

基于小波分析的最优故障特征提取研究

王勤勇¹, 王月海², 潘国庆³, 冯建呈³

(1. 北京开放大学 远程教育及开放学习研究院, 北京 100081;

2. 北方工业大学 电子信息工程学院, 北京 100144;

3. 北京航天测控技术有限公司, 北京 100037)

摘要: 针对因模拟电路的故障模型复杂、有容差、非线性等导致的模拟电路故障特征提取难度大、严重依赖于专家的经验的现状, 对基于小波分析的模拟电路最优故障特征提取技术进行了研究; 以四运放电路为实验基础, 采用 Morlet 和 Haar 两种小波基分别从不同的维度上做数据预处理, 能量化、归一化后组成故障特征, 而后通过克隆选择算法的诊断结果分析对比特征提取的效果; 实验结果为通过两种小波基提取的故障特征在不同的情况下达到最高故障诊断率均接近 89%, 表明基于两种小波基的故障特征提取技术都是优秀可用的, 以及单点采样数据的有效性; 同时实验结果还反映了模拟电路故障特征的详细程度与诊断正确率成正比例关系; 这对实际复杂模拟电路的故障特征提取具有指导性的意义。

关键词: 故障特征提取; 小波分析; 四运放电路; 克隆选择算法; 模拟电路

Research of Optimal Fault Feature Extraction Based on Wavelet Analysis

Wang Qinyong¹, Wang Yuehai², Pan Guoqing³, Feng Jiancheng³

(1. Research Institute of Remote Education and Open Learning, Beijing Open University, Beijing 100081, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China;

3. Beijing Aerospace Measurement & Control Corp., Beijing 100037, China)

Abstract: Due to the complexity, nonlinearity and tolerance of analog circuit fault model, the feature extraction of analog circuit is difficult and rely heavily on the expert's experience. In order to solve this situation, this paper tried to find a method of the optimal analog circuit fault feature extraction based on the wavelet analysis. The Experimental circuit is four op-amp biquad high-pass filter circuit. The fault feature was extracted from the voltage data by using both Morlet and Haar wavelet with multiple perspectives, then comparing the effect of feature extraction with the diagnostic results of the Clonal Selection Algorithm. Results shows that the best fault diagnostic rate is closed to 89% in different circumstances of two kinds of wavelet, which prove that both two method are available and useful. And results shows the effectiveness of the single point sampling data, at the same time, the level of details of fault feature is positively related to the accuracy of diagnostic. These have the guiding significance for the fault feature extraction in the practical large-scale analog circuit.

Keywords: fault feature extraction; wavelet analysis; four op-amp biquad high-pass filter circuit; clone selection algorithm; analog circuit

0 引言

随着模拟电路的复杂程度和集成度不断增长, 模拟电路故障的智能诊断成为了一个不断凸显和急需解决的问题。在现有模拟电路的智能故障诊断中, 提取恰当的故障特征是模拟电路故障诊断关键环节和首要任务。由于模拟电路的故障模型复杂、元器件存在容差、非线性、高噪声等原因, 导致目前模拟电路故障特征提取严重依赖于专家的经验^[1-3]。

以四运放电路为实验电路, 使用小波分析方法, 对模拟电

路最优故障特征提取技术进行了实验研究。实验采用两种具有代表性的小波(连续小波 Morlet、离散小波 Haar)在高低频、多层、多尺度上的分解后, 通过能量化、归一化后构成故障特征; 实验指标为将所有特征数据输入诊断算法后的诊断正确率。

克隆选择算法(clonal selection algorithm, CSA)作为人工免疫算法(artificial immune system, AIS)的一种, 具有收敛速度快、能够避免陷入局部最优, 且具有自学习能力的优点^[4-9], 所以被选为用于测试的故障诊断算法。

1 克隆选择算法

1) 克隆选择算法原理:

克隆选择算法在原理上, 模拟了生物体内的淋巴细胞因抗原而激活, 通过细胞克隆、变异等操作产生抗体, 实现对抗原识别的过程^[7]。De Castro 和 Von Zuben^[4]依据克隆选择的基本原理, 提出了克隆选择算法(CSA), 并阐述了算法的基本

收稿日期: 2015-08-06; 修回日期: 2015-02-05。

基金项目: 北京市青年拔尖人才培养计划(IT&TCD201504002)。

作者简介: 王月海(1975-), 男, 山东莒南人, 博士, 副教授, 计算机学会会员, 主要从事计算智能和智能机器人方向的研究。

王勤勇(1987-), 男, 湖南新化人, 硕士研究生, 主要从事模式识别方向的研究。

流程。原理核心对应了算法中亲和度成熟的过程，通过复制和随机变异使个体在亲和度上达到“成熟”。

2) 克隆选择算法与故障诊断:

克隆选择算法用于故障诊断大致通过 3 个阶段完成: (1) 准备故障样本数据。(2) 输入样本数据对算法进行训练, 得到各个故障模式的聚类中心。(3) 通过聚类中心实现对故障样本数据的分类, 确定出故障类型。

故障诊断过程的算法实现, 为彭良玉, 禹旺兵^[8]提取的克隆选择算法。并针对算法具体步骤中存在的两点问题进行了改进: (1) 亲和度计算, 在个体与种群中心相同的情况下会出现计算溢出。改进方法是步骤 3 中的亲和度计算方法修改为: $f = 1/(1 + d)$ 。(2) 故障诊断时的判决条件是设定统一的判定半径, 这会造成故障拒分、多分, 而且存在判定半径的大小本身难以确定的情况。本文改进方法是取消了诊断中的判定半径, 直接根据故障个体到故障中心的最小距离来判定所属故障类。(即分别计算测试样本与所有聚类中心的距离 D , 根据最小距离 D 认定测试样本所属故障类别。)

2 故障特征提取

1) 小波变换函数的选择:

小波变换主要分为连续小波变换和离散小波变换两种, 为了对比不同类型小波函数提取模拟电路故障特征的效果, 分别选择了两种代表性的小波变换函数 Morlet 函数、Haar 函数。Morlet 连续小波变换的时域和频域的局部性都比较好, 符合模拟电路的冲击响应信号特征; 而 Haar 离散小波变换适合从具有窄宽度、快速变化的特征信号中提取特征, 也符合模拟电路冲击响应信号的特征^[8]。

连续小波变换函数定义: 将任意 $L^2(R)$ 空间中的函数 $f(t)$ 在小波基上展开, 称这种展开为函数 $f(t)$ 的连续小波变换 (Continue Wavelet Transform, CWT), 其表达式为:

$$WT_f(a, \tau) = [f(t), \psi_{a,\tau}(t)] = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \quad (1)$$

Haar 函数的定义为:

$$w(x) = \begin{cases} -1 & 0 \leq x < 0.5 \\ 1 & 0.5 \leq x < 1 \end{cases} \quad (2)$$

实验数据预处理使用 Matlab 7 小波工具箱, Haar 小波分解滤波器系数为 $L = [2]; H = \{-0.7071, 0.7071\}$ 。

2) 故障特征向量

(1) 小波系数能量值提取:

采集到的仿真电路数据, 通过小波函数分解, 得到各个频段或尺度的小波系数。本文中, 使用 Morlet 小波得到的是尺度分解系数, 而使用 Haar 小波的得到的是高频、低频系数。某个尺度或某个系数的能量值为:

$$E_k = \sum_{i=0}^m (d_i^k)^2 \quad (3)$$

式中, d_i^k 为第 k 层 (某个尺度) 的小波系数。由各个能量值组成的故障特征向量为:

$$T = [E_0, E_1, \dots, E_n] \quad (4)$$

(2) 归一化:

故障特征向量在输入故障诊断系统之前, 先进行归一化处理。本文中数据归一化按照下式进行处理

$$x'_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{S} \quad (5)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (6)$$

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (7)$$

其中: x'_i 为输入矢量 x_i 的归一化形式; n 为输入矢量数据的个数。

3 实验

1) 实验电路:

如图 1 中的四运放高通滤波电路为实验电路, 通过 P-spice 仿真获得数据, 允许的容差: 电阻 5%, 电容 10%。激励信号采用 5 V, 脉宽 10 μ s, 周期为 20 μ s 的理想激励信号 (无上升、下降时间)。电路各器件的正常值与故障设置完全参照文献 [11] 中表 1 的设置。

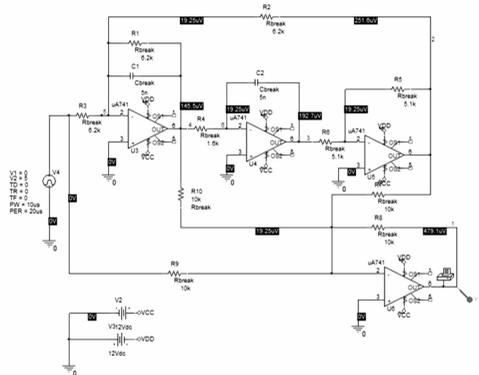


图 1 四运放高通滤波器

2) 数据采集:

对正常模式以及每种故障模式各进行 50 次蒙特卡洛分析 (采用高斯分布)。数据采样的点为电路的输出电压 (单点), 数据的采样频率为 50 000 Hz, 每 2 μ s 采一个数据, 1 ms 内采样 501 个点^[11]。实验中每次模拟采样 1 025 个数据, 以保证数据足够用于分析和处理。

每种模式的 50 次模拟采样数据中, 30 次的数据用于算法训练, 剩余 20 次数据则用于诊断测试。

3) 算法参数设置:

克隆选择算法关键参数: 整体种群亲和度终止阈值 T 为 0.01, 克隆规模为 8, 学习因子 0.3, 抗体抑制率 0.1, 最佳抗体 5 个。

4 实验结果及分析

1) 原始数据:

对正常模式和各故障模式进行仿真后, 得到每种故障的 50 组采样数据, 对每个故障的采样点取平均值, 数据输出如图 2。

2) 小波变换—连续 morlet 函数:

连续 Morlet 小波变换, 尺度参数设置为 [1 2 3 4 5]。得到分解后的小波系数, 经过能量化、归一化处理后的特征向量平均值如图 3。

3) 小波变换—离散 Haar 函数:

离散 Haar 小波变换, 5 层小波分解, 得到分解后的小波系数同样做能量化、归一化处理后的特征向量平均值如图 4。一共 10 个能量值, 分别为 5 层低频系数、5 层高频系数。

4) 训练和诊断结果:

(1) Morlet 小波:

经过 Morlet 小波变换、能量化、归一化后提取的故障特

征数据, 进入到诊断算法的训练与诊断, 得到平均诊断正确率为 56.2%, 具体故障的诊断分布表如表 1 所示 (括号中数字为误诊个数)。

(2) Haar 小波:

经过 Haar 小波变换、能量化、归一化后提取的故障特征数据, 进入到诊断算法的训练与诊断, 得到平均诊断正确率为 79.6%, 具体诊断结果分布如表 2 中所示 (括号中数字为误诊个数)。

5) 分析:

从采集到的原始数据 (图 2) 仅可以看出, 故障模式 R2 ↓、

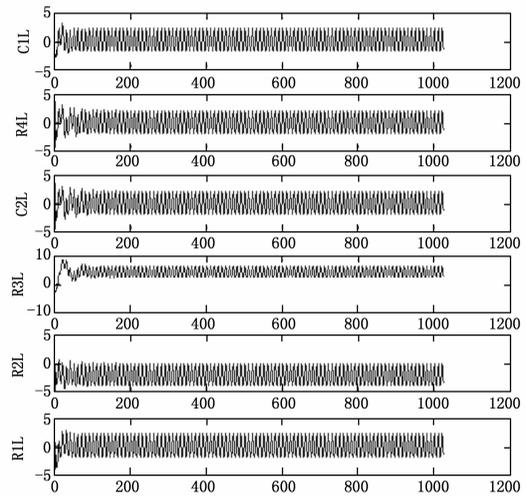
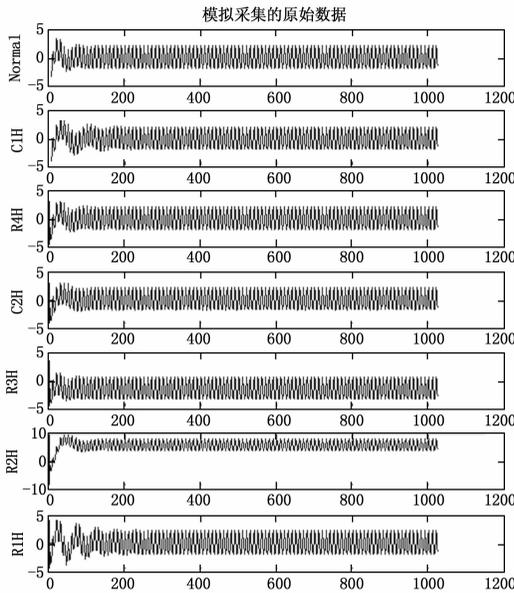


图 2 各故障模式下原始数据的平均值

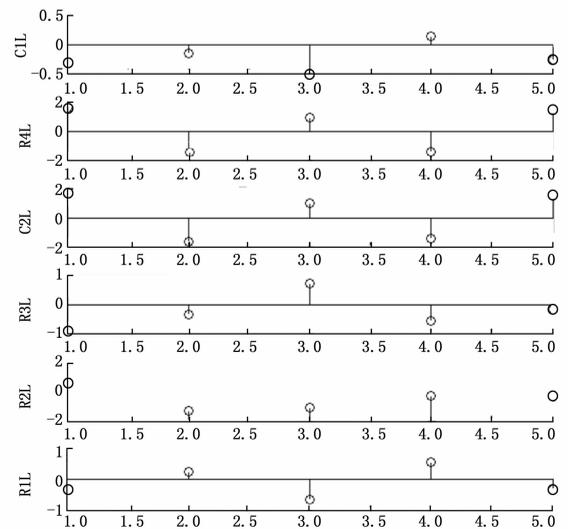
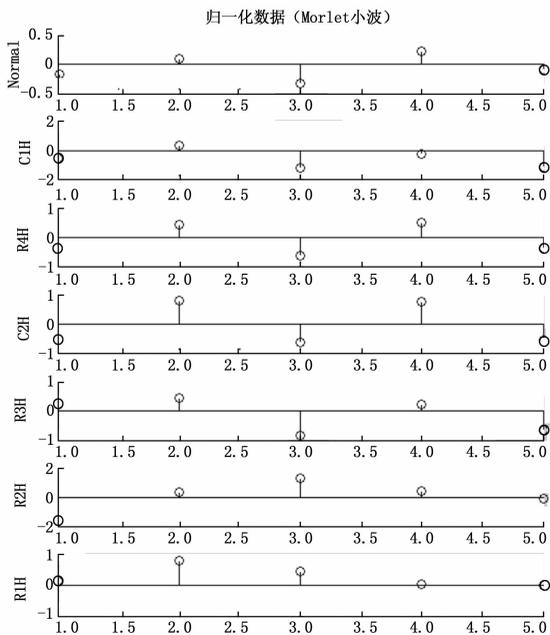


图 3 Morlet 小波系数能量值、并归一化后的数据

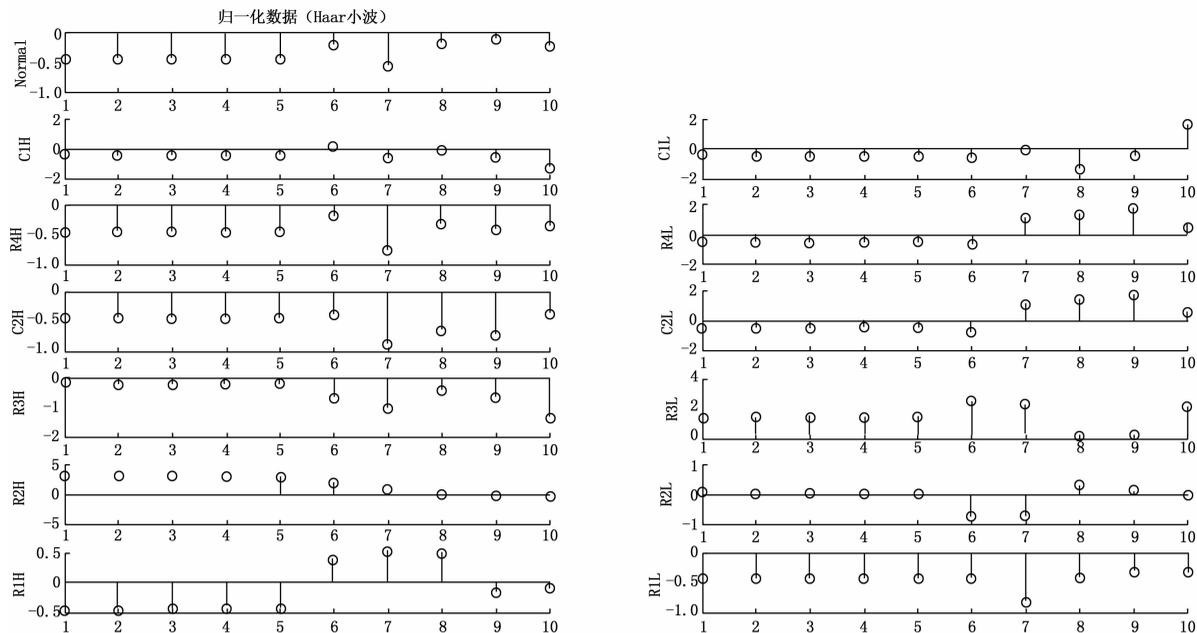


图 4 Haar 小波系数取能量和归一化后的数据

表 1 诊断分布(Morlet 小波)

故障数据	正确个数	错误分布
Norm	8	(6) C1 ↓, (5) C2 ↑, (1) R1 ↓
C1 ↑	14	(6) C2 ↑
C1 ↓	3	(1) Norm, (7) C1 ↑, (6) R2 ↓, (1) R1 ↑, (1) R1 ↓
R4 ↑	5	(1) Norm, (4) C1 ↓, (7) C2 ↑, (3) R1 ↓
R4 ↓	8	(11) C2 ↓, (1) R2 ↓
C2 ↑	14	(1) Norm, (2) C1 ↓, (1) R3 ↑, (2) R1 ↓
C2 ↓	8	(1) C1 ↑, (11) R4 ↓
R3 ↑	13	(1) C1 ↑, (5) C2 ↑, (1) R1 ↓
R3 ↓	14	(5) C1 ↑, (1) C2 ↓
R2 ↑	17	(3) R3 ↓
R2 ↓	18	(2) C2 ↓
R1 ↑	19	(1) C2 ↑
R1 ↓	5	(1) Norm, (5) C1 ↓, (3) R4 ↑, (6) C2 ↑

表 2 诊断分布(Haar 小波)

故障数据	正确个数	错误分布
Norm	15	(2) R4 ↑, (2) C2 ↑, (1) R1 ↓
C1 ↑	20	无
C1 ↓	19	(1) R4 ↓
R4 ↑	9	(4) Norm, (5) C2 ↑, (1) R2 ↓, (1) R1 ↑
R4 ↓	8	(12) C2 ↓
C2 ↑	14	(5) R4 ↑, (1) R1 ↓
C2 ↓	13	(7) R4 ↓
R3 ↑	20	无
R3 ↓	20	无
R2 ↑	20	无
R2 ↓	19	(1) R1 ↓
R1 ↑	19	(1) Norm
R1 ↓	11	(3) Norm, (1) R4 ↑, (5) C2 ↑

R3 ↑、R3 ↓、R2 ↑的数据和其他模式下的数据有明显的差别；而其他模式的数据差别不明显。

经过小波分解后，使用两种小波分解以及对分解系数能量化及归一化后，数据的区分度都有了一定的提高，C1 ↑、R2 ↓、R1 ↑、R3 ↑、R3 ↓、R2 ↑的区别相对比较明显。

从诊断结果可以看出，原始数据上差别比较明显的几组故障 R2 ↓、R3 ↑、R3 ↓、R2 ↑，两种小波分解得到的最后测试诊断率都相对较高。其他故障的诊断率偏低，其中故障 R4 ↓和 C2 ↓的误诊分布也基本相同。整体上，Haar 小波处理的数据经过训练和测试的结果比 Morlet 小波的结果要好，且两种情况下诊断率相对高的故障、误诊率高的故障分布是大致相同的。

Morlet 小波的结果诊断正确率相对低，从训练系统的输入向量的元素个数来看，相对 Haar 小波的情况输入向量要少一半，因为 Morlet 小波分解的尺度数小而且少，可以尝试从更多更大的尺度数改进故障特征的提取。

针对 R4 ↓和 C2 ↓的相互误诊率高情况，从电路功能上进行了分析，R4 与 C2 在电路中组成的是低通滤波功能，R4 左边的输入电压 V_{in} 与 R6 左边的输出电压 V_{out} 的关系为 $V_{out} = \frac{-V_{in}}{j2\pi f R_4 C_2}$ 。故障设置上若 R4 和 C2 的升幅或者降幅比例相同时，会出现故障现象相同的情况，因此在实际中可将两种故障归类为同一故障组处理。

6) 再优化实验：

(1) 增加/增大 Morlet 小波分解的尺度系数

用相同的方法对原始采样数据做 Morlet 小波变换、提取能量值和归一化处理，分别使用六组系数 $B = [1:2:21]$ 、 $C = [1:2:31]$ 共 15 个数、 $D = [1:2:41]$ 共 20 个数、 $E = [1:2:61]$ 共 30 个数、 $F = [1:2:81]$ 共 40 个数、 $G = [1:2:61]$ 共 50 个数、 $H = [1:2:201]$ 共 100 个数，将前面 Morlet 尺度系数编号为 A，得到最终的故障诊断正确率结果如表 3。

表3 Morlet小波变换不同尺度系数下诊断正确率对比表(百分比)

故障	A	B	C	D	E	F	G	H
Norm	40	60	90	95	95	95	95	95
C1↑	70	100	100	100	100	100	100	100
C1↓	15	35	40	40	50	50	50	65
R4↑	25	25	25	50	90	85	95	95
R4↓	40	30	40	40	40	40	40	40
C2↑	70	55	65	75	80	85	85	85
C2↓	40	70	70	70	70	70	70	70
R3↑	65	100	100	100	100	100	100	100
R3↓	70	85	95	95	100	100	100	100
R2↑	85	95	100	100	100	100	100	100
R2↓	90	85	100	100	100	100	100	100
R1↑	95	90	90	100	100	100	100	100
R1↓	25	25	55	70	95	100	100	100
平均	56.2	65.8	74.6	79.6	86.2	86.5	87.3	88.5

可以看到随着尺度系数的增多/增大,整体故障诊断正确率也在上升,当尺度系数个数达到一定程度时,诊断正确率趋于稳定,上升速度减慢。说明对于克隆选择算法的训练和诊断来说,输入的特征向量分量维度越多,算法的精确度越高,直到达到数据重叠区域上的不可分。

(2) 增加采样点的个数:

以上实验只是对电路的输出电压数据做处理得到的结果,为了查看增加采样点个数对诊断率的影响情况,将采样点的个数增至8个(除接地外的节点均采集电压数据)。

对每个采样数据做如下处理,用Haar小波做5层分解,并对小波系数提取能量值、归一化。每个采样点的数据分别分4种情况作为特征向量:A组仅取第5层低频系数;B组取所有5层低频系数;C组取5层低频、5层高频系数。此外,通过观察原始数据,发现每种故障模式下都有不同的非稳定期,将每种故障下不稳定周期内的数据去掉(前200个采样数据),取平稳部分的数据用Haar小波做5层分解,并对小波系数提取能量、归一化,这组数据为D组,每个采样点的数据为5层低频系数与5层高频系数所有的能量归一化的值。得到诊断结果如表4所示。

表4 Haar小波5层变换不同元素下诊断正确率对比表

故障	A组	B组	C组	D组
Normal	65%	80%	80%	45%
C1↑	80%	95%	95%	85%
C1↓	100%	100%	100%	100%
R4↑	85%	85%	85%	20%
R4↓	35%	45%	50%	50%
C2↑	100%	95%	95%	60%
C2↓	65%	75%	70%	70%
R3↑	75%	95%	95%	95%
R3↓	100%	100%	100%	100%
R2↑	100%	100%	100%	100%
R2↓	95%	100%	100%	100%
R1↑	75%	100%	100%	90%
R1↓	85%	80%	80%	35%
平均	81.5%	88.5%	88.5%	73.1%

对比实验结果平均正确率79.6%,说明增加采样点一定

程度的提高了故障诊断率。对比四组数据的实验结果,Haar小波分析的高频系数部分对结果没有影响;D组的结果比其他三组的正确率低,说明每种故障前期不平稳的特性也是各故障模式的重要特性,不能丢弃这些数据;表3和表4的最高诊断率相同,说明增加采样点数量对本质上不可分故障也没有作用,也说明了此电路的单点输出数据的可用性、有效性很高。

5 结论

本文以模拟仿真实验的方式,采用克隆选择算法作为故障诊断算法,通过多方面对比、分析、改进,研究了模拟电路故障诊断中基于小波分析的最优故障特征提取技术。实验表明在不考虑等同故障误诊的情况,最佳故障诊断率均达到了90%以上,说明基于两种小波的故障特征提取方法都是可行、有效的。同时,根据实验及分析还得出如下对实际大规模电路故障特征提取具有指导意义的结论:1、小波分解的越细,故障特征中包含的信息越多,越有利于故障诊断(即故障特征详细程度与故障诊断率成正相关)。2、实验电路中单点采样与多点采样达到极致时的正确率相同,说明单点输出诊断的可用性、有效性很高。3、对于高通滤波电路,Haar小波分析后的全部特征信息(包括高频与低频)几乎与低频包含的故障特征等价。

参考文献:

- [1] 成礼智,王红霞,罗永.小波的理论与应用[M].北京:科学出版社,2004.
- [2] 郭从良,王哈,李蓓.小波分析在信号检测及控制系统故障诊断中的应用[A].首届电子信息系统质量与可靠性学术研讨会论文集[C].2003:237-241.
- [3] 王月海,程冉,蒋爱民,等.模拟电路故障特征提取的小波基选取方法研究[J].计算机测量与控制,2011,19(6):1329-1330.
- [4] Leandro, Fernando. The clonal selection algorithm with engineering applications [A]. proceedings of the GECCO'00 [C]. Las Vegas, USA, F, 2000.
- [5] Ghosh K, Srinivasan R. Immune-System-Inspired Approach to Process Monitoring and Fault Diagnosis [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2011, 50 (3): 1637-51.
- [6] Haktanirlar Ulutas B, Kulturel-Konak S. A review of clonal selection algorithm and its applications [J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36 (2): 117-38.
- [7] 王洪亮.基于人工免疫系统的最大熵图像分割算法及图像跟踪系统的研究[D].南京:东南大学,2004.
- [8] 彭良玉,禹旺兵.基于小波分析和克隆选择算法的模拟电路故障诊断[J].电工技术学报,2007,22(6):12-16.
- [9] Wang P, Yang S Y. A new diagnosis approach for handling tolerance in analog and mixed-signal circuits by using fuzzy math [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2005, 52 (10): 2118-27.
- [10] Huang J Y, Pan H X, Lu Y H, et al. Gearbox Fault Diagnosis Based on AIS-ICA Algorithm [A]. Frontiers of Manufacturing and Design Science II [C]. Taiwan: Trans Tech Publications Ltd, 2012 (121-126): 4476-4480.
- [11] Aminian F, Aminian M, Collins Jr H W. Analog fault diagnosis of actual circuits using neural networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2002, 51 (3): 544-50.