

基于改进 PSO 算法的实时故障监测诊断测试集优化

王宏力, 张忠泉, 崔祥祥, 宋涛

(第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025)

摘要: 针对基于相关性模型的复杂系统实时故障诊断问题, 引入一种改进的多目标离散粒子群优化算法对测试集进行优化选择, 以提高诊断系统效率, 降低测试成本。基于现有粒子群优化算法, 将粒子速度更新和位置更新的意义与测试选择相联系, 提出了新的速度和位置更新公式; 针对测试集故障检测数、故障隔离数、测试个数及成本等多个指标, 分别设计了故障监测测试集和诊断测试集的多目标适应度函数, 并给出最优解的多目标更新方法。仿真结果表明: 改进算法收敛速度快, 计算精度高, 可为实时监测诊断系统测试集优化选择提供有效指导。

关键词: 故障诊断; 测试选择; 粒子群优化算法; 实时

中图分类号: TP 206

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2011.04.48

Test optimization of real-time monitoring and fault diagnosis system based on improved particle swarm optimization

WANG Hong-li, ZHANG Zhong-quan, CUI Xiang-xiang, SONG Tao

(The Second Artillery Engineering Institute, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to obtain the optimal test set for a real time monitoring and fault diagnosis system based on dependency model with high efficiency and low cost, a modified particle swarm optimization (PSO) algorithm of multi-objects is proposed. Taking the reasons why a test should be left in the optimal test set into consideration, two specified updating methods are introduced to find the set with optimal multi-criteria, such as number of fault detected and isolated, number of test and cost, object functions, and the updating method for optimal particles is also modified specially. The simulation results show that the proposed algorithm has better computation efficiency and precision, which can give effective direction to the test selection of the real-time monitoring and fault diagnosis system.

Keywords: fault diagnosis; test selection; particle swarm optimization; real-time

0 引言

在基于相关性模型的复杂系统故障诊断中, 优化测试序列以达到一定的测试性指标成为研究的热点问题。各种启发式算法及智能算法, 如 AO * 算法及其改进^[1-2]、遗传算法^[3]、粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[4-6]等在提高故障检测率、隔离率及降低测试成本等方面的应用已取得了一定的研究成果。但在对一个给定系统进行实时状态监测与故障诊断时, 由于测试信号状态实时可得, 所以对单个测试的优先检测次序的研究意义不太大, 而对测试集进行优化选择, 提高测试集的实时诊断的效能, 对实时监测与诊断系统的优化设计有重要指导意义。美国 Qualtech 系统公司依据多信号模型理论设计的测试性工程和维护系统 (testability engineering and maintenance system, TEAMS) 软件中包含了生成最优诊断策略的算法和

进行实时诊断的模块 TEAMS-RT, 但二者是分离的^[7-10], 其最优诊断策略也是优化了的测试序列, 而对实时诊断没有进行测试优选。文献[11]中提出了用布尔运算优化故障检测测试集和故障隔离测试集的方法, 但在求解过程中需要对所有的故障模式的测试组合进行运算, 因此, 该算法是一种全局遍历算法, 随着测试点与故障源的增加存在维数灾难, 不适合在较大的规模系统中应用。由于 PSO 算法具有快速收敛、全局寻优的优点, 本文采用一种改进的多目标的离散粒子群优化算法 (discrete particle swarm optimization, DPSO) 实现对系统实时监测和诊断测试集的优化, 以提高实时故障监测诊断效率。

1 测试集选择的问题描述

测试优化选择是建立在系统的相关性模型基础上。因此首先要完成系统进行多信号建模, 得到故障-测试依赖矩

阵 D 。现假设有 m 个待检测的故障, n 个可供选取的测试点, 其故障-测试依赖矩阵 D 为

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \cdots & \cdots & d_{ij} & \cdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mn} \end{bmatrix}$$

式中, d_{ij} 表示第 i 个故障能否被第 j 个测试点检测出, 如果能检测 $d_{ij} = 1$, 如果不能检测, 则 $d_{ij} = 0$ 。此外, 设测试成本向量 $Ct = (ct_1, ct_2, \dots, ct_n)$, $ct_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个测试对应的测试成本。

系统需要寻找的测试集 T , 用 n 维向量表示: $T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$, 式中 $t_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 值为 0 或 1, 当 $t_i = 1$ 时表示第 i 个测试被选中, $t_i = 0$ 表示第 i 个测试没有入选测试集。

在实时系统中优化测试集的目的就是要找到满足系统要求的故障检测率、隔离率的测试集用以实现对系统故障的实时监测和诊断, 并使得在最大检测率、隔离率的情况下测试集中的测试点最少、测试成本最低。

2 DPSO 算法应用及改进

2.1 DPSO 算法及已有应用改进

PSO 算法采用速度-位置模型^[12], 即算法在允许范围内初始化为一群随机粒子(潜在解), 每个粒子都有一个速度决定它们的飞行方向和距离, 在每一次迭代中通过跟踪两个极值来更新自己; 粒子本身迄今为止所找到的个体极值 P_{bestid} 和整个种群迄今为止找到的全局极值 G_{bestid} 。所有粒子的优劣由被优化函数所决定的适应度来衡量。

DPSO 算法是为解决离散空间优化问题而提出的^[13]。算法的基本速度和位置更新公式为

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1' (P_{bestid}^i - x_{id}^t) + c_2 r_2' (G_{bestid} - x_{id}^t) \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_{id}^{t+1} & \begin{cases} 0, \text{rand} \geq \text{sig}(v_{id}^{t+1}) \\ 1, \text{其他} \end{cases} \\ \text{sig}(v_{id}^{t+1}) & = 1 / (1 + \exp(-v_{id}^{t+1})) \end{cases} \quad (2)$$

式中, v_{id}^t 为粒子 i 在第 t 次迭代的速度; c_1, c_2 为加速常数; r_1', r_2' 和 rand 是 $0 \sim 1$ 之间的随机数; x_{id}^t 为个体 i 在第 t 次迭代当前位置; P_{bestid} 与为第 i 个粒子的个体极值; G_{bestid} 为全局极值。

为防止算法陷入局部最优, 文献[14]在速度更新中增加了线性变化的惯性权重系数 ω_t , 取得较好效果; 为防止 sigmoid 函数饱和, 文献[4]对粒子速度设置了约束条件; 文献[15]中根据测试选择中粒子速度的意义对位置更新公式进行了改进, 但在速度更新公式中没有速度的意义没有完全体现出来。

2.2 针对测试集优化问题的 DPSO 算法改进

在测试集优化问题中, 粒子位置 x_{id} 取 1 或 0 的概率可以描述为该测试被选入或不被选入测试集的概率。充分考虑与这一概率相关的因素, 分别提出以下两种改进算法。

2.2.1 绝对速度-位置翻转粒子更新算法

在测试选择问题中 v_{id}^{t+1} 可以描述为该测试点的当前选中(即 $x_{id}^t = 1$)或不选中状态(即 $x_{id}^t = 0$)距离最优测试集中该测试点的状态的“距离”, 即 v_{id}^t 越大, 则当前 x_{id}^t 状态与最优测试集中的 P_{bestid} 和 G_{bestid} 状态的差异越大, 在位置更新时 x_{id}^{t+1} 翻转的概率越大, 反之, x_{id}^{t+1} 翻转的概率就小。基于此, 在文献[14]改进的基础上, 提出以下更新公式

$$v_{id}^{t+1} = \omega_t v_{id}^t + c_1 r_1' |P_{bestid}^i - x_{id}^t| + c_2 r_2' |G_{bestid} - x_{id}^t| \quad (3)$$

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} \bar{x}_{id}^t, & \text{rand} < \frac{1}{\alpha} \cdot v_{id}^{t+1} \\ x^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\omega_t = (\omega_{ini} - \omega_{end})(T_{max} - t) / T_{max} + \omega_{end}$, α 为粒子速度的线性归一化系数, 其值由式(3)中各可变量的中间值代入速度公式中确定; T_{max} 为粒子最大迭代次数。

2.2.2 绝对速度-检测度-位置翻转更新算法

一个测试是否被选入最优测试集还与该测试所能检测故障的最小可测度有关。将故障可测度定义为一个故障可以被检测的程度, 用 R 表示, 在 D 矩阵中, 第 i 个故障的可测度可表示为

$$R_i = \sum_{j=1}^n d_{ij} / n \quad (5)$$

测试 j 所对应的最小故障可测度 Q_j 可表示为

$$Q_j = \min(R_{j0}, R_{j1}, \dots, R_{jk}) \quad (6)$$

式中, jk 为 D 第 j 列中为 1 的元素所对应的行编号。显然, Q_j 反映了测试本身的价值的大小, Q_j 越小, 该测试在测试集中保留的概率就应当越大, 否则可测度小的故障将不能被很好覆盖, 从而降低整个测试集的检测与诊断能力。

综合粒子状态翻转及测试本身的价值, 并结合原有的算法改进, 在测试集优化问题中, 将粒子位置更新公式修改为如下形式

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{rand} < \frac{1}{\alpha} \cdot v_{id}^{t+1} \& x_{id}^t = 0 \& C_{01} \times \text{rand} > Q, \\ & \text{or } C_1 \times \text{rand} > Q \\ 0, & \text{if } \text{rand} < \frac{1}{\alpha} \cdot v_{id}^{t+1} \& x_{id}^t = 1 \& C_{10} \times \text{rand} < Q, \\ & \text{or } C_0 \times \text{rand} > Q \\ x_{id}^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, C_{01}, C_{10}, C_0, C_1 为粒子状态强制转换的控制系数, 即达到一定的阈值, 粒子的状态将强制翻转或强制转换为 0 或 1; Q 为第 i 个测试对应的最小故障可测度。

3 基于改进 DPSO 实时监测诊断测试集优化

3.1 粒子编码

粒子群中的粒子由长度为 n 的二进制码组成, 每个粒子对应一个测试集, 设第 k 个粒子的对应测试集 T_k 的二进

制码为 $T_k = [t_{1k}, t_{2k}, \dots, t_{ik}]$, 其中 $t_{ik} = 1$ 表示测试集中第 i 个测试被选中; $t_{ik} = 0$ 表示第 i 个测试不被选中; $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, L$ (L 为种群规模)。

3.2 实时监测和实时诊断测试集的适应度函数

对于实时监测测试集, 根据其实际需求, 所要优化的指标有最大故障检测数 fd , 最少测试数目 ft 及最小测试代价 fc 。则系统监测测试选取的适应度函数 F_m 为一个三维矢量, 则

$$F_m = (fd, ft, fc) \quad (8)$$

对于实时诊断测试集, 所要优化的目标依次为最大故障隔离数 fi , 最小测试数目 ft 及最小测试代价 fc 。因此定义其适应度函数 F_d 为

$$F_d = (fi, ft, fc) \quad (9)$$

在单故障假设下, 两个故障可以被隔离的条件是二者所对应的行矢量必须相异, 而且相异元素所对应的测试就可以隔离这两个故障。

因此, 适应度函数中 fd 和 fi 的求解过程如下:

步骤 1 提取测试集 T_k 中 $t_{ik} = 1$ 的元素索引序号 s_1, s_2, \dots, s_j (假设测试集中有 j 个可用测试);

步骤 2 生成可用测试集 T_k 所形成的新的 $m \times j$ 故障-测试相关矩阵

$$D_k = \begin{bmatrix} d_{1,s_1} & d_{1,s_2} & \dots & d_{1,s_j} \\ d_{2,s_1} & d_{2,s_2} & \dots & d_{2,s_j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m,s_1} & d_{m,s_2} & \dots & d_{m,s_j} \end{bmatrix}$$

步骤 3 D_k 中元素按列进行或运算, 对结果求和, 即可得 fd ;

步骤 4 用循环比较方法求 D_k 中互不相同且不全为零的行向量个数 (D_k 中全零行对应的故障无法检测), 即得测试集的 fi 。

其他两个目标值的算式为

$$fn = \sum T_k \quad (10)$$

$$fc = T_k \cdot Ct^T \quad (11)$$

3.3 多目标测试集优化算法实现流程

测试集优化的 PSO 算法流程如图 1 所示。其中, 终止条件设置为粒子最大迭代次数 T_{max} , 针对不同指标的实际应用需求, 最优解的更新采用逐次比较的方法, 下面以局部最优解更新过程为例进行说明:

If $P_{bestid}(fd) < F_m(fd)$

更新局部最优 fd, fn, fc 和 P_{bestid}

Else if $P_{bestid}(fd) = F_m(fd)$

If $P_{bestid}(fn) > F_m(fn)$

更新局部最优 fn, fc 和 P_{bestid}

Else if $P_{bestid}(fn) = F_m(fn)$

更新局部最优 fc 和 P_{bestid}

Else if $P_{bestid}(fc) = F_m(fc)$

增加粒子到 P_{bestid}

End
End
End
End
全局最优解的更新过程与局部最优解相似, 不再赘述。

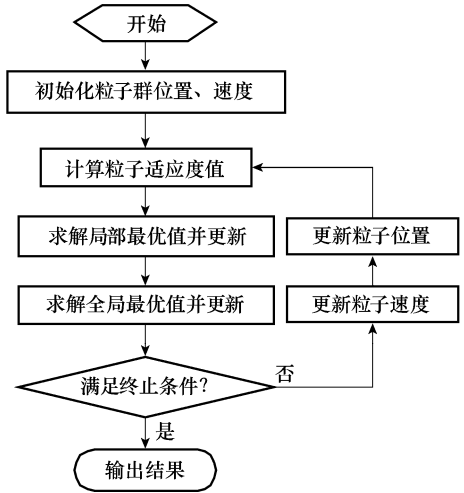


图 1 PSO 算法实现流程

4 实例验证

为了验证算法的有效性, 引入文献[1]中阿波罗号发射前的检测例子, 该模型有 10 个故障状态和 15 个测试, 设各故障发生的概率相等, 测试成本向量为 $Ct = [0.1 \ 0.8 \ 0.5 \ 1 \ 1 \ 0.5 \ 0.8 \ 0.6 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.9 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.6]$, 测试与故障的关系矩阵如表 1 所示。

表 1 阿波罗号发射前故障-测试依赖关系矩阵

故障状态	测试编号														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
3	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1
4	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
5	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
6	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1
7	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1
8	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0
9	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
10	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0

根据模型, 计算中设定粒子维数 $N = 15$, 种群数 $L = 30$, $\omega_{mi} = 1.2$, $\omega_{md} = 0.4$, $c_1 = c_2 = 2$, $\alpha = 1.4$, $C_{01} = 1$, $C_{10} = 1$, $C_0 = 2$, $C_1 = 0.5$, 最大迭代次数 T_{max} 监测测试集优化中取 $T_{max} = 500$, 诊断测试集优化中取 $T_{max} = 1000$ 。分别按照文献[4]中提出的速度位置更新算法(记为算法 1)及本文所提出的绝对速度-位置翻转粒子更新算法(算法 2)、绝对速度-检测度-位置翻转更新算法(算法 3)对监测测试集优化

和诊断测试集优化都分别进行 30 次仿真实验(最优值更新采用上文 3.3 节中提出的多目标更新方法)。

监测测试集优化结果表明:最优诊断测试集为 {t11, t14}, 其隔离检测数为 10, 测试数为 2, 成本为 0.7, 只需要 2 个测试即可完成对所有故障源的检测。三种算法优化结果对比如表 2 所示。

表 2 监测测试集优化统计结果

	算法 1	算法 2	算法 3
平均收敛代数	273.10	94.31	9.10
最好收敛代数	29	13	2
最差收敛代数	198	270	46
平均运行时间/s	4.026	1.007	0.741
达到最优次数	21	30	30
达到最优比例/(%)	70.0	100	100
平均测试代价	1.08	0.7	0.7

注:运行环境为 CPU AMD dual 2.11 GHz, RAM 1 GB, Matlab 7.4.

各算法在监测测试集优化过程中平均适应度变化曲线如图 2 和图 3 所示(3 种算法故障检测数优化过程中始终为 10, 图示在此省略)。

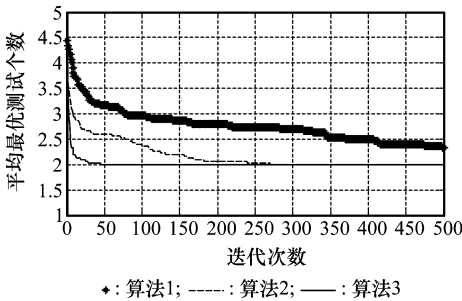


图 2 监测测试集优化中平均最优测试个数变化曲线

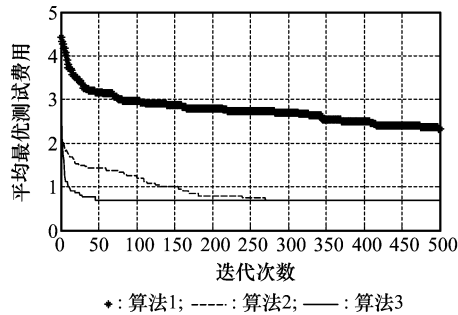


图 3 监测测试集优化中平均最优测试费用变化曲线

诊断测试集优化仿真结果表明:最优诊断测试集为 {t1, t6, t13, t14}, {t1, t6, t8, t11}, {t1, t9, t12, t14}, 其隔离故障数为 10, 测试数为 4, 成本为 1.6。即在单故障假设下, 只需要 4 个测试即可完成对所有故障模块的隔离, 优化后的测试集使诊断效率大大提高。三种算法优化结果对比如表 3 所示。

表 3 诊断测试集优化统计结果

	算法 1	算法 2	算法 3
平均收敛代数	602.03	600.13	99.20
最好收敛代数	83	112	6
最差收敛代数	994	990	359
平均运行时间/s	12.048	2.897	1.870
达到最优次数	5	27	30
达到最优比例/(%)	16.7	90	100
平均最优测试代价	2.07	1.62	1.6

注:运行环境为 CPU AMD dual 2.11 GHz, RAM 1 GB, Matlab 7.4.

各算法在优化过程中平均适应度变化曲线如图 4 和图 5 所示(3 种算法故障隔离数优化过程中始终为 10, 图示在此省略)。

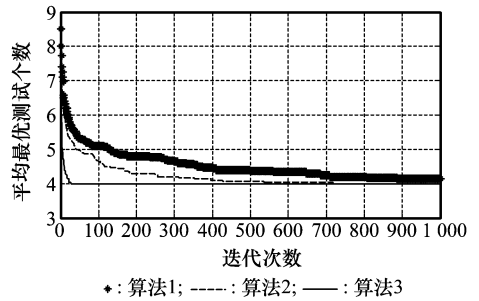


图 4 诊断测试集优化中平均最优测试个数变化曲线

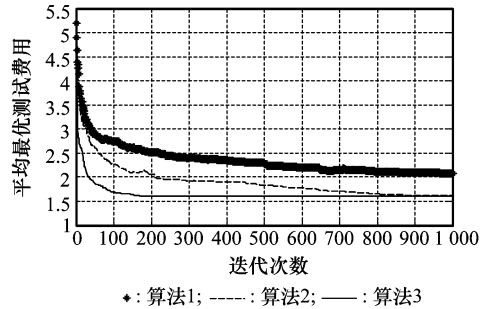


图 5 诊断测试集优化中平均最优测试费用变化曲线

以上结果表明,在监测和诊断测试集的优化过程中,虽然种群初始化和进化过程中粒子都是随机产生的,但算法 2、算法 3 在收敛速度和解的最优性上明显优于算法 1。这是因为:算法 1 虽然也增加了对可能出现的局部最优解的限制,可以实现优化过程,但由于未从测试优化问题的本质对粒子进化过程进行限制,所以收敛速度慢,且在一定代数内不能快速收敛到最优解。而算法 2 和算法 3 在算法 1 的基础上将原来的粒子值翻转过程与引起翻转的原因结合考虑,对某个测试选入或不选较优的测试集附加了进一步的约束条件,并且将算法 1 中的非线性函数计算转换为简单的逻辑判断,所以收敛更快,运行时间更短,结果更优,因此更能适应测试集优化的需求,其中算法 3 在快速收敛和计算精度上更具优势。

5 结 论

在测试选择中,将 PSO 算法中速度更新和位置更新的意义更加明确化,从而提出了改进速度-位置更新公式的 PSO 算法,同时,将多目标 PSO 引入到实时故障监测诊断测试集的选择中,构造了适应度函数,并给出了多目标更新的具体方法。仿真结果表明,改进后的算法收敛快,正确率高,优化后的结果能在有效提高测试集的诊断效率的同时降低系统成本。不足之处是,文中诊断测试集的适应度函数是依据单一故障假设设计的,确保多故障的正确诊断将是一个研究方向。

参考文献:

- [1] Pattipati K R, Alexandridis M G. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 1990, 20(4): 872 - 887.
- [2] Kundakcioglu O E, Nlüyurt T. Bottom-up construction of minimum-cost AND/OR trees for sequential fault diagnosis [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 2007, 37(5): 621 - 629.
- [3] 于劲松,徐波,李行善.基于遗传算法的序贯诊断测试策略生成[J].系统仿真学报,2004,16(4):833 - 836. (Yu J S, Xu B, Li X S. Generation of test strategy for sequential fault diagnosis based on genetic algorithms[J]. *Journal of System Simulation*, 2004, 16(4): 833 - 836.)
- [4] 陈希祥,邱静,刘冠军.基于混合二进制粒子群-遗传算法的测试优化选择研究[J].仪器仪表学报,2009,30(8):1674 - 1680. (Chen X X, Qiu J, Liu G J. Optimal test selection based on hybrid BPSO and GA[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(8): 1674 - 1680.)
- [5] 蒋荣华,王厚军,龙兵.基于离散粒子群算法的测试选择[J].电子测量与仪器学报,2008,22(4):11 - 15. (Jiang R H, Wang H J, Long B. Test selection based on binary particle swarm optimization[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2008, 22(4): 11 - 15.)
- [6] 吕晓明,黄考利,连光耀.基于混沌粒子群优化的系统级故障诊断策略优化[J].系统工程与电子技术,2010,32(1):217 - 220. (Lü X M, Huang K L, Lian G Y. Optimizing strategy of system level fault diagnosis based on chaos particle swarm optimization[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(1): 217 - 220.)
- [7] Pattipati K R, Raghavan V, Shakeri M, et al. TEAMS: Testability engineering and maintenance system[C]//*Proc. of American Control Conference*, 1994, 2: 1989 - 1995.
- [8] Deb S, Pattipati K R, Shrestha R. QSI's integrated diagnostic toolset [C]//*Proc. of the IEEE Autotestcon*, 1997: 408 - 421.
- [9] Mathur A, Deb S, Pattipati K R. Modeling and real-time diagnostics in TEAMS-RT [C]//*Proc. of the American Control Conference*, 1998: 1610 - 1614.
- [10] Deb S, Mathur A, Willett P. De-centralized real-time monitoring and diagnosis[C]//*Proc. of International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 1998: 2998 - 3003.
- [11] 杨鹏,邱静,刘冠军,等.基于布尔逻辑的测试选择算法[J].测试技术学报,2007,21(5):386 - 390. (Yang P, Qiu J, Liu G J, et al. The test selection algorithms based on boolean logic[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2007, 21(5): 386 - 390.)
- [12] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]//*Proc. of the IEEE Conference on Neural Networks*, 1995: 1942 - 1948.
- [13] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]//*Proc. of IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 1997: 4104 - 4108.
- [14] Eberhart R C, Shi Y. Guest editorial special issue on particle swarm optimization [J]. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 201 - 203.
- [15] 张超杰,贺国,梁述海,等.基于改进粒子群算法的模拟电路测试点选择[J].华中科技大学学报(自然科学版),2009,37(11): 31 - 34. (Zhang C J, He G, Liang S H, et al. Test point selection of analog circuits using enhanced particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2009, 37(11): 31 - 34.)