抗体 Ab_{Best} , 并克隆复制;

- 8) 云模型变异搜索; $It++$;
- 9) endwhile.

3 实验研究

为了验证ICSA在测点选择问题上的有效性, 本文进行了电路仿真实验和统计实验. 仿真电路为带通滤波电路, 实验仿真环境为Pspice与Matlab.

3.1 带通滤波电路

电路的激励为频率1 kHz, 有效值为4 V的正弦交流电压, 电路图如图2所示. 在电路中选中11个测点, 采集19种故障状态的数据(包括正常状态). 其中: f_0 表示正常电路, $f_1(R_{1o})$ 表示电阻 R_1 开路, $f_2(R_{1s})$ 表示电阻 R_1 短路, 后面故障标注与 R_1 类似. 使用第2部分介绍的方法对数据进行处理, 最后得到表4.

表4 带通滤波电路整数编码表

故障	测点										
	n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}
$f_0(norm)$	3	2	2	3	3	3	4	4	1	1	1
$f_1(R_{1o})$	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	7
$f_2(R_{1s})$	3	2	2	3	4	3	4	4	1	1	0
$f_3(R_{2o})$	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	7
$f_4(R_{2s})$	2	3	3	4	6	5	6	6	1	1	2
$f_5(R_{3o})$	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	5
$f_6(R_{4o})$	0	0	0	2	3	2	3	3	1	1	8
$f_7(R_{5o})$	3	2	2	3	5	4	5	5	1	1	4
$f_8(R_{5s})$	3	2	2	3	0	0	0	0	1	1	7
$f_9(R_{6o})$	3	2	2	3	6	6	7	7	1	1	6
$f_{10}(R_{6s})$	3	2	2	3	2	0	0	0	1	1	7
$f_{11}(R_{7o})$	3	2	2	3	3	3	4	2	1	1	4
$f_{12}(R_{7s})$	3	2	2	3	3	2	0	8	5	1	8
$f_{13}(R_{8o})$	3	2	2	3	3	2	2	8	4	1	8
$f_{14}(R_{9s})$	3	2	2	3	3	3	4	4	1	1	0
$f_{15}(R_{9o})$	3	2	2	3	3	3	4	4	2	1	8
$f_{16}(R_{10s})$	3	2	2	3	3	3	4	4	3	1	8
$f_{17}(R_{11o})$	3	2	2	3	3	3	4	4	2	2	3
$f_{18}(R_{12s})$	3	2	2	3	3	3	4	4	0	0	1

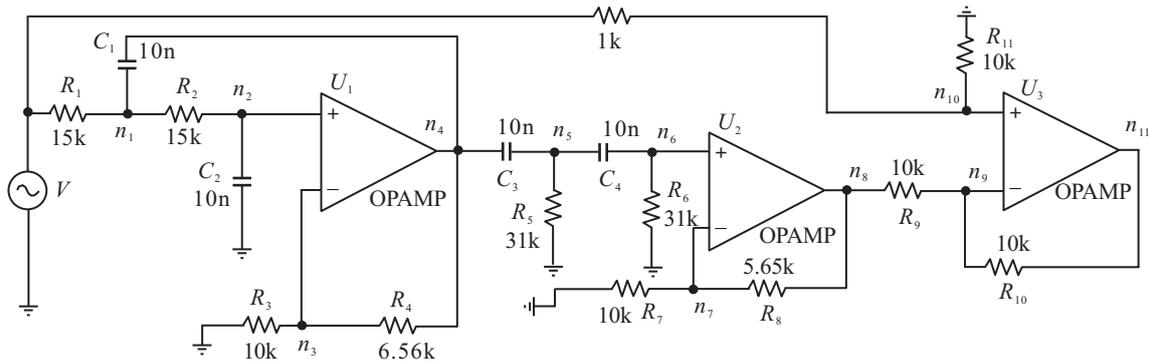


图2 带通滤波电路

抗体的克隆测点数 n 和克隆规模 l 与算法的收敛速度相关. 当 $T = 30, \text{Iter}_{\max} = 40$ 时,对带通滤波器编码表处理100次,得到不同 (n, l) 情况下的平均收敛时间 t 和全局最优解的正确率如表5所示. 从表5中可知,克隆规模 l 过大、克隆测点数 n 过少,会导致种群的多样性下降,不利于收敛; l 过小、 n 过大时,亲和度不高的抗体将被选中,这就需要在多样性与亲和度之间找到一个平衡位置,而克隆规模 $l = 10$ 、克隆测点数 $n = 3$ 时,就是平衡点. 为保证算法达到较高的效率,初始测点越多、故障数越多的电路, n 也越大. l 由算法初始种群数 T 和克隆测点数 n 决定.

表5 n 和 l 的确定

(n, l)	(1, 30)	(2, 15)	(3, 10)	(4, 8)	(5, 6)	(6, 5)
t/ms	192.1	179.2	169.3	184.8	195.4	206.4
正确率/%	100	100	100	100	100	99

对整数编码表4分别用遗传算法GA^[10]、多维适应度离散粒子群算法(MDFDPSO)^[11]、启发式图搜索算法(GS)^[7]、信息熵(Entropy)^[6]和ICSA进行处理100次. GA、MDFDPSO初始种群数 $T = 30$,最大迭代数 $\text{Iter}_{\max} = 40$. 得到结果如表6、表7和表8所示.

表6 带通滤波电路整数编码表处理结果

测点数	GA	MDFDPSO	ICSA	Entropy	GS
4	100	100	100	100	100
5	—	—	—	—	—

表7 不同算法给出的最优测点集

算法	最优测点集
GA	$\{n_1, n_5, n_9, n_{11}\}$
MDFDPSO	$\{n_1, n_5, n_9, n_{11}\}$
ICSA	$\{n_1, n_5, n_9, n_{11}\}$
Entropy	$\{n_{11}, n_9, n_5, n_1\}$
GS	$\{n_9, n_{11}, n_5, n_1\}$

表8 算法平均运行时间

算法	GA	MDFDPSO	ICSA	Entropy	GS
t/ms	791.2	397.7	172.3	15.3	7.1

由于只有穷举法(Exhaustion)^[6]才能找到最优测点组合,本文使用穷举法找到最优测点组合 $\{n_1, n_5, n_9, n_{11}\}$ 作为参考. 由表6~表8可知,ICSA与GA、MDFDPSO、GS、Entropy一样均找到了全局最优测点组合;但ICSA的时间开销却比GA、MDFDPSO小很多,ICSA与GA、MDFDPSO的时间开销远大于GS、Entropy.

3.2 统计实验

单个电路实验并不能说明算法的适用性,为了证明算法在其他电路上仍然有效,使用Matlab随机产生100幅整数编码表,每幅整数编码表由100个故障、10个测点组成,每个测点模糊组为5,用上述算法对随机产生的编码表进行处理,得到结果比较如表9所示. 以穷举法所得结果作为参考,随机产生的整数编码表中有4幅编码表的全局最优测点数为4,其余编码表最优测点数为5. 由表8和表9可知,GS和Entropy虽然时间开销小,但并不是总能找到全局最优测点组,而GA、MDFDPSO和ICSA却找到了与穷举法相同的结果. 本文提出的ICSA与GA、MDFDPSO相比,在时间开销上明显降低,同时又克服了GS和Entropy并不是总能找到全局最优测点组合的缺点.

表9 随机整数编码表最优测点组合所含测点数

N_d	GA	MDFDPSO	ICSA	Entropy	GS	Exhaustion
4	4	4	4	—	—	4
5	96	96	96	62	69	96
6	—	—	—	29	24	—
7	—	—	—	9	7	—

4 结 论

GA、MDFDPSO 虽然能保证得到全局最优解, 但是其时间开销过大; 而 Entropy、GS 虽然时间开销小, 却不能保证一定获得全局最优解. 本文提出的 ISCA 不仅克服了 GA、MDFDPSO 的高时间开销的问题, 同时相比于 Entropy、GS 又确保得到了全局最优解. ISCA 之所以在测点选择表现出良好的性能, 关键在于其克隆机制和变异机制, 克隆机制让大量亲和度最优的测点产生, 提高了群体的亲和度, 再加上云模型变异算子极强的搜索能力, 使得其在模拟电路测点选择问题中展现出更高的效率和精度. 然而, 相比于 Entropy、GS, ISCA 的时间开销依旧很大. 如何能在 Entropy、GS 的基础上进一步提高算法精度, 同时保证时间开销不会过大, 将成为下一步的研究内容.

参考文献(References)

- [1] Duhamal P, Rault J C. Automatic tests generation techniques for analog circuits and systems: A review[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1979, CAS-26(7): 411-440.
- [2] Hochwald W, Bastian J D. A dc approach for analog fault dictionary determination[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 1979, 26(7): 523-529.
- [3] Lin P M, Elcherif Y S. Analogue circuits fault dictionary — New approaches and implementation[J]. Int J of Circuit Theory and Applications, 1985, 13(2): 149-172.
- [4] Prasad V C, Babu N S C. Selection of test node for analog fault diagnosis in dictionary approach[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(6): 1289-1297.
- [5] Yang C L, Tian S L, Long B. Test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. J of Electronic Testing: Theory and Applications, 2009, 25(2/3): 157-168.
- [6] Starzyk J A, Liu D, Liu Z H, et al. Entropy based optimum test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(3): 754-761.
- [7] Yang C L, Tian S L, Long B. Application of heuristic graph search to test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(7): 2145-2158.
- [8] Yang C L, Tian S L, Long B. Application of rollout strategy to test points selection for integer-coded fault wise table[J]. J of University of Electronic Science and Technology of China, 2009, 7(4): 308-311.
- [9] Zhao D S, He Y Z. A new test points selection method for analog fault dictionary techniques[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2015, 82(2): 435-448.
- [10] Golonek T, Rutkowski J. Genetic-algorithm-based method for optimal analog test points selection[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 2007, 54(2): 117-121.
- [11] Jiang R H, Wang H J, Tian S L, et al. Multidimensional fitness function DPSO algorithm for analog test point selection[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(6): 1634-1641.
- [12] Lei H J, Qin K Y. Quantum-inspired evolutionary algorithm for analog test point selection[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2013, 75(3): 491-498.
- [13] Lei H J, Qin K Y. A general method for analog test point selection using multi-frequency analysis[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2015, 84(2): 185-200.
- [14] 金章赞, 廖明宏. 基于随机序列与克隆选择的进化 V-detector 算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(8): 1130-1137.
(Jin Z Z, Liao M H. Evolutionary V-detector algorithms based on clone selection and random sequence[J]. Control and Decision, 2013, 28(8): 1130-1137.)
- [15] 赵辉, 李牧东, 翁兴伟. 分布式人工蜂群免疫算法求解函数优化问题[J]. 控制与决策, 2015, 30(7): 1181-1188.
(Zhao H, Li M D, Weng X W. Distributed artificial bee colony immune algorithm for the problems of function optimization[J]. Control and Decision 2015, 30(7): 1181-1188.)
- [16] Li D Y, Liu C Y, Gan W Y. A new cognitive model: Cloud model[J]. Int J of Intelligent Systems, 2009, 24(3): 357-375.

(责任编辑: 李君玲)