



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于改进准深度算法的诊断策略优化方法

张志龙, 史贤俊, 秦玉峰

引用本文

张志龙, 史贤俊, 秦玉峰. 基于改进准深度算法的诊断策略优化方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 729-732.

ZHANG Zhi-long, SHI Xian-jun, QIN Yu-feng. [Diagnosis Strategy Optimization Method Based on Improved Quasi Depth Algorithm](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 729-732.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向通用航空器运行排班及维修的策略优化](#)

Optimization of Scheduling and Maintenance Strategy for Navigation Aircraft Operation

计算机科学, 2020, 47(11A): 632-637. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600053>

[基于改进变邻域搜索的数控裁床路径优化](#)

Path Optimization in CNC Cutting Machine Based on Modified Variable Neighborhood Search

计算机科学, 2020, 47(10): 233-239. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190800035>

[用于求解混合车辆路径问题的混合进化算法](#)

Hybrid Evolutionary Algorithm for Solving Mixed Capacitated General Routing Problem

计算机科学, 2018, 45(4): 76-82. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.04.011>

[一种基于禁忌搜索算法的流程挖掘方法](#)

Process Mining Approach Based on Tabu Search Algorithm

计算机科学, 2016, 43(4): 214-218. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2016.04.044>

[一种配电网差分禁忌线路规划方法](#)

Hybrid Differential Evolution Based on Tabu Search Algorithm for Distribution Network Line Planning

计算机科学, 2016, 43(10): 248-255. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2016.10.047>

基于改进准深度算法的诊断策略优化方法

张志龙 史贤俊 秦玉峰

海军航空大学 山东 烟台 264001

摘要 针对现有诊断策略优化方法中对多值系统不可靠测试的研究较少,且难以充分考虑多值测试和不可靠测试对诊断策略优化的双重影响的问题,提出了一种基于禁忌搜索的准深度算法。首先对故障与多值测试不确定相关性矩阵和多值不可靠诊断策略问题进行了描述;然后针对该问题,阐述禁忌搜索改进的准深度算法步骤;最后通过案例对所提算法进行了仿真验证。实验结果表明,所提算法能在保证故障检测和隔离效果的基础上降低算法复杂度,使得诊断策略优化过程更加准确高效。

关键词: 测试性设计;禁忌搜索;准深度算法;多值不可靠测试;诊断策略

中图分类号 TP301.6

Diagnosis Strategy Optimization Method Based on Improved Quasi Depth Algorithm

ZHANG Zhi-long, SHI Xian-jun and QIN Yu-feng

Naval Aviation University, Yantai, Shangdong 264001, China

Abstract In the existing diagnostic strategy optimization methods, there are few researches on the unreliability test of multi-valued system, and it is difficult to fully consider the dual effects of multi-valued test and unreliability test on the optimization of diagnostic strategy. A quasi-depth algorithm based on tabu search is proposed. Firstly, the uncertain correlation matrix between fault and multi-valued test and the multi-valued unreliable diagnosis strategy are described. Then, aiming at the problem, the steps of the improved quasi-depth algorithm for tabu search are described. Finally, an example is given to verify the proposed algorithm. Experimental results show that the algorithm can reduce the algorithm complexity while ensuring the fault detection and isolation effect, and make the optimization process of diagnosis strategy more accurate and efficient.

Keywords Testable design, Tabu search, Quasi-depth algorithm, Multi-valued unreliability test, Diagnostic strategy

1 引言

诊断策略(Diagnostic Strategy)优化设计是武器装备可测性设计中的一项重要内容。诊断策略指综合考虑规定约束、目标和有关影响因素而确定的用于隔离产品故障的测试步骤或顺序^[1-3]。合理的测试步骤或顺序不仅可提高装备的故障诊断能力和诊断效率,而且可降低装备全寿命周期费用,具有十分重要的现实意义。

诊断策略优化是一种典型的 NP-Complete 问题,现有的优化方法,如信息熵算法^[4]、贪婪搜索^[5]、AO* 搜索^[6]和 Roll-out 信息启发式^[7]等均以故障-测试相关性矩阵为基础优化设计诊断策略,测试假设是二值测试,输出只存在“通过”和“不通过”(0/1)两种结论^[8]。但实际工程实践中,由于测试对象的不同,测试输出存在多值,如机电系统的振动信号测试,由于其故障缓变,不同的特征频带对应不同的系统状态,从而在测试时不同的状态将会呈现不同结果^[7]。相比二值测试,多值测试能够获得更多的状态信息,可有效提高系统的诊断效率和精度,减少诊断时间和成本。

目前国内外学者提出的绝大多数诊断策略优化算法都是以测试结果可靠为前提^[9],未考虑虚警和漏检的影响。但在实际工程中,测试过程中可能出现的错误会随着系统复杂度的提高而增加,错误诊断带来的额外开支往往超过了测试成本^[10],因此诊断策略设计中不能忽略测试结果的不确定性。

本文以多值测试为前提,考虑测试结果的不确定性,充分利用禁忌搜索算法全局寻优和准深度算法可用于复杂系统

多值测试的优势,在准深度算法中加入禁忌搜索的思想,提出了一种新的改进准深度算法,并应用于多值不可靠测试诊断策略模型。

2 问题描述与建模

2.1 故障与测试不确定相关性矩阵

为了描述故障与测试的不确定性,首先在二值测试的假设前提下引入故障-测试不确定相关性矩阵,然后用集合 $FS(f_i)$ 描述 f_i 的故障特征,即 $FS(f_i)$ 表示可检测 f_i 的测试集,记为: $FS(f_i) = \{t_j | d_{ij} = 1, \forall t_j\}$ 。类似地,用集合 $TS(f_i)$ 描述 t_j 的测试特征,即 $TS(f_i)$ 表示 t_j 可检测的故障集,记为: $TS(f_i) = \{f_k | d_{ij} = 1, \forall f_k\}$ 。

以测试 t_j 为例,存在以下 4 种情形^[11]:

(1) 正确检测。即故障 $f_i (f_i \in TS(t_j))$ 发生时, t_j 输出为 NOGO, 则 t_j 正确检测到故障 f_i 。

(2) 漏检。即故障 $f_i (f_i \in TS(t_j))$ 发生时, t_j 输出为 GO, 则 t_j 漏检了故障 f_i 。

(3) 虚警。当系统正常时, t_j 输出为 NOGO, 将此类情况称为 II 类虚警; 当故障 $f_k (f_k \in \overline{TS}(t_j))$ 发生时, t_j 表明系统存在故障, 但 t_j 会导致错误的故障隔离结果, 将此类情况称为 I 类虚警。

(4) 系统正常或 $f_k (f_k \in \overline{TS}(t_j))$ 发生时, t_j 输出为 GO, 则指示正确, 虽未指出系统存在故障 f_k , 但该结果不会带来负面影响。

针对上述情形, 用 pd_{ij} 表示测试 t_j 对故障 f_i 的检测

概率, pf_{ij} 表示测试 t_j 对故障 f_i 的虚警概率。这两个不确定参数有以下特点^[12]:

- (1)若测试 t_j 与故障 f_i 不相关, 则 $pd_{ij}=0$;
- (2)测试 t_j 对逻辑相关故障的检测概率远大于该测试的虚警概率, 即 $pd_{ij} \gg pf_{ij}$ 。

(3)若故障 f_i 与测试 t_j 和 t_k 均相关, 且 f_i 与测试 t_j 的相关性比它与 t_k 的相关性大, 则 $pd_{ij} \geq pd_{ik}$ 。说明任何故障被直接测试检测的概率大于被间接测试检测的概率。

不确定参数和故障-测试不确定相关性矩阵 D 密切相关, 故其矩阵元素 d_{ij} 的定义为:

$$d_{ij} = b_{ij}pd_{ij} + (1 - b_{ij})pf_{ij} \quad (1)$$

其中, b_{ij} 的取值取决于故障 f_i 能否被测试 t_j 观测到, 若能被观测到, 则令 $b_{ij}=1$, 否则令 $b_{ij}=0$; d_{ij} 表示故障 f_i 与测试 t_j 的不确定相关性。

2.2 多值不可靠测试诊断策略问题

本文研究内容为多值不可靠测试的诊断策略优化问题, 故为简化分析, 一般做如下假设^[13]:

- (1)单故障且相互独立。即诊断过程中最多只有一个故障发生, 且各故障状态相互独立。
- (2)测试独立。即各个测试操作彼此独立互不影响, 各步骤代价独立, 与之前操作无关, 是常数。
- (3)系统状态恒定。即诊断过程中, 系统故障状态不会发生变化。

诊断策略优化问题主要由五元组 $\langle F, P, T, C, B \rangle$ 构成。

(1) $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 表征 $m+1$ 维的系统故障状态集, f_0 表示无故障状态, $f_i (1 \leq i \leq m)$ 表示仅有第 i 个故障发生。

(2) $P = \{p_0, p_1, \dots, p_m\}$ 表征对应 $m+1$ 个系统故障状态的概率集合, p_0 表示系统无故障的概率, $p_i (1 \leq i \leq m)$ 表示仅有故障 f_i 发生的概率。

(3) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为系统中可用的测试集, 在本文中, 不假设各测试为二值可靠输出, 而考虑更符合实际情况的多值不可靠测试。

(4) $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 为测试执行费用集合, 表示测试执行时间、人力等的测度, 规定测试费用为常量, 即不依赖于测试顺序。

(5) $B = [b_{ij}]_{(m+1) \times n}$ 表示测试与诊断结论(含无故障结论)的逻辑关系, $\forall i \neq 0$, 元素取值取决于故障 f_i 能否被测试 t_j 观测到, 若能被观测到, 则令 $b_{ij}=1$, 否则令 $b_{ij}=0$; 当 $i=0$, 即无故障状态时, 规定 $b_{0j}=0, \forall j$ 。

Pattapati 等^[14]将诊断策略优化目标进行简化, 提出平均测试费用最低的优化目标, 忽略了不确定风险及影响因素, 便于对测试顺序进行定量化评判。测试序列的平均费用可用式(2)描述:

$$J = \sum_{i=0}^m \left\{ \sum_{j=1}^{|D_i|} c_{D_i[j]} \right\} p(f_i) \quad (2)$$

其中, D_i 表示隔离故障 f_i 所用的测试集合; $|D_i|$ 表示测试集合中测试点的个数; $c_{D_i[j]}$ 表示 D_i 中第 j 个测试点的测试费用。最优的测试序列即为平均费用 J 最小的序列。

3 多值测试诊断策略

3.1 基于信息熵算法的多值测试诊断策略

系统测试集为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 假设故障状态集 F 可由测试 t_j 划分为 $F_{j_0}, F_{j_1}, \dots, F_{j_{k-1}}$ k 个子集, 根据信息理论, 求得 t_j 提供的关于 F 的信息量为^[14]:

$$IG(F; t_j) = - \sum_{l=0}^{k-1} p(F_{j_l}) \log_2 p(F_{j_l}) \quad (3)$$

其中, 被 t_j 所划分的测试子集的概率为:

$$p(F_{j_l}) = \sum_{f_i \in F_{j_l}} p(f_i), l=0, 1, \dots, k-1 \quad (4)$$

测试的信息量越大, 故障就越容易被检测和隔离, 构造的启发式评估函数为:

$$k = \arg \max_j \{IG(F; t_j) / c_j\} \quad (5)$$

基于信息熵的多值测试诊断策略是不断从测试集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 中选择评估函数值 k 最大的测试, 使得系统中所有故障状态被检测和隔离, 被选择的测试组成测试序列, 生成故障诊断树。具体计算步骤为: 被测系统初始故障状态集合为 F , 初始测试点集合为 T , 根据式(4)计算 T 中每个测试 t_j 将故障状态集划分后 k 个子集的概率, 根据式(3)计算每个测试 t_j 的信息量, 然后根据式(5)选择评估函数值 k 最大的测试 t_q , 对划分后的各个测试子集, 继续选取对该测试子集 k 最大的测试点, 不断重复, 直至所有的故障状态都被检测与隔离。

3.2 基于准深度算法的多值测试诊断策略

准深度算法是建立在信息熵算法基础上的一种一步前向回溯算法^[15]。该方法的基本思路为: 采用两步确定一个测试, 即先用信息熵算法构造出各候选测试为顶点的临时诊断树, 再用启发式函数 k^* 进行计算和比较, 得到最佳诊断树, 将该诊断树的第一个测试作为当前最佳测试。本文借鉴文献^[16]所选用的准深度算法, 用于多值测试系统诊断策略设计, 准深度算法的具体计算步骤如下:

(1)设初始故障状态集为 $x=F$, 初始测试点集合为 $t=T$ 。

(2)用测试集 t 中每个测试 t_j 将故障状态集划分为 k 个子集 $x_{j_0}, x_{j_1}, \dots, x_{j_{k-1}}$, 用式(4)计算各故障状态子集的概率; 用式(6)更新各故障状态子集的故障概率。

$$p'(f_i) = \frac{p(f_i)}{\sum_{f_i \in x_{j_l}} p(f_i)}, l=0, 1, \dots, k-1 \quad (6)$$

然后用信息熵算法对各子集进行诊断策略优化, 得到以 t_j 为第一个测试的临时诊断树 D_j 。计算临时诊断树 D_j 的启发函数 k^* 。

$$k^* = \arg \max_j \{IG(x; D_j) / COST(x; D_j)\} \quad (7)$$

其中, $IG(x; D_j)$ 表示 D_j 提供的关于 x 的诊断信息量, $COST(x; D_j)$ 表示 D_j 的平均测试代价, 分别由式(8)、式(9)计算。

$$IG(x; D_j) = - \sum_{k=1}^{l_j} \left(\frac{p(x_{jk})}{p(x)} \log_2 \frac{p(x_{jk})}{p(x)} \right) \quad (8)$$

其中, $x_{jk} (1 \leq k \leq l_j)$ 表示 D_j 的叶子节点(一个故障或多个故障组成的模糊组), 叶子节点数为 l_j , 每一个叶子节点相应的故障概率为 $p(x_{jk})$ 。

$$COST(x; D_j) = \sum_{k=1}^{l_j} \left(\frac{p(x_{jk})}{p(x)} \sum_{i=1}^{|D_{j(k)}|} c_{D_{j(k)}[i]} \right) \quad (9)$$

其中, $D_{j(k)}$ 表示诊断树 D_j 的顶点 t_j 到叶子节点 $x_{jk} (1 \leq k \leq l_j)$ 的测试序列, $|D_{j(k)}|$ 为该序列的长度, $c_{D_{j(k)}[i]}$ 表示序列中第 i 个被执行的测试的代价。

(3)选择具有最大单位测试代价的诊断信息量的测试 t_q 。

(4)测试 t_q 将故障状态集划分为 k 个子集, 分别为 $x_{q_0}, x_{q_1}, \dots, x_{q_{k-1}}$, 用式(6)更新各子集中的故障概率。

(5)重新取 x 为各故障子集, t 为原测试集剔除测试 t_q 后的测试集, 重复执行步骤(2)–(4), 直至测试集中测试数目小于等于 1, 停止选择操作。最终被选择的测试即组成优化的测试序列。

4 多值不可靠测试诊断策略

在准深度算法中加入禁忌搜索的思想是,在算法初始,应用基本准深度算法得到第一个测试点 t_a ,从而得到新的故障状态集 F' 和测试点集合 T' 。在之后的诊断策略优化过程中加入一个禁忌表,用于存储启发函数值排序位置在后 $r\%$ 的测试点集合,并进行标记使得在之后的搜索过程中跳过这些测试点,从而达到减少搜索工作量的目的。

注意, r 在 $0\sim 100$ 之间取值, r 的取值既要尽可能多地减少搜索循环次数,又要保证测试序列选择的结果不失最优性,将 r 分别取值 $\{0,10,\dots,90,100\}$,并应用于系统诊断策略研究中,经仿真分析判断,在保证故障检测和隔离能够满足最低要求的前提下,能最大程度降低搜索工作量的 r 取值为 30 ,即将启发函数值排序位置在后 30% 的测试点集合放入禁忌表中。

具体的基于禁忌搜索的改进准深度算法流程如图 1 所示。

基于禁忌搜索的准深度算法的具体计算步骤如下:

Step 1 创建并初始化集合。系统初始故障状态集为 $x=F$,初始测试集为 $t=T$,禁忌表为集合 T_d 。令 $T_d=\emptyset$ 。

Step 2 应用基本准深度算法,选出第一个测试点 t_a 。

Step 3 测试点 t_a 将 F 和 T 更新为新的故障状态集 F' 和测试集 T' ,并通过启发函数值 $k=IG(x;D_j)/COST(x;D_j)$ 对测试集 T' 中的测试点由大到小排序,令禁忌表 T_d 为启发函数值排序后 30% 的测试点组成的集合,取 $T_D=T-T_d$,令禁忌表中最大的启发函数值为 k' 。其中 $k'=\arg \max_{T_d}\{IG(x;D_j)/COST(x;D_j)\}$ 。

Step 4 用测试集 T_D 中每个测试 t_j 将故障状态集 F' 划分为 k 个子集 $x_{j_0},x_{j_1},\dots,x_{j_{k-1}}$,用式(4)计算各故障状态子集的故障概率;用式(6)更新各故障状态子集的故障概率。

Step 5 用信息熵算法对各子集进行诊断策略优化,得到临时诊断树 D_j 。

Step 6 用式(7)计算临时诊断树 D_j 的启发函数 k^* ,直至集合 T_D 中所有测试均计算了启发函数 k^* 值。

Step 7 比较 T_D 中各测试的启发函数 k^* 和 k' 的大小,选出最佳测试 t_q 。

Step 8 测试 t_q 将故障状态集 F' 划分为 k 个子集,分别为 $x_{q_0},x_{q_1},\dots,x_{q_{k-1}}$,用式(6)更新各子集中的故障概率。

Step 9 重新取 x 为各故障子集, t 为原测试集剔除测试点 t_a 和 t_q 后的测试集,重复执行 Step 3—Step 8,直至测试集中测试数目小于等于 1 ,停止选择操作。最终被选择的测试即组成优化的测试序列。

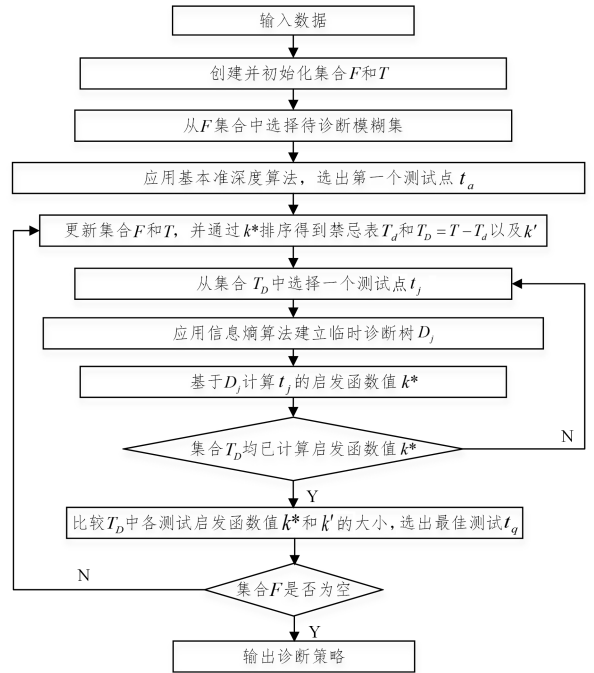


图 1 基于禁忌搜索的准深度算法流程

Fig. 1 Quasi-depth algorithm flow based on tabu search

5 实例验证与分析

采用文献[12]中的实例来分析本文算法的有效性。已知系统的多值不确定相关性矩阵、测试费用以及状态概率分布如表 1 所列。

表 1 多值不确定相关性矩阵

Table 1 Multi-valued uncertain correlation matrix

诊断结论	测试												概率			
	t_1			t_2			t_3			t_4						
	v_0	v_1	v_2	v_0	v_1	v_2	v_0	v_1	v_2	v_0	v_1	v_2				
f_0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0.30
f_1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0.05
f_2	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0.5	0.5	0	0	0	1	0.06
f_3	1	0	0	0	0	0.2	0.8	0	0	0	0	1	1	0	0	0.11
f_4	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0.05
f_5	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0.09
f_6	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0.09
f_7	1	0	0	0	0.4	0	0.6	0	1	0	0	0	0	1	0	0.03
f_8	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0.10
f_9	0	0	0	1	0.5	0	0	0.5	0	0	0	1	0	0	1	0.12
费用	1			1.2			1.4			2			—			

该系统有 9 个故障和 4 个多值测试,其中 t_1 有 3 个输出值: v_0,v_1 和 v_3 ;其余 3 个测试均有 4 个输出值: v_0,v_1,v_2 和 v_3 ,分别表示不同的输出区间。 t_2 与 f_3,f_7,f_9 以及 t_3 与 f_2 关联关系存在不确定性。应用本文算法和文献[12]中算法生成的诊断树分别如图 2 和图 3 所示。

分析两种算法所得诊断树可知:由于测试 t_3 对故障状态

f_2 的判断存在不确定性,图 3 中 f_2 出现在诊断树的两个位置(图中用阴影表示的叶子节点)。而本文算法在诊断过程中允许对测试输出值不同的故障子集进行合并处理,共同进入下一测试点的选择阶段。从结果上来看,既减少了测试选择过程中不确定性对测试的影响,又使得结果简洁明了,同时实现成本也并未因此而提高。

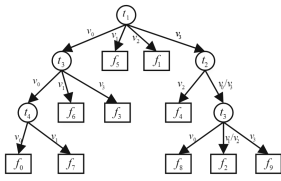


图2 本文算法得到的诊断树

Fig. 2 Diagnostic tree obtained by the proposed algorithm

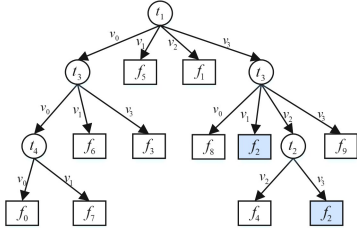


图3 文献[12]中算法得到的诊断树

Fig. 3 Diagnostic tree obtained by the algorithm in literature [12]

将本文算法与传统准深度算法、文献[12]中算法、多值 Rollout 算法、多值 IG 算法进行对比,得到的计算结果和算法性能如表 2 所列。

表 2 不同算法性能比较

Table 2 Performance comparison of different algorithms

算法	故障 检测率/%	故障 隔离率/%	平均 测试费用	计算 时间/s
传统准深度算法	90	85	3.19	2.860
文献[12]中算法	100	100	2.96	0.761
多值 Rollout 算法	100	100	3.25	0.671
多值 IG 算法	100	90	3.68	0.160
本文算法	100	100	3.08	0.201

本文验证分析中未将本文算法与可进行多分类的机器学习相关算法进行比较,主要考虑到两个方面的问题:1)大多数神经网络算法在训练中需要大量的故障测试数据作为支撑,而对于复杂装备而言,常常难以获取完整的故障注入实验数据。2)机器学习算法需要多次迭代修正,算法运行时间长,且难以保证全局最优,而本文算法改进的就是算法复杂度,在降低算法复杂度的同时保证全局最优。

由表 2 可以看出,在多值不可靠测试中,本文提出的基于禁忌搜索的准深度算法由于在生成诊断树的过程中,在扩展每一层时均减少了近一半的计算量,故其计算时间除多于多值 IG 算法外,均少于其他算法,原因在于多值 IG 算法是一种贪婪算法,只能实现一步向前寻优;而在平均测试费用方面,本文算法除稍多于文献[12]中的算法外,均少于其他算法,基本保证了全局最优。总的来说,本文算法最终的故障检测与隔离效果良好,并未因其算法复杂度的降低而优化效果变差,寻优的过程更加准确高效。

结束语 本文针对现有诊断策略优化方法中对多值系统不可靠测试的研究较少,且难以充分考虑多值测试和不可靠测试对诊断策略优化的双重影响的问题,提出了一种基于禁忌搜索的准深度算法,运用禁忌表策略对传统准深度算法进行改进,每次诊断树扩展时生成新的禁忌表,降低了算法的复杂度,并通过实验验证了本文算法的可行性和有效性。

参考文献

[1] GJB2547-95 Equipment Testability Outline[S]. Beijing: Military

Standard Press of Commission of Science, Technology and Industry for National Defense, 1995.

- [2] DENG S, JING B. Comprehensive Diagnosis and Fault Prediction Methods of Electronic System Based on Testability [J]. Control and Decision, 2013, 28(5): 1-9.
- [3] IEEE Std 1522-2004, IEEE Trial-Use Standard for Testability and Diagnosability Characteristics and Metrics[S]. Piscataway, New Jersey: IEEE Standards Press, 2004.
- [4] HUANG Y F, JING B, RU C J. Diagnosis Strategy Optimization Method for Multi-valued Attribute System Based on Information Entropy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(5): 1003-1008.
- [5] YE X H, PAN J L, WANG H X, et al. Unreliable Test Point Selection Based on Dynamic Greed Algorithm [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2010, 30(11): 1351-1354.
- [6] LONG B. Research on Multi-signal Modeling and Fault Diagnosis Method and Its Application in Spacecraft [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2005.
- [7] LIU Y H, LIU J M, FENG F Z, et al. Fault Diagnosis Strategy Based on Rollout Information Heuristic Algorithm[J]. Computer Engineering, 2015, 41(8): 291-295.
- [8] SUN Y, LIU S F, MA L. Application of Greedy Algorithm in Generation of System Fault Diagnosis Strategy [J]. Computer System Applications, 2011(1): 150-154.
- [9] GUO M W, NI S H, ZHU J H. Research on BIT Diagnosis Strategy Technology Based on Correlation Model[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(10): 3753-3755.
- [10] YANG P, QIU J, LIU G J. Optimization of Diagnostic Strategy under Unreliable Testability[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 850-854.
- [11] HUANG D D. Optimal Design of Fault Diagnosis Strategy Based on Multi-signal Model and Its Application in Hydraulic AGC System[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [12] YANG P. Optimal Design Technology of Diagnostic Strategy Based on Correlation Model [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.
- [13] LI Q W. System Level BIT Testability Design Technology and Its Application in Integrated Navigation System[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011.
- [14] PATTPATI K R, ALEXANDRIDIS M. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 1990, 20(4): 872-887.
- [15] QIU J, LIU G J, YANG P, et al. Equipment Testability Modeling and Design Technology[M]. Beijing: Science Press, 2012.
- [16] MA L, LV X F, QU X Y, et al. Multi-value Test Diagnosis Strategy Optimization Method Based on Quasi-depth Algorithm [J]. Fire Control & Command Control, 2018, 41(1): 43-47.



ZHANG Zhi-long, born in 1997, post-graduate. His main research interests include aircraft detection and fault diagnosis.