

采用多目标粒子群算法的模拟电路故障诊断研究

徐宇亮^{1,2}, 孙际哲¹, 陈西宏¹, 曾昭博², 张金哲³

(1. 空军工程大学导弹学院, 713800, 陕西三原; 2. 中国人民解放军 93768 部队, 101500, 北京;
3. 中国人民解放军 93682 部队, 101300, 北京)

摘要: 提出了一种容差条件下基于多目标粒子群(MOPSO)算法的模拟电路软故障诊断方法. 通过灵敏度分析, 建立模拟电路故障诊断的约束线性规划方程组, 以元件参数变化量与标称值的百分比作为故障判据. 针对 MOPSO 中目标空间增加时种群选择压力影响算法性能的问题, 采用阶有效优化准则代替传统的 Pareto 优化准则, 引入最优折中解作为全局最优解, 从而提出基于阶有效的平衡全局搜索策略多目标粒子群(ESEO-MOPSO)算法, 并将其用于模拟电路故障诊断的约束线性规划方程组的求解中. 仿真结果表明, 该方法兼顾故障元件的定位和故障元件参数变化量的估计, 可以有效地实现模拟电路在容差条件下的软故障定量诊断.

关键词: 模拟电路; 故障诊断; 粒子群算法; 灵敏度

中图分类号: TP306 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)06-0092-06

Analog Circuit Fault Diagnosis with Multi-Objective Particle Swarm Optimization

XU Yuliang^{1,2}, SUN Jizhe¹, CHEN Xihong¹, ZENG Zhaobo², ZHANG Jinzhe³

(1. The Missile Institute of AFEU, Sanyuan, Shaanxi 713800, China; 2. Unit 93768 of PLA, Beijing 101500, China;
3. Unit 93682 of PLA, Beijing 101300, China)

Abstract: Taking tolerance as the parameter, a method based on multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) for soft fault diagnosis of analog circuit is proposed. The constraint linear programming equation is constructed according to the sensitivity analysis of node-voltage. The percentage of the parameter deviation against the nominal value is considered as the diagnosis criterion. Aiming at the selective pressure in the MOPSO caused by the number of the increased objectives, the preference order is chosen instead of the traditional Pareto optimum. Then “the best compromise” is introduced as a global best to update the particle velocity. Thus an equilibrium selection of global search following the effective ordering (ESEO-MOPSO) is employed to divide the node-voltage incremental equations. The simulation illustrates that the proposed method enables to locate the faulty element and estimate the parameter deviation effectively.

Keywords: analog circuit; fault diagnosis; particle swarm optimization; sensitivity

在模拟电路故障诊断问题中, 故障类型可以划分为硬故障和软故障. 硬故障是指故障元件参数发生大的变化, 主要包括短路或开路, 造成电路的失

效^[1]. 软故障是指故障元件参数偏离标称值, 超出了容差范围, 并没有超过极限范围导致电路失效, 其电路拓扑结构不改变, 但造成电路性能的改变. 元件参

数偏离标称值较小的软故障可以看作并不改变电路的功能,即不改变测点电压与元件参数之间的函数关系。硬故障可以被看作是软故障的特例,即元件参数变化到极大点或极小点。因此,研究模拟电路软故障诊断方法更有实际意义。

文献[2]提出了电压增量斜率不变性的概念,为模拟电路故障诊断方法提出了一个新方向。随后,出现了电压增量法为基础衍生出来的电压灵敏度法。文献[3]以 M 个测试点的电压灵敏度作为故障特征进行诊断,其对于无故障电路在容差条件下的诊断存在先天不足。文献[4-5]利用电压灵敏度,建立了测试点电压增量与元件参数变化量的方程组,采用单目标线性规划的方法找出方程组的合理解,从而判断故障元件的位置,但其计算量随电路规模的增大而几何增加,实用价值较低。文献[6-7]将节点电压灵敏度作为特征矢量,并利用模糊数学的方法对故障进行隔离,当元件容差的范围达到或超过 10% 时,故障模糊集就会相互重叠而难以分辨。

针对上述问题,本文通过分析模拟电路中可测节点对各个元件的电压灵敏度,建立电压增量方程,将求解电压灵敏度方程的问题转化为多目标线性规划问题。为了求解该线性规划方程组,提出了一种基于阶有效的平衡全局搜索策略多目标粒子群(ESEO-MOPSO)算法,采用新的优化准则对非劣解进行划分。随着目标个数的增多,新的优化准则可以加强种群内的选择压力,并且利用最优折中解的思想指导整个种群的搜索。通过测试函数验证表明,在目标个数较多的情况下,加入平衡选择策略的多目标粒子群算法能够提高算法的收敛性及解的多样性。同时,采用非线性直流电路的软故障诊断仿真证明了该方法的有效性。

1 电路诊断方程的建立

1.1 节点电压灵敏度

假设电路元件故障均为软故障,测量噪声可等效为元件参数在容差范围内的变化,当电路中元件参数值变化较小时,测试节点电压的灵敏度记为^[2]

$$S_{Y_j}^{V_j} = \partial V_j / \partial Y_i \quad (1)$$

式中: Y_i 为第 i 个元件的参数; V_j 为第 j 个测试节点的电压。在线性模拟电路中, Y_i 可为电导 G 、电阻 R 、电容 C 、电感 L 及相关源的控制系数(α 、 β 、 R_m 和 g_m)等元件参数。

1.2 节点电压增量方程

若电路中第 i 个元件的参数从 Y_i 变化到 $Y_i +$

ΔY , 则电路中第 j 个节点的电压从 V_j 变化到 $V_j + \Delta V_j$, 电路中任一可测节点的电压增量 ΔV_j 定义为^[5]

$$\Delta V_j = \sum_{n_Y} S_{Y_i}^{V_j} \Delta Y_i + \sum_{n_K} S_{K_i}^{V_j} \Delta K_i, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式(2)等号右边两项分别为电路元件参数漂移和控制源的控制系数变化对节点电压增量的作用, K 是电路中控制源的控制系数,式(2)可以写成

$$y_j = \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: y_j 为第 j 个节点的电压增量; x_i 为第 i 个电路参数的变化量; a_{ij} 为第 j 个节点对于第 i 个电路参数的灵敏度系数。

1.3 多目标线性规划方程的建立

在线性规划方法中,由于变量取值为非负数,在估算变量 x_i 的值之前将式(3)修改为

$$y_j = \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i^+ - \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i^- \quad (4)$$

式中: $x_i^+ \geq 0, x_i^- \geq 0$, 二者中至少有一个为 0。

为同时考虑电路中所有元件的参数变化量,无论是针对单故障情况还是多故障情况,不需要进行多次计算,可将诊断方程转化为如下多目标线性规划问题

$$\min f = (f_1, f_2, \dots, f_{2n-1}, f_{2n})^T \quad (5)$$

$$\text{s. t. } [\mathbf{A} \quad -\mathbf{A}] \mathbf{X} = \mathbf{b}$$

式中: $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{m \times n}$; $\mathbf{b} = [y_1 \quad y_2 \cdots y_m]^T$; $\mathbf{X}^+ = [x_1^+ \quad x_2^+ \cdots x_n^+]^T$; $\mathbf{X}^- = [x_1^- \quad x_2^- \cdots x_n^-]^T$; $\mathbf{X} = [\mathbf{X}^+ \quad \mathbf{X}^-]^T$ 。

2 基于阶有效的平衡全局搜索策略

采用粒子群优化(PSO)算法解决多目标问题时,必须要解决如何从非劣解集中选择全局最优解,从而指导整个种群在目标空间中的搜索。全局最优解 p_{gd} 选择得不恰当,很可能导致算法陷入局部最优,影响算法的性能和收敛速度。目前,多目标粒子群算法大多采用的是 Pareto 准则来确定全局最优解 p_{gd} ^[8-10],但当目标数量较多时,基于 Pareto 支配的优化准则不能够有效地对非劣解集进行划分,种群内的选择压力会减小。通过使用决策者的偏好信息来减少目标数量,可增大种群的压力。但是,在多目标优化的模拟电路故障诊断问题中,由于不存在偏好信息,本文采用阶有效优化准则代替 Pareto 优化准则,对外部档案文件中的非劣解再次划分,将得

到的最优折中解作为全局最优,指导种群的搜索过程.同时,对粒子群的速度更新公式进行了改进,进一步平衡算法在搜索过程中勘探和开采的能力.

2.1 阶有效优化准则

当优化问题的目标数量较多时,阶有效优化准则可以提供一种方式来确定在非劣解集中某些 Pareto 解优于其他的 Pareto 解.具体准则如下^[11-12]:

(1)如果 $f(X^*)$ 没有被 f_Ω 的任一具有 k 个元素的子集所支配,点 X^* 被称为 k 阶有效,其中 Ω 是多目标问题的可行域, f_Ω 是可行域上的点在目标空间上的映射;

(2)在三维目标空间中,至多存在一个二阶有效点;

(3)如果 X^* 是 k 阶有效,那么它也是 $k+1$ 阶有效.

2.2 最优折中解确定

在解决多目标优化问题时,多目标优化的最终目的就是要找到一组折中解,而采用阶有效的概念,可以继续更好地对非劣解好坏进行评估.在所提出的算法中,所有的非劣解都被保存在外部档案文件中,采用阶有效评价准则对非劣解排序,确定“最优折中解”,具体确定过程如下^[13]:

- (1)确定 m 个目标函数的所有子集组合;
- (2)在每一个目标函数子集上,计算每一个非劣解的阶;
- (3)根据非劣解的阶,确定最优折中解.

3 ESEO-MOPSO 算法步骤

为减少由于目标数量的增加而导致的种群内选择压力减小的缺陷,在多目标粒子群算法中采用基于阶有效的平衡全局搜索策略.该策略可均衡算法的勘探和开采能力,采用阶有效优化准则来代替 Pareto 优化准则,对非劣解进行再次排序,得到最优折中解,并利用最优折中解来对种群进行更新,从而指导整个种群的搜索过程.下面,对算法的步骤进行详细描述.

步骤 1:初始化.需要初始化的量包括种群大小 N 、外部档案文件大小 N_a 以及最大迭代数 $T_{\max}$,这些量的取值根据具体的问题确定.同时,需要初始化的有粒子的初始速度和初始位置,这两个量是在搜索空间中随机初始化的,粒子的个体最优值初始化为它最初的位置.

步骤 2:更新种群.为平衡算法的全局和局部搜索能力,采用一个新的公式来更新种群中的粒子

速度.

在惯性权值 PSO 算法中,速度更新公式如下

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (6)$$

惯性权值 ω 可调节 PSO 算法的全局搜索能力与局部寻优能力.当 ω 值较大时,粒子的全局搜索能力强,局部寻优能力弱;反之,则局部寻优能力增强,全局搜索能力减弱.本文采用式(7)动态调整惯性权值,其值是线性递减的

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T_{\max}} t \quad (7)$$

式中: $T_{\max}$ 为最大迭代数; $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别为最大惯性权值和最小惯性权值.

在 r_1 和 r_2 的选择上,存在两种极端情况, r_1 和 r_2 的取值同时很大或同时很小.取值同时很大时,使得粒子加速过度而远离局部最优,粒子的局部搜索能力降低;取值同时很小时,使得算法的收敛速度下降.因此,为了克服上述问题,本文算法采用如下速度更新公式对粒子的速度进行更新

$$v_{id}(t+1) = \omega(t+1)v_{id}(t) + (1-r_2)c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + (1-r_2)c_2 (1-r_1) (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (8)$$

在式(8)中,惯性权值 ω 根据下式在搜索过程中进行动态调整

$$\omega(t+1) = \omega(t)f_\omega \quad (9)$$

式中: f_ω 是一个 0 到 1 之间的常数.

对于个体最优位置 p_i 的更新,通过 Pareto 支配的概念进行更新,即

$$p_i(t+1) = \begin{cases} x_i(t+1), & f(x_i(t+1)) < f(p_i(t)) \\ p_i(t), & f(x_i(t+1)) > f(p_i(t)) \end{cases} \quad (10)$$

全局最优位置 p_g 采用前面介绍的最优折中解进行更新.利用阶有效的概念对外部档案文件中的非劣解集再次划分,这种更新全局最优位置的方法,能避免计算拥挤距离和密度参数.

在对粒子的速度进行更新之后,利用式(11)对种群的位置进行更新

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (11)$$

步骤 3:更新外部档案文件.在 ESEO-MOPSO 算法中,种群每一代更新过程中产生的非劣解将被保存在外部档案文件中,且最优折中解也会在档案文件中产生,所以外部档案文件的更新策略十分重要.由于档案文件规模的限制,档案文件装满时,要从其中删除一部分非劣解.在本算法中采用的删除

策略如下:首先对所有非劣解计算其优先阶,然后根据阶有效准则进行降序排列,阶数最低的非劣解将被从档案文件中删除。

步骤4:迭代终止.将预先设定好的最大迭代次数作为算法运行终止条件,即当迭代数超过最大迭代次数时,算法终止,所有非劣解都将自动保存于外部档案文件中。

4 ESEO-MOPSO 算法性能验证

本节对所提的算法进行仿真验证,将 ESEO-MOPSO 算法同另外 3 种基于 Pareto 优化准则的多目标优化算法进行比较.在比较算法中,其中的两个算法是以粒子群算法为框架的优化算法,即 MOPSO 和 MOPSO-CD,另一个算法是 NSGA-II.测试函数如下

$$\begin{aligned} \min_{X \in \Omega} f(X) \\ \Omega = \{X \mid 0 \leq x_i \leq 1 \quad \forall i = 1, \dots, n\} \\ f_1(x) = (1 + g(X_M)) \cos\left(\theta_1 \frac{\pi}{2}\right) \cdots \\ \cos\left(\theta_{m-2} \frac{\pi}{2}\right) \cos\left(\theta_{m-1} \frac{\pi}{2}\right) \\ f_2(x) = (1 + g(X_M)) \cos\left(\theta_1 \frac{\pi}{2}\right) \cdots \\ \cos\left(\theta_{m-2} \frac{\pi}{2}\right) \sin\left(\theta_{m-1} \frac{\pi}{2}\right) \\ \vdots \\ f_m(x) = (1 + g(X_M)) \sin\left(\theta_{m-1} \frac{\pi}{2}\right) \\ g(X_M) = \sum_{x_i \in x_M} x_i^{0.1} \\ \theta_i = \frac{1}{2(1 + g(X_M))} (1 + 2g(X_M)x_i) \end{aligned}$$

目标函数的个数分别为 4、5、6、7、8,使用的具体参数设定如下:

- (1)种群数量 N 为 80,外部档案文件 N_a 为 80;
- (2)对于测试函数,其运行次数为 10,最大迭代次数为 3 000,难度因子为 20 000;
- (3)对于常数 c_1 和 c_2 分别设为 1.5 和 2.5^[14];
- (4)惯性权值的初始值 ω_0 设定为 1.4,常数 f_ω 为 0.975。

通过收敛性度量、分布性度量等性能指标对算法产生的非劣解进行评估,各个性能指标的计算结果分别如图 1~图 3 所示。

从图 1~图 3 可以看出,在优化过程中,ESEO-MOPSO 算法由于将该个体的信息在种群中共享并

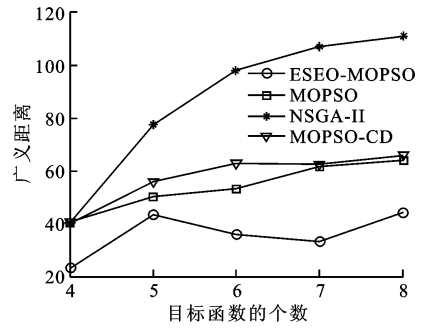


图 1 不同的目标数量的收敛性度量

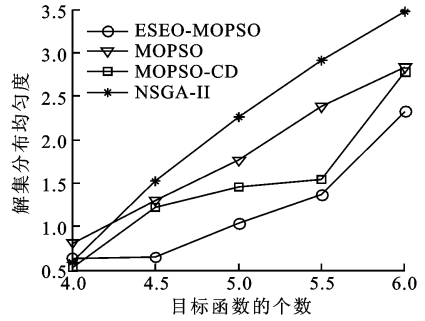


图 2 不同的目标数量的分布均匀度

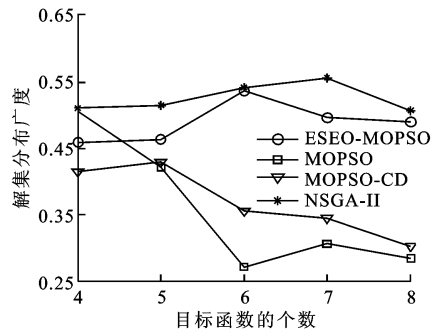


图 3 不同的目标数量的分布广度

进行保留,提高了整个种群的进化效率.收敛性度量的结果表明,提出的算法在目标个数较多时,比其他 3 种基于 Pareto 优化准则的优化算法具有更好的收敛性能.从分布性性能指标(分布均匀度、分布广度)可以看出,算法还能有效地保持非劣解在 Pareto 前沿上分布的均匀性和分布的广度。

5 故障诊断仿真实例

对图 4、图 5 所示测试电路进行故障诊断仿真,电路元件的容差为标称值的 10%.在 PSPICE 中对测试电路 1、2 各状态进行故障仿真,得到测试点电压参数,建立电路诊断方程.电路状态设置如下。

(1)测试电路 1

容差状态: $R_1 \sim R_7$ 、 C_1 、 C_2 分别偏置 0.43%、0、

1.27%、0.95%、0、-1.44%、0.71%、0.68%、1.25%。

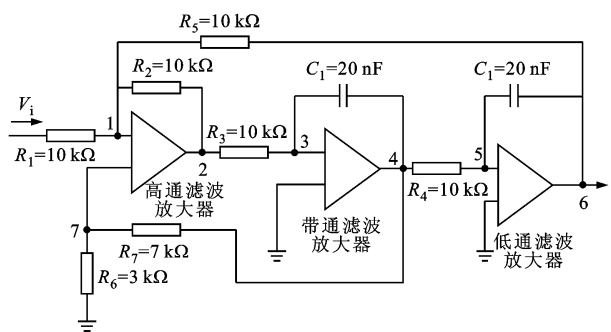


图4 测试电路1

故障态1: R_1 偏置 18.69%,其他元件和容差状态设置相同。

故障态2: C_2 偏置 12.73%,其他元件和容差状态设置相同。

(2)测试电路2
容差状态: $R_1 \sim R_{10}$ 分别偏置 1%、1.85%、0、1.47%、-1%、0.91%、1%、1.04%、0、0.34%。

故障态1: R_4 偏置 19.12%,其他元件和容差状态设置相同。

故障态2: R_5 偏置 18.39%,其他元件和容差状态设置相同。

故障态3: R_4 偏置 19.12%, R_9 偏置 16.74%,其他元件和容差状态设置相同。

分别采用本文方法和文献[5]方法对不同故障条件下的线性规划方程求解,结果如表1、表2所示。

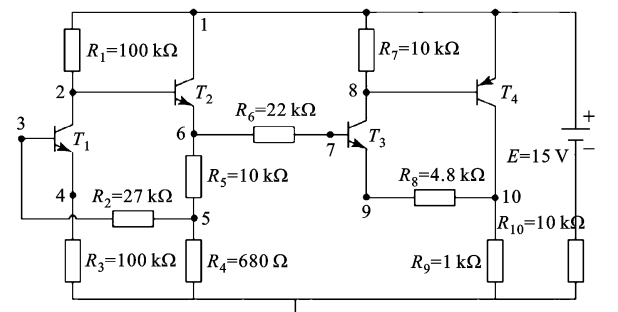


图5 测试电路2

表1 测试电路1故障诊断仿真结果

故障 状态	诊断 方法	电路元件参数偏移量/%									诊断 结果
		R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	C_1	C_2	
容差状态	本文方法	0.57	0.14	1.29	0.00	0.00	−1.59	0.64	0.94	1.43	无故障
	文献[5]方法	0.62	0.31	1.74	1.21	−0.74	−1.85	0.81	0.87	1.89	无故障
故障态 1	本文方法	2.07	2.87	19.17	1.58	3.17	4.32	2.14	1.72	2.74	R_3 故障
	文献[5]方法	1.96	3.29	14.31	4.79	−2.98	5.17	4.37	3.47	4.85	R_3 故障
故障态 2	本文方法	1.05	−2.74	1.19	−0.98	0.00	2.71	0.79	0.66	15.54	C_2 故障
	文献[5]方法	3.71	1.07	2.45	2.39	4.31	3.97	2.14	−1.14	8.59	无故障

表2 测试电路2故障诊断仿真结果

故障状态	诊断方法	电路元件参数偏移量/%										诊断结果
		R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6	R_7	R_8	R_9	R_{10}	
容差状态	本文方法	1.26	1.97	0.05	2.44	0.00	0.00	0.88	0.00	0.00	0.12	无故障
	文献[5]方法	1.41	2.43	0.12	2.04	0.00	-0.27	0.17	0.73	1.08	0.09	无故障
故障态1	本文方法	4.17	3.29	2.19	17.34	0.21	0.78	-2.15	3.21	-0.87	2.71	R_4 故障
	文献[5]方法	5.02	6.18	4.47	15.27	1.79	-1.49	3.27	8.69	0.96	2.94	R_4 故障
故障态2	本文方法	-2.13	3.91	1.21	5.94	18.39	-1.43	3.47	0.00	0.00	-0.24	R_5 故障
	文献[5]方法	2.87	3.98	0.42	4.76	13.12	3.74	2.97	5.49	-3.23	0.19	R_5 故障
故障态3	本文方法	0.97	1.99	2.12	24.27	3.71	-2.17	-0.84	3.68	16.74	0.04	R_4 、 R_9 故障
	文献[5]方法	6.21	2.74	1.98	16.02	6.42	3.99	2.74	6.27	9.26	0.88	R_4 故障

在容差状态下,两种计算方法得到的估算结果中各元件参数都在容差范围之内,判断电路无故障. 设置电路故障状态时,本文方法对元件参数偏置量的估算结果相对于文献[5]方法更准确. 在测试电路1的故障态2中,设置 C_2 偏置12.73%,文献[5]方法估算结果为8.59%,诊断结果错误. 在测试电路2的故障态3中,同时设置 R_4 、 R_9 的仿真参数变化量超出容差范围,文献[5]方法对 R_9 的参数偏置估计小于10%,诊断错误.

6 结 论

本文针对基于电压灵敏度的传统模拟电路故障诊断方法的不足,将故障诊断形式化为多目标线性规划问题,并提出ESEO-MOPSO算法以求解该问题. 实例仿真结果表明,该算法在收敛性和分布性等指标上均优于其他基于Pareto优化准则的优化算法,对于非线性模拟电路的软故障诊断切实有效,同时可以对多故障进行诊断.

需要指出的是,本文方法是通过电路仿真进行验证的,而在实际工程应用中,由于外界噪声和内在扰动等不确定因素影响,如何进一步提高参数的估算精度、降低误判率是今后值得研究的方向.

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: 10-142.
- [2] RUEYWEN L. Analog fault diagnosis: a new circuit theory [C]// IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1983: 931-939.
- [3] LI Feng, WOO P Y. The invariance of node-voltage sensitivity sequence and its' application in a unified fault detection dictionary method[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: I Fundamental Theory and Application, 1999, 46(1): 1222-1227.
- [4] MICHAL T, STANISLAW H, MAREK K. An algorithm for soft-fault diagnosis of linear and nonlinear circuits[J]. IEEE Transactions on Circuits Systems I, 2002, 49(11): 1648-1653.
- [5] 周龙甫,师奕兵,李焱骏. 容差条件下PSO算法诊断模拟电路单软故障方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(9): 1270-1274.
- ZHOU Longfu, SHI Yibing, LI Yanjun. PSO method for diagnosis of single soft fault in analog circuit with tolerance[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(9): 1270-1274.
- [6] GAMAL M A E, ABDULGHAFOR M. Fault isolation in analog circuits using a fuzzy inference system [J]. Computers and Electrical Engineering, 2003, 29(1): 213-229.
- [7] WANG Peng, YANG Shiyuan. A new diagnosis approach for handling tolerance in analog and mixed-signal circuits by using fuzzy math[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: I Fundamental Theory and Application, 2005, 52(10): 2118-2127.
- [8] 张兰勇,刘胜,于大泳. 改进的多目标粒子群算法优化设计及应用[J]. 电波科学学报, 2011, 26(4): 789-793. ZHANG Lanyong, LIU Sheng, YU Dayong. Application and optimization design of improved multi-objective particle swarm [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2011, 26(4): 789-793.
- [9] RAQUEL C R, NAVAL J P C. An effective use of crowding distance in multi-objective particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 2005 Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York, NY, USA: ACM, 2005: 257-264.
- [10] TRIPATHI P K, PAL S K. Multi-objective particle swarm optimization with time variant inertia and acceleration coefficients[J]. Information Sciences, 2007, 177(22): 5033-5049.
- [11] 王宇嘉. 多目标粒子群优化算法的全局搜索策略研究[D]. 上海:上海交通大学, 2008.
- [12] DAS I. A preference ordering among various Pareto optimal alternatives[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 1999, 18(1): 30-35.
- [13] PIERRO F, KHU S T, SAVI DA. An investigation on preference order ranking scheme for multi-objective evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(1): 17-45.
- [14] HO S L, YANG Shiyu, NI Guangzheng, et al. A particle swarm optimization-based method for multi-objective design optimizations[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2005, 41(5): 1756-1759.

(编辑 杜秀杰)