

赵新. 基于改进果蝇算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断及对比分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2019,3:78-83



# 电子测量与仪器学报

Dianzi Celiang Yu Yiqi Xuebao

第 33 卷 第 3 期 2019 年 3 月

## 目 次

### 学术论文

- 基于惯性导航角度补偿的室内激光 SLAM 方法 ..... 朱朔凌 毛建旭 王耀南 刘彩苹 林 谢(1)
- 双 A/D 采样的跨尺度光栅微纳测量算法与实现 ..... 徐从裕 杨雅茹 胡宗久 徐 俊 高雨婷(8)
- 高精度编码器细分误差修正方法的研究 ..... 刘 兵 卢 敏(15)
- 基于改进差分域特征和深度学习优化的航空发动机剩余寿命预测算法 ..... 高 峰 曲建岭 袁 涛 高峰娟(21)
- 马尔可夫模型于无线信道异常检测中的应用 ..... 袁莉芬 郭 涛 何怡刚 吕 密 程 珍 索 帅(29)
- 小波包增强稀疏表征分类的管道堵塞故障识别 ..... 伍林峰 冯 早 黄国勇 李 洋(35)
- 基于最优控制策略和最优值函数的无线频谱资源分配 ..... 周 燕(44)
- 基于无迹卡尔曼滤波预测的锅炉吹灰优化 ..... 王艳婷 史元浩 陈晓龙(51)
- 基于 EMD-PNN 网络的刚性罐道故障诊断方法 ..... 马天兵 王鑫泉 王孝东(58)
- 灰铸铁抗拉强度预测的局部加权线性回归建模 ..... 任明仑 宋月丽 褚 伟(65)
- 某型复合加工机床床身动态特性分析与结构优化 ..... 刘 冰 陈 诚 王 勇 杨 雄 刘国兴 王超豪(72)
- 基于改进果蝇算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断及对比分析 ..... 赵 新 刘冬生(78)
- 基于 ENEMD 与 Teager 能量算子的轴承早期微弱故障特征提取研究 ..... 徐俊祖 王晓东 吴建德 马 军(85)
- 基于迁移 VPMCD 的滚动轴承故障诊断方法 ..... 陈淑英 王利群(93)
- 基于双目立体视觉的波浪参数遥测方法研究 ..... 石 磊 朱洪海 于 雨 崔 晓 惠 力 初士博 杨 立 杨书凯 周 涵(99)
- 基于广义立体像对的高分辨率遥感影像阴影检测 ..... 董胜光 秦建新 郭云开(105)
- 应用深度迁移学习的电子级玻璃纤维布分类 ..... 程 鹏 景军锋(112)
- 基于 Contourlet 及目标特性分析的弱小红外目标检测 ..... 王华兵 方超军(120)
- 消除椒盐噪声的基于纹理特征的决策滤波 ..... 陈家磊 战强伟 曹会英 董梦艺(126)
- 光储接入的电动自行车棚多电源供电智能切换系统及有序充电策略 ..... 张鹏飞 王成超 彭 晨 宾春霞 岳 东(136)
- 基于 AlexNet 深度学习网络的串联故障电弧检测方法 ..... 余琼芳 黄高路 杨 艺 孙岩洲(145)
- 风电机组多重雷击暂态过电压分析 ..... 张金玉 李鑫源 何贵先 行鸿彦(153)
- 基于双电压环控制的三相 SVPWM 逆变设计 ..... 徐振方 王 雷 胡丙辉(161)
- 基于快速傅里叶变换和互相关的多频微弱信号重构法 ..... 白 旭 胡 辉(168)
- 不均衡数据集下基于生成对抗网络的改进深度模型故障识别研究 ..... 包 萍 刘运节(176)
- 非线性系统的一种分布式状态估计算法及其稳定性分析 ..... 杨 赫(184)

### 业界动态

- 基德科技为 PathWave ADS 增添新分析工具 ..... (98)
- 美国比克科技(Pico Technology)推出新概念示波器 SXRT0——新一代采样器扩展实时 & 高速采样示波器 ..... (135)
- BAS 校园仪表盘可管理多达 300 台大学实验室仪器 ..... (167)

DOI: 10.13382/j.jemi.B1801854

## 基于改进果蝇算法优化 SVM 的模拟 电路故障诊断及对比分析\*

赵新<sup>1</sup> 刘冬生<sup>2</sup>

(1.武汉交通职业学院 电子与信息工程学院 武汉 430065; 2.华中科技大学 光学与电子信息学院 武汉 430074)

**摘要:**为提高支持向量机(SVM)对模拟电路的故障诊断精度,提取了基于动态变步长果蝇算法优化 SVM 的模拟电路故障诊断方法。动态变步长果蝇算法(DCSFOA)在 FOA 算法的基础上,通过适应度值对果蝇种群进行动态划分,然后两个子群按照不同的公式进行搜索步长的计算并完成位置更新,增强了果蝇种群的寻优能力,可以获得更优的 SVM 参数,有效地提升了 SVM 的分类性能。最后以 UCI 数据集、Sallen-Key 低通滤波器模拟电路和实际电路故障诊断为例,从纵向和横向两个方面对 DCSFOA-SVM 有效性和优势进行了验证。

**关键词:**动态变步长;果蝇算法;支持向量机;模拟电路;故障诊断

**中图分类号:** TH206.3; TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40; 470.40

### Analog circuit fault diagnosis and comparison analysis based on SVM optimized by improved fruit fly optimization algorithm

Zhao Xin<sup>1</sup> Liu Dongsheng<sup>2</sup>

(1.School of Electronic and Information Engineering, Wuhan Technical College of Communications, Wuhan 430065, China;

2.School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science And Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** In order to improve diagnosis accuracy of support vector machine (SVM) in analog circuit, an analog circuit fault diagnosis method based on SVM optimized by dynamic changing step fruit fly optimization algorithm was proposed. On the basis of fruit fly optimization algorithm (FOA), dynamic changing step fruit fly optimization algorithm (DCSFOA) according to fitness dynamically divided fruit fly group into two subgroups. And then, each subgroup computing search step according to different function and update location. As a results, the ability of optimization seeking are improved, better parameters of SVM can be obtained and classification performance of SVM was enhanced. Finally, the performance and superiority of DCSFOA-SVM are validated from both vertical and horizontal ways according to Sallen-Key low-pass filter analog circuit and actual circuit fault diagnosis results.

**Keywords:** dynamic changing step; fruit fly optimization algorithm; support vector machine; analog circuit; fault diagnosis

### 0 引言

模拟电路的故障诊断实质上是一个模式识别的过程,而支持向量机(support vector machine, SVM)作为一种有效的模式识别方法,其在模拟电路的故障诊断中也得到了较为广泛的应用,并且取得了较好的诊断效果。黄瑞祥<sup>[1]</sup>把 SVM 用于舰船典型模拟电路的故障诊断,取得了较高的诊断精度;颜学龙等<sup>[2]</sup>以 Haar 小波系数为特

征,以 DCQGA-GMLK-SVM 为分类器,实现了模拟电路单故障和双故障高精度故障诊断;张松兰等<sup>[3]</sup>利用改进模糊聚类算法对模拟电路故障特征维数进行约简后采用 SVM 进行诊断,获得了较好的诊断效果。

但是,SVM 的诊断性能在很大程度上取决于其参数的选择,因此近几年很多学者先后对其相关参数的优化选择算法进行了研究。孙健等<sup>[4]</sup>采用的人工鱼群算法、梅恒荣等<sup>[5,6]</sup>采用的改进粒子群算法和改进引力搜索算法、吕洪爽等<sup>[7]</sup>采用的混沌蝙蝠算法、朱静等<sup>[8]</sup>采用的正

收稿日期:2018-11-22 Received Date: 2018-11-22

\* 基金项目:国家自然科学基金(61874163)、武汉交通职业学院科研创新团队(CX2018B01)资助项目

弦余弦算法、王玲等<sup>[9]</sup>采用的杂草算法、顾学龙等<sup>[2]</sup>采用的双链量子遗传算法,这些算法在一定程度上增强了 SVM 分类性能,提高了模拟电路故障诊断的准确性。此外,邵新添等<sup>[10]</sup>针对果蝇算法<sup>[11-13]</sup>(fruit fly optimization algorithm, FOA)寻优性能受迭代搜索步长影响较大的实际,提出了线性变步长果蝇算法(MFFOA)用于优化 SVM 进行模拟电路故障诊断,获得了更高的诊断精度。但在 MFFOA 中,果蝇个体的搜索迭代步长是随着迭代次数线性减少,虽然算法的收敛速度提高了但是到了迭代后期搜索步长变小,极易陷入局部最优,进而搜寻不到更优的 SVM 参数。

本文针对 FOA 迭代搜索步长选择问题,提出一种不同于 MFFOA 的改进型 FOA 算法,即动态变步长果蝇算法(dynamic changing step fruit fly optimization algorithm, DCSFOA)用于 SVM 的参数优化,进而提升模拟电路故障诊断精度。最后,以 UCI 典型数据集、Sallen-Key 低通滤波器模拟电路和实际电路诊断为例,从纵向对比分析和横向对比分析两个方面,对方法的有效性和可行性进行了验证。

## 1 支持向量机

SVM 的主要目的是构建一个分类超平面将不同样本进行区分,并使分类间隔最大,即解决如下问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2}(\omega \times \omega) + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \\ \text{s.t. } y_i[(\omega \times x_i) + b] \geq 1 - \varepsilon_i, \varepsilon_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $C$  为惩罚参数;  $\varepsilon_i$  是线性不可分时引入的松弛变量。引入 Lagrange 乘子  $\alpha_i (i = 1, \dots, n)$  得其对偶形式:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

通过求解以上优化问题可以得到如下决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (3)$$

其中  $K(x_i, x)$  为核函数,它主要采用如下形式:

$$K(x_i, x) = \exp(-g \|x_i - x\|^2) \quad (4)$$

根据上述推导过程可知, SVM 需要确定的参数为  $C$  和  $g$ 。

## 2 动态变步长果蝇算法的 SVM 参数优化

### 2.1 历史认知果蝇优化算法

FOA 是根据果蝇的觅食行为提出,它的主要步骤

如下<sup>[14]</sup>。

1) 确定种群数量  $N$ , 最大迭代次数  $G_{\max}$ , 随机赋予种群初始位置  $X_{\text{axis}}, Y_{\text{axis}}$ ;

2) 赋予果蝇个体利用嗅觉搜寻食物的随机方向和距离,  $L$  为搜索步长:

$$\begin{cases} X_i = X_{\text{axis}} + L \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + L \end{cases} \quad (5)$$

3) 估计果蝇个体与原点之间的距离  $Dist_i$ , 其倒数即为味道浓度判定值  $S_i$ :

$$\begin{cases} Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \\ S_i = 1/Dist_i \end{cases} \quad (6)$$

4) 将  $S_i$  代入适应度函数(fitness function)中, 得到每个果蝇个体所在位置的食物味道浓度  $Smell_i$ :

$$Smell_i = \text{function}(S_i) \quad (7)$$

5) 保存该果蝇群体中  $Smell_i$  最大的果蝇个体信息:

$$[bestSmell, bestindex] = \max(Smell_i) \quad (8)$$

6) 记录并保留  $bestSmell$  及其对应的  $X, Y$  坐标, 其余果蝇则向该位置聚集:

$$\begin{cases} Smell_{\text{best}} = bestSmell \\ X_{\text{axis}} = X(bestindex) \\ Y_{\text{axis}} = Y(bestindex) \end{cases} \quad (9)$$

7) 重复执行步骤 2)~5), 判断  $bestSmell$  是否优于前一值。若当前迭代次数小于  $Maxgen$ , 则重复步骤 6)。

### 2.2 动态变步长果蝇算法

FOA 在迭代寻优中的搜索步长是固定不变的, 假若搜索步长过大, FOA 的全局寻优能力较强, 但是在寻优搜索过程中很有可能错过最优解; 假若搜索步长太小, 则其具有更强的局部寻优能力, 可以获得局部最优解, 但是搜索过程中极有可能陷入局部最优, 而无法找到全局最优解。因此, 如何选择合适的迭代搜索步长是提高果蝇优化性能的关键。

鉴于此, 本文提出的 DCSFOA 算法在 FOA 的基础上, 将果蝇种群进行动态划分, 即在保留当代果蝇最优个体信息后, 按式(10)将种群一份为二, 即分为较优子群(better group, BG)和较差子群(worse group, WG):

$$\begin{cases} \text{if } Smell_i/bestSmell \geq \alpha \text{ Bettergroup} \\ \text{else } Smell_i/bestSmell < \alpha \text{ Worsegroup} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\alpha$  取值在  $(0, 1)$  范围内。

在果蝇个体向最优位置飞去后, BG 按照式(11)所示变步长进行位置更新, WG 按照式(12)所示变步长进行位置更新。

$$\begin{cases} L_n = \frac{(L_{\max} + L_{\min}) - (L_{\max} - L_{\min})(G - 1)}{G_{\max} - 1} \\ X_i = X_{\text{axis}} + L_n \\ Y_i = Y_{\text{axis}} + L_n \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} L_n = \frac{(L_{max} + L_{min}) + \frac{(L_{max} - L_{min})(G - 1)}{G_{max} - 1}}{2} \\ X_i = X_{i,axis} + L_n \\ Y_i = Y_{i,axis} + L_n \end{cases} \quad (12)$$

式中： $L$  和  $L$  分别为最大和最小迭代步长。

开始时移动步长为  $(L+L)/2$ ，第 1 次迭代完成后种群按照式(10)进行分群，然后，各子群按照各自的迭代步长进行搜索。搜索完成后，所有果蝇再按照式(10)重新分群，并按照各自的迭代步长进行搜索，直至迭代次数到达最大值。在每次迭代后，都会对果蝇种群重新进行划分，因此两个子群并不是完全独立的，而是动态变化的。BG 的搜索步长随着迭代次数的增加逐渐减小，搜索空间逐渐变小，算法的全局寻优能力变弱，局部寻优能力增强，避免错过局部最优。相反，WG 的搜索步长随着迭代次数增加逐渐变大，算法的全局寻优能力增强，能够较快的搜索到全局最优附近，避免算法陷入局部最优。两个子群的协同配合，使算法具有了跳出局部最优的能力，同时也可以避免因搜索步长过大而错过局部最优值的情况。

2.3 DCSFOA 优化 SVM 流程

利用 DCSFOA 进行 SVM 的参数优化流程如图 1 所示。



图 1 DCSFOA 优化 SVM 流程

Fig.1 Flow chart of DCSFOA optimize SVM

- 1) 初始化 DCSFOA 相关参数；
- 2) 以训练集的 5 折交叉验证 SVM 准确率作为果蝇个体的适应度，并保留当代最优个体信息和全局最优个体信息；
- 3) 按照式(10)将果蝇种群进行划分；
- 4) 按照式(11)和(12)进行迭代步长的计算和果蝇个体的位置更新；

5) 判断是否满足停止条件，如不满足，则重复步骤 2)，反之，则停止，输出最优参数。

2.4 DCSFOA-SVM 性能测试

本文第 1 节提到的 UCI 数据集中 Heart、Wine、Iris 和 Glass 等 4 个数据集来验证 DCSFOA 的优化性能，数据集信息如表 1 所示。为了进一步说明本文方法的有效性，还采用 FOA、MFFOA 和本文方法进行纵向对比。图 2 所示为 Iris 数据集交叉验证分类准确率的前 50 次迭代结果，表 2 所示为测试结果，其中时间为参数寻优消耗时间。

表 1 UCI 数据集  
Table 1 UCI dataset

数据集	特征维数	类别	训练集	测试集
Heart	13	2	150	153
Wine	13	3	89	89
Iris	4	3	75	75
Glass	13	6	100	114

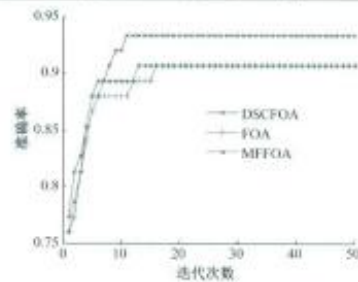


图 2 Iris 数据集分类准确率寻优曲线

Fig.2 Classification accuracy optimization search curve of Iris

表 2 测试结果  
Table 2 Testing results

数据集	DCSFOA		FOA		MFFOA	
	准确率/%	时间/s	准确率/%	时间/s	准确率/%	时间/s
Heart	90.19	11.64	85.62	11.29	86.27	11.51
Wine	95.51	16.59	92.13	15.88	93.26	16.38
Iris	88.00	9.21	82.67	9.09	84.00	9.17
Glass	77.19	12.97	71.03	12.37	72.80	12.83

由图 2 可知，DCSFOA 的收敛曲线是一个不断向上攀升的过程，准确率逐渐升高，表明了 DCSFOA 在不断输出更优的 SVM 参数，而 MFFOA 和 FOA 在迭代前期准确率向上快速攀升，但在迭代后期，准确率在停留一段时间后才继续增加，这说明 MFFOA 和 FOA 比较容易陷入局部最优而且不容易跳出，搜寻到的参数并不是最优的。从表 2 可以看出，对于不同样本总数和不同类别数的 4 个数据集，虽然 DCSFOA 增加了子群划分和变步长的计算步骤，使得算法复杂度有所增加，相

比于增加了自适应步长计算步骤的 MFFOA 和 FOA 的耗时增多,但三者的差别很小。同时还可以发现,DCSFOA 对 4 个数据集的测试精度比 MFFOA 和 FOA 均要高,说明了 DCSFOA 较其 MFFOA-SVM 和 FOA-SVM 具有更好的效果。

### 3 模拟电路故障诊断

#### 3.1 故障设置

本文以图 3 所示 Sallen-Key 低通滤波器电路为例,采用 Multisim12 软件进行模拟实验,验证方法的有效性。该电路中,电阻和电容的容差分别为 5% 和 10%。通过灵敏度分析,可知  $C1$ 、 $C2$  和  $R2$ 、 $R3$  的取值变化对该电路输出响应的影响较大。因此选择上述 4 个元件作为研究对象进行分析。当电路中某一元件的参数值高于或低于标称值的 50%,而其余元件参数值在容差范围内时,则认为元件发生故障。故障类型设置如表 3 所示。

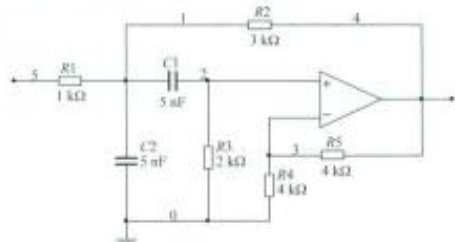


图 3 Sallen-Key 低通滤波器电路  
Fig.3 Sallen-Key low pass filter

表 3 Sallen-Key 低通滤波器电路故障模式  
Table 3 Fault model of Sallen-Key low pass filter

故障代码	故障类型	标称值	实际参数值
F0	NF	—	—
F1	$C1 \uparrow$	5 nF	7.5 nF
F2	$C1 \downarrow$	5 nF	2.5 nF
F3	$C2 \uparrow$	5 nF	7.5 nF
F4	$C2 \downarrow$	5 nF	2.5 nF
F5	$R2 \uparrow$	3 kΩ	4.5 kΩ
F6	$R2 \downarrow$	3 kΩ	1.5 kΩ
F7	$R3 \uparrow$	2 kΩ	3 kΩ
F8	$R3 \downarrow$	2 kΩ	1 kΩ

#### 3.2 故障特征提取

本文中,给电路施加幅值为 1 V、频率为 1 kHz 的正弦信号,对元件故障设定值进行蒙特卡罗模拟分析,获得时间段为 0~50  $\mu$ s 的输出端故障响应信号,对每个故障类别采集 100 个样本,每一个样本有 3 000 个采样点。获

得故障信号后,对各种故障信号进行 3 层 Haar 小波变换,然后计算每个小波子模式的分形特征<sup>[16-15]</sup>。由此可得 9 个  $100 \times 7$  的故障特征矩阵,电路 9 种故障模式各 1 个样本的小波分形特征如图 4 所示。从图 4 可以看出,小波分形特征对 9 种故障模式具有一定的区分作用。

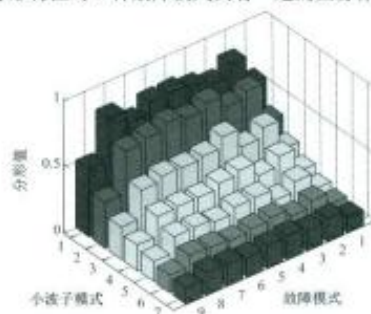


图 4 小波分形特征  
Fig.4 Wavelet fractal features

#### 3.3 诊断结果与分析

获随机从 9 故障模式各 100 组样本中抽取 30 组作为训练样本,剩余 70 组作为测试样本。设 DCSFOA 和 FOA 的  $N=30$ ,  $G_{max}=100$ ,DCSFOA 中  $\alpha=0.5$ ,寻优过程的前 50 次迭代如图 5 所示。从图 5 可以看出,DCSFOA 经过 13 次迭代完成了收敛,而 FOA 经过 22 次迭代才完成收敛,并且 DCSFOA 收敛精度更高。在迭代结束后,DCSFOA 和 FOA 输出的最优  $(C, g)$  组合分别为 (46.72, 1.49) 和 (77.19, 4.38)。利用优化后的 SVM 进行故障诊断,表 4 给出了 DCSFOA-SVM 和 FOA-SVM 对 9 个故障模式的诊断结果,图 6 所示为可视化结果。

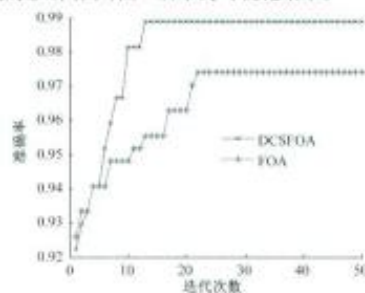


图 5 参数寻优适应度曲线  
Fig.5 Fitness curve of parameter optimization

从表 4 可以看出,9 种故障模式中,DCSFOA-SVM 和 FOA-SVM 分别 100% 正确识别了 5 种和 3 种,同时无论是单一故障模式识别率还是平均识别率,DCSFOA-SVM

表 4 故障诊断结果  
Table 4 Fault diagnosis results

故障代码	F0	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	平均
DCSFOA-SVM	100	100	100	97.14	95.71	98.57	100	97.14	100	98.73
FOA-SVM	98.57	95.71	100	92.86	92.86	100	100	94.29	95.71	96.67

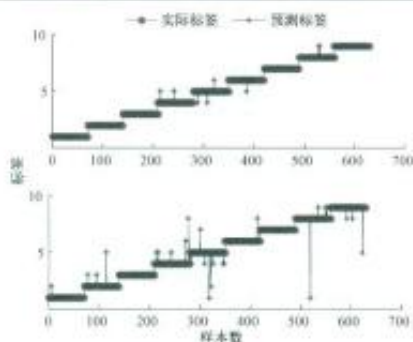


图 6 可视化结果

Fig.6 Visualization results

都比 FOA-SVM 要好,总体识别率提升了 2.06%,即正确识别的样本个数增加了 13 个。从图 6 的可视化结果可

表 5 各方法诊断结果对比

Table 5 Diagnosis results comparison of each method

方法	DCSFOA	MFFOA	FOA	DCQGA	AFSA	IPSO	IGSA	CBA	SCA	DE-IWO
诊断结果/%	98.73	97.14	96.67	94.76	95.39	97.30	95.07	96.03	95.56	96.51
正确/总数	622/630	612/630	609/630	597/630	601/630	613/630	599/630	605/630	602/630	608/630
排序	1	3	4	10	8	2	9	6	7	5
消耗时间/s	26.13	27.44	25.18	107.92	57.91	88.39	39.87	61.34	46.16	78.25
排序	2	3	1	10	6	9	5	7	5	8

分析表 5 可知,无论纵向对比还是横向对比,在诊断精度上,只有 DCSFOA 的精度在 98% 以上,比其他几种方法均要高。在消耗时间上,DCSFOA 比 MFFOA 要略高,这主要是因为 DCSFOA 增加了子群划分的步骤和迭代步长的计算方式略微复杂一点,因此算法复杂度有所增加,但相比其他几种方法中最快的 CSA 都节约近 20 s,这也进一步验证了 FOA 算法具有运算快这一特点;对比 DCSFOA 和其他几种方法,无论是在诊断精度上还是在消耗时间上均是本文 DCSFOA 占优。上述分析表明,本文的 DCSFOA-SVM 方法在诊断精度均比参考文献中的几种方法更优,在消耗时间上除了略低于 MFFOA 和 FOA 外,同样具有很大的优势,可有效应用于模拟电路故障诊断。

#### 4 实际电路故障诊断

搭载图 7 所示 Sallen-Key 低通滤波器电路来进行验

以看出,DCSFOA-SVM 的错误识别样本比较单一,主要是 F3 和 F4 模式各互相错误识别 2 个, F4 和 F5 模式各互相错误识别 1 个, F7 模式被错误识别成 F8 模式 2 个,而 FOA-SVM 的错误识别样本则明显增多,比较混乱。上述分析说明了本文所提 DCSFOA-SVM 方法进行模拟电路故障诊断相对于 FOA-SVM 更为有效。

在此基础上,从纵向和横向两个方面来验证 DCSFOA-SVM 对模拟电路故障诊断的优势。除 DCSFOA 外,纵向对比主要有 FOA 和文献[10]的 MFFOA 方法;横向对比主要有文献[2]的 DCQGA 方法,文献[4]的 ASFA 方法,文献[5]的 IPSO 方法,文献[6]的 IGSA 方法,文献[7]的 CBA 方法,文献[8]的 SCA 方法,文献[9]的 DE-IWO 方法。上述文献方法中的种群规模均为 30,最大迭代次数为 100, C 和 g 的范围为 0~100,各方法的参数均按原文献进行设置,各方法诊断结果如表 5 所示,其中消耗时间为搜索最优参数组合所消耗的时间(Windows7 旗舰版,4 GB 内存, MATLAB R2012a 环境下进行)。

证。故障设置同表 3 一致。实验中,由 QH4425 多功能测试仪提供与模拟信号相同的输入信号,利用 BIT 测试系统对不同状态进行信号采集,每种状态采集 50 个样本,共 450 个样本,其中每种状态的 20 个样本用来训练,30 个样本用来诊断。



图 7 实际 Sallen-Key 电路

Fig.7 Actual Sallen-Key circuit

表 6 所示为本文方法和参考文献中方法的测试结果对比。由于电源噪声、元件精度、系统误差等因素的影响,实际电路的诊断精度相比于模拟测试必然要低一些,

表6的结果也验证了这一结论。表5和6所示结果中,部分方法在模拟电路和实际电路中的诊断精度排名发生了变化,如在模拟电路中排名2和6的IPSO和CBA,在实际电路中精度排名则有所下降,而在模拟电路中排名垫底的DCQGA,在实际电路中的精度则上升到了第3,这可能是

因为相关干扰信息存在,对诊断结果产生了影响,也进一步说明了不同算法的稳定性是不同的。对比表5和6的结果,都是本文DCSFOA-SVM的精度最高,相比于其他几种方法或多或少都有所提升,这也进一步验证了本文DCSFOA-SVM的有效性,可以在实际电路故障诊断中加以应用。

表6 各方法对实际电路的诊断结果

Table 6 Diagnosis results of each method to actual circuit

方法	DCSFOA	MFFOA	FOA	DCQGA	AFSA	IPSO	IGSA	CBA	SCA	DEIWO
结果	89.63	88.15	86.30	86.89	84.44	85.56	86.00	84.81	86.44	83.70
正确/总数	403/450	396/450	388/450	391/450	380/450	385/450	387/450	381/450	389/450	376/450
排序	1	2	5	3	9	7	6	8	4	10

## 5 结论

为提高 SVM 对模拟电路故障诊断的精度,对 FOA 进行了改进,提出了 DCSFOA 算法并用于 SVM 参数优化。采用 DCSFOA-SVM 对 Sallen-Key 低通滤波器模拟电路和实际电路进行了故障诊断,结果表明 DCSFOA-SVM 可以显著提高电路的故障诊断效果,在诊断精度和诊断效率上均优于参考文献中的相关方法,更适用于模拟电路的故障诊断。

### 参考文献

- [1] 黄瑞祥. 支持向量机在舰船模拟电路故障诊断中的应用[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(18): 160-162.  
HUANG R X. Support vector machine in ship analog circuit fault diagnosis[J]. Ship Science and Technology, 2016, 38(18): 160-162.
- [2] 颜学龙, 龚流青, 汪斌斌. 基于 DCQGA-SMKL-SVM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(11): 1944-1950.  
YAN X L, GONG L Q, WANG B B. An analog circuit fault diagnosis method based on DCQGA-SMKL-SVM method[J]. Computer Engineering & Science, 2018, 40(11): 1944-1950.
- [3] 张松兰, 田丽. 基于改进模糊聚类和支撑向量机的模拟电路故障诊断[J]. 测控技术, 2016, 35(12): 123-127.  
ZHANG S L, TIAN L. Analog circuit fault diagnosis based on improved fuzzy clustering and support vector machine[J]. Measurement & Control Technology, 2016, 35(12): 123-127.
- [4] 孙健, 王成华, 洪峰, 等. 基于人工鱼群优化支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统模拟学报, 2014, 26(4): 843-847.  
SUN J, WANG CH H, HONG F, et al. Analog circuit fault diagnosis based on artificial fish swarm optimization support vector machine [J]. Journal of System

Simulation, 2014, 26(4): 843-847.

- [5] 梅恒荣, 殷礼胜, 刘冬梅, 等. 改进粒子群算法优化的 SVM 模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1239-1246.  
MEI H R, YIN L SH, LIU D M, et al. Analogue circuit fault diagnosis based on SVM optimized by IPSO [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8): 1239-1246.
- [6] 梅恒荣, 刘冬梅, 何怡刚, 等. 改进引力搜索算法优化的 SVM 模拟电路故障诊断[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(5): 109-115.  
MEI H R, LIU D M, HE Y G, et al. Analogue circuit fault diagnosis based on SVM optimized by IGSA [J]. Microelectronics & Computer, 2018, 35(5): 109-115.
- [7] 吕洪爽, 何玉珠. 基于 CBA-SVM 的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(7): 6-11.  
LV H SH, HE Y ZH. Research for analog circuit fault diagnosis based on CBA-SVM [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(7): 6-11.
- [8] 朱静, 何玉珠, 崔唯佳. 正弦余弦算法优化的 SVM 模拟电路故障诊断[J]. 导航与控制, 2018, 17(4): 33-40.  
ZHU J, HE Y ZH, CUI W J. Analog circuit fault diagnosis based on SVM optimized by SCA [J]. Navigation and Control, 2018, 17(4): 33-40.
- [9] 王玲, 周东方, 白荣光. 基于差分进化杂草算法的容差模拟电路故障诊断[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(9): 67-69.  
WANG L, ZHOU D F, BAI R G. Fault diagnosis of tolerance analog circuits based on differential evolution invasive weed algorithm [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(9): 67-69.
- [10] 邵新添, 李志华, 王露. 基于改进果蝇算法的模拟电路故障诊断[J]. 计算机与现代化, 2018(1): 40-43.  
SHAO X T, LI ZH H, WANG ZH. Analog circuit fault diagnosis based on modified fruit fly optimization algorithm [L]. Computer and Modernization, 2018(1): 40-43.