

基于融合算法的测试优化选择问题研究

刘刚 黎放 狄鹏

(海军工程大学管理工程系 武汉 430033)

摘要 测试优化选择是个集覆盖问题,而启发式算法是求解集覆盖问题的有效方法。文中将遗传算法、BP 神经网络和模拟退火算法进行融合,提出了一种融合算法,该算法充分利用遗传算法全局搜索能力强、BP 神经网络训练能力强和模拟退火算法搜索速度快的优点,既避免陷入局部最优的现象,又提高了搜索的效率和精度。该算法已应用于求解测试优化问题。实例证明,该算法能够快速有效地求得测试优化问题的最优解。

关键词 测试选择,遗传算法,BP 神经网络,模拟退火算法

中图分类号 TP26, F272 **文献标识码** A

Research on Optimal Test Selection Based on Fused Algorithm

LIU Gang LI Fang DI Peng

(Department of Management Engineering, Navy University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract Test optimization selection is a set cover problem, and heuristic algorithm for set covering problem is effective method. A genetic simulated annealing neural network fused algorithm was proposed by fusing the genetic algorithm, BP neural network and the simulated annealing algorithm, the genetic algorithm global search ability, strong ability of BP neural network training algorithm and fast search ability of simulated annealing algorithm were made full use of in this algorithm, the phenomenon falling into local optimum was avoided, and also the search efficiency and accuracy was improved, the algorithm is applied to solve the test optimization selection problem. Example proves, this algorithm can effectively and quickly obtain test the optimal solution of optimization problems.

Keywords Test selection, Genetic algorithm, BP neural network, Simulated annealing algorithm

1 引言

随着科技水平的不断发展,测试优化选择在武器装备系统上的应用越来越广泛,这在一方面提升了武器装备的性能,另一方面也使得武器装备越来越复杂,对其进行故障检测与隔离的难度越来越大^[1]。因此,对其开展测试性设计也是一件非常急迫的事情,在测试性设计中,测试点优化选择是一个很重要的工作,这项工作开展的好坏,直接影响到测试方案的制定以及后续测试性设计工作的展开,对其研究有很重要的理论和实践意义^[2]。

进行测试优化选择是为了在系统所有可能的测试组合中,选取最优测试组合,使得在满足测试性指标的同时,测试代价最小。这里的测试代价包括测试时间和测试费用,测试代价最小即是使测试时间和测试费用的总权衡最小。站在数学的角度,测试优化选择是个集覆盖问题,但我们熟知集覆盖问题是 NP 难题,当系统规模很大时,获取最优解是非常困难的^[3-5]。目前求解集覆盖问题有许多比较有效的启发式算法,例如遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)、神经网络(ANN)、禁忌搜索(TS)、蚁群系统(ACO)等^[6-12],但这些算法都有各自的优点和缺陷,单独求解效果并不是理想,相互融合进行取长补短已成为今后研究的重点。本文即是基于这种思路,在传统遗传算法基础上,通过引入 BP 神经网络和模拟退火算

法,形成一种遗传模拟退火神经网络融合算法,应用该算法可使求解测试优化选择问题最优解的速度更快,精度更高。

2 测试优化问题模型

2.1 问题描述

设系统待检测与隔离的故障集合为 $S, S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$, 可供选择的测试集合为 $T, T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 。对于某一给定的测试 $T_j (j=1, 2, \dots, n)$, 可检测的故障集合为 $S_j, S_j \subseteq S$, 其中检测时间为 t_j , 检测费用为 C_j ; 同样对于某一故障 $S_i (i=1, 2, \dots, m)$, 可用一系列测试来进行检测, 其集合为 $T_i, T_i \subseteq T$ 。测试与故障的相关性矩阵 F 可表示如下:

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2n} \\ \dots & \dots & f_{ij} & \dots \\ f_{m1} & f_{m2} & \dots & f_{nm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

矩阵 F 是一个 $m \times n$ 维的布尔矩阵, 矩阵的列对应系统的故障集, 矩阵的行对应测试集。矩阵元素 f_{ij} 为布尔变量, 如果故障 S_i 能够被测试 T_j 检测, 则 $f_{ij} = 1$, 否则 $f_{ij} = 0$, 即:

$$f_{ij} = \begin{cases} 1, & S_i \in S_j \\ 0, & S_i \notin S_j \end{cases} \quad (2)$$

根据上述矩阵, 可以确定对系统进行故障检测与隔离的备选测试方案, 假定备选测试集为 T_s , 则 $T_s \subseteq T$ 。

本文受国家部委基金项目(4314231428), 海军工程大学自然科学基金项目(HGDQNJ12041)资助。

刘刚(1982-), 男, 工程师, E-mail: xinyi1229@163.com; 黎放(1958-), 男, 教授, E-mail: lifang600@126.com; 狄鹏(1979-), 男, 副教授, diep@163.com

2.2 测试性指标参数确定

系统的测试性指标包括:故障检测率(FDR)、故障隔离率(FIR)等^[2,13-15]。故障检测率一般定义为:在规定时间内由测试系统正确检测到的故障模式的总故障率同系统所有故障模式的总故障率之比;故障隔离率一般定义为:在规定的时间内由测试系统正确隔离到不大于规定的可更换单元数的总故障率与同一时间内检测到的总故障率之比。

(1)FDR 数学表示

对于故障 S_i , 如果备选测试集 T_j 能将其检测出来, 则矩阵 F 所对应的行向量至少有一个元素为 1。即 $\bigcup_{T_j \in T_s} f_{ij} = 1$ 。其中, \cup 为布尔变量的或运算, N_i 为 T_s 中元素的个数。

假设 S_{FD} 为 T_s 中能检测所有故障的集合, 则 $S_{FD} = \{S_i | S_i \in S, \bigcup_{T_j \in T_s} f_{ij} = 1\}$, $S_{FD} \in S$, 则 FDR 可表示为:

$$\gamma_{FD} = \frac{|S_{FD}|}{|S|} = \frac{|S_{FD}|}{m} \quad (3)$$

(2)FIR 数学表示

如果故障 S_i 能够被隔离, 则矩阵 F 中 S_i 所对应的行必须与其它行不同。设能检测故障 S_i 的所有测试集为 T_{S_i} , 则 S_i 能被隔离的条件为: $T_{S_i} \oplus T_{S_j} = 1 \forall S_j \in S, S_j \neq S_i$ 。

因此, 当故障 S_i 能够被备选测试集 T_s 隔离时, $T_{S_i} \subseteq T_s$, 假设 S_{FI} 为所有能被隔离故障的集合, $S_{FI} = \{S_i | S_i \in S_{FD}, T_{S_i} \oplus T_{S_j} = 1 \forall S_j \in S, S_j \neq S_i\}$, $S_{FD} \in S$, 则 FIR 可表示为:

$$\gamma_{FI} = \frac{|S_{FI}|}{|S_{FD}|} \quad (4)$$

2.3 优化选择问题模型

2.3.1 模型假设

(1) 系统在任意时刻至多发生一个故障, 即单故障假设;
(2) 在不同条件下, 对于同一测试, 代价(时间和费用)都是固定的;

(3) 对于系统故障而言, 总是存在能满足系统测试性指标要求的备选测试集。

2.3.2 模型描述

对系统的故障进行检测与隔离, 挑选备选测试集的标准是要求在满足测试性指标要求的前提下, 总的代价最小, 根据前面分析, 这个代价包括检测时间和费用, 由于时间和费用的量纲是不一致的, 因此, 我们有必要进其量纲进行统一处理。设 $t_{\max} = \max t_{ij} (i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n)$, $C_{\max} = \max C_{ij} (i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n)$, 对于某一备选测试集 T_s , 总的检测时间为 $t = \sum_{T_j \in T_s} t_j$, 总的检测费用为 $C = \sum_{T_j \in T_s} C_j (j=1, 2, \dots, n)$, 则定义总的代价 $\Delta = t/t_{\max} + C/C_{\max} (j=1, 2, \dots, n)$; 设要求系统要达到的故障检测率为 γ_{FD}^* , 故障隔离率为 γ_{FI}^* 。

因此, 可以得出测试优化选择模型如下:

$$\begin{cases} \min \Delta \\ \text{s. t. } \gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* \\ \gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^* \end{cases} \quad (5)$$

3 遗传模拟退火神经网络融合算法

3.1 遗传模拟退火神经网络融合算法原理

遗传模拟退火神经网络融合算法是在遗传算法的基础上提出的, 综合利用了遗传算法、模拟退火算法和 BP 神经网络不同的邻域搜索结构^[16-18]。融合算法的优化过程中包含了

遗传算法的复制、交叉、变异和模拟退火算法的状态产生函数、BP 神经网络的权值优化, 充分利用了 3 种算法的优点, 规避了它们的缺陷。其基本思路是首先将模拟退火算法应用到遗传算法中, 利用高温下的模拟退火操作优化过程中遗传状态的全局大范围迁移, 利用变异和低温下的模拟退火操作优化遗传过程中状态的局部小范围趋化性移动, 增强融合算法在解空间中的探索能力和效率, 然后利用 BP 神经网络对所求得的解进行权值优化操作, 使融合算法快速精确收敛, 最终得到求解问题的最优解。

3.2 遗传模拟退火神经网络融合算法操作流程

遗传模拟退火神经网络融合算法的操作的流程如图 1 所示。

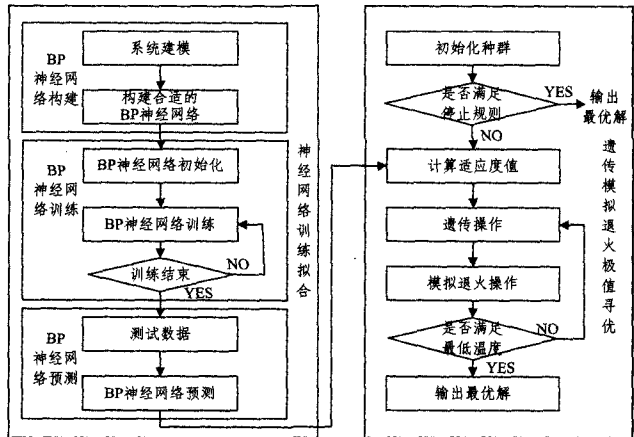


图 1 遗传模拟退火神经网络融合算法的流程

3.3 遗传模拟退火神经网络融合算法求解步骤

算法求解步骤如下:

(1) 编码方案

多层前向神经网络的拓扑结构中, 输入层和输出层节点个数 n, m 由实际问题所决定, 因此网络的设计即确定网络的隐含层数、各层隐节点数和连接权值。为使问题简单, 文中只研究单隐含层的神经网络, 同层神经元之间、输入与输出之间无连接。

采用实数编码方式, 码串由 5 部分组成: 隐含层节点数、隐含层与输入层连接权值、输出层与隐含层连接权值、隐含层阈值、输出层阈值。其中除第一部分外, 其余都是各层节点所对应的所有权值的级串联。但是由于隐节点个数不定, 因此码串长度是可变的, 会给交叉操作带来不便。为保持个体长度的一致性, 保证交叉、变异时子代个体的完整性, 取码串的最大可能长度, 即确定隐节点的最大可能值 H_{\max} , 然后进行编码, 码串长度为 $L = (n + m + 1) \times H_{\max} + m + 1$, 这样码串就包含了网络拓扑结构和连接权值的所有信息。

(2) 问题的表示和初始化种群

由于测试点个数有限, 采用浮点向量表示法表示测试选择优化问题的解。每一个染色体由一个浮点向量表示, 其长度与解向量相同。这里用向量 $F = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_j)$ 表示优化问题的解, 则相应的染色体也是 $V = (f_1, f_2, f_3, \dots, f_j)$, 其中 f_j 为选取第 j 个测试点; j 为所测试点的个数, $j \leq n$ 。染色体的初始种群在 $(0, 10)$ 范围内产生随机数序列, 并根据总代价和集覆盖水平来检验每个染色体的合法性, 直至产生 pop_size 个合法染色体。确定初温 t_0 , 随机产生一组状态, 计算两状态间最大目标差 $|\Delta_{\max}|$, 再依据差值, 用函数 $t_0 = -$

$\Delta \max / \ln p_v$ 确定初温, p_v 为初始接受概率, 若 p_v 接近 1, 则算法将以同等概率接受任意状态。

(3) 选择新群体

若满足停止规则, 停止计算; 否则, 在当前群体中的每一个染色体 i 的邻域 $N(i)$ 中随机选一状态 $j \in N(i)$, 按模拟退火中的接受概率

$$A_{ij}(t_k) = \min\{1, \exp[-\frac{(F_j - F_i)}{t_k}]\}$$

接受或拒绝 j , 其中 F_i 为状态 i 的目标值; 在这一阶段迭代所需次数后便可选出新群体。这步群体选择比遗传算法中选择的范围要大, 要采用这种方法随机选取, 这也是模拟退火的一个特征。

(4) 适应度函数 f 和神经网络训练拟合

① 适应度函数

按照模拟退火的特征, 定义适应度函数为:

$$f_i(t_k) = \exp[-(F_i - F_{\min})/t_k]$$

式中, F_{\min} 是新群体中目标函数的最小值, t_k 为当前温度, 由适应函数决定的概率分布从群体中随机选取染色体后又形成新种群。同时 $f_i(t_k)$ 是个很好的加速适应函数, 当温度高时加速不明显, 温度低时加速非常明显, 而此时正可以提高搜索速度。

② 神经网络训练拟合

在神经网络训练拟合中, 定义误差能量函数为 E , 网络训练好后用于预测适应度函数的输出, 保存训练好的网络用于计算个体适应度值。

$$E = \sum_{i=1}^M \frac{1}{2} (d_i - y_i)^2$$

式中, M 为训练样本的数目, y_i 为第 i 个输入样本下的 BP 神经网络的输出, d_i 为相应的期望输出。

(5) 遗传操作

① 选择过程

选择过程以旋转赌轮 pop_size 次为基础。每次旋转都为新的种群选择一个染色体, 种群是按每个染色体的适应度来选择染色体的。计算所有个体适应度值, 将双亲和后代按适应度值大小顺序排列, 选择前 pop_size 个染色体作为新一代种群。

② 交叉操作

交叉算子在遗传操作中起核心作用, 通过交叉, 遗传算法的搜索能力得以飞跃提高。以概率 p_c 进行一点交叉运算, p_c 随着适应值的变化自适应调整。

③ 变异操作

变异是遗传操作中的辅助算子, 与交叉算子相互配合, 使遗传算法兼具全局和局部搜索能力。当遗传算法通过交叉算子已接近最优解邻域时, 利用变异算子可以加速向最优解收敛。按变异概率 p_m 随机选择变异个体, 变异位置的确定由随机的方法产生。

(6) 终止条件

测试选择问题中可采用退温变化终止条件。当模拟的退火温度达到最低温度时, 遗传自动终止, 所得的解即为最优解, 对应的数据即为测试选择优化问题中最优测试方案。否则返回到步骤(3), 进行循环操作, 再选出满足最低温度条件的染色体作为最优解。

3.4 算法的极值分析和死区分析

在传统启发式算法的求解过程中, 极易出现极大值和极小值, 这些极值非常接近算法的最优值, 融合算法的基础是遗传算法, 而遗传算法的优点就是全局搜索能力强, 在整个搜索空间内能避免极值的出现, 因此, 融合算法同遗传算法一样, 可避免极值的出现。

同样的道理, 遗传算法擅长于全局搜索, 也就是在搜索过程中, 能搜索到空间的每一个角落, 这样也就避免了死区的出现, 因此, 融合算法也能避免死区的出现。

遗传算法全局搜索能力强, 能有效避免极值和死区的出现, 但这同时也造成了遗传算法搜索速度慢的缺点, 而融合算法在遗传算法的基础上引进 BP 神经网络和模拟退火算法, 提高了遗传算法的搜索速度, 达到了快速有效搜索出最优解的效果。

4 仿真和验证

为了验证算法的有效性, 我们对某个系统进行测试选择验证, 实验在 CPU 为 P4 2.8GHz、内存为 2GB 的电脑上进行, 在 Matlab7.0 平台上编程实现算法。该系统有 10 个先验故障、15 个备选测试, 系统要求的故障检测率和故障隔离率均为 95%; 系统测试故障对应关系如表 1 所列, 测试代价(检测时间和费用)如表 2 所列。

表 1 系统测试故障信息对应关系表

故障	测试														
	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	T ₇	T ₈	T ₉	T ₁₀	T ₁₁	T ₁₂	T ₁₃	T ₁₄	T ₁₅
S ₁	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0
S ₂	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
S ₃	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1
S ₄	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
S ₅	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
S ₆	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1
S ₇	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1
S ₈	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0
S ₉	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
S ₁₀	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0

表 2 系统检测时间和费用表

故障	测试														
	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	T ₇	T ₈	T ₉	T ₁₀	T ₁₁	T ₁₂	T ₁₃	T ₁₄	T ₁₅
时间	2	1	3	5	1	3	3	2	1	3	4	5	1	2	2
费用	300	200	100	100	100	200	300	100	200	200	100	400	100	100	200

假设对于不同故障, 相同测试的时间和费用是一样的, 时间和费用都是单位时间和单位费用。设算法的参数如下: 种

群大小 $M=20$, 最大进化代数 $G=100$, 交叉概率 $p_c=0.4$, 变异概率 $p_m=0.2$, 取函数的 4000 组输入数据, 从中随机选取 3900 组数据训练网络, 100 组数据测试网络性能。BP 神经网络预测输出和期望输出对比如图 2 所示, 优化过程中最优个体适应度变化如图 3 所示。

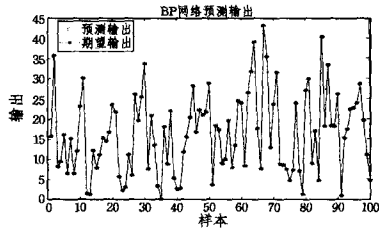


图 2 网络预测输出

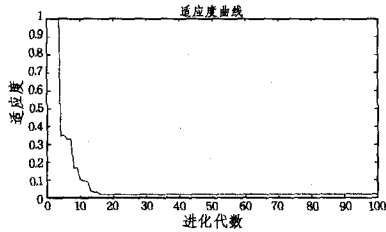


图 3 适应度变化曲线

融合算法经过多次运行后, 得到最优测试集 $T_3 = (T_5, T_{13}, T_{14})$, 测试代价为 4.9, 具体而言, 就是检测时间为 12, 检测费用为 1000, 故障检测率和隔离率为 100%, 大于 95%; 算法在 10 代后找到最佳染色体, 平均适应度值呈平稳下降状态, 并收敛于最优解。

运用传统遗传算法和模拟退火算法对该问题进行分析研究, 得到的研究结果与融合算法的对比如表 3 所列。

表 3 各算法求解结果对比

算法	最优测试集	测试代价	迭代次数
传统遗传算法	T_5, T_{13}, T_{14}	4.9	140
模拟退火算法	T_2, T_5, T_8, T_{13}	5.0	50
融合算法	T_5, T_{13}, T_{14}	4.9	10

从表 3 中看出传统遗传算法和融合算法都能求解出最优解, 但是融合算法迭代次数少, 求解速度快, 而模拟退火算法虽然速度比传统遗传算法快, 但是求解的结果比最优解差。

为了分析算法求解一般优化选择问题的效果, 分析多种故障测试的情况, 故障测试代价都为相同值, 故障测试的覆盖随机产生, 计算如表 4 所列。

表 4 一般优化选择问题结果对比

候选测试点数	问题参数		计算结果对比	
	故障数	选择测试点数	迭代次数	所用时间(s)
100	10	2	105	0.2563
100	10	4	182	0.3568
100	20	2	162	0.3639
100	20	4	146	0.3258
100	40	2	189	0.6938
100	40	4	175	0.6783

计算结果表明, 融合算法在求解一般问题时也具有良好的效果, 求解的迭代次数都在 200 次以内, 所有求解实际都在 1s 以内。

结束语 随着系统设备越来越复杂, 其故障测试之间的关系也越来越复杂, 在测试性设计过程中, 进行测试性优化选择是很有必要的。文中所提出的融合算法综合了遗传算法、BP 神经网络和模拟退火算法的优点, 达到了既避免算法求解

陷入局部最优又提高搜索速度的目的, 并对算法进行了死区分析和极值分析。对实例求解和对一般优化选择问题进行了分析, 结果表明文中提出的融合算法在求解测试优化选择问题时, 既能满足系统测试性指标要求, 又能快速有效地求解出全局最优解, 这对于系统设计师开展系统测试性设计具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 刘刚, 黎放, 胡斌. 基于相关性模型的舰船装备测试性分析与建模[J]. 海军工程大学学报, 2012, 24(8): 46-51
- [2] 石君友. 测试性设计分析与验证[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011
- [3] 黄艳新, 周春光, 邹淑雪, 等. 一种求解类覆盖问题的混合算法[J]. 软件学报, 2005, 16(4): 513-522
- [4] Yuan X, Cohen M B, Memon A M. Covering array sampling of input event sequences for automated GUI testing[C]// 22nd International Conference on Automated Software Engineering. 2007: 405-408
- [5] Sampath S, Bryce R C, Viswanath G, et al. Prioritizing user-session-based test cases for application testing[C]// 1st International Conference on Software Testing, Verification, and Validation. 2008: 141-150
- [6] 苏永定, 钱彦岭, 邱静. 基于启发式搜索策略的测试选择问题研究[J]. 中国测试技术, 2005, 31(5): 46-49
- [7] 张延生, 黄考利, 连光耀. 基于改进 AHP 法的导弹装备测试性参数选择方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2011, 19(2): 412-414
- [8] 吴涛, 叶晓慧, 王红霞. 基于量子遗传算法测试选择问题的研究[J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(11): 2508-2510
- [9] Amonchanchaigul T, Kreesuradej W. Input selection using binary particle swarm optimization[C]// International Conference on Computational Intelligence for Modeling Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Conference (CIMCA-IAWTIC'06). 2006
- [10] Sadri J, Suen C Y. A genetic binary particle swarm optimization[C]// 2006 IEEE Congress on Evolutionary Computation Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC, Canada, July 2006: 656-663
- [11] Afshinmanesh F, Marandi A, Rahimi-Klan A. A novel binary particle swarm optimization method using system[C]// EUROCON 2005. Serbia, November 2005: 217-220
- [12] 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): 1674-1683
- [13] 蒯伟. 测试点的优化选择[J]. 电子测试, 2012(2): 91-94
- [14] Cao P B, Xiao R B. Assembly planning using a novel immune approach[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2007, 31(7): 770-778
- [15] 李鸣, 高娜, 姜为学. 测试选择和诊断策略设计的列表寻优法[J]. 电光与控制, 2010, 17(12): 71-74
- [16] Kuhn R, Lei Y, Kacker R. Practical combinatorial testing: beyond pairwise[J]. IT Professional, 2008, 10(3): 19-23
- [17] Golonek T, Rutkowski J. Genetic-algorithm-based method for optimal analog test points selection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-II; Express Briefs, 2007, 54(2): 117-121
- [18] Starzyk J A, Liu D, Liu Z H, et al. Entropy-based optimum test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(3): 754-761