

基于改进遗传模拟退火算法的测试优化选择

代西超, 南建国, 黄雷, 黄金科, 张超

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 针对测试优化选择这一 NP-hard 问题, 提出利用改进遗传模拟退火算法对其进行求解。由于遗传模拟退火算法直接应用在测试优化选择问题时, 存在算法运行到后期时搜索过程冗长和交叉操作后父代与子代的染色体相似度高的缺点。因此采用非线性加速适应度函数提高搜索速度, 同时在交叉操作前先对基因进行比较, 剔除无效交叉以提高交叉有效性。最后, 对典型实例(超外差接收器系统)进行测试优化选择, 结果表明, 优化后的遗传模拟退火算法达到收敛所需代数相比于遗传模拟退火算法减少 13.3%; 在满足故障检测率和隔离率的要求下, 所需的测试代价与其它算法所得相比较小。因此优化后的遗传模拟退火算法可以更有效地解决测试优化选择问题。

关键词 测试选择; 遗传模拟退火算法; 故障检测; 故障隔离

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.014

中图分类号 TN06 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0070-06

An Optimal Test Selection Based on Improved Genetic Simulated Annealing Algorithm

DAI Xichao, NAN Jianguo, HUANG Lei, HUANG Jinke, ZHANG Chao

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aimed at the NP-hard problem in the optimal test selection (OTS), this paper proposes to utilize the genetic simulated annealing algorithm for solving. To solve the problems that the large time-consuming of searching process and the inefficient crossover operation exist in GASA algorithm, the paper firstly uses a nonlinear accelerating fitness function to improve the searching speed, and simultaneously compares genes before crossover operation to reject the invalid cross operation, so the effectiveness of the algorithm is improved. And the proposed algorithm is applied in the super-heterodyne receiver system. The simulation results show that the iterative numbers of convergence are less 13.3% in OGASA than that in GASA. Meanwhile, the OGASA algorithm can meet the acquirements of testability and fault isolation rate. The testing cost of the algorithm is less than that of others. So the OGASA algorithm is more effective in solving OTS problem.

Key words: optimal test selection; genetic simulated annealing algorithm; fault detection; fault isolation

收稿日期: 2015-11-09

基金项目: 航空科学基金(20142896022)

作者简介: 代西超(1992-), 男, 陕西凤翔人, 硕士生, 主要从事机载计算机技术测试性设计与分析研究. E-mail: 791801725@qq.com

引用格式: 代西超, 南建国, 黄雷, 等. 基于改进遗传模拟退火算法的测试优化选择[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(2): 70-75. DAI Xichao, NAN Jianguo, HUANG Lei, et al. An Optimal Test Selection Based on Improved Genetic Simulated Annealing Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2): 70-75.

设备故障检测与诊断的难度日益增大,对故障进行全面分析得到的测试集通常存在大量的冗余测试,而通过测试优化选择可以有效地提高测试效率,并降低测试代价。因此测试优化选择在测试性设计工作中得到高度重视。测试优化选择指的是从系统测试集中选取一组最佳的测试组合方案,不仅要满足测试性指标,还要将测试代价尽可能的降到最低^[1]。要达到这一目的就需要对多种测试方案进行比较,来寻找出其中的最优测试集合。通过数学建模分析可以得出测试优化选择属于集合覆盖模型,而集合覆盖问题本身是一个典型的 NP-hard 问题,所以对大规模的装备系统的进行测试优化选择受到了广泛关注,许多学者提出不同的算法来进行求解。其中,针对多值故障字典的模拟电路测点选择问题已经提出了许多的测试优化选择算法^[2-6],针对二值情况的测试优化选择问题,文献[7]中提出基于布尔逻辑的测试选择方法,然而当问题规模不断增大时,布尔逻辑算法显然存在维数过大而不再适用;文献[8]中提出利用遗传算法进行测试优化选择,但遗传算法自身搜索策略的效率有限,存在收敛速度较慢的问题;刘建敏等^[9]提出了基于贪婪算法的测试优化选择方法,虽然其时间复杂度得到了降低,却不一定能得到全局最优解;文献[10~12]针对遗传算法解决测试选择问题的不足进行改进,其中混沌遗传算法通过避免重复遍历能较快地得到问题的最优解,量子遗传算法和改进的量子遗传算法在收敛速度上均有一定的提高。文献[13~15]都将粒子群算法应用于测试选择问题,而粒子群算法存在可能不收敛的问题;文献[16]采用二进制粒子群-遗传算法既避免陷入局部最优,提高了搜索效率,但其稳定性下降,不易求得最优解。

1 测试优化选择的数学描述与建模

1.1 故障-测试相关矩阵

故障-测试相关矩阵是指用行向量表示故障(fault)、列向量表示测试(test)所形成的相关性矩阵,设 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 表示由 m 个故障组成的待检测与隔离的故障集合, $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 表示由 n 个可供选择的测试组成的测试集合,则故障-测试相关矩阵可记为:

$$FT_{m \times n} = \begin{bmatrix} ft_{11} & ft_{12} & \cdots & ft_{1n} \\ ft_{21} & ft_{22} & \cdots & ft_{2n} \\ \vdots & \vdots & ft_{ij} & \vdots \\ ft_{m1} & ft_{m2} & \cdots & ft_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $ft_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{表示故障 } f_i \text{ 可以被测试 } t_j \text{ 观测} \\ 0, & \text{表示故障 } f_i \text{ 不可以被测试 } t_j \text{ 观测} \end{cases}$, 矩阵的第 i 行向量 $F_i = [ft_{i1}, ft_{i2}, \dots, ft_{in}]$ 描述了故障 f_i 发生时对应的所有测试信息,其相应的测试集合为 $T(f_i) \in T$; 第 j 列向量 $T_j = [ft_{1j}, ft_{2j}, \dots, ft_{mj}]^T$ 描述了测试 t_j 对所有故障的检测信息,其可观测的故障集合为 $F(t_j) \in F$ 。

1.2 测试性指标参数

1.2.1 故障检测率

故障检测率(FDR)一般定义为:在规定时间内测试系统能正确检测出的故障数与发生的总故障数之比。设 $T_s \in T$ 为备选测试集合, $F_D \in F$ 表示能被测试集合 T_s 检测到的故障集,则 F_D 可定义为:

$$F_D = \{f_i | f_i \in F, t_j \in T_s, ft_{ij} = 1\} \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$ 。因此,故障检测率可表示为:

$$\gamma_{FD} = |F_D| / |F| = |F_D| / m \quad (3)$$

为满足规定的故障检测率 γ_{FD}^* 要求,可以数学化描述为: $\gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^*$ 。

1.2.2 故障隔离率

故障隔离率(FIR)一般定义为:在规定的时间内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数与同一时间内检测到的故障总数之比。设 $T_s \in T$ 为备选测试集合, $F_I \in F$ 表示能被测试集合 T_s 隔离的故障集,即故障 $f_x, f_y (x \neq y)$, 如果它们均可被测试集 T_s 检测到,且 $ft_{xj} \neq ft_{yj}$ 。则 F_I 可定义如下:

$$F_I = \{f_x | f_x \in F, t_j \in T_s, ft_{xj} \neq ft_{yj}\} \quad (4)$$

式中: $x = 1, 2, \dots, m; y = 1, 2, \dots, m; x \neq y$ 。因此,故障隔离率为:

$$\gamma_{FI} = |F_I| / |F_D| \quad (5)$$

为满足规定的故障隔离率 γ_{FI}^* 要求,其可以数学化描述为: $\gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^*$ 。

1.2.3 测试代价

通常将除测试结果可靠度(r_j)以外的测试参数统称为测试代价 c_j , 例如测试时间、测试任务复杂度和测试设备的大小等。对于给定的备选测试集合 T_s , 在满足系统所给定的故障检测率和隔离率要求时,其测试代价 C 为:

$$C = \sum_{t_j \in T_s} c_j \quad (6)$$

1.3 优化模型

综合上述分析,可以得到测试优化选择模型为:

$$\begin{cases} \min & C \\ \text{s.t.} & \gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* \\ & \gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^* \end{cases} \quad (7)$$

2 遗传模拟退火算法求解测试优化选择问题

2.1 遗传模拟退火算法

遗传模拟退火算法是在遗传算法的基础上引入模拟退火算法^[17],充分利用两种算法的不同邻域搜索结构的特点,取长补短将优点相结合而形成的一种混合优化策略,其具体流程图见图1。该算法既包括遗传算法的选择、交叉、变异操作,又包含模拟退火算法的状态产生函数等不同的领域搜索结构。主要思想是在遗传算法的操作中加入了模拟退火过程,其中选择操作有利于将优良个体基因遗传到下一代解,交叉操作可以使后代继承父代的优良模式,突变操作可以增加解的多样性,在高温时进行模拟退火操作有利于解状态的大范围迁移,在低温时进行模拟退火操作保证了在局部范围内寻优,从而提高了遗传模拟退火算法在解空间中的寻优能力和搜索效率。

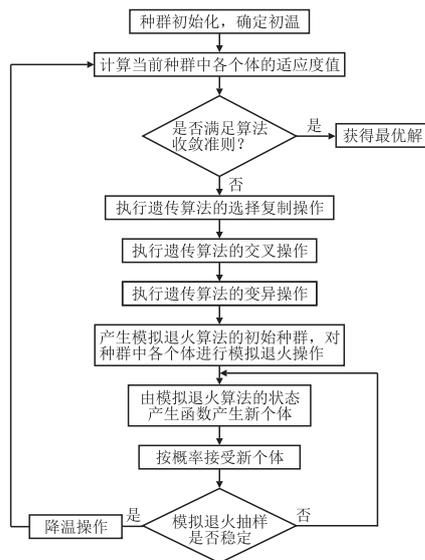


图1 遗传模拟退火算法的流程图

Fig.1 Flow chart of genetic algorithm and simulate annealing algorithm

2.2 测试优化选择问题的求解

采用遗传模拟退火算法求解测试优化选择问题的主要步骤可表述如下:

1)编码选择。以测试集合为变量,备选测试集合 T_s 中的测试个数 n 作为染色体长度进行二进制编码。

2)初始化参数和初始化种群。参数初始化包括种群规模 P_{size} ,交叉概率 P_c ,变异概率 P_m ,最大迭代次数 N_{max} ,初始温度 t_0 ,退温速率 λ ;种群初始化是由备选测试集合随机选取测试集合作为个

体,在保证每个个体均是合法的情况下,总共选取 P_{size} 个个体就是一个初始种群。

3)适应度函数的构造。适应度函数是对个体的目标值的适当替换,可以体现出不同个体间的性能差异。测试选择问题的适应度函数构造应符合以下特点:故障检测率、故障隔离率等测试性指标相同的情况下,测试代价越低的测试集合越容易被选中;测试代价相同的情况下,故障检测率、故障隔离率等测试性指标越高的测试集合越容易被选中。因此适应度函数可取为检测率 γ_{FD} 和隔离率 γ_{FI} 的增函数与测试代价 C 的减函数,在此基础上再引入罚函数,参照文献[1]和[8]适应度函数可表示为:

$$f(T_s) = \begin{cases} \left(1 - \frac{\sum_{t_j \in T_s} c_j}{\sum_{t_j \in T} c_j}\right)^\mu + 2, & \gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* \\ & \gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^* \\ \left(1 - \frac{\sum_{t_j \in T_s} c_j}{\sum_{t_j \in T} c_j}\right)^\mu + \left(\frac{\gamma_{FD}}{\gamma_{FD}^*}\right)^\alpha + 1, & \gamma_{FD} \leq \gamma_{FD}^* \\ & \gamma_{FI} \geq \gamma_{FI}^* \\ \left(1 - \frac{\sum_{t_j \in T_s} c_j}{\sum_{t_j \in T} c_j}\right)^\mu + \left(\frac{\gamma_{FI}}{\gamma_{FI}^*}\right)^\beta + 1, & \gamma_{FD} \geq \gamma_{FD}^* \\ & \gamma_{FI} \leq \gamma_{FI}^* \\ \left(1 - \frac{\sum_{t_j \in T_s} c_j}{\sum_{t_j \in T} c_j}\right)^\mu + \left(\frac{\gamma_{FD}}{\gamma_{FD}^*}\right)^\alpha + \left(\frac{\gamma_{FI}}{\gamma_{FI}^*}\right)^\beta, & \gamma_{FD} \leq \gamma_{FD}^* \\ & \gamma_{FI} \leq \gamma_{FI}^* \end{cases} \quad (8)$$

式中: μ 、 α 、 β 均为常数。

4)遗传算法的搜索操作步骤为:①选择操作;②交叉操作;③变异操作。

5)模拟退火算法状态接受函数的构造。采用 Metropolis 接受准则,即从除去个体 x_i 的种群 P 中随机选取一个个体 $x_j \in P$,分别计算 x_i 、 x_j 的适应度函数值,求其差值 $\Delta f_{ij} = f(x_j) - f(x_i)$,按照概率 $\min[1, \exp(-\Delta f_{ij}/t_k)]$ 接受新个体。

6)退温函数的构造。采用函数 $t_k = \lambda t_{k-1}$ 作为退温函数,其中 λ 为退温速率。

7)终止条件。为了使算法更有效地应用于测试选择优化问题,终止条件的设置应综合考虑优化结果和优化时间两者的性能指标。在寻优过程中如果连续 10 代最优解的适应度函数值都保持不变就进行退温,若连续进行 10 次退温仍是同一个最优解,则将其作为全局最优解,终止搜索并输出此最优解。

3 遗传模拟退火算法在测试优化选择具体问题中的优化

3.1 适应度函数的优化

测试优化选择的目标函数式(7)可变形为式

表1 超外差式接收器故障-测试相关矩阵

Tab.1 Relationship between faults and tests for superheterodyne receiving system

	$t_1 \sim t_{36}$	故障率%
f_1	000000101110100000010111100000000001	0.185
f_2	111111111111110111111111011111111111	0.923
f_3	000000000110100000010111110000000001	18.500
f_4	000000000000000000001010000000000000	0.185
f_5	00010010111011100001011110000001011	0.185
f_6	111111111111110110111111011111111111	0.923
f_7	100100100100000000010010001001001001	0.185
f_8	101101101110100000010111101011010011	0.923
f_9	101101101110100000010111100101010011	18.500
f_{10}	000101101110100000010111100000100011	18.500
f_{11}	000000101110100000010111100000000101	18.500
f_{12}	000000000000000000000000000000000001	0.185
f_{13}	000111101110100000010111100000000011	0.923
f_{14}	101101101111111100010111100101111111	18.500
f_{15}	0000000000000000000011100000000000001	0.923
f_{16}	000000000111100000010100000000000001	0.185
f_{17}	000000111110100000010111100000000101	0.923
f_{18}	111101101110100000010111100001010011	0.185
f_{19}	11111111111111111111111111111111111111	0.185
f_{20}	000101101110100000010111100001110011	0.185
f_{21}	100100100110010010010010101001001001	0.185
f_{22}	11111111111111011110111111111111111111	0.185

图4给出了直接采用遗传模拟退火算法进行20次实验计算,每次迭代100次的实验结果,可以看出,当迭代进行到30代左右时,算法可以收敛到全局最优解。图5是相同条件下经过对适应度函数和交叉操作进行优化后的实验结果,可以看出,在适应度函数得到优化后,最优个体适应度值由逐渐增加变为逐渐变小,由前文对适应度函数优化的讨论可得,取适应度值最小的个体作为最优解,当迭代进行到26代左右时,就可以稳定地收敛到全局最优解,且算法的收敛速度得到了提高。

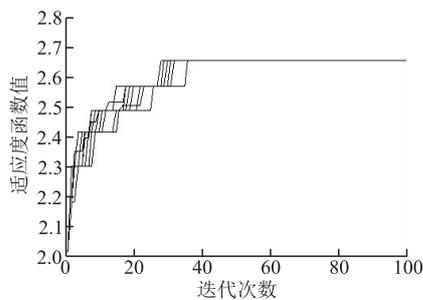


图4 未优化的进化代数与适应度值关系图
Fig.4 Relationship curves between fitness and iteration times without optimization

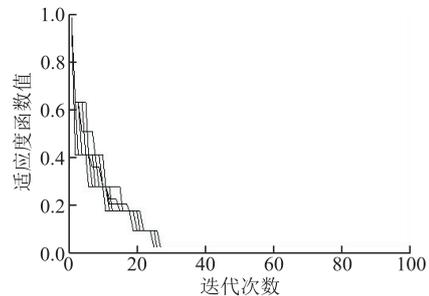


图5 优化后的进化代数与适应度值关系图
Fig.5 Relationship curves between fitness and iteration times with optimization

同时,对于这一实例,文献[8]中遗传算法所需的测试代价为15,文献[10]中混沌遗传算法所需的测试代价为15,文献[11]中量子遗传算法所需的最小测试代价为12,而本文中所需的测试代价为9,故可以看出遗传模拟退火算法能以较小的测试代价达到故障检测率和隔离率指标的既定要求。

综合分析可以得出以下结论:遗传模拟退火算法在以较小的测试代价满足测试性指标既定要求的同时,能较快地收敛到全局最优解;并且经过对适应度函数和交叉操作进行优化后,遗传模拟退火算法的收敛速度也得到了提高,即证明了文中所提出的优化操作的有效性。

5 结语

本文首先通过对测试优化选择问题的数学描述与建模,介绍了遗传算法、模拟退火算法和将两种算法取长补短得到的遗传模拟退火算法。然后将遗传模拟退火算法应用于求解测试优化选择问题,并给出其主要步骤。接着,针对该算法在应用中存在的具体问题进行分析,对适应度函数和选择操作分别进行了优化。最后,采用超外差接收器系统这一典型实例进行验证。结果表明,优化后的遗传模拟退火算法在满足系统测试性指标要求的基础上,所需的测试代价较小,并能够较快地收敛到全局最优解,有效地解决了测试优化选择问题。

参考文献(References):

- [1] 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.
QIU Jing, LIU Guanjun, YANG Peng, et al. Equipment Testability Modeling And Design Technology [M]. Beijing: Science Press, 2012. (in Chinese)
- [2] PRASAD V C, BABU N S C. Selection Of Test Node For Analog Fault Diagnosis In Dictionary Approach [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(6): 1289-1297.
- [3] GOLONEK T, RUTKOWSKI J. Genetic-algorithm-based Method For Optimal Analog Test Points Selection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems- : Express Briefs, 2007, 54(2): 117-121.
- [4] YANG C L, TIAN S L, LONG B. Application Of Heuristic Graph Search To Test Points Selection For Analog Fault Dictionary Techniques [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(7): 2145-2158.
- [5] JIANG R H, WANG H J. Multidimensional Fitness Function DPSO Algorithm For Analog Test Points Selection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(6): 1634-1641.
- [6] LEI H J, QIN K Y. Quantum-inspired Evolutionary Algorithm For Analog Test Point Selection [J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 2013, 75(3): 491-498.
- [7] 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 Peng, QIU Jing, LIU Guanjun, et al. The Test Selection Algorithms Based on Boolean Logic [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2007, 21(5): 386-390. (in Chinese)
- [8] 苏永定. 机电产品测试性辅助分析与决策相关技术研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2004.
SU Yongding. Research on Relevant Technology in Analysis And Decision at The Testability Aid Design for Mechatronics Equipment [D]. Changsha: National University of Defence Technology, 2004. (in Chinese)
- [9] 刘建敏,刘远宏,冯辅周,等. 基于贪婪算法的测试优化选择[J]. 兵工学报, 2014, 35(12): 2109-2116.
LIU Jianmin, LIU Yuanhong, FENG Fuzhou, et al. The Optimization Selection of Tests Based on Greedy Algorithm [J]. Journal of China Ordnance, 2014, 35(12): 2109-2116. (in Chinese)
- [10] 吕晓明,黄考利,连光耀. 基于混沌遗传算法的测试选择优化问题的研究[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(3): 265-268.
LÜ Xiaoming, HUANG Kaoli, LIAN Guangyao. Research on The Problem of Test Selection Optimization Based on Chaos Genetic Algorithm [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29(3): 265-268. (in Chinese)
- [11] 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.
WU Tao, YE Xiaohui, WANG Hongxia, et al. Research on Problem of Test Selection Based on Quantum Genetic Algorithm [J]. Computer Measurement & Control, 2010, 18(11): 2508-2510. (in Chinese)
- [12] 雷华军,秦开宇. 基于改进量子进化算法的测试优化选择[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(4): 838-845.
LEI Huajun, QIN Kaiyu. Optimal Test Selection Based on Improved Quantum-inspired Evolutionary Algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(4): 838-845. (in Chinese)
- [13] 蒋荣华. 基于粒子群算法的电子系统可测性研究[D]. 成都:电子科技大学, 2009.
JIANG Ronghua. Research On Testability of Electronic System Based on Binary Particle Swarm Algorithms [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)
- [14] 马羚,李海军,王成刚,等. 基于改进粒子群算法的测试优化选择[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(7): 2244-2246.
MA Ling, LI Haijun, WANG Chenggang, et al. Optimal Test Selection Based on Improved Discrete PSO Algorithm [J]. Computer Measurement & Control, 2015, 23(7): 2244-2246. (in Chinese)
- [15] 马羚,李海军,王成刚,等. 考虑换件维修代价的测试优化选择[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 280-286.
MA Ling, LI Haijun, WANG Chenggang, et al. Optimized Test Selection Method Considering The Cost of Alternative Maintenance [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(2): 280-286. (in Chinese)
- [16] 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): 1675-1680.
CHEN Xixiang, QIU Jing, LIU Guanjun. Optimal Test Selection Based on Hybrid BPSO And GA [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(8): 1675-1680. (in Chinese)
- [17] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2001.
WANG Ling. Intelligent Optimization Algorithms with Applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)