

基于特征优选模拟电路故障诊断方法

李 旻, 咸卫明, 龙 兵, 王厚军

(电子科技大学自动化学院 成都 611731)

【摘要】传统基于最小二乘支持向量机模拟电路故障诊断方法都是使用单一的特征向量组合训练支持向量机所有二分类器,然而实际上每个二分类器对不同的特征向量组合有不同的分类精度。因此,提出了基于马氏距离的粒子群优化算法,为最小二乘支持向量机所有二分类器优选出近最优的特征向量组合。然后,将近最优特征向量组合用于训练和测试该支持向量机。最后把该方法应用于模拟电路早期故障诊断,实验结果表明,基于近最优特征向量组合的诊断精度要高于单一特征向量组合的诊断精度。

关键词 故障诊断; 特征优选; 最小二乘支持向量机; 马氏距离; 粒子群优化算法

中图分类号 TN707

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2014.04.015

Method for Fault Diagnosis of Analog Circuits Based on Feature Selection

LI Min, XIAN Wei-ming, LONG Bing, and WANG Hou-jun

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science & Technology of China Chengdu 611731)

Abstract Traditionally, multi-fault diagnosis of analog circuits based on least squares support vector machine (LSSVM) usually uses a single feature vector combination to train all binary LSSVM classifiers. However, in fact, each binary LSSVM classifier has different classification accuracy for different feature vector combinations. Therefore, the Mahalanobis distance (MD) based on particle swarm optimization (PSO) is proposed to select a near-optimal feature vector combination for each binary classifier. Then, the near-optimal feature vector combinations are used to train and test LSSVM for diagnostics of the incipient faults in analog circuits. The experimental results show that the accuracy using the near-optimal feature vector combinations is higher than the accuracy using a single vector combination.

Key words faults diagnosis; feature selection; least squares support vector machine; Mahalanobis distance; particle swarm optimization

近年来因电子系统的关键模块或元件故障导致了大量的人力、物力与财力的损失,其中约有80%的故障发生在模拟电路中,因此模拟电路的故障诊断,尤其是早期故障诊断变得极为重要^[1]。由于支持向量机较好地解决了小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题,最小二乘支持向量机是标准支持向量机的扩展,其求解速度更快,在故障诊断、文本识别等许多领域得到了广泛应用^[2]。文献[3]使用小波变换系数训练支持向量机,实现了半波整流器的故障诊断。文献[4]采用小波能量指数训练最小二乘支持向量机,实现了滤波器的故障诊断。虽然文献[3-4]都采用支持向量机实现了模拟电路的故障诊断,但都是使用单一的特征向量组合来训练和

测试支持向量机。但实际上,支持向量机的每个二分类器对于不同的特征向量组合有不同的分类精度。所以,传统方法使用单一的特征向量组合来训练支持向量机,往往并不能得到很高的诊断精度。

粒子群优化算法具有实现容易、精度高、收敛快等优点。同时,马氏距离是一种计算两个未知样本集相似度的有效方法。为此,本文提出了基于马氏距离的粒子群优化算法,为最小二乘支持向量机所有二分类器优选出近最优的特征向量组合。

1 最小二乘支持向量机的诊断流程

基于最小二乘支持向量机的模拟电路故障诊断流程有4个阶段^[5]:数据采集阶段、预处理阶段、训练阶段和诊断阶段。数据采集阶段,一般采用EDA

收稿日期: 2013-04-16; 修回日期: 2013-09-06

基金项目: 国家自然科学基金(61071029, 60934002, 61201009, 61271035)

作者简介: 李旻(1973-),男,在职博士生,主要从事电路与系统失效分析、自动化测试、诊断、预测方面的研究。

仿真软件OrCAD/PSPICE进行模拟故障状态,获得仿真数据。在模拟电路训练和诊断阶段,采用最小二乘支持向量机工具箱^[5]解决复杂的分类问题。因此,在模拟电路诊断的整个流程中,预处理至关重要。在预处理阶段,需要定义电路的故障特征向量以及选择出近最优的特征向量来训练最小二乘支持向量机。基于最小二乘支持向量机的模拟电路故障诊断的详细流程可参考文献^[5]。

2 模拟电路故障特征向量

为了能够提取反映输出响应曲线全局属性的特征,本文提出了采用统计特征作为故障特征向量。统计特征向量由极差(range)、均值(mean)、标准偏差(std)、偏斜度(skewness)、峭度(kurtosis)、熵(entropy)^[6]和质心(centroid)^[6]构成,即:

$$F = [w, m, v, s, k, e, n] \quad (1)$$

式中, w 、 m 、 v 、 s 、 k 、 e 、 n 分别为输出响应 x 的极差、均值、标准偏差、偏斜度、峭度、熵和质心。

3 模拟电路故障特征向量组合优选

3.1 马氏距离

1936年,文献^[7]提出了新的距离度量方法——马氏距离。马氏距离考虑了样本的分布特征,能够更好地度量未知样本与样本集之间的距离^[7]。

由于马氏距离不受特征相关性和量纲的影响,所以计算不同样本之间的距离,马氏距离最适合。通常,如果两个样本之间的马氏距离比较小,则它们属于同一故障类别。因此,在模拟电路多个故障诊断时,用马氏距离作为计算标准,为每个支持向量机二分类器找出马氏距离最大的特征向量组合,则每个二分类器就可以获得高的分类精度。虽然采用马氏距离作为计算标准不能保证为每个二分类器都能找到最优的特征向量组合,但可以获得近最优的特征向量组合。

在确定了选择特征向量组合的标准后,下面的关键问题是如何在尽可能短的时间内为每个二分类器优选出近最优的特征向量。当然,如果想获得特征向量组合的最优解,可以采用穷举法,对每种特征向量组合进行遍历,但是效率很低,很难满足实际应用中的需求。对于本文中 (1) 的统计特征向量,特征向量组合有128种,依次遍历每种组合,需要花费大量的时间。为此,本文提出基于马氏距离的粒子群优化算法优选出近最优的特征向量组合,其流程如图1所示。

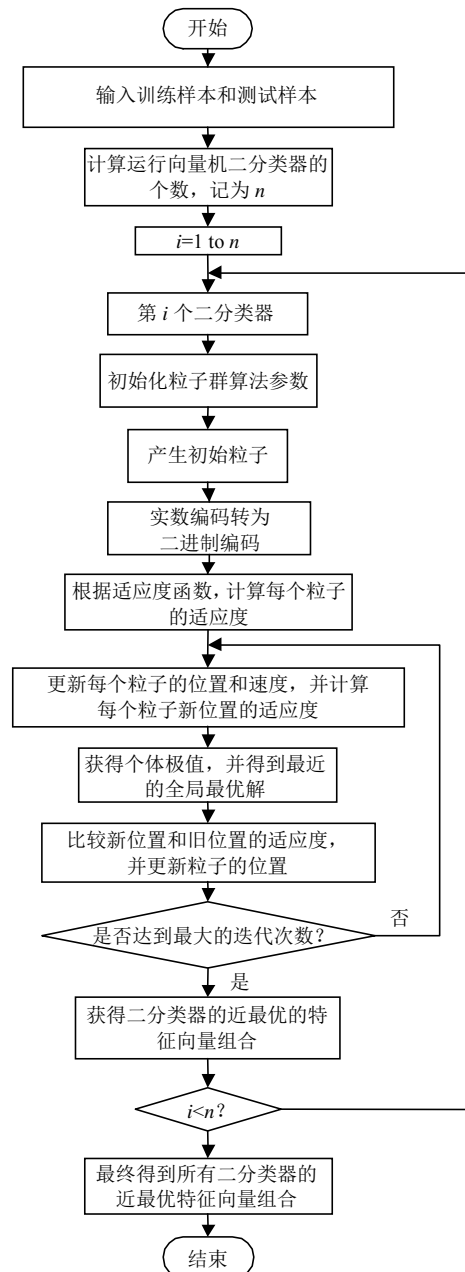


图1 基于马氏距离的粒子群算法优选特征向量组合的流程

3.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法是文献^[8]开发的一种演化计算技术,来源于对鸟类觅食行为的模拟,也称为粒子群算法。粒子群优化算法的优化性能很大程度上取决于惯性权重系数的大小。研究表明,较大的权重能较好地避免局部最小值,而较小的权重具有更快的收敛速度。因此,本文采用自适应惯性权重算法。

同时,适应度函数的选择对粒子群优化算法的性能有着至关重要的影响。为了优选出近最优的特征向量组合,以特征向量组合的马氏距离最大作为适应度函数。另外,由于粒子群算法是实数编码,将其转换为二进制编码。根据 (1) ,用7个二进制位

分别表示7个特征量,如粒子群算法优选出的结果是0010101,那么标准偏差、峭度和质心就是优选出的近最优特征向量组合。

3.3 故障特征向量组合优选

通过粒子群算法优选出的特征向量,用于训练最小二乘支持向量机,得出的诊断精度虽然不是最优的,但往往都比使用同一特征向量训练所有二分类器得出的精度要高。所以,本文提出的特征向量组合优选的方法,不仅简单有效,而且可以用于模拟电路的自动测试和诊断。从图1可以看出,基于马氏距离的粒子群优化算法的特征向量组合优选步骤为:先计算电路在各故障模式下输出响应的统计特征向量集合,然后计算出每两种故障模式的马氏距离,最后再利用粒子群优化算法即可优选出支持向量机所有二分类器的特征向量组合。同时,为了进一步评估本文方法的性能,还完成了以穷举法获得最优特征向量组合的诊断程序。

4 实验结果

4.1 实验1

本文采用文献[9]中的Leapfrog滤波器作为第一个实验电路。电阻和电容的容差分别设为±5%和±10%。经PSPICE灵敏度分析,发现电路元件 R_1 、 R_2 、 R_3 、 R_4 、 R_8 及 C_2 对测试信号比较敏感,因此选择这些元件作为潜在的故障元件。本文研究电路元件的软故障,并且每个故障元件都有两种故障态:正偏(↑)和负偏(↓)。为了模拟Leapfrog滤波器的早期软故障,每个故障元件的故障间隔都接近元件的正常的容差范围。Leapfrog滤波器的故障元件的故障间隔的设置如表1所示,表中, Y_n 代表正常值。

表1 Leapfrog滤波器早期故障元件的故障间隔

故障元件	正偏(↑)	负偏(↓)
R_1	$[1.05 Y_n-1.15 Y_n]$	$[0.85 Y_n-0.95 Y_n]$
R_2	$[1.05 Y_n-1.15 Y_n]$	$[0.85 Y_n-0.95 Y_n]$
R_3	$[1.05 Y_n-1.15 Y_n]$	$[0.85 Y_n-0.95 Y_n]$
R_4	$[1.05 Y_n-1.15 Y_n]$	$[0.85 Y_n-0.95 Y_n]$
R_8	$[1.05 Y_n-1.15 Y_n]$	$[0.85 Y_n-0.95 Y_n]$
C_2	$[1.10 Y_n-1.20 Y_n]$	$[0.80 Y_n-0.90 Y_n]$

在利用PSPICE模拟电路软故障获得仿真时,传统方法^[3-5]都是将故障元件设置为固定的故障值,这样建立的故障字典是不完整的,而且与实际状况有很大偏差。为了解决这一问题,本文提出了一种新的方法:均值容差法。下面以故障元件 R_1 发生正偏为例说明均值容差法的简单思想。首先,根据 R_1 正

偏的故障间隔 $[10.5 \text{ k}\Omega, 11.5 \text{ k}\Omega]$,计算出故障间隔的均值 $(10.5+11.5)/2=11 \text{ k}\Omega$ 。然后,找出故障间隔均值的容差,当容差为±4.5%时, $11 \times (1+4.5\%)=11.495 \text{ k}\Omega$, $11 \times (1-4.5\%)=10.505 \text{ k}\Omega$ 。因此,在用PSPICE模拟故障 R_1 发生正偏时,就可以将 R_1 的标称值设为 $11 \text{ k}\Omega$,容差设为±4.5%,这样在利用Monte Carlo分析获得仿真数据建立故障字典时,故障元件的值就不是固定不变的了,建立的故障字典也就比较完整与合理。根据均值容差方法,Leapfrog滤波器故障元件的故障值的设置如表2所示。本文只考虑单个软故障的情况。

表2 自适应滤波器故障元件的故障值及容差设置

故障编号	故障类别	正常值	故障值	容差/%
F_0	NF	—	—	—
F_1	$R_1\uparrow/\text{k}\Omega$	10	11	±4.5
F_2	$R_1\downarrow/\text{k}\Omega$	10	9	±5.5
F_3	$R_2\uparrow/\text{k}\Omega$	10	11	±4.5
F_4	$R_2\downarrow/\text{k}\Omega$	10	9	±5.5
F_5	$R_3\uparrow/\text{k}\Omega$	10	11	±4.5
F_6	$R_3\downarrow/\text{k}\Omega$	10	9	±5.5
F_7	$R_4\uparrow/\text{k}\Omega$	10	11	±4.5
F_8	$R_4\downarrow/\text{k}\Omega$	10	9	±5.5
F_9	$R_8\uparrow/\text{k}\Omega$	10	11	±4.5
F_{10}	$R_8\downarrow/\text{k}\Omega$	10	9	±5.5
F_{11}	$C_2\uparrow/\text{nF}$	20	23	±4.5
F_{12}	$C_2\downarrow/\text{nF}$	20	20	±5.5

本文用PSPICE的时域瞬态分析和Monte Carlo分析获得各个故障的仿真数据。在时域瞬态分析时,运行时间和最大步长分别设为3 ms和1 μs。在Monte Carlo分析时,设置运行600次,容差服从高斯分布。仿真数据保存为“txt”格式,然后根据式(1)计算出统计特征向量。每个故障态(包含正常态)都有600个样本,其中300个作为训练集,300个作为测试集。

为了以最小的特征向量维数获得高的分类精度,往往需要采用一些特征向量组合选择的方法来减小特征向量的维数。以故障 F_0 和 F_1 的50个样本为例,来说明特征向量组合优选的必要性。故障 F_0 和 F_1 的统计特征向量如图2所示。从图2可以看出,故障 F_0 和 F_1 最显著的特征是质心,即只需要根据质心这一特征就可以区分故障 F_0 和 F_1 ,其余的特征量是冗余的。为此,本文提出了基于马氏距离的粒子群算法优选特征向量组合的方法,具体的特征向量优选流程如图1所示。

根据表2,Leapfrog滤波器有13个故障态,所以需要为 $13 \times (13-1)/2=78$ 个支持向量机二分类器优选出近最优的特征向量组合。故障 F_0 和 F_1 特征向量组

合优选后的结果为0000101,即峭度和质心。虽然没有选出最优的结果,但也是一个近最优的结果,将特征向量的维数由7维减到了2维。因此本文的方法是合理有效的。

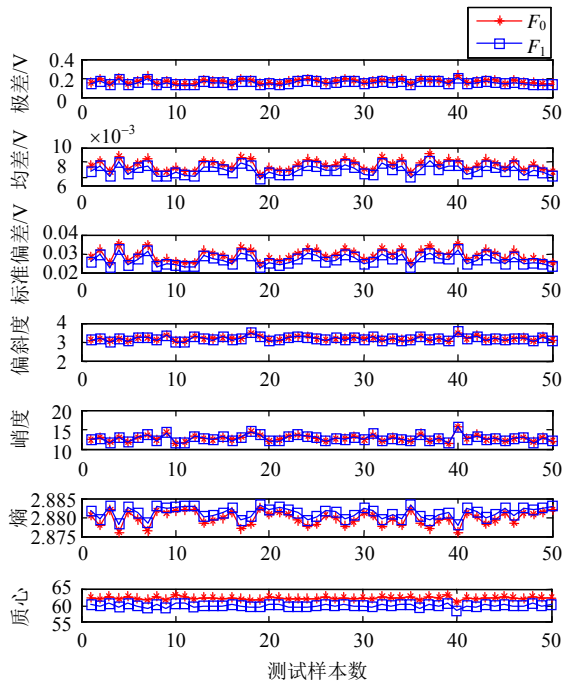


图2 故障 F_0 和 F_1 的统计特征向量

为了进一步验证本文提出方法的优越性,从两个方面进行分析说明:

1) 分类精度的比较。为了说明每个二分类器对于不同的特征向量组合有不同的分类精度,分别以每个故障有50、100、200、250和300个样本为例,比较基于近最优特征向量组合的分类精度与基于单一特征向量的分类精度,比较结果如图3所示。从图3可以看出,基于优选特征向量的诊断精度要明显高于单一特征向量的诊断精度。

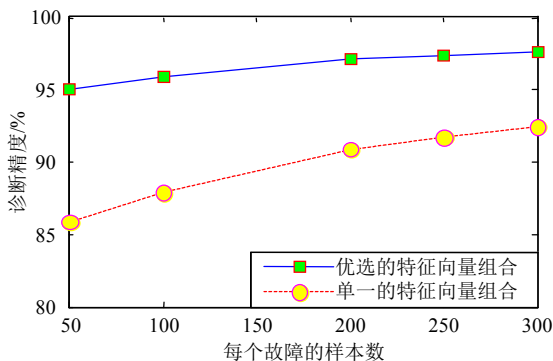


图3 基于优选特征向量与单一特征向量诊断精度比较

2) 特征向量优选的时间。为了说明基于马氏距离的粒子群算法优选的特征向量不仅提高了诊断精度,而且提高了效率,将其与穷举法选择最优特征向量组合的时间进行比较,比较结果如图4所示。通

过比较可以得出,基于马氏距离的粒子群优化算法的特征向量优选时间仅是穷举法时间的1/57左右,大大缩短了特征向量组合优选的时间。

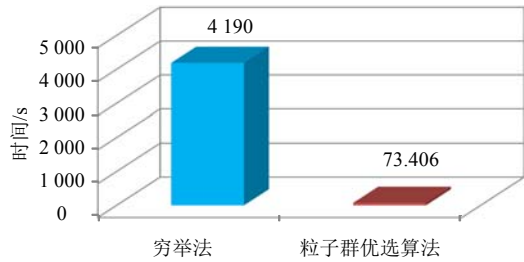


图4 粒子群优化算法与穷举法的时间比较

表3 Leapfrog故障识别率

故障编号	故障类别	诊断精度/%
F_0	NF	92.50
F_1	$R_1 \uparrow$	98.00
F_2	$R_1 \downarrow$	98.00
F_3	$R_2 \uparrow$	95.00
F_4	$R_2 \downarrow$	96.00
F_5	$R_3 \uparrow$	96.33
F_6	$R_3 \downarrow$	90.83
F_7	$R_4 \uparrow$	98.67
F_8	$R_4 \downarrow$	96.33
F_9	$R_8 \uparrow$	100.00
F_{10}	$R_8 \downarrow$	92.40
F_{11}	$C_2 \uparrow$	88.50
F_{12}	$C_2 \downarrow$	93.20
平均诊断精度/(%)		95.06

表3给出了Leapfrog滤波器每个故障的故障识别率以及平均故障识别率,反映出本文方法对Leapfrog滤波器的早期故障具有较高的故障识别率。

4.2 实验2

图5所示电路是一个典型的自适应滤波器,电阻容差为 $\pm 5\%$,电容容差为 $\pm 10\%$ 。选择 R_1 、 R_2 、 R_f 、 R_4 和 C_2 为故障元件,自适应滤波器故障元件的早期故障间隔的设置如表4所示。根据实验1中提出的均值容差法,自适应滤波器故障元件的故障值的设置如表5所示。因此,该电路有11类故障,外加电路正常态共12类状态,只考虑单软故障。

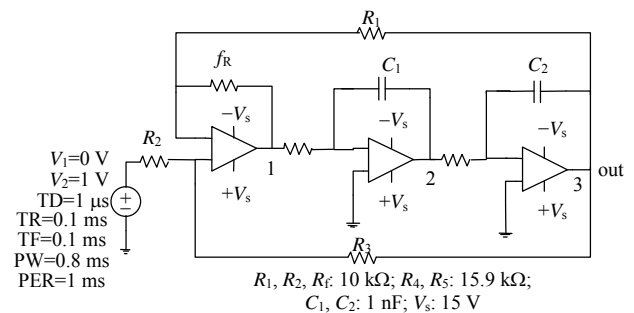


图5 自适应滤波器电路图

表4 自适应滤波器早期故障元件的故障间隔

故障元件	正偏(↑)	负偏(↓)
R_1	$[1.20Y_n-1.50Y_n]$	$[0.50Y_n-0.80Y_n]$
R_2	$[1.20Y_n-1.50Y_n]$	$[0.50Y_n-0.80Y_n]$
R_f	$[1.20Y_n-1.50Y_n]$	$[0.50Y_n-0.80Y_n]$
R_4	$[1.20Y_n-1.50Y_n]$	$[0.50Y_n-0.80Y_n]$
C_2	$[1.15Y_n-1.45Y_n]$	$[0.55Y_n-0.85Y_n]$

表5 自适应滤波器故障元件的故障值及容差设置

故障编号	故障类别	正常值	故障值	容差/%
F_0	NF	—	—	—
F_1	$R_1↑/kΩ$	10	13.5	±11
F_2	$R_1↓/kΩ$	10	6.5	±23
F_3	$R_2↑/kΩ$	10	13.5	±11
F_4	$R_2↓/kΩ$	10	6.5	±23
F_5	$R_f↑/kΩ$	10	13.5	±11
F_6	$R_f↓/kΩ$	10	6.5	±23
F_7	$R_4↑/kΩ$	15.9	21.465	±11
F_8	$R_4↓/kΩ$	15.9	10.335	±23
F_9	$C_2↑/nF$	1	1.3	±11
F_{10}	$C_2↓/nF$	1	0	±22

同样, 采用基于马氏距离的粒子群优化算法优选出该电路故障的近最优的特征向量组合。表6给出了自适应滤波器每个故障的故障识别率以及平均故障识别率, 同时与文献[10]提出的HMM的诊断结果进行了比较, 表中 Y_n 代表正常值。从表6的比较结果可以明显看出本文方法的诊断精度要明显高于文献[10]的方法。

表6 自适应滤波器故障元件的故障值及容差设置

故障编号	故障类别	文献[10]方法 诊断精度/%	本文的方法 诊断精度/%
F_0	NF	87.00	99.60
F_1	$R_1↑$	73.00	100.00
F_2	$R_1↓$	75.67	99.80
F_3	$R_2↑$	93.67	100.00
F_4	$R_2↓$	93.33	100.00
F_5	$R_f↑$	76.00	99.60
F_6	$R_f↓$	68.00	100.00
F_7	$R_4↑$	100.00	98.40
F_8	$R_4↓$	100.00	100.00
F_9	$C_2↑$	100.00	98.20
F_{10}	$C_2↓$	100.00	99.00
平均诊断精度/(%)		87.88	99.51

实验结果及分析表明了本文方法的有效性, 同时表明利用粒子群优化和马氏距离进行特征向量组合筛选具有更好的故障识别能力。在实际应用中, 只需要根据优选出的特征向量组合计算相应的故障特征, 便可以获得较高的故障识别率。

5 结论

本文针对传统LSSVM用于模拟电路故障诊断时存在的使用单一特征向量组合训练LSSVM所有

二分类器造成诊断精度不高的问题, 提出了基于马氏距离的粒子群优化算法, 为LSSVM所有二分类器优选出近最优的特征向量组合。最后将优选出的特征向量组合用于训练和测试LSSVM, 实现了模拟电路早期故障的诊断。本文通过两个典型的模拟电路对提出的方法进行了验证, 并与其他方法进行了比较, 结果表明: 1) 基于近最优特征向量组合的诊断精度要高于单一特征向量组合的诊断精度; 2) 提出的方法相比目前常用的基于HMM模型的方法, 有更好地故障识别能力。

参 考 文 献

- [1] 龙兵, 高旭, 刘震, 等. 基于Visio控件多信号模型分层建模方法[J]. 电子科技大学学报, 2011, 41(2): 259-264.
LONG Bing, GAO Xu, LIU Zhen, et al. Hierarchical modeling method for multi-signal model based on Visio control component[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 41(2): 259-264.
- [2] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [3] CUI J, WANG Y R. A novel approach of analog circuit fault diagnosis using support vector machines classifier[J]. Measurement, 2011, 44(1): 281-289.
- [4] LONG Bing, TIAN Shu-lin, WANG Hou-jun. Least squares support vector machine based analog circuit fault diagnosis using wavelet transform as preprocessor[C]// International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS). Fujian: [s.n.], 2008: 1026-1029.
- [5] LONG Bing, TIAN Shu-lin, WANG Hou-jun. Diagnostics of filtered analog circuits with tolerance based on LS-SVM using frequency features[J]. Journal of Electronic Testing: Theory and Application, 2012, 28 (3): 291-300.
- [6] YUAN L F, HE Y G, HUANG J Y, et al. A new neural-network-based fault diagnosis approach for analog circuits by using kurtosis and entropy as a preprocessor[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(3): 586-595.
- [7] MAHALANOBIS P C. On the generalized distance in statistics[C]//Proceedings of the National Institute of Science of India. Calcutta, India: [s.n.], 1936, 2(1): 49-55.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//International Conference on Neural Networks (ICNN). Perth, WA: [s.n.], 1995: 1942-1948.
- [9] YANG C L, TIAN S L, LONG B. Methods of handling the tolerance and test-point selection problem for analog-circuit fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(1): 176-185.
- [10] XU L J, HUANG J G, WANG H J, et al. A novel method for the diagnosis of the incipient faults in analog circuits based on LDA and HMM[J]. Circuit, Systems, and Signal Processing, 2010, 29(4): 577-600.