

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.08.007

# 基于小波变换和 CFA-LSSVM 模拟电路故障诊断

谈恩民 王存存 张欣然

(桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院 桂林 541004)

**摘要:**为了提高模拟电路故障诊断、识别的正确分类率,提出了一种提升小波变换和混沌萤火虫算法(CFA)优化 LSSVM 参数的模拟电路故障诊断方法。首先对采集到的被测电路输出电压信号进行提升小波变换;然后对变换后的数据进行因子分析法对优化处理,将经优化的数据作为不同模式的故障特征集;最后将所得故障特征集作为样本输入到 CFA-LSSVM 模型进行故障诊断。实验结果表明,该方法的故障诊断正确率达到了 98% 以上,提高了诊断性能,可适用于模拟电路的故障诊断。

**关键词:**故障诊断;特征提取;提升小波变换;因子分析;混沌萤火虫算法;最小二乘支持向量机

**中图分类号:** TP206;TN707 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.10

## Analog circuit fault diagnosis based on wavelet transform and CFA-LSSVM

Tan Enmin Wang Cuncun Zhang Xinran

(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** In order to improve the correct classification rate of analog circuit fault diagnosis and recognition, a simulation circuit fault diagnosis method based on lifting wavelet transform and chaotic firefly algorithm (CFA) is proposed to optimize LSSVM parameters. Firstly, the wavelet transform is applied to the output voltage signal of the measured circuit. Then, the transformed data is analyzed by factor analysis method, and the optimized data is taken as the fault feature set of different modes. Finally, the obtained fault feature set as sample is imported into the CFA-LSSVM model for troubleshooting. The experimental results show that the fault diagnosis accuracy of this method is more than 98%, which improves the diagnostic performance and can be applied to the fault diagnosis of analog circuits.

**Keywords:** fault diagnosis; feature extraction; lifting wavelet transform; factor analysis; chaotic firefly algorithm; LSSVM

## 0 引 言

目前将模拟、数字和混合信号电路集成到同一电路板上,构成片上系统(SOC)。在SOC系统中,有80%以上的故障发生于模拟部分<sup>[1]</sup>,是SOC系统故障的主要来源。由于模拟电路建模困难,元件非线性参数漂移等因素,阻碍了电路故障诊断的发展,为此,许多学者将其他各学科间综合知识应用到模拟电路故障诊断中。模拟电路故障诊断方法主要分为测试前模拟(SBT)和测试后模拟(SAT);其主要步骤分为两步:故障特征提取和故障诊断。故障特征提取方法主要有小波分解<sup>[2]</sup>、模糊理论<sup>[3]</sup>、因子分析<sup>[4]</sup>和主元分析<sup>[5]</sup>等。在测试时,因为故障

重叠<sup>[6]</sup>等是影响故障诊断的主要因素。因此,故障特征提取在模拟电路故障诊断中显得尤为重要。其中,由于小波变换具有良好的时频特性,去干扰等特点,使其在故障诊断特别是小波神经网络<sup>[7]</sup>领域得到广泛应用。故障诊断的方法主要有神经网络<sup>[7]</sup>、粒子群优化(PSO)算法<sup>[8]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[9]</sup>、最小二乘支持向量机(LSSVM)<sup>[10]</sup>和极限学习机<sup>[11]</sup>等。其中LSSVM的分类效果与其模型有关,且其具样本量需求少,分类能力强等特点。已有学者将遗传算法(GA),PSO算法等<sup>[8-10]</sup>智能算法对LSSVM结构参数进行优化,取得了良好的研究成果。

文献[4]利用因子分析将提取的特征参数进行降维,将其作为SVM的样本输入进行故障诊断。文献[8]

使用改进的 PSO 算法优化 LSSVM 的结构模型,取得了良好的诊断效果。文献[9]将提升小波分解应用于模拟电路的故障特征提取中,提高了诊断的正确率。文献[12]提出 GMKL-SVM 用于模拟电路故障诊断,实现了单双故障的诊断。文献[13]将因子分析和 ELM 应运于模拟电路故障,提高了电路故障率。文献[14]提出了将小波变换、主成分分析和数据归一化处理方式相结合的方法,并将其应用于模拟电路特征提取和故障诊断。

本文提出了一种基于因子分析优化提升小波变换提取故障特征和混沌萤火虫算法<sup>[15]</sup>优化 LSSVM 的故障诊断方法。首先,用采集到的模拟电路输出电压信号进行提升小波分解,将其高频系数作为准故障特征向量,然后利用因子分析对准故障特征向量进一步优化,构成故障特征集,最后将其输入到 CFA-LSSVM 中进行故障诊断,从而完成了模拟电路故障诊断测试。

## 1 提升小波变换

提升小波是一种独立于傅里叶变换的提升时域变换,使用提升方案的方法解决离散小波整数变换。它分解过程包括3个步骤。

1) 分裂:将长度为  $k=2^l$  的信号  $x = \{x_i, i=1, 2, \dots, k\}$  分割为不相关的奇数序列子集  $x_0(k) = x(2k+1)$  和偶数序列子集  $x_e(k) = x(2k)$ 。

2) 预测:用偶数子集  $x_e(k)$  预测奇数子集  $x_0(k)$ , 所得预测残差为原始信号的细节序列,即对应信号  $x$  的高频信号,如式(1)所示。其中  $P$  表示预测算子,  $d(k)$  表示预测残差。

$$d(k) = x_0(k) - p[x_e(k)] \quad (1)$$

3) 更新:也称为提升。利用  $d(k)$  更新偶数子集  $x_e(k)$ , 得到信号的近似序列即对应信号  $x$  的低频分量,如式(2)所示。其中  $U$  表示为更新算子,  $c(k)$  表示为更新值。

$$c(k) = x_e(k) - U[d(k)] \quad (2)$$

## 2 因子分析

因子分析就是用少数因子变量将高维变量空间映射为低维变量空间。其数学模型可通过以下模型表示。

设有个原始变量  $\mathbf{X} \in [\mu, \sigma]$ , ( $\mu=1, \sigma=0$ ),  $m$  个因子变量 ( $m < n$ )。则因子分析数学模型表述为:

$$X_i = a_{i1}B_1 + \dots + a_{im}B_m + \varepsilon_i \quad m < n \quad (3)$$

式中:  $X_i$  为  $n$  个原始变量,  $F_1, F_2, \dots, F_m$  为  $m$  个公共因子,  $\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{im}$  称为因子载荷。  $\varepsilon_i$  为特殊因子。其矩阵表示形式为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{HB} + \mathbf{E} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{H}$  为因子载荷矩阵,  $\mathbf{B}$  为公共因子。

对提升小波分解获取的故障特征进行因子分析优化,具体步骤如下。

1) 故障数据标化:

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sqrt{S_j}} \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, p \quad (5)$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}, S_j = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (6)$$

2) 计算相关系数矩阵:

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}'_{ij} \cdot \mathbf{X}_{ij} \quad (7)$$

3) 求变量的因子载荷矩阵  $\mathbf{H}$ , 本文采用主成份分析法<sup>[4]</sup>。

4) 因子旋转:

可通过如式(8)所示的线性变换,求解新的公共因子。

$$B'_i = d_{m1}B_1 + d_{m2}B_2 + \dots + d_{mm}B_m \quad (8)$$

其中  $B_1, \dots, B_m$  为初始公共因子  $B'_1, \dots, B'_m$  为新的公共因子。

5) 计算因子得分:

通过式(8)计算每个公共因子的得分情况:

$$\mathbf{B} = \mathbf{H}'\mathbf{R}^{-1}\mathbf{X} \quad (9)$$

## 3 LSSVM 诊断模型

为了弥补 SVM 无法解决大数据样本的优化问题。Suykens 等人提出了 LSSVM, 将非线性回归问题转换为线性回归问题。其基本原理如下:

对于获取的训练样本集  $(x_i, y_j)$ , ( $i=1, \dots, n, x \in R^n, y \in R$ )。其中  $x_i$  为样本输入,  $y_j$  为样本输出。则 LSSVM 分类模型表示如式(10)所示。

$$f(x) = \mathbf{M}^T \varphi(x) + b \quad (10)$$

其中:  $\mathbf{M}$  和  $b$  为待求参数, 根据式(11)的求它们的最小值。

$$F = \frac{1}{2} \|\mathbf{M}\|^2 + \gamma F_1 \quad (11)$$

其中:  $F_1$  为损失函数,  $\gamma$  为惩罚因子。此时最优问题可表示如式(12)。

$$\min \left( \frac{1}{2} \|\mathbf{M}\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \right) \quad (12)$$

s. t.  $\mathbf{M}^T \varphi(x) + b + e_i = y_i \quad i = 1, \dots, n$

其朗格朗日函数为:

$$L(\mathbf{M}, b, e_i, \alpha_i) = \frac{1}{2} \|\mathbf{M}\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 -$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i (\mathbf{M}^T \varphi(x) + b + e_i - y_i) \quad (13)$$

式中:  $\alpha_i \geq 0$ , 为朗格朗日乘子;  $e_i$  为误差。根据 KKT 条件可得:

$$y_i = \mathbf{M}^T \boldsymbol{\varphi}(x) + b + e_i \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{M} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(x)$ ,  $\alpha = \gamma e_i$ ,  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$ 。消去  $\mathbf{M}$ 、 $e_i$ , 最终得到分类函数式(15)。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (15)$$

式中:  $K(x, x_i)$  为 LSSVM 的核函数。

本文采用 RBF 作为 LSSVM 的核函数,  $K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2)$  为其表达式,  $\sigma$  为核宽度。由于惩罚因子  $\gamma$  和核函数参数  $\sigma$  是影响 LSSVM 分类正确率的最主要的两个参数<sup>[15]</sup>。因此, 本文使用混沌萤火虫算法对其进行寻优。

## 4 基于混沌萤火虫算法优化 LSSVM 的故障诊断模型

### 4.1 改进混沌萤火虫算法优化 LSSVM

#### 4.1.1 基本萤火虫算法原理

萤火虫算法 (firefly algorithm, FA) 是 Yang 提出一种启发式算法。其具有响应速度快, 准确度高等特点, 适用于智能算法寻优。有学者实验发现, FA 算法在优化问题方面比 PSO 能力强<sup>[16]</sup>。萤火虫数学建模如下。

FA 算法包括两个基本因素: 亮度和吸引力。因此, 其定义分别如下所示。

1) 萤火虫亮度  $L$  定义为:

$$L = L_0 e^{-\lambda r_{ij}^2} \quad (16)$$

式中:  $L_0$  为自身最大亮度, 与目标函数有关。  $\lambda$  为光强吸收系数。  $r_{ij}$  为两萤火虫的距离如式(17)所示。

$$r_{ij} = \|r_i - r_j\| = \sqrt{\sum_{m=1}^D (x_{i,m} - x_{j,m})^2} \quad (17)$$

式中:  $D$  为维数,  $x_{i,m}$  为萤火虫  $i$  在  $D$  上的  $m$  位置。

2) 萤火虫间吸引力

萤火虫的吸引力  $\phi$  与光强系数  $\lambda$  和萤火虫距离  $r$  成反比关系。

$$\phi = \phi_0 e^{-\lambda r} \quad (18)$$

式中:  $\phi_0$  是初始吸引力,  $n$  通常取 2。

3) 位置更新

当萤火虫亮度  $L_j > L_i$ , 根据式(19) 萤火虫  $i$  将朝  $j$  移动。

$$x_i(n) = x_i + \phi(x_j - x_i) + \alpha \varepsilon_i \quad (19)$$

式中:  $\alpha$  为  $[0, 1]$  上的控制步长因子,  $\varepsilon_i$  为  $[0, 1]$  上的随机因子。

#### 4.1.2 改进 1-惯性权重

和其他进化算法相似, FA 算法在迭代后期存在局部最优或反复震荡等问题<sup>[15]</sup>。为此, 引入惯性权重方案,

使用式(20)对 FA 算法进行改进。

$$w = w_{\max} - t \cdot (w_{\max} - w_{\min}) / T_{\max} \quad (20)$$

式中:  $w_{\max}$ ,  $w_{\min}$  分别为权重的最大和最小值;  $t$  为迭代次数,  $T_{\max}$  为迭代最大次数。改进后的更新公式如式(21)所示。

$$x_i(n) = wx_i + \phi(x_j - x_i) + \alpha \varepsilon_i \quad (21)$$

#### 4.1.3 改进 2-混沌理论

为了提高 FA 的寻优精度和种群的多样性, 再次在 FA 算法中引入混沌理论。

目前使用最常用的 Logistic 映射产生混沌序列, 但由于其序列的分布不均匀和参数范围选取过小等特点, 本文采用立方混沌映射<sup>[17]</sup>, 其能产生均匀性和更好的遍历性。立方映射的表达式如式(22)所示。

$$x(n+1) = 4x(n)^3 - 3x(n) \quad (22)$$

式中:  $x(n) \in [-1, 1]$ ,  $n = 1, 2, \dots$ 。

在产生混沌序列后, 用式(23)进行载波操作, 将混沌空间映射到优化解空间。

$$u_{d,k} = (U_b - L_b) \cdot x(n+1) + L_b \quad (23)$$

式中:  $U_b$ ,  $L_b$  分别表示为  $d$  维变量的上下限。

萤火虫的混沌优化过称为: 按设定的混沌搜索代数由式(22)产生混沌序列, 然后利用式(23)将混沌序列优化到种群搜索空间, 对精英个体进行混沌搜索。

#### 4.1.4 CFA 优化 LSSVM 参数流程

惩罚因子和核函数参数的选取直接影响到 LSSVM 的学习能力和分类正确率, 因此需要对该参数进行优化, 本文 CFA 优化 LSSVM 参数  $r, \sigma^2$  流程如图 1 所示。

### 4.2 CFA-LSSVM 模拟电路故障诊断模型

故障诊断的本质主要为分类。其主要过程包括两方面: 故障特征参数提取和故障分类。本文利用首先提升小波变换提取电路故障特征, 然后用因子分析进行优化, 将因子得分值作为新的故障特征, 从而完成电路故障特征参数的提取工作。将因子分析优化的故障特征向量分为训练向量和测试向量。采样训练向本训练 LSSVM 诊断模型, 并用 CFA-LSSVM 进行模型优化, 获得最优诊断模型; 训练完成后, 将预测向量输入最优的 LSSVM 模型进行故障诊断。具体流程如图 2 所示。

## 5 实验仿真

### 5.1 故障设置

以四运放双二次高通滤波器电路为实验对象, 来验证本文方法的有效性和可行性。诊断电路应用文献[19]所示电路。各元件参数值设为元件的标称值, 元件中允许误差分别为: 电阻容差范围为  $\pm 5\%$ , 电容容差为  $\pm 10\%$ ; 施加测试激励为  $V_1 = 5 \text{ V}$ , 上升时间  $TR =$

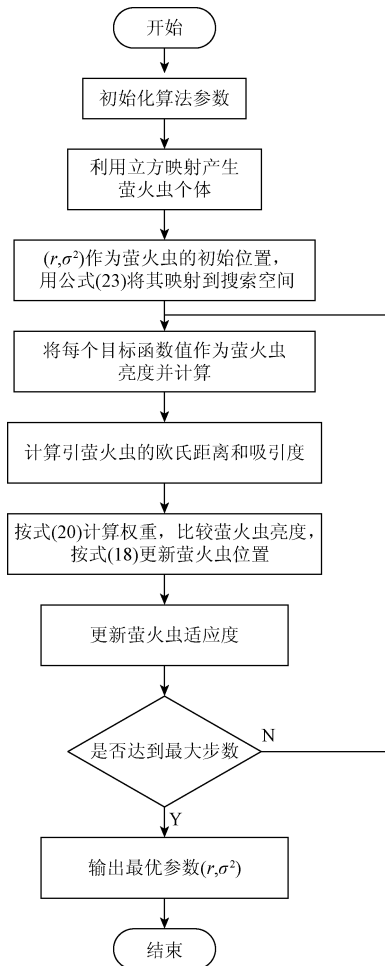


图 1 CFA 优化 LSSVM 参数流程

Fig. 1 Flow chart of CFA optimization LSSVM parameter

0.1  $\mu\text{s}$ , 宽度  $PW = 10 \mu\text{s}$ , 周期  $PER = 3 \mu\text{s}$  脉冲信号。通过对电路灵敏度分析可知  $R_1, R_2, R_3, R_4$  和  $C_1, C_2$  对电路输出响应影响最显著, 故将它们确定为故障元件。

本文只考虑发生单故障的情形, 故障值设为元件偏离正常值的 50% 左右。用符号表示大于正常值的 50% 的软故障, 表示小于正常值的 50% 的软故障。电路正常状态的编号为  $F_0$ , 共有 13 种故障模式。具体设置如表 1 所示。

### 5.2 电路故障特征提取

利用 Cadence 10.5 软件对被测电路按表 1 所设故障模式进行实验仿真。对电路施加单脉冲信号, 该电路输出点为  $V_{out}$ , 且唯一可测。对电路时域的每种故障状态进行 100 次 Monte-Carlo 分析, 在电路输出端每次获取 1 000 个采样点。与其他小波相比, db5 能够更好的体现电路输出特性。因此, 本文利用 db5 小波进行 5 层提升方案分解提取高频序列和低频序列系数作为故障特征。实验结果表明, 高频特征的正确分类率高于低频序列, 所以本

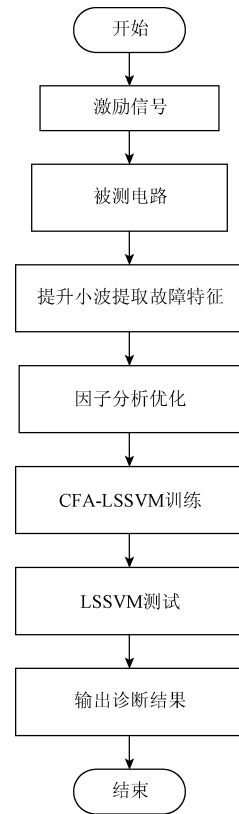


图 2 小波变换和 CFA-LSSVM 故障诊断流程

Fig. 2 Flow chart of wavelet transform and CFA-LSSVM fault diagnosis

表 1 四运放双二次高通滤波器故障模式

Table 1 Fault mode of the four-opamp biquad high-pass filter

故障编号	故障类别	标称值	故障值
F0	NF	-	-
F1	R1	6.2 k $\Omega$	9.3 k $\Omega$
F2	R1	6.2 k $\Omega$	3.1 k $\Omega$
F3	R2	6.2 k $\Omega$	9.3 k $\Omega$
F4	R2	6.2 k $\Omega$	3.1 k $\Omega$
F5	R3	6.2 k $\Omega$	9.3 k $\Omega$
F6	R3	6.2 k $\Omega$	3.1 k $\Omega$
F7	R4	1.6 k $\Omega$	2.4 k $\Omega$
F8	R4	1.6 k $\Omega$	0.8 k $\Omega$
F9	C1	5 nF	7.5 nF
F10	C1	5 nF	2.5 nF
F11	C2	5 nF	7.5 nF
F12	C2	5 nF	2.5 nF

文选择用 db5 高频特征提取, 而高频特征由每层高频系数序列的平方和构成。

由于用提升小波提取的 13 种故障特征存在一些冗余的成分影响故障判别。因此, 本文用因子分析将其经一步优化, 在进行分析优化时, 选取累积贡献率大于 85% 的

特征值,计算因子得分,将得分值作为故障特征值用于故障诊断。此次选取 2 个因子得分值作为输入样本。

### 5.3 诊断结果及分析

本文采用 CFA-LSSVM 算法将上文提取的故障特征用于故障诊断。将其 50% 作为训练样本,其余 50% 作为测试样本。同时采用 CFA 算法优化 LSSVM 的参数。针对电路的 13 种故障模型,采用 1-a-1 分类器。在 CFA 算法中,按照文献[15]设置初始值;种群初始值为 20,最大进化次数为 200,  $\lambda$ 、 $\alpha$ , 分别设为 1 和 0.25, 惯性权重  $W_{max}$ 、 $W_{min}$  分别为 1.1 和 0.7, 以故障正确率作为适应度函数。用 CFA 优化 LSSVM 所得最佳正则参数  $\gamma = 100$ , 损失核函数参数  $\sigma = 0.52$ 。将训练样本输入到 CFA-LSSVM 模型中进行训练,得到最佳 LSSVM 模型,之后用测试样本对最佳 LSSVM 分类模型进行分类识别。所得平均故障诊断率为 98.85%, 故障诊断结果图如图 3 所示,诊断效果良好。所有实验环境都在 CPU 为酷睿 3.50 GHz, 内存为 8 GB 的 PC, 利用 Cadence 10.5 和 MATLAB 2015a 上运行。

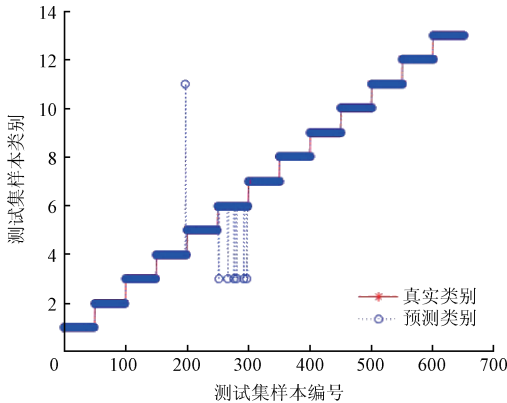


图 3 电路故障诊断结果

Fig.3 Circuit fault diagnosis results

将本文方法和其他文献作对比分析,结果如表 2 所示。从表 2 可知,用本文方法所得故障诊断正确率要优于其他方法。

表 2 故障诊断方法对比结果

Table 2 Comparison results of fault diagnosis methods

方法	故障模式	正确率/%
文献[8]	13	97.46
文献[18]	8	96.07
文献[19]	13	94.34
本文方法	13	98.85

## 6 结 论

本文提出了一种基于提升小波变换和 CFA-LSSVM

算法的模拟电路故障诊断的方法。首先,利用提升小波和因子分析提取电路故障特征,然后将处理后的故障特征集输入到 CFA-LSSVM 中获取故障诊断结果。同时将本文方法与其他文献方法作为对比,说明了本文方法的优越性。用双二次四运放高通滤波器为实验对象,实验结果表明了本文方法的有效性,为电路故障诊断提供了一种新的思路。

### 参考文献

[1] 杨士元,胡梅,王红. 模拟电路软故障诊断的研究[J]. 微电子学与计算机,2008, 25 (1):1-8.  
 YANG SH Y, HU M, WANG H. Study on soft fault diagnosis of analog circuits [J]. Microelectronics and Computer, 2008, 25 (1): 1-8.

[2] WANG AN N, LIU J F, YUAN W J, et al. Algorithms comparison of feature extraction and multi-class classification for fault diagnosis of analog circuit [C]. International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007:566-572.

[3] BILSKI P, WOJCIECHOWSKI J M. Automated diagnostics of analog system using Fuzzy logic approach[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007,56(6):2175-2185.

[4] 王月海,卢俊,潘国庆,等. 基于因子分析的模拟电路故障特征提取技术研究[J]. 计算机测量与控制, 2014,22(11):3470-3472.  
 WANG Y H, LU J, PAN G Q, et al. Research on feature extraction for diagnostics of analog circuit based on factor analysis [J]. Journal of Computer Measurement & Control, 2014,22(11): 3470-3472.

[5] 孙健. 基于 PCA-LVQ 的模拟电路故障诊断[J]. 电路与系统学报,2013,18(2):310-313.  
 SUN J. Fault diagnosis of analog circuits based on PCA-LVQ [J]. Journal of Circuits and Systems, 2013, 18(2): 310-313.

[6] 谈恩民,何正岭. 模拟电路故障重叠诊断方法研究[J]. 国外电子测量技术,2015,34(6):33-36.  
 TAN EN M, HE ZH L. Analog circuit fault overlap diagnosis method research [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015,34 (6): 33-36.

[7] LI X, ZHANG Y, WANG SH J. A method for analog circuits fault diagnosis by GA-RBF neural network and virtual instruments [J]. IEEE International Symposium on Instrumentation & Measurement, 2011:1-5.

[8] 胡天骐,单剑锋,宋晓涛. 基于改进 PSO-LSSVM 的模拟电路诊断方法[J]. 计算机技术与发,2015(6): 193-196.  
 HU T Q, SHAN J F, SONG X T. Image circuit diagnosis method based on improved PSO-LSSVM [J]. Computer Technology and Development, 2015 (6): 193-196.

- [9] 宋国明,王厚军,刘红,等. 基于提升小波变换和 SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2010,24(1):17-22.  
SONG G M, WANG H J, LIU H, et al. Analog circuit fault diagnosis based on lifting wavelet transform and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(1): 17- 22.
- [10] 丁国君,王立德,申萍,等. 基于改进 PSO 算法优化 LSSVM 的模拟电路软故障诊断方法[J]. 中南大学学报:自然科学版,2013,44(S1):211-215.  
DING G J, WANG L D, SHEN P, et al. Simulation of soft fault diagnosis for analog circuits based on improved PSO algorithm for LSSVM [J]. Journal of Central South University: Natural Science Edition, 2013, 44 (S1): 211-215.
- [11] 陈绍炜,柳光峰,冶帅,等. 基于蝙蝠算法优化 ELM 的模拟电路故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(2):138-141.  
CHEN SH W, LIU G F, YE SH, et al. Study on analog circuit fault diagnosis based on bat algorithm optimized ELM [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(2): 138-141.
- [12] 张朝龙,何怡刚,袁莉芬,等. 基于 GMKL-SVM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9):1989-1995.  
ZHANG CH L, HE Y G, YUAN L F et al. Fault diagnosis of analog circuits based on GMKL-SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37 (9): 1989-1995.
- [13] 邓勇,于晨松. 因子分析和 ELM 在模拟电路故障诊断的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016,30(10): 1512-1519.  
DENG Y, YU C S. Application of factor analysis and ELM in fault diagnosis of analog circuits [J]. Journal of Electronic Measurement & Instrumentation 2016, 30(10): 1512-1519.
- [14] AMINIAN M, AMINIAN F. A modular fault-diagnostic system for analog electronic circuits using neural networks with wavelet transform as a preprocessor [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(5):1546-1554.
- [15] 方必武,刘涤尘,王波,等. 基于小波变换和改进萤火虫算法优化 LSSVM 的短期风速预测[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(8):37-43.  
FANG B W, LIU D CH, WANG B, et al. Power system protection and control, short term wind speed forecasting wavelet transform and improved firefly algorithm optimization based on LSSVM [J]. Power System Protection and Control, 2016,44 (8): 37-43.
- [16] BACANIN N, TUBA M, JOVANOVIĆ R. Hierarchical multiobjective RFID network planning using firefly algorithm [C]. 2015 International Conference on Information and Communication Technology Research (ICTR-C), 2015:282-285.
- [17] 周燕,刘培玉,赵静,等. 基于自适应惯性权重的混沌粒子群算法[J]. 山东大学学报:自然科学版,2012, 47(3):27-32.  
ZHOU Y, LIU P Y, ZHAO J, et al. Chaotic particle swarm optimization based on adaptive inertia weight [J]. Journal of Shandong University: Natural Science Edition, 2012, 47(3): 27-32.
- [18] 刘琳. 一种模拟电路故障诊断方法研究[J]. 现代电子技术,2017(6):183-186.  
LIU L. A study on analog circuit fault diagnosis [J]. Modern Electronic Technology, 2017,(06): 183-186.
- [19] 程文韬,邓芳明,郝勇,等. 基于小波和 ELM 的电路故障诊断方法研究[J]. 仪表技术与传感器,2016(7): 89-92.  
CHENG W T, DENG F M, HAO Y, et al. Study on circuit fault diagnosis method based on wavelet and ELM [J]. Instrument Technique and Sensor, 2016(7): 89-92.

## 作者简介



谈恩民,1967 年出生,现为桂林电子科技大学教授,主要研究方向为计算机辅助测试和集成电路可测性设计。

E-mail: tem0135@guet.edu.cn

**Tan Enmin** was born in 1967. Now he is professor in Guilin University of Electronic Science and Technology. His main research direction is computer-aided test and integrated circuit testability design.



王存存,1991 年出生,现为桂林电子科技大学在读硕士研究生,主要研究方向为模拟和混合电路故障诊断。

E-mail:1525414375@qq.com

**Wang Cuncun** was born in 1991. Now he is M. Sc. candidate in Guilin University of Electronic Technology. His main research interest includes analog and hybrid circuit fault diagnosis.



张欣然,1993 年出生,现为桂林电子科技大学在读硕士研究生,主要研究方向为模拟和混合电路故障诊断。

E-mail: 554272930@qq.com

**Zhang Xinran** was born in 1993. Now she is M. Sc. candidate in University of Electronic Technology. The main research interest includes analog and hybrid circuit fault diagnosis.