

诊断策略设计方法综述

杜小帅^{1,2}, 胡冰¹, 施端阳¹

(1. 空军预警学院, 武汉 430010; 2. 中国人民解放军 94005 部队, 甘肃 酒泉 735000)

摘要: 诊断策略设计是装备测试性工作的重要组成部分, 对提高装备的性能监测和故障诊断能力, 减少测试和维修资源需求, 降低寿命周期费用等方面具有重要的意义; 通过对国内外的研究成果及相关文献进行分析和总结, 较为系统地介绍了 AND/OR 图启发式搜索方法和智能优化算法两大类诊断策略设计方法的原理及分类; 对多故障条件、测试多值输出和测试不可靠条件等复杂条件下的诊断策略设计方法的研究现状进行了分析和综述; 在此基础上, 从三个方面探讨了诊断策略设计的未来研究方向。

关键词: 测试性; 诊断策略; 启发式搜索; 智能优化算法

Review of Diagnostic Strategy Design Methods

DU Xiaoshuai^{1,2}, HU Bing¹, SHI Duanyang¹

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430010, China; 2. PLA, No. 94005 Troop, Jiuquan 735000, China)

Abstract: Diagnostic strategy design is an important part of testability for equipment, which is of great significance to improve performance monitoring and fault diagnosis ability of equipment, reduce test and maintenance resource requirements, and reduce life cycle cost. By analyzing and summarizing the research results and relevant literature at home and abroad, this paper systematically introduces the principle and classification of two kinds of the diagnostic strategy design methods: AND/OR heuristic search method and intelligent optimization algorithm. The research results of diagnostic strategy design methods under complex conditions such as multiple fault conditions, the multiple valued tests and unreliable test conditions are analyzed and summarized. On this basis, the future research direction of diagnostic strategy design is discussed from the three aspects.

Keywords: testability; diagnostic strategy; heuristic search; intelligent optimization algorithm

0 引言

随着高新科技的发展和运用, 武器装备的结构和功能越来越复杂化、精细化, 其使用条件和战场环境的恶劣程度日趋提升, 对装备的测试与诊断提出了更高的要求。而要解决这一问题则需要采用“并行工程”的思想, 在装备设计阶段就使其具有良好的测试性。

诊断策略设计是装备测试性工作中的一项重要内容, 其目的是在相关性数学模型的基础上, 实现测试资源的优化选择, 同时设计一组测试序列, 达到以较小的期望测试费用快速准确的检测和隔离装故障状态的目的。GJB 2547A-2012 将诊断策略定义为“综合考虑规定约束、目标和有关影响因素而确定的、用于依据观测数据进行故障诊断的测试判断逻辑”^[1]。诊断策略既可应用于装备的工程研制与设计阶段, 也可以在使用维护阶段指导装备的故障诊断, 是提高故障诊断效率、改善装备故障诊断能力、降低寿命周期费用的关键。

Pattipati 证明诊断策略设计问题是 NP-Complete 问题^[2], 穷举法虽然能得到最优解, 但其计算量随着问题的

复杂度增加而指数性的增长。针对这一问题, 国内外学者提出了不少优化算法, 最常用的方法是 AND/OR 图启发式搜索方法和智能优化算法。本文对国内外诊断策略设计的研究现状进行了综述, 系统总结了理想假设条件和复杂条件下(多故障条件、多值测试属性和测试不可靠条件)的诊断策略设计方法。

1 诊断策略问题描述

1.1 诊断策略模型描述

理想条件下的诊断策略问题可描述为五元组 $\langle F, P, T, C, D \rangle$ ^[3]:

1) $F = \{f_0, f_1, \dots, f_m\}$ 为装备的故障状态集, 假设同一时刻装备最多只有一个故障发生, 其中 f_0 是无故障状态, $f_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 表示仅有第 i 个故障发生时的故障状态;

2) $P = \{P(f_0), P(f_1), \dots, P(f_m)\}$ 为装备 $m+1$ 个故障状态对应的概率集合, 满足 $0 < P(f_i) \leq 1$, 其中, $P(f_0)$ 为装备无故障的概率, 其在 P 中占有较大的比例, $P(f_i)$ 表示仅有 f_i 发生的概率, 且 $\sum_{i=0}^m P(f_i) = 1$;

收稿日期: 2021-11-20; 修回日期: 2022-01-14。

基金项目: 全军军事类研究生资助课题(JY2020C236)。

作者简介: 杜小帅(1993-), 男, 湖北武汉人, 硕士研究生, 主要从事预警装备保障技术方向的研究。

通讯作者: 胡冰(1971-), 男, 湖北仙桃人, 博士, 副教授, 主要从事预警装备管理与保障方向的研究。

引用格式: 杜小帅, 胡冰, 施端阳. 诊断策略设计方法综述[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(3): 8-14.

3) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为装备的测试集,理想条件下规定测试只有通过、不通过两种情况,且测试结果可靠;

4) $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 为测试费用的集合,其中 c_j 表示执行测试 t_j 所需的费用,测试费用泛指测试执行时间,消耗的人力和物力等不同类别的成本,设定测试费用为无量纲的物理量;

5) $D = [d_{ij}]_{(m+1) \times n}$ 为相关矩阵,是一个 $(m+1) \times n$ 维的布尔矩阵,用来描述故障与测试之间的相关关系。矩阵中的元素 d_{ij} 的值为 0 或 1, $d_{ij} = 0$ 表示 t_j 与 f_i 不相关,即故障发生时,测试通过; $d_{ij} = 1$ 表示 t_j 与 f_i 相关,即故障发生时,测试不通过。

1.2 优化目标

诊断策略设计的目的是,当装备发生故障时,能够按照给定逻辑和顺序选择测试,快速检测和准确隔离故障,并且使得测试费用期望值最小,其计算公式为^[2]:

$$D_{\text{opt}} = \min_D \left\{ \sum_{i=1}^m P(f_i) \left(\sum_{k=1}^{|D_{(i)}|} c_{D(i)[k]} \right) \right\} \quad (1)$$

其中: D_{opt} 表示不模糊的隔离全部故障且平均测试费用最少的诊断策略; $D_{(i)}$ 表示诊断树中隔离出故障 f_i 的测试序列, $|D_{(i)}|$ 表示该序列的长度; $c_{D(i)[h]}$ 表示序列 $D_{(i)}$ 中的第 h 个测试的费用。

2 AND/OR 图启发式搜索方法

AND/OR 图启发式搜索方法将诊断策略设计问题表示为 AND/OR 图上的有序的最优搜索问题。图中,根节点为包含所有故障状态的模糊集,代表着诊断策略要求解的原始问题;终端叶节点代表最终求解的故障状态;AND 节点代表测试;OR 节点代表待求解的故障状态模糊子集。AND/OR 图启发式搜索方法按照启发式函数和搜索策略的差异可分为不同的算法或方法。

2.1 信息熵算法

诊断策略设计是一个不断减小故障状态不确定性的过程,受无噪声编码的启发,Johnson 以单位费用互信息量构造启发式函数^[4],提出了信息熵算法。信息熵算法综合考虑了故障概率、故障和测试的相关性和测试费用的影响,在优选测试时,每次选择使故障—测试互信息量和测试费用的比值最大的测试为最优测试,其启发式函数如下:

$$k^* = \arg \max_j \left\{ \frac{IG(X; t_j)}{c_j} \right\} \quad (2)$$

$$IG(X; t_j) = -P(X_{j0}) \log_2 P(X_{j0}) - P(X_{j1}) \log_2 P(X_{j1}) \quad (3)$$

其中: $IG(X; t_j)$ 为测试 t_j 与故障状态模糊集 X 的互信息量; c_j 为测试 t_j 的相关费用。

基于信息熵算法,文献 [5-6] 分别研究设计了的装甲车辆电源系统和导弹姿态稳定分系统的故障诊断策略。文献 [7] 以驱动电流控制电路为例,分析研究了电路的测试点优化策略。文献 [8] 着重分析了信息熵算法的优越性。

2.2 先检测后隔离的诊断策略设计方法

文献 [9] 基于相关性模型研究了“测试点最少”的诊

断策略设计方法。该方法以故障检测权值和故障隔离权值构造启发式函数,按照先检测后隔离的方式设计诊断策略。若考虑被测单元可靠性和测试费用的影响,则故障检测权值、故障隔离权值可表示为:

$$W_{FDj} = \frac{1}{a_{cj}} \sum_{i=1}^m a_i d_{ij} \quad (4)$$

$$W_{FIj} = \frac{1}{a_{cj}} \sum_{i=1}^m a_i d_{ij} \left[\sum_{i=1}^m a_i (1 - d_{ij}) \right] \quad (5)$$

$$a_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad (6)$$

$$a_{cj} = \frac{c_j}{\sum_{j=1}^n c_j} \quad (7)$$

其中: a_i 为第 i 个组成单元的故障发生频数比; λ_i 为第 i 个组成单元的故障率; a_{cj} 为测试 t_j 的相对费用比。

基于此方法,文献 [10] 对无线电引信的相关性模型进行了分析,设计了诊断策略;文献 [11-12] 研究设计了舰船装备的诊断策略;文献 [13] 分析优化了某高炮装备的火控分系统系统的诊断策略;文献 [14] 建立了电源滤波组合的相关性模型,在此基础上进行了诊断策略设计。

2.3 AO* 算法

以上两种方法在进行诊断策略设计时,每次选择使启发式评估函数达到最优值的测试,无回溯或迭代等步骤,因此被统称为贪婪算法。贪婪算法只考虑当前的最优测试,复杂度小,操作简单,但其没有考虑后续测试的影响,因此最优性不佳。针对这一问题,Pattipati 等提出了 AO* 算法^[2]。AO* 算法通过回溯修正测试费用保证构造诊断策略的最优性,其主要包括两个步骤。第一个步骤是利用启发式函数自上而下的扩展诊断树。依次选择备选测试集中的测试,根据测试的输出结果将当前节点划分为不同的枝节点,使用基于霍夫曼编码的启发式评估函数对隔离这些枝节点所需测试费用的下界值进行估计,并根据枝节点的概率大小加权求和,作为其对应测试的启发式函数值,选择使启发式函数达到最优值的测试为最佳测试。第二个步骤是自下而上的费用修正。每次扩展诊断树后,从最新被拓展的节点开始,将测试费用逐步向上回溯,直到根节点,并修正测试费用,根据最新计算的测试费用重新选择最优的测试序列。

AO* 算法主要通过霍夫曼编码对测试费用的下界值进行估计^[2]。对给定的故障状态模糊集 X ,根据其中元素的概率大小计算其霍夫曼编码平均字长为 $L^*(X)$,将 X 的备选测试的费用按照由小到大的顺序进行排序 ($0 \leq c_1 \leq \dots \leq c_n$),则 X 的最小测试费用估计值为:

$$h(X) = \sum_{k=1}^{\lfloor L^*(X) \rfloor} c_k + (L^*(X) - \lfloor L^*(X) \rfloor) c_{\lfloor L^*(X) \rfloor + 1} \quad (8)$$

其中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取下整数; c_k 为备选测试集中 t_k 对应的测试费用。由此,可得到基于最小测试费用估计的启发式评

估函数:

$$k^* = \arg \min_j \{c_j + P(X_{j_0})h(X_{j_0}) + P(X_{j_1})h(X_{j_1})\} \quad (9)$$

其中: c_j 为测试 t_j 对应的费用; X_{j_0} 和 X_{j_1} 为根据 t_j 的输出结果而划分的两个故障模糊子集, $P(X_{j_0})$ 和 $P(X_{j_1})$ 分别为两子集中包含的故障元素的概率和; $h(X_{j_0})$ 和 $h(X_{j_1})$ 分别表示模糊子集 X_{j_0} 和 X_{j_1} 的最小测试费用估计值。此外, 用信息熵代替霍夫曼编码, pattipati 还提出了基于熵和基于熵+1 的最小测试费用估计函数:

$$h'(X) =$$

$$\sum_{k=1}^{|H(X)|} c_k + (H(X) - |H(X)|)c_{|H(X)|+1} \quad (10)$$

$$h''(X) =$$

$$\sum_{k=1}^{|H(X)+1|} c_k + (H(X) - |H(X)|)c_{|H(X)|+2} \quad (11)$$

其中: $H(X)$ 为 X 的熵。基于霍夫曼编码字长、熵和熵+1 的启发式函数满足 $H(X) \leq L^*(X) \leq H(X) + 1$ 。AO* 算法的启发式评估函数与贪婪搜索的启发式评估函数不同, 它不是选择当前使启发式评估函数值达到最佳的测试, 而是选择使诊断策略期望测试费用达到最小的测试。因此 AO* 算法的最优性非常依赖于启发式函数 $h(X)$ 与最小测试费用的近似程度。基于霍夫曼编码的启发式评估函数根据故障模糊集 X 中元素的概率分配码长, 并根据备选测试集中的测试费用估计最终的期望测试费用, 能够较好地估计测试成本, 故基于霍夫曼编码的启发式评估函数应用最广泛。

为减少 AO* 算法的回溯次数, 从而降低计算量, 文献 [15] 引入了 β 系数, 只有当前估计测试费用超出最优策略估计测试费用的 $1+\beta$ 倍时才改变最优策略。此方法虽然会降低搜索精度, 但会提高算法效率。文献 [16-17] 为解决 AO* 算法计算量较大的问题, 根据离散粒子群算法收敛速度快、全局优化性能好的特点, 提出先采用离散粒子群算法对测试集进行优选, 后使用 AO* 算法生成诊断策略。文献 [18] 研究了测试费用和故障概率动态变化情况下诊断策略设计问题, 提出了测量参数动态变化的 AO* 算法。

2.4 Rollout 算法

AO* 算法虽然能获得近似最优的结果, 但其搜索过程过于复杂, 容易陷入回溯和递归过程, 导致计算时间增加。为克服 AO* 算法计算爆炸的问题, 文献 [19] 以信息熵算法为基准策略, 使用回溯策略对基准策略进行迭代, 提出了一步前向回溯的 Rollout 算法。Rollout 算法在设计诊断策略时使用基准策略构造以备选测试集中测试为根节点的诊断策略, 并计算相应的费用, 选择使期望测试费用最小的诊断策略所对应的测试为最优测试。其启发式评估函数如下:

$$k^* = \arg \min_i \{c_i + P(X_{i_0})h(X_{i_0}) + P(X_{i_1})h(X_{i_1})\} \quad (12)$$

$$h(X_{i_k}) = \sum_{f_i \in X_k} P(f_i) \left(\sum_{k=1}^{D_{i_k}} c_{D(i)[k]} \right), k = 0, 1 \quad (13)$$

其中: $h(X_{i_0})$ 和 $h(X_{i_1})$ 分别为以 X_{i_0} 和 X_{i_1} 为根节点的, 使用基准策略设计的诊断策略的期望测试费用。

在诊断策略的设计过程中, AO* 算法主要通过基于霍夫曼编码的启发式评估函数对期望测试费用的下界值进行估计, 通过不断地回溯操作使得估计值更加逼近实际的最优值。而 Rollout 算法利用信息熵算法生成以各子集为顶点的诊断策略, 使得其测试费用的估计值更加接近实际值, 使得其在优选测试时, 只需向当前节点回溯测试费用, 从而避免了 AO* 算法不断回溯的问题, 在保持最优性的同时, 降低了计算复杂度。基于 Rollout 算法, 文献 [20] 提出了针对具有多种工作模式系统的诊断策略设计方法。文献 [21] 针对分层系统, 提出根据系统的故障隔离层次使用 Rollout 算法设计诊断策略, 将相关性矩阵分成更小的矩阵进行处理, 减少了分层系统的计算复杂度。

3 智能优化算法

AND/OR 图启发式搜索方法通过启发式评估函数求解最优的诊断策略, 其结果的最优性主要依赖于启发式评估函数的性能, 且搜索过程较为复杂。因此, 许多学者将智能优化算法应用于诊断策略设计问题中。智能优化算法主要模拟自然界的优化过程, 具有简单、通用和便于并行处理等特点。智能优化方法能够提高诊断策略设计的效率, 减少计算时间, 并且随着处理对象规模增加, 这种效果会更加明显。

3.1 蚁群算法

蚁群算法将诊断策略设计问题转换为蚁群搜索最小完备测试序列的问题, 通过建立蚂蚁的状态转移规则和信息素更新机制, 实现装备的诊断策略设计^[22]。在蚁群算法中, 蚂蚁主要根据测试之间的信息素量的大小选择下一步测试进行状态转移。蚂蚁走过的路径为测试序列, 其状态转移规则如下:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^a}{\sum_{s \in allowed_k} (\tau_{is})^a} & t_j \in allowed_k \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (14)$$

其中: $P_{ij}^k(t)$ 为 t 时刻, k 蚂蚁由测试 t_i 选择测试 t_j 的概率; $allowed_k$ 表示 k 蚂蚁的备选测试集, 为其走过路径中未曾经过的测试; τ_{ij} 为 t_i 到 t_j 路径的信息素量; a 反映了信息素量对 $P_{ij}^k(t)$ 影响的大小。信息素的更新机制如下:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+n) \quad (15)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t, t+n) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t, t+n) \quad (16)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t, t+n) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & k \text{ 经过路径}(t_i, t_j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (17)$$

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^n c_j}{J} \quad (18)$$

其中: $\Delta\tau_{ij}(t, t+n)$ 为路径 (t_i, t_j) 的信息素增量, $\Delta\tau_{ij}^k(t, t+n)$ 为 k 蚂蚁提供的信息素增量; ρ 为信息素的衰减系数;

L_k 为 k 蚂蚁对应的测试序列的长度, J 为测试序列的期望测试费用。

在蚁群算法的基础上, 文献 [23] 通过额外的强化每次迭代的最优路径, 提出了基于精华蚂蚁系统的诊断策略设计方法。文献 [24] 使用蚁群算法设计了雷达频率合成系统的诊断策略。

3.2 粒子群算法

粒子群算法将每个粒子定义成同测试集具有相同维度的布尔矩阵^[25], 第 i 个粒子的位置可表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 。其中, $x_{ij} = 1$ 表示 t_j 被第 i 个粒子选中; $x_{ij} = 0$ 表示未被选中。第 i 个粒子的位置公式如下:

$$x'_i = \begin{cases} 0, & \text{rand} \geq \text{sig}(v_i^{t+1}) \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

$$\text{sig}(v_i^{t+1}) = \frac{1}{(1 + \exp(-v_i^{t+1}))} \quad (20)$$

其中: x'_i 为粒子 i 在第 t 次迭代时的位置; rand 为 0 到 1 之间的随机数; v_i^{t+1} 为粒子 i 的速度更新, 其公式如下:

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + \quad (21)$$

$$c_1 r'_1 (P_{i\text{best}} - x'_i) + c_2 r'_2 (G_{\text{best}} - x'_i) \quad (22)$$

其中: v_i^t 为粒子 i 在第 t 次迭代时的速度; ω 为惯性权重; r'_1 和 r'_2 为 0 到 1 之间的随机数; $c_j (j = 1, 2)$ 为学习因子; $P_{i\text{best}}$ 为粒子 i 的个体极值; G_{best} 为全局极值。

文献 [26] 在离散粒子群算法的基础上, 针对算法容易陷入早熟收敛的问题, 引入了混沌变量, 通过控制种群的多样性, 提高了算法总体性能, 并将改进的算法应用于诊断策略设计问题。文献 [27] 基于混沌粒子群优化算法研究了雷达装备诊断策略设计过程。文献 [28] 通过提高粒子群算法自适应搜索能力, 使得其在诊断策略设计过程中能够保持较好的种群多样性, 从而提高了算法的全局最优性。文献 [29] 构造了自适应变化的惯性权重, 以信息熵算法设计的诊断策略的期望测试费用为基础, 构造了适应度函数, 从而引导粒子群到达更好的位置。

3.3 进化算法

进化算法方面, 文献 [30] 采用变长的符号编码表示有效的测试序列, 通过计算测试费用, 决定了染色体的有效编码长度, 同时设计了适用于诊断策略设计的选择、交叉和变异机制, 经过进化计算求解了最优的诊断策略。文献 [31] 将退火局部寻优同遗传算法相结合, 提出了基于遗传退火算法的诊断策略设计方法。文献 [32] 将差分进化算法应用于诊断策略设计问题中, 通过随机变异操作和扰动操作提高了算法的全局搜索能力, 通过引入局部动态搜索算子提高了算法收敛速度。文献 [33] 构造了综合故障检测率、故障隔离率和测试费用的适应度函数, 通过对差分进化算法增加额外的惯性速度因子项对复杂系统的诊断策略进行了求解。

4 复杂条件下的诊断策略设计方法

为了简化分析, 以上诊断策略设计方法都是在理想状态的假设条件下提出的。即同一时刻最多只有一个故障发

生; 测试输出只有“0”和“1”两种情况; 且测试结果可靠, 不考虑漏检概率和虚警概率的影响。但是在装备的实际使用过程中, 往往会发生多故障并发的情况, 且测试会有多值输出, 测试结果也不一定可靠。

4.1 多故障条件

多故障并发的情况下, 由于隐藏故障和伪故障的存在^[34], 使用单故障诊断策略会导致漏诊和误诊, 因此需要分析隐藏故障和伪故障的故障表现。

若故障 f_j 与故障 f_i 同时发生时的征兆与 f_i 单独发生时的征兆相同, 则称 f_j 为 f_i 的隐藏故障; 若故障组合 X 中的元素同时发生时的征兆与 f_i 单独发生时的征兆相同, 则 X 为 f_i 的伪故障。

设 x_i 为单故障诊断策略中的某一故障结论, x_i 的隐藏故障集和伪故障集记为 $HF(x_i)$ 和 $MF(x_i)$, 则:

$$HF(x_i) = \{f_j \mid (TF(f_j) \cap T(x_i)) \cup TF(x_i) = TF(x_i), \forall f_j \notin x_i\} \quad (23)$$

$$MF(x_i) = \{X \subseteq (F - x_i) \mid \bigcup_{\forall f_j \in X} (TF(f_j) \cap T(x_i)) = TF(x_i)\} \quad (24)$$

其中: $TF(f_j)$ 为 f_j 的故障征兆, $TF(f_j) = \{t_i \mid b_{ij} = 1, t_i \in T\}$; $T(x_i)$ 为诊断结论 x_i 的隔离测试集, $T(x_i) \subseteq T$; $TF(x_i)$ 为 x_i 的隔离测试集中未通过的测试组成的集合, 即 x_i 在单故障诊断策略中的故障征兆。若 X 的任意真子集中的元素构成的故障组合都不是 x_i 的伪故障, 则称 X 为 x_i 的最小伪故障, 记为 $MMF(x_i)$:

$$MMF(x_i) = \{X \in MF(x_i) \mid \forall Y \subset X, Y \notin MF(x_i)\} \quad (24)$$

针对多故障条件下的诊断策略设计问题, 文献 [35] 提出使用紧致集 $X = \Theta(L; F_0, \dots, F_L; G)$ 表示多故障模糊组, 用来描述 OR 节点的多故障状态。在此基础上, 文献 [36] 通过引入最小碰集的概念, 求解了多故障模糊组的最小集, 识别了伪故障; 同时, 通过引入维修/替换的操作, 提出了基于确定策略的多故障诊断策略设计方法。王子玲等提出了基于扩展单故障策略^[37]和利用 CHS-树计算最小碰集的多故障诊断策略设计算法^[38]。王红霞等提出一种通过集合覆盖求解伪故障的方法^[39], 通过单故障扩展方法获得多故障的诊断策略^[40]。文献 [41] 利用离散粒子群算法求解冲突集的最小碰集, 识别了伪故障。文献 [42] 利用二进制粒子群算法, 文献 [43] 运用混合策略的离散差分进化算法求解了多故障模糊组的最小集, 并生成了相应的多故障诊断策略。文献 [44] 采用布尔逻辑运算生成每步测试执行后的完备最小割集, 利用信息熵算法生成近似最优的诊断策略。文献 [45] 将多故障模糊组和基于信息启发式贪婪算法相结合, 提出了即时生成多故障诊断策略的方法。文献 [46] 通过定义测试的最小可测度, 提出当检测到故障发生后, 就立刻进行维修操作, 以此来隔离多故障状态。文献 [47-50] 根据多故障状态对相关矩阵进行了拓展, 利用 Rollout 算法研究了冗余系统和非冗余系统的多

故障诊断策略设计方法。

4.2 多值测试属性条件

理想条件下, 测试输出结果被简化为“通过”和“不通过”两种情况。而实际上, 测试的输出结果是多值的, 不同的测试输出值对应装备不同的状态。因此, 将测试定义为多值输出属性, 更能贴近装备实际, 从而更好的利用测试提供的信息, 提高故障诊断效率。

对于多值测试属性的诊断策略设计问题, 文献 [51] 将信息熵算法同多值测试输出的特点相结合, 提出了基于多值测试的诊断策略设计方法。文献 [52] 将多值关联矩阵扩展为二值关联矩阵, 利用 AO* 算法对扩展的矩阵进行了求解。文献 [53] 将 Rollout 算法应用于多值测试属性问题, 在飞机等复杂系统的诊断策略设计中保持了计算复杂度和精确结果之间的平衡优化。文献 [54] 利用蚁群算法设计了电子设备多值测试的故障诊断策略。文献 [55] 在蚁群算法的基础上, 通过综合考虑信息素矩阵、蚂蚁比重和测试费用的影响, 重新制定了状态转移规则; 通过引入信息素矩阵, 改进了传统蚁群算法随机性大、计算时间长的缺点, 同时基于改进的蚁群算法, 提出了一种多值测试属性的诊断策略设计方法。文献 [56] 通过在蚁群算法中引入遗传算法的变异思想, 提高了多值测试诊断策略的最优性。

4.3 测试不可靠条件

由于外界环境的干扰和测试设备自身可靠性的影响, 在测试的过程中会发生虚警和漏检的现象, 从而影响到测试结果的可信度。使用 $P_T = \{pd_{ij}, pf_{ij}\}$ 表示测试的不确定性, 其中 $pd_{ij} = P\{O(t_j) = 1 | f_i = 1\}$ 和 $pf_{ij} = P\{O(t_j) = 1 | f_i = 0\}$ 分别表示测试 t_j 对 f_i 的检测概率和虚警概率。则测试 t_j 对 f_i 的漏检概率为 $1 - pd_{ij}$, 从而可以得到测试不可靠条件下的相关性矩阵的元素为 $r_{ij} = d_{ij} \times pd_{ij} + (1 - pd_{ij}) \times pf_{ij}$ 。虚警和漏检会导致错误的诊断结论, 造成测试和维修资源的浪费。使用 $C_T = \{md_i, fa_i\}$ 表示错误诊断的代价, 其中 md_i 和 fa_i 分别为故障 f_i 的漏检代价和虚警代价。

针对测试不可靠的条件, 文献 [57] 基于贪婪算法, 通过对故障检测概率、虚警概率和漏检概率进行加权处理, 提出了综合考虑测试费用和误诊费用的优化目标, 通过动态调整启发式函数中故障检测权值和故障隔离权值的比重, 使得该方法具有先检测后隔离的特点。文献 [58] 基于 Rollout 算法, 研究了测试不可靠条件下的诊断策略。文献 [59] 建立了测试不可靠条件下的诊断策略设计模型, 利用遗传算法对模型进行了求解。文献 [60] 从固有不确定性和观测不确定性两方面阐述了测试不可靠的问题, 在此基础上, 利用信息熵算法设计了诊断策略。文献 [61] 考虑了不可靠测试和现场约束条件影响, 提出了动态的诊断策略设计方法, 该方法比传统静态诊断策略更具有适应性和实用性。文献 [62] 将信息熵算法的启发式评估函数和粒子群算法相结合, 通过重新定义测试性分析模型和测试性指标, 描述和求解了测试不可靠条件下的诊断策略设计问

题。文献 [63] 构建了包含漏诊代价、虚警代价和测试费用的启发式函数, 利用精华蚂蚁系统算法对测试不可靠条件下的诊断策略设计问题进行了求解。

5 结束语

诊断策略设计是一项系统性工程, 考虑的因素越全面, 其结果越符合装备的实际情况, 越有利于提高装备的故障诊断能力。本文对诊断策略设计的发展现状进行了综述, 系统总结了理想假设条件和复杂条件下(多故障条件、多值测试属性和测试不可靠条件)的诊断策略设计方法。随着研究的深入, 未来还可在以下三个方面开展进一步的研究:

1) 设计具有自适应能力的启发式评估函数。AND/OR 图启发式搜索方法的性能主要依赖于其启发式评估函数。在诊断策略设计问题中, 要使测试费用的期望值尽可能小, 则先验概率较大的故障应该对应较少的测试步骤和测试费用。而在装备的实际运行过程中, 无故障状态的概率往往远大于其他故障发生的概率, 不同装备的故障概率分布也不相同, 且在故障的检测和隔离过程中, 随着矩阵的分割, 各子矩阵具有不同的特点。因此, 启发式评估函数应具备根据矩阵中故障状态概率的分布情况进行自适应调整的能力, 从而达到提高算法的最优性和降低计算复杂度的目的。

2) 智能优化算法在复杂条件下的应用研究。智能优化算法具有简单、通用和便于并行处理的优点, 已被广泛应用于诊断策略设计问题中, 但其在多故障和多值属性输出条件下的应用相对较少。多故障条件下, 智能优化算法主要被应用于求解最小碰集, 但是如何利用智能优化算法直接对多故障问题进行描述和求解, 还值得进一步研究; 蚁群算法被广泛应用于求解多值测试属性的诊断策略, 而其他算法在此问题上的应用较少。

3) 研究的成果转化与应用。国内外学者针对诊断策略设计及其衍生问题创新的提出了多种高性能的算法。这些算法可集成到测试性辅助设计和分析工具中, 为装备测试性分析和诊断策略设计提供有效的算法支持, 从而实现计算机辅助的测试性设计和分析, 达到提高装备的设计效率, 降低设计成本的目的。

参考文献:

- [1] 国防科学技术工业委员会, GJB 2547A-2012 装备测试性工作通用要求 [S]. 北京: 国防科工委军标出版社, 2012.
- [2] PATTIPATI K R, ALEXANDRISIS M G. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1990, 20 (4): 872 - 887.
- [3] SHAKERI M, RAGHAVAN V, PATTIPATI K R, et al. Sequential testing algorithms for multiple fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics; Part A, 2000, 30 (1): 1 - 14.

- [4] JOHNSON R A. An information theory approach to diagnosis [J]. IRE Transactions on Reliability and Quality Control, 1960, 9 (1): 35-35.
- [5] 李光升,程延伟,谢永成. 装甲车辆电气系统测试节点与诊断策略的设计 [J]. 舰船电子工程, 2011, 31 (5): 142-145.
- [6] 周玉良,何广军,吴建峰,等. 基于最大故障诊断信息量准则的测试点优选方法 [J]. 火箭与制导学报, 2010, 30 (5): 230-232.
- [7] 黄以锋,景博,夏岩. 基于信息熵的电路测点优化策略 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27 (11): 4149-4151.
- [8] 景小宁,李全通. 系统维修中的顺序诊断策略 [J]. 电光控制, 2009, 16 (1): 87-91, 96.
- [9] 石君友. 测试性设计分析与验证 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 20-21.
- [10] 闫晓鹏,栗苹,章涛,等. 无线电引信故障诊断策略研究 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29 (4): 63-66.
- [11] 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 (4): 46-51.
- [12] 刘晓白,梁鸿. 基于任务的舰船装备测试性建模与分析研究 [J]. 舰船科学技术, 2016, 38 (11): 156-160.
- [13] 姜为学,杨建文,李宗良,等. 某高炮火控系统测试序列的优化 [J]. 电光与控制, 2010, 17 (4): 74-78.
- [14] 梁海波,姜苹,董世茂,等. 基于相关性模型的电源滤波组合测试性设计 [J]. 航天控制, 2017, 35 (6): 80-84.
- [15] 吕游,宋家友,匡翠婷. 基于 β 系数的序贯测试优化方法 [J]. 计算机工程与设计, 2016, 37 (1): 237-241, 268.
- [16] 蒋荣华,王厚军,龙兵. 基于DPSO的改进AO*算法在大型复杂电子系统最优序贯测试中的应用 [J]. 计算机学报, 2008 (10): 1835-1840.
- [17] 王丽丽,林海,包亮,等. 基于DPSO-AO*算法系统测试序列优化问题研究 [J]. 测控技术, 2019, 38 (5): 13-17, 22.
- [18] YANG C L, SU R, LONG B. Methods of sequential test optimization in dynamic environment [J]. Microelectronics Reliability, 2017, 70: 112-121.
- [19] TU F, PATTIPATI K R. Rollout strategies for sequential fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and humans, 2003, 33 (1): 86-99.
- [20] 刘远宏. 基于双重Rollout算法的多工作模式系统诊断策略优化 [J]. 控制与决策, 2019, 34 (1): 219-224.
- [21] 黄以锋,景博,毋养民. 分层系统序贯诊断策略 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37 (2): 360-364.
- [22] 叶晓慧,王红霞,程崇喜. 基于蚁群算法的系统级序贯测试优化研究 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (10): 2224-2227.
- [23] 焦晓璇,景博,黄以锋. 基于精华蚂蚁系统的诊断策略优化 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (4): 1059-1061.
- [24] 潘佳梁,衣同胜,李兵. 基于蚁群算法的雷达系统测试序列优化研究 [J]. 计算机与数字工程, 2011, 39 (7): 20-23.
- [25] 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 (2): 11-15.
- [26] 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.
- [27] 刘丽亚,杜舒明,闫俊锋,等. 基于改进粒子群算法的雷达装备测试性设计优化技术 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (8): 160-164.
- [28] 石翌,胡鹰,李俊杰,等. 基于粒子群算法的诊断策略优化技术 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (8): 2387-2390, 2395.
- [29] YANG C L, YAN J H, LONG B, et al. A novel test optimizing algorithm for sequential fault diagnosis [J]. Microelectronics Journal, 2014, 45 (6): 719-727.
- [30] 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.
- [31] 梁竞敏. 基于遗传退火算法的测试序列优化研究 [J]. 计算机技术与自动化, 2009, 28 (1): 104-107.
- [32] 朱敏,高鹰,刘扬,等. 基于差分进化算法的测试序列优化技术 [J]. 电子测量技术, 2015, 38 (10): 36-40.
- [33] QIU X H, HU Y T, LI B. Sequential fault diagnosis using an inertial velocity differential evolution algorithm [J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16 (3): 389-397.
- [34] 邱静,刘冠军,杨鹏,等. 装备测试性建模与设计技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2012: 363-377.
- [35] GRUNBERG D B, WEISS J L, DECKERT J C. Generation of optimal and suboptimal strategies for multiple fault isolation [R]. Technical Report TM-248, 1987.
- [36] SHAKERI M, RAGHAVAN V, PATTIPATI K R, et al. Sequential testing algorithms for multiple fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics; Part A, 2000, 30 (1): 1-14.
- [37] 王子玲,许爱强,王文双,等. 基于扩展单故障策略的多故障诊断算法 [J]. 海军航空工程学院学报, 2009, 24 (6): 695-698.
- [38] 王子玲,许爱强. 基于最小碰集的多故障诊断算法研究 [J]. 兵工学报, 2010, 31 (3): 337-342.
- [39] 王红霞,叶晓慧,吴涛. 求解掩盖故障的新方法 [J]. 计算机测量与控制, 2010, 18 (4): 804-806.
- [40] 王红霞,潘红兵,叶晓慧. 多故障的测试序列问题研究 [J]. 兵工学报, 2011, 32 (12): 1518-1523.
- [41] 蒋荣华,田书林,龙兵. 基于DPSO最小碰集算法的掩盖故障识别 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31 (4): 997-1001.
- [42] 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.
- [43] 石宇,王岩,刘扬,等. 基于改进离散差分进化算法的多故障最小碰集生成技术 [J]. 电子测量技术, 2016, 39

(8): 48-52.

[44] 杨 鹏, 邱 静, 刘冠军. 多故障诊断策略优化生成技术研究 [J]. 兵工学报, 2008 (11): 1379-1383.

[45] 郑致刚, 胡云安, 吴 亮. 多故障诊断的即时策略研究 [J]. 兵工学报, 2014, 35 (6): 921-926.

[46] 王 显, 田 恒. 基于测试-维修的多故障诊断策略研究 [J]. 煤矿机械, 2017, 38 (1): 130-132.

[47] 黄以锋, 景 博, 罗炳海, 等. 基于 Rollout 算法的序贯多故障诊断策略 [J]. 控制与决策, 2015, 30 (3): 572-576.

[48] 黄以锋, 景 博, 王春晖, 等. 基于 Rollout 算法的冗余多故障诊断策略 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (11): 3480-3482, 3486.

[49] 黄以锋, 景 博, 喻 彪, 等. 基于概率阈的冗余多故障诊断策略 [J]. 空军工程大学学报 (自然科学版), 2014, 15 (5): 1-5.

[50] 朱海鹏, 景 博, 黄以锋, 等. 基于概率阈的非冗余多故障系统诊断策略优化 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29 (12): 4512-4514.

[51] 杨 鹏, 邱 静, 刘冠军. 基于多值测试的诊断策略优化生成 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29 (8): 1675-1678.

[52] 王成刚, 苏学军, 杨智勇. 基于多值关联矩阵扩展的诊断策略设计 [J]. 工程设计学报, 2010, 17 (5): 388-391.

[53] SU Y, LIANG XR, GU CX, et al. A multivalued test and diagnostic strategy optimization method for aircraft system fault diagnosis [C] // 2019 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, 2019.

[54] 张峻宾, 蔡金燕, 孟亚峰, 等. 基于蚁群算法的电子设备多值测试故障诊断策略 [J]. 火力与指挥控制, 2014, 39 (9):

112-116.

[55] 田 恒, 张文虎, 邓四二, 等. 基于改进蚁群算法的多值属性系统故障诊断策略 [J]. 控制与决策, 2021, 36 (11): 2722-2728.

[56] 孟亚峰, 韩春辉, 李丹阳, 等. 基于蚁群算法的多值属性系统测试序列优化 [J]. 中国测试, 2013, 39 (6): 110-113.

[57] 叶晓慧, 潘佳梁, 王红霞, 等. 基于动态贪婪算法的不可靠测试点选择 [J]. 北京理工大学学报, 2010, 30 (11): 1350-1354.

[58] 羌晓清, 景 博, 邓 森, 等. 基于 Rollout 算法的测试不可靠条件下的诊断策略 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33 (5): 1437-1440.

[59] ZHANG S G, PATTIPATI K R, HU Z, et al. Optimal selection of imperfect tests for fault detection and isolation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics; Systems, 2013, 43 (6): 1370-1384.

[60] ZHANG SG, WANG Y F, WANG L, et al. Sequential fault diagnosis with double layer uncertainty [C] // 2021 Global Reliability and Prognostics and Health Management, 2021.

[61] 廖小燕, 陆宁云. 现场条件约束下的动态诊断策略研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (9): 73-77.

[62] DENG S, JING B, ZHOU H L. Heuristic particle swarm optimization approach for test point selection with imperfect test [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2017, 28 (1): 37-50.

[63] 韩 露, 史贤俊, 林 云, 等. 测试不可靠条件下基于精英蚂蚁系统的诊断策略优化方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35 (3): 130-136.

(上接第 7 页)

[24] KUSHAL KOOLWAL. Myths and realities of real-time linux software systems [C] // Proceedings of Eleventh Real-Time Linux Workshop, 2009: 13-18.

[25] JAKUB A, ZDENEK B, VACLAV K. Real-time capabilities of Linux RTAI [J]. IFAC PapersOnLine, 2016, 49 (25): 401-406.

[26] 杨立身, 王中海. Linux 操作系统的实时化分析 [J]. 长春师范学院学报, 2007 (4): 75-78.

[27] TAGLIASACCHIA, SCHRÖDER, MATTHIAS, et al. Robust articulated-ICP for real-time hand tracking [C] // Computer Graphics Forum, 2015, 34 (5): 101-114.

[28] 张德舟. 机器人实时书写控制研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.

[29] 李珺茹. 基于 EtherCAT 的六自由度机械臂运动控制系统研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2019.

[30] DUAN XINCEN, WANG BEILI, ZHU JING, et al. Assessment of patient-based real-time quality control algorithm performance on different types of analytical error [J]. Clinica Chimica Acta, 2020, 511: 329-335.

[31] ZHU HAILING, OUAHADA KHMAIES. A distributed real-time control algorithm for energy storage sharing [J]. Energy and Buildings, 2021, 230: 110478.

[32] FLAMM BENJAMIN, PETER CHRISTIAN, BÜCHI FELIX N, et al. Electrolyzer modeling and real-time control for optimized production of hydrogen gas [J]. Applied Energy, 2021, 281: 116031.

[33] TONY BADRICK, ANDREAS BIETENBECK, ALEX KATAYEV, et al. Cervinski Implementation of patient-based real-time quality control [J]. Critical Reviews in Clinical Laboratory Sciences, 2020, 57 (8): 532-547.

[34] HISHAM ASSI, CELINA YANG, ELYAS, Shaswary, et al. Real-time control of nanoparticle-mediated thermal therapy using photoacoustic imaging [J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2021, 68 (7): 2188-2194.

[35] JOOS STEFFEN, TRACHTER ADRIAN, BITZER MATTHIAS, et al. Constrained real-time control of hydromechanical powertrains-methodology and practical application [J]. Mechatronics, 2020, 71: 102397.

[36] 曹 狄. 基于 ROS 的羽毛球机器人轨迹规划及运动仿真 [D]. 广东: 广东工业大学, 2018.

[37] 赵 桐. 基于 ROS 的智能全路径覆盖机器人系统设计与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.

[38] 祝传蜜. 基于 ROS 的棚室采摘机器人控制系统平台研究 [D]. 武汉: 湖北工业大学, 2018.