

综合时频域及核判别分析的两级特征提取新方法

孙贤明, 樊晓光, 嵇真福, 丛伟, 陈少华

SUN Xianming, FAN Xiaoguang, ZHUO Zhenfu, CONG Wei, CHEN Shaohua

空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038

Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China

SUN Xianming, FAN Xiaoguang, ZHUO Zhenfu, et al. New method of two classes feature extraction based on kernel linear discriminant analysis following integrated time and frequency domains. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(3): 115-119.

Abstract: In order to solve the problem of incomplete and inaccurate feature extraction in analog circuit soft fault diagnosis, a new method of two classes feature extraction based on Kernel Linear Discriminant Analysis (KLDA) following integrated time and frequency domains is proposed in this paper. At first, the statistics features in time domain such as mean, standard deviation and energies within different frequency bands by wavelet packet decomposition as frequency domain features are extracted from the acquired fault response signals. Then the kernel linear discriminant analysis method is used to further optimize and select fault features, which guarantees the validity on fault feature. Finally, the obtained optimal fault features are inputted into support vector machine to distinguish different faults. Experimental results on Sallen-Key band-pass filter circuit show that this method can reflect the essential characteristics of fault response signal and improve the performance of fault diagnosis effectively.

Key words: soft fault diagnosis of analog circuit; feature extraction; wavelet packet energy spectrum; statistic feature in time domain; kernel linear discriminant analysis; directed acyclic graph support vector machine

摘要: 为了解决模拟电路软故障诊断中特征提取不全面准确的问题,提出了一种基于综合时频域及核判别分析的两级特征提取新方法。首先,对采集到的故障响应信号分别提取均值、方差等时域统计特征和小波包分解后不同频带的能量作为频域特征;然后,通过核判别分析方法对故障特征进一步优选,从而保证故障特征的准确有效性;最后,将所得到的最优故障特征输入支持向量机进行故障诊断。对 Sallen-Key 带通滤波器电路的仿真实验结果表明,该方法能够很好地反映故障响应信号的本质特征,有效提高故障诊断的性能。

关键词: 模拟电路软故障诊断;特征提取;小波包能量谱;时域统计特征;核判别分析;有向无环图支持向量机

文献标志码: A **中图分类号:** TP206.3; TN707 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1608-0316

1 引言

据相关统计,虽然模拟电路部分在现代电子设备中所占的比例越来越小,仅占整个电路的大约 20%,但其故障率却能达到整个电路所有故障的 80%^[1];虽然模拟电路部分仅占绝大多数数模混合信号电路芯片面积的

5%以内,但对其进行测试维修的成本却能达到整个芯片这项费用的 95%以上^[2]。与短路、断路等硬故障相比,软故障是指元件的实际值超出了其容差范围而又不至于完全失效,具有表现类型的复杂多样性和变化规律的非线性等特点,这也使之成为模拟电路故障诊断的瓶

基金项目: 航空自然科学基金(No.20142896022)。

作者简介: 孙贤明(1991—),通讯作者,男,硕士研究生,主要研究方向:综合航电故障诊断, E-mail: xianming_sun910706@126.com;

樊晓光,男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:综合航电系统结构,机载计算机技术;嵇真福,男,讲师,主要研究方向:嵌入式系统开发与应用;丛伟,女,博士,副教授,主要研究方向:综合航电系统,检测技术;陈少华,男,硕士生,主要研究方向:无线自组织网络。

收稿日期: 2016-08-15 **修回日期:** 2016-10-09 **文章编号:** 1002-8331(2018)03-0115-05

CNKI 网络优先出版: 2017-02-16, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20170216.1002.022.html>

颈^[3]。因此,进行模拟电路软故障诊断研究有着迫切的现实意义和长远的应用价值。

在对模拟电路进行软故障诊断的研究过程中,涌现出一些有效而实用的诊断方法^[4-7],在这些方法中,特征提取无一例外地对于故障诊断系统的性能起着至关重要的作用。提取模拟电路软故障特征的方法主要包括有效采样点法、离散小波变换法和小波包分解法^[8]。其中有效采样点法简单直观,但需要专家经验选择合适的采样点,不利于进一步推广;离散小波变换法由于丢失了高频段信息在一定程度上会影响诊断结果;小波包分解法以各频段标准化能量作为故障特征向量,为故障信息提供了一种更加精细的分析方法。但也可能丢失时域中某些关键信息。

基于以上分析,本文结合文献[6]中的小波包能量谱和文献[7]中时域统计特征共同提取故障信息,以此保证提取到更加充分的故障特征。然而,这样提取出来的特征向量维数必然很大,不仅不利于后续分类器的训练,而且故障特征之间的冗余信息也可能影响到诊断的准确性,这就需要对特征进一步优选,核判别分析(Kernel Linear Discriminant Analysis, KLDA)方法由于包含最具判别能力的信息在模式分类中得到了广泛应用^[4]。因此,本文选用KLDA进行故障特征的优选,并使用文献[9]提出的改进DAG-SVM进行故障识别。仿真实验表明,该方法能够有效提取故障电路的本质特征,改善故障诊断的性能。

2 小波包能量谱与统计量特征提取

2.1 小波包分解基本原理

小波包分解^[10]是将信号分解为低频的尺度部分和高频的细节部分,再对高频细节部分继续分解,直到满足指定阶数或精度要求,对于 n 阶小波分解,原始信号可分解为 $n+1$ 个子信号;小波包分解也是将信号分解为低频尺度部分和高频细节部分,但其会对低频和高频两部分都继续进行分解,也就是说,对于 n 阶小波包分解,原始信号可分解为 $2n$ 个子信号。因此,小波包分解方法更加细致,能有效提高信号的时频分辨率,更有利于故障诊断。

给定正交尺度函数 $\phi(t)$ 和小波函数 $\varphi(t)$,其二尺度关系为:

$$\begin{cases} \phi(t) = \sum_k g_0[k] \phi(2t-k) \\ \varphi(t) = \sum_k g_1[k] \phi(2t-k) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $g_0[k]$ 、 $g_1[k]$ 为多分辨率分析中的滤波器系数。更一般的,有:

$$\begin{cases} \phi(2^j t) = \sum_k g_0[k] \phi(2^{j+1} t - k) \\ \varphi(2^j t) = \sum_k g_1[k] \phi(2^{j+1} t - k) \end{cases} \quad (2)$$

将其应用于小波空间 W_j ,生成小波包的一般迭代公式为:

$$\begin{cases} w_{2l}(t) = \sum_k g_0[k] w_l(2t-k) \\ w_{2l+1}(t) = \sum_k g_1[k] w_l(2t-k) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $w_0(t) = \phi(t)$, $w_1(t) = \varphi(t)$ 分别为尺度函数与小波。对于 $n=1$,可以得到由小波 $w_1(t) = \varphi(t)$ 生成的小波包 w_2 和 w_3 ,依此类推,从二尺度关系可以得到一系列小波包。以上定义的函数集合 $\{w_n(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 称为由 $w_0(t) = \phi(t)$ 所确定的小波包。所以说,小波包 $\{w_n(t)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 是包含小波母函数 $w_1(t)$ 和尺度函数 $w_0(t)$ 的一个具有特定联系的函数集合。

可以得到,小波包系数递推公式为:

$$\begin{cases} d_k^{j+1, 2l} = \sum_n g_0[2n-k] d_n^{j,n} \\ d_k^{j+1, 2l+1} = \sum_n g_1[2n-k] d_n^{j,n} \end{cases} \quad (4)$$

小波包的重建公式为:

$$d_n^{j,n} = \sum_k \{g_0[n-2k] d_k^{j+1, 2n} + g_1[n-2k] d_k^{j+1, 2n+1}\} = \sum_k g_0[n-2k] d_k^{j+1, 2n} + \sum_k g_1[n-2k] d_k^{j+1, 2n+1} \quad (5)$$

式(4)和式(5)中, $d_k^{j+1, 2n}$ 和 $d_k^{j+1, 2n+1}$ 为原始信号经 j 阶小波包分解后得到的第 k 个分解序列。

2.2 小波包能量谱

当模拟电路出现故障时,响应信号各频带内能量分布会产生较大变化。因此,可以把各频带的信号能量当作反映故障特征的重要信息。把这种按照能量方式表示的小波包分解结果叫做小波包能量谱^[6]。式(6)Parseval恒等式反映了小波包变换不会对原始信号的能量产生影响。

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \sum |d(j, k)|^2 \quad (6)$$

因此,小波包分解得到的各个频带内信号的平方和组成了小波包能量谱。用 $d_{i,j}(k)$ 表示小波包分解结果,则各频带内信号的能量为:

$$E_{i,j} = \sum_{k=1}^N |d_{i,j}(k)|^2; j=0, 1, \dots, 2^i-1 \quad (7)$$

式中, N 表示原始信号的长度,全部 $E_{i,j}$ 构成小波包能量谱:

$$E = [E_{i,0}, E_{i,1}, \dots, E_{i,j}, \dots, E_{i,2^i-1}] \quad (8)$$

归一化处理后,特征向量为:

$$E' = \frac{E}{\sum E} \tag{9}$$

其中 $\sum E = E_{i,0} + E_{i,1} + \cdots + E_{i,j} + \cdots + E_{i,2^j-1}$ 。

2.3 时域统计量特征提取

为了不受专家经验的约束而又能够提取到反映故障时域信息的特征,本文采用输出响应信号的时域统计特征作为故障特征向量的组成成分,包括极大值(Maximum)、极小值(minimum)、均值(mean)、标准偏差(standard deviation)、偏斜度(skewness)和峭度(kurtosis)^[7],即

$$F = [M, m, mean, s, sk, k] \tag{10}$$

其中

$$M = \max\{s_i\}$$

$$m = \min\{s_i\}$$

$$mean = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - mean)^2}$$

$$sk = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - mean)^3$$

$$k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - mean)^4$$

至此,可以得到原始特征向量为:

$$G = [E', F] \tag{11}$$

3 KLDA 特征优选

通过以上故障特征提取方法得到的特征数量较多,过多的特征不仅会增加故障分类器设计的复杂度,还会降低故障诊断的精度,因此必须对模拟电路故障特征进行优化和选择。

KLDA是线性判别分析(Liner Discriminant Analysis, LDA)非线性推广的核形式,其基本思想是先通过核方法把原始样本映射到高维特征空间,再在此高维特征空间中执行LDA^[11]。

设有 $x_1, x_2, \cdots, x_m \in R^n$ 个样本,分别属于 c 个类别, ϕ 为由核方法诱导的非线性映射,那么KDA的目标函数为:

$$w_{opt} = \arg \max \frac{w^T S_b^f w}{w^T S_w^f w} \tag{12}$$

其中

$$S_w^f = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^{m_k} [\phi(x_i^{(k)} - \mu_\phi^{(k)})][\phi(x_i^{(k)} - \mu_\phi^{(k)})]^T$$

$$S_b^f = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^c m_k (\mu_\phi^{(k)} - \mu_\phi)(\mu_\phi^{(k)} - \mu_\phi)^T$$

式中, w 为投影向量, m 为总的样本数量, m_k 为第 k 类样本数量, $\phi(x_i^{(k)})$ 为特征空间中第 k 类的第 i 个样本, $\mu_\phi^{(k)}$ 为特征空间中第 k 类样本的均值向量, S_w^f 为特征空间中类内散度矩阵, S_b^f 为特征空间中类间散度矩阵。

整体散度矩阵为:

$$S_t^f = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\phi(x_i) - \mu_\phi][\phi(x_i) - \mu_\phi]^T$$

容易证明 $S_t^f = S_w^f + S_b^f$, 则KDA的目标函数等价于:

$$w_{opt} = \arg \max \frac{w^T S_b^f w}{w^T S_t^f w} \tag{13}$$

最优投影向量 w 可通过求解下列广义特征值问题获得:

$$S_b^f w = \lambda S_t^f w \tag{14}$$

4 仿真实验与分析

图1为本文提出的基于时频域特征提取和IDAG-SVM(改进的有向无环图支持向量机算法)^[9]的模拟电路软故障诊断流程图。首先,将激励信号输入待测电路得到输出响应曲线;然后,一方面对输出信号做小波包变换,并提取能量谱,另一方面提取输出响应信号的时域特征量,二者共同组成初步的故障特征向量;接着,采用核判别分析法进行故障特征优选,并用选出的故障特征训练二类分类器和计算不同故障之间的区分度,从而构建出有向无环图支持向量机;最后用得到的分类器进行故障诊断。

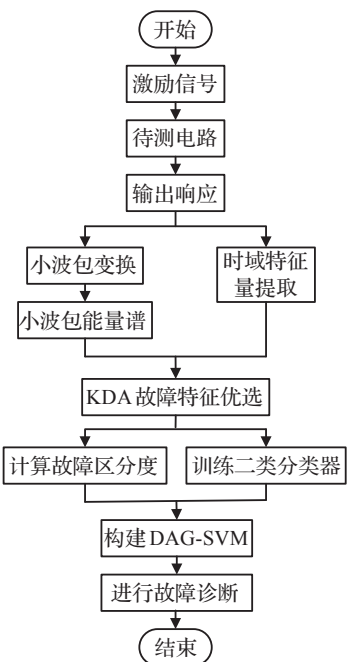


图1 基于时频域特征提取和IDAG-SVM的模拟电路软故障诊断流程图

4.1 诊断电路故障设置

下面以图2所示的 Sallen-Key 电路为例说明本文设计的模拟电路软故障诊断方法的有效性。

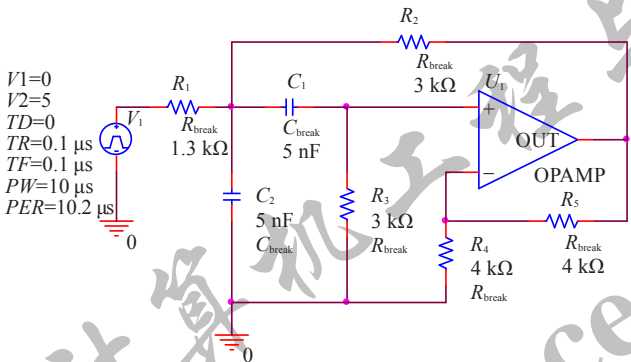


图2 Sallen-Key 电路图

元件的标称值已在图中标出, 电路中所有电容和电阻的容差设置均为 5%, 本文仅考虑模拟电路发生单软故障的情形, 即当电路中任一元件偏离其标称值 20%, 其他元件在各自容差内变化。故障模式设置如表 1 所示。

表 1 Sallen-Key 电路单软故障模式

故障号	故障类型	标称值	故障设置
F1	$C_1 \downarrow$	5 nF	4 nF
F2	$C_1 \uparrow$	5 nF	6 nF
F3	$C_2 \downarrow$	5 nF	4 nF
F4	$C_2 \uparrow$	5 nF	6 nF
F5	$R_1 \downarrow$	1 kΩ	0.8 kΩ
F6	$R_1 \uparrow$	1 kΩ	1.2 kΩ
F7	$R_2 \downarrow$	3 kΩ	2.4 kΩ
F8	$R_2 \uparrow$	3 kΩ	3.6 kΩ
F9	$R_3 \downarrow$	3 kΩ	2.4 kΩ
F10	$R_3 \uparrow$	3 kΩ	3.6 kΩ
F11	$R_4 \downarrow$	4 kΩ	3.2 kΩ
F12	$R_4 \uparrow$	4 kΩ	4.8 kΩ
F13	$R_5 \downarrow$	4 kΩ	3.2 kΩ
F14	$R_5 \uparrow$	4 kΩ	4.8 kΩ
F15	NF	-	-

4.2 时频域故障特征提取

按照表 1 设置的故障模式对图 2 中的电路用 OrCAD10.5 软件进行仿真分析。首先, 给电路输入一 5 V、10 μs 的脉冲信号; 然后, 对电路进行瞬态分析和 50 次蒙特卡洛分析; 同时, 对电路输出的故障响应信号以 2.5 MHz 的采样频率进行采样, 收集 60 μs 内的采样信号得到 150 个采样点, 即每类故障采集 50 次具有 150 个采样点的时域故障信号样本。接下来, 一方面分别计算每个样本的极大值、极小值、均值、标准偏差、偏斜度、峭度等 6 个统计特征, 得到时域故障特征; 另一方面对采集到的这 50 \times 15 个时域样本信号进行 3 层 Haar 小波包分解, 得到第三层 8 个频带的小波包重构信号, 并求其 8 个

频带内的能量谱作为频域的故障特征。由此可以得到 750 个维度为 14 的特征向量。部分时频域特征值如图 3 所示, 其中 x 轴表示特征维度, 共 14 维, y 轴表示故障模式, 共 15 种, z 轴表示相应值。

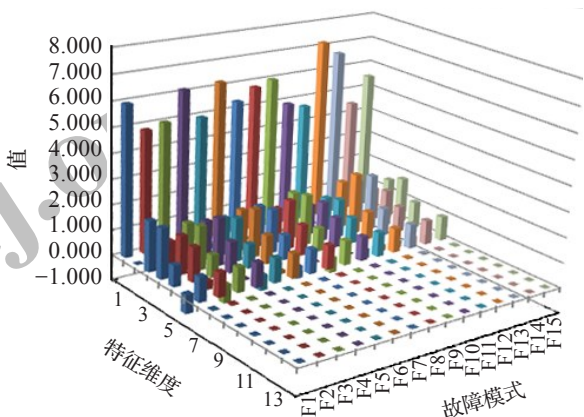


图3 部分故障时频域特征值

4.3 KLDA 特征优选

用 14 维的特征向量来区分 15 个故障模式会产生一些冗余成分, 这不仅影响到后续分类器设计的复杂性, 而且还会导致故障识别的精度降低。因此需要对这些特征值进一步优选。本文采用第 3 章介绍的核判别分析方法进行特征优选, 核函数选用高斯核函数。图 4 表明, 只需要前三个特征就可以把大部分故障类型区分开来, 只有 F12 与 F13, F11 与 F14 两组故障分离不够清晰。从图 5 中可以看出, 加入第四个特征就可以很好地区分上述两组故障。与文献[5]相比, 特征数量明显减少, 大大减少了后续分类器的复杂度; 与文献[6, 12]相比, 虽然需要的特征数量稍多, 那是因为本文方法设置的元件容差较大, 而软故障的偏离度较小, 也从侧面说明了该方法的有效性。

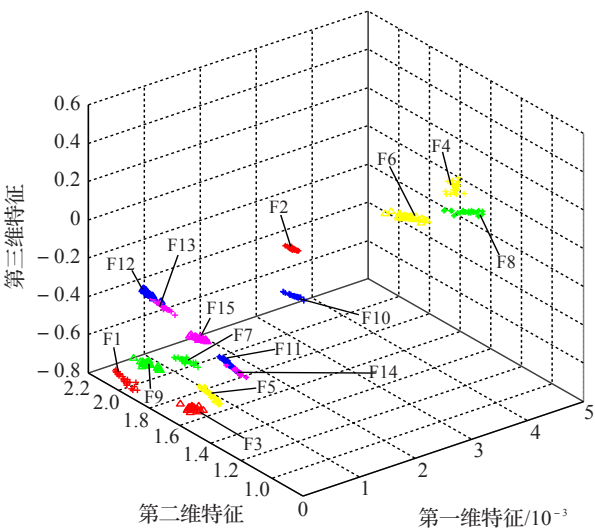


图4 核判别分析方法提取的三维故障模式分布图

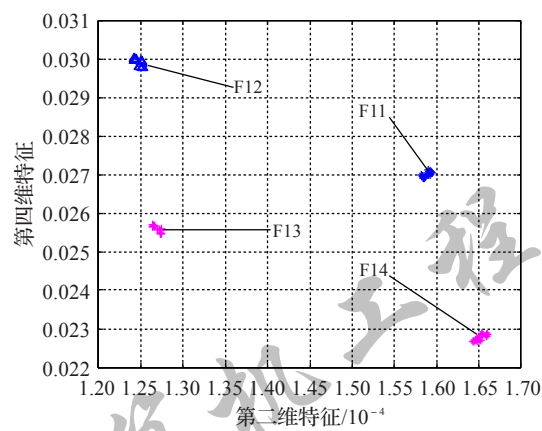


图5 核判别方法优选的第二、四维特征下故障模式F11~F14分布图

4.4 IDAG-SVM 故障诊断

支持向量机(SVM)作为一种新的机器学习方法,凭借其结构风险最小化、形式简洁、训练快捷等特点^[13],在故障诊断领域应用中取得了很好的效果。DAG-SVM是对“1-vs-1”SVM的拓展改进,提高了测试速度,消除了拒分区域,并具有一定的容错性^[14],但也存在结构不稳定性和“误差累积”的缺点^[15]。文献[9]改进了这种方法的不足,在模拟电路软故障诊断中取得了良好的效果,本文沿用此方法作为分类器。

将4.3节优选的50次蒙特卡洛分析的故障特征分为两部分:其中,前30次蒙特卡洛分析得到的450个故障特征样本用于训练支持向量机,后20次蒙特卡洛分析得到的300个故障特征样本作为测试样本输入IDAG-SVM进行故障诊断。核函数选用高斯径向基核函数。

表2 故障诊断方法比较表

方法	容差大小/%	故障偏离度/%	故障模式数量	故障诊断率/%	运行时间/ms
文献[12]	5/10	10~50	9	96.8	4.05
文献[5]	5	5~50	15	98.7	3.21
文献[6]	1	20	9	100	0.86
文献[16]	5/10	50	9	100	0.59
本文方法	5	20	15	100	1.03

4.5 仿真结果分析

根据上述设计方法对图2中的电路根据表1中设置的故障模式进行诊断。将本文方法的实验结果与其他文献中方法的实验结果进行比较,更加直观地体现了本文所设计方法的优越性。比较结果如表2所示。

与文献[12]中采用的基于自适应小波分解和SVM方法相比,本文方法的性能有很大提升。文献[5]基于mRMR原则提取故障特征,取得了比较好的效果,但用故障特征属性之间的相关性并不能本质地反映故障之

间的区别,因此所需要的故障特征较多,诊断时间较长,故障诊断率也不是很高;文献[6]采用小波包能量谱进行特征提取,并通过NPE方法进行特征优选,从结果上看,效果很好,但其前提是容差设置只有1%,并且选择了较容易区分的9个故障,若按本文的参数设置,无法取得这么好的效果;文献[16]采用共空间模式和超限学习机的方法进行故障诊断,与文献[6]类似,其参数设置较为宽松,使得诊断结果只是看上去很好。由此可见,本文提出的方法是有价值的。

5 结束语

本文基于时域统计特征和小波包能量谱进行特征提取,并通过核判别分析方法进行特征优选,最后将选出的特征输入改进有向无环图支持向量机,实现了模拟电路软故障的有效诊断。与其他文献采用的方法比较结果显示,本文提出的方法具有更高的故障分辨率和更广泛的使用范围。首先,小波包分解将难以区分的时域信号转换到频域,用容易区分的各频带的能量谱作为部分故障特征,另外,加入了部分时域的统计信息,从另一个侧面反映信号的特征,从而保证了特征提取的全面和有效。然后,用核判别分析方法进行特征优选,筛选出数量较少而又能使故障达到很好区分度的特征。最后,用改进的有向无环图支持向量机故障分类器识别故障的类型。通过在Sallen-Key电路上的单软故障诊断仿真实验表明该方法具有良好的性能。对其他模拟电路软故障诊断研究也具有很好的借鉴意义和推广价值。

参考文献:

[1] Li F, Woo P Y. Fault detection for linear analog IC-the method of short-circuit admittance parameters[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, 2002, 49(1): 105-108.

[2] Variyam P N, Chatterjee A. Enhancing test effectiveness for analog circuits using synthesized measurements[C]// Proceedings of 16th IEEE Symposium on VLSI Test, 1998: 132-137.

[3] Deng Y, Shi Y B, Zhang W. Diagnosis of soft faults in analog integrated circuits based on fractional correlation[J]. Journal of Semiconductors, 2012, 33(8): 1-6.

[4] 肖迎群, 冯良贵, 何怡刚. 基于小波分形和核判别分析的模拟电路故障诊断[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 230-238.

[5] 孙健, 王成华. 基于mRMR原则和优化SVM的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 221-226.

[6] 孙健, 王成华, 杜庆波. 基于小波包能量谱和NPE的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 2221-2227.

(下转 141 页)