

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.07.021

## 基于模拟退火算法的实时故障诊断测试集优化

姜伟, 王宏力, 何星

(第二炮兵工程大学 304 室, 西安 710025)

**摘要:** 为解决复杂系统的实时故障诊断问题, 设计基于模拟退火(simulated annealing algorithm, SAA)的测试集多目标优化策略。从测试集故障隔离率、测试个数及成本等多个指标优化入手, 对每个优化目标按其重要性进行降序排列, 依据优先顺序依次实现多个目标的优化, 并引用阿波罗号发射前系统状态检测的例子进行验证。仿真结果表明: 模拟退火算法原理简单, 计算精度高, 可为实时系统诊断测试集优化选择提供有效指导。

**关键词:** 模拟退火; 实时诊断; 多目标优化

**中图分类号:** TP206 **文献标志码:** A

## Test Set Optimization of Real-Time Fault Diagnosis System Based on Simulated Annealing Algorithm

Jiang Wei, Wang Hongli, He Xing

(No. 304 Room, Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** In order to solve the real-time fault diagnosis problem of complex system, a multi-objective optimization strategy of test set based on simulated annealing algorithm (SAA) is designed. Starting with optimal multi-criteria such as fault isolation rate, number of tests and cost, each objective is sorted in descending order consistent with its importance and realized in accordance with its priority. The example of Apollo system state detection before launch is introduced to validate its ability. The simulation results show that the SAA principle is simply and better precision, which can give effective direction to the test selection of real-time fault diagnosis system.

**Key words:** SAA; real-time fault diagnosis; multi-objective optimization

### 0 引言

多信号模型是利用分层有向图表示系统属性的相关关系, 仅对故障传播特性进行建模的一种模型方法, 目的是获取被分析对象的故障——测试依赖矩阵( $D$  矩阵), 已在测试性分析软件 TEAMS 中得到了成功应用<sup>[1]</sup>。随着实时诊断和测试成本等要求的提出, 对测试序列进行优化以达到某些测试指标这一问题成为了研究热点。各种启发式及人工智能算法, 如信息熵<sup>[2]</sup>、粒子群优化<sup>[3]</sup>、蚁群算法<sup>[4]</sup>、遗传算法<sup>[5]</sup>等在提高故障检测率、隔离率及减少测试成本等方面都取得了一定的成果。

但在实时故障诊断系统中, 信号实时采集而且可能存在瞬变故障, 所以对算法的鲁棒性及运算速度都有较高的要求, 仅研究单个测试的优化检测次序难以满足测试目标。文献[6]提出了基于信息流模型的列表寻优法, 对测试序列进行了优化并构建了故障隔离体系, 但在求解过程中需要不断记录搜索路径的历史信息并不断地测试、分割故障信息表, 随着测试点与故障源的增加, 存在维数灾难, 不适

合在较大规模系统中的应用。对于实时故障诊断系统, 提高故障隔离率、减少测试个数、降低测试成本是测试集优化的目标。因此, 笔者将模拟退火(simulated annealing algorithm, SAA)首次应用到实时诊断测试集优化上, 以提高诊断系统的鲁棒性和效率。

### 1 模拟退火算法及应用

模拟退火算法是受金属热加工技术的启迪而发展起来的一种启发式蒙特卡罗(Monte Carlo)方法。这种算法的思想最早由 Metropolis 等人于 1953 年提出, 但把它用于求解优化问题却是在 1983 年由 Kirkpatrick 等给出的。将模拟退火算法应用于组合优化问题求解的思路是固体物质执行退火处理时, 由高能态向低能态转变的过程, 与组合优化问题求解时寻找目标函数最小(或最大)值的过程是相似的。目前, 已成功应用到很多领域, 如诊断问题<sup>[7]</sup>、线路铺设<sup>[8]</sup>、旅行商问题<sup>[9]</sup>。

模拟退火算法的基本过程<sup>[10]</sup>是:

1) 给定模型中参数变化范围, 在这个范围内随

收稿日期: 2012-02-03; 修回日期: 2012-03-01

作者简介: 姜伟(1989—), 男, 河南人, 硕士研究生, 从事智能故障诊断技术研究。

机选择一个初始解  $m_0$ , 并计算相应的目标函数值  $E(m_0)$ 。

2) 对当前解  $m_0$  进行扰动产生一个新模型  $m$ , 计算相应的目标函数值  $E(m)$ , 得到  $\Delta E = E(m) - E(m_0)$ 。

3) Metropolis 接受准则。若  $\Delta E < 0$ , 则新解  $m$  被接受; 若  $\Delta E > 0$ , 则新解  $m$  按概率  $P = \exp(-\Delta E/T)$  进行接受。 $T$  为温度。当新解被接受时, 置  $m_0 = m, E(m_0) = E(m)$ 。

4) 在温度  $T$  下, 重复一定次数的扰动和接受过程, 即重复步骤 2)、3)。

5) 缓慢地降低温度  $T$ 。

6) 重复步骤 2)、5), 直至收敛条件满足为止。

对于新解的产生, 常用的扰动方法有 2 种: 2 变换法和 3 变换法。

① 2 变换法。

任选序号  $u, v (u < v)$  交换  $u$  与  $v$  之间的顺序, 此时模型  $m_0 = (x_1, \dots, x_u, \dots, x_v, \dots, x_n)$  更新为新模型  $m = (x_1, \dots, x_{u-1}, x_v, x_{v-1}, \dots, x_{u+1}, x_u, x_{v+1}, \dots, x_n)$ 。

② 3 变换法。

任选序号  $u, v$  和  $w$  (设  $u \leq v < w$ ), 将  $u$  和  $v$  之间的序列插到  $w$  之后, 此时模型  $m_0 = (x_1, \dots, x_u, \dots, x_v, \dots, x_n)$  变换为  $m = (x_1, \dots, x_{u-1}, x_{v+1}, \dots, x_w, x_u, \dots, x_v, x_{w+1}, \dots, x_n)$ 。

## 2 测试集选择的问题描述

$D$  矩阵是多信号模型的核心, 它是一个以故障源  $c_i (i=1, 2, \dots, m)$  为行、可用测试  $t_j (j=1, 2, \dots, n)$  为列的二值矩阵, 反映了测试的诊断能力和故障被检测的水平。矩阵的第  $i$  行第  $j$  列元素  $d_{ij}$  代表测试与故障之间的关系, 当  $d_{ij}=1$  时, 表示测试  $t_j$  可以检测到故障  $c_i$ , 若  $d_{ij}=0$  则表示不能检测。现假设有  $m$  个待检测的故障,  $n$  个可供选择的测试点, 其  $D$  矩阵如下:

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & d_{ij} & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \dots & d_{mn} \end{bmatrix}$$

此外, 设  $Ct = (ct_1, ct_2, \dots, ct_n)$  是  $n$  个测试分别需要

的时间、人力或其他经济指标成本。设系统需要寻找的测试集为  $T$ , 用向量表示为  $T = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n)$ , 式中  $x_i$  值为 0 或 1, 当  $x_i=1$  时表示第  $i$  个测试被选中,  $x_i=0$  表示第  $i$  个测试没有被选入测试集。实时故障诊断的测试集就是要满足故障隔离率最大的情况下, 测试点少、测试成本低。

## 3 基于 SA 的实时诊断测试集优化

### 3.1 初始化模型

实时故障诊断测试集可以初始化  $n$  维的二进制编码, 维数与可选的测试个数相同, 诊断的目的就是找出满足优化目标的可行解集合。可行解空间  $T$  可以表示为  $[x_1, x_2, \dots, x_n]$  的所有循环排列组合, 其中  $x_i=1$  时表示第  $i$  个测试被选中,  $x_i=0$  表示第  $i$  个测试没有入选测试集,  $i=1, 2, \dots, n$ 。如果多信号模型得到的  $D$  矩阵维数较大, 那么能够得到较好优化目标的测试个数不易得知, 所以在初始解中随机选择的测试个数  $N$  由少到多, 循环排列, 文中使用 Monte Carlo 方法求得较好的初始解。可行解更新具体流程如图 1。

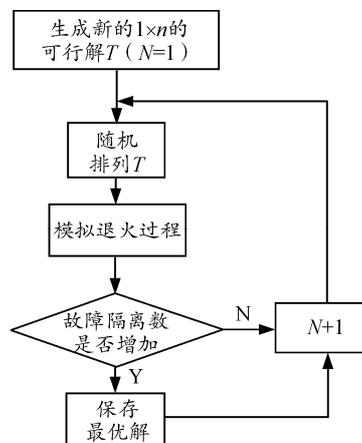


图 1 可行解更新流程

### 3.2 实时诊断测试集的适应度函数

对于实时诊断测试集, 所要优化的目标依次为最大故障隔离数、最小测试数目及最小测试代价, 它们对于故障诊断的重要性依次减小。因此定义其适应度函数  $F'$  为一个三维矢量, 如下式所示。

$$F' = (fi, ft, fc)$$

式中:  $fi$  为测试集所能检测故障的个数;  $ft$  为其所用测试的个数;  $fc$  为其测试代价。

在单故障假设下, 2 个故障可以被隔离的条件

是二者所对应的行向量必须相异，而且相异元素所对应的测试就可以隔离这 2 个故障。因此测试集的故障隔离能力取决于可行解  $T$  中的所有测试在  $D$  矩阵中对应的列组成的新矩阵  $D_s$  中互不相同行向量的个数，即该测试集所能隔离出的故障的数目  $f_i$ 。测试集  $f_i$  具体求解过程如下：

1) 提取测试集  $T$  中  $T_s=(T_{s1}, T_{s2}, \dots, T_{sj})$ ，即测试集中有  $j$  个可用测试， $sj$  为可用测试在测试集  $T$  矢量中的编号；

2) 生成可用测试集  $T_s$  所形成的新的  $m \times j$  故障——测试相关矩阵。

$$D_s = (T_{s1}, T_{s2}, \dots, T_{sj}) = \begin{bmatrix} d_{1,s1} & d_{1,s2} & \dots & d_{1,sj} \\ d_{2,s1} & d_{2,s2} & \dots & d_{2,sj} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{m,s1} & d_{m,s2} & \dots & d_{m,sj} \end{bmatrix}$$

3) 用循环比较方法求  $D_s$  中互不相同且不全为零的行向量个数 ( $D_s$  中全零行对应的故障无法检测)，即得测试集的  $f_i$ 。

其他 2 个目标值的算式为：

$$f_i = \sum T_s$$

$$f_c = T_s \cdot Ct^T$$

3.3 多目标测试集优化算法实现流程

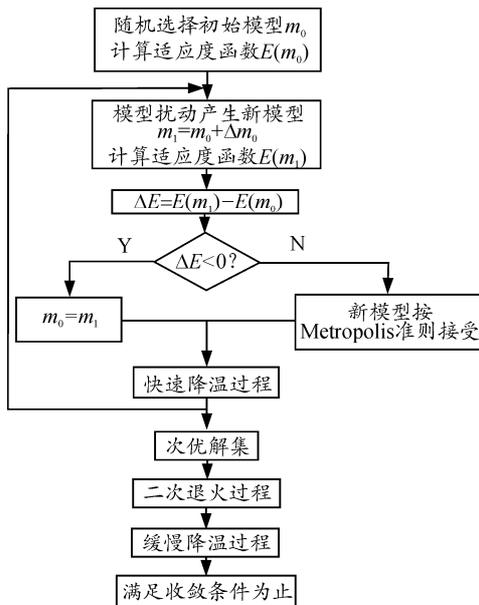


图 2 模拟退火算法实现流程

测试集优化的 SA 算法流程如图 2 所示。针对一次模拟退火产生最优解需要很缓慢的降温过程，

由此带来运行时间增加的问题，笔者采用了二次退火策略，即首次退火降温过程设置较快的速度，可以较快地获得一组次优解，利用这些次优解重新进行一次缓慢的退火过程。由于解的维数固定，结构又是离散的二进制代码，故二次退火策略可以更快地获得最优解。

4 实例验证

笔者用 Matlab 语言编制了模拟退火算法程序，实现了对故障诊断测试集的优化。为了验证算法，笔者引入文献[8]中阿波罗号发射前系统状态检测的例子，该模型有 10 个故障状态和 15 个测试，设各故障的概率相等，测试成本向量为  $Ct=[0.1 \ 0.8 \ 0.5 \ 1 \ 1 \ 0.5 \ 0.8 \ 0.6 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.9 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.6]$ ，测试与故障的相关矩阵如表 1 所示。

表 1 阿波罗号发射前故障——测试依赖关系矩阵

故障状态	测试编号														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
3	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1
4	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
5	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
6	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1
7	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1
8	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0
9	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1
10	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0

初始温度  $T_0=1$ ，结束温度为 0，首次温度衰减系数  $\alpha=0.75$ ，二次温度衰减系数  $\alpha=0.99$ ，终止条件  $\text{eps}=1 \times 10^{-6}$ 。仿真结果表明：最优诊断测试集为  $\{t_1, t_6, t_{13}, t_{14}\}$   $\{t_1, t_6, t_8, t_{11}\}$   $\{t_1, t_9, t_{12}, t_{14}\}$ ，其隔离故障数为 10，测试数为 4，成本为 1.6。即在单故障假设下，只需要 4 个测试即可完成对所有故障模块的隔离，优化后的测试集使诊断效率大大提高。文献[12]提出的速度位置更新算法(记为算法 1)，文献[13]提出了一种绝对速度-位置更新算法(记为算法 2)和绝对速度-检测度-位置翻转更新的粒子群算法(记为算法 3)，对于上述实例也进行了测试集优化的研究。文中的二次降温模拟退火算法记为算法 4。算法优化过程的统计指标如表 2 所示。

表 2 诊断测试集优化统计结果

指标类别	平均故障隔离数	达到最优比例/%	平均测试个数	平均最优测试成本	平均运行时间/s
算法 1	8	16.7	5.4	2.07	12.048
算法 2	9	90.0	4.4	1.62	2.897
算法 3	10	100.0	4.0	1.60	1.870
算法 4	10	100.0	4.0	1.60	0.935

从仿真结果可以看出: 笔者采用的模拟退火算法在平均故障隔离数、最优比例、平均测试个数和平均测试成本上取得了和文献[12]中的 MDRDPSO 方法一致的效果。但在运行时间上, MDRDPSO 算法耗时 1.870 s, 而模拟退火算法明显更优。

### 5 结束语

笔者引入模拟退火算法和二次退火策略, 同时实现了多个优化目标, 且算法的实时性和精度较好。仿真实例表明模拟退火算法可行、有效。

### 参考文献:

[1] 朱明初, 刘松风, 贺喆, 等. 基于多信号模型的扩展 D—矩阵研究[J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(4): 909-911.  
 [2] 许军, 常天庆, 郭友松, 等. 基于最大故障特征信息熵的测试点优化设计[J]. 装甲兵工程学院学报, 2009, 23(3): 41-44.  
 [3] 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(4): 11-15.  
 [4] 覃方君, 田蔚风, 李安, 等. 基于蚁群算法的复杂系统多故障状态的决策[J]. 中国惯性技术学报, 2004, 12(4):

12-15.  
 [5] 于劲松, 徐波, 李行善. 基于遗传算法的序贯诊断策略生成[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(4): 833-836.  
 [6] 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.  
 [7] 颜廷虎, 钟秉林, 黄仁. 模拟退火算法在诊断问题求解中的应用[J]. 中国机械工程, 1993, 4(5): 6-9.  
 [8] 刘晓禹, 张洪强. 基于模拟退火算法的城市公交线路铺设分析[J]. 交通科技与经济, 2010, 61(5): 61-63.  
 [9] 曲强, 陈雪波. 基于 Matlab 的模拟退火算法的实现[J]. 鞍山科技大学学报, 2003, 26(3): 196-199.  
 [10] 张霖斌, 姚振兴, 纪晨, 等. 快速模拟退火算法及应用[J]. 石油地理物理学报, 1997, 32(5): 654-660.  
 [11] Pattipati K R, Alexandridis M G. A Heuristic Search and Information Theory Approach to Sequential Fault Diagnosis[J]. IEEE Trans. on SMC, 1990, 20(4): 872-887.  
 [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): 1674-1680.  
 [13] 王宏力, 张忠泉, 崔祥祥, 等. 基于改进 PSO 算法的实时故障检测诊断测试集优化[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(4): 958-962.

\*\*\*\*\*

(上接第 73 页)

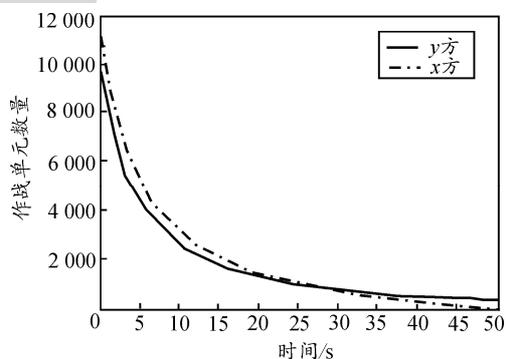


图 5 当  $\tau=0.5$  时的仿真结果

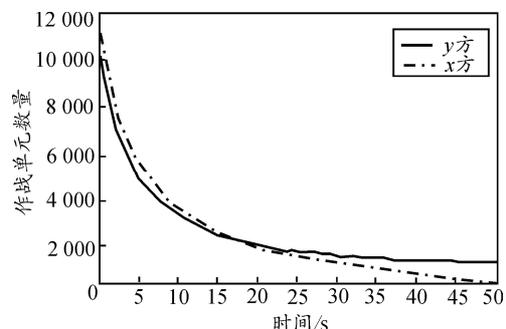


图 6 当  $\tau=0.8$  时的仿真结果

从图 4、图 5 和图 6 的比较中可以看出: 时滞量能引起整个战斗结局的翻盘, 而且时滞量越大, 这种胜负转变越快。在实际作战过程中, 在初始战斗力小

于敌方的情况下, 迅速的情报获得与处理能够掌握战斗的主动, 给敌人更加致命的打击; 从图 5 与图 6 比较可以看出, 能获得先于敌方更多的处理时间(限时滞量), 则信息优势越明显。

### 3 结论

通过对信息化条件下时滞 Lanchester 方程建模与仿真计算可以看到: 信息优势的提高能够使己方伤亡大幅减小, 并且加快战斗进程。在信息化条件下, 信息优势的重要性显而易见; 因此, 对于兵力火力居于劣势的军队, 可以通过加强信息化建设, 增强战场感知能力和指挥控制能力, 在战场某些关键节点对敌形成信息优势, 速战速决, 使敌方陷入瘫痪, 实现以弱胜强。

### 参考文献:

[1] 罗雪山, 张维明. C3I 系统理论基础: C3I 系统建模方法与技术[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2000.  
 [2] 沙基昌. 数理战术学[M]. 北京: 科学出版社, 2003.  
 [3] 吴俊, 杨峰, 梁彦, 等. 面向信息化战争的广义兰切斯特作战模型[J]. 火力与指挥控制, 2010(35): 51-52.  
 [4] 时宝, 张德存, 盖明久. 微分方程理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.  
 [5] 薛定宇, 陈阳泉. 高等应用数学问题的 Matlab 求解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.