

# A Circuit Fault Diagnosis Method by Fusing Wavelet Packet Decomposition and CSA

Shaoyao Zhang, Jianhong Sun, Binghan Song

Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu  
Email: bmengh@163.com

Received: May 30<sup>th</sup>, 2018; accepted: Jun. 15<sup>th</sup>, 2018; published: Jun. 22<sup>nd</sup>, 2018

---

## Abstract

The basic characteristics of analog circuit make it very difficult to diagnose. A circuit fault diagnosis method by fusing wavelet packet decomposition and CSA is proposed to this problem. Firstly, wavelet packet is introduced to decompose, reconstruct and analyze kinds of fault voltage signals output by analog circuit; the frequency band energy of the corresponding spectrum is obtained as a fault characteristic sample, including training samples and test samples. Then the training samples were studied by using the CSA, and the optimal cluster center was obtained. Finally, the fault is classified according to the Euclidean distance between the test sample and the cluster center, and the fault element localization of the analog circuit is realized. The experimental results show that the method has higher diagnostic accuracy and shorter convergence time.

## Keywords

Fault Diagnosis, Wavelet Packet Format Decomposition, CSA, Cluster Center

---

# 融合小波包分解和CSA的电路故障诊断方法

张少瑶, 孙建红, 宋柄翰

南京理工大学, 江苏 南京  
Email: bmengh@163.com

收稿日期: 2018年5月30日; 录用日期: 2018年6月15日; 发布日期: 2018年6月22日

---

## 摘要

模拟电路的基本特性使得模拟电路故障诊断非常困难。针对此问题提出一种融合小波包分解和克隆选择算法(CSA)的模拟电路故障诊断新方案。首先对模拟电路输出的各类故障电压信号进行小波包分解、重构以

及频谱分析, 获得相应频谱的频带能量作为故障特征样本, 包括训练样本和测试样本。然后用克隆选择算法对训练样本进行自学习, 得到各类训练样本的最优聚类中心。最后根据测试样本与聚类中心的欧氏距离对故障进行分类, 实现电路故障元件定位。实验结果表明该方法有较高的诊断准确率和较短的收敛时间。

## 关键词

故障诊断, 小波包分解, 克隆选择算法, 聚类中心

Copyright © 2018 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在电子电路的生产、检测和操作过程中遇到的错误大多数都是局部错误。据统计, 这些错误约 80% 发生在模拟部分。

模拟电路故障诊断方法有很多, 文献[1]改进了邻域覆盖算法, 提出了一种基于领域搜索覆盖算法的模拟电路故障诊断方法, 正确率提高了接近 3 个百分点。文献[2]针对模拟电路测试样本结构复杂的特点, 设计了一种免疫克隆聚类的故障诊断算法, 实验结果表明诊断效果良好等。但这些方法仍然存在一些不足, 如诊断速度慢[3]、计算量大[4] [5] [6]、预测精度有待进一步提高[7] [8] [9]等。本文融合了小波包分解[10]和克隆选择算法, 小波包分解通过对样本信号进行多通道滤波, 将信号划分为不同的频段, 减少信号间的干扰, 从而提高诊断率, 频谱分析能有效分析短样本信号, 减少诊断时间。

## 2. 小波包分析

将尺度空间  $V_j$  和小波子空间  $W_j$  用子空间  $U_j^n$  统一起来, 令

$$\begin{cases} U_j^0 = V_j \\ U_j^1 = W_j \end{cases}, j \in Z \quad (1)$$

子空间  $U_j^n$  是函数  $\omega_n(t)$  的闭包空间, 而  $U_j^{2n}$  是函数  $\omega_n(t)$  的闭包空间, 使  $\omega_{2n}(t)$  满足下式:

$$\omega_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \omega_n(2t-k) \quad (2)$$

$$\omega_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \omega_n(2t-k) \quad (3)$$

式(2)和式(3)中,  $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ , 构造出的序列  $\{\omega_n(t), n \in Z\}$  称为由基函数  $\omega_0(t) = \Phi(t)$  确定的正交小波包。

小波空间分解公式:

$$V_{i+1} = V_j \oplus W_j \quad (4)$$

由式(4)可知:

$$\begin{cases} U_{j+1}^0 = U_j^0 \oplus U_j^1, j \in Z \\ U_{j+1}^n = U_j^{2n} \oplus U_j^{2n+1}, j \in Z \end{cases} \quad (5)$$

综上，小波包分解算法如下：

由  $\{d_l^{j+1,n}\}$  求  $\{d_l^{j,2n}\}$  与  $\{d_l^{j,2n+1}\}$  的公式

$$d_l^{j,2n} = \sum_k h_k - 2ld_k^{j+1,n} \tag{6}$$

$$d_l^{j,2n+1} = \sum_k g_k - 2ld_k^{j+1,n} \tag{7}$$

小波重构算法如下：

由  $\{d_l^{j,2n}\}$  与  $\{d_l^{j,2n+1}\}$  求  $\{d_l^{j+1,n}\}$  的公式

$$d_l^{j+1,n} = \sum_k (p_l - 2kd_k^{j,2n} + q_l - 2kd_k^{j,2n+1}) \tag{8}$$

式(8)中， $p_k$ 、 $q_k$  分别是  $h_k$ 、 $g_k$  的对偶滤波器。

一个三层小波包分解的结构如图 1 所示。

图 1 中信号  $S$  的分解关系为：

$$S = AAA_3 + DAA_3 + ADA_3 + DDA_3 + AAD_3 + DAD_3 + ADD_3 + DDD_3$$

### 3. 克隆选择算法

计算机领域的克隆选择算法[11][12][13]模型在 1999 年由巴西的 De Castro 和 Von Zuben 提出。该算法模拟生物免疫的学习与进化过程，涵盖的免疫机制包括：

1) 高频变异：变异率与亲和力成反比，变异函数定义为：

$$MAb11\_V' = MAb11\_V + \beta(Ao(i) - MAb11\_V) \times N(0,1) \tag{9}$$

$$f_i = \frac{1}{1 + D_i} \tag{10}$$

$$D_i = \|MAb\_T(i) - Ao(i)\| \tag{11}$$

式中  $MAb11\_V$  为变异前的免疫细胞， $MAb11\_V'$  为变异后的免疫细胞， $\beta = \eta/f_i$  为第  $i$  类免疫细胞的变异率， $Ao(i)$  为第  $i$  类免疫细胞的聚类中心， $f_i$  为第  $i$  类免疫细胞的亲和力， $MAb\_T(i)$  为第  $i$  类抗原， $D_i$  为免疫细胞与第  $i$  类抗原的欧氏距离，代表抗原与免疫细胞的结合强度。

2) 克隆删除：免疫细胞经过变异后产生的低亲和力的免疫细胞，因得不到与抗原结合的机会而死亡。

3) 克隆增值：根据免疫细胞与抗原的亲和力大小对免疫细胞进行克隆繁殖，亲和力越高，克隆繁殖的机会越大，克隆的数目越多。克隆数目定义为：

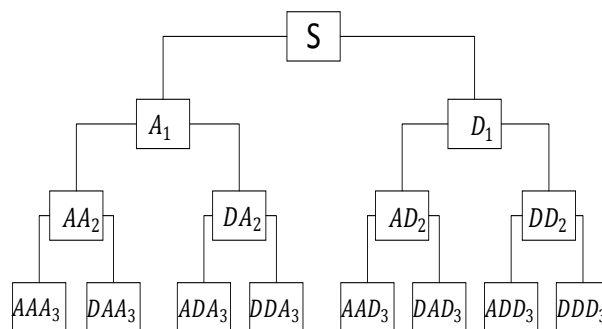


Figure 1. Schematic diagram of wavelet packet decomposition structure

图 1. 小波包分解结构示意图

$$N_c = \text{round}(f_i \times K) \quad (12)$$

其中  $K$  为克隆规模,  $N_c$  为克隆数目。

#### 4. 模拟电路故障诊断

基于克隆选择算法的模拟电路故障诊断具体步骤如图 2。

- 1) 将所获得的故障样本归一化后, 一部分作为训练样本  $MAb\_X(j)(j=1,2,\dots,9)$ , 一部分作为测试样本  $MAb\_T(j)(j=1,2,\dots,9)$ 。
- 2) 删除亲和力最低的 10% 的免疫细胞, 选择亲和力为前 90% 的免疫细胞进行训练。
- 3) 根据式(12)确定抗体克隆数目并克隆选择出的免疫细胞, 其中  $K$  取 10。
- 4) 根据式(9)对克隆的个体进行变异。
- 5) 在变异后的免疫细胞中选择亲和力前 10% 的免疫细胞进入记忆细胞中和原来的记忆细胞集组成新的记忆细胞集。
- 6) 对抗体的聚类中心进行更新。直到满足终止条件, 退出并保存抗体的聚类中心, 否则转向步骤(2)。
- 7) 根据式(11)计算抗原与聚类中心的欧氏距离, 实现模拟电路故障定位。

#### 5. 诊断实例

为了验证本文所提出方法的可行性和有效性, 以图 3 所示的经典的 Sallen-Key 带通滤波器作为一个诊断电路实例, 用 Cadence 软件对其仿真。

选择输出端  $V_o$  输出的电压响应信号构成故障特征向量。对电路中各分立元件进行灵敏度分析, 确定对电路输出影响大的元件。灵敏度分析表明  $R_2$ 、 $R_3$ 、 $C_1$  和  $C_2$  的值变化对输出幅频曲线影响较大。因此确

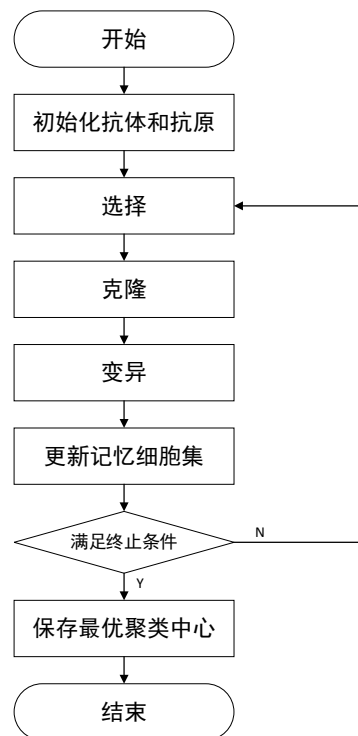


Figure 2. Flow chart  
图 2. 流程图

定 8 种故障模式，再加上正常模式，获取这 9 种情况下的学习和测试样本，进行故障的分类和识别，如表 1。

给电路输入端施加一个幅度为 1V 的 AC 交流电压信号源，对电路进行参数扫描分析。各个模式下的输出电压的响应信号如图 4~图 7 所示。

以电路中元件  $R_2$  为例，说明频率点选择的方法。在上图 4 的幅频特性曲线中，电路在三种状态下的谐振峰值对应的频率均不相同，其幅值响应在频率 24 kHz 和 32 kHz 处相差最大。在  $R_2$  正偏或负偏类的故障中取  $R_2$  的不同故障值，且在其他元件的误差范围内进行 Monte Carlo 分析，结果表明  $R_2$  类故障的测试频率可选 24 kHz 和 32 kHz。同样对  $C_1$ 、 $C_2$  和  $R_3$  的各类故障进行分析，最终选择频率为 10 kHz、16 kHz、24 kHz、26 kHz、30 kHz，这些频率足够反映各类故障状态。在这些频率下测量响应电压幅值，构成故

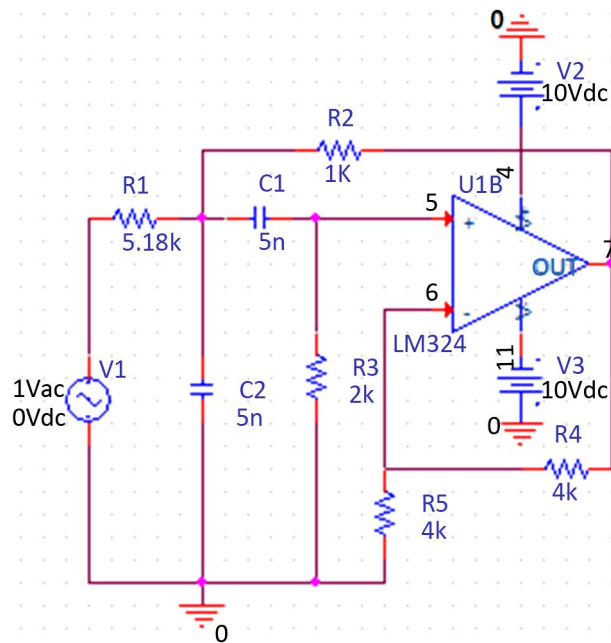


Figure 3. Sallen-key band pass filter circuit  
图 3. Sallen-key 带通滤波器

Table 1. Sallen-key band pass filter circuit fault mode  
表 1. Sallen-key 带通滤波器电路故障模式

故障类	正常值	故障值
正常	-	-
$R_2 \uparrow$	1k	1.5k
$R_2 \downarrow$	1K	0.5k
$R_3 \uparrow$	2k	3k
$R_3 \downarrow$	2k	1k
$C_1 \uparrow$	5n	8n
$C_1 \downarrow$	5n	2n
$C_2 \uparrow$	5n	8n
$C_2 \downarrow$	5n	2n

障特征向量。

在各个模式下对电路进行时域分析和 134 次的 Monte Carlo 分析, 频率范围为 1 kHz~1 MmegHz, 采样点为 1000 个, 得到 1206 组用于训练和测试网络的输入 - 输出样本集。对获得的数据进行 3 层小波包分解, 得到  $2^3 = 8$  个小波包系数。根据分解过程选择的小波包滤波器, 选其对偶滤波器进行重构。对每一段重构信号进行频谱分析, 得到仅含特定频率信息的频谱获得相应的频带能量作为故障特征向量。用本

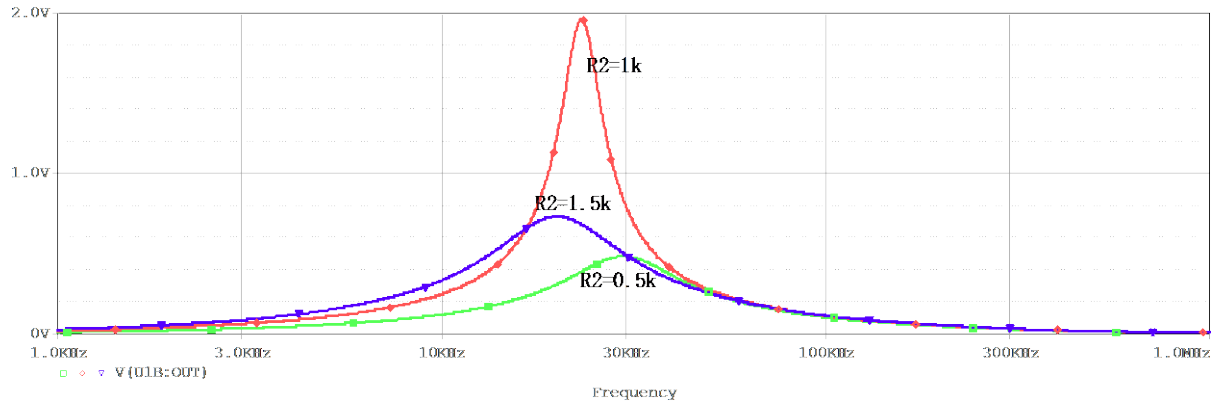


Figure 4. The normal state compared with  $R_2$  (+50%) and  $R_2$  (-50%)

图 4. 正常状态与  $R_2$  (+50%)、 $R_2$  (-50%)对比

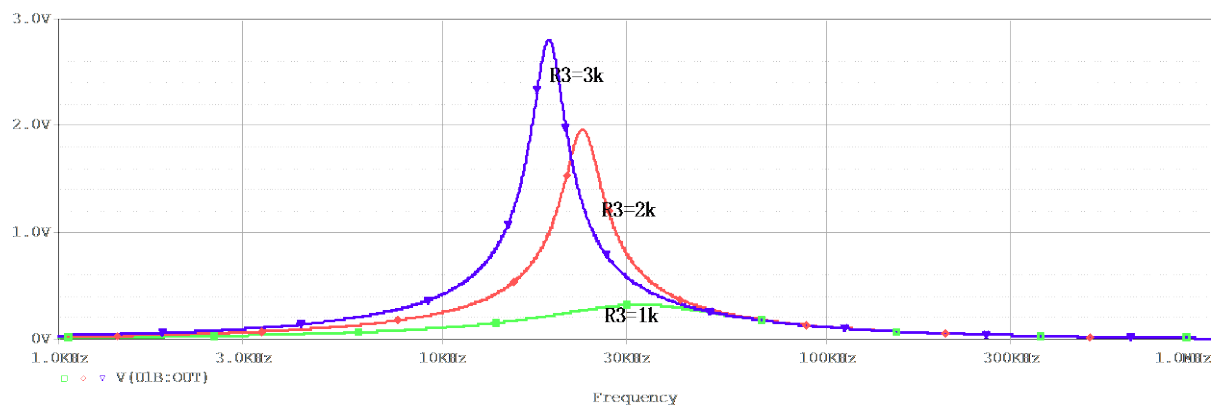


Figure 5. The normal state compared with  $R_3$  (+50%) and  $R_3$  (-50%)

图 5. 正常状态与  $R_3$  (+50%)、 $R_3$  (-50%)对比

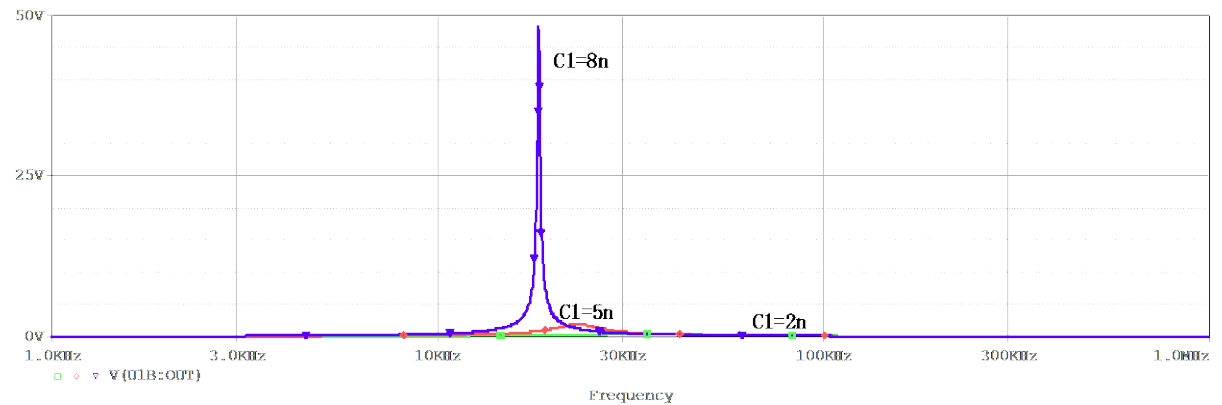


Figure 6. The normal state compared with  $C_1$  (+50%) and  $C_1$  (-50%)

图 6. 正常状态与  $C_1$  (+50%)、 $C_1$  (-50%)对比

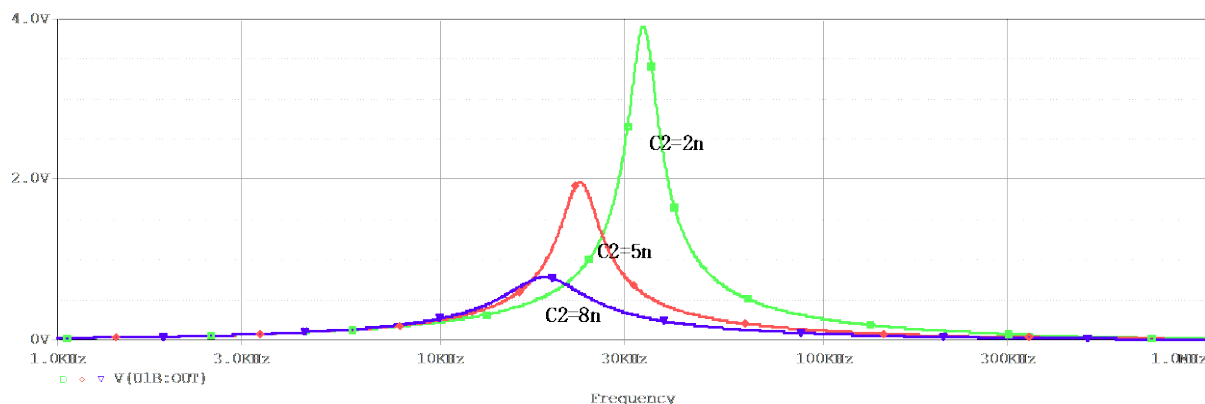


Figure 7. The normal state compared with  $C_2$  (+50%) and  $C_2$  (-50%)

图 7. 正常状态与  $C_2$  (+50%)、 $C_2$  (-50%)对比

Table 2. Simulation result

表 2. 仿真结果

故障类	正常值
正常	100%
$R_2 \uparrow$	100%
$R_2 \downarrow$	93.6%
$R_3 \uparrow$	89.4%
$R_3 \downarrow$	100%
$C_1 \uparrow$	96.4%
$C_1 \downarrow$	100%
$C_2 \uparrow$	94.5%
$C_2 \downarrow$	100%
平均	93.4%

Table 3. Comparison of simulation results

表 3. 仿真结果对比

算法类型	神经网络	特征融合	本文算法
平均诊断率	90.40%	93%	93.4%
诊断时间/s	113.2	0.43	1.720

文提出的克隆选择方法对测试样本进行诊断，得到的诊断结果如表 2 所示。

将诊断结果与神经网络算法[14]和特征融合[15]的诊断结果作比较，如表 3。

由表 2 和表 3 可看出，本文提出的方法与神经网络算法相比有较高的正确率和较短的诊断时间，与特征融合算法相比诊断率稍有提高，有待进一步改进。其中  $R_2 \downarrow$  和  $R_3 \uparrow$  的诊断率不太理想，因为  $R_2 \downarrow$  的输出波形和  $R_3 \uparrow$  的输出波形非常接近，两类故障类型的聚类中心也非常接近，对于这两类故障需要进一步研究。

## 6. 结语

针对模拟故障诊断的问题，提出了一种融合小波包分解与重构以及克隆选择算法的诊断方案。利用

Sallen-Key 带通滤波器作为实验电路, 采用本算法可以有效提高诊断准确率。实验结果表明, 该方法是可行的。

## 参考文献

- [1] 丁伟聪, 李志华, 裴洁才. 基于覆盖算法的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机与现代化, 2017(1): 36-40.
- [2] 秦亮, 王朕. 一种基于免疫克隆聚类的模拟电路故障诊断方法[J]. 仪表技术, 2017(5): 22-26.
- [3] 周启忠, 谢永乐. 基于矩阵扰动分析的模拟电路故障诊断方法[J]. 西南交通大学学报, 2017(2): 369-378.
- [4] 蔡鑫, 南新元, 高丙朋. ICS 优化 SVM 在模拟电路故障诊断中的应用[J]. 科技通报, 2017(4): 79-82.
- [5] 苏宝林, 李震. 基于最大异类距离和正则极端学习机的模拟电路在线故障诊断[J]. 仪表技术与传感器, 2017(2): 116-121.
- [6] Khanali, M., Hayati-Soloot, A. and Hoidalen, H.K. (2017) Study on Locating Transformer Internal Faults Using Sweep Frequency Response Analysis. *Electric Power Systems Research*, **145**, 55-62.  
<https://doi.org/10.1016/j.epsr.2016.11.016>
- [7] 邓勇, 于晨松, 文浩. 基于倒谱和决策树的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017(3): 430-435.
- [8] 陈博文, 李志华, 黄颖. 点对主分量分析算法的模拟电路故障诊断研究[J]. 电子设计与工程, 2017(7): 126-129.
- [9] 颜学龙, 丁鹏, 马峻. 基于狼群算法的 RBF 神经网络模拟电路故障诊断[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(19): 152-156.
- [10] 禹旺兵, 彭良玉, 禹恒州. 基于小波分析和人工免疫算法的模拟电路故障诊断[J]. 自动化技术, 2006(19): 76-78.
- [11] Shang, R.H., Du, B.Q. and Ma, H.N. (2016) Immune Clonal Algorithm Based on Directed Evolution for Multi-Objective Capacitated Arc Routing Problem. *Applied Soft Computing*, **49**, 748-758.  
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.09.005>
- [12] 韩富春, 高文军, 廉建鑫. 基于免疫优化多分类 SVM 的变压器故障诊断新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012(2): 106-110.
- [13] 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(6): 12-16.
- [14] Aminian, F. and Aminian, M. (2001) Fault Diagnosis of Nonlinear Analog Circuits using Neural Networks with Wavelet and Fourier Transforms as Preprocessors. *Journal of Electronic Testing*, **17**, 471-481.  
<https://doi.org/10.1023/A:1012864504306>
- [15] 宝石, 许军. 基于信息融合的模拟电路故障的特征提取与融合方法[J]. 计算机测量与控制, 2017(8): 1-4.

## 知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>  
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2327-0853, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>  
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>

期刊邮箱: [oics@hanspub.org](mailto:oics@hanspub.org)