

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003316

测试不可靠条件下基于精华蚂蚁系统的 诊断策略优化方法*

韩露 史贤俊 林云 翟禹尧

(海军航空大学 岸防兵学院 烟台 264000)

摘要:诊断策略优化设计是测试性设计过程中重要一环,不可靠测试因素严重影响优化设计过程。在前人研究成果的基础上,针对启发式搜索算法难以解决不可靠测试条件下的诊断策略优化问题,提出了一种基于精华蚂蚁系统的诊断策略优化算法。首先建立了测试不可靠条件下诊断策略优化问题的数学模型;后以测试成本与错误代价为构建了优化目标;随后利用针对诊断策略优化问题改进过的精华蚂蚁系统算法对该问题进行求解;最后应用该算法针对某装备进行实例分析,通过与贪婪算法、普通蚁群算法的对比,体现出该算法的在精度与收敛速度方面的优势,验证了算法的可行性与有效性。

关键词: 诊断策略优化;不可靠测试;测试性设计;精华蚂蚁系统

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Optimization method of diagnosis strategy based on elite ant system under unreliable test conditions

Han Lu Shi Xianjun Lin Yun Zhai Yuyao

(College of Coast Defence Arm, Naval Aviation University, Yantai 264000, China)

Abstract: The optimization design of diagnosis strategy is an important part in the process of testability design. Unreliable test factors seriously affect the optimization design process. This paper summarizes previous research results. Aiming at the problem that heuristic search algorithm is difficult to solve the problem of diagnosis strategy optimization under unreliable testing conditions, this paper proposes a diagnosis strategy optimization algorithm based on the essence ant system. This paper establishes a mathematical model for the optimization of the diagnosis strategy under unreliable conditions, and then constructs the optimized target with the cost of testing and the cost of error. Then, it uses the improved ant system algorithm to solve the problem. Finally, the algorithm is applied to an equipment for instance analysis. Compared with greedy algorithm and common ant colony algorithm, it shows the advantages of the algorithm in precision and convergence speed, and verifies the feasibility and effectiveness of the algorithm.

Keywords: diagnostic strategy optimization; unreliable test; testability design; elite ant system

0 引言

当今世界装备或设备的结构、组成越来越复杂,功能也随之完善,然而过于复杂的系统也导致了故障检测与隔离变得十分困难,如何快速检测当前系统状态并隔离到具体故障成为现今研究的热点。为了解决这个问题,测试性设计应运而生,并在20世纪90年代后期开始快

速发展,测试性也与可靠性、维护性、保障性、安全性并称“五性”,成为设备研发之初必须要考虑的因素之一^[1]。良好的测试性设计在兼顾测试成本等因素的同时大大提高故障诊断的效率,极大地降低装备全寿命周期费用。在测试性设计过程中,当测试性模型建立后,在该模型基础上采用何种测试序列才能最大限度地降低测试成本、提高诊断效率成为一个棘手的问题。由于测试性中诊断策略主要指的就是测试序列,因此诊断策略优化问题又

被称为测试序列求解问题。

根据 GJB2547A 中的定义,诊断策略是综合考虑规定约束、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^[2]。诊断策略优化问题被证明是一种 NPC 问题^[3-4],解决问题的方案依据种类大致分为动态规划算法和启发式搜索算法两种。其中应用最广泛的是启发式搜索算法,以贪婪算法为典型代表,但该算法缺陷明显,求出的方案往往是局部最优解。许多学者针对贪婪算法进行了改进,张睿等^[5]针对贪婪算法优化性能较差的问题提出了基于禁忌搜索算法的诊断策略优化方法,增加了算法的搜索范围,改善了贪婪算法极易落入局部最优解的问题,然而其 I 矩阵设定存在问题,应用于复杂系统中时效果不佳;黄以锋等^[6]提出了基于 Rollout 算法的诊断策略优化方法,其本质上是引入了一步前向回溯算子的改进贪婪算法,效果得到极大地提高,但仍是一种近似全局最优解;李登等^[7]对 Rollout 算法进行了改进,提出了 RIG 算法解决故障诊断问题;孙萌等^[8]利用信息熵算法在多特征 D 矩阵基础上进行诊断策略优化;张国辉等^[9]、郭家豪等^[10]和田恒等^[11]也都从信息量与信息熵角度对该问题做了研究;目前最成熟的解决方案是测试性设计软件 TEAMS 所采用 AO^* 算法^[12],算法具有良好的全局搜索能力,搜索结果良好,只是其实质是一种不断回溯的启发式搜索算法,算法结构复杂,对于计算设备储存性能要求较高,不完全适合复杂系统。已有的诊断策略优化算法大都基于测试可靠前提,并没有考虑测试不可靠条件下算法的适应性问题。而实际上,测试过程中测试往往是不完全可靠的,尤其对于服役较早的装备,此类装备未开展有效的测试性设计,在使用阶段出现许多问题,且拥有大量的测试数据,对其测试配置、诊断策略进行优化时,必须在不可靠测试条件下进行。相比于完美测试条件,前人对测试不可靠条件下的诊断策略设计研究较少,杨鹏等^[13]、羌晓清等^[14]对该问题进行了研究,算法的仍是基于搜索,通过增加回溯算子、向启发函数中引入不可靠测试因素等方式优化搜索结果,算法具备一定的实用价值,但在实际运行过程中对于诊断错误造成的代价难以有效评估,或评估并不完全准确,搜索结束后直接返回方案,却缺少对该方案的评价反馈,导致最终结果并非最优解。针对不可靠测试进行改进的 AO^* 算法亦存在该问题。

针对以上问题,本文以不可靠测试为前提,综合考虑故障检测率、测试虚警率、测试费用及由于测试不可靠导

$$EC_{mean} = \sum_{i=1}^n P_i \times \left\{ (1 - P(O = f_i | f_i)) \times MC_i + \sum_{j=1}^{|\text{TEST}(f_i)|} \left[P(t_j = \text{wrong} | t_{1-(j-1)} = \text{ture}) \times \left(\sum_{f_k \in X_j} \frac{P(f_k)}{P(X_j)} \times FC_k \right) \right] \right\} \quad (2)$$

式中: $P(O = f_i | f_i)$ 表示 f_i 发生后,系统正确隔离到故障 f_i 的概率; $|\text{TEST}(f_i)|$ 表示当前诊断策略中,隔离故障 f_i 的测试序列中测试的数量; $P(t_j = \text{wrong} | t_{1-(j-1)} = \text{true})$

致的错误诊断造成的损失,提出了基于精华蚂蚁系统的诊断策略优化方法,该方法采用了包含错误代价与测试成本的启发函数,且具备算法原有的方案评估反馈优势。本文详细介绍了该方法的原理及计算步骤,并用弹载无线电高度表为例验证了该算法的优异性能。

1 诊断策略优化问题

这里的诊断策略指的是具有一定顺序的测试序列。诊断策略优化问题即是通过采用某种方法来确立测试序列,该测试序列需要使得测试成本、虚警代价、漏检代价达到综合最优。不可靠测试条件下的诊断策略优化问题涉及到的相关概念、定义与问题解释如下。

故障集合, $F = \{f_0, f_1, \dots, f_m\}$, 其中 $f_l (1 \leq l \leq m)$ 表示故障模式, f_0 表示无故障状态;

故障概率集合, $P = \{p(f_0), p(f_1), \dots, p(f_n)\}$, 其中 $p(f_l)$ 表示故障 f_l 的发生概率;

可用测试集合, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$;

测试成本集合, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$;

测试漏检代价集合, $MC = \{MC_1, MC_2, \dots, MC_n\}$, 其中 MC_l 表示系统发生故障 f_l , 但测试并未隔离出该故障,反而诊断为其他故障或无故障,由于故障 f_l 继续存在而造成损失;

测试漏检代价集合, $FC = \{FC_1, FC_2, \dots, FC_n\}$, 其中 FC_j 表示系统未发生故障或发生故障 f_l , 因测试错误诊断为发生故障 f_j 所导致的维修费用;

故障-测试相关性矩阵, $D = [d_{ij}]$, 其中 d_{ij} 表示故障与测试的相关性关系, $d_{ij} = 1$ 表示测试 t_j 可以检测到故障 f_i , $d_{ij} = 0$ 表示测试 t_j 无法检测到故障 f_i ;

故障检测相关矩阵, $FD = [pd_{ij}]$, 其中 pd_{ij} 表示测试 t_j 对故障 f_i 的检测概率,即 $pd_{ij} = P\{t_j = 1 | f_i = 1\}$;

虚警矩阵, $FA = [pf_j]$, 其中 pf_j 表示测试 t_j 的虚警概率。

测试序列的平均测试成本如下:

$$C_{mean} = \sum_{i=0}^n \left(\left(\sum_{c_j \in \text{TEST}(f_i)} c_{\text{TEST}(f_i)[j]} \right) \times p_i \right) \quad (1)$$

式中: $\text{TEST}(f_i)$ 表示当前诊断策略中,隔离故障 f_i 所需要的测试序列; $c_{\text{TEST}(f_i)[j]}$ 表示测试序列中第 j 个测试的成本。

测试序列导致的由误诊代价与漏检代价组成的平均错误代价如下:

$$EC_{mean} = \sum_{i=1}^n P_i \times \left\{ (1 - P(O = f_i | f_i)) \times MC_i + \sum_{j=1}^{|\text{TEST}(f_i)|} \left[P(t_j = \text{wrong} | t_{1-(j-1)} = \text{ture}) \times \left(\sum_{f_k \in X_j} \frac{P(f_k)}{P(X_j)} \times FC_k \right) \right] \right\} \quad (2)$$

表示隔离故障的测试序列中第 j 个测试诊断出现错误,而之前的测试都诊断正确的概率。 X_j 表示当前测试 t_j 诊断错误,故障所隔离到的错误故障集。

诊断策略优化是一种有约束最优化问题,即在满足约束条件的情况下,通过某种方法计算得到使得平均测试成本与平均错误代价达到综合最低的诊断策略。参考文献[15],考虑到二者的量纲、变化趋势与变化幅度不同,由于仅涉及到两个因素,因此采用二者相乘的方式,设置个体的适应度函数如下:

$$Ts = f(\text{TEST}) = C_{\text{mean}} \cdot EC_{\text{mean}} \quad (3)$$

式中:TEST 表示完整的测试序列。

因此,测试不可靠条件下,多目标优化选择问题的数学模型为:

$$\min(C_{\text{mean}} \cdot EC_{\text{mean}}) \quad (4)$$

2 面向不可靠测试的精华蚂蚁系统算法

精华蚂蚁系统算法是一种蚁群优化算法,算法的思想来自于自然界中的蚁群寻食现象。人们发现自然界中蚁群可以通过一种称为信息素的物质实现间接通信,并通过合作找到最短的路径。1992 年 Dorigo 通过对这一现象的建模抽象,提出了蚁群优化算法,目前该算法已经成为了一种成熟可靠的最优化算法,并成功地解决了多种优化问题。精华蚂蚁系统是一种改进的蚂蚁系统算法,在原有蚂蚁系统算法的基础上增加了对至今最优路径的强化,这一改进也使得该算法比传统的蚂蚁系统拥有更快的进化速度与更高的精度。

2.1 启发函数构建

本文的诊断策略优化设计是在测试不可靠条件下进行的,因此算法的启发函数除了考虑测试成本外,还需要引入测试不可靠所带来的漏检代价与误诊代价。

FC_i 与 MC_i 由历史数据或专家经验给出。通过漏检代价与误诊代价可计算测试 t_j 所带来的预估错误代价:

$$EC(X; t_j) = \sum_{f_i \in X} \frac{P(f_i)}{P(X)} [(d_{ij}(1 - pd_{ij})MC_i + (1 - d_{ij})pf_{ij}FC_i)] \quad (5)$$

式中: X 表示由当前未隔离故障组成的故障集。

依据于信息熵理论,测试含有的信息量为:

$$IG(X, t_j) = - \{p(X_{jp}) \log_2 p(X_{jp}) + p(X_{jf}) \log_2 p(X_{jf})\} \quad (6)$$

式中: X_{jp} 、 X_{jf} 表示完成测试 t_j 后,原有的故障集分为与测试不相关的故障子集 X_{jp} 以及与测试相关的子集 X_{jf} 。

测试不可靠条件下的启发函数:

$$k^*(t_j) = \operatorname{argmax}_j \left\{ \frac{IG(X; t_j)}{c_j + EC(X; t_j)} \right\} \quad (7)$$

2.2 信息素更新

节点在本文主要指各个测试,蚂蚁通过一个个节点隔离到最小的故障模糊组;路径在本文指的是蚂蚁从指

定的节点出发所选择的方向,这里的路径主要指的是测试对应的两种结果,通过和报警,表示为 $R_{**..}$ 和 $R_{**..-1}$ 。

如蚂蚁首先选择节点 t_i , 结果为通过,后选择测试 t_j , 则这条路径用 R_{ij-0} 表示。 τ_{ij-0} 、 τ_{ij-1} 分别表示从测试 t_i 通过路径 R_{ij-0} 、 R_{ij-1} 到测试 t_j 的信息素浓度。最初所有路径的信息素浓度相同,为一常值,即 $\tau_{ij-0} = \tau_0$, $\tau_{ij-1} = \tau_0$ 。蚁群中所有蚂蚁完成一次迭代后,在相应路径中释放信息素,信息素更新如下, t 表示第 t 次迭代:

$$\tau_{ij-1}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij-1}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij-1}^k(t+1) + \sigma \cdot \Delta \tau_{ij-1}^h \quad (8)$$

$$\tau_{ij-0}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij-0}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij-0}^k(t+1) + \sigma \cdot \Delta \tau_{ij-0}^h \quad (9)$$

$$\Delta \tau_{ij-1}^k(t+1) = \begin{cases} \frac{1}{|TS|}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过该路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta \tau_{ij-0}^k(t+1) = \begin{cases} \frac{1}{|TS|}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 经过该路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

$$\Delta \tau_{ij-1}^h = \begin{cases} \frac{1}{|TS^h|}, & \text{最优路径包含该段路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$\Delta \tau_{ij-0}^h = \begin{cases} \frac{1}{|TS^h|}, & \text{最优路径包含该段路径} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中: ρ 表示信息素蒸发率; $\Delta \tau_{ij-0}^k(t+1)$ 表示蚁群第 $t+1$ 次迭代通过路径 R_{ij-0} 从 t_i 到测试 t_j 所释放的信息素; $\Delta \tau_{ij-0}^k$ 表示第 t 次迭代中,当前历史最优路径的信息素; $\Delta \tau_{ij}^h$ 的引入即为精华蚂蚁系统对蚂蚁系统的改进,它有助于更好地引导蚂蚁进行搜索,加快了算法的收敛速度。

最初每只蚂蚁随机选择某个测试作为初始测试,之后根据测试选择规则依次选择后续测试,直至最终对所有故障模糊组完成隔离。

2.3 诊断策略设计

蚂蚁依据测试选择规则来确定下一个测试,测试选择规则依照两种路径 R_{ij-0} 、 R_{ij-1} 分成了两部分,其主要由启发函数值与信息素浓度决定,表示如下:

$$P_{ij-1}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij-1}(t)]^\alpha [k^*(t_j)]^\beta}{\sum_{t_j \in J_k} [\tau_{ij-1}(t)]^\alpha [k^*(t_j)]^\beta}, & j \in J_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$P_{ij-0}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij-0}(t)]^\alpha [k^*(t_j)]^\beta}{\sum_{t_j \in J_k} [\tau_{ij-0}(t)]^\alpha [k^*(t_j)]^\beta}, & j \in J_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中： J_k 表示待选测试集； P_{ij-1}^k 表示通过 R_{ij-1} 路径蚂蚁 k 从测试 t_i 到测试 t_j 的概率； P_{j-0}^k 表示通过 R_{j-0} 路径蚂蚁 k 从测试 t_i 到测试 t_j 的概率。测试选择规则即蚂蚁通过概率值大小，依据随机比例原则选择前往下一个测试。

2.4 转移过程

以蚂蚁 k 处于随机起始测试 t_i 为例，依照式(14)、(15)计算通过 R_{i*-0} 、 R_{i*-1} 两条路径到其他所有测试的概率。首先明确蚂蚁 k 的移动按照优先通过 R_{i*-0} 路径的原则进行。即蚂蚁先沿着 R_{i*-0} 搜索后续测试，当无法继续沿着 R_{i*-0} 时才考虑沿 R_{i*-1} 搜索。针对路径 R_{i*-0} ，蚂蚁 k 依照概率采用随机比例原则选择下一个测试 t_j ，为避免蚂蚁在后续路径寻优过程中重复选择已经经过的测试，需要将这些测试存放在禁忌表中。

禁忌表与转移过程简述如下：

1) 蚂蚁 k 从测试 t_i 开始搜索，并将测试 t_i 放入禁忌表中，后根据测试选择规则与 R_{i*-0} 路径优先原则确定后续测试，并将这些测试顺序放入禁忌表中，过程中禁忌表中的测试不能被重复选择，直至蚂蚁 k 通过这条支路隔离到某故障，结束该支路的搜索；

2) 蚂蚁 k 完成前面支路的搜索后，其位置处于禁忌表的最后一个测试，此时蚂蚁在该测试处选择路径 R_{i*-1} 开始搜索，搜索过程与前面相同，直至隔离到某故障，注意搜索开始后，后续路径依旧是遵循 R_{i*-0} 路径优先原则；

3) 当禁忌表中最后一个测试两条路径对应的支路均隔离到故障，将最后一个测试从禁忌表中删除，蚂蚁以新禁忌表的最后一个测试为起始，重复执行步骤1)~3)进行搜索，直至隔离出全部故障。

蚂蚁转移流程如图1所示，算法流程如图2所示。

3 面向不可靠测试的精华蚂蚁系统算法

以某型导弹的无线电高度表为对象，运用本文方法进行诊断策略优化设计。无线电高度表在不可靠测试条件下的故障测试矩阵如表1所示。表1中同时包含有故障率、测试虚警概率、测试成本、误诊代价与漏检代价。该矩阵已经融合了相关性矩阵信息，不相关的故障与测试所对应的相关值直接置为0。

表1 故障测试矩阵
Table 1 Fault test matrix

故障	测试															故障率	漏检代价	误诊代价
	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}			
	测试费用																	
	1	2	1	1	2	5	3	2	3	1	2	2	3	1	4			
	测试虚警率																	
0.02	0.01	0.04	0.03	0.02	0.01	0.05	0.03	0.03	0.04	0.02	0.03	0.04	0.04	0.05				
f_0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.781	3	5
f_1	0.97	0	0	0	0.94	0.93	0.92	0.93	0.94	0.91	0.99	0.93	0	0	0	0.003	4	5
f_2	0	0.92	0	0	0.9	0.9	0.93	0.93	0.97	0.97	0.98	0.98	0	0	0	0.019	1	3
f_3	0	0	0.93	0	0.91	0.95	0.96	0.94	0.98	0.98	0.9	0.95	0	0	0	0.01	3	4
f_4	0	0	0	0.97	0.96	0.9	0.99	0.96	0.93	0.92	0.92	0.93	0	0	0	0.011	3	2
f_5	0	0	0	0	0.96	0.94	0.95	0.9	0.98	0.94	0.91	0.96	0.96	0.95	0.93	0.01	4	3
f_6	0	0	0	0	0.9	0.98	0.96	0.94	0.92	0.9	0.94	0.95	0	0	0	0.009	4	5
f_7	0	0	0	0	0	0.97	0.98	0.96	0.93	0.98	0.91	0.97	0	0	0	0.013	1	1
f_8	0	0	0	0	0	0.94	0.92	0.95	0	0	0.98	0.94	0	0	0	0.01	4	2
f_9	0	0	0	0	0	0	0.99	0.92	0	0	0.95	0.99	0	0	0	0.009	2	3
f_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0.96	0	0	0.97	0.96	0	0	0	0.019	1	2
f_{11}	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99	0.99	0.96	0.97	0	0	0	0.004	3	5
f_{12}	0	0	0	0	0	0	0	0	0.92	0	0.9	0.99	0	0	0	0.016	5	3
f_{13}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.91	0.9	0	0	0	0.01	2	2
f_{14}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.99	0	0	0	0.019	3	2
f_{15}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.96	0.9	0.94	0.019	3	4
f_{16}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.91	0.97	0.02	5	1
f_{17}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.97	0	0.011	1	2
f_{18}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.9	0.007	4	4

根据表1中的故障测试相关性矩阵，假设系统为单故障，利用本文精华蚂蚁系统算法进行诊断策略设计，算

法参数设置如表2所示。

算法得到的测试序列以故障诊断树的形式如图3所示。

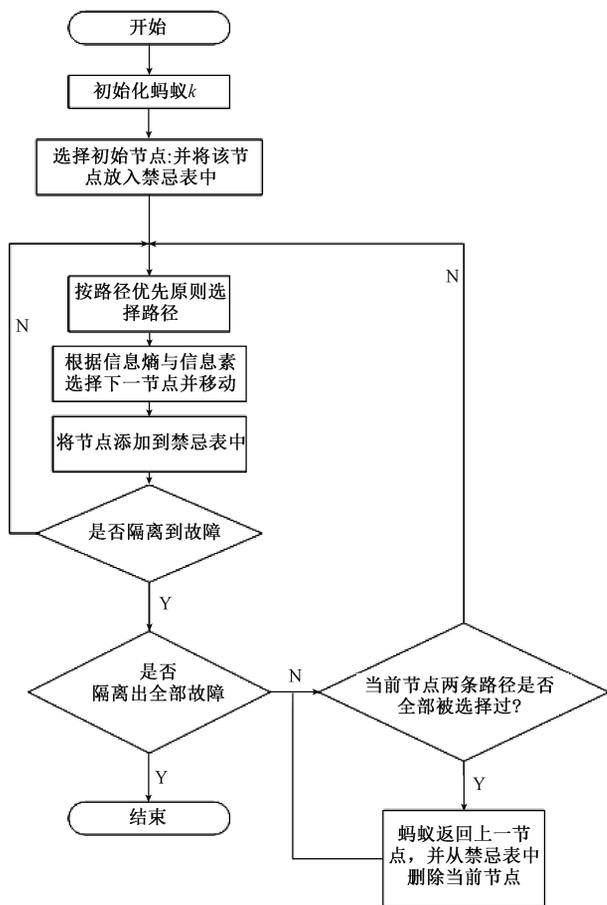


图 1 蚂蚁转移流程

Fig. 1 Flow chart of ant transfer

表 2 参数设置

Table 2 Parameter setting table

蚁群中个体数量	迭代次数	信息素重要程度因子 α	启发函数重要程度因子 β	最优路径权值 σ^*	信息素挥发因子 ρ
50	100	1	1	2	0.4

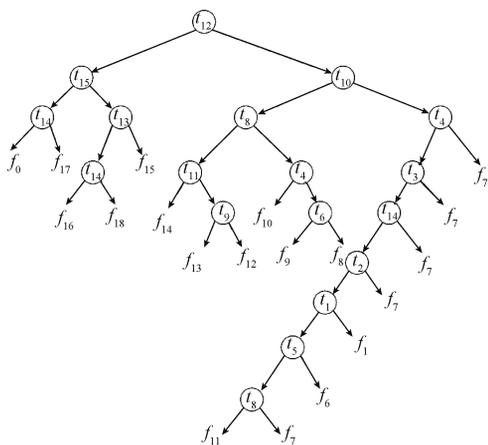


图 3 故障诊断树

Fig. 3 Fault diagnosis tree

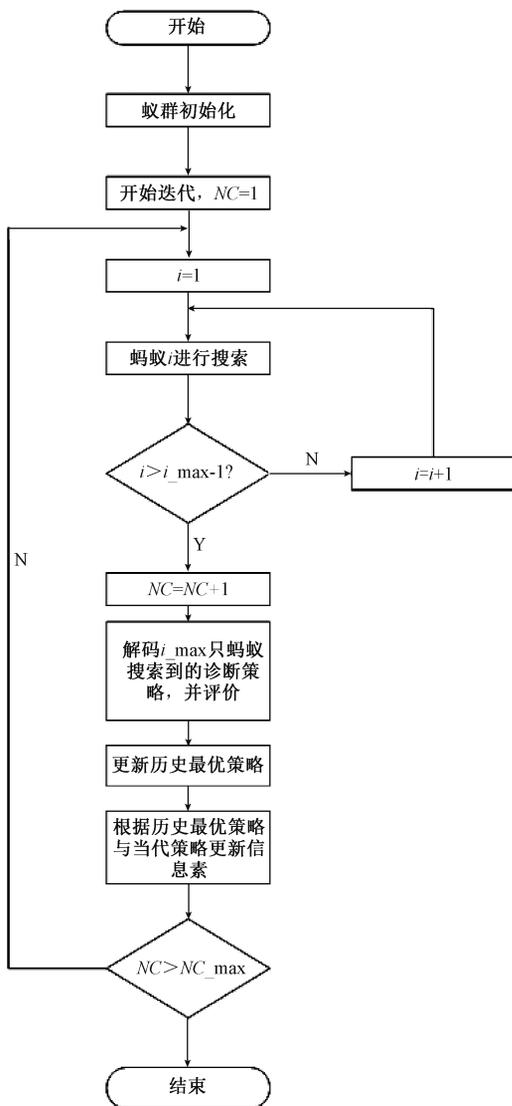


图 2 算法流程

Fig. 2 Algorithm flow chart

为验证算法有效性,对该对象同时采用贪婪算法、普通蚁群算法进行诊断策略设计,并与本文方法进行比较。

3 种算法得到的诊断策略的评价信息与计算时间如表 3 所示。

表 3 算法结果对比

Table 3 Comparison table of algorithm results

	精华蚂蚁系统	贪婪算法	AO* 算法	普通蚁群算法
测试费用	7.4270	7.95	7.47	7.54
错误代价	0.9847	1.0794	1.0456	1.052
计算时间	53 s	0.001 s	47 s	56 s

图 4 所示为通过精华蚂蚁系统算法与普通蚁群算法得到的历代最优个体的适应度函数变化曲线。可以看出精华蚂蚁系统算法具有更快的收敛速度,算法性能优异。

从计算结果上可以看出,本文针对不可靠测试条件

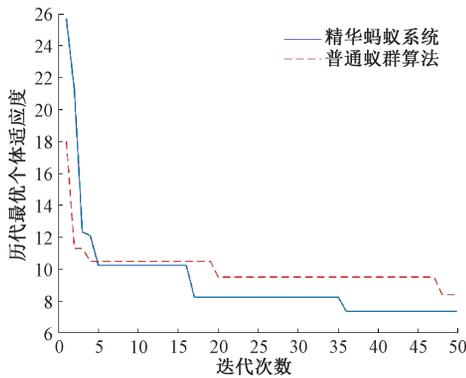


图4 适应度函数变化曲线

Fig.4 Fitness function curve

下的诊断策略优化问题所提出的精华蚂蚁系统算法在优化效果方面明显优于贪婪算法,同时在计算时间方面也优于普通蚁群算法。

4 结论

本文提出采用精华蚂蚁系统算法解决不可靠测试条件下的诊断策略优化问题,并通过仿真实验验证了精华蚂蚁系统可以很好地解决该问题,并通过与成熟的贪婪算法、普通蚁群算法的对比,发现本文算法具有更好的计算效果与更快的计算速度。因此该算法具备在测试性设计过程中的应用能力。

当然在验证过程中也暴露了该算法的一些劣势,如计算时间优势并不明显,多目标需要整合为单目标后才能进行优化等等。

在工程应用方面,由于诊断策略优化过程处于装备设计研发阶段,计算时间并不是必须考虑的因素,更好的优化效果是主要追求的目标,且精华蚂蚁系统算法具有针对多目标情况继续进行改进与优化的可能性。贪婪算法或其他搜索算法求解出一个最优诊断策略后即终止算法,并没有反馈结果的过程,因此难以针对多目标情况进行改进,而蚁群算法具备这个反馈过程,后续可引入非支配最优解或E占优最优解等因素进行改进,算法的后续升级空间广阔。

参考文献

[1] 郑应荣. 系统级层次化测试性建模与分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014.
ZHENG Y R. Testability modeling and analysis of hierarchical system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.

[2] GJB2547A 装备测试性工作通用要求[S]. 中华人民共和国军用标准, 2010.
GJB2547A General requirements for testability of

equipment [S]. Military standard of the people's Republic of China, 2010.

- [3] 宋东, 马飞, 王传清. 一种电子系统测试性模型的研究与应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(9): 853-859.
SONG D, MA F, WANG CH Q. Research and application of a testability model of electronic system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(9): 853-859.
- [4] 王生龙, 景博, 焦晓璇, 等. 测试性设计策略优化与建模的可视化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 109-115.
WANG S L, JING B, JIAO X X, et al. Visual research on strategy optimization and modeling of testability design[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(12): 109-115.
- [5] 张睿, 丛华, 刘远宏, 等. 基于禁忌搜索算法的故障诊断策略优化[J]. 装甲兵工程学院学报. 2018, 32(2): 86-90.
ZHANG R, CONG H, LIU Y H, et al. Optimization of fault diagnosis strategy based on tabu search algorithm [J]. Journal of Armored Force Engineering College, 2018, 32(2): 86-90.
- [6] 黄以锋, 景博. 基于Rollout算法的多值属性系统诊断策略[J]. 控制与决策. 2011, 26(8): 1269-1272.
HUANG Y F, JING B. Diagnosis strategy of multivalued attribute system based on rollout algorithm [J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1269-1272.
- [7] 李登, 万福, 尹亚兰, 等. 基于改进RIG算法的动态诊断策略生成[J]. 电子测量与仪器学报. 2014, 28(2): 159-163.
LI D, WAN F, YIN Y L, et al. Dynamic generation of diagnostic strategy based on modified RIG algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation. 2014, 28(2): 159-163.
- [8] 孙萌, 景博, 黄以锋, 等. 基于多特征量的D矩阵模型的建立与分析[J]. 电子测量与仪器学报. 2017, 31(11): 1731-1736.
SUN M, JING B, HUANG Y F, et al. Establishment and analysis of D matrix model based on multi-feature quantity [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(11): 1731-1736.
- [9] 张国辉, 冯俊栋, 徐丙立, 等. 基于故障特征信息量的诊断策略优化仿真研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(11): 317-321.
ZHANG G H, FENG J D, XU B L, et al. Research on DMFT test method based on hybrid diagnostic model [J]. Computer Simulation, 2019, 36(11): 317-

- 321.
- [10] 郭家豪, 史贤俊, 王康. 基于信息熵的诊断策略优化方法[J]. 兵工自动化, 2019, 38(6): 29-32.
GUO J H, SHI X J, WANG K. Diagnostic strategy optimization method based on information entropy theory [J]. Ordnance Automation, 2019, 38 (6): 29-32.
- [11] 田恒, 段富海, 江秀红, 等. 基于准信息熵的测试性 D 矩阵故障诊断新算法[J]. 兵工学报, 2016, 37(5): 923-928.
TIAN H, DUAN F H, JIANG X H, et al. A novel fault diagnosis algorithm of testability D matrix based on quasi information entropy [J]. Acta Ordnance Engineering, 2016, 37 (5): 923-928
- [12] 田恒. 基于测试性 D 矩阵的故障诊断策略研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
TIAN H. Research of fault diagnosis strategy based on testability D matrix [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.
- [13] 杨鹏, 邱静, 刘冠军. 测试不可靠条件下的诊断策略优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 850-854.
YANG P, QIU J, LIU G J. Optimization method for diagnostic strategy with unreliable test [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 850-854.
- [14] 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.
QIANG X Q, JING B, DENG S, et al. strategies for fault diagnosis under unreliable test based on rollout algorithm [J]. Computer Application Research, 2016, 33 (5): 1437-1440.
- [15] 雷华军, 秦开宇. 测试不可靠条件下基于量子进化算法的测试优化选择[J]. 电子学报, 2017. 45(10): 2464-2472.
LEI H J, QIN K Y, Optimal selection of imperfect tests based on improved quantum-inspired evolutionary algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45 (10): 2464-2472.

作者简介



韩露, 2018 年于华中科技大学获得学士学位, 现为海军航空大学硕士研究生, 主要研究方向为电子设备测试性设计。

E-mail: onewest@163.com

Han lu received his B. Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Naval Aviation University. His main research interest includes testability design of electronic equipment.