

doi: 10.7690/bgzdh.2013.06.018

基于 IBPSO 的模拟电路故障特征提取方法

焦鹏¹, 王新政², 徐衡博³(1. 海军航空工程学院研究生管理大队 山东 烟台 264001; 2. 海军航空工程学院科研部, 山东 烟台 264001;
3. 中国人民解放军 91423 部队装备部, 山东 莱阳 265200)

摘要: 针对有效采样点法提取故障特征时冗余信息多、易造成维数灾等问题, 提出利用改进的二进制粒子群算法提取故障特征。研究粒子群优化算法和二进制粒子群优化算法的差异以及在故障特征提取方面存在的不足, 通过改进群体极值的更新方式避免搜索结果陷入局部最优。以 Sallen-Key 带通滤波器为诊断实例, 完成 9 类模拟电路故障模式的特征提取。结果表明: 通过该方法进行特征提取可有效降低故障诊断模型的复杂性, 与二进制粒子群优化算法相比, 该方法在特征维度和诊断准确率上具有明显的优势。

关键词: 故障特征提取; 二进制粒子群优化算法; 模拟电路

中图分类号: TJ03 **文献标志码:** A

Fault Feature Extraction Method of Analog Circuits Based on IBPSO

Jiao Peng¹, Wang Xinzheng², Xu Hengbo³(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;*
2. *Department of Scientific & Research, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;*
3. *Equipment Department, No. 91423 Unit of PLA, Laiyang 265200, China*)

Abstract: According to the problems such as redundancy information and dimension disaster caused by fault feature extraction of effective sampling point method, put forwards improved binary particle swarm method to extract fault feature. The differences and deficiencies between particle swarm optimization (PSO) algorithm and binary particle swarm optimization (BPSO) algorithm are analyzed. Change swarm extremum update mode to avoid research result to get into local best. Taking Sallen-Key filter as example, realize feature extraction of 9 simulation circuit fault mode. The result shows that the proposed method can effectively reduce the complexity of the fault diagnosis model. Compared with the binary particle swarm optimization algorithm, it has obvious advantages in the feature dimension and diagnostic accuracy.

Key words: fault feature extraction; binary particle swarm optimization method; analog circuits

0 引言

快速有效地提取反映电路状态的故障特征, 是模拟电路故障诊断的重要环节。由于元件参数的容差、噪声以及大规模集成化等原因, 使得模拟电路故障信息表现出特征多、噪声高、非线性等特点, 同时还受到信号观测手段、征兆提取方法以及诊断经济性的制约^[1]。有效采样点法是一种常用的模拟电路故障特征提取方法, 其优点是简单直观, 易于实现。为充分表征各种状态的响应曲线特征, 一般要求响应信号的采样点要尽可能多, 使得每个故障特征数据样本中必然包含了很多个属性(特征)。属性数量增加引起的维数灾难问题会影响下一步模式识别的效率和准确性。

为将电路状态的原始特征从高维特征空间压缩到低维特征空间, 并提取有效故障特征以提高故障诊断性能, 应在保证分类辨识准确率的基础上尽量减少故障特征的属性数量, 从而减小故障特征维数

引起的计算复杂性。文献[2]认为频率转折点附近所对应的频响输出电压值随参数变化较敏感, 但频率点的选取仍需要一定的专家经验。笔者通过研究粒子群优化算法和二进制粒子群优化算法的差异以及在故障特征提取方面存在的不足, 提出以改进的二进制粒子群优化算法对故障样本数据进行特征选择, 通过改进群体极值的搜索方式降低特征维度, 改善分类准确率。与二进制粒子群优化算法(binary particle swarm optimization, BPSO)算法相比, 该方法在特征维度和诊断准确率上具有明显的优势。

1 粒子群优化算法

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年通过观察鸟类捕食行为发展而来的一种具有群体智能概念的进化计算技术^[3]。近年来, PSO 已应用到多个领域, 如神经网络^[4]、防空火力分配^[5]、装备保障资源优化^[6]等方面。标准 PSO 算法是建立在连续实数问题空间

收稿日期: 2012-12-08; 修回日期: 2013-01-10

作者简介: 焦鹏(1980—), 男, 陕西人, 博士, 工程师, 从事智能信息处理, 故障预测与诊断研究。

中, 通过不断调整粒子的位置以获得最优解。但是在连续实数空间中无法解决离散二进制空间的问题。为了利用 PSO 算法解决离散二进制空间的问题, Kennedy 和 Eberhart 提出了 BPSO^[7]。

1.1 二进制粒子群优化算法

BPSO 算法对粒子位置的定义由原来的连续实数变为一个二进制数值, 并以此在离散二进制空间中进行粒子的移动和调整。这种方式使得 BPSO 更适合处理离散二进制的最优化问题。

1) 粒子的位置和速度。

在 BPSO 算法的 D 维搜索空间中, 粒子的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 用一个二进制字符串 $S = F_1 F_2 \dots F_D$ 表示, 每个字符位表示一个特征, 如果字符位的值为 1 表示该特征被选择, 否则该值为 0。如一个二进制字符串 $S=10010101$, 表示粒子的位置为 $X_i = \{1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1\}$, 即被选择的特征为 $S = \{F_1, F_4, F_6, F_8\}$ 。而粒子的初始速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 是使用一个均匀的随机函数产生 $[0, 1]$ 之间的数值。在迭代过程中, v_i 通过 Sigmoid 函数转换为一个概率值, 并以此判断在粒子的位置中每个维度所代表的二进制数值是否需要改变, 即在下一轮的迭代中特征选择与否。

2) 粒子位置和速度的更新方式。

粒子在每一次的迭代中都必须根据个体极值 pBest 和群体极值 gBest 更新目前的位置和速度, 粒子位置和速度的更新方式如下所示:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{gd}^k) \quad (1)$$

$$\text{if } V_{id}^{k+1} \notin (V_{\min}, V_{\max}) \text{ then} \quad (2)$$

$$V_{id}^{k+1} = \max(\min(V_{\max}, V_{id}^{k+1}), V_{\min})$$

$$S(V_{id}^{k+1}) = \frac{1}{1 - e^{-V_{id}^{k+1}}} \quad (3)$$

$$\text{if } (\text{rand} < S(V_{id}^{k+1})) \text{ then} \quad (4)$$

$$X_{id}^{k+1} = 1; \text{ else } X_{id}^{k+1} = 0$$

其中: ω 表示惯性权重; k 表示当前迭代次数; P_{id} 表示粒子 i 在第 d 维的个体极值点的位置, P_{gd} 是整个粒子群在第 d 维的全局极值点的位置; V_{id} 为粒子的速度; X_{id} 为粒子所在的位置; c_1 和 c_2 为非负的常数, 称为加速度因子, 分别表示参数的局部和全局搜索能力; r_1 、 r_2 及 rand 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数。 $S(V_{id}^{k+1})$ 表示 Sigmoid 限制转换函数, 其主要作用是

将粒子的移动速度 V_{id}^{k+1} 转换为一个 $[0, 1]$ 之间均匀分布的值, 式 (4) 以一个随机数 rand 判断粒子位置 X_{id}^{k+1} 所代表的特征在下一轮迭代时被选择与否。

1.2 改进的二进制粒子群优化算法

为避免陷入局部最优, BPSO 算法通过调整惯性权重, 使粒子持续地跟随群体极值 gBest 进行更新移动。但如果群体极值 gBest 已陷入局部最优, 则会导致跟随的粒子群聚在相同的区域进行重复搜索。针对上述情况, 笔者提出改进的二进制粒子群优化算法 (improved binary particle swarm optimization, IBPSO)。BPSO 在不同特征数量的区域内都有机会获得较好的分类准确率, 但如果算法在初始化阶段就迅速收敛到某个特征数量的范围内, 则易陷入局部最优值。当群体极值 gBest 经过一段时间的迭代无法得到改善时, 粒子的寻优路径就可能跟随群集极值 gBest 陷入局部最优, 导致粒子在相同区域内搜索, 分类准确率无法进一步提升。为了使群体极值 gBest 陷入局部最优时改善分类效果, 笔者设置当群体极值 gBest 陷入局部最优时, 改变其最优值及所在位置。由于进行特征提取的目的是使选择的特征维度尽量小, 因此将群体极值 gBest 所代表的特征集合内特征数量设为 0, 同时由于未选择任何特征, 目标函数值亦为 0。使其脱离原来区域并在一个新的区域中进行搜索, 以使粒子跟随群体极值 gBest 进入一个新的搜索区域, 重新寻找新的群集极值 gBest。

1.3 算法步骤

IBPSO 算法的过程如图 1 所示。

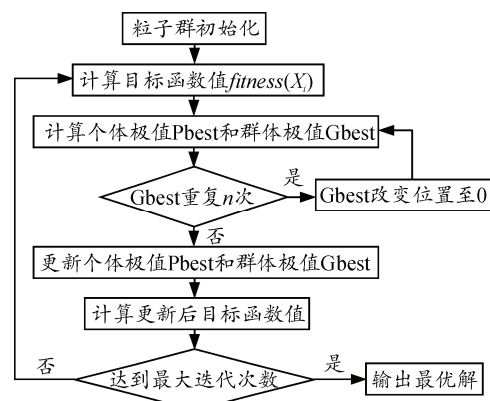


图 1 IBPSO 算法流程

1) 初始化, 随机产生粒子群的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ 。其中 X_i 表示每个二进制位的值所代表的特征被选择与否,

V_i 表示每个二进制位数值变化的概率;

2) 采用支持向量机 (support vector machine, SVM) 结合 one-versus-rest 多类别分类方法作为目标函数, 评估每个粒子所代表的特征集合, 以获得的分类准确率作为目标函数值;

3) 记录个体极值 pBest 和群体极值 gBest, 并记录 gBest 未获得改善的迭代次数 n ;

4) 当群体极值经过 n 次迭代后没有改善, 则视为陷入局部最优, 将群体极值 gBest 和目标函数值置为 0;

5) 根据分类问题的样本数量、特征维度及类别大小数量为依据, 设定最大迭代次数。达到迭代次数后, IBPSO 算法终止。

2 算例分析

以 Sallen-Key 滤波器电路^[8]为例, 验证文中所提方法的可行性和有效性。电路结构和参数如图 2 所示。电压源是幅度为 1 V 的 AC 交流电压信号源, 设电阻和电容的容差分别为 $\pm 5\%$ 和 $\pm 10\%$ 。当参数在此范围内变化, 视为幅频响应满足设计要求。

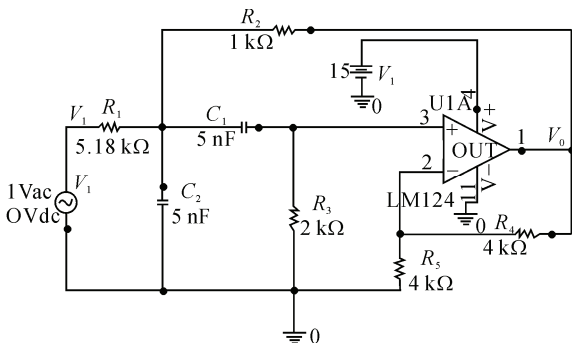


图 2 Sallen-Key 带通滤波器

设待测电路在某一时刻只有一个元件发生故障, 故障模式为 F1($C_1+50\%$)、F2($C_1-50\%$)、F3($C_2+50\%$)、F4($C_2-50\%$)、F5($R_2+50\%$)、F6($R_2-50\%$)、F7($R_3+50\%$)、F8($R_3-50\%$), 及正常工作状态 F0, 共 9 种状态。利用 Orcad10.5 软件对电路在各种故障状态和正常状态分别进行 50 次 Monte Carlo 仿真, 仿真默认温度 27 °C, 其他仿真条件采用默认设置。

在各个故障模式下, 对电路进行交流小信号扫描分析 (AC Sweep), 扫描频率为 10 Hz~1 MHz, 可得到各模式下电路输出电压 V_{out} 的频率响应波形。从图 3 中可见, 故障模式下的输出电压频率响应波形与正常模式时相比有较大区别, 尤其是 1~100 kHz 频率范围内, 输出电压 V_{out} 对应幅值变化最大。对

1~100 kHz 频率范围内的信号进行采样, 频率间隔为 100 Hz, 得到 990 个频率采样点作为故障特征。将故障特征转换成二进制编码, 利用文中提出的方法进行特征选择, 实验进行 10 次后取平均值。

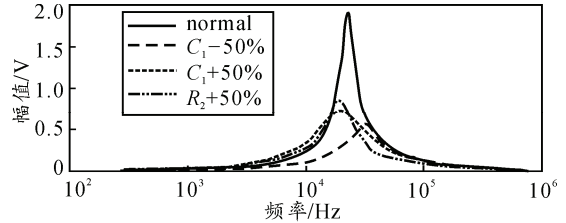


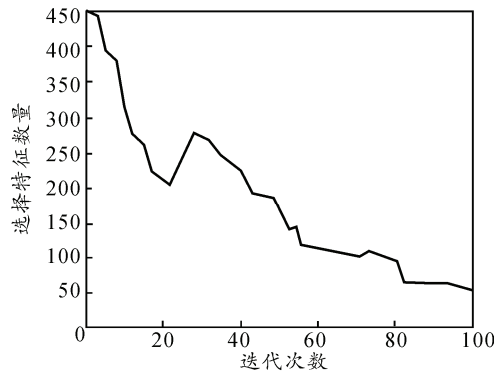
图 3 不同故障模式下的输出电压频率响应

1) 参数设置。

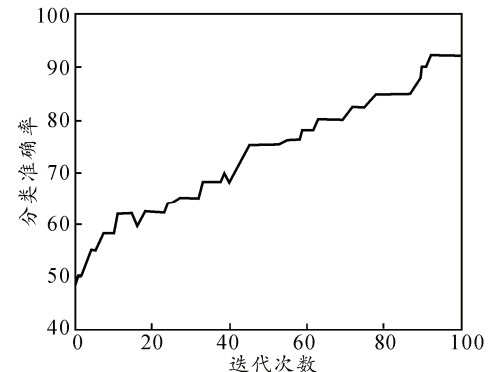
为比较 BPSO 以及 IBPSO 在特征数量和分类准确率的差异, 两算法设置的参数相同。粒子数为 20, 迭代次数 100, 惯性权值 $\omega=1.0$, 加速度因子 $c_1=1.7$, $c_2=2.0$, 迭代次数阈值 $n=3$ 。

2) 结果分析。

以故障 F3($C_2+50\%$) 为例进行。图 4 表示故障 F3 的样本数据经过 BPSO 特征选择后的结果, 其中 X 轴表示迭代次数, Y 轴分别表示选择的特征数量和分类准确率。从图 4 可知, 随着迭代次数的增加, 选择的特征数量逐渐减少并收敛到某个范围, 无法继续降低, 分类准确率随着特征数量的收敛在某个范围内也无法继续提升。



(a) 选择特征数量



(b) 分类准确率

图 4 BPSO 对故障 F3 的特征选择数量与分类准确率

IBPSO 算法对故障 F3 的特征选择数量与分类准确率如图 5 所示。从图 5 中可以发现, 每隔一段迭代时间, 通过重新搜索群体极值 gBest 的方式将特征集合的特征数量降为 0, 由于特征集合中没有

选择任何特征, 目标函数的分类准确率也为 0%。因此, 对于样本数据在特征数量、分类准确率与迭代次数的比较分析图中都表现为脉冲的形式, 最终的特征数量和分类准确率均优于 BPSO 算法。

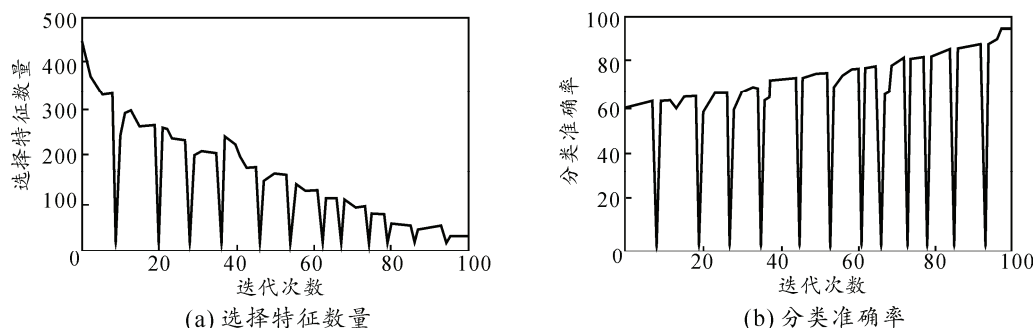


图 5 IBPSO 对故障 F3 的特征选择数量与分类准确率

从表 1 可知, IBPSO 在所有的故障样本数据上都可获得比 BPSO 更好的分类准确率。同时, 利用 IBPSO 进行特征提取得到的特征数量比 BPSO 少 6~10 倍左右; 因此, IBPSO 算法通过保留对分类准确率有足够辨识能力的特征, 不仅在运算效率上优于 BPSO 算法, 还可通过删除可能影响分类效果的特征来获得更好的分类准确率。

表 1 Sallen-Key 滤波器电路实验结果

故障模式	BPSO		IBPSO	
	特征数量	准确率/%	特征数量	准确率/%
F0	58	91.28	10	93.28
F1	70	88.41	9	94.44
F2	57	89.35	9	95.02
F3	52	92.41	11	95.74
F4	46	90.11	6	95.23
F5	75	87.49	10	92.26
F6	73	80.48	11	90.70
F7	77	85.28	9	93.77
F8	59	86.75	9	94.40
F9	45	90.69	8	95.68

3 结论

笔者针对在模拟电路故障样本提取故障特征时维度高的问题, 采用 IBPSO 算法对故障样本数据进行特征提取, 通过重新搜索群体极值 gBest 的方式, 使得粒子逐渐向特征数量较低的区域搜索, 不仅可以有效地避免落入局部最优, 同时还可提升收敛的速度。实验结果验证了该方法的有效性和可行性。由于该方法可以有效地提升特征选择的运算效率, 并获得较低的特征数量和较好的分类准确率; 因此,

可将该方法用于故障样本数据的预处理中。

参考文献:

- [1] 杨士元. 模拟系统的故障诊断与可靠性设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 1993: 41-56.
- [2] Add A K M, Abu E Y. Selection of input stimulus for fault diagnosis of analog circuits using ARMA model[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2004, 58(3): 212-217.
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]. Perth, Western Australia: In proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942-1948.
- [4] Wang Z, Durst G, Eberhart R, et al. Particle Swarm Optimization and Neural Network Application for QSAR[C]. Santa Fe, New Mexico, USA: In Proceedings of 18th International Parallel and Distributed Processing Symposium, 2004: 26-30.
- [5] 程杰, 李勇, 任伟. 改进粒子群算法在防空火力分配中的应用[J]. 兵工自动化, 2008, 27(4): 10-14.
- [6] 张凯, 赵国荣, 姜静. 粒子群算法在武器装备保障资源优化中的应用[J]. 兵工自动化, 2010, 29(1): 20-23.
- [7] Kennedy J, Eberhart R C. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm, Systems[C]. Piscataway, NJ: In Proceedings of the IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics, 1997: 4104-4109.
- [8] Aminian F, Aminian M, Collins H W, Jr. Analog fault diagnosis of actual circuits using neural networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2002, 51(3): 544-550.